



**L'impact de la transparence de la gestion algorithmique sur la justice organisationnelle et l'intention de quitter : Une étude dans l'industrie du transport routier**

par  
Antoine Bujold

Science de la gestion  
(Option développement organisationnel)

Mémoire présenté en vue de l'obtention  
du grade de maîtrise ès sciences en gestion  
(*M. Sc.*)

Novembre 2021  
© Antoine Bujold, 2021



## Résumé

L'utilisation de systèmes technologiques constitués d'algorithmes pour suivre et optimiser le travail des employés est monnaie courante dans de nombreux secteurs d'activité. La littérature suggère que la transparence de la gestion algorithmique pourrait avoir des retombées positives pour les organisations qui l'utilisent. Ces systèmes de gestion algorithmique sont à ce jour bien implantés dans l'industrie du transport routier québécois pour surveiller les camionneurs et les camionneuses ainsi que gérer leur performance et leur rémunération, mais, à notre connaissance, aucune étude n'a montré empiriquement l'impact de la transparence de la gestion algorithmique sur les attitudes des camionneurs et des camionneuses. D'ailleurs, cette industrie fait face à un taux de roulement extraordinairement élevé. Dans ce contexte, cette étude a pour objectif d'étudier quantitativement l'effet de la transparence de trois fonctions de gestion algorithmique (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération) sur la justice distributive et procédurale ainsi que le rôle médiateur de ces dimensions de la justice organisationnelle dans la relation entre la transparence de trois fonctions de gestion algorithmique et l'intention de quitter des camionneurs et des camionneuses du Québec. Les données ont été recueillies auprès de 215 répondants via des communautés en ligne de camionneurs et de camionneuses. Les résultats des analyses de régressions hiérarchiques montrent que la transparence des fonctions de gestion algorithmique à l'étude sont positivement liés à la justice distributive et à la justice procédurale et que ces deux dimensions de la justice organisationnelle sont négativement liées à l'intention de quitter l'entreprise. De plus, nos résultats montrent que la justice distributive et procédurale jouent un rôle médiateur dans la relation entre la transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs (à l'exception de la justice distributive dans la relation entre la transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter). Ainsi, ces résultats montrent que les organisations et les gestionnaires ont intérêt à être transparents en fournissant des explications sur le pourquoi et le comment de l'utilisation d'un système algorithmique, car cette transparence est liée à une réduction de l'intention de quitter des travailleurs en augmentant la perception de justice distributive et de justice procédurale.

**Mots-clés :** *Gestion algorithmique, Transparence, Justice distributive, Justice procédurale, Intention de quitter, Camionnage*

## **Abstract**

The use of technological systems consisting of algorithms to monitor and optimize the work of employees is commonplace in many industries. The literature suggests that the transparency of algorithmic management could have positive repercussions for the organizations that use it. Algorithmic management systems are currently well established in the Quebec trucking industry to monitor truck drivers and manage their performance and compensation, but, to our knowledge, no study has empirically shown the impact of algorithmic management transparency on truck driver attitudes. Moreover, this industry faces an extraordinarily high turnover rate. In this context, the objective of this study is to quantitatively investigate the effect of the transparency of three algorithmic management functions (i.e., monitoring, performance management, compensation) on distributive and procedural justice as well as the mediating role of these dimensions of organizational justice in the relationship between the transparency of three algorithmic management functions and the intention to quit of Quebec truck drivers. Data were collected from 215 respondents via online communities of truck drivers. The results of the hierarchical regression analyses show that the transparency of the algorithmic management functions under study are positively related to distributive justice and procedural justice and that these two dimensions of organizational justice are negatively related to the intention to quit. Furthermore, our results show that distributive and procedural justice mediate the relationship between transparency of the three algorithmic management functions and workers' intention to quit (with the exception of distributive justice in the relationship between transparency of algorithmic compensation and intention to quit). Thus, these results show that organizations and managers have an incentive to be transparent in providing explanations of why and how an algorithmic system is used, as this transparency is related to a reduction in workers' intention to quit by increasing the perception of distributive justice and procedural justice.

**Keywords :** *Algorithmic management, Transparency, Distributive justice, Procedural justice, Intention to quit, Trucking*



# Table des matières

Résumé.....	i
Abstract.....	iii
Table des matières.....	v
Liste des tableaux.....	vii
Liste des figures.....	ix
Avant-propos.....	x
Remerciements.....	xi
Introduction.....	1
Chapitre 1 — Cadre Théorique.....	7
1.1 Gestion algorithmique.....	7
1.1.1 L'apparition de la gestion algorithmique et sa définition.....	7
1.1.2 Possibles bienfaits de la gestion algorithmique.....	13
1.1.3 Limites de la gestion algorithmique.....	15
1.1.4 Transparence des systèmes de gestion algorithmique.....	23
1.1.5 Transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique à l'étude.....	25
1.2 Justice organisationnelle.....	37
1.2.1 Justice distributive.....	43
1.2.2 Justice procédurale.....	50
1.2.3 Les effets de la justice organisationnelle.....	57
1.3 Liens entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmiques et les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude.....	59
1.3.1 Liens théoriques et empiriques entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice distributive.....	61
1.3.2 Liens théoriques et empiriques entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice procédurale.....	64
1.4 L'intention de quitter.....	68
1.5 Liens entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter.....	70
Chapitre 2 – Modèle et hypothèse de recherche.....	73
2.1 Problématique de recherche.....	73
2.2 Modèle de recherche.....	75
2.3 Hypothèses de recherche.....	76
Chapitre 3 – Méthodologie.....	81

3.1 Devis de recherche .....	81
3.2 Recrutement des participants et déroulement de la collecte de données .....	82
3.3 Description de l'échantillon .....	86
3.4 Mesure des variables .....	89
3.4.1 Variables indépendantes : la perception de transparence de la gestion algorithmique.....	90
3.4.2 Variables médiatrices : dimensions de la justice organisationnelle.....	92
3.4.3 Variable dépendante : intention de quitter l'entreprise .....	94
3.4.4 Variables de contrôle.....	95
3.5 Plan d'analyse des résultats .....	98
3.5.1 Plan d'analyse de validité.....	98
3.5.2 Plan d'analyses descriptives, de normalité, de fiabilité et bivariées.....	100
3.5.3 Plan de vérifications des hypothèses .....	103
3.6 Tailles d'échantillon .....	104
Chapitre 4 – Résultats .....	106
4.1 Résultats des analyses de validité .....	106
4.2 Résultats des analyses descriptives, de normalité, de fiabilité et bivariées .....	109
4.3 Résultats des vérifications des hypothèses .....	112
Chapitre 5 – Discussion .....	120
5.1 Interprétation des résultats .....	120
5.2 Contributions théoriques.....	129
5.3 Contributions pratiques.....	133
5.4 Limites et pistes de recherches futures .....	135
Conclusion .....	140
Références.....	142

## Liste des tableaux

Tableau 1.	Définitions d’algorithme dans la littérature scientifique .....	9
Tableau 2.	Définitions de la gestion algorithmique dans la littérature scientifique ...	12
Tableau 3.	Possibles limites de la gestion algorithmique identifiées dans la littérature scientifique .....	22
Tableau 4.	Exemples de pratiques de collectes d’informations sur les employés via la surveillance algorithmique. Récupéré de Charbonneau et Doberstein (2020) .....	28
Tableau 5.	Descriptions de la transparence des fonctions de la gestion algorithmique incluse à l’étude .....	37
Tableau 6.	Définitions de la justice organisationnelle dans la littérature scientifique .....	38-39
Tableau 7.	Dimensions de la justice organisationnelle récupéré de Cropanzano et al. (2007) .....	41
Tableau 8.	Définitions de la justice distributive dans la littérature scientifique .....	44
Tableau 9.	Définitions de la justice procédurale dans la littérature scientifique .....	51
Tableau 10.	Dimensions de Thibaut and Walker (1975, 1978) et de Leventhal (1980) sur la justice procédurale Conceptualisations de la performance contextuelle .....	56
Tableau 11.	Effets de la justice organisationnelle .....	58-59
Tableau 12.	Études empiriques ayant examiné un lien entre la justice organisationnelle et l’intention de quitter .....	71
Tableau 13.	Portrait du type de camionneurs .....	87
Tableau 14.	Portrait du genre, de l’âge, de l’ancienneté au sein de l’organisation ainsi que de l’ancienneté dans l’industrie .....	87
Tableau 15.	Proportion du nombre d’années d’ancienneté au sein de l’organisation ainsi que de l’ancienneté dans l’industrie .....	87
Tableau 16.	Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de transparence de la surveillance algorithmique des travailleurs .....	91
Tableau 17.	Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de transparence de la gestion de la performance algorithmique des travailleurs .....	91
Tableau 18.	Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de transparence de la rémunération algorithmique des travailleurs .....	92

Tableau 19.	Indicateurs servant à mesurer la perception de justice distributive .....	92
Tableau 20.	Indicateurs servant à mesurer la perception de justice procédurale .....	93
Tableau 21.	Indicateurs servant à mesurer l'intention de quitter .....	94
Tableau 22.	Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de présence de la surveillance algorithmique des travailleurs .....	97
Tableau 23.	Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de présence de la gestion de la performance algorithmique des travailleurs .....	97
Tableau 24.	Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de présence de la rémunération algorithmique des travailleurs .....	98
Tableau 25.	Approche conventionnelle pour l'interprétation d'un coefficient de corrélation. Récupéré de Schober et al. (2018) .....	102
Tableau 26.	Description des différentes tailles d'échantillon .....	104-105
Tableau 27.	Analyse factorielle exploratoire des indicateurs relatifs à la transparence de la gestion algorithmique .....	107
Tableau 28.	Indices d'ajustement des modèles de l'analyse factorielle confirmatoire ..	108
Tableau 29.	Analyses de fiabilité, descriptive, de normalité et bivariées .....	110
Tableau 30.	Analyse de régression hiérarchique des relations entre les variables indépendantes et médiatrices .....	114
Tableau 31.	Analyse de régression hiérarchique entre les variables médiatrices et la variable dépendante .....	116
Tableau 32.	Analyse du rôle médiateur de la justice distributive et de la justice procédurale .....	117
Tableau 33.	Analyse du rôle médiateur de la justice distributive et de la justice procédurale .....	121-122

## Liste des figures

Figure 1.	Modèle récupéré de Colquitt, Zapata-Phelan, et al. (2005) sur les contextes de travail d'équipe et individuel .....	42
Figure 2.	Équation de la théorie de la justice distributive d'Homans (1958, 1961) ..	46
Figure 3.	Équation de la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965) .....	46
Figure 4.	Représentation du modèle de recherche .....	75
Figure 5.	Exemple d'une publication Facebook de la page de Truck Stop Québec ..	84
Figure 6.	Exemple d'une publication Facebook du groupe Camionneurs/Camionneuses du Québec 2.1 .....	85
Figure 7.	Distribution avec (a) une asymétrie positive ou négative et avec (b) un aplatissement positif ou négatif par rapport à une courbe normale .....	101

## **Avant-propos**

Le comité d'éthique en recherche (CER) de HEC Montréal a revu les objectifs et le déroulement de cette recherche et a approuvé ce projet en février 2021. L'équipe de recherche s'est assurée de présenter clairement les objectifs de la recherche aux participants. De plus, nous nous sommes assurés que les participants acceptaient de répondre aux questions de manière volontaire et nous avons mentionné aux participants que les réponses seraient collectées et analysées de manière confidentielle.

## Remerciements

Tout d'abord, merci à mes codirecteurs de recherche. Merci à Marie-Claude Gaudet, qui a été à l'écoute de mes intérêts de recherche dès mon premier cours à la maîtrise. Merci à Xavier Parent-Rocheleau qui a pris de son temps pour discuter de nos intérêts communs et de mes idées, alors que le tout n'était que balbutiements de mon côté. Merci à vous deux pour votre présence active, votre soutien moral et financier, vos commentaires, vos encouragements, vos conseils et l'ensemble de vos enseignements au cours des 2 dernières années. Merci à vous de m'avoir laissé un haut degré de liberté dans ce projet. Cela m'a permis d'explorer mes idées ainsi que mes réflexions et, par le fait même, d'apprendre énormément. Grâce à vous, ces années de maîtrise m'ont permis de grandement me développer sur le plan personnel et professionnel. Vous m'avez fait découvrir ce monde fascinant qu'est la recherche scientifique et grâce à cela je pourrai continuer d'apprendre et de pousser mes réflexions au doctorat. Dans l'ensemble, il fut formidable de réaliser ce projet avec vous et j'ai bien hâte d'en réaliser d'autres.

Merci à Carolanne qui a littéralement été à mes côtés pendant la majorité de ce projet alors que nous étions barricadés dans notre appartement en raison de la pandémie. Merci pour ton soutien ainsi que ta patience alors que j'ai passé à travers toute la gamme des émotions qui vient avec la rédaction d'un mémoire et pendant les semaines plus intenses où ce projet prenait tout mon temps et mon esprit. Je t'en serai toujours reconnaissant.

Merci aussi à ma famille, mon père Jean-Claude, ma belle-mère Hélène, mon frère Baptiste et ma sœur Jessica pour votre support et votre compréhension dans la continuité de mes études. Un merci spécial à mon père qui m'a transmis sa curiosité intellectuelle.

Merci également à Jean-François Bertholet pour son aide dans la collecte des données de ce projet.

Finalement, bien qu'il ne soit pas lié à ce projet, merci au professeur Kevin Johnson. Nos discussions et les projets dans lesquels tu m'as inclus ont grandement enrichi mon parcours de maîtrise.



# Introduction

En relativement peu de temps, plusieurs technologies, particulièrement dans le domaine informatique, ont grandement progressé et ont été implantées dans diverses sphères de notre société. Ces progrès technologiques comprennent notamment l'essor des données massives, les avancements en automatisation et en robotique, le développement et l'utilisation massive des technologies de l'information ainsi que les percées en intelligence artificielle (Brynjolfsson & McAfee, 2016; Duan et al., 2019; K.-F. Lee, 2018; Wang & Siau, 2019). La vitesse exponentielle de ces percées technologiques est sans précédent (Schwab, 2016; Wang & Siau, 2019). Selon certains, ce phénomène annonce une transformation des sociétés, des économies (locales et mondiales), des organisations, voire même de la signification d'être « humain » (Schwab, 2016).

En ce qui concerne le monde du travail, l'expertise au sein des organisations, les façons dont nous travaillons ainsi que les méthodes de coordination et de contrôle pourraient être transformées de manière inédite (Brynjolfsson & McAfee, 2016; Faraj et al., 2018; Schwab, 2016; Wang & Siau, 2019) de sorte que Schwab (2016) ainsi que Ghislieri et al. (2018) soutiennent que nous entrons maintenant dans la quatrième révolution industrielle.

Ces récents avancements technologiques permettent le développement et l'implémentation de puissants systèmes algorithmiques qui ont désormais la capacité d'automatiser des tâches typiquement assumées par des gestionnaires (Duggan et al., 2020; Griesbach et al., 2019; Hughes et al., 2019; Jarrahi et al., 2020; Kellogg et al., 2020; M. K. Lee, 2018; Lee et al., 2015; Möhlmann & Zalmanson, 2017; Schildt, 2017). Ce phénomène a été nommé gestion algorithmique (Lee et al., 2015). La gestion algorithmique fait référence aux « [...] systèmes algorithmiques qui assument des fonctions de gestion [...] » (Lee et al., 2015, p. 1603, traduction libre). Le nombre d'organisations implantant la gestion algorithmique pour assumer certaines fonctions dans la gestion de leurs employés augmente rapidement au sein de diverses industries (Faraj et al., 2018; Gal et al., 2020; Hughes et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Robert et al., 2020). Cet engouement algorithmique peut être dû en partie à la fascination générale du public envers les algorithmes et leurs promesses d'efficacité (Beer, 2017; Thomas et al., 2018). Également,

plusieurs entreprises de consultation et du domaine technologique vantent souvent les bienfaits des algorithmes, « [...] louant la sophistication et l'utilité technologiques de la prise de décisions basée sur des algorithmes » (Leicht-Deobald et al., 2019, pp. 63-64, traduction libre). Qui plus est, de nombreuses revues de gestion, par exemple, le *Harvard Business Review* (p. ex., Fountaine et al., 2019) ou le *MIT Sloan Management Review* (p. ex., Joshi & Wade, 2020), fournissent aux entreprises des stratégies et les « meilleures pratiques » pour implanter des systèmes algorithmiques ou d'intelligence artificielle (Duan et al., 2019). Cette situation contribue à rendre les algorithmes « tendances » et attrayants pour les dirigeants d'entreprises. L'engouement algorithmique est si fort qu'il a même été qualifié de « fétiche » par Thomas et al. (2018). Cela pourrait expliquer son implantation au sein d'une variété d'industrie.

Bien qu'embryonnaire, la littérature sur ce sujet indique que la gestion algorithmique peut avoir certains bienfaits, mais que celle-ci a également plusieurs limites et génère plus d'effets négatifs que positifs pour les travailleurs (Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Parmi les résultantes attitudinales et comportementales de la gestion algorithmique, la perception de justice est une des plus souvent rapportées dans la littérature (p. ex., Al-Hitmi & Sherif, 2018; Dodge et al., 2019; Fieseler et al., 2019; Lee et al., 2019; Nagtegaal, 2021; Newman et al., 2020; Robert et al., 2020; Shanahan & Smith, 2021). Cela dit, le nombre d'études empiriques portant sur le lien entre la gestion algorithmique et la perception de justice est pour le moment limité, tout comme notre compréhension de cette relation.

Qui plus est, diverses caractéristiques des systèmes et pratiques de gestion ont été suggérées pour limiter les effets néfastes et favoriser les avantages possibles de la gestion algorithmique. Parmi celles-ci, la littérature suggère que la transparence des systèmes de gestion algorithmique pourrait être bénéfique (Al-Hitmi & Sherif, 2018 ; Basukie et al., 2020; Chan, 2019 ; Gregory, 2020 ; Griesbach et al., 2019 ; Langer & König, 2021; Lee et al., 2019 ; Pfeiffer & Kawalec, 2020 ; Rahman, 2021 ; Rani & Furrer, 2020 ; Robert et al., 2020; Roshdy & Erhua, 2020 ; Scheiber, 2017 ; Veen et al., 2019 ; Wang & Siau, 2019). La transparence correspond à la mesure dans laquelle des explications sont fournies sur le pourquoi et le comment de l'utilisation d'un système algorithmique (Brown et al., 2021 ; Langer & König, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Robert et al., 2020). Cependant, les résultats scientifiques sur les effets de la transparence de la gestion algorithmique sont,

à ce jour, peu nombreux. Ainsi, notre étude tentera d'approfondir les connaissances sur les effets de la transparence de la gestion algorithmique sur la perception de justice des travailleurs. Plus précisément, nous examinerons ses impacts sur la perception de justice distributive et procédurale.

Par ailleurs, la majorité des recherches examinant le rôle et les impacts des technologies de la gestion algorithmique a été menée dans l'industrie de la *gig economy* en raison de la forte présence de ces systèmes au sein de cette industrie (p. ex., Berg, 2016; Curchod et al., 2019; Duggan et al., 2020; Gandini, 2019; Griesbach et al., 2019; Jarrahi et al., 2020; Kaine & Josserand, 2019; Lee et al., 2015; Möhlmann & Zalmanson, 2017; Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017; Schroeder et al., 2019; Wood et al., 2019). La *gig economy* peut être définie comme « [...] un marché du travail émergent dans lequel des organisations engagent des travailleurs indépendants pour des contrats à court terme [...] souvent en mettant en relation les travailleurs et les clients via une plateforme numérique » (Jabagi et al., 2019, p. 192-193, traduction libre). Nous retrouvons dans la littérature scientifique de nombreux cas d'entreprises œuvrant dans cette industrie et faisant usage de la gestion algorithmique, par exemple, Amazon Mechanical Turk (Berg, 2016; Silberman & Irani, 2016), Instacart (Griesbach et al., 2019), Taskrabbit (Jabagi et al., 2019), Uber (Lee et al., 2015; Möhlmann & Zalmanson, 2017; Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017) et Upwork (Jarrahi et al., 2020).

Diverses fonctions de la gestion algorithmique ont également été étudiées et observées au sein d'industries plus traditionnelles, par exemple, les transports publics (Pritchard et al., 2015), le commerce de détail (Evans & Kitchin, 2018), les télécommunications (Leclercq-Vandelannoitte, 2017), la santé (Moore & Hayes, 2017), les services d'urgences (Sarpong & Rees, 2014), l'entreposage (Danaher, 2016), la livraison (Leicht-Deobald et al., 2019), la finance (Son, 2015) et même chez les baristas de Starbucks (Kantor, 2014). La gestion algorithmique est donc présente au sein de plusieurs organisations et peut être implantée dans différents secteurs d'activité, et ce, dès lors qu'une tâche de gestion peut être confiée à un système algorithmique.

Si les systèmes de gestion algorithmiques sont présents et bien implantés dans l'industrie du camionnage (Conroy et al., 2021; Levy, 2015; Snyder, 2019; Viscelli, 2016), qui a d'ailleurs été identifiée comme essentielle lors de la crise de COVID-19 (Chouinard,

2020; Joncas et al., 2020), peu d'études ont examiné leurs impacts sur les attitudes et les comportements des travailleurs. C'est pourquoi notre étude approfondira les connaissances et la compréhension des impacts de la transparence de la gestion algorithmique dans l'industrie du transport routier du Québec, une industrie traditionnelle comparativement à la *gig economy*. La littérature suggère que, dans cette industrie, les fonctions algorithmiques de la surveillance, de la gestion de la performance ainsi que de la rémunération des camionneurs et des camionneuses sont très utilisées (Conroy et al., 2021; Larouche, 2019; Levy, 2015; Premack, 2020; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Ainsi, la transparence de ces trois fonctions algorithmiques ainsi que son impact sur la perception de justice distributive et procédurale des camionneurs et des camionneuses seront examinées.

Qui plus est, l'industrie du camionnage fait face à un « taux de roulement extraordinairement élevé » (Viscelli, 2016, p. 7, traduction libre). Ce taux de roulement peut même s'élever à un taux moyen supérieur à 100% par an dans les grandes entreprises américaines (Viscelli, 2016), de sorte que le nombre de départs en une année peut surpasser l'effectif moyen de chauffeurs d'une organisation. De manière générale, le roulement des employés représente des coûts élevés pour les entreprises. Notamment, en ce qui a trait aux coûts liés au recrutement, à la formation et à la « courbe d'apprentissage » des nouveaux employés, aux heures supplémentaires, à la perte de mémoire et de compétences organisationnelle, à la qualité des services offerts ainsi qu'à la perte de productivité en général (Bothma & Roodt, 2013; Moynihan & Pandey, 2008; Tracey & Hinkin, 2008; Waldman et al., 2004; Watlington et al., 2010). Devant l'importance de l'enjeu de la rétention et de la fidélisation des chauffeurs pour l'industrie du camionnage, l'intention de quitter des camionneurs et des camionneuses sera également étudiée, ce qui permettra d'analyser les impacts de la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude ainsi que de la justice distributive et procédurale sur cette attitude.

Ainsi, les objectifs de ce mémoire sont de mettre en évidence les relations entre la transparence perçue de trois fonctions de gestion algorithmique chez les camionneurs (surveillance, gestion de la performance et rémunération) et leur perception de justice procédurale et distributive et d'examiner les effets médiateurs de la justice distributive et procédurale dans les relations entre la transparence des trois fonctions de la gestion

algorithmique à l'étude et l'intention de quitter. D'ailleurs, nos deux questions de recherches sont intimement liées à ces objectifs : (1) *Quel est l'effet de la perception de la transparence de la gestion algorithmique, plus précisément de la surveillance algorithmique des travailleurs, de la gestion de la performance algorithmique et de la rémunération algorithmique, sur les perceptions de justice distributive et procédurale des camionneurs?* et (2) *Les perceptions de justice distributive et de justice procédurale des camionneurs exercent-elles un effet médiateur dans les relations entre la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude et l'intention de quitter?* De plus en plus de chercheurs en gestion s'intéressent à la gestion algorithmique et, plus généralement, aux algorithmes en milieu de travail (Cheng & Hackett, 2019; Duggan et al., 2020; Jarrahi et al., 2020 ; Meijerink & Bondarouk, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021; Robert et al., 2020). Cependant, malgré la croissance rapide du nombre de publications, surtout sur le plan des propositions théoriques (p. ex., Meijerink & Bondarouk, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021), la recherche tire de l'arrière dans la compréhension du rôle, des impacts et des bonnes pratiques de la gestion algorithmique comparativement à la rapidité de son implantation dans la pratique. Cela, probablement car les organisations sont relativement libres de tester leur système algorithmique sur le terrain sans que de recherches soutenues sur leurs effets aient été effectués (Crawford & Calo, 2016). De plus, « ce n'est que par la pratique que les algorithmes informatisés peuvent prendre vie et leurs conséquences être activées » (Möhlmann & Zalmanson, 2017, p. 4, traduction libre). La gestion algorithmique pourrait donc avoir capté l'attention des chercheurs en gestion seulement après son activation.

Ainsi, notre étude apportera une contribution théorique en approfondissant la compréhension et la connaissance quant aux effets de la transparence de la gestion algorithmique sur la perception de justice distributive et procédurale ainsi que sur l'intention de quitter des travailleurs dans une industrie traditionnelle, soit l'industrie du camionnage au Québec. Notre étude apportera également une contribution pratique en fournissant des données scientifiques quantitatives permettant de soutenir ou d'orienter la mise en place de bonnes pratiques de gestion en lien avec la transparence des systèmes dans l'usage de trois fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération).

En ce qui a trait à la structure du mémoire, le premier chapitre exposera l'état des connaissances sur la gestion algorithmique et la transparence de ces systèmes, la justice distributive et procédurale ainsi que l'intention de quitter des travailleurs. Les liens entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmique et les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude ainsi que les liens entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter des travailleurs y seront également présentés. Le deuxième chapitre présentera la problématique de recherche, le modèle théorique ainsi que nos hypothèses de recherche. Le chapitre trois détaillera notre méthodologie en présentant le devis de recherche, la méthode de recrutement des participants, le déroulement de la collecte de données, la description de l'échantillon, la mesure des variables à l'étude ainsi que le plan d'analyse des résultats. Le quatrième chapitre présentera les résultats de ces analyses. Le cinquième et dernier chapitre présentera l'interprétation des résultats, nos contributions théoriques et pratiques, les limites de cette recherche ainsi que des pistes de recherches futures.

# Chapitre 1 — Cadre Théorique

Le présent chapitre vise à exposer l'état des connaissances sur la gestion algorithmique et la transparence de ces systèmes, la justice distributive et procédurale ainsi que l'intention de quitter des travailleurs. Nous présenterons d'abord la gestion algorithmique, la transparence de ces systèmes et la transparence de trois fonctions de la gestion algorithmique à l'étude. Puis, nous présenterons la justice organisationnelle et approfondirons les concepts de justice distributive et procédurale ainsi que les effets de la justice organisationnelle. Les liens entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmiques et les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude seront ensuite présentés. Ensuite, l'intention de quitter des travailleurs et ses liens avec la justice organisationnelle seront présentés.

## 1.1 Gestion algorithmique

Dans cette section, nous nous pencherons sur l'émergence et la définition de la gestion algorithmique ainsi que sur ses possibles impacts positifs et négatifs. Par la suite, les effets de la transparence de ces systèmes seront approfondis, particulièrement la transparence de trois fonctions de la gestion algorithmique, soit la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération algorithmique des travailleurs.

### 1.1.1 L'apparition de la gestion algorithmique et sa définition

Comme mentionné en introduction, en relativement peu de temps, plusieurs technologies, particulièrement dans le domaine informatique, ont grandement progressé et ont été implantées dans diverses sphères de notre société, notamment dans les milieux de travail (Brynjolfsson & McAfee, 2016; Faraj et al., 2018; Schwab, 2016; Wang & Siau, 2019). Une technologie en particulier a connu des progrès si importants, perturbateurs et parfois même controversés (Danaher, 2016; Duan et al., 2019; Ghislieri et al., 2018; Jarrahi, 2018; K.-F. Lee, 2018; Tegmark, 2017; Upchurch, 2018) qu'il est particulièrement important de la définir. Il s'agit de l'intelligence artificielle. Un système d'intelligence artificielle peut être développé via une grande variété de techniques (LeCun et al., 2015) qui seront approfondies dans les prochains paragraphes. L'intelligence artificielle peut être définie de diverses façons. Dans le présent travail, nous définirons l'intelligence artificielle

en son sens large comme étant « [...] la capacité d'une machine à apprendre de ses expériences, à s'adapter à de nouvelles entrées de données et à effectuer des tâches équivalentes à celles des humains » (Duan et al., 2019, p. 63, traduction libre).

Mis ensemble, ces récents avancements permettent le développement et l'implémentation de puissants systèmes algorithmiques. Ceux-ci peuvent être combinés à différentes technologies, comme à une voiture pour tenter d'en faire une voiture autonome (Tengler, 2020), à de la machinerie manufacturière pour en améliorer la maintenance (Columbus, 2020) ou à des caméras pour créer des systèmes de reconnaissance faciale (Yan, 2020). Ces puissants algorithmes sont utilisés dans le monde du travail de diverses façons. Ils permettent une plus grande automatisation des tâches physiques et/ou cognitives auparavant exécutées par des humains (Wang & Siau, 2019). Les algorithmes sont aussi utilisés pour aider les dirigeants, les gestionnaires ou les employés dans leur prise de décisions importantes ou quotidiennes en analysant rapidement de grandes quantités de données ou d'informations (Brynjolfsson & McAfee, 2016; Duan et al., 2019; Hughes et al., 2019; Jarrahi, 2018; Leicht-Deobald et al., 2019; Lindebaum et al., 2020).

Par le fait même, les algorithmes ont désormais la capacité d'automatiser des tâches typiquement assumées par des gestionnaires (Duggan et al., 2020; Griesbach et al., 2019; Hughes et al., 2019; Jarrahi et al., 2020; Kellogg et al., 2020; M. K. Lee, 2018; Lee et al., 2015; Möhlmann & Zalmanson, 2017; Schildt, 2017). Spécifiquement, les systèmes algorithmiques ont désormais la capacité de diriger, d'évaluer et de coordonner le travail d'un grand nombre de travailleurs dispersés géographiquement et permettent aux employeurs de diverses industries d'organiser le travail au travers de ces systèmes (Kellogg et al., 2020; Lee et al., 2015; Schildt, 2017; Tambe et al., 2019). Ce phénomène a été nommé *algorithmic management* par Lee et al. (2015), que nous traduirons par « gestion algorithmique ». Les capacités de la gestion algorithmique et l'étendue du pouvoir qui lui est parfois accordé représentent un changement majeur de paradigme (Lindebaum et al., 2020; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Le concept de la technologie au service du travailleur et contrôlé par celui-ci est renversé. La technologie a maintenant un pouvoir de contrôle sur le travailleur humain, une situation sans précédent (Möhlmann & Zalmanson, 2017).

## Les algorithmes

Afin de mieux comprendre la gestion algorithmique, il est important d'éclaircir ce qu'est un algorithme. Le Tableau 1 offre une recension des descriptions du terme « algorithme » dans la littérature.

**Tableau 1. Définitions d'algorithme dans la littérature scientifique**

<b>Définitions d'un algorithme</b>	<b>Source</b>
<i>[...] computational procedures (which can be more or less complex) drawing on some type of digital data ("big" or not) that provide some kind of quantitative output (be it a single score or multiple metrics) through a software program.</i>	(Christin, 2017, p. 2)
<i>[...] computer-programmed step-by-step instructions for taking a given set of inputs and producing an output.</i>	(Danaher, 2016, p. 245)
<i>[...] historically been understood as a program containing a fixed sequence of instructions executed until a solution is reached [...]</i>	(Faraj et al., 2018, p. 62)
<i>[...] in the broadest sense, they are encoded procedures for transforming input data into a desired output, based on specified calculations.</i>	(Gillespie, 2014, p. 167)
<i>[...] computer-programmed procedures that transform input data into desired outputs in ways that tend to be more encompassing, instantaneous, interactive, and opaque than previous technological systems [...]</i>	(Kellogg et al., 2020, p. 366)
<i>[...] a computational formula that autonomously makes decisions based on statistical models or decision rules without explicit human intervention.</i>	(M. K. Lee, 2018, p. 3)
<i>[...] a sequence of computational steps that transform inputs into outputs [...]</i>	(Martin, 2018, p. 837)
<i>A process or sets of rules to be followed in calculations or other problem-solving operations, especially by a computer.</i>	(Oxford Living Dictionary)
<i>[...] a procedure to accomplish a specific task. An algorithm is the idea behind any reasonable computer program. [...] an algorithm must solve a general, well-specified problem.</i>	(Skiena, 1998, p. 3)

Bien que les algorithmes existent depuis longtemps, leur puissance ainsi que leurs possibilités d'utilisations ont incroyablement augmenté. Ce n'est que récemment, avec l'implantation de la gestion algorithmique, que ceux-ci se sont véritablement vus confier

des fonctions de gestion (Duggan et al., 2020; Faraj et al., 2018; Kellogg et al., 2020; Lee et al., 2015). La différence de capacité des algorithmes actuels vient notamment du fait qu'une grande proportion d'entre eux sont maintenant propulsés par l'intelligence artificielle et, en particulier, par les progrès faits dans le domaine de l'apprentissage machine et des techniques d'apprentissages profonds (Davenport et al., 2020). L'apprentissage machine est un domaine d'étude informatique considéré comme un sous-ensemble de l'intelligence artificielle et qui peut être définie comme « [...] l'étude d'algorithmes qui s'améliorent par l'expérience [...] » (Tegmark, 2017, p. 72, traduction libre). Ce domaine de recherche a vu le jour dès les années 1950 (K.-F. Lee, 2018). Pendant plusieurs années, les techniques d'apprentissage machine nécessitaient énormément de temps et une ingénierie minutieuse, limitant leur efficacité d'apprentissage et de traitement de données et, par conséquent, leur application concrète (LeCun et al., 2015; K.-F. Lee, 2018). Ce n'est que vers le milieu des années 2000 que le domaine a commencé à progresser de manière exponentielle (K.-F. Lee, 2018), et ce, grâce à l'accroissement des données disponibles, à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et en particulier, aux percées en apprentissage profond (Duan et al., 2019; K.-F. Lee, 2018; Tegmark, 2017).

L'apprentissage profond est une technique du domaine de l'apprentissage machine qui se définit comme un « [...] système autonome et autodidacte qui utilise des données existantes pour former des algorithmes afin de trouver des modèles et faire des prédictions sur de nouvelles données » (Marr, 2018, traduction libre). Qui plus est, ce qui distingue l'apprentissage profond des autres méthodes d'apprentissages machines est l'utilisation de systèmes de neurones artificiels dans le développement d'algorithmes qui s'améliorent par l'expérience (LeCun et al., 2015). L'apprentissage profond permet aux systèmes informatiques d'apprendre d'eux-mêmes des fonctions plus complexes à partir de représentations de données brutes (LeCun et al., 2015). Cela rend les systèmes d'apprentissage machine beaucoup plus efficaces et, par conséquent, plus pratiques. Bref, les algorithmes peuvent s'améliorer automatiquement dans l'exécution de leurs tâches et, en ce sens, ils peuvent apprendre (Jarrahi, 2018; Lindebaum et al., 2020). C'est pourquoi les algorithmes propulsés par l'intelligence artificielle, comme ceux que l'on retrouve dans la gestion algorithmique, sont beaucoup plus puissants aujourd'hui et considérés comme « intelligents » (Jarrahi, 2018; Lindebaum et al., 2020).

Leicht-Deobald et al. (2019) ont montré comment les algorithmes peuvent être utilisés dans la gestion des ressources humaines. Ils peuvent décrire, prédire ou prescrire (Leicht-Deobald et al., 2019). Les systèmes descriptifs servent à analyser, expliquer et comprendre ce qui s'est produit dans le passé et comment cela influence le présent (Danaher, 2016; Leicht-Deobald et al., 2019). Par exemple, un système descriptif peut établir un suivi automatique des absences, du taux de roulement, de la motivation et de la performance des employés ou bien générer des profils de candidats idéaux pour un poste (Leicht-Deobald et al., 2019; Meijerink & Bondarouk, 2021). Ensuite, en se basant sur des observations du passé, les systèmes algorithmiques prédictifs servent à déterminer la probabilité qu'une situation ou un comportement se produise dans le futur (Danaher, 2016; Leicht-Deobald et al., 2019). Par exemple, un système prédictif peut évaluer le risque qu'un employé quitte l'organisation ou prédire les performances futures d'un candidat lors d'un processus d'embauche (Sajjadi et al., 2019; Wang et al., 2015). Puis, les systèmes algorithmiques prescriptifs sélectionnent quelles actions ou décisions doivent être prises face à différents scénarios (Leicht-Deobald et al., 2019). La différence entre un système prescriptif et prédictif est que le système prescriptif ne fait pas que prédire de futurs résultats. Celui-ci suggère ou décide des actions et des décisions qui sont optimales (Leicht-Deobald et al., 2019). Les systèmes prescriptifs peuvent donc servir deux fonctions : l'aide à la décision et l'automatisation de la décision. Par exemple, l'entreprise IBM utilise un système algorithmique pour suggérer à ses employés des formations et des opportunités d'avancement, et ce, en fonction des intérêts, des expériences d'emplois antérieurs, des formations complétées ainsi que des expériences d'employés ayant des profils similaires (Rosenbaum, 2019). Cela dit, l'une des utilisations les plus disruptives de ces trois types d'algorithmes est probablement leur intégration dans la gestion et la supervision des travailleurs, soit la gestion algorithmique (Kellogg et al., 2020; Parent-Rocheleau & Parker, 2021).

### La gestion algorithmique

Maintenant que nous avons éclairci ce que sont les algorithmes utilisés de nos jours, nous pouvons approfondir le phénomène de gestion algorithmique. Puisqu'il n'existe pas de définition communément acceptée de la gestion algorithmique dans la littérature scientifique, le Tableau 2 offre une recension des descriptions de ce terme.

**Tableau 2. Définitions de la gestion algorithmique dans la littérature scientifique**

Définitions de la gestion algorithmique	Source
<i>[...] a system of control where self-learning algorithms are given the responsibility for making and executing decisions affecting labour, thereby limiting human involvement and oversight of the labour process.</i>	(Duggan et al., 2020, p. 119)
<i>[...] algorithmic control over labor [...]</i>	(Griesbach et al., 2019, p. 2)
<i>[...] a managerial practice whereby human managers are replaced by software algorithms that oversee, control, and optimize the performance of myriads of virtual workers at a large scale.</i>	(Jagabi et al., 2020, p. 4001)
<i>[...] the management of labor by machine [...]</i>	(Kaine & Josserand, 2019, p. 493)
<i>[...] software algorithms that assume managerial functions [...]</i>	(Lee et al., 2015, p. 1603)
<i>Algorithms [...] make managerial decisions that human managers used to make, [...]</i>	(M. K. Lee, 2018, p. 1)
<i>[...] a diverse set of technological tools and techniques to remotely manage workforces, relying on data collection and surveillance of workers to enable automated or semi-automated decision-making.</i>	(Mateescu & Nguyen, 2019, p. 1)
<i>[...] a system of control that relies on machine-readable data and software algorithms that support and/or automate managerial decision-making about work.</i>	(Meijerink & Bondarouk, 2021, p. 3)
<i>[...] oversight, governance and control practices conducted by software algorithms over many remote workers. [...] We argue that algorithmic management is characterized by continuously tracking and evaluating worker behavior and performance, as well as automatic implementation of algorithmic decisions.</i>	(Möhlmann & Zalmanson, 2017, p. 4)
<i>[...] the new reality where algorithms track the performance of employees or contractors, optimizing decisions concerning their tasks and future employment.</i>	(Schildt, 2017, p. 25)
<i>[...] the name for the practice of using algorithms to guide incentives and other tools for “nudging” contractors in the direction of the contractee. These are also being applied to regular employees now.</i>	(Tambe et al., 2019, p. 20)

Les définitions du Tableau 2 divergent passablement. Certaines définitions ont une connotation plutôt négative et d'autres s'appliquent seulement à la *gig economy* (p. ex., Jagabi et al., 2020). Pour notre étude, nous utiliserons la définition de gestion algorithmique

de Lee et al. (2015) que nous traduirons ainsi : « [...] systèmes algorithmiques qui assument des fonctions de gestion [...] » (Lee et al., 2015, p. 1603, traduction libre). Cette définition a été retenue parce qu'elle est neutre et qu'elle ne s'applique pas uniquement aux travailleurs de la *gig economy*. Par ailleurs, Lee et al. (2015) ont été les premiers à avoir utilisé le terme *algorithmic management*.

Un récent article de Parent-Rochelleau et Parker (2021) a identifié six fonctions managériales pouvant être effectuées via la gestion algorithmique soit la surveillance algorithmique des travailleurs, la répartition des tâches, la gestion de la performance, la planification des horaires de travail, la rémunération et le licenciement. Encore plus récemment, d'autres recherches ont proposé une nomenclature différente des usages de la gestion algorithmique (Meijerink & Bondarouk, 2021). Notre étude examinera les perceptions de justice résultant de trois fonctions spécifiques de la gestion algorithmique, à savoir la surveillance algorithmique des travailleurs, la gestion de la performance et la rémunération, et ce, plus précisément en regard de leur degré de transparence perçue. Elle sera réalisée auprès d'une catégorie particulière de travailleurs, soit les camionneurs et les camionneuses. Ces trois fonctions ont été sélectionnées pour notre étude, car elles sont plus enclines à être présente dans le travail de camionneur et de camionneuse (Conroy et al., 2021; Larouche, 2019; Levy, 2015; Premack, 2020; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Avant d'aborder le cadre théorique de la transparence de ces trois fonctions plus en profondeur (sous-section 1.1.5), nous posons d'abord un regard sur les possibles bienfaits de la gestion algorithmique et sur ses limites techniques et sociales.

### **1.1.2 Possibles bienfaits de la gestion algorithmique**

Plusieurs avantages sont attribués à la gestion algorithmique. D'abord, les systèmes algorithmiques, incluant ceux reposant sur l'intelligence artificielle, peuvent augmenter la productivité d'une organisation en accomplissant des tâches complexes, et ce, plus rapidement et à plus faible coût que des humains (Brynjolfsson & McAfee, 2016). Aussi, comme mentionné précédemment, les algorithmes sont maintenant autonomes dans leur perfectionnement, car ils ont la capacité d'« apprendre » (Jarrahi, 2018; LeCun et al., 2015; Lindebaum et al., 2020). Cela fait en sorte qu'ils deviennent de plus en plus précis avec le temps et ont un certain degré d'adaptation en temps réel face aux données qu'ils analysent

(Davenport & Kirby, 2016), le tout sans qu'aucun humain n'ait à prendre le temps d'intervenir. Ces systèmes peuvent donc traiter d'innombrables quantités de données, généralement en temps réel, permettant de prendre ou de suggérer des décisions managériales très efficaces (Hughes et al., 2019; Leicht-Deobald et al., 2019; Schildt, 2017; Wilson & Daugherty, 2018). Par exemple, l'entreprise UPS utilise un système de gestion algorithmique pour optimiser les itinéraires de livraisons de ses chauffeurs en associant les données de chaque freinage, virages et habitudes de conduite des chauffeurs avec d'autres données en temps réel telles que les conditions météorologiques et routières (Holland et al., 2017; Leicht-Deobald et al., 2019; Woyke, 2018; Zax, 2013). Cette adaptation a cependant des limites qui seront présentées un peu plus loin. Les algorithmes sont également de puissants outils d'aide à la prise de décision pouvant offrir des recommandations basées sur des corrélations difficilement perceptibles par des humains ou (in)valider des intuitions (Parry et al., 2016). Par exemple, grâce à son système algorithmique, l'entreprise Xerox a constaté que ses travailleurs de centres d'appels considérés comme étant créatifs ont tendance à rester plus longtemps au sein de l'entreprise que ceux considérés comme étant curieux (Walker, 2012). Semblablement, le système Watson Analytics d'IBM a révélé que les employés qui faisaient de nombreuses heures supplémentaires non rémunérées étaient plus susceptibles de quitter l'entreprise (Alexander, 2015).

Ensuite, une des promesses des algorithmes et de la gestion algorithmique est la possibilité d'une symbiose humain-machine mettant à profit à la fois les capacités des humains et celles des machines (Jarrahi, 2018). Par exemple, en effectuant certaines tâches de second plan, la gestion algorithmique peut permettre aux gestionnaires d'avoir plus de temps pour effectuer des tâches plus importantes, plus stimulantes, ou à plus forte valeur ajoutée (Farr et al., 2013). La gestion algorithmique peut également permettre aux gestionnaires de superviser et d'encadrer un plus grand nombre de travailleurs, et ce, même si ceux-ci sont répartis à travers le globe (Lee et al., 2015; Schildt, 2017), augmentant ainsi la portée et l'efficacité du gestionnaire (Schildt, 2017).

Qui plus est, la gestion algorithmique et les algorithmes en général sont réputés pour être plus neutres, rationnels, précis et justes, car ils ne possèdent pas de biais humains (Gal et al., 2020; Martin, 2018; Newman et al., 2020; Parry et al., 2016; Sajjadiyani et al.,

2019). Cela dit, la pratique et la littérature ont montré que les algorithmes peuvent être biaisés et ne sont pas indéniablement plus justes. En effet, la gestion algorithmique a des limites et celles-ci seront examinées dans les prochains paragraphes.

### **1.1.3 Limites de la gestion algorithmique**

Malgré la récence de la recherche sur la gestion algorithmique, la littérature en sciences sociales a rapidement souligné plusieurs limites techniques et sociales de ces systèmes, traçant ainsi un portrait plutôt critique de la gestion algorithmique. Cette partie présentera les limites techniques et sociales soulevées jusqu'à présent par la littérature en sciences sociales. Notons toutefois que ni l'ampleur de ces limites ni leur catégorisation (techniques/sociales) ne font l'unanimité auprès de la communauté de chercheurs. Elles sont présentées ici selon les perspectives de ceux qui les ont soulevées.

#### Limites techniques

Une première limite technique d'un système de gestion algorithmique est que celui-ci ne reflète que les données sur lesquelles il repose (Crawford, 2016; Sajjadi et al., 2019). Plus précisément, les décisions proposées ou prises par l'algorithme sont basées sur les données alimentant celui-ci. Donc, si un algorithme est alimenté par des données qui sont biaisées, par exemple par des biais « inconscient » ou par une absence historique de diversité démographique, l'algorithme sera également biaisé (Faraj et al., 2018; Jean, 2019; Lambrecht & Tucker, 2019; Lindebaum et al., 2020; Tambe et al., 2019; Upchurch, 2018). Cette limite est encore plus notable dans les algorithmes issus des techniques d'apprentissage profond, car ceux-ci « apprennent » par eux-mêmes en fonction des données avec lesquels ils sont alimentés (Jean, 2019; LeCun et al., 2015; Lindebaum et al., 2020). Par exemple, Amazon a tenté d'implanter un système algorithmique recommandant les meilleurs candidats lors des processus de recrutement (Dastin, 2018). Pour ce faire, les algorithmes d'apprentissage machine se sont développés et perfectionnés sur la base des C.V. de personnes ayant postulé chez Amazon, en remontant dix années auparavant (Dastin, 2018). Or, le peu de candidats féminins postulant à cette époque pour des postes techniques a entraîné une sous-représentation de femmes dans les données, faisant en sorte que le système a conclu que les candidats masculins étaient préférables (Dastin, 2018; Tambe et al., 2019), en écartant les C.V. avec le mot *women* et les diplômées de collèges

réservés aux femmes (Dastin, 2018). Devant son incapacité à rectifier cet algorithme évolutif devenu d'une complexité insurmontable après s'être développé sur des réseaux neuronaux impossibles à retracer, Amazon n'a eu d'autres choix que de cesser d'utiliser ce système (Dastin, 2018; Tambe et al., 2019). Le cas d'Amazon illustre bien une limite technique à laquelle la gestion algorithmique fait face, soit celle des biais potentiels émanant des données et conditionnant en ce sens les décisions prises par le système.

Une seconde limite technique de la gestion algorithmique est que les systèmes ont tendance à refléter la « vision du monde » de leur concepteur humain (Leicht-Deobald et al., 2019). En effet, en élaborant un algorithme, les concepteurs doivent prendre des décisions de modélisation qui empreignent l'algorithme de certaines « valeurs » (Beer, 2017; Faraj et al., 2018; Jean, 2019; Martin, 2018). Précisément, en créant un algorithme, les concepteurs empreignent involontairement leurs valeurs à celui-ci en « [...] exprimant un point de vue sur la façon dont les choses devraient ou ne devraient pas être, sur ce qui est bon ou mauvais, ou sur ce qui est souhaitable ou indésirable » (Kraemer et al., 2011, p. 252, traduction libre). Selon certains auteurs, la raison pour laquelle cette limite technique devient une problématique est qu'il y aurait un manque de diversité démographique chez les concepteurs d'algorithmes (Leicht-Deobald et al., 2019; Watson, 2016). Ce problème fut qualifié de *white guy problem* par Crawford (2016). Selon cette perspective très controversée, les algorithmes auraient donc tendance à refléter et adopter des valeurs et une vision du monde qui représentent davantage celle d'un homme blanc.

Une troisième limite technique de la gestion algorithmique est son opacité, c'est-à-dire son « [...] incompréhensibilité potentielle au raisonnement humain » (Danaher, 2016, p. 246, traduction libre). Il est difficile pour le commun des mortels de comprendre comment un algorithme arrive à ses résultats, particulièrement si celui-ci est basé sur l'intelligence artificielle (Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021). En effet, le traitement des données effectué par l'algorithme est souvent considéré comme une « boîte noire » inaccessible au grand public (Faraj et al., 2018; Langer & König, 2021; Lindebaum et al., 2020). La plupart des organisations ne sont pas transparentes dans les détails du fonctionnement de leur système algorithmique, car c'est dans les détails que se trouve « la recette secrète » et que celle-ci est souvent protégée par les lois de propriétés intellectuelles (Crawford, 2016; Faraj et al., 2018; Kellogg et al., 2020). Qui plus est, certains systèmes

alimentés par l'intelligence artificielle sont si complexes que les détails des calculs effectués à l'intérieur de la « boîte noire » sont même incompréhensibles par leurs propres créateurs (Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Lindebaum et al., 2020). Alors, lorsqu'un algorithme ayant une forte opacité prend en main la gestion d'un employé, il est généralement difficile pour un employé de comprendre et de savoir précisément sur quels critères se base l'algorithme pour proposer ou prendre une décision (Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Tambe et al., 2019). Ce manque de compréhension pourrait entraîner une perception d'injustice distributive (Adams, 1963, 1965) et d'injustice procédurale (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978) chez les employés, voir même nuire à leur épanouissement dans leur rôle, les confinant au rang d'exécutants (Gal et al., 2020). La notion de justice organisationnelle sera développée à la section 1.2. Augmenter la transparence du système pourrait pallier cette limite (Langer & König, 2021; Lee et al., 2019; Lee et al., 2015; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Rahman, 2021; Robert et al., 2020). La transparence de la gestion algorithmique est d'ailleurs un concept central dans cette recherche et celle-ci sera développée à la sous-section 1.1.4.

Une quatrième limitation technique soulevée par la littérature est le manque de jugement subjectif (M. K. Lee, 2018; Moser et al., 2021; Parry et al., 2016). Le manque de jugement subjectif signifie que, dans un contexte organisationnel, un système algorithmique est enclin à « [...] sous-peser les critères subjectifs difficilement calculables (valeurs qualitatives) » (Parry et al., 2016). Plus précisément, des critères subjectifs et souvent implicites, donc difficilement codifiables, tels que des éléments relatifs au contexte, à la singularité d'un individu ou à la synergie d'un groupe, pourraient être négligés par l'algorithme, alors qu'ils pourraient être extrêmement importants pour la prise de décision du gestionnaire humain (Lindebaum et al., 2020; Parry et al., 2016). Par exemple, Moore et Hayes (2017) ont montré qu'un algorithme utilisé pour organiser le temps de travail d'infirmières à domicile était source de frustration chez ces dernières, puisque le système ne tenait pas compte des besoins affectifs et de socialisation des bénéficiaires. Le système, incapable de s'adapter au fait que certains patients ont parfois besoin, par exemple, de discuter davantage, force les infirmières à couper court à ce besoin par obligation d'atteindre les cibles de visites quotidiennes fixées par le système (Moore & Hayes, 2017). Qui plus est, Newman et al. (2020) ont montré que les employés perçoivent

les processus décisionnels basés sur des algorithmes comme étant injustes, car ils perçoivent que certaines informations subjectives ne sont pas prises en compte et, conséquemment, que les informations utilisées dans le processus sont inexactes. Nous verrons dans les sections suivantes que cette problématique pourrait être liée à la perception de justice procédurale, notion qui sera elle-même développée dans la sous-section 1.2.2.

Une cinquième limitation technique de la gestion algorithmique est le manque d'imagination morale d'un algorithme (Leicht-Deobald et al., 2019; Lindebaum et al., 2020; Moser et al., 2021). Le manque d'imagination morale signifie que l'algorithme n'est point « [...] conscient des dilemmes moraux contextuels [ni] capable de créer de nouvelles solutions » (Leicht-Deobald et al., 2019, p. 378, traduction libre). Donc, des imprévus ou bien des dilemmes moraux demandant des solutions créatives sont des problèmes qui, à ce jour, surpassent les aptitudes d'un système de gestion algorithmique (Leicht-Deobald et al., 2019). Dans le cas de l'algorithme de recrutement d'Amazon précédemment cité, l'incapacité du système à constater ses propres défaillances, le conduisant à se développer dans une voie erronée, constitue un exemple de cette limite.

### Limites sociales

La gestion algorithmique est également confrontée à des limites sociales (Upchurch, 2018). D'abord, certains auteurs soutiennent que les deux premières limites techniques présentées ci-dessus, soit la dépendance à la qualité des données et la tendance des algorithmes à refléter la « vision du monde » de leur concepteur, ont comme effet d'automatiser l'inégalité (Lee & Björklund Larsen, 2019). Selon les données qui les alimentent ou leurs conditions de programmation, il n'est pas rare de voir les algorithmes de gestion désavantager certains groupes démographiques protégés légalement en engendrant notamment du racisme, du sexisme ou d'autres formes de discrimination basée sur le milieu socio-économique ou socioculturel d'une personne (Crawford, 2016, 2021; Crawford & Calo, 2016; Faraj et al., 2018; Rosenblat et al., 2017). Aux yeux de certains, les décisions basées sur des algorithmes ne sont donc pas aussi impartiales qu'on aurait tendance à le croire (Leicht-Deobald et al., 2019). Ces biais potentiels peuvent également avoir des effets négatifs sur les entreprises en créant une incohérence avec les objectifs et les stratégies de diversités organisationnelles, ceux-ci souvent vantés publiquement (Cheng & Hackett, 2019). Qui plus est, une perception de biais peut entraîner une perception

d'injustice procédurale chez les employés (Leventhal, 1980). Cette notion sera développée à la section 1.3.

Une seconde limite sociale de la gestion algorithmique est qu'elle peut être éthiquement problématique (Gal et al., 2020; Leclercq-Vandelannoitte, 2017; Martin, 2018; Rességuier & Rodrigues, 2020). La gestion algorithmique apporte des questionnements éthiques concernant, notamment, l'invasion de la vie privée et la confidentialité des données (Fast & Jago, 2020; Leclercq-Vandelannoitte, 2017; Tambe et al., 2019; Upchurch, 2018). De plus, pour certains auteurs, le renforcement subtil du contrôle de l'employeur ainsi que le remplacement de la confiance envers les personnes par la confiance envers les chiffres soulèvent d'autres problématiques éthiques (Espeland & Stevens, 2008; Leclercq-Vandelannoitte, 2017). Malheureusement, les changements technologiques se produisent si rapidement que les divers acteurs organisationnels sont souvent inconscients de l'existence de ces problématiques éthiques (Leclercq-Vandelannoitte, 2017). La perception qu'un processus de distribution des ressources n'est pas éthique peut entraîner une perception d'injustice procédurale (Leventhal, 1980). La limite éthique de la gestion algorithmique est donc intéressante pour notre étude et son lien avec la justice organisationnelle sera développé à la section 1.3.

Une autre limite sociale des algorithmes soulevée dans la littérature est qu'ils peuvent également limiter les relations et les expériences en « laissant les gens continuellement exposés aux mêmes personnes, expériences, nouvelles, cultures, etc. » (Beer, 2017, p. 7, traduction libre). Dans un contexte organisationnel, ceci se traduit selon Curchod et al. (2019) par leur tendance à scénariser et limiter les relations sociales des travailleurs. La gestion algorithmique peut contrôler, limiter et évaluer les interactions entre les travailleurs, les isolant les uns des autres (Curchod et al., 2019; Kellogg et al., 2020). D'un point de vue des relations de travail, il serait ainsi plus difficile pour les employés concernés de s'unir et d'entreprendre un processus d'association (Duggan et al., 2020; Kellogg et al., 2020). Cela serait encore plus notable dans l'industrie de la *gig economy* où les travailleurs sont souvent dispersés géographiquement, seulement en contact avec leurs clients et souvent engagé en tant que travailleur autonome (Curchod et al., 2019; Duggan et al., 2020; Kaine & Jossierand, 2019; Rani & Furrer, 2020). Aux dires de certains auteurs, cet affaiblissement possible des interactions humaines en milieu de

travail pourrait entraîner des effets collatéraux sur l'apprentissage informel et le transfert des connaissances tacites (Galliers et al., 2017; Ghislieri et al., 2018). L'apprentissage informel se déroule habituellement de façon naturelle pendant le travail et est spontané, immédiat ainsi que spécifique (Saks et al., 2019). Qui plus est, « il a été rapporté que 70 à 90 pour cent de ce que les employés apprennent et savent sur leur travail est appris par des processus informels [...] » (Saks et al., 2019, p. 43, traduction libre). Donc, une diminution des apprentissages informels aura des répercussions significatives sur la performance et l'efficacité de l'organisation (Saks et al., 2019).

Une quatrième limitation sociale de la gestion algorithmique soulevée par la littérature est qu'elle puisse potentiellement nuire aux relations gestionnaires-subordonné (Farr et al., 2013; Parry et al., 2016). La performance d'un travailleur est impactée par sa relation avec son supérieur et la qualité de cette relation dépend de leurs interactions (Tambe et al., 2019). Or, si certains aspects de la gestion sont délégués à un algorithme, la qualité des relations gestionnaires-subordonné pourrait être diminuée et la distance perçue entre les gestionnaires et les employés pourrait augmenter (Farr et al., 2013). Conséquemment, des effets négatifs pourraient émerger comme une diminution de l'engagement, de la confiance, une acceptation réduite des rétroactions ou une augmentation de la perception d'injustice (De Cremer, 2020a; Duggan et al., 2020; Farr et al., 2013). La notion de justice organisationnelle sera approfondie à la section 1.2.

Une cinquième limitation sociale de la gestion algorithmique est qu'elle peut faire face à une résistance de la part des travailleurs. Cette résistance a été nommée *algoactivism* par Kellogg et al. (2020). Plusieurs formes de résistances ont été soulevées par la littérature. Celles-ci peuvent être individuelles ou collectives (malgré l'appauvrissement des relations entre les travailleurs) et passives ou actives (Kellogg et al., 2020; Upchurch, 2018). Par exemple, la gestion algorithmique peut entraîner de la résistance plutôt passive comme des plaintes, de la non-coopération ou le contournement du système (Curchod et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Stein et al., 2019). La résistance peut également prendre des formes plus actives comme l'interruption intentionnelle des services (Kaine & Josserand, 2019), des actions juridiques contre les systèmes (Kellogg et al., 2020) ou même le sabotage (Lapointe & Rivard, 2005).

Une sixième limite sociale est que la gestion algorithmique peut engendrer une diminution de l'autonomie des travailleurs (Möhlmann & Zalmanson, 2017; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Par exemple, dans l'étude de Moore et Hayes (2017), des infirmières à domicile ont indiqué qu'un système de gestion algorithmique réduisait leur autonomie en les forçant à rester chez des patients où elles jugeaient qu'elles n'étaient plus nécessaires ou en interrompant une visite lorsqu'un soin a été effectué, alors qu'elles jugeaient que le patient avait encore besoin d'elles. Certaines études comparent même cette amplification du contrôle de l'employeur et, conséquemment, l'amointrissement de l'autonomie des travailleurs à une évolution malsaine du Taylorisme (Charbonneau & Doberstein, 2020; Jarrahi, 2018; Leicht-Deobald et al., 2019; Moore & Robinson, 2016; Wood et al., 2019). De plus, une diminution de l'autonomie des travailleurs via la gestion algorithmique peut avoir un effet négatif sur le sens perçu au travail (Stein et al., 2019) et réduire les choix ainsi que les voix des travailleurs (Griesbach et al., 2019; Jabagi et al., 2019; Jagabi et al., 2020; Möhlmann & Zalmanson, 2017; Moore & Hayes, 2017). Cette réduction des choix (*choice*) et des voix (*voice*) peut entraîner une perception d'injustice procédurale (Thibaut & Walker, 1975, 1978). Ces notions seront développées à la sous-section 1.2.2.

Une septième et dernière limitation sociale de la gestion algorithmique est que, selon son utilisation par l'organisation, des décisions comme les horaires ou la rémunération des travailleurs sont souvent prises en fonction de la demande en temps réel ou encore de la satisfaction des clients (Meijerink, 2021). Cela peut favoriser une certaine volatilité et une instabilité dans le revenu des travailleurs, allant jusqu'à engendrer un état de précarité financière (Conroy et al., 2021; Griesbach et al., 2019; Kaine & Josserand, 2019; Schroeder et al., 2019; Wood et al., 2019). Un système de gestion algorithmique est très dynamique et permet de changer rapidement les procédures de rémunération (Bokanyi & Hannak, 2020; Conroy et al., 2021; Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Lee et al., 2015). Cette pratique n'est pas rare dans la *gig economy* (Duggan et al., 2020; Kaine & Josserand, 2019). Or, ces changements rapides et difficilement prévisibles peuvent avoir de fortes conséquences sur les personnes et soulèvent des préoccupations sur la précarité financière des travailleurs (Griesbach et al., 2019; Kaine & Josserand, 2019; Schroeder et al., 2019; Wood et al., 2019). En effet, cela peut avoir des implications dramatiques sur

ceux qui dépendent fortement des revenus de leur emploi pour subvenir à leurs besoins et à ceux de leur famille (Griesbach et al., 2019).

Bref, la littérature actuelle tend à dresser un portrait plutôt sombre des impacts de la gestion algorithmique sur les travailleurs. Les effets néfastes et les limites de la gestion algorithmique peuvent provenir du fait que « [...] lorsque les travailleurs sont traités comme des machines par la gestion algorithmique, ils emploient des mécanismes de réponse « humains » » (Möhlmann & Zalmanson, 2017, p. 14, traduction libre). Aussi, les entreprises intègrent souvent une technologie qui n'a pas été testée au préalable (M. K. Lee, 2018). Le Tableau 3 résume les possibles limites techniques et sociales de la gestion algorithmique identifiées dans la littérature et mentionnées dans cette partie.

**Tableau 3. Possibles limites de la gestion algorithmique identifiées dans la littérature scientifique.**

<b>Limites techniques de la gestion algorithmique</b>
1. Dépendance à la qualité des données
2. Tendance à refléter la « vision du monde » de leur concepteur
3. Opacité
4. Manque de jugement subjectif
5. Manque d'imagination morale
<b>Limites sociales de la gestion algorithmique</b>
1. Automatisation de l'inégalité
2. Éthiquement problématique
3. Limitation des relations sociales entre travailleurs
4. Nuire ou même rompre les relations gestionnaires-subordonné
5. Résistance des travailleurs
6. Diminution de l'autonomie des travailleurs
7. Favorisation d'une certaine précarité financière chez les travailleurs

Diverses caractéristiques des systèmes et pratiques managériales ont été suggérées pour surmonter, du moins en partie, certaines de ces limites et optimiser les possibles bienfaits de la gestion algorithmique. Parmi celles-ci, on retrouve notamment la transparence des systèmes de gestion algorithmique (Ananny & Crawford, 2018; Conroy et al., 2021; Duggan et al., 2021; Iphofen & Kritikos, 2019; Jarrahi et al., 2021; Lee et al., 2019; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Rahman, 2021; Robert et al., 2020; Schlicker et

al., 2021; Zerilli et al., 2019). Cela dit, les connaissances scientifiques quant aux réels effets de la transparence de la gestion algorithmique sont, à ce jour, bien minces. Cette situation n'est pas anormale étant donné l'état embryonnaire de cette littérature. Les paragraphes suivants exploreront les effets de la transparence de l'utilisation de la gestion algorithmique, et plus précisément des trois fonctions de la gestion algorithmique incluses dans notre étude, soit la surveillance algorithmique des travailleurs, la gestion de la performance et la rémunération.

#### **1.1.4 Transparence des systèmes de gestion algorithmique**

Les sous-sections précédentes montrent que la littérature actuelle révèle que la gestion algorithmique tend à générer des conséquences plutôt négatives que positives. Cela dit, afin de bien comprendre ses répercussions, il est important d'éviter d'étudier la gestion algorithmique avec une approche déterministe de la technologie, c'est-à-dire avec une approche qui tient la technologie en soi comme responsable des conséquences qu'elle engendre (Crawford, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Bien que la puissance des algorithmes ait augmenté grâce aux avancements en intelligence artificielle et que ces technologies ont le potentiel de bouleverser le monde du travail, les conséquences de la technologie sur les travailleurs sont néanmoins influencées par des décisions prises par différentes parties prenantes au sein des organisations et des institutions (Crawford, 2021; Langer & König, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Il importe donc de ne pas seulement mesurer et étudier la présence des systèmes de gestion algorithmique, mais d'examiner précisément les caractéristiques de ces systèmes ainsi que la manière dont ceux-ci sont utilisés. D'ailleurs, selon Schörpf et al. (2017), ce sont les caractéristiques du système qui influencent le plus les comportements et les perceptions des acteurs concernés. Ainsi, afin d'éviter une approche déterministe de l'étude de la gestion algorithmique, notre étude examinera quantitativement une caractéristique de la gestion algorithmique pouvant impacter les travailleurs et approfondira la compréhension de cette caractéristique, soit la transparence des systèmes. Aussi, puisque plusieurs travaux montrent un niveau de présence élevée des systèmes de gestion algorithmique au sein de l'industrie du transport routier (Conroy et al., 2021; Halmarson, 2021; Larouche, 2019; Levy, 2015; Premack,

2018; Sanderson, 2018; Snyder, 2019; Viscelli, 2016), notre étude vise à examiner l'attribut de ces systèmes qui est le plus susceptible d'affecter les travailleurs.

Bon nombre de chercheurs se sont penchés sur la transparence algorithmique et soulignent l'importance de celle-ci (p. ex., Ananny & Crawford, 2018; Fieseler et al., 2019; Gregory, 2020; Höddinghaus et al., 2021; Iphofen & Kritikos, 2019; Langer & König, 2021; Lee et al., 2019; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Rahman, 2021; Robert et al., 2020; Rosenblat, 2018; Schildt, 2017; Shin & Park, 2019; Zerilli et al., 2019). La transparence des systèmes de gestions algorithmique fait référence « [...] au degré d'explication fourni quant au *pourquoi* et au *comment* d'un système algorithmique. Le *pourquoi* reflète la transparence sur l'existence, la présence ou la légitimité d'un système algorithmique et la justification quant à l'utilisation ou l'implantation d'un système algorithmique [...]. Le *comment* concerne et explique le fonctionnement du système et le processus menant à la prise de décision algorithmique [...] » (Parent-Rocheleau & Parker, 2021, p. 9, traduction libre). La littérature sur la transparence de l'intelligence artificielle, non spécifique à la gestion algorithmique, décrit deux facettes principales à cette transparence sur le comment. La première consiste en l'explicabilité des prédictions ou recommandations d'un système, notion de plus en plus évoquée dans la littérature sous l'expression XAI, pour *explainable artificial intelligence* (Langer & König, 2021; Langer et al., 2021; Miller, 2019; Shin, 2021). La seconde, moins courante et recevant moins d'attention étant donné les enjeux qu'elle pose, concerne l'accessibilité et la visibilité des données ayant été utilisées par les algorithmes pour en arriver à une prédiction, décision ou recommandation (Langer & König, 2021; Leonardi & Treem, 2020; Stohl et al., 2016). Or, la littérature sur la gestion algorithmique, contrairement aux écrits sur l'intelligence artificielle plus générale, ne décortique pas à ce jour les différentes formes de transparence.

Plusieurs études empiriques montrent que les répercussions de la gestion algorithmique sont néanmoins fonction de la transparence des systèmes (Al-Hitmi & Sherif, 2018 ; Basukie et al., 2020; Chan, 2019 ; Gregory, 2020 ; Griesbach et al., 2019 ; Lee et al., 2019 ; Pfeiffer & Kawalec, 2020 ; Rahman, 2021 ; Rani & Furrer, 2020 ; Roshdy & Erhua, 2020 ; Scheiber, 2017 ; Veen et al., 2019 ; Wang & Siau, 2019). Par exemple, Lee et al. (2015) montrent que la transparence des systèmes aide les travailleurs à construire du sens autour des décisions prises par les systèmes, influence positivement leur

coopération et leur permet de développer des stratégies pour effectuer le travail de manière plus productive. D'autres résultats empiriques montrent que la transparence d'un système de gestion algorithmique atténue la frustration (Gregory, 2020; Rahman, 2021) et favorise la sécurité physique des travailleurs (Roshdy & Erhua, 2020; Scheiber, 2017). La transparence des systèmes de gestion algorithmique a également des effets sur la justice organisationnelle, lesquels seront développés à la section 1.3. Cela dit, peu d'études ont analysé quantitativement les effets de la transparence des systèmes de gestion algorithmique dans un contexte traditionnelle comme l'industrie du camionnage.

Trois concepts seront plus précisément examinés dans la présente étude, soit 1) le niveau de transparence des systèmes de surveillance algorithmique perçue par les travailleurs, 2) le niveau de transparence des systèmes de gestion de la performance algorithmique perçue par les travailleurs ainsi que 3) le niveau de transparence des systèmes de rémunération algorithmique perçue par les travailleurs. Ces trois fonctions ont été sélectionnées pour notre étude, car elles sont plus enclines à être présente dans le travail de camionneur et de camionneuse. La littérature suggère que, dans l'industrie du transport routier, ces fonctions algorithmiques sont très utilisées pour surveiller les camionneurs et les camionneuses ainsi que gérer leur performance et leur rémunération (Conroy et al., 2021; Larouche, 2019; Levy, 2015; Premack, 2020; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Les paragraphes suivants exploreront l'utilisation pratique et la transparence de ces trois fonctions de la gestion algorithmique incluses dans notre étude, et ce, afin de mieux comprendre comment ces fonctions sont utilisées dans l'industrie du camionnage.

### **1.1.5 Transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique à l'étude**

#### La surveillance algorithmique des travailleurs et sa transparence

Avec la montée des technologies de l'information, la surveillance algorithmique des travailleurs est non seulement devenu possible, mais a gagné en popularité au cours des dernières années (Backhaus, 2019; Ravid et al., 2020). La surveillance algorithmique des travailleurs peut être définie comme un système computationnel utilisé pour collecter, stocker, analyser, agréger et rapporter, généralement en temps réel, les comportements, les actions et la performance des employés (Backhaus, 2019; Gandini, 2019; Kellogg et al., 2020; Moore & Hayes, 2017; Tomczak et al., 2018). De tels systèmes sont souvent utilisés

dans le but de réduire les risques et d'augmenter la productivité (Backhaus, 2019; Evans & Kitchin, 2018; Tomczak et al., 2018). Cela dit, un système de surveillance algorithmique des travailleurs qui est peu transparent pourrait engendrer une asymétrie de l'information qui réduirait l'autonomie des travailleurs (Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Rosenblat & Stark, 2016; Woodcock, 2020) ainsi que leur compréhension du système (Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Tambe et al., 2019).

Il faut souligner que, au moment d'écrire ces lignes, nous vivons une soudaine recrudescence des systèmes électroniques de surveillance, principalement en raison de l'augmentation du télétravail engendrée par la pandémie de COVID-19 (Charbonneau & Doberstein, 2020; De' et al., 2020). Ce virage soudain vers le télétravail s'est accompagné d'un engouement pour les systèmes de surveillance des employés à distance. À titre d'exemple, soulevons le cas des logiciels de visioconférence continuellement actifs prenant des photos des travailleurs via leur caméra d'ordinateur à intervalles fréquents et réguliers, permettant aux gestionnaires de voir les travailleurs à leur bureau à domicile (Holmes, 2020).

La surveillance des travailleurs est loin d'être un nouveau phénomène. Cependant, en grande partie grâce aux algorithmes propulsés par l'intelligence artificielle, la surveillance algorithmique vient repousser les limites des pratiques de surveillance traditionnelles (Leicht-Deobald et al., 2019). En effet, les algorithmes collectent davantage de données et, ainsi, « voient » davantage le monde réel (LeCun et al., 2015), sophistiquant la surveillance en lui permettant de capturer et d'exploiter de nouveaux types de données sur les travailleurs (Backhaus, 2019; Leicht-Deobald et al., 2019; Ravid et al., 2020). De plus, comme mentionné précédemment, les algorithmes sont maintenant plus autonomes (Jarrahi, 2018; LeCun et al., 2015; Lindebaum et al., 2020). Ainsi, les systèmes de surveillance peuvent maintenant être autonomes dans le traitement et le transfert des données vers d'autres systèmes algorithmiques (p. ex., l'interface client) ou vers d'autres fonctions de la gestion algorithmique (p. ex., la gestion de la performance) (Evans & Kitchin, 2018; Ravid et al., 2020; Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017). Les algorithmes propulsés par l'intelligence artificielle permettent également au système de surveillance de générer des modèles complexes (descriptif, prédictif ou prescriptif) sur les comportements des employés et cela à relativement faible coût (Leicht-Deobald et al., 2019). Grâce à cette

« vision » et cette autonomie, la surveillance algorithmique peut être 1) plus continue, discrète et intrusive, 2) menée sans avertissements ou consentement et 3) capable de surmonter plus aisément les contraintes d'emplacements et de temps, lui permettant de s'appliquer à toutes les industries (Backhaus, 2019; Evans & Kitchin, 2018; Ravid et al., 2020; Tomczak et al., 2018). En d'autres termes, ces systèmes peuvent être très opaques et pourraient fonctionner avec un faible degré de transparence. Par conséquent, la puissance et les possibilités de la surveillance algorithmique propulsée par l'intelligence artificielle sont significativement plus grandes que la surveillance traditionnelle. À noter que toutes ces caractéristiques ne sont pas nécessairement incluses dans la surveillance algorithmique, mais une organisation peut décider de s'en servir ainsi. En d'autres termes, la surveillance algorithmique peut aussi avoir un degré élevé de transparence (Langer & König, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021; Robert et al., 2020).

Ainsi, la surveillance algorithmique permet d'obtenir un vaste éventail de nouvelles informations en temps réel, à la fois au niveau individuel et collectif (Backhaus, 2019; Leicht-Deobald et al., 2019; Ravid et al., 2020). Ces informations peuvent comprendre ce qu'un employé fait (p. ex., via la localisation GPS, les calendriers électroniques, les historiques de navigateur Internet), avec qui il communique ainsi que le sujet de la discussion (p. ex., via les courriels, les conversations téléphoniques, les messages SMS ou les clavardages en ligne), son humeur (p. ex., en utilisant des techniques de reconnaissance faciale ou en analysant le contenu des messages électroniques) (Angrave et al., 2016) ainsi que son niveau de stress (p. ex., en surveillant l'utilisation de la souris d'ordinateur) (Freihaut & Göriz, 2021). La surveillance algorithmique permet également d'estimer, en temps réel, la charge de travail (Heard et al., 2018), le temps moyen pour effectuer une tâche (Schweyer, 2018) ainsi que la motivation des employés (Leicht-Deobald et al., 2019). De plus, en combinant les algorithmes propulsés par l'intelligence artificielle à d'autres technologies, comme les montres intelligentes, les employeurs peuvent collecter des informations en lien avec la santé et la condition physique de leurs employés (Moore & Robinson, 2016; Rosenblat et al., 2014).

Au-delà de ces quelques exemples, les progrès des algorithmes combinés aux avancements technologiques décrits dans la section précédente font en sorte qu'il existe une abondance de pratiques de surveillance algorithmiques possibles. Le Tableau 4,

récupéré de Charbonneau et Doberstein (2020, p. 785), offre des exemples de pratiques de collecte d'information sur les employés via la surveillance algorithmique.

**Tableau 4. Exemples de pratiques de collectes d'informations sur les employés via la surveillance algorithmique. Récupéré de Charbonneau et Doberstein (2020).**

<b>Pratiques</b>	<b>Descriptions</b>
<i>Key logger</i>	<i>Records how many keys on your computer keyboard were touched per hour.</i>
<i>AI email software</i>	<i>Algorithm uses keywords drawn from employee emails to report to bosses about the office's mood.</i>
<i>Keycard with Radio Frequency Identification (RFID)</i>	<i>Tracking the location of employees and times in which workers are in the building.</i>
<i>Internet usage</i>	<i>Reports on the websites workers spend time and for how long.</i>
<i>OccupyEye</i>	<i>Box under desk that senses body in office to track attendance and body heat measures.</i>
<i>Handwashing badge</i>	<i>Sticker worn by employees to track handwashing practices at work.</i>
<i>Random photo capture</i>	<i>Computer camera takes photo randomly six times every hour to ensure those working remotely are at their computer.</i>
<i>Clickstream software</i>	<i>Tracks how computer users click and navigate the computer and internet during work hours.</i>
<i>Wellness apps</i>	<i>Incentivized wellness programs at work using FitBit or similar technology to monitor physical activity.</i>
<i>Non-visible camera</i>	<i>Hidden cameras in workplace to measure the timing of breaks and movements around the office.</i>
<i>Humanyze badge</i>	<i>Analyzes speech through volume and pitch, notes who they spend time with, and maps the paths of their days.</i>
<i>Facial recognition</i>	<i>Monitoring employee activity and enhancing security of the workplace.</i>

Pour ce qui est de l'industrie du camionnage, celle-ci constitue un bon exemple d'utilisation potentielle de la surveillance algorithmique de manière non transparente par l'employeur, puisqu'un certain niveau de surveillance algorithmique est maintenant

obligatoire (Levy, 2015; Snyder, 2019) et que la transparence des systèmes peut varier (Parent-Rochelleau & Parker, 2021). Précisément, puisque l'industrie du transport routier comporte plusieurs risques pour les citoyens et les travailleurs (p. ex., Antoneshyn, 2021; Braich, 2021), celle-ci est sujette à une forte réglementation gouvernementale (Braich, 2021; Levy, 2015; Premack, 2018, 2020; Snyder, 2019). Cette réglementation va jusqu'à obliger l'utilisation de la surveillance algorithmique pour faire respecter les lois liées à la sécurité (Larouche, 2019; Premack, 2018; Snyder, 2019). Par exemple, les chauffeurs qui traversent l'Amérique du Nord sont sujets à la loi du *Hours of Service regulations* (HOS) qui vise à éliminer les accidents liés à la fatigue (Premack, 2018, 2020; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Cette loi oblige les chauffeurs à limiter les périodes de travail à un maximum de 14 heures consécutives. Dans ces 14 heures, les chauffeurs doivent conduire pendant une durée maximum de 11 heures et utiliser les 3 heures restantes pour des tâches autres que la conduite. Ils doivent ensuite enregistrer 10 heures de « temps libres », dont un minimum de 8 heures de sommeil continu (Premack, 2020; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Les chauffeurs se doivent d'enregistrer leurs heures dans un journal de bord, autrefois en papier, aujourd'hui électronique.

Au départ, le principal motif derrière le virage électronique du journal de bord des chauffeurs en était un de conformité à la loi (Levy, 2015). En effet, c'est un secret de polichinelle que de nombreux chauffeurs falsifiaient leur journal de bord afin de dissimuler le nombre d'heures réellement conduites (Leroux, 2019; Levy, 2015; Sanderson, 2018; Viscelli, 2016). Souvent rémunérés au nombre de kilomètres parcourus, cela leur permet de gagner plus d'argent en conduisant plus longtemps que la limite légale (Conroy et al., 2021; Levy, 2015; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). L'utilisation d'un système de surveillance électronique relié aux moteurs des camions et utilisant un signal GPS, communément appelé *e-logs*, qui permet d'enregistrer et comptabiliser automatiquement les heures de conduites et de suivre les déplacements des chauffeurs en temps réel, est apparue comme une solution efficace pour résoudre ce problème (Larouche, 2019; Leroux, 2019; Levy, 2015; Premack, 2018; Sanderson, 2018; Snyder, 2019). Les *e-logs*, qui sont en fait un système de surveillance algorithmique, sont ainsi obligatoires depuis décembre 2017 pour les camions commerciaux qui roulent aux États-Unis et au Canada depuis juin 2021 (Larouche, 2019; Leroux, 2019; Premack, 2018; Snyder, 2019). Les *e-logs* s'intègrent

bien avec d'autres systèmes utilisés dans l'industrie, comme les systèmes de gestion de flotte, utilisés par de nombreuses entreprises, qui permettent de collecter continuellement et en temps réel des informations sur les chauffeurs, sur l'état des camions, sur la consommation de carburant, la vitesse, la géolocalisation, les départs, l'état de la cargaison (p. ex., la température d'une remorque frigorifique), l'entretien et le diagnostic d'un véhicule ainsi que les habitudes de freinage et d'accélération des chauffeurs (Levy, 2015). Ainsi, une panoplie de facettes du travail des camionneurs et des camionneuses peut être surveillée via la gestion algorithmique. Toutefois, les organisations ne sont pas nécessairement explicites dans le pourquoi ni le comment de la surveillance algorithmique du travail et c'est également le cas pour les organisations de l'industrie du transport routier (Levy, 2015; Viscelli, 2016). Ainsi, le niveau de transparence de la surveillance algorithmique perçu peut varier d'un camionneur à l'autre.

En somme, la surveillance algorithmique peut collecter, stocker, analyser, agréger et rapporter, généralement en temps réel, d'innombrables informations sur les comportements, les actions et la performance des employés (Backhaus, 2019; Gandini, 2019; Kellogg et al., 2020; Moore & Hayes, 2017; Tomczak et al., 2018). Celui-ci peut être utilisé dans toutes industries, dont celle du camionnage où cela est même obligatoire (Levy, 2015; Snyder, 2019) et son niveau de transparence perçu peut varier (Parent-Rocheleau & Parker, 2021). La surveillance algorithmique est généralement reliée à d'autres fonctions de gestion, telle la gestion de la performance algorithmique. Cette fonction sera développée dans les prochains paragraphes.

### La gestion de la performance algorithmique et sa transparence

Les capacités de la surveillance algorithmique des travailleurs, et l'ampleur des informations qu'ils permettent de recueillir, ont déclenché une émergence de systèmes capables de gérer automatiquement la performance des travailleurs via des matrices de données quantifiables complexes, soit les systèmes de gestion de la performance algorithmique (Parent-Rocheleau & Parker, 2021). La gestion de la performance algorithmique peut être utilisée pour évaluer les travailleurs, les classer ou les comparer et leur offrir de la rétroaction, le tout en temps réel (Duggan et al., 2020; Evans & Kitchin, 2018; Gandini, 2019; Rahman, 2021; Williams & Beck, 2018).

Ces systèmes viennent perturber les processus plus traditionnels d'évaluations de la performance, typiquement constitués d'une rencontre annuelle de rétroaction et culminant par l'attribution d'une cote par un gestionnaire et par la discussion et l'établissement d'objectifs à atteindre (St-Onge & Morin, 2012). La gestion de la performance algorithmique permet d'évaluer automatiquement l'atteinte d'objectifs sur une base hebdomadaire, quotidienne ou même continue (Levy, 2015). Ainsi, les algorithmes sont susceptibles d'augmenter la quantité, la fréquence et la précision des rétroactions émises aux travailleurs (Parent-Rochelleau & Parker, 2021). Par exemple, des chercheurs ont révélé que les chauffeurs d'autobus de la ville de Londres sont constamment évalués sur la qualité de leur conduite et le respect précis des horaires établis par la ville (Pritchard et al., 2015). Qui plus est, le système de gestion algorithmique de l'entreprise UPS mentionnée plus haut (qui associe les données de chaque freinage, virages et habitudes de conduite des chauffeurs avec d'autres données en temps réel tels que les conditions météorologiques et routières) est utilisé comme un des indicateurs clés pour évaluer les performances des chauffeurs de l'entreprise (Holland et al., 2017; Leicht-Deobald et al., 2019; Woyke, 2018; Zax, 2013). Aussi, Amazon a équipé ses camions de livraison de caméras alimentées par un système d'intelligence artificielle (Sonnemaker, 2021; Vincent, 2021). En plus d'enregistrer continuellement et minutieusement les actions des chauffeurs, le système évalue celles-ci en temps réel et envoie automatiquement des alertes verbales lorsque les chauffeurs adoptent un comportement « non sécuritaire » (Sonnemaker, 2021; Vincent, 2021). Cela dit, l'étude de Rahman (2021) montre qu'un système de gestion de la performance algorithmique qui manque de transparence dans ses procédures d'évaluation a un effet sur la capacité des travailleurs à s'améliorer dans leur travail, puisqu'il leur est difficile d'aligner leurs actions et le développement de leurs compétences avec les exigences du système.

Ces systèmes automatisés peuvent également servir à identifier les « talents clés » d'une organisation, soit les individus dont les performances offrent un avantage stratégique, et assembler des équipes performantes en jumelant optimalement les expertises et les forces des individus (Angrave et al., 2016; Faraj et al., 2018; Meijerink, 2021). Qui plus est, en exploitant les multiples données recueillies, les algorithmes de type prédictifs utilisés en gestion de la performance sont en mesure de prédire les performances futures

des travailleurs (Kellogg et al., 2020; Kirimi & Moturi, 2016; Sajjadiani et al., 2019). Les personnes peuvent donc être évaluées en fonction de leur probabilité de performer ou de commettre une action indésirable dans le futur (Faraj et al., 2018). Pour gérer ainsi la performance des travailleurs, ces systèmes se servent principalement d'informations collectées via la surveillance algorithmique des travailleurs (Angrave et al., 2016; Tomczak et al., 2018). Cela dit, ces systèmes automatisés peuvent également se servir des commentaires de gestionnaires et de collègues (Williams & Beck, 2018), d'informations collectées sur les comportements des clients (Evans & Kitchin, 2018; Levy & Barocas, 2018; Meijerink, 2021) ainsi que d'évaluations effectuées par les clients directement dans le système (Duggan et al., 2020; Lee et al., 2015; O'Donovan, 2018; Rosenblat, 2018; Rosenblat & Stark, 2016).

À cet égard, la littérature décrit bien la réalité des chauffeurs de plateformes comme Uber, entièrement évalués par un système automatisé. Spécifiquement, la capacité d'être un « bon hôte » à chaque trajet est évaluée rigoureusement (Lee et al., 2015; Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017; Rosenblat & Stark, 2016). À travers le système de notation de la plateforme, les clients sont appelés à évaluer le chauffeur immédiatement après la fin d'un trajet (sur une échelle de 5 étoiles) (Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017; Rosenblat & Stark, 2016). Aussitôt que le client enregistre la note, le système la combine avec les notes d'anciens clients et calcule la note globale du chauffeur (Lee et al., 2015; Rosenblat, 2018; Rosenblat & Stark, 2016). Celle-ci apparaît sur la plateforme et est comparée avec d'anciennes notes ou celles d'autres chauffeurs (Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017; Rosenblat & Stark, 2016). Les chauffeurs sont également évalués selon leur taux d'acceptation des courses qu'ils reçoivent via la plateforme (Lee et al., 2015; Rosenblat, 2018; Rosenblat & Stark, 2016). Les chauffeurs dont la note globale et le taux d'acceptation sont faibles (environ en dessous de 4.6/5 pour la note globale et en dessous de 80% pour le taux d'acceptation) sont évalués comme étant peu performants (Lee et al., 2015; Rosenblat, 2018; Rosenblat & Stark, 2016). Cela dit, Uber n'informe pas explicitement ses chauffeurs de la manière exacte dont l'algorithme les évalue et c'est en discutant entre eux, en comparant leurs expériences respectives, que les chauffeurs tentent de comprendre comment ils sont évalués (Rosenblat, 2018). Ainsi, la perception de transparence du système risque d'être variable d'un chauffeur à l'autre (Parent-Rocheleau & Parker, 2021).

De plus, en créant des mesures et des matrices de performances détaillées, les systèmes de gestion de performance algorithmique permettent de facilement faire des comparaisons entre la performance passée et actuelle d'un travailleur, entre les membres d'une équipe, entre différents groupes de travailleurs ou entre les travailleurs de l'entreprise et les moyennes de l'industrie (Faraj et al., 2018; Leclercq-Vandelannoitte, 2017; Levy, 2015; Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017; Rosenblat & Stark, 2016; Williams & Beck, 2018). Ici encore, le niveau d'explication quant au pourquoi et au comment de ces procédures et de ces systèmes varie d'une organisation à une autre (Langer & König, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Dans l'industrie du camionnage, les entreprises peuvent comparer des groupes de chauffeurs en fonction du type d'équipement, du type de véhicule, du niveau d'expérience des chauffeurs ou toute autre variable de différenciation imaginable (Levy, 2015). Par la suite, les comparaisons de performances faites permettent de créer une compétition et de la rivalité entre les travailleurs (Leclercq-Vandelannoitte, 2017; Rosenblat et al., 2017; Rosenblat & Stark, 2016). De nombreux gestionnaires de flotte affichent ou diffusent des classements basés sur les performances des chauffeurs, qui peuvent comprendre, par exemple, les dossiers de sécurité, les heures de services ou l'efficacité du rendement de carburant (Levy, 2015). En publiant les données de performance là où les chauffeurs peuvent les voir et en établissant des classements entre eux, les entreprises créent une certaine compétition entre les chauffeurs, qui peut se traduire par une pression de performance accrue (Levy, 2015). De nombreuses entreprises vont même jusqu'à lier directement des composantes de la rémunération des chauffeurs aux classements de performance des systèmes de gestion de flotte (Levy, 2015). Ce point sera développé dans les paragraphes suivants.

### La rémunération algorithmique et sa transparence

Les systèmes algorithmiques de gestion de performance peuvent impacter les revenus des travailleurs en alimentant des systèmes de rémunération algorithmique (Meijerink & Bondarouk, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). En temps réel, ces systèmes peuvent prendre des décisions automatisées quant aux récompenses monétaires octroyées pour récompenser la performance ou les probabilités de performance future des travailleurs ou pénaliser leur sous-performance (Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Möhlmann & Zalmanson, 2017). La rémunération algorithmique prend

essentiellement la forme d'incitatifs monétaires ou de rémunération variable, comme des bonis, des augmentations salariales, ou encore une rémunération à la pièce, basés sur divers indicateurs de productivité (Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Par exemple, chez l'entreprise de livraison de repas DoorDash, les primes (offertes lors des périodes de pointe) ne sont accordées qu'aux chauffeurs ayant un taux élevé d'acceptation des courses (Griesbach et al., 2019). Quant à la transparence de ces systèmes, l'étude de Rani et Furrer (2020), effectuée au sein de la *gig economy*, montre comment un manque de transparence du système de rémunération algorithmique rend les travailleurs vulnérables à des abus de leurs employeurs et à une certaine précarité financière en permettant à l'employeur de sous-payer ses travailleurs et même d'omettre volontairement de payer certaines heures travaillées.

En outre, la rémunération algorithmique a tendance à augmenter la rémunération basée sur la performance individuelle et est conséquemment susceptible de renforcer la dispersion horizontale des salaires (Downes & Choi, 2014; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Par exemple, comme mentionné précédemment, de nombreuses entreprises de l'industrie du camionnage lient directement des incitations financières aux classements produits par les systèmes de gestion de flotte (Levy, 2015).

Qui plus est, lorsque les organisations donnent un grand rôle aux clients dans les évaluations algorithmiques de la performance (comme dans le cas d'Uber), la rémunération algorithmique peut rendre les salaires des travailleurs très dépendants de la satisfaction des clients (Wood et al., 2019), de sorte qu'une entreprise pourrait adopter une stratégie de gestion où les clients, plutôt que les gestionnaires, sont ceux qui doivent être satisfaits (Wood et al., 2019). Cependant, les évaluations des clients sont volatiles, imprévisibles et peuvent parfois être biaisées (Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017). Par conséquent, les évaluations effectuées par des clients peuvent impacter négativement les salaires de certains groupes de travailleurs (Rosenblat, 2018; Rosenblat et al., 2017) et augmenter la perception d'incertitude du maintien d'emploi (Curchod et al., 2019).

Pour ce qui est de l'industrie du camionnage, les chauffeurs sont typiquement rémunérés aux kilométrages parcourus (Conroy et al., 2021; Levy, 2015; Snyder, 2019). Cela fait en sorte qu'ils ressentent une forte pression financière pour parcourir le plus de

kilométrages en moins de temps possible (Conroy et al., 2021; Levy, 2015; Snyder, 2019). C'est pourquoi, dans l'objectif d'optimiser les kilométrages parcourus, les chauffeurs développent différentes stratégies personnelles reliées, notamment, à leur état physique actuel et à la synchronisation avec leur environnement (Levy, 2015; Snyder, 2019). Précisément, alors que les chauffeurs se déplacent entre différents lieux (p. ex., les quais de chargement, les aires de repos, etc.) et tentent d'optimiser leur rémunération, ils doivent constamment ajuster le temps qu'ils passent à conduire en fonction de plusieurs variables (p. ex., la circulation, la météo, la disponibilité des marchandises et la disponibilité des stationnements) (Levy, 2015; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). D'ailleurs, certaines de ces variables sont très personnelles, notamment leurs besoins de repos, de sommeil, de se nourrir ou bien d'arrêter à la salle de bain (Levy, 2015; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Ainsi, pour que les camionneurs et les camionneuses puissent s'ajuster en fonctions de ces variables, leur travail doit avoir une certaine flexibilité.

Or, si les systèmes de gestion algorithmique permettent d'une part aux entreprises de s'assurer que les chauffeurs respectent les lois sur les heures de conduite, ces systèmes réduisent d'autre part la flexibilité de travail dont ils disposent, limitant ainsi leur influence sur leur rémunération (Conroy et al., 2021). En imposant des temps d'arrêt et des temps de conduites qui sont liés aux lois sur les temps de conduite (Snyder, 2019), ces systèmes peuvent obliger un chauffeur à s'arrêter le jour et repartir en pleine nuit ou à s'arrêter dans un endroit inadéquat, alors qu'il lui manquait une vingtaine de minutes pour arriver à sa destination (Larouche, 2019). Qui plus est, peu importe leur niveau de fatigue, la circulation, les conditions météorologiques ou la disponibilité d'un stationnement sécuritaire, les chauffeurs se sentent souvent obligés d'épuiser le nombre d'heures de conduites permises dans un certain laps de temps et imposées par un système de gestion algorithmique (Levy, 2015; Snyder, 2019). Par exemple, peu importe les conditions, un chauffeur œuvrant sous la loi *Hours of Service regulations* (HOS) se sentira obligé de conduire jusqu'à ce que ses 11 heures de conduite en 14 heures soient écoulées, car une fois le chrono des 14 heures de travail enclenché, celui-ci ne peut pas être mis sur pause (Snyder, 2019). Donc, les chauffeurs ne sont pas en mesure de travailler à leur propre rythme et d'user de leurs stratégies personnelles pour maximiser leurs kilométrages et, par le fait même, leurs revenus (Levy, 2015; Snyder, 2019). Ainsi, en appliquant

rigoureusement l'imposition de temps de travail, les systèmes de gestion algorithmique réduisent les choix ainsi que les opportunités des camionneurs et les laissent vulnérables aux variations de leur environnement, impactant ainsi leur rémunération.

De plus, comme mentionné précédemment, un système de rémunération algorithmique est très dynamique et permet de changer rapidement les procédures de rémunération (Bokanyi & Hannak, 2020; Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Lee et al., 2015). Or, ces changements rapides et difficilement prévisibles peuvent avoir de fortes conséquences sur les personnes et soulèvent des préoccupations sur la précarité financière des travailleurs (Griesbach et al., 2019; Kaine & Josserand, 2019; Schroeder et al., 2019; Wood et al., 2019). Bien que ce phénomène soit principalement observé dans la *gig economy* (Duggan et al., 2020; Kaine & Josserand, 2019), la rémunération algorithmique tend à rendre les revenus plus imprévisibles dans plusieurs secteurs d'activités où elle se présente (p. ex., Burin, 2019; Levy, 2015; Moore & Hayes, 2017, 2018). Par exemple, l'étude de Conroy et al. (2021) montre comment un système algorithmique de rémunération rend la paie des camionneurs très volatile. Qui plus est, Conroy et al. (2021) mentionnent que le manque de transparence des systèmes de rémunération dans l'industrie du transport pourrait faire en sorte que ces derniers sont difficiles à comprendre et crée de la confusion, voir même augmente l'intention de quitter. Cette idée sera développée dans la problématique de recherche à la section 2.1.

Pour conclure cette section sur la transparence des systèmes de gestion algorithmique et la gestion algorithmique de manière générale, le Tableau 5 offre une recension des descriptions de la transparence des trois fonctions de la gestion algorithmiques discutée précédemment, soit la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération.

**Tableau 5. Descriptions de la transparence des fonctions de la gestion algorithmique incluse à l'étude.**

Fonctions	Descriptions	Références
Transparence de la surveillance algorithmique de travailleurs	Le niveau de compréhension quant au pourquoi et au comment d'un système computationnel utilisé pour collecter, stocker, analyser, agréger et rapporter, généralement en temps réel, les comportements, les actions et la performance des employés.	(basé principalement sur : Backhaus, 2019; Gandini, 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Moore & Hayes, 2017; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Tomczak et al., 2018)
Transparence de la gestion de la performance algorithmique	Le niveau de compréhension quant au pourquoi et au comment de la gestion automatique de la performance des travailleurs via des matrices de données quantifiables complexes pouvant évaluer les travailleurs, les classer ou les comparer et leur offrir de la rétroaction, le tout en temps réel.	(basé principalement sur : Duggan et al., 2020; Evans & Kitchin, 2018; Gandini, 2019; Langer & König, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Williams & Beck, 2018)
Transparence de la rémunération algorithmique	Le niveau de compréhension quant au pourquoi et au comment d'un système qui, en temps réel, récompense ou pénalise la performance ou même les probabilités de performance des travailleurs en modulant leur rémunération.	(basé principalement sur : Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Möhlmann & Zalmanson, 2017; Parent-Rocheleau & Parker, 2021)

## 1.2 Justice organisationnelle

Cette section portera sur le cadre théorique de la justice organisationnelle. Ce domaine est présenté à ce stade-ci puisqu'il contient deux dimensions qui seront examinées dans notre étude. Cette section examinera la définition, les composantes et les dimensions ainsi que les différents niveaux d'analyses de la justice organisationnelle. Par la suite, deux dimensions de la justice organisationnelle seront approfondies, soit la justice distributive et la justice procédurale. Finalement, les effets de la justice organisationnelle seront discutés.

### Définition de la justice organisationnelle

Depuis l'époque d'Aristote et de la Grèce Antique, les philosophes se penchent sur les questions de justice dans nos sociétés (Colquitt et al., 2001; Cropanzano et al., 2007;

Thibaut & Walker, 1978). Ceux-ci cherchent à déterminer ce qui est moralement juste et prescrivent des normes à suivre, offrant ainsi de précieux conseils aux dirigeants de nos sociétés et à tout individu cherchant à vivre une vie morale (Crawshaw et al., 2013; Cropanzano et al., 2007; Cropanzano & Stein, 2009). Cette importante branche de la philosophie qui étudie ce que les personnes devraient faire ou penser est qualifiée de « prescriptive » (Crawshaw et al., 2013; Cropanzano et al., 2007; Cropanzano & Stein, 2009). Pour sa part, le domaine nommé justice organisationnelle (Greenberg, 1987) a vu le jour via les premières théories de justice dans les interactions sociales applicables au monde du travail (p. ex., Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Stouffer et al., 1949). Le Tableau 6 offre une recension des descriptions de la justice organisationnelle dans la littérature scientifique.

**Tableau 6. Définitions de la justice organisationnelle dans la littérature scientifique**

<b>Définitions de la justice organisationnelle</b>	<b>Auteurs</b>
<i>Organizational justice has generally focussed on how and why managers and their organizations are judged as (un)fair by employees, and how these perceptions impact their performance and well-being at work</i>	(Crawshaw et al., 2013, p. 886)
<i>Fairness issues in the workplace</i>	(Cropanzano & Stein, 2009, p. 193)
<i>Organizational justice is a personal evaluation about the ethical and moral standing of managerial conduct</i>	(Cropanzano et al., 2007, p. 35)
<i>Conceptualizations of justice in organizations</i>	(Greenberg, 1987, p. 9)
<i>Attempts to describe and explain the role of fairness as a consideration in the workplace</i>	(Greenberg, 1990, p. 400)
<i>Distinct assessments of fairness in organizational decision-making</i>	(Karam et al., 2019, p. 137)
<i>Employees' perceptions of justice</i>	(Roch & Shanock, 2006, p. 299)
<i>Organizational justice research largely focuses on how individuals judge the actions of the others and how these judgments drive subsequent attitudes and behaviors, also focusing on individuals' use of normative rules for what is considered ethical or just</i>	(Rupp et al., 2014, p. 159)

<b>Définitions de la justice organisationnelle</b>	<b>Auteurs</b>
<i>Organizational justice is concerned with employee's perceptions of how fairly they are treated by the organization</i>	(Wang et al., 2015, p. 1250)
<i>Employees' perceptions of how fairly they are treated by organizational authorities</i>	(Whitman et al., 2012, p. 777)

À la différence du domaine de la philosophie, le domaine de la justice organisationnelle adopte une approche de recherche qui est qualifiée de « descriptive » (Colquitt, Greenberg, et al., 2005; Cropanzano et al., 2007). Plutôt que de se pencher sur ce qui est juste, cette approche cherche à comprendre ce que les individus perçoivent comme étant juste (Colquitt, Greenberg, et al., 2005; Cropanzano et al., 2007). C'est donc en utilisant l'approche « descriptive » que des centaines d'études en justice organisationnelle ont permis à la science de mieux comprendre la perception de justice chez les employés et son impact sur les individus et les milieux de travail (Colquitt et al., 2013; Crawshaw et al., 2013). En effet, la recherche a notamment montré que la perception de justice chez les employés est corrélée avec leur santé physique et mentale (Robbins et al., 2012), leur performance au travail (Colquitt et al., 2013; Whitman et al., 2012) ainsi que leur intention de quitter l'organisation, aussi appelé intention de retrait (Colquitt et al., 2001; Posthuma et al., 2007). Les effets de la justice organisationnelle seront approfondis à la section 1.2.3. Ainsi, conforme au domaine de la justice organisationnelle, notre étude adoptera également l'approche « descriptive ». Plus précisément, nous examinerons la perception de justice face à la gestion algorithmique et les impacts de cette perception chez les camionneurs.

### Composantes et dimensions de la justice organisationnelle

Le construit de la justice organisationnelle est multidimensionnel (Rupp et al., 2014). Il est important de savoir que celui-ci n'est pas le produit d'une théorie unique sur la conception de la justice organisationnelle, mais plutôt le fruit d'un demi-siècle de différents développements théoriques provenant de divers domaines de recherche (Colquitt, Greenberg, et al., 2005). Colquitt, Greenberg, et al. (2005) décrivent la conception du construit de la justice organisationnelle comme ayant trois « vagues ». La « première vague », donc la première dimension de la justice organisationnelle à avoir été

décrite par la science est la justice distributive (Colquitt, Greenberg, et al., 2005), qui est définie comme étant la perception de justice dans la distribution des ressources (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). La justice distributive est subdivisée selon trois normes de distributions, soit l'équité, l'égalité et les besoins (Leventhal, 1976). Ces normes seront définies et examinées plus en profondeur à la section 1.2.1. La « deuxième vague » est la justice procédurale (Colquitt, Greenberg, et al., 2005), qui est définie comme étant la justice perçue dans les processus menant à la distribution des ressources (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978). La justice procédurale comprend notamment six critères, c'est-à-dire la constance, l'absence de biais, l'exactitude de l'information, la représentativité, la possibilité de révision et l'éthique (Leventhal, 1980). Ces critères seront examinés plus en profondeur à la section 1.2.2. La « troisième vague » et, par conséquent, la troisième dimension à avoir été identifiée est la justice interactionnelle (Colquitt, Greenberg, et al., 2005), qui est définie comme étant la perception de justice associée au traitement interpersonnel reçue lorsque des procédures sont adoptées (Bies & Moag, 1986). Bref, la recherche a permis de montrer que les individus évaluent au moins trois dimensions de la justice dans leur environnement de travail (Crawshaw et al., 2013). Cela dit, la justice interactionnelle est souvent subdivisée en deux dimensions, soit la justice informationnelle ainsi que la justice interpersonnelle (Colquitt, 2001), faisant en sorte que la justice organisationnelle est parfois étudiée comme un construit à quatre dimensions (p. ex., Karam et al., 2019). La justice informationnelle reflète la perception de justice dans la véracité et l'adéquation des explications reçues par rapport aux procédures adoptées et la justice interpersonnelle réfère à la perception de justice dans le traitement interpersonnel reçu, c'est-à-dire si celui-ci se fait dans le respect et la dignité (Colquitt, 2001).

Or, notre étude n'inclura pas la justice interactionnelle. Cela, car l'état actuel des connaissances sur la gestion algorithmique laisse présumer qu'il y a actuellement des enjeux plus saillants au niveau de la justice distributive et procédurale. C'est probablement pourquoi, à ce jour, les études sur la justice de la gestion algorithmique se sont davantage penchées sur ces deux dimensions (Robert et al., 2020). En effet, de récents livres et articles ont montré que les systèmes algorithmes peuvent accentuer considérablement l'iniquité perçue dans la distribution des ressources (p. ex., Heidari & Krause, 2018; Martin, 2018;

O'neil, 2016; Tambe et al., 2019). Il a également été montré que la gestion algorithmique affecte la perception de justice procédurale chez les employés (p. ex., M. K. Lee, 2018; Lee et al., 2019). De plus, l'approfondissement des connaissances scientifiques sur la perception de justice distributive et procédurale à l'égard de la gestion algorithmique est crucial pour bien comprendre l'impact de la gestion algorithmique sur les membres des organisations et établir une pratique qui est juste. Ainsi, les sections 1.2.1 et 1.2.2 examineront plus en profondeur ces deux dimensions. Le Tableau 7 offre un récapitulatif et de courtes définitions des dimensions de la justice organisationnelle discutés précédemment (Cropanzano et al., 2007).

**Tableau 7. Dimensions de la justice organisationnelle récupéré de Cropanzano et al. (2007)**

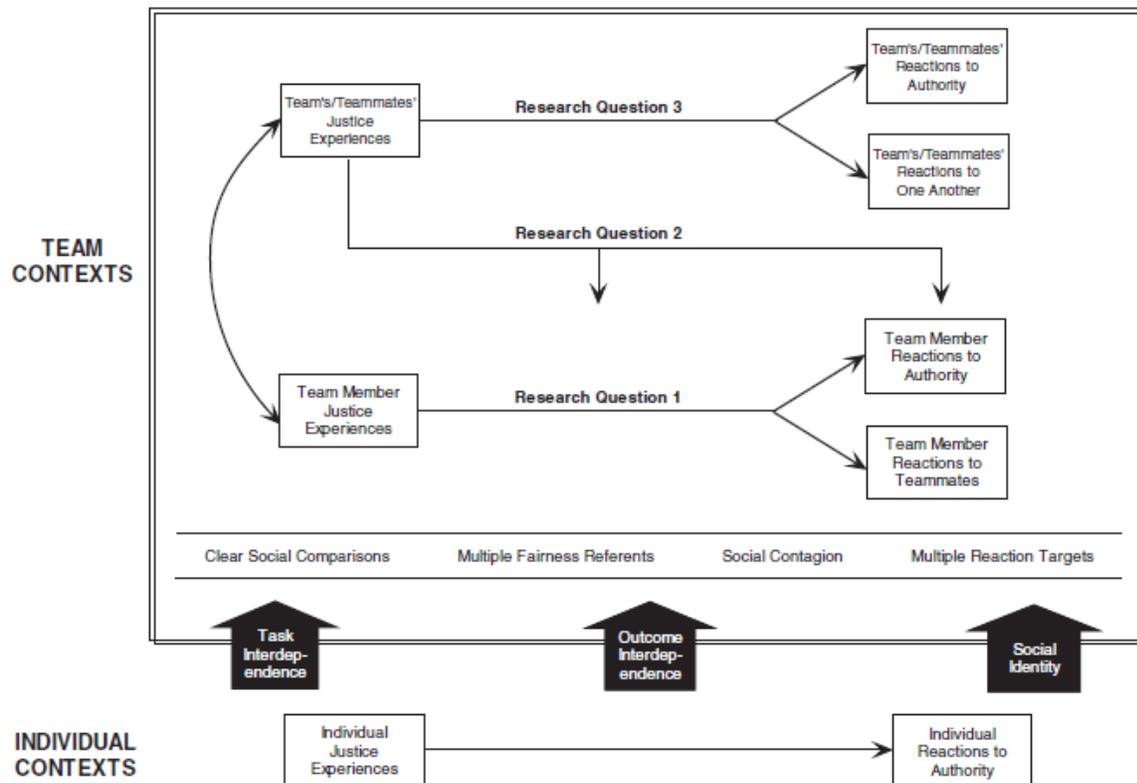
<i>1. Distributive Justice: Appropriateness of outcomes</i>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <i>Equity: Rewarding employees based on their contributions.</i></li> <li>• <i>Equality: Providing each employee roughly the same compensation.</i></li> <li>• <i>Need: Providing a benefit based on one's personal requirements.</i></li> </ul>
<i>2. Procedural Justice: Appropriateness of the allocation process.</i>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <i>Consistency: All employees are treated the same.</i></li> <li>• <i>Lack of Bias: No person or group is singled out for discrimination or ill treatment.</i></li> <li>• <i>Accuracy: Decisions are based on accurate information.</i></li> <li>• <i>Representation of All Concerned: Appropriate stakeholders have input into a decision.</i></li> <li>• <i>Correction: There is an appeals process or other mechanism for fixing mistakes.</i></li> <li>• <i>Ethics: Norms of professional conduct are not violated</i></li> </ul>
<i>3. Interactional Justice: Appropriateness of the treatment one receives from authority figures.</i>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <i>Interpersonal Justice: Treating an employee with dignity, courtesy, and respect.</i></li> <li>• <i>Informational Justice: Sharing relevant information with employees.</i></li> </ul>

#### Niveaux d'analyses de la justice organisationnelle

La littérature sur la justice organisationnelle couvre différents niveaux d'analyses. Plus précisément, la perception de justice chez les employés est analysée au niveau individuel (p. ex., Colquitt et al., 2013; Roch et al., 2019), au niveau des perceptions

partagées au sein d'équipes de travail (p. ex., Colquitt, Zapata-Phelan, et al., 2005; Spell & Arnold, 2007) et au niveau de l'ensemble des membres d'une organisation, aussi appelé « climat de justice » (p. ex., Whitman et al., 2012). Le terme « climat de justice » est défini comme un « [...] ensemble de perceptions partagées des politiques, pratiques et procédures d'une organisation » (Whitman et al., 2012, p. 777, traduction libre) et peut également faire référence aux perceptions de justice à l'intérieur d'un groupe ou d'une équipe (Whitman et al., 2012). Cela dit, ce terme est plus souvent utilisé pour faire référence aux perceptions collectives de la justice au sein d'une organisation (Whitman et al., 2012). Pour déterminer le niveau d'analyse approprié dans notre étude, nous avons examiné le contexte dans lequel les camionneurs effectuent leur travail, c'est-à-dire s'ils travaillent dans un contexte d'équipe ou dans un contexte individuel. Précisément, le modèle de Colquitt, Zapata-Phelan, et al. (2005) a été utilisé pour déterminer le contexte de travail des camionneurs. Ce modèle est présenté à la Figure 1.

**Figure 1 . Modèle récupéré de Colquitt, Zapata-Phelan, et al. (2005) sur les contextes de travail d'équipe et individuel**



Selon ce modèle, le contexte de travail d'équipe comprend trois concepts présents simultanément : 1) « [...] l'interdépendance des tâches, qui est présentes lorsque les tâches nécessitent la coopération de plusieurs personnes pour être achevées » (Colquitt, Zapata-Phelan, et al., 2005, p. 57, traduction libre), 2) « [...] l'interdépendance des résultats, définie comme la mesure dans laquelle les retombées du travail dépendent de l'exécution collective des tâches » (Colquitt, Zapata-Phelan, et al., 2005, p. 57, traduction libre) et 3) « [...] l'identité sociale, définie comme la conception de soi chez un individu qui découle de son appartenance à un groupe social, ainsi que la valeur attachée à cette appartenance » (Colquitt, Zapata-Phelan, et al., 2005, p. 58, traduction libre). Or, le travail de camionneur a une nature de « loup solitaire » et est traditionnellement défini par sa grande liberté et son indépendance dans l'exécution de son travail et des résultats qui en découle (Levy, 2015). Donc, les concepts d'interdépendance des tâches et d'interdépendance des résultats ne sont pas présents dans le travail des camionneurs. Par conséquent, nous pouvons conclure que ceux-ci effectuent leur travail principalement dans un contexte individuel. Étant donné ce contexte de travail, c'est la perception individuelle de justice (niveau d'analyse individuel) qui est la plus pertinente pour notre recherche et qui sera utilisée dans notre étude.

### **1.2.1 Justice distributive**

Cette sous-section portera sur la justice distributive, soit la première dimension de la justice organisationnelle à avoir été décrite par la science. Elle définira ce qu'est la justice distributive et examinera les travaux des principaux chercheurs qui ont permis de faire évoluer et d'établir le construit de la justice distributive utilisée aujourd'hui, c'est-à-dire Stouffer et al. (1949), Homans (1958, 1961), Adams (1963, 1965) ainsi que Leventhal (1976).

#### Définition de la justice distributive

La justice distributive est définie comme étant la perception de justice dans la distribution des ressources (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Par le terme « ressources », nous entendons « la rémunération, les récompenses intrinsèques à l'emploi, les avantages d'ancienneté, les avantages sociaux, le statut d'emploi et les symboles de statut, et une variété d'avantages indirects formelle et informelle » (Adams, 1963, p. 423, traduction libre). Cette forme de justice étudie notamment la

perception de justice à l'égard de termes quantifiables reliés aux opérations de l'entreprise, comme les salaires et les avantages sociaux (Greenberg, 1990). Cet aspect quantifiable a rendu son intégration aux études en comportement organisationnel inévitable (Greenberg, 1990). Cela peut expliquer pourquoi la justice distributive fut la première dimension de la justice organisationnelle à être identifiée et étudiée par la science (Colquitt, 2001; Cropanzano & Stein, 2009; Greenberg, 1990). Le Tableau 8 offre une recension des descriptions de la justice distributive dans la littérature scientifique.

**Tableau 8. Définitions de la justice distributive dans la littérature scientifique**

<b>Définitions de la justice distributive</b>	<b>Auteurs</b>
<i>The perceived fairness of the decision outcomes</i>	(Colquitt et al., 2013, p. 200)
<i>The justice of decision outcomes</i>	(Colquitt, 2001, p. 386)
<i>The fairness of one's outcomes from a decision-making system</i>	(Crawshaw et al., 2013, p. 888)
<i>The fairness of the outcomes one receives</i>	(Cropanzano & Stein, 2009, p. 195)
<i>The justice of outcomes</i>	(Cropanzano et al., 2007, p. 36)
<i>The perceived fairness of outcomes</i>	(Karam et al., 2019, p. 137)
<i>The fairness of outcomes</i>	(Luo, 2007, p. 644)
<i>Feelings of fairness surrounding the allocation of organizational resources</i>	(Roch & Shanock, 2006, p. 300)
<i>Perceptions regarding the following of allocation rules</i>	(Rupp et al., 2014, p. 165)
<i>Employee's perception of justice in rewards and benefits at work</i>	(Virtanen & Elovainio, 2018, p. 309)
<i>Distinct perceptions of organizational decisions</i>	(Whitman et al., 2012, p. 777)

Le reste de cette sous-section sera consacré aux théories relatives à la justice distributive. Spécifiquement, elle sera consacrée aux théories qui ont permis de mettre en place le construit de la justice distributive.

#### Théorie de la privation relative de Stouffer et al. (1949)

Historiquement, la théorie de la privation relative, qui a été développée par Stouffer et al. (1949) peu de temps après la Seconde Guerre mondiale est « [...] généralement considérée comme la première véritable théorie [...] » (Virtanen & Elovainio, 2018, p. 306,

traduction libre) ayant influencé le domaine de la justice organisationnelle et fait partie de la genèse de la justice distributive. Stouffer et al. (1949) ont étudié la satisfaction des conditions socioéconomiques de la vie militaire chez les soldats américains peu de temps après la Seconde Guerre mondiale (cité par, Greenberg, 1987; Shapoval, 2019). Ils ont observé que les soldats stationnés dans le sud des États-Unis étaient plus satisfaits que les soldats stationnés au nord du même pays, malgré le fait que les conditions étaient plus avantageuses pour les soldats du Nord. Stouffer et al. (1949) ont expliqué ces résultats surprenants aux différences entre les groupes auxquels les soldats se comparaient. Spécifiquement, Stouffer et al. (1949) ont attribué ces résultats aux faits que les soldats du Sud se comparaient avec les civils du Sud et qu'ils se sentaient plus privilégiés qu'eux. Alors que les soldats du Nord se comparaient avec les civils du Nord et qu'ils se sentaient moins privilégiés qu'eux. Stouffer et al. (1949) ont donc établi la théorie de la privation relative suggérant que la satisfaction des employés à l'égard des conditions offertes, comme les salaires, ne dépendrait pas d'un niveau absolu de privation, mais de la façon dont les personnes se comparent avec d'autres personnes. Plus précisément, selon la théorie de la privation relative de Stouffer et al. (1949), la distribution des ressources inciterait les individus à faire certaines comparaisons sociales avec des personnes de statut similaire, ce qui pourrait les conduire à des sentiments de privation et de frustration.

#### Théorie de la justice distributive d'Homans (1958, 1961)

Par la suite, en s'appuyant sur la notion de privation relative (Colquitt, Greenberg, et al., 2005), les travaux de George Homans (1958, 1961) ont permis de développer le cadre théorique de la justice distributive (Cropanzano & Stein, 2009). Celui-ci fut le premier à introduire le concept de la justice distributive (Colquitt, Greenberg, et al., 2005) en soutenant qu'« *if the costs of the members of one group are higher than those of another, distributive justice requires that their rewards should be higher too* » (Homans, 1958, p. 604). Il fut également l'un des premiers chercheurs à considérer que lorsqu'une personne perçoit un déséquilibre dans la distribution des ressources celle-ci ressentira de l'injustice (Homans, 1958, 1961). Homans (1958, 1961) a soutenu qu'une personne détermine la présence de ce déséquilibre en calculant et en comparant deux ratios. Précisément, le ratio de ses *costs* (*P*) (tel que ses efforts) sur ceux d'une autre personne et le ratio de ses *rewards* (*R*) (tel que son salaire) sur celles du même référent. De plus, Homans (1958, 1961) suggère

que les personnes effectuent ces calculs de comparaison, car ils tiennent à maximiser leurs intérêts personnels. Cette équation est présentée à la figure 2.

**Figure 2. Équation de la théorie de la justice distributive d’Homans (1958, 1961)**

$$\frac{P_1}{P_2} = \frac{R_1}{R_2}$$

Source : Cropanzano & Stein, 2009

En termes simplifiés, si, pour un travail égal, une personne ne reçoit pas un salaire égal, celle-ci ressentira de l’injustice. Qui plus est, selon Homans (1958, 1961), si une personne perçoit un déséquilibre et, par conséquent, de l’injustice, celle-ci essaiera de rétablir l’équilibre. Cependant, Homans (1958, 1961) n'a pas décrit spécifiquement les moyens qu’une personne entreprendra pour rétablir cet équilibre (Colquitt, Greenberg, et al., 2005).

#### Théorie de l’équité d’Adams (1963, 1965)

Ensuite, John Stacy Adams (1963, 1965) s’inspira des idées de la justice distributive d’Homans (1958, 1961) pour établir la *théorie de l’équité* qui, à ce jour, est encore appliquée aux études de la justice distributive (Cropanzano & Stein, 2009; Virtanen & Elovainio, 2018). La théorie de l’équité d’Adams (1963, 1965) a été qualifiée comme étant la base de la justice organisationnelle (Hughes et al., 2019). Effectivement, cette théorie reçut beaucoup d’attention et eut un grand impact sur la recherche en inspirant la grande majorité des études liées à la justice distributive (Greenberg, 1987, 1990). Pour définir sa théorie, Adams (1963, 1965) réorganisa l’équation d’Homans (1958, 1961). Cette équation est présentée à la figure 3.

**Figure 3. Équation de la théorie de l’équité d’Adams (1963, 1965)**

$$\frac{O_1}{I_1} = \frac{O_2}{I_2}$$

Source : Cropanzano et al., 2007

Avant d'examiner la théorie, il est important d'en comprendre les termes. Adams (1963, 1965) remplaça les termes *cost* (*P*) et *reward* (*R*) d'Homans (1958, 1961) par *inputs* (*I*) et *outcomes* (*O*). Les *inputs* représentent la perception qu'a un employé de sa contribution dans l'organisation et comprennent entre autres ses efforts, sa performance, son éducation, son ancienneté, son expérience et ses compétences (Adams, 1963). Les *outcomes* représentent la perception de l'employé des ressources qu'il reçoit et comprennent « [...] la rémunération, les récompenses intrinsèques à l'emploi, les avantages d'ancienneté, les avantages sociaux, le statut d'emploi et les symboles de statut, et une variété d'avantages indirects formelle et informelle » (Adams, 1963, p. 423, traduction libre). Ce sont les définitions de ces termes que nous utiliserons dans notre étude. Cependant, nous traduirons le terme *input* par le terme contribution et le terme *outcome* par le terme ressources.

Maintenant que nous avons défini les termes, nous pouvons nous attaquer à la compréhension des principes de la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965). Celle-ci stipule que pour être équitable et, par conséquent, juste, une organisation devra distribuer ses ressources à ses employés en fonction de leur contribution (cité par, Cropanzano et al., 2007). La théorie d'Adams (1963, 1965) suppose qu'un employé détermine la justice de la distribution en calculant le ratio de ses contributions et des ressources qu'il reçoit puis en comparant ce ratio avec celui d'un référent. Habituellement, le référent est un individu qui nous ressemble (Cropanzano et al., 2007) et peut être, par exemple, un collègue, un parent, un voisin, un ensemble de travailleurs d'une même industrie ou encore la représentation qu'a l'employé de lui-même dans un emploi passé (Adams, 1963). De plus, en reconnaissant que différents référents entraîneront différentes perceptions de justice, la notion de comparaison dans la théorie d'Adams (1963, 1965) est empruntée à la théorie de la privation relative (Stouffer et al., 1949). Ainsi, selon la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965), si un employé perçoit un équilibre dans la comparaison de son ratio contributions/ressources avec celui d'un référent, celui-ci percevra la distribution des ressources comme étant juste. Par exemple, si un employé perçoit qu'une haute gestionnaire contribue quatre fois plus que lui à l'organisation, celui-ci percevra de la justice s'il perçoit qu'elle reçoit quatre fois plus de ressources. D'un autre côté, selon Adams (1963, 1965), si ces ratios sont perçus comme inégaux, soit en déséquilibre,

l'employé dont le ratio est trop élevé (p. ex., un individu surpayé) ressentira de la culpabilité et un employé dont le ratio est trop bas (p. ex., un individu sous-payé) ressentira de la colère.

Donc, un employé dans un ratio en déséquilibre ressentira une charge psychologique constante et sera motivé à rétablir l'équilibre en modifiant les termes de l'équation (Adams, 1963, 1965). Pour ce faire, la personne va opérer d'une des trois manières suivantes : 1) elle va modifier psychologiquement sa perception des contributions et des ressources (p. ex., en se persuadant que sa collègue est allée à une meilleure université (meilleure contribution) ou en changeant de référent), 2) la personne va littéralement modifier son comportement, notamment en altérant ses contributions (p. ex., en diminuant ou en augmentant volontairement sa productivité) ou 3) la personne va quitter l'organisation (Adams, 1963, 1965). La description des actions qu'entreprend un employé pour rétablir un ratio en déséquilibre est là où la théorie d'Adams (1963, 1965) se différencie particulièrement de la théorie d'Homans (1958, 1961) et vient contribuer remarquablement au cadre théorique de la justice distributive (Colquitt, Greenberg, et al., 2005). Par conséquent, comme la majorité des chercheurs en justice distributive qui nous ont précédés, le présent mémoire s'appuiera sur la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965).

#### Travaux de Leventhal (1976)

Gerald S. Leventhal (1976) a amené un autre angle à la justice distributive et à la théorie de l'équité en s'intéressant aux distributeurs des ressources (habituellement des individus en position d'autorités) et aux normes de distribution (Shapoval, 2019; Virtanen & Elovainio, 2018). Selon cet auteur, la justice distributive doit être compatible avec les objectifs du groupe et son contexte. En effet, celui-ci soutient qu'« un distributeur utilise les ressources pour orienter les comportements des employés dans des directions qui contribuent à la résolution des problèmes du groupe » (Leventhal, 1976, p. 92, traduction libre). Ces problèmes émanent de l'environnement externe et des relations interpersonnelles spécifiques au groupe (Leventhal, 1976). Donc, le distributeur gère la distribution des ressources dans un contexte plus large que la relation entre lui/elle et l'employé. Ce faisant, en tentant d'orienter les comportements pour que le groupe atteigne ses objectifs, le distributeur sera soumis à différentes normes de distribution, soit l'équité,

l'égalité ou les besoins (Leventhal, 1976). Une norme de distribution est définie comme « [...] une règle sociale qui spécifie des critères qui définissent certaines distributions de ressource comme étant justes » (Leventhal, 1976, p. 94, traduction libre). La norme de l'équité relève de la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965) et est définie par Leventhal (1976) comme « une règle normative unique qui stipule que les ressources doivent être distribuées conformément aux contributions » (Leventhal, 1976, p. 94, traduction libre). Pour sa part, la norme de l'égalité consiste à fournir à chaque employé sensiblement les mêmes ressources (Leventhal, 1976). Quant à elle, la norme des besoins consiste à distribuer les ressources aux employés en fonction de leurs besoins particuliers nécessaire à la réalisation de leur travail (Leventhal, 1976). Bref, un distributeur choisira l'une de ces trois normes pour atteindre différents objectifs. Par exemple, dans un groupe où les employés ayant une contribution moindre perçoivent de l'injustice dans la norme de distribution équitable, le distributeur pourra se tourner temporairement vers une norme de distribution égalitaire des ressources qui réduira les tensions et préservera l'harmonie (Leventhal, 1976). Cela dit, selon Leventhal (1976), les distributeurs vont s'efforcer d'établir une distribution équitable, soit de distribuer les ressources proportionnellement aux contributions des employés, car celle-ci favorise l'atteinte des objectifs de productivité et est plus avantageuse au long terme. En effet, cet auteur soutient que « *so long as an allocator is very concerned about maximizing performance, he is likely to deviate only briefly from an equitable distribution of rewards and resources* » (Leventhal, 1976, p. 108). C'est pourquoi, telle l'étude de Colquitt (2001), malgré que les normes d'égalité et des besoins soient importantes dans diverses situations, notre étude se concentrera sur la norme de distribution équitable favorisant ainsi l'application des résultats de notre étude à la généralité des organisations. Qui plus est, Leventhal (1976) met l'accent sur l'adoption de compromis, car, dans plusieurs situations, un distributeur devra faire un compromis entre différentes normes pour maximiser le bien être du groupe (p. ex., en offrant le même salaire de base à tous les employés du groupe (égalité), mais également des bonis aux plus performants (équité)).

Bref, Leventhal (1976) a contribué à la conceptualisation de la justice distributive en ne parlant pas seulement d'équité, mais de différentes normes et en montrant que,

dépendamment des situations, les distributeurs adopteront différentes stratégies de distributions pour être perçus comme justes et atteindre les objectifs du groupe.

En résumé, à ce jour, notamment grâce à la théorie pionnière de Stouffer et al. (1949), la justice distributive est communément conceptualisée par les travaux d'Homans (1958, 1961), d'Adams (1963, 1965) et de Leventhal (1976) (p. ex., Colquitt et al., 2013; Greenberg, 1990; Whitman et al., 2012). Notre étude ira dans ce sens en définissant la justice distributive comme étant la perception de justice dans la distribution des ressources (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976) et en appliquant les notions de la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965). Précisément, nous mesurerons la perception de justice qu'a un camionneur lorsqu'il évalue si ses ressources qui ont été distribuées par un algorithme sont justes par rapport à sa contribution à l'organisation et aux ressources reçues par ses collègues (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976).

### **1.2.2 Justice procédurale**

Cette sous-section portera sur la justice procédurale, soit la deuxième dimension de la justice organisationnelle. Elle définira ce qu'est la justice procédurale et examinera les travaux des principaux chercheurs ayant permis de développer et d'intégrer cette dimension au construit de la justice organisationnelle, soit Thibaut et Walker (1975, 1978) et Leventhal (1980).

#### Définition de la justice procédurale

La justice procédurale est définie comme étant la justice perçue dans les processus menant à la distribution des ressources (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978). Cette dimension a vu le jour au courant des années 1970, lorsque divers chercheurs (p. ex., Thibaut & Walker, 1975, 1978; Thibaut et al., 1974) ont observé que la perception de justice ne découle pas seulement du résultat de la distribution des ressources, mais également du processus menant à cette distribution (Greenberg, 1990). En d'autres termes, même si un employé perçoit les ressources qu'il reçoit comme étant justes, il peut ressentir de l'injustice dans la manière dont ces ressources ont été distribuées (Cropanzano et al., 2002; Masterson et al., 2000). Qui plus est, un employé aura tendance à associer sa perception de justice procédurale à l'évaluation qu'il fait du système organisationnel (telles

les politiques d'entreprise) (Greenberg, 1990). Le Tableau 9 offre une recension des définitions de la justice procédurale dans la littérature scientifique.

**Tableau 9. Définitions de la justice procédurale dans la littérature scientifique**

<b>Définitions de la justice procédurale</b>	<b>Auteurs</b>
<i>The perceived fairness of decision-making processes</i>	(Colquitt et al., 2013, p. 200)
<i>The justice of the processes that lead to decision outcomes</i>	(Colquitt, 2001, p. 386)
<i>The fairness of the processes used to decide the outcomes</i>	(Crawshaw et al., 2013, p. 888)
<i>The fairness of the allocation process by which outcomes are assigned</i>	(Cropanzano & Stein, 2009, p. 195)
<i>The justice of the formal allocation processes</i>	(Cropanzano et al., 2007, p. 36)
<i>Fairness in the decision-making process and the ability to have voice in this process</i>	(Karam et al., 2019, p. 137)
<i>The perceived fairness of the process by which outcomes are reached</i>	(Luo, 2007, p. 644)
<i>Feelings of fairness regarding the procedures used in an organization</i>	(Roch & Shanock, 2006, p. 300)
<i>Perceptions regarding the following of the rules of procedural justice</i>	(Rupp et al., 2014, p. 165)
<i>Employees' perception of fairness in the principles and process that lead to decision-making and the distribution of rewards and benefits</i>	(Virtanen & Elovainio, 2018, p. 309)
<i>Distinct perceptions of organizational decision-making procedures</i>	(Whitman et al., 2012, p. 777)

Les paragraphes suivants examineront les principales théories ayant permis de développer la notion de justice procédurale, soit les travaux de Thibaut et Walker (1975, 1978) et de Leventhal (1980).

#### Théories des procédures de Thibaut et Walker (1975, 1978)

L'étude des procédures et le concept de la justice procédurale furent introduits à la littérature sur la justice au courant des années 1970, lorsque des chercheurs du domaine du droit de l'université de Caroline de Nord, soit John Thibaut et Laurens Walker (1975, 1978), développèrent leur théorie pionnière (Greenberg, 1987, 1990; Lind & Tyler, 1988). Celle-ci représentait une jonction unique entre le domaine de la psychologie sociale et celui

du droit (Colquitt, Greenberg, et al., 2005). En effet, en examinant la perception de justice de différentes parties lors de procédures judiciaires ainsi qu'en faisant la distinction entre la perception face au verdict et celle face au processus menant au verdict, Thibaut et Walker (1975, 1978) développèrent la théorie des procédures. En focalisant sur la perception de justice, cette théorie fut extrêmement influente dans la conceptualisation de la justice procédurale (Colquitt, Greenberg, et al., 2005; Cropanzano & Stein, 2009). Qui plus est, cette théorie reçut un appui robuste de la part des chercheurs dans la discipline à l'époque (Lind & Tyler, 1988) et encore récemment (p. ex., Karam et al., 2019).

Sommairement, la théorie des procédures de Thibaut et Walker (1975, 1978) suggère que les individus peuvent être satisfaits d'un verdict défavorable s'ils perçoivent qu'ils ont un certain contrôle sur le processus. Ainsi, dans leurs travaux, Thibaut et Walker (1975, 1978) montrent que les verdicts offrant un niveau de contrôle sur le processus aux justiciables sont perçus comme plus justes et mieux acceptés. À l'époque, ce constat était notable, car il montrait clairement que différentes procédures pouvaient conduire à différentes perceptions, ce qui conférait de la légitimité à la recherche sur la justice des processus (Colquitt, Greenberg, et al., 2005).

Plus précisément, selon la théorie des procédures de Thibaut et Walker (1975, 1978), la notion de contrôle comprend deux éléments, soit le contrôle sur la décision et le contrôle sur le processus. Le contrôle sur la décision est mesuré par le niveau de contrôle et d'influence qu'une personne percevra avoir sur la détermination des résultats découlant de la procédure (Thibaut & Walker, 1975, 1978), tandis que le contrôle sur le processus représente la perception de contrôle qu'aura une personne sur sa capacité à exprimer son opinion et ses arguments pendant un processus de décision (Thibaut & Walker, 1975, 1978). Ces notions de contrôle sont souvent appelées effet de *choice* (pour le contrôle sur la décision) et de *voice* (pour le contrôle sur le processus) (p. ex., Folger, 1977). Subséquemment, la théorie de Thibaut et Walker (1975, 1978) suggère que les parties peuvent être enclines à délaisser leur contrôle sur la décision pourvu qu'elles conservent leurs contrôles sur le processus. Cet élément de la théorie des procédures montre l'importance du contrôle sur le processus et fut, par conséquent, déterminante dans la conception du construit de la justice procédurale. De plus, la théorie des procédures suggère que la justice procédurale est valorisée par les individus, car elle rend les résultats de

performance ainsi que la rémunération plus contrôlable et prévisible (Thibaut & Walker, 1975, 1978). Cela dit, bien que Thibaut et Walker (1975, 1978) aient introduit le concept de la justice procédurale, c'est notamment à Leventhal (1980) que l'on doit son application à des contextes non juridiques (Colquitt et al., 2001).

#### Critères de la justice procédurale selon Leventhal (1980)

En premier lieu, Leventhal (1980) critiqua la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965) en montrant que celle-ci ignore les procédures menant à la distribution des ressources et posa la question : « *What should be done with equity theory?* » (Leventhal, 1980, p. 28). En montrant les angles morts de la théorie de l'équité, Leventhal (1980) déclencha une vague de recherche importante sur la justice procédurale au courant des années 1980 et du début des années 1990 (Colquitt, Greenberg, et al., 2005). Déjà ici, nous pouvons apprécier l'influence positive de Leventhal (1980) sur la recherche en justice procédurale et, par le fait même, sur le développement d'un construit multidimensionnel de la justice organisationnelle.

La contribution de Leventhal (1980) ne s'arrêta pas là. En effet, celui-ci développa la notion de justice procédurale introduite par Thibaut et Walker (1975, 1978) et étendit cette notion à des contextes non juridiques, notamment aux milieux organisationnels (Colquitt et al., 2001; Cropanzano & Stein, 2009). Leventhal (1980) a soutenu que la perception de justice procédurale dépend de six critères différents pouvant être utilisés pour évaluer un processus. Ces critères ont été qualifiés de « [...] *most significant contribution of Leventhal's (1980) [...]* » (Colquitt, Greenberg, et al., 2005, p. 24). Ces six critères sont 1) la constance, 2) l'absence de biais, 3) l'exactitude de l'information, 4) la représentativité, 5) la possibilité de révision et 6) l'éthique (Leventhal, 1980). Qui plus est, selon Leventhal (1980), les critères qui seront utilisés par un individu dépendront des circonstances. Dans certaines situations, un critère sera considéré comme plus pertinent qu'un autre et la perception de justice procédurale sera dominée par ce critère (Leventhal, 1980). Néanmoins, dans d'autres situations, si plusieurs critères ont le même niveau de pertinence, plusieurs d'entre eux peuvent être appliqués de façon égale (Leventhal, 1980). Les six critères de Leventhal (1980) reçurent un soutien robuste de la littérature scientifique qui suivit (Colquitt, Greenberg, et al., 2005). Notamment, leur pertinence et leur apport au construit de la justice procédurale furent confirmés par les résultats d'une méta-analyse de

Colquitt et al. (2001), qui montrent la corrélation entre ces critères et la perception de justice procédurale. Les six critères seront examinés plus en profondeur dans les prochains paragraphes.

Tout d'abord, selon Leventhal (1980), la perception de justice procédurale d'un individu peut être basée sur la constance. Celle-ci stipule que les procédures de distribution des ressources doivent être constantes d'une personne à l'autre et à travers le temps (Leventhal, 1980). Ainsi, pour être constante, il est nécessaire d'appliquer des procédures équivalentes à chaque personne et de ne pas favoriser une personne en particulier (Leventhal, 1980). Par exemple, dans un processus d'embauche, il serait inconstant et, par conséquent, injuste de donner aux candidats postulant pour le même poste des tests d'aptitude ayant des niveaux de difficulté différents (Leventhal, 1980). De plus, pour respecter le critère de la constance, il est nécessaire d'avoir un processus le plus stable possible à travers le temps, particulièrement à court terme (Leventhal, 1980). Donc, si des modifications sont apportées au processus de manière aléatoire ou arbitraire, la perception de justice procédurale sera moindre (Leventhal, 1980).

Deuxièmement, selon Leventhal (1980), la perception de justice procédurale d'un individu peut être basée sur l'absence de biais. Ce critère stipule que l'intérêt personnel et les préjugés doivent être absents chez les distributeurs des ressources (Leventhal, 1980). Spécifiquement, un individu est fortement susceptible de ressentir une injustice s'il perçoit que le distributeur des ressources a un intérêt personnel dans le processus (Leventhal, 1980). Par exemple, il serait injuste qu'un dirigeant syndical, qui est accusé d'avoir violé les règles syndicales, juge de sa propre culpabilité ou de son innocence (Leventhal, 1980). Donc, ce critère est particulièrement important lors de la sélection des distributeurs de ressources (Leventhal, 1980). Qui plus est, pour être juste, le distributeur ne devrait pas utiliser de préjugés lors du processus de distribution (Leventhal, 1980).

Ensuite, selon Leventhal (1980), la perception de justice procédurale d'un individu peut être basée sur l'exactitude de l'information. Selon ce critère, le processus de distribution des ressources doit être fondé sur le plus grand nombre d'informations de qualités et d'opinions éclairées possible (Leventhal, 1980). Ainsi, les informations ne doivent pas être inappropriées ou être inadéquatement traitées (Leventhal, 1980). Par exemple, dans un processus d'embauche, un candidat percevrait probablement de

l'injustice s'il devait compléter un test de compétences qui ne prédit pas ses futures performances dans cet emploi ou qui est traité par une personne présumée incompétente (Leventhal, 1980).

De plus, selon Leventhal (1980), la perception de justice procédurale d'un individu peut être basée sur la représentativité. Ce critère stipule que le processus de distributions des ressources doit refléter et tenir compte des préoccupations, des valeurs et des opinions des différents groupes affectés par le processus (Leventhal, 1980). Ainsi, si les distributeurs des ressources représentent un groupe culturel ou socioéconomique homogène et ne tiennent pas compte des autres groupes, une injustice pourrait être perçue (Leventhal, 1980).

Selon Leventhal (1980), la perception de justice procédurale d'un individu peut également être basée sur la possibilité de révision. Celle-ci stipule que le processus de distribution doit comprendre la possibilité de corriger les décisions erronées (Leventhal, 1980). En d'autres termes, le niveau de justice perçu sera accru par la présence de procédures d'appel qui permettent la révision des décisions (Leventhal, 1980). Par exemple, un système de gestion algorithmique où un employé n'aurait pas la possibilité de demander à un gestionnaire humain de réviser une décision prise par l'algorithme serait perçu comme injuste. Qui plus est, les demandeurs doivent se sentir libres de faire appel sans crainte de représailles (Leventhal, 1980). Aussi, les procédures d'appels qui impliquent de grandes dépenses de temps et d'efforts seront perçues comme étant moins justes (Leventhal, 1980).

Finalement, selon Leventhal (1980), la perception de justice procédurale d'un individu peut être basée sur l'éthique. Ce critère stipule que le processus de distribution doit être compatible avec les valeurs morales et éthiques acceptées par l'individu évaluant la justice procédurale (Leventhal, 1980). Ainsi, le critère d'un processus éthique dépend de ce que l'individu considère comme étant morale et éthique (Leventhal, 1980).

Bref, Leventhal (1980) contribua à l'établissement du construit multidimensionnel de la justice organisationnelle en montrant les angles morts de la théorie de l'équité et au développement de la justice procédurale en introduisant six critères utilisés par un individu pour évaluer la justice d'un processus de distribution des ressources. Leventhal (1980) permit également d'étendre la notion de justice procédurale de Thibaut et Walker (1975,

1978) au contexte organisationnel. Le Tableau 10 offre une recension des notions de Thibaut and Walker (1975, 1978) et de Leventhal (1980) sur la justice procédurale.

**Tableau 10. Dimensions de Thibaut and Walker (1975, 1978) et de Leventhal (1980) sur la justice procédurale**

<b>Dimensions</b>	<b>Descriptions</b>	<b>Auteurs</b>
Contrôle sur la décision ( <i>Choice</i> )	Le niveau de contrôle et d'influence qu'une personne percevra avoir sur la détermination des résultats découlant de la procédure.	(Thibaut & Walker, 1975, 1978)
Contrôle sur le processus ( <i>Voice</i> )	La perception de contrôle qu'aura une personne sur sa capacité à exprimer son opinion et ses arguments pendant un processus de décision.	(Thibaut & Walker, 1975, 1978)
Constance	Les procédures de distribution des ressources doivent être constantes d'une personne à l'autre et à travers le temps.	(Leventhal, 1980)
Absence de biais	L'intérêt personnel et les préjugés doivent être absents chez les distributeurs des ressources.	(Leventhal, 1980)
Exactitude de l'information	Le processus de distribution des ressources doit être fondé sur le plus d'informations de qualités et d'opinions éclairées possible.	(Leventhal, 1980)
Représentativité	Le processus de distributions des ressources doit refléter et tenir compte des préoccupations, des valeurs et des opinions des différents groupes affectés par le processus	(Leventhal, 1980)
Possibilité de révision	Le processus de distribution doit comprendre la possibilité de corriger les décisions erronées	(Leventhal, 1980)
Éthique	Le processus de distribution doit être compatible avec les valeurs morales et éthiques acceptées par l'individu évaluant la justice procédurale.	(Leventhal, 1980)

En résumé, la justice procédurale est communément conceptualisée par la notion de contrôle (Thibaut & Walker, 1975, 1978) et par les critères d'un processus de distribution juste, soit la constance, l'absence de biais, l'exactitude de l'information, la

représentativité, la possibilité de révision et l'éthique (Leventhal, 1980) (p. ex., Bellavance et al., 2013; Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2013; Cropanzano & Stein, 2009; Karam et al., 2019; Rupp et al., 2014). Notre étude fera de même en définissant la justice procédurale comme étant la justice perçue dans les processus menant à la distribution des ressources (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978). Spécifiquement, nous mesurons la perception de justice procédurale qu'a un camionneur à l'égard du niveau de transparence d'un système de gestion algorithmique lorsque celui-ci évalue son niveau de contrôle sur le processus ainsi que la constance, l'absence de biais, l'exactitude de l'information, la représentativité, la possibilité de révision et l'éthique du processus.

### **1.2.3 Les effets de la justice organisationnelle**

La justice occupe une place importante dans notre société et laisse peu de gens indifférents. Plus particulièrement, les perceptions d'injustices sociales font réagir, comme le mentionne Amartya Sen dans la préface de son œuvre *The Idea of Justice* : « Ce qui nous anime, raisonnablement, ce n'est pas de réaliser que le monde est loin d'être complètement juste - ce que peu d'entre nous attendent - mais qu'il y a clairement autour de nous des injustices réparables que nous voulons éliminer » (Sen, 2009, p. vii, traduction libre). D'ailleurs, il est raisonnable de supposer que des mouvements sociaux, tels que la Révolution américaine, la Révolution française, le mouvement américain des droits civiques ou, plus récemment, le mouvement *Black Lives Matter*, n'auraient pas eu lieu sans une forte perception d'injustice sociale. En ce qui concerne la justice organisationnelle, selon Colquitt et al. (2013), la justice aurait autant d'effets que l'injustice. Ces derniers proposent qu'« en termes simples, la justice semble entraîner le fait que les gens se sentent bien au même degré que l'injustice les fait se sentir mal » (Colquitt et al., 2013, p. 216, traduction libre). La littérature sur les effets de la justice organisationnelle est abondante et celle-ci montre ses conséquences sur la productivité, les attitudes et la santé des travailleurs (Bertholet et al., 2021). Pour ce qui est de notre étude, étant donné que le roulement et la pénurie de main-d'œuvre représentent un problème majeur dans l'industrie du camionnage (Bernick, 2019; Korosec, 2018; Long, 2018; Mittal et al., 2018; Reynolds, 2020; Viscelli, 2016), nous étudierons l'influence de la transparence de la gestion algorithmique sur les intentions de quitter émanant de la justice organisationnelle chez les camionneurs. Cette

conséquence et les raisons pour lesquelles nous étudions celle-ci seront développées à la section 1.4. Le Tableau 11 offre une recension non exhaustive d'études qui ont montré des relations entre la justice organisationnelle et diverses conséquences.

**Tableau 11. Effets de la justice organisationnelle**

<b>Conséquences</b>	<b>Définitions</b>	<b>Références</b>
<b>La satisfaction vis-à-vis des résultantes</b>	Le niveau de satisfaction face à un processus décisionnel, tel que les salaires, les promotions et les évaluations de la performance.	(Colquitt et al., 2001)
<b>La satisfaction au travail</b>	La satisfaction des employés à l'égard de leur travail en général (Colquitt et al., 2001).	(Colquitt et al., 2001; Judge & Colquitt, 2004; Karam et al., 2019; Rupp et al., 2014; Whitman et al., 2012)
<b>L'engagement organisationnel</b>	Le désir d'un employé de rester membre d'une organisation (Allen & Meyer, 1990).	(Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2013; Loi et al., 2006; Rupp et al., 2014; Whitman et al., 2012)
<b>La confiance (vis-à-vis du supérieur et de l'organisation)</b>	« La volonté d'une partie d'être vulnérable face aux actions d'une autre partie [...], indépendamment de la capacité de surveiller ou de contrôler les actions de ce dernier » (Mayer et al., 1995, p. 712, traduction libre).	(Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2012; Colquitt et al., 2013; Rupp et al., 2014)
<b>La citoyenneté organisationnelle (<i>organizational citizenship behavior</i>)</b>	Des actions, moins susceptibles d'être explicitement récompensées, qui soutiennent l'environnement social et psychologique dans lequel l'exécution des tâches a lieu. Par exemple, l'altruisme, l'esprit sportif et la courtoisie (Organ, 1997).	(Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2013; Roch et al., 2019; Rupp et al., 2014; Whitman et al., 2012)
<b>La performance au travail</b>	« [...] <i>the aggregated value to the organization of the discrete behavioral episodes that an individual performs over a standard interval of time</i> » (Motowidlo et al., 1997, p. 71)	(Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2012; Colquitt et al., 2013; Karam et al., 2019; Roch et al., 2019; Rupp et al., 2014; Whitman et al., 2012)
<b>Intention de quitter et comportements de retrait (<i>withdrawal</i>)</b>	Par exemple, le roulement de personnel volontaire, l'absentéisme et l'intention de quitter (Colquitt et al., 2001). Dans ces cas, ces retraits sont essentiellement volontaires.	(Colquitt et al., 2001; Loi et al., 2006; Posthuma et al., 2007; Whitman et al., 2012)

Conséquences	Définitions	Références
<b>Le stress perçu</b>	« [...] le stress peut généralement être défini comme un état émotionnel et physiologique aversif ou désagréable résultant d'expériences professionnelles négatives, en particulier d'expériences incertaines ou échappant au contrôle de l'employé » (Judge & Colquitt, 2004, p. 396, traduction libre)	(Judge & Colquitt, 2004; Robbins et al., 2012)
<b>Le niveau d'épuisement</b>	Peut être caractérisé par un épuisement émotionnel, du cynisme, un burnout ainsi qu'un sentiment d'efficacité et d'estime de soi professionnelle réduit.	(Robbins et al., 2012)
<b>Santé physique</b>	Notamment des problèmes cardio-vasculaires, de sommeil, de cholestérol et d'autres symptômes physiques.	(Elovainio et al., 2006; Robbins et al., 2012)
<b>Santé mentale</b>	Peut comprendre de la dépression, de la détresse psychologique et de l'anxiété.	(Elovainio et al., 2013; Robbins et al., 2012)
<b>Émotions négatives</b>	Peut comprendre de la frustration, de l'expression ou de la suppression de la colère, de l'autoaccusation et de l'hostilité.	(Robbins et al., 2012)
<b>Absences</b>	Effets sur la durée et la fréquence d'absences involontaires dues à des raisons médicales.	(Elovainio et al., 2013; Robbins et al., 2012)

### 1.3 Liens entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmiques et les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude

Divers articles médiatiques et livres critiquent les systèmes de gestion algorithmique en rapportant qu'ils peuvent être perçus comme injustes par les employés œuvrant sous de tels systèmes (p. ex., Barratt et al., 2020; Burin, 2019; Crawford, 2016; Dastin, 2018; Geiger, 2021; Guendelsberger, 2019; May & Chang Chien, 2021; O'Donovan, 2018; O'neil, 2016; Reyes, 2018; Roose, 2019; Rosenblat, 2018; Royer, 2021; Yeginsu, 2018). Par ailleurs, plusieurs articles scientifiques abondent dans le même sens et proposent que les systèmes de gestion algorithmique et, plus largement, l'utilisation de l'intelligence artificielle en organisation puissent créer de l'injustice (p. ex., Duggan et al., 2020; Farr et al., 2013; Jagabi et al., 2020; Kellogg et al., 2020; Martin, 2018; Tambe et al., 2019; Tomczak et al., 2018). Il est ainsi de plus en plus courant d'entendre ou de lire des énoncés

affirmant que les algorithmes sont généralement injustes (Jean, 2019; Lee & Björklund Larsen, 2019). Plusieurs auteurs avancent que la transparence algorithmique serait l'une des principales clés permettant aux systèmes d'être perçus comme plus justes (p. ex., Chamorro-Premuzic, 2021; De Cremer, 2020b; Finger, 2021; Möhlmann, 2021; Rani & Furrer, 2020; Robert et al., 2020; Schellmann, 2021; Young, 2021). La présente section explorera les liens théoriques et empiriques établis dans la littérature entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice organisationnelle.

Il faut cependant souligner que la littérature (notamment empirique) sur la gestion algorithmique, ses fonctions, ses caractéristiques ainsi que ses conséquences est embryonnaire et aborde l'impact des systèmes de manière générale. Plus précisément, la littérature actuelle tend à examiner les systèmes de gestion algorithmique dans leur ensemble et ne spécifie pas la ou les fonctions de gestions algorithmiques à l'étude (Parent-Rocheleau & Parker, 2021).

En ce qui concerne les recherches sur la relation entre la gestion algorithmique et la perception de justice, très peu d'études se penchent sur les dimensions spécifiques de la justice organisationnelle (c.-à-d., distributive, procédurale et interactionnelle). Par exemple, Griesbach et al. (2019), Lee et al. (2015) ainsi que Möhlmann et Zalmanson (2017) ont montré que la gestion algorithmique peut engendrer des sentiments d'injustice chez les travailleurs en observant la justice de manière unidimensionnelle. Parmi ces études, rares sont celles qui définissent clairement la gestion algorithmique et précisent la ou les fonctions de gestions mesurées (Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Par exemple, des études empiriques mesurent les perceptions de justice face à des prises de décisions algorithmiques en général (p. ex., Wang et al., 2020) tandis que d'autres se concentrent sur une seule fonction particulière de la gestion algorithmique, comme la surveillance, sans mentionner explicitement la gestion algorithmique (p. ex., Stark et al., 2020).

Ainsi, en se basant sur la littérature embryonnaire de la gestion algorithmique, la présente section examinera les liens entre la transparence de la gestion algorithmique et deux dimensions de la justice organisationnelle, soit la justice distributive et procédurale.

### 1.3.1 Liens théoriques et empiriques entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice distributive

Examinons d'abord la relation entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice distributive. La gestion algorithmique peut permettre à une organisation de capturer précisément un vaste éventail de données et, conséquemment, d'élaborer, de suggérer ou de choisir des actions et des décisions qui sont optimales et plus précises (Cheng & Hackett, 2019; Kellogg et al., 2020; Lee et al., 2019; Leicht-Deobald et al., 2019; Schildt, 2017). Ainsi, en théorie, un système pourrait collecter, analyser et calculer plus rigoureusement les contributions des travailleurs et, conséquemment, élaborer une distribution précise et optimale des ressources, ce qui peut impacter positivement la perception de justice distributive des travailleurs (Adams, 1963, 1965).

Pour ce qui est des camionneurs, les systèmes de gestion algorithmique permettent une uniformisation des heures de conduite, soit l'une des dimensions de la contribution globale des camionneurs en imposant le respect des lois reliées aux nombres d'heures travaillées comme la loi du *Hours of Service regulations* (HOS) (Leroux, 2019; Premack, 2018, 2020; Sanderson, 2018; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). En d'autres termes, les systèmes empêchent les camionneurs au sein de l'industrie et d'une même organisation de « tricher » (notamment en dépassant le nombre d'heures de conduites permises par la loi) en obligeant tous les travailleurs à respecter les mêmes règles (Leroux, 2019; Sanderson, 2018). La standardisation d'une dimension de la contribution des travailleurs devrait normalement diminuer les spéculations quant à la contribution des autres (les référents) et permettre aux travailleurs d'établir des ratios contributions/ressources plus précis, impactant (positivement ou négativement selon les ressources octroyés) leurs perceptions de justice distributive (Adams, 1963, 1965).

Cela dit, nous avons examiné précédemment les limites des systèmes algorithmiques et constaté que le tout n'est pas si simple. En plus des limites techniques et sociales des systèmes de gestion algorithmique qui peuvent notamment biaiser leurs décisions ou en diminuer la qualité (Crawford, 2021; Crawford & Calo, 2016; Faraj et al., 2018; Jean, 2019; Lee & Björklund Larsen, 2019; Rosenblat et al., 2017), l'opacité des systèmes de gestion algorithmiques, c'est-à-dire leur « [...] incompréhensibilité potentielle au raisonnement humain » (Danaher, 2016, p. 246, traduction libre) peut entraîner une

incompréhension de la distribution des ressources (Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Tambe et al., 2019). D'ailleurs, Griesbach et al. (2019) avancent qu'un système de gestion algorithmique qui n'est pas transparent crée un sentiment d'injustice, puisque le système peut créer une perception de disparité de traitement, dont les raisons sont difficiles à expliquer et à comprendre pour les travailleurs. Qui plus est, une incompréhension des systèmes algorithmiques pourrait créer une certaine confusion et amener les employés à faire leurs propres hypothèses (potentiellement fausses) sur la distribution des ressources de ces systèmes (Helberger et al., 2020; Jean, 2019; Lee et al., 2019). Ainsi, même dans un cas où la gestion algorithmique entraînerait, en réalité, une juste distribution des ressources, des incompréhensions et de fausses hypothèses pourraient affecter négativement les perceptions de justice distributive, et ce, si un travailleur perçoit que ce qu'il reçoit n'équivaut pas à sa contribution à l'entreprise (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Cela est d'autant plus vrai si celui-ci estime que, pour un effort comparable, il recevait une plus grande rémunération dans le passé ou qu'un référent reçoit plus que lui pour le même niveau de contribution (Adams, 1963, 1965).

La transparence des systèmes de gestion algorithmique, soit le « [...] degré d'explication fournie quant au *pourquoi* et au *comment* d'un système algorithmique » (Parent-Rochelleau & Parker, 2021, p. 9, traduction libre) pourrait contribuer à éviter cette confusion en facilitant la compréhension des systèmes de gestion algorithmiques (Lee et al., 2019; Lee et al., 2015; Robert et al., 2020). Cela pourrait permettre aux entreprises de bénéficier de la précision des systèmes tout en favorisant une diminution des fausses hypothèses des travailleurs quant à la contribution d'autrui. Une entreprise pourrait ainsi implanter un système de gestion algorithmique (possédant une ou plusieurs fonctions à l'étude, soit la surveillance, la gestion de la performance ou la rémunération algorithmique des travailleurs) qui permet une distribution précise des ressources et, via une transparence algorithmique accrue, pourrait être perçue comme plus juste sur le plan distributif par les travailleurs, et ce, puisque le ratio contributions/ressources sera perçu comme étant plus équilibré (Adams, 1963, 1965).

À ce jour, aucune étude n'a mesuré la transparence de la surveillance, de la gestion de la performance ou de la rémunération algorithmique des travailleurs de manière

quantitative, sur le terrain et dans une industrie traditionnelle. Cela dit, les résultats de l'étude de Rani et Furrer (2020) au sein de la *gig economy* les amènent à souligner que la transparence algorithmique est une nécessité pour permettre une distribution juste des ressources dans un milieu de travail qui utilise un système de gestion algorithmique. Qui plus est, Griesbach et al. (2019) observent avec des données qualitatives comment le manque de transparence d'un système de gestion algorithmique peut créer de la confusion chez les travailleurs quant à la distribution des ressources. Une participante de cette étude, travaillant au sein de la plateforme Instacart, décrit d'ailleurs sa confusion face au système algorithmique de rémunération : « *Now it's just like, well why is this order now \$12.37, but the same number of units over here is \$18.37? ... So it's just not very transparent. It's not very clear. And I understand they want to make money. I understand that. But it doesn't make any sense* » (Griesbach et al., 2019, p. 8). De manière semblable, Uhde et al. (2020) observent que la transparence aide les travailleurs à comprendre le résultat de la distribution des ressources (soit les horaires de travail dans le cas de cette étude). Également, l'étude expérimentale de Lee et al. (2019), dans laquelle un système algorithmique distribuait de la nourriture à des groupes de participants en fonction des préférences de chacun, montre que la transparence permet de clarifier les hypothèses erronées quant aux *inputs* et aux *outcomes* des autres (les préférences et la nourriture dans ce cas-ci). Conséquemment, cette clarification a augmenté les perceptions de justice distributive. Cette transparence a également permis aux participants de mieux juger si l'algorithme a distribué les ressources de manière juste, ce qui a eu des effets mixtes en augmentant ou en diminuant la justice perçue des travailleurs selon leur perception d'une distribution juste (Lee et al., 2019). Il faut noter cependant que, dans ce cas, la transparence fait seulement référence au comment du système en clarifiant quelles étaient les préférences de chacun (c.-à-d., l'*input*) et quelles ressources ils ont reçues (c.-à-d., l'*outcome*). Dans la pratique, il est rare qu'une organisation considère les préférences de chacun comme étant la contribution globale des travailleurs (c.-à-d., l'*input*) lors de la distribution des ressources (c.-à-d., l'*outcome*), ce qui limite la généralisabilité des résultats de Lee et al. (2019).

En résumé, la transparence algorithmique pourrait être un couteau à double tranchant, car elle pourrait lever le voile tant sur une distribution juste qu'injuste des ressources. Néanmoins, cette transparence permettrait d'augmenter la perception de justice

distributive en exploitant les bénéfices de la gestion algorithmique tout en réduisant la confusion algorithmique ainsi que les fausses hypothèses quant à la contribution et les ressources reçues par chacun. Ainsi, de manière générale, la transparence de la gestion algorithmique est susceptible d'affecter positivement la perception de justice distributive.

### **1.3.2 Liens théoriques et empiriques entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice procédurale**

Examinons maintenant les liens entre la transparence algorithmique et la justice procédurale. Comme soulevé précédemment, l'« [...] incompréhensibilité potentielle au raisonnement humain » (Danaher, 2016, p. 246, traduction libre) des systèmes de gestion algorithmiques peut entraîner une incompréhension du processus de distribution (Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Rani & Furrer, 2020; Tambe et al., 2019). Ainsi, il est raisonnable d'avancer que cette incompréhension pourrait entraîner chez les employés une perception de faible contrôle sur la décision (*choice*) et sur le processus (*voice*), ce qui réduirait la perception de justice procédurale selon les critères de Thibaut et Walker (1975, 1978). Empiriquement, les entrevues qualitatives de Pfeiffer et Kawalec (2020) montrent que les travailleurs se plaignent du manque de transparence algorithmique (des résultats semblables sont aussi présentés par Fieseler et al. (2019)), car ils n'ont pas la possibilité d'influencer ou de soulever des questions quant aux processus décisionnels. Ainsi, en plus d'un faible niveau de contrôle (Thibaut & Walker, 1975, 1978), le manque de transparence pourrait également affecter négativement le critère de possibilité de révision (Leventhal, 1980). Par exemple, une cote de performance au travail déterminée par un système algorithmique ne permettant pas d'apprécier les critères ou le processus derrière l'établissement de ce résultat (p. ex., Pfeiffer & Kawalec, 2020) pourra difficilement être la cible d'une demande de révision, puisque l'employé ne connaît pas la manière dont la décision a été prise ou les informations qui ont été considérées dans cette décision.

De plus, un manque d'informations sur les systèmes algorithmiques découlant d'un manque de transparence, pourrait créer une certaine incompréhension ou confusion et amener les employés à faire leurs propres hypothèses sur les processus des systèmes (Helberger et al., 2020; Jean, 2019; Woodcock, 2020). Ces hypothèses engendrées par la

non-disponibilité de l'information pourraient affecter négativement les perceptions des six critères de Leventhal (1980) (c.-à-d., constance, absence de biais, exactitude de l'information, représentativité, possibilité de révision, éthique) et, conséquemment, les perceptions de justice procédurale. Précisément, une incompréhension du processus pourrait amener les travailleurs à supposer que les processus menant à la distribution des ressources ne respectent pas un des critères de Leventhal (1980), même si cela n'est en fait pas le cas. Par exemple, une incompréhension et une confusion quant à une application de gestion des feuilles de temps (c.-à-d., un système de gestion algorithmique de planification des horaires de travail) dans le milieu de la construction au Québec a presque déclenché une grève de près 190 000 travailleurs, car la partie syndicale croyait que l'application recueillait des données en temps réel sur la géolocalisation des travailleurs, ce que réfute les concepteurs de l'application en question (Dubé, 2021; Hassin, 2021; Les Affaires, 2021). Dans cet exemple, aux yeux de la partie syndicale, le système ne respectait pas la vie privée des travailleurs (Dubé, 2021). Par conséquent, comme présentée dans la section sur les limites sociales de la gestion algorithmique, la partie syndicale percevait le système comme éthiquement problématique. Cela venait ainsi influencer négativement leur perception du critère d'éthique de Leventhal (1980).

Selon le même raisonnement, une absence d'information sur le processus décisionnel automatisé peut aussi conduire un employé à percevoir ces décisions comme empreintes de biais ou de discrimination (Basukie et al., 2020; Faraj et al., 2018; Leicht-Deobald et al., 2019). Par exemple, un algorithme de prédiction de la performance en emploi qui tendrait à estimer plus favorablement la performance des hommes (p. ex., Dastin, 2018) a bien des chances d'être perçu comme empreint de biais. Bien que la transparence n'élimine pas ces biais en soi, elle permet néanmoins aux observateurs d'évaluer leur ampleur et leur provenance, réduisant ainsi les spéculations sur l'aspect éthique et discriminant du système.

La même logique s'applique au critère d'exactitude de l'information (Leventhal, 1980). Une inaccessibilité de l'information considérée dans la décision empêche le travailleur d'évaluer la qualité de cette décision (Griesbach et al., 2019; Rahman, 2021; Veen et al., 2019). Par exemple, un individu à qui l'on met fin au contrat de travail à la suite d'une recommandation algorithmique découlant de commentaires de clients

insatisfaits pourra difficilement percevoir cette décision comme juste si, n'ayant pas accès aux commentaires des clients en question, il ne peut attester de leur exactitude.

Aussi, comme mentionnée précédemment, la gestion algorithmique peut être très dynamique et permettre de changer rapidement les procédures (Bokanyi & Hannak, 2020; Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Lee et al., 2015). Ainsi, un système algorithmique très dynamique pourrait engendrer davantage de confusion et rendre les hypothèses des travailleurs encore plus divergentes (Jean, 2019). En l'absence d'explications claires sur ces variations, une multitude d'hypothèses pourrait amener les travailleurs à percevoir de l'inconstance dans le processus (Leventhal, 1980). Précisément, les hypothèses divergentes provenant de multiples individus pourraient amener un travailleur à constamment modifier sa propre hypothèse et, ainsi, percevoir que les procédures de distribution des ressources ne sont pas constantes d'une personne à l'autre et à travers le temps (Leventhal, 1980). Ce fut le cas lors de quelques soulèvements organisés par des travailleurs de plateforme qui, pour des tâches équivalentes, voyaient régulièrement leur rémunération fluctuer de manière marquée, et ce, sans explication. Les modifications au calcul de la paie n'étant pas annoncées ni expliquées, ces travailleurs se sont rapidement sentis victimes d'injustice (Griesbach et al., 2019; Shanahan & Smith, 2021; Woodcock, 2020). De plus, l'étude qualitative de Rahman (2021) sur les systèmes de gestion de la performance algorithmique dans la *gig economy* montrent que les travailleurs perçoivent de l'injustice dans le processus d'un système de gestion algorithmique lorsque celui-ci n'est pas transparent, car le processus leur semble arbitraire et inconstant.

La transparence algorithmique pourrait avoir un effet positif sur la perception de justice procédurale en permettant aux travailleurs de mieux comprendre les systèmes de gestion algorithmiques et de mieux juger la justice des processus (Lee et al., 2019; Lee et al., 2015; Parent-Rochelleau & Parker, 2021; Rahman, 2021; Robert et al., 2020). Globalement, elle permet aux travailleurs de mieux comprendre le processus décisionnel impliquant un algorithme, de vérifier si leurs suppositions ou leurs hypothèses sont bel et bien fondées et, par conséquent, de mieux évaluer si ce processus est juste (Lee et al., 2019; Uhde et al., 2020). Cela dit, selon les résultats de l'étude expérimentale de Newman et al. (2020), la transparence algorithmique n'augmente pas les perceptions de justice

procédurale. Ainsi, Newman et al. (2020) montrent que la transparence des procédures algorithmiques ne permet pas d'augmenter le niveau de justice perçue et avancent que « [...] l'injustice perçue envers les algorithmes n'est pas simplement due à la présomption des gens qu'ils ne prendront pas en compte les bonnes informations, mais aussi à la présomption que les algorithmes ne peuvent même pas utiliser les bonnes informations lorsqu'ils en disposent » (Newman et al., 2020, p. 159, traduction libre). Cependant, Newman et al. (2020) ne mesurent qu'une partie de la transparence algorithmique, c'est-à-dire une partie du comment du système algorithmique en divulguant à certains participants à l'étude quelles données seront prises en compte par le système. Rappelons que la transparence des systèmes de gestions algorithmiques fait référence « [...] au degré d'explication fournie quant au *pourquoi* et au *comment* d'un système algorithmique » (Parent-Rochelleau & Parker, 2021, p. 9, traduction libre). Il est raisonnable d'avancer que la transparence partielle du système à l'étude de Newman et al. (2020), soit seulement la transparence d'une partie du comment, peut expliquer leurs résultats. Ainsi, nous pouvons observer qu'il y a jusqu'ici une certaine incohérence dans les résultats des recherches qui se sont intéressées à la relation entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice procédurale, ce qui montre que la littérature est à un stade embryonnaire et que l'effet de la transparence sur la justice procédurale est encore incompris.

Bref, la littérature révèle un manque d'études empiriques comportant des données quantitatives collectées sur le terrain au sein d'une industrie traditionnelle et examinant la relation entre la transparence algorithmique des systèmes de gestion et la justice procédurale, marquant la pertinence de la présente étude. De plus, bien que légèrement discordante, la littérature tend principalement à montrer que, lorsqu'un nombre suffisant d'explications sont fournies quant au pourquoi et au comment des algorithmes (Langer & König, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021), la transparence algorithmique a un effet positif sur la perception de justice procédurale. La transparence permettrait d'augmenter la possibilité d'influencer ou de soulever des questions quant aux processus décisionnels, d'augmenter la compréhension du système et, par conséquent, de diminuer les fausses hypothèses chez les travailleurs (Fieseler et al., 2019; Lee et al., 2019; Lee et al., 2015; Pfeiffer & Kawalec, 2020; Uhde et al., 2020).

## 1.4 L'intention de quitter

Cette section portera sur le cadre théorique du dernier concept à l'étude, soit l'intention des travailleurs de quitter leur organisation.

« L'intention de quitter l'entreprise est définie comme une volonté consciente et délibérée de quitter l'organisation » (Tett & Meyer, 1993, p. 262, traduction libre). En accordant une attention particulière au terme « volonté » de cette définition, nous constatons que l'intention de quitter est un concept différent de l'acte de quitter une organisation, qui constitue une autre mesure à part entière (Cohen et al., 2016). Selon Petriglieri (2011), l'acte de quitter volontairement une organisation serait en fait le résultat d'une stratégie d'adaptation utilisée par les employés pour échapper à une *identity threat*, soit une expérience perçue comme un « préjudice potentiel à la valeur, aux significations ou à la mise en œuvre d'une identité » (Petriglieri, 2011, p. 641, traduction libre). Qui plus est, certaines recherches suggèrent que l'effet de l'intention de quitter sur l'acte de retrait n'est pas toujours systématique et que plusieurs facteurs peuvent interférer dans la concrétisation de l'intention en comportement. C'est notamment le cas de la culture nationale (Wong & Cheng, 2020), du niveau hiérarchique (Cole & Bruch, 2006), de la personnalité (Allen et al., 2005), du niveau de satisfaction au travail (Rubenstein et al., 2018), des alternatives professionnelles (Mobley et al., 1979; Rubenstein et al., 2018), des relations interpersonnelles entre les employés (Vardaman et al., 2015) ainsi que du leadership du supérieur (Waldman et al., 2015).

Cela dit, l'intention de quitter a été caractérisée comme un précurseur immédiat et direct de l'acte de quitter volontairement son emploi (Hom & Griffeth, 1991; Mobley et al., 1979; Poon, 2012). Plusieurs études empiriques ont confirmé que l'intention de quitter et l'acte volontaire de quitter sont positivement liés (p. ex., Bluedorn, 1982; Bothma & Roodt, 2013; Cohen et al., 2016; Podsakoff et al., 2007; Schwepker, 2001; Tett & Meyer, 1993; Wong & Cheng, 2020). Donc, étant donné qu'il s'agit d'un prédicteur important du roulement des employés, et particulièrement du roulement volontaire découlant d'une intention et non des aléas de la vie, de nombreux chercheurs se penchent sur l'intention de quitter des employés et sur les facteurs qui poussent les employés à développer une telle intention. Nous ferons de même.

De manière générale, le roulement des employés représente des coûts élevés pour les entreprises. Notamment, en ce qui a trait aux coûts liés au recrutement, à la formation et à la « courbe d'apprentissage » des nouveaux employés, aux heures supplémentaires, à la perte de mémoire et de compétences organisationnelle, à la qualité des services offerts ainsi qu'à la perte de productivité en général (Bothma & Roodt, 2013; Moynihan & Pandey, 2008; Tracey & Hinkin, 2008; Waldman et al., 2004; Watlington et al., 2010). Étant donné son importance, les chercheurs se sont largement penchés sur l'identification et la compréhension des facteurs pouvant contribuer à l'apparition d'une intention de quitter chez les travailleurs. Parmi ces causes, on retrouve la satisfaction au travail et l'engagement organisationnel (Allen et al., 2005; Bothma & Roodt, 2013; Nadiri & Tanova, 2010; Paillé et al., 2011; Podsakoff et al., 2007; Staufenbiel & König, 2010). Il a également été montré que l'intention de quitter est significativement liée à l'identification organisationnelle (Olkonen & Lipponen, 2006), l'insécurité d'emploi (Staufenbiel & König, 2010), l'implication dans l'emploi (Sjöberg & Sverke, 2000), l'identité au travail, l'épuisement professionnel, l'aliénation au travail ainsi que la performance individuelle au travail (Bothma & Roodt, 2013). Par ailleurs, au regard de la littérature, les perceptions de justice organisationnelle se trouvent au cœur des facteurs qui préviennent la volonté de changer d'employeur (cette relation sera approfondie à la section suivante).

Cela dit, les déterminants de l'intention de quitter sont souvent spécifiques à la profession (Cantor et al., 2011; de Croon et al., 2004), de là l'intérêt des chercheurs à se pencher particulièrement sur certains corps de métiers. Malgré cela, en dépit de la gravité des problèmes de fidélisations dans l'industrie du transport routier (Viscelli, 2016), les connaissances sur les déterminants de l'intention de quitter des camionneurs sont plutôt limitées puisque relativement peu d'études ont été réalisées sur le sujet (p. ex., Cantor et al., 2011; de Croon et al., 2004; Paillé et al., 2011). Devant l'importance de l'enjeu de la rétention et de la fidélisation des chauffeurs pour l'industrie du camionnage, l'intention de quitter s'avère une question pertinente pour notre étude. La section suivante présentera la relation entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter.

## **1.5 Liens entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter**

Dans la théorie de l'équité, qui a été qualifiée comme étant la base de la justice organisationnelle (Hughes et al., 2019), Adams (1963, 1965) a soutenu qu'un employé pourrait quitter son organisation si sa perception du ratio d'équité est en déséquilibre. Ainsi, la rétention des employés et la justice organisationnelle sont deux concepts étroitement et théoriquement reliés depuis les débuts de cette vaste littérature.

Au fur et à mesure que la justice organisationnelle s'est conceptualisée en un construit multidimensionnel, plusieurs études empiriques ont examiné des liens entre les différentes dimensions du construit de la justice organisationnelle ainsi qu'entre ces dimensions et différents effets (p. ex., Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2013; Posthuma et al., 2007). Ainsi, la recherche a montré que la justice distributive ainsi que la justice procédurale sont non seulement distinctes les unes des autres d'un point de vue empirique, mais qu'elles ont également des effets distincts sur différents résultats liés au travail (p. ex., Colquitt et al., 2001; Colquitt et al., 2013; Posthuma et al., 2007).

Plusieurs chercheurs ont examiné des liens entre la justice distributive et l'intention de quitter (p. ex., De Gieter et al., 2012; Nadiri & Tanova, 2010; Posthuma et al., 2007), appuyant ainsi la théorie de l'équité d'Adams (1963, 1965). La plupart des chercheurs ont également inclus les autres dimensions de la justice (comme la justice procédurale) dans leurs études et ont également observé de fortes relations avec l'intention de quitter (p. ex., De Gieter et al., 2012; Nadiri & Tanova, 2010; Posthuma et al., 2007). À ce titre, la théorie de l'échange social a été utilisée pour expliquer les effets de la justice procédurale sur l'intention de quitter (Flint et al., 2013). Cette théorie suggère que les travailleurs s'engagent dans des échanges avec les organisations et leur(s) superviseur(s) (Masterson et al., 2000). Lorsque les employés trouvent les échanges défavorables, ils sont susceptibles de se retirer des échanges futurs (Flint et al., 2013). Donc, Flint et al. (2013) suggèrent que, théoriquement, la perception d'injustice procédurale augmente l'intention de quitter puisque les employés veulent se retirer d'un mauvais échange.

Le Tableau 12 offre une recension non exhaustive d'études empiriques ayant examiné un lien entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter.

**Tableau 12. Études empiriques ayant examiné un lien entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter**

Étude	Relation observée	Mesure de la justice organisationnelle	Résultats observés
Cao et al. (2020)	JO → IQ	Chinese Organizational Justice Scale développé sur la base de l'échelle de Colquitt (2001) – 22 items ( $\alpha = 0.947$ )	$\beta = -0.53, p < 0.01$
Cantor et al. (2011)	JD → IQ JP → IQ	JD : Adaptation de Moorman (1991) – 3 items ( $\alpha = 0.968$ ) JP : Adaptation de Moorman (1991) et Niehoff and Moorman (1993) – 3 items ( $\alpha = 0.894$ )	$\beta = -0.196, p < 0.01$ $\beta = -0.423, p < 0.01$
De Gieter et al. (2012)	JD → IQ JP → IQ	JD : Price et Mueller (1986) – 6 items JP : Greenberg (1986) – 9 items	$r = -0.17, p < 0.001$ $r = -0.38, p < 0.001$
Flint et al. (2013)	JP → IQ	Colquitt (2001) – 7 items ( $\alpha = 0.92$ )	$\beta = -0.47, p < 0.001$
Lambert et al. (2010)	JD → IQ JP → IQ	JD : Price et Mueller (1986) – 6 items ( $\alpha = 0.95$ ) JP : Saylor and Wright (1992); Tang and Sarsfield-Baldwin (1996) – 7 items ( $\alpha = 0.87$ )	$\beta = -0.27, p < 0.01$ $\beta = -0.42, p < 0.01$
Mengstie (2020)	JD → IQ JP → IQ	Miller et al. (2012) – 4 items pour la JD – 7 items pour la JP	$\beta = -0.23, p < 0.05$ non-significatif
Nadiri et Tanova (2010)	JD → IQ JP → IQ	Niehoff et Moorman (1993) – 5 items pour la JD ( $\alpha = 0.907$ ) – 6 items pour la JP ( $\alpha = 0.760$ )	$r = -0.508, p < 0.001$ $r = -0.458, p < 0.001$
Olkkonen et Lipponen (2006)	JD → IQ JP → IQ	JD : Moorman (1991) – 5 items JP : Elovainio et al. (2001) – 7 items	$\beta = -0.17, p < 0.05$ $\beta = -0.39, p < 0.001$
Posthuma et al. (2007)	JD → IQ JP constance → IQ JP représentativité → IQ JP <i>voice</i> → IQ	Échelle originale (JD : ( $\alpha = 0.87$ ), JP constance : ( $\alpha = 0.94$ ), JP représentativité : ( $\alpha = 0.91$ ), JP <i>voice</i> : ( $\alpha = 0.91$ ))	$r = -0.43, p < 0.01$ $r = -0.41, p < 0.01$ $r = -0.29, p < 0.01$ $r = -0.30, p < 0.01$
<b>Notes.</b> JO = Justice organisationnelle. JD = Justice distributive. JP = Justice procédurale. IQ = intention de quitter. $\alpha$ = alpha de Cronbach de l'échelle. $r$ = Coefficient de corrélation de Pearson ; $\beta$ = Coefficient bêta standardisé de régression			

Les résultats de Cantor et al. (2011) sont particulièrement intéressants pour notre recherche puisque leur étude a également été réalisée auprès de camionneurs et de camionneuses. Bien que nous n'utiliserons pas les mêmes outils pour mesurer la justice distributive et procédurale (nos outils de mesure seront présentés à la section 3.4), il sera intéressant d'observer si nous obtenons des résultats similaires à Cantor et al. (2011). Il sera particulièrement intéressant d'observer si nos résultats montrent également que la relation entre la justice procédurale et l'intention de quitter est plus forte que la relation entre la justice distributive et l'intention de quitter.

En somme, théoriquement et empiriquement, la littérature montre qu'il existe une relation négative entre, d'une part, la justice distributive et procédurale et, d'autre part, l'intention de quitter.

En résumé du chapitre 1, celui-ci a présenté et recensé les écrits sur la transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique à l'étude (c.-à-d., surveillance, gestion de la performance et rémunération). Puis, la littérature sur le domaine et les effets de la justice organisationnelle a été présentée, notamment, les deux dimensions à l'étude, soit la justice distributive et procédurale. Ensuite, les liens théoriques et empiriques entre la transparence de la gestion algorithmique et la justice distributive ainsi que la justice procédurale ont été présentés. Puis, le dernier concept à l'étude a été présenté, soit l'intention de quitter. Finalement, les relations théorique et empirique entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter ont été présentées. Le prochain chapitre présentera le modèle et les hypothèses de recherche découlant de la recension de la littérature présentée au chapitre 1.

## Chapitre 2 – Modèle et hypothèse de recherche

Dans ce deuxième chapitre, nous présenterons d’abord la problématique de recherche. Puis, un modèle conceptuel répondant aux questions de recherche sera proposé. Finalement, les hypothèses de recherche seront formulées.

### 2.1 Problématique de recherche

Ce mémoire vise à mettre en évidence les relations entre la transparence perçue de trois fonctions de gestion algorithmique chez les camionneurs (surveillance, gestion de la performance et rémunération) sur leur perception de justice procédurale et distributive de même que sur leurs intentions de quitter l’organisation. Cet objectif est sous-tendu par les arguments théoriques et empiriques présentés au chapitre précédent, qui sont synthétisés ici.

Tout d’abord, l’industrie du camionnage semble encline à l’utilisation de systèmes de gestion algorithmique. Puisque le lieu de travail des camionneurs québécois constitue le réseau routier nord-américain (Viscelli, 2016), la gestion algorithmique représente un outil attrayant pour les employeurs, car il permet de superviser et d’encadrer les chauffeurs à distance, peu importe leur localisation et leur nombre (Lee et al., 2015; Schildt, 2017). Qui plus est, comme mentionnée précédemment, l’industrie du transport routier est sujette à une forte réglementation pour assurer la sécurité des citoyens et des travailleurs de l’industrie, dont l’obligation d’utiliser des *e-logs* qui facilitent largement la gestion algorithmique (Levy, 2015; Premack, 2018, 2020; Snyder, 2019). Ces systèmes permettent d’enregistrer et de comptabiliser automatiquement les heures de conduites et de suivre les déplacements des chauffeurs en temps réel (Larouche, 2019; Leroux, 2019; Levy, 2015; Premack, 2018; Sanderson, 2018; Snyder, 2019).

Par ailleurs, avant même que les *e-logs* soient obligatoires ou en voie de le devenir, ceux-ci étaient déjà grandement utilisés par les entreprises de camionnage pour des raisons de sécurité, de coordination et de productivité (Leroux, 2019; Levy, 2015; Premack, 2018; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Les *e-logs* s’intègrent bien avec d’autres systèmes utilisés dans l’industrie, comme les systèmes de gestion de flotte, utilisés par de nombreuses entreprises, qui permettent de collecter continuellement et en temps réel des informations

sur les chauffeurs, sur l'état des camions, sur la consommation de carburant, la vitesse, la géolocalisation, les départs, l'état de la cargaison (p. ex., la température d'une remorque frigorifique), l'entretien et le diagnostic d'un véhicule ainsi que les habitudes de freinage et d'accélération des chauffeurs (Levy, 2015). Les *e-logs*, combinés aux systèmes de gestion de flottes, permettent d'évaluer automatiquement l'atteinte d'objectifs sur une base hebdomadaire, quotidienne ou même continue et de comparer la performance des chauffeurs (Levy, 2015). De nombreuses entreprises vont même jusqu'à lier directement des composantes de la rémunération des chauffeurs aux classements de performance des systèmes de gestion de flotte (Levy, 2015). Ainsi, la littérature révèle la présence de la surveillance algorithmique des travailleurs, de la gestion de la performance algorithmique et de la rémunération algorithmique des camionneurs de l'industrie du transport routier.

Or, à ce jour, peu d'études ont mesuré les effets de ces systèmes de gestion algorithmique sur les camionneurs (p. ex., Levy, 2015) et encore moins les caractéristiques de ces systèmes, comme leur niveau de transparences (Parent-Rochelleau & Parker, 2021; Robert et al., 2020). Plus largement, peu d'études ont mesuré les effets de la transparence de la gestion algorithmique dans des industries traditionnelles comme celle du camionnage et certains chercheurs suggèrent que de futures recherches empiriques explorent les effets de la gestion algorithmique dans ces milieux (p. ex., Bucher et al., 2021). De plus, les études ayant examiné les effets de la gestion algorithmique sur les perceptions de justice distributive et procédurale ont généralement été réalisées à partir de devis expérimentaux (p. ex., M. K. Lee, 2018; Lee et al., 2019; Nagtegaal, 2021; Newman et al., 2020) et certaines d'entre elles suggèrent que de futures recherches examinent ces effets sur le terrain (p. ex., M. K. Lee, 2018; Newman et al., 2020). Ainsi, la recension des écrits nous amène à une première question de recherche : (1) *Quel est l'effet de la perception de la transparence de la gestion algorithmique, plus précisément de la surveillance algorithmique des travailleurs, de la gestion de la performance algorithmique et de la rémunération algorithmique, sur les perceptions de justice distributive et procédurale des camionneurs?*

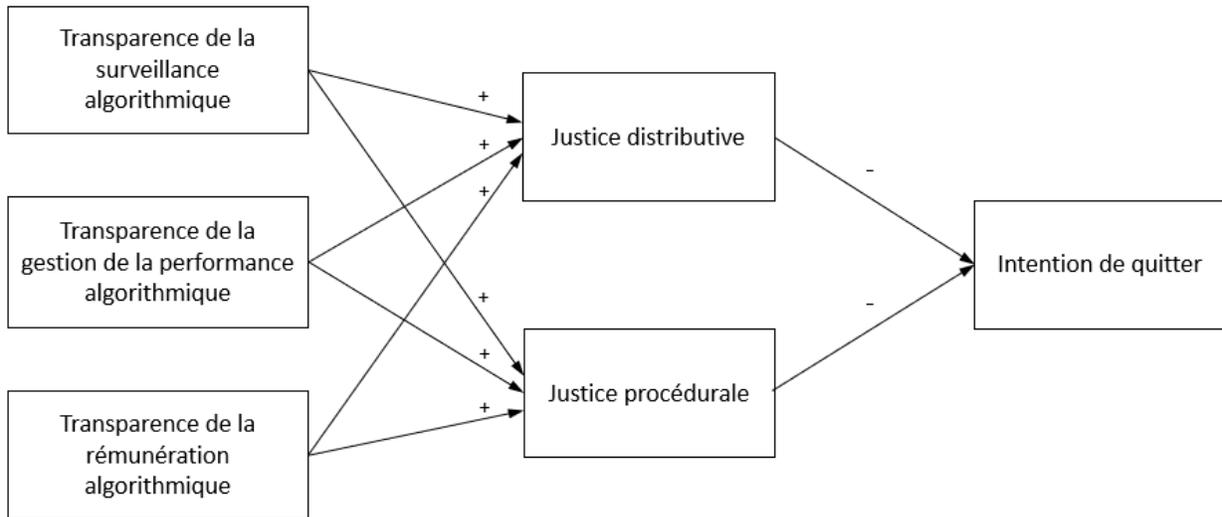
Ensuite, comme mentionnés précédemment, le roulement et la pénurie de main-d'œuvre représentent des problèmes majeurs dans l'industrie du camionnage (Bernick, 2019; Korosec, 2018; Long, 2018; Mittal et al., 2018; Reynolds, 2020; Viscelli, 2016). Les

« taux de roulement extraordinairement élevés » (Viscelli, 2016, p. 7, traduction libre) de l'industrie ont des effets néfastes sur les entreprises et les employés. Puis, Conroy et al. (2021) mentionnent que les niveaux de transparence des systèmes de gestion algorithmique varient dans l'industrie du transport routier et que la transparence des systèmes pourrait avoir des effets sur les intentions de quitter l'organisation. Cela dit, les variables médiatrices du possible lien entre ces deux variables demeurent inconnues. Notre examen de la littérature nous permet d'avancer que la justice distributive et la justice procédurale pourraient agir comme médiateurs de ce lien et nous amène à notre dernière question de recherche : (2) *Les perceptions de justice distributive et de justice procédurale des camionneurs exercent-elles un effet médiateur dans les relations entre la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude et l'intention de quitter?*

## 2.2 Modèle de recherche

Considérant la littérature actuelle sur les variables à l'étude, leurs relations montrées aux sections 1.3 et 1.5 ainsi que la problématique décrite plus haut, nous proposons le modèle de recherche présenté à la Figure 4.

**Figure 4. Représentation du modèle de recherche**



Le modèle comprend six variables, c'est-à-dire la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude (c.-à-d., la transparence de la surveillance algorithmique, la transparence de la gestion de la performance algorithmique et la transparence de la

rémunération algorithmique; variables indépendantes), deux dimensions de la justice organisationnelle (la justice distributive et la justice procédurale; variables médiatrices) ainsi que l'intention de quitter (variable dépendante). Comme indiqué dans la Figure, nous postulons que la transparence de la gestion algorithmique aura une influence positive sur les perceptions de justice, alors que nous nous attendons à ce que la relation entre ces dernières et l'intention de quitter soit négative.

## 2.3 Hypothèses de recherche

Le modèle de recherche présenté propose 11 hypothèses de recherche qui sont décrites et justifiées dans les paragraphes suivants.

### Relations entre les variables indépendantes et médiatrices

Comme présenté à la section 1.3, la littérature révèle des liens entre la transparence des systèmes de gestion algorithmique et la justice organisationnelle. Notre recension des écrits nous amène donc à formuler des hypothèses de recherches en lien avec les trois variables indépendantes (c.-à-d., la transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique à l'étude : la surveillance algorithmique, la gestion de la performance algorithmique et la rémunération algorithmique des travailleurs) et les deux variables médiatrices (la justice distributive et la justice procédurale) à l'étude.

D'abord, la surveillance algorithmique des camionneurs collecte un vaste éventail de nouvelles informations, ce qui peut permettre à l'entreprise de capturer plus précisément les contributions des travailleurs, d'uniformiser ces contributions et, conséquemment, d'élaborer une distribution plus précise des ressources en fonction des contributions, ce qui peut impacter la perception de justice distributive des travailleurs. Les systèmes de surveillance algorithmique peuvent également collecter des données de manière continue, discrète et intrusive (Backhaus, 2019; Evans & Kitchin, 2018; Ravid et al., 2020; Tomczak et al., 2018) et ce manque de transparence peut augmenter la confusion algorithmique ainsi que les fausses hypothèses quant aux données collectées sur la contribution des travailleurs et, conséquemment, impacter les perceptions de justice distributive. Nous proposons ainsi qu'en réduisant la confusion, la transparence de la surveillance algorithmique sera associée positivement à la justice distributive en permettant aux travailleurs d'établir un ratio contributions/ressources plus précis (Adams, 1963, 1965;

Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Cela nous conduit à formuler notre première hypothèse :

*Hypothèse 1 : Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et la perception de justice distributive des travailleurs.*

Aussi, la surveillance algorithmique des travailleurs peut collecter, stocker, analyser, agréger et rapporter, généralement en temps réel, d'innombrables informations sur les comportements, les actions et la performance des employés (Backhaus, 2019; Gandini, 2019; Kellogg et al., 2020; Moore & Hayes, 2017; Tomczak et al., 2018). Or, un manque de transparence peut également entraîner une incompréhension du processus du système de surveillance. La transparence algorithmique pourrait avoir un effet positif sur la justice procédurale en augmentant la compréhension du système ainsi que la possibilité d'influencer ou de soulever des questions quant aux processus (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978) et en diminuant les fausses hypothèses chez les travailleurs (Fieseler et al., 2019; Lee et al., 2019; Pfeiffer & Kawalec, 2020; Uhde et al., 2020). Cela nous amène à formuler notre deuxième hypothèse :

*Hypothèse 2 : Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et la perception de justice procédurale des travailleurs.*

La gestion de la performance algorithmique peut uniformiser l'évaluation des travailleurs de manière précise, mais également entraîner une confusion entourant leurs évaluations. Par conséquent, un travailleur pourrait être confus quant à la contribution de référents (p. ex., ses collègues), faussant ainsi les perceptions des ratios contributions/ressources (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). La transparence des systèmes de gestion de la performance devrait permettre aux travailleurs d'établir une évaluation plus précise de la justice distributive et impacter positivement celle-ci. Cela nous mène à notre troisième hypothèse :

*Hypothèse 3 : Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et la perception de justice distributive des travailleurs.*

De plus, un manque de transparence du système de gestion de la performance peut impacter le niveau de contrôle des travailleurs sur leurs évaluations et ces derniers peuvent spéculer sur les procédures du système (Rahman, 2021). La transparence algorithmique du système permettra aux travailleurs de mieux comprendre quelles actions et quels comportements adopter pour avoir un certain contrôle sur leurs évaluations (Thibaut & Walker, 1975, 1978) et réduira les hypothèses ou spéculations concernant le respect ou non des critères de justice quant au processus du système (Leventhal, 1980). Conséquemment, nous formulons cette quatrième hypothèse :

*Hypothèse 4 : Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et la perception de justice procédurale des travailleurs.*

Ensuite, les systèmes de rémunération algorithmique permettent de distribuer certaines ressources de l'entreprise de manière précise et uniforme, bien que ceux-ci soient la source de nombreux problèmes. Encore ici, la transparence algorithmique permettra de réduire la confusion et les spéculations quant à la distribution des ressources et permettra aux travailleurs d'établir une évaluation plus précise de leur ratio contributions/ressources et celui de référents (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Cela nous mène à notre cinquième hypothèse :

*Hypothèse 5 : Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et la perception de justice distributive des travailleurs.*

Qui plus est, l'opacité des systèmes de rémunération peut créer un manque d'informations affectant le contrôle et la possibilité de révision des travailleurs quant à leur rémunération et entraîner une certaine confusion affectant les perceptions de justice procédurale (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978). La transparence des systèmes de rémunération peut permettre aux travailleurs de gagner en contrôle et d'évaluer correctement le processus du système de rémunération et, conséquemment, influencer positivement leur perception de justice procédurale. Nous formulons donc cette sixième hypothèse :

*Hypothèse 6 : Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et la perception de justice procédurale des travailleurs.*

### Relations entre les variables médiatrices et la variable dépendante

Comme présenté à la section 1.5, plusieurs études empiriques montrent une relation généralement négative entre la justice organisationnelle et l'intention de quitter. Bien que notre étude examine ce lien dans un contexte différent, soit l'industrie du camionnage, nous nous attendons à obtenir des résultats semblables. Notre recension des écrits nous amène donc à émettre les hypothèses suivantes :

*Hypothèse 7 : Il existe une relation négative entre la perception de justice distributive et l'intention de quitter des travailleurs.*

*Hypothèse 8 : Il existe une relation négative entre la perception de justice procédurale et l'intention de quitter des travailleurs.*

### Rôle des variables médiatrices

Un effet de médiation fait référence à une variable indépendante ( $X$ ) qui a un effet significatif sur une variable médiatrice ( $I$ ), qui, à son tour, a un effet significatif sur une variable dépendante ( $Y$ ) (MacKinnon et al., 2002). Puisque nous nous attendons à ce que la transparence des fonctions de la gestion algorithmique à l'étude ait un effet significatif sur la justice distributive et la justice procédurale et que ces dimensions de la justice organisationnelle aient, à leur tour, un effet significatif sur l'intention de quitter, nous nous attendons à ce que la justice distributive et la justice procédurale exercent un effet médiateur dans la relation entre les fonctions de la gestion algorithmique et l'intention de quitter. Nous émettons ainsi ces dernières hypothèses :

*Hypothèse 9a : La perception de justice distributive exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.*

*Hypothèse 9b : La perception de justice procédurale exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.*

*Hypothèse 10a : La perception de justice distributive exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.*

*Hypothèse 10b : La perception de justice procédurale exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.*

*Hypothèse 11a : La perception de justice distributive exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.*

*Hypothèse 11b : La perception de justice procédurale exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.*

## Chapitre 3 – Méthodologie

Cette section présente les choix méthodologiques qui ont été faits. D’abord, nous présenterons le devis de recherche, le recrutement des participants et le déroulement de la collecte de données ainsi que la description de l’échantillon. Puis, les outils de mesure des variables seront présentés, suivis du plan d’analyse des résultats et des différentes tailles d’échantillon présentes dans les analyses.

### 3.1 Devis de recherche

Afin de vérifier nos hypothèses, nous avons recueilli des données quantitatives par questionnaire auprès de la population de camionneurs québécois et de camionneuses québécoises dans le cadre d’un projet de recherche de plus grande envergure portant sur les impacts de la gestion algorithmique sur les travailleurs de l’industrie du transport routier. Puisque notre recherche vise à mesurer l’impact de la gestion algorithmique sur l’industrie du camionnage en général, aucune entreprise en particulier n’a été sollicitée lors de la recherche. Nous avons plutôt sollicité des communautés de camionneurs du Québec de toutes entreprises confondues via un média social, soit le média Facebook.

Le devis de recherche est transversal, puisque toutes les données ont été recueillies à un instant donné dans le temps (Spector, 2019). La collecte de données a été effectuée via la méthode du questionnaire, c’est-à-dire un questionnaire en ligne programmé à l’aide du logiciel Voxco. Le questionnaire en ligne a permis de surmonter les contraintes géographiques et de respecter les mesures sanitaires contre la pandémie de COVID-19 en vigueur au Québec lors de la collecte des données. Le même questionnaire a été utilisé pour tous les répondants. Le questionnaire demandait tout d’abord aux participants de choisir s’ils préféraient répondre en français ou en anglais. Puis, les répondants étaient dirigés vers une page sur laquelle nous précisions que la personne devait présentement travailler comme camionneur ou camionneuse pour participer à l’étude et nous expliquions les considérations éthiques importantes de l’étude, telles que le but précis de la recherche, la garantie de la confidentialité des réponses ainsi que la participation volontaire. À ce sujet, il était précisé que les participants n’étaient pas dans l’obligation de répondre à toutes les questions. Cette première page apportait également une explication plus approfondie quant au déroulement du tirage. À la fin de cette page, les répondants devaient confirmer leur

compréhension et leur consentement à la participation de cette recherche. Par la suite, ils pouvaient débiter le questionnaire.

### **3.2 Recrutement des participants et déroulement de la collecte de données**

La collecte de données s'est déroulée au courant des mois d'avril et mai 2021. Nous avons sollicité des communautés de camionneurs du Québec via le réseau social Facebook. Ce site a été sélectionné puisqu'il est grandement utilisé par la population en général (Kosinski et al., 2015). Par exemple, aux États-Unis, 69 % des adultes utilisent cette plateforme (Auxier & Anderson, 2021). Au Canada, le rapport de Gruzd et al. (2018) montrent, qu'en 2017, Facebook était le média social le plus populaire au Canada (84% des adultes canadiens utilisant l'internet ont un compte). De plus, ce niveau d'adoption reste élevé au travers des groupes d'âge, des niveaux d'éducation et des revenus moyens annuels (Gruzd et al., 2018). D'ailleurs, avec un taux d'adoption de 75% chez les 55 ans et plus, c'est la seule plateforme où ce groupe d'âge franchit la barre des 50% en ce qui concerne l'adhésion (Gruzd et al., 2018). Au-delà de sa popularité, Facebook présente l'avantage de regrouper des utilisateurs travaillant dans un même secteur d'activités via des communautés (communément appelées groupe Facebook). Il s'agit donc d'un lieu d'échange, de réseautage et de partage d'information permettant de joindre un nombre élevé de travailleurs (Kosinski et al., 2015).

Nous avons collaboré avec *Truck Stop Québec*, une importante chaîne radio dédiée aux camionneurs québécois et qui, au moment de la recherche, comptait plus de 250 000 abonnés sur leur page Facebook. Nous avons également collaboré avec la communauté nommée *Camionneurs/Camionneuses du Québec 2.1* qui se décrit comme un « groupe d'entraide et de discussions créé pour camionneurs/camionneuses et passionnés du camionnage » et qui comptait plus de 30 000 membres dans leur groupe Facebook au moment de la collecte des données. Les deux communautés ont invité les membres de leur page Facebook à participer au projet de recherche.

Dans le but de rejoindre les membres de leur communauté, les responsables administratifs de la page Facebook de *Truck Stop Québec* et du groupe Facebook de *Camionneurs/Camionneuses du Québec 2.1* ont respectivement publié un message sur leur

page Facebook invitant leurs membres à participer au questionnaire en ligne. Dans le but de standardiser la procédure de collecte, l'équipe de recherche a fourni aux administrateurs des communautés un exemple de message pouvant être utilisé dans leur publication. Le message mentionnait brièvement le but de la recherche et la possibilité de gagner l'une des 5 cartes visas prépayées de 100\$ qui seraient tirées parmi les répondants. Ce tirage avait pour objectif d'inciter les camionneurs à participer à l'étude. Les administrateurs de la page Facebook de *Truck Stop Québec* ont publié le message à 8 reprises et ceux de *Camionneurs/Camionneuses du Québec 2.1* ont publié le message à 2 reprises sous forme d'annonce dans leur groupe. Les Figures 5 et 6 présentent des exemples de ces publications pour chacune des communautés de camionneurs.

Figure 5. Exemple d'une publication Facebook de la page de *Truck Stop Québec*



**Figure 6. Exemple d'une publication Facebook du groupe Camionneurs/Camionneuses du Québec 2.1**



Après 2 mois, le lien du sondage a été désactivé pour ainsi clore la collecte des données et procéder à l'analyse. En tout, 859 personnes ont cliqué sur le lien du sondage. Parmi ceux-ci, 424 n'ont pas entamé le questionnaire, ce qui pourrait être dû à une curiosité de la part de certaines personnes qui ne désiraient pas participer à l'étude ou qui ne répondaient pas aux critères de la recherche. Puis, nous avons retiré les répondants qui

avaient indiqué qu'ils pratiquaient une autre profession que celle de camionneur (p. ex., formateur ou gestionnaire) et ceux qui ont répondu aux questionnaires en moins de 300 secondes. Le dernier critère a été utilisé dans le but d'augmenter la qualité des données en éliminant les répondants qui auraient répondu trop rapidement au questionnaire, ce qui suggère qu'ils n'ont pas pris le temps de donner une réponse réfléchie aux questions (Smith et al., 2016). L'indicateur principal pour mesurer si un répondant est allé trop rapidement est le *time to completion* (Smith et al., 2016). Puisque le temps moyen pour remplir le questionnaire était de plus de 1200 secondes, il nous a semblé raisonnable d'établir que 300 secondes et moins (soit quatre fois plus rapide) étaient trop rapides. Ainsi, après avoir retiré les non-camionneurs et les répondants qui avaient répondu trop rapidement, nous avons un échantillon final de 215 répondants. Il nous est impossible de calculer le taux de réponse puisque nous ne savons pas combien de personnes ont vu la publication, donc combien ont été invitées à participer. Nous pouvons qualifier notre échantillon « de convenance », puisqu'il a été sélectionné délibérément pour des raisons pratiques, d'accessibilité et de coût (Jager et al., 2017). L'utilisation d'un échantillon de convenance peut occasionner un biais d'échantillonnage puisqu'il n'est pas nécessairement représentatif de la population, ce qui impose une certaine précaution dans la généralisation des résultats (Jager et al., 2017).

### **3.3 Description de l'échantillon**

Notre collecte de données nous a permis d'obtenir les réponses de 215 répondants. Cela dit, puisque le questionnaire permettait aux répondants de ne pas répondre à toutes les questions, certains répondants ont sauté certaines questions, dont des questions démographiques. Les Tableaux 13, 14 et 15 montrent le portrait sociodémographique de notre échantillon.

**Tableau 13. Portrait du type de camionneurs**

Types de camionneurs (N=215)	Taille en pourcentage
Chauffeur propriétaire	7,94%
Chauffeur pour une entreprise qui possède moins de 10 camions	15,89%
Chauffeur pour une entreprise qui possède entre 11 et 25 camions	12,15%
Chauffeur pour une entreprise qui possède entre 11 et 25 camions	13,08%
Chauffeur pour une entreprise qui possède plus de 50 camions	48,60%
Autre	2,34%
Total	100%

**Tableau 14. Portrait du genre, de l'âge, de l'ancienneté au sein de l'organisation ainsi que de l'ancienneté dans l'industrie**

	N		Moyenne	Écart type	Minimum	Maximum
	Valide	Manquant				
Genre (H/F)	191	24	1,80	0,40	1	2
Âge (années)	191	24	44,04	11,13	19	68
Ancienneté dans l'organisation (années)	189	26	5,09	6,52	0,10	34
Ancienneté dans l'industrie (années)	190	25	13,79	10,15	0,25	41

Notes. Le genre a été codé 1 = Féminin, 2 = Masculin.

**Tableau 15. Proportion du nombre d'années d'ancienneté au sein de l'organisation ainsi que de l'ancienneté dans l'industrie**

Nombre d'années	Ancienneté dans l'organisation (N=189)	Ancienneté dans l'industrie (N=190)
≤ 1 ans	36,51%	5,79%
>1 et ≤ 2 ans	14,81%	6,84%
> 2 et ≤ 5 ans	20,11%	13,16%
> 5 et ≤ 10 ans	12,70%	21,05%
> 10 et ≤ 20 ans	12,17%	29,47%
> 20 ans	3,70%	23,68%

D'abord, le Tableau 13 montre que près de la moitié des répondants (48,6%) travaillent au sein d'une compagnie possédant plus de 50 camions. De plus, le Tableau 13 montre le faible taux de chauffeurs propriétaires dans l'échantillon (7,94%), alors que les travaux de Viscelli (2016) rapportent un haut taux de ce type de camionneurs au sein de l'industrie. Un chauffeur propriétaire (souvent nommé *owner-operator* dans l'industrie) est un travailleur autonome propriétaire de son camion (ou, souvent, en crédit-bail (Viscelli, 2016)) qui sous-traite son travail à des entreprises (Snyder, 2019). Les chauffeurs propriétaires peuvent se faire concurrence pour des contrats de transport, souvent en s'associant avec une entreprise intermédiaire de courtage de contrats de transports (c.-à-d., *brokers*), ou peuvent louer leurs services à un transporteur (Levy, 2015). Le faible taux de chauffeurs propriétaires dans notre échantillon pourrait être expliqué par notre méthode de collecte de données.

Pour ce qui est du Tableau 14, celui-ci montre que notre échantillon contient une très forte proportion de répondants hommes. Ce résultat est cohérent avec d'autres écrits et la forte proportion d'hommes généralement observée au sein du métier de camionneur (Levy, 2015; Viscelli, 2016). De plus, le Tableau montre une grande répartition de l'âge des participants à l'étude, soit une moyenne de 44,04 ans avec un écart-type de 11,13, un minimum de 19 ans et un maximum de 68 ans. Nous pouvons également observer un niveau considérablement plus bas d'ancienneté au sein de l'organisation (à noter que, pour les chauffeurs propriétaires, le niveau d'ancienneté au sein de l'organisation correspond au nombre d'années que le répondant travaille en tant que chauffeur propriétaire) qu'au sein de l'industrie (moyenne de 5,09 ans comparativement à une moyenne de 13,79 ans). D'ailleurs, le Tableau 15 montre que, au sein de notre échantillon, 36,51% des répondants possèdent 1 an ou moins d'ancienneté dans l'organisation alors que seulement 5,79% des répondants possèdent un an ou moins d'ancienneté dans l'industrie. Donc, plus d'un tiers des répondants travaillent pour la même organisation depuis un an ou moins alors que la très grande majorité des répondants ont plus d'un an d'expérience. Qui plus est, la majorité des répondants possède moins de 5 ans d'ancienneté au sein de la même organisation (71,43%) tandis que la majorité des répondants possède plus de 5 ans d'ancienneté dans l'industrie (74,2%). Ces données sociodémographiques de notre échantillon indiquent que la majorité de nos répondants ont changé d'organisation au moins une fois au courant de

leur carrière de camionneur et sont cohérentes avec les « taux de roulement extraordinairement élevés » (Viscelli, 2016, p. 7, traduction libre) de l'industrie, confirmant du même coup la pertinence de s'intéresser à l'intention de quitter dans notre étude.

### **3.4 Mesure des variables**

Les données de la présente recherche ont été collectées à l'aide d'un questionnaire électronique dans lequel les participants devaient répondre à des questions sur leur perception concernant les variables à l'étude. Les répondants ont répondu aux questions sur des échelles de Likert en 7 points (1 étant « pas du tout d'accord » et 7 étant « tout à fait d'accord ») et chacune des questions correspondait à un indicateur (item) de la mesure des variables à l'étude. Les indicateurs à l'étude ont été traduits de l'anglais au français en collaboration avec une traductrice professionnelle. Précisément, nous avons effectué une procédure de rétrotraduction.

Puis, nous avons testé notre questionnaire auprès de quelques camionneurs pour vérifier que chacun des indicateurs, c'est-à-dire si chacune des questions était adaptée au contexte de l'industrie et bien comprise. Leurs commentaires ont permis à l'équipe de recherche de modifier certaines tournures de phrases pour adapter le questionnaire au langage de l'industrie. À la suite des commentaires des camionneurs-testeurs, nous avons eu à modifier certains termes pour faciliter la compréhension. Le terme « système automatique / automatic system » a été remplacé par le terme « système électronique / electronic system » et le terme « rémunération / remuneration » a été remplacé par le terme « paie / pay ».

Le questionnaire mesurait la perception du degré de présence de certaines caractéristiques de la surveillance algorithmique des travailleurs, de la gestion de la performance algorithmique et de la rémunération algorithmique, dont la transparence. Aussi, en plus des mesures sur la perception de la justice organisationnelle et de l'intention de quitter, le questionnaire comprenait différentes mesures attitudinales (p. ex., l'engagement), comportementales (p. ex., les comportements de citoyenneté organisationnelle), de santé psychologique (p. ex., l'épuisement professionnel), de perception du leadership humain ainsi que des questions sociodémographiques. De plus

amples détails sur les outils spécifiques utilisés dans le cadre du mémoire sont fournis dans les sous-sections ci-après. Le questionnaire comportait un peu plus de 120 questions et prenait environ 20 minutes à remplir. Les sous-sections suivantes décrivent les outils de mesure choisis pour mesurer chacune des variables.

### **3.4.1 Variables indépendantes : la perception de transparence de la gestion algorithmique**

La gestion algorithmique étant à un stade embryonnaire, pratiquement aucun outil n'existe pour en mesurer la présence de manière quantitative et, encore moins, les caractéristiques telles que la transparence des systèmes. Pour remédier à cela, Parent-Rocheleau et Parker (2022) ont développé un outil permettant de mesurer les perceptions du niveau de présence des fonctions de la gestion algorithmique ainsi que leurs caractéristiques. Parent-Rocheleau et Parker (2022) expliquent l'importance de mesurer les perceptions des systèmes et de ne pas considérer ce phénomène de manière dichotomique (c.-à-d., présent ou non) ou en tant que caractéristique du contexte de l'organisation, comme l'ont fait une majorité de recherches jusqu'à présent. Une vision dichotomique de la gestion algorithmique (c.-à-d., gestion automatisée versus humaine) ne correspond pas à la réalité grandissante des systèmes en place, qui invite plutôt à parler de degré d'automatisation. Ils soulèvent également que le fait de considérer la gestion algorithmique comme faisant partie du contexte organisationnel ne permet pas de saisir l'expérience ressentie des employés quant à l'utilisation de la gestion algorithmique et que cette manière de faire suppose que tout le monde au sein d'une organisation perçoit l'utilisation d'une technologie de la même manière, en plus de rendre difficile l'isolement de l'effet de la gestion algorithmique des autres variables contextuelles. En outre, ces auteurs soutiennent que la recherche empirique antérieure tend à considérer la gestion algorithmique comme un ensemble monolithique et apporte peu de distinctions entre les répercussions particulières de certaines fonctions ou certains usages de la gestion algorithmique. Finalement, malgré l'importance accordée à la transparence des systèmes algorithmiques dans la littérature, aucun outil ne permettait jusqu'ici d'en mesurer les perceptions de manière quantitative. C'est pourquoi notre étude utilise l'outil de Parent-Rocheleau et Parker (2022) récemment développé et qui propose une échelle de mesure de la perception

de divers aspects (p. ex., la transparence) entourant les principales fonctions de la gestion algorithmique, comme la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération.

Ainsi, pour mesurer le niveau de transparence algorithmique d'un système, l'outil de Parent-Rochelleau et Parker (2022) sur une échelle de Likert de 1 (pas du tout d'accord) à 7 (tout à fait d'accord) a été utilisé. Le degré de présence perçue de ces fonctions de la gestion algorithmique était mesuré au préalable, de sorte que les répondants n'étaient interrogés que sur leur perception de la transparence des systèmes qui correspondaient à leur réalité. Précisément, notre questionnaire en ligne avait été programmé pour faire en sorte que seuls les répondants dont la moyenne des réponses quant à la perception du niveau de présence d'une fonction de la gestion algorithmique (c.-à-d., surveillance algorithmique, gestion de la performance algorithmique, rémunération algorithmique) était de 3 ou plus pouvaient répondre aux questions sur la transparence de cette fonction. Les indicateurs de chaque mesure de la transparence des fonctions de la gestion algorithmique à l'étude sont présentés aux Tableaux 16, 17, 18.

**Tableau 16. Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de transparence de la surveillance algorithmique des travailleurs**

Indicateurs
1. Je sais ce qui est surveillé par le système électronique et ce qui ne l'est pas.
2. Les éléments suivis par le système électronique me sont présentés de manière transparente.
3. Je suis toujours informé lorsque le système électronique enregistre des informations sur moi ou sur mon travail.
4. Je comprends comment les informations sont suivies par le système électronique.

**Tableau 17. Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de transparence de la gestion de la performance algorithmique des travailleurs**

Indicateurs
1. Je sais comment le système électronique génère mes résultats de rendement.
2. Je comprends les paramètres utilisés par le système pour évaluer mon rendement.
3. Je suis informé des critères servant à évaluer mon rendement par le système électronique.
4. Je comprends généralement pourquoi j'obtiens ces résultats de rendement.

**Tableau 18. Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de transparence de la rémunération algorithmique des travailleurs**

<b>Indicateurs</b>
1. Je sais comment le système électronique calcule ma paie.
2. Je comprends les critères utilisés par le système pour calculer ma paie.
3. La paie électronique est transparente, de sorte que je sais toujours à quoi m'attendre comme salaire.
4. Il est facile de prévoir le montant de la paie que je recevrai pour mon travail.

L’outil de Parent-Rocheleau et Parker (2022) a d’abord été validé au sein de la *gig economy*, mais a été élaboré de manière à être applicable à tout type de travailleurs. Notre étude constitue donc une opportunité de tester la validité de cet outil dans un environnement traditionnel, soit l’industrie de transport routier. Qui plus est, nous serons les premiers à tester la validité de cet outil en Français.

### **3.4.2 Variables médiatrices : dimensions de la justice organisationnelle**

Les perceptions des dimensions de la justice organisationnelle à l’étude ont été mesurées à l’aide de l’outil de mesure créé et validé par Colquitt (2001) sur une échelle de Likert en 7 points (1 étant « pas du tout d'accord » et 7 étant « tout à fait d'accord»). La justice distributive ainsi que la justice procédurale ont été mesurées en utilisant l’ensemble des indicateurs originaux de Colquitt (2001). Ainsi, la justice distributive a été mesurée avec 4 indicateurs et la justice procédurale avec 7 indicateurs. Les Tableaux 19 et 20 présentent ces indicateurs.

**Tableau 19. Indicateurs servant à mesurer la perception de justice distributive**

<b>Indicateurs</b>
1. Votre paie reflète-t-elle l'effort que vous avez consacré à votre travail?
2. Votre paie est-elle adaptée au travail que vous avez effectué?
3. Votre paie reflète-t-elle ce que vous avez contribué à l'organisation?
4. Compte tenu de votre rendement, votre paie est-elle justifiée?

**Tableau 20. Indicateurs servant à mesurer la perception de justice procédurale**

<b>Indicateurs</b>
1. Vous avez une influence sur les résultats de ces procédures.
2. Ces procédures sont appliquées de manière uniforme.
3. Ces procédures sont exemptes de biais.
4. Ces procédures reposent sur des informations exactes.
5. Vous pouvez exprimer vos opinions et vos sentiments au cours de ces procédures.
6. Vous pouvez faire appel des résultats obtenus par ces procédures.
7. Ces procédures respectent les normes éthiques et morales.

Les quatre indicateurs de la mesure de la perception de justice distributive de Colquitt (2001) reflètent le concept de l'équité découlant du travail de Leventhal (1976). Colquitt (2001) note l'importance que peut avoir les normes d'égalité et des besoins de Leventhal (1976) dans certaine situation, mais mentionne que la mesure se concentre sur la norme d'équité pour favoriser l'application de l'outil et de ses résultats à la généralité des organisations et des contextes. Colquitt (2001) mentionne que chaque indicateur doit faire référence à une ressource (la paie dans le cas de notre étude) et interroge les répondants sur le caractère approprié de la distribution de cette ressource compte tenu de leurs contributions. Aussi, comme mentionné plus haut, à la suite des commentaires de nos camionneurs-testeurs, le terme paie (plutôt que rémunération) a été sélectionné pour faciliter la compréhension du questionnaire.

Pour ce qui est de la mesure de la perception de la justice procédurale, les indicateurs 1 et 5 représentent le concept de contrôle de Thibaut and Walker (1975, 1978). L'indicateur 1 représente le contrôle sur la décision (*choice*) et l'indicateur 5 représente le contrôle sur le processus (*voice*) (Colquitt, 2001). Les indicateurs 2,3,4,6 et 7 représentent les critères de Leventhal (1980). L'indicateur 2 représente la constance de la procédure, l'indicateur 3 représente l'absence de biais, l'indicateur 4 représente l'exactitude de l'information, l'indicateur 6 représente la possibilité de révision et l'indicateur 7 représente l'éthique de la procédure (Colquitt, 2001). Colquitt (2001) n'a pas inclus le critère de représentativité de Leventhal (1980) dans la mesure de la perception de justice procédurale puisque Lind et Tyler (1988) ont noté que le critère de représentativité englobe les critères de contrôle de Thibaut et Walker (1975, 1978).

L'intégration des concepts théoriques de Leventhal (1976), de Thibaut et Walker (1975, 1978) et de Leventhal (1980) rend l'outil de mesure de Colquitt (2001) très pertinent pour notre étude. Cet outil est l'un des plus utilisés par les chercheurs depuis qu'il a été développé (p. ex., Colquitt et al., 2012; Ehrhart, 2004; Janssen et al., 2010; Judge & Colquitt, 2004; Olafsen et al., 2015; Roch et al., 2019; Roch & Shanock, 2006; Rupp et al., 2018; Sajons, 2020; Saks, 2006; Spell & Arnold, 2007; Walumbwa et al., 2011), ce qui fait en sorte que sa validité et sa fiabilité ont été démontrées au travers des années ainsi que dans divers contextes. C'est pourquoi nous avons sélectionné l'outil de mesure de Colquitt (2001).

### 3.4.3 Variable dépendante : intention de quitter l'entreprise

Trois indicateurs ont été utilisés pour mesurer l'intention de quitter via une échelle de Likert en 7 points, soit les indicateurs développés par Mobley et al. (1978). Le Tableau 21 présente ces indicateurs.

**Tableau 21. Indicateurs servant à mesurer l'intention de quitter**

Indicateurs
1. Je pense souvent à quitter mon entreprise.
2. J'ai l'intention de chercher un emploi dans une autre entreprise dans la prochaine année.
3. Il est très probable que je quitte mon entreprise au cours de la prochaine année.

Ces indicateurs, mesurent 1) la réflexion de quitter l'organisation, 2) l'intention de chercher ainsi que 3) l'intention de quitter. Malgré le fait qu'il date de 1978, l'outil de mesure de Mobley et al. (1978) est l'un des plus utilisé et validé dans les travaux de recherches modernes mesurant l'intention de quitter des travailleurs (Hom et al., 2017) (p. ex., Joo, 2010; Joo & Park, 2010; Kalemci Tuzun & Arzu Kalemci, 2012; Lim et al., 2017; Rubenstein et al., 2019; Sahu et al., 2017; Skelton et al., 2020; Surienty et al., 2013). D'ailleurs, les autres outils qui mesurent l'intention de quitter sont souvent des dérivés de l'outil original de Mobley et al. (1978) (Hom et al., 2017) (p. ex., Colarelli, 1984). Pour la version française de cette échelle, nous avons utilisé les indicateurs traduits par Nasria et al. (2019).

Joo (2010) ainsi que Joo et Park (2010) ont utilisé cet outil à trois indicateurs. Les trois indicateurs étaient distincts les uns des autres dans l'analyse factorielle réalisée et la fiabilité, en utilisant le coefficient alpha de Cronbach, était  $\alpha = 0,87$  pour Joo (2010) et  $\alpha = 0,82$  pour Joo et Park (2010) (les analyses factorielles et le coefficient alpha de Cronbach seront développés à la section 3.5). De manière semblable, Sahu et al. (2017) ont obtenu un coefficient alpha de Cronbach de  $\alpha = 0,85$ ,  $\alpha = 0,90$  pour Lim et al. (2017) et  $\alpha = 0,85$  pour Kalemci Tuzun et Azru Kalemci (2012). Ces recherches montrent la constance de la validité et de la fiabilité de l'outil de mesure de Mobley et al. (1978) à travers le temps et différents contextes, ce qui en fait un bon outil pour la présente recherche.

À noter que, puisque cet outil mesure l'intention de quitter l'entreprise, les camionneurs qui ont indiqué préalablement qu'ils étaient camionneurs propriétaires n'avaient pas à répondre aux indicateurs de cette mesure dans le questionnaire, car ces derniers sont considérés comme travailleurs autonomes. En soustrayant également les répondants qui ont omis ces indicateurs dans le questionnaire, c'est 197 répondants qui ont répondu aux indicateurs de la mesure de l'intention de quitter ( $n = 197$ ).

### **3.4.4 Variables de contrôle**

L'utilisation de variables de contrôle est souvent nécessaire dans des études comme la nôtre, car elle permet d'optimiser l'utilisation d'un devis de recherche transversal (tel le devis de la présente étude) en excluant des explications alternatives (Spector, 2019). En d'autres termes, les variables de contrôle représentent un moyen pratique d'éliminer mathématiquement la variance d'une variable dépendante associée à des variables explicatives qui ne sont pas centrales au modèle de recherche (Bernerth & Aguinis, 2016). Ainsi, les chercheurs mesurent des variables qui sont normalement associées aux variables dépendantes et les incluent dans les analyses en les introduisant, par exemple, dans la première étape d'un modèle de régression hiérarchique (Bernerth & Aguinis, 2016; Spector, 2019). L'inclusion de variables de contrôle permettra donc d'éviter l'interprétation selon laquelle nos résultats pourraient être attribuables à des variables qui ne sont pas comprises dans notre modèle de recherche. C'est pourquoi notre étude comprend six variables de contrôle, soit (1) l'âge, (2) l'ancienneté dans l'industrie, (3) le type de camionneur, (4) la perception du niveau de présence de la surveillance algorithmique des

travailleurs, (5) la perception du niveau de présence de la gestion de la performance algorithmique, (6) la perception du niveau de présence de la rémunération algorithmique.

D'abord, l'âge a été mesuré à l'aide d'une question unique (c.-à-d. : « Quel âge avez-vous? ») et les participants ont été invités à répondre en années. Cette variable de contrôle a été ajoutée puisque l'âge d'une personne peut influencer son rapport avec différentes formes de technologie (Czaja et al., 2006; Elias et al., 2012; O'Bannon & Thomas, 2014). Puis, pour des raisons semblables, l'ancienneté dans l'industrie a été mesurée à l'aide de la question : « Depuis combien d'années travaillez-vous comme camionneur ou camionneuse? » et les participants ont également été invités à répondre en années. Tout comme l'âge, l'ancienneté peut avoir une influence sur la relation entre un travailleur et la technologie (Russell et al., 2007). Cela pourrait être dû au fait que l'âge et l'ancienneté sont deux variables corrélées (Caesens et al., 2019; Kim et al., 2015; Nguyen & Stinglhamber, 2021; Owens et al., 2016; Siddique et al., 2020). D'ailleurs, plusieurs études ont montré que l'ancienneté ainsi que l'âge sont corrélés avec l'intention de quitter (p. ex., Kim et al., 2017; Liu et al., 2020; Moynihan & Pandey, 2008; Nadiri & Tanova, 2010; Waldman et al., 2015; Zhong et al., 2016). Ces deux variables de contrôles sont donc pertinentes à notre étude.

Puis, le type de chauffeurs a été utilisé comme variable de contrôle pour nous assurer que nos résultats ne sont pas attribuables à la taille de l'entreprise ou au fait qu'un répondant soit un chauffeur propriétaire. Cette variable a été mesurée à l'aide de la question : « Quel type de chauffeur êtes-vous? » et les participants avaient les choix suivant : « 1. Chauffeur propriétaire », « 2. Chauffeur pour une entreprise qui possède moins de 10 camions », « 3. Chauffeur pour une entreprise qui possède entre 11 et 25 camions », « 4. Chauffeur pour une entreprise qui possède entre 26 et 50 camions », « 5. Chauffeur pour une entreprise qui possède plus de 50 camions », « 6. Autre (Précisez) ». Lorsque le participant sélectionnait 6 (c.-à-d., « Autre (Précisez) »), nous avons recodé sa réponse parmi les autres choix lorsque cela s'appliquait et supprimé l'entièreté de ses réponses s'il précisait qu'il n'était pas un camionneur ou une camionneuse.

Par la suite, certains auteurs ont avancé qu'il est important d'éviter d'étudier la gestion algorithmique avec une approche déterministe (Crawford, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021). Le déterminisme technologique consiste à tenir la technologie comme

responsable des conséquences qu'elle engendre (Crawford, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021). Ainsi, afin de nous assurer que ce n'est pas la présence perçue des systèmes de gestion algorithmique qui a des répercussions sur les travailleurs, mais plutôt la manière dont les organisations les utilisent ainsi que la façon dont ils sont mis en œuvre, le niveau de perception de la présence des fonctions de la gestion algorithmique sera utilisé comme variable de contrôle. Pour ce faire, nous avons utilisé les indicateurs de mesure de la présence de la surveillance, de la gestion de la performance ainsi que de la rémunération algorithmique des travailleurs développés par Parent-Rocheleau et Parker (2022) (mesurés sur une échelle de Likert de 1 (pas du tout d'accord) à 7 (tout à fait d'accord)). Ces indicateurs sont présents au Tableau 22, 23 et 24. Comme indiqué précédemment, ces derniers ont été traduits en français via un processus de rétrotraduction et en collaboration avec une traductrice professionnelle.

**Tableau 22. Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de présence de la surveillance algorithmique des travailleurs**

<b>Indicateurs</b>
1. Un système électronique me suit attentivement pour s'assurer que j'accomplis mes tâches.
2. Un système électronique me surveille étroitement pendant que je fais mon travail.
3. Un système électronique examine de près mon travail.
4. Je suis constamment surveillé par un système électronique pour vérifier si je respecte les règles relatives à mon travail.

**Tableau 23. Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de présence de la gestion de la performance algorithmique des travailleurs**

<b>Indicateurs</b>
1. L'évaluation de mon rendement au travail est gérée par un système électronique.
2. L'évaluation de mon rendement est effectuée à 100% par des humains. (score inversé)
3. Un système électronique génère les calculs utilisés pour évaluer mon rendement.
4. Mon évaluation de rendement est basée sur des paramètres calculés par un système électronique.

**Tableau 24. Indicateurs servant à mesurer la perception du niveau de présence de la rémunération algorithmique des travailleurs**

Indicateurs
1. Une grande partie de ma paie est déterminée par un système électronique.
2. Les décisions relatives à mes revenus sont principalement prises par le système électronique.
3. Un système électronique est chargé de calculer ma paie, sans intervention humaine.
4. Ce que je gagne est uniquement déterminé par un calcul électronique.

### 3.5 Plan d'analyse des résultats

Cette section présente le plan d'analyse des résultats. Le plan d'analyse de validité est présenté, puis le plan d'analyse descriptives, de normalités, de fiabilités et bivariés ainsi que le plan d'analyse permettant de vérifier les hypothèses.

#### 3.5.1 Plan d'analyse de validité

##### Plan d'analyse factorielle exploratoire

L'analyse factorielle exploratoire est une technique d'analyse factorielle utilisée pour valider les mesures et dont l'objectif principal est d'identifier les relations sous-jacentes entre les indicateurs (items) mesurés (Costello & Osborne, 2005; Hurley et al., 1997). Puisque l'instrument de mesure de la transparence des fonctions de la gestion algorithmique n'a pas encore été validé au sein d'une industrie plus traditionnelle comme celle du transport routier, une analyse factorielle exploratoire est nécessaire pour nous assurer de l'unidimensionnalité de chaque mesure à l'étude, de la non-redondance ainsi que de la représentation adéquate des indicateurs de ces concepts (Kline, 2016). Ainsi, via le logiciel SPSS, une analyse factorielle exploratoire (AFE) des indicateurs (items) relatifs à la transparence de la gestion algorithmique sera effectuée avec une rotation promax (Costello & Osborne, 2005; Hurley et al., 1997; Kline, 2016).

##### Plan d'analyse factorielle confirmatoire

Des analyses factorielles confirmatoires seront effectuées. L'analyse factorielle confirmatoire est utilisée pour vérifier la structure factorielle des variables observées et permet de comparer les indicateurs d'ajustement de différents modèles afin de déterminer

si le modèle théorique est celui qui représente le mieux les données colligées (Hurley et al., 1997; Kline, 2016). Cet outil sert également à confirmer la validité discriminante et convergente d'un modèle de mesure et montre dans quelle mesure ce modèle correspond à ce que l'on retrouve dans les données observées pour chacune des variables (Kline, 2016; West et al., 2012). En d'autres termes, nous cherchons à évaluer le *fit* de notre modèle avec nos données (Hooper et al., 2008). Nous avons donc effectué une analyse factorielle confirmatoire à l'aide du logiciel Amos 27.

Afin d'analyser le *fit* du modèle, divers indices d'ajustement seront calculés conformément aux approches recommandées d'évaluation du *fit* (Hooper et al., 2008; Kline, 2016; Mulaik et al., 1989; Schermelleh-Engel et al., 2003; West et al., 2012; Weston & Gore, 2006). La littérature suggère de rapporter le test de chi-carré avec ses degrés de liberté ainsi qu'un ensemble d'indices d'ajustement (c.-à-d., indices absolus, incrémentaux et de parcimonie) (Hooper et al., 2008; Hurley et al., 1997; Mulaik et al., 1989; West et al., 2012). Les indices absolus déterminent dans quelle mesure un modèle s'adapte aux données de l'échantillon, les indices incrémentaux comparent le modèle à un modèle alternatif dans lequel aucune des variables ne serait corrélée et les indices de parcimonie combinent l'information sur le *fit* et la parcimonie du modèle, de sorte qu'ils sont sensibles à la complexité du modèle et à l'augmentation artificielle du *fit* résultant d'un plus grand nombre de paramètres (Hooper et al., 2008; Mulaik et al., 1989; West et al., 2012). Ainsi, nous avons calculé le *chi-square* divisé par son degré de liberté associé ( $\chi^2/df$ ), le *root mean square error of approximation* (RMSEA) (un indice absolu), le *comparative fit index* (CFI) (un indice incrémental) et le *parsimonious normed-fit index* (PNFI) (un indice de parcimonie).

Il ne semble pas y avoir de consensus au sein de la littérature sur ce qu'est un modèle satisfaisant. Selon notre revue de la littérature, de manière générale, un modèle peut être considéré satisfaisant s'il contient un  $\chi^2/df$  inférieur à 3, un CFI plus grand ou égale à 0,90 et un RMSEA inférieure ou égale à 0,10 (Hooper et al., 2008; Kline, 2016; Schermelleh-Engel et al., 2003; West et al., 2012; Weston & Gore, 2006). Il est important de noter que le RMSEA peut sous-estimer le *fit* d'un modèle pour les petits échantillons de 200 répondants ou moins (Curran et al., 2003; Kline, 2016; West et al., 2012). Notre échantillon total contenant 215 répondants, il sera intéressant d'analyser le RMSEA. Qui

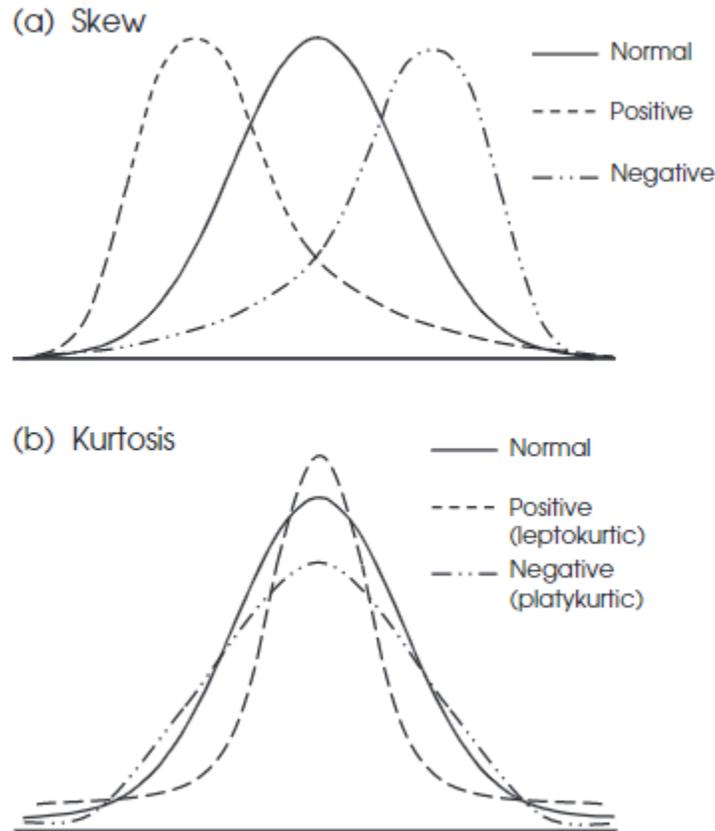
plus est, nous calculerons le PNFI qui est un indice de parcimonie pouvant servir à départager deux modèles ayant d'autres indices équivalents. Le PNFI varie entre 0 et 1 et une valeur plus élevée indique un ajustement plus parcimonieux (Hooper et al., 2008; Schermelleh-Engel et al., 2003).

### **3.5.2 Plan d'analyses descriptives, de normalité, de fiabilité et bivariées**

#### Plan d'analyses descriptives et de normalité

Des analyses descriptives et de normalité seront effectuées. L'analyse descriptive sert à s'assurer que les données sont cohérentes en ce qui concerne les moyennes ainsi que les écarts types (Garson, 2012) et l'analyse de normalité sert à vérifier la normalité de la distribution des données d'une variable (Garson, 2012; Kline, 2016). Cette dernière analyse permettra de vérifier l'asymétrie et l'aplatissement du modèle. L'asymétrie montre si la distribution des données de la variable est asymétrique par rapport à sa moyenne (Garson, 2012; Kline, 2016). Une asymétrie positive indique que la plupart des résultats sont inférieurs à la moyenne, et une asymétrie négative indique le contraire (Garson, 2012; Kline, 2016). Généralement, une asymétrie comprise entre +1 et -1 représente des données distribuées normalement (Garson, 2012). L'aplatissement représente le niveau d'aplatissement de la distribution des données (DeCarlo, 1997; Garson, 2012; Kline, 2016). Pour une distribution unimodale et symétrique, un aplatissement positif indique un sommet plus élevé, tandis qu'un aplatissement négatif indique un aplatissement de la distribution (DeCarlo, 1997; Garson, 2012; Kline, 2016). De manière générale, un aplatissement entre +2 et -2 indique une distribution normale (Garson, 2012). La Figure 7 montre des exemples de distributions avec (a) une asymétrie positive ou négative et avec (b) un aplatissement positif ou négatif par rapport à une courbe normale.

**Figure 7. Distribution avec (a) une asymétrie positive ou négative et avec (b) un aplatissement positif ou négatif par rapport à une courbe normale**



Source : Kline, 2016, p.75

### Plan d'analyses de fiabilité

Des analyses de fiabilités seront effectuées à l'aide du coefficient alpha de Cronbach ( $\alpha$ ) via le logiciel SPSS. Le coefficient alpha de Cronbach mesure la cohérence interne, ou le degré de cohérence des observations entre les indicateurs d'une mesure. Si la cohérence interne est faible, alors le contenu des indicateurs peut être trop hétérogène (Kline, 2016). De manière générale, les coefficients autour de  $\alpha = 0,90$  sont considérés comme « excellents », ceux autour de  $\alpha = 0,80$  comme « très bons », et les valeurs autour de  $\alpha = 0,70$  comme « adéquats » (Kline, 2016).

### Plan d'analyses bivariées

Des analyses bivariées seront effectuées. Celles-ci permettent d'établir des corrélations entre deux variables en comparant leurs distributions. La corrélation, en son sens large, est une mesure du degré d'association entre des variables (Asuero et al., 2006; Schober et al., 2018). La plupart du temps, le terme corrélation est utilisé dans un contexte de relation linéaire entre deux variables continues et exprimées sous forme d'un coefficient de corrélation de Pearson (Schober et al., 2018). Le coefficient de corrélation de Pearson est généralement utilisé pour des données normalement distribuées (données qui suivent une distribution normale bivariée) (Asuero et al., 2006; Schober et al., 2018). Le coefficient de corrélation de Pearson offre un résultat qui va de -1 à +1, où 0 indique qu'il n'y a pas d'association linéaire. Lorsque le coefficient est positif, cela signifie que les deux variables évoluent dans le même sens, c'est-à-dire que lorsqu'une augmente, l'autre augmente aussi, et lorsqu'une diminue, l'autre diminue. Lorsque le coefficient est négatif, cela signifie que les deux variables évoluent dans le sens opposé, c'est-à-dire, lorsqu'une augmente, l'autre diminue, et vice versa. Une corrélation parfaite de -1 ou +1 signifie que les deux variables varient parfaitement ensemble et qu'en connaissant la valeur d'une des variables nous pourrions prédire la valeur de l'autre (Asuero et al., 2006; Schober et al., 2018). Cela dit, les corrélations parfaites sont très rares en sciences sociales puisque nous étudions des variables qui sont souvent en relation avec une multitude d'autres variables, d'autant plus lorsqu'il s'agit de perceptions individuelles. Le Tableau 25 présente l'interprétation conventionnelle de la relation entre deux variables à l'aide du coefficient de Pearson.

**Tableau 25. Approche conventionnelle pour l'interprétation d'un coefficient de corrélation. Récupéré de Schober et al. (2018)**

<b>Coefficient de corrélation</b>	<b>Interprétation</b>
$r = 0,00 - 0,10$	Corrélation négligeable
$r = 0,10 - 0,39$	Corrélation faible
$r = 0,40 - 0,69$	Corrélation modérée
$r = 0,70 - 0,89$	Corrélation forte
$r = 0,90 - 1,00$	Corrélation très forte

### 3.5.3 Plan de vérifications des hypothèses

Les hypothèses de recherche 1 à 8 présentées à la section 2 seront vérifiées à l'aide d'analyses de régression hiérarchique via le logiciel SPSS. Ce type d'analyse est fréquemment utilisé par les chercheurs en gestion, notamment dans les recherches en comportement organisationnel (p. ex., Burnett et al., 2015; Chen et al., 2007; Dust et al., 2014; Nahum-Shani et al., 2014; Siddique et al., 2020; Skarlicki et al., 2016; Yam et al., 2016). L'analyse de régression hiérarchique offre des résultats intéressants et pertinents, car, en plus de calculer la relation entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables explicatives, elle permet d'observer la différence de variance expliquée lorsque l'on ajoute de nouvelles variables dans l'analyse (Aiken & West, 1991).

Pour tester les hypothèses 9 à 11, nous avons effectué une technique Bootstrap (PROCESS version 3.5 par Andrew F. Hayes.). Précisément, nous avons effectué des analyses de médiation d'équations structurelles dans le logiciel PROCESS avec une technique bootstrap sur 5 000 échantillons à un intervalle de confiance de 95% (Hayes & Little, 2018) afin d'analyser les effets médiateurs de la justice distributive et procédurale. La faible taille de l'échantillon ne nous permet pas de tester nos hypothèses de médiations de manière robuste tout en incluant l'ensemble des variables à l'étude au sein d'un même modèle (c.-à-d., le modèle conceptuel présenté au Chapitre 2). Plus précisément, via le logiciel Process, en contrôlant pour l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur, la perception des trois fonctions de gestion algorithmiques (c.-à-d., la transparence de la surveillance, de la gestion de la performance et de la rémunération algorithmique) et en ayant la transparence de ces trois fonctions comme variables indépendantes, l'échantillon de ce modèle est de seulement  $n = 54$ . Un échantillon de cette taille est trop mince pour analyser de manière robuste un modèle d'équation structurelle contenant autant de variables (c.-à-d, 6) et « les résultats Bootstrap de petits échantillons peuvent être très erronés » (Kline, 2016, p. 61, traduction libre). Donc, puisque la taille de notre échantillon est trop petite, les 3 variables indépendantes seront analysées séparément. Il est à noter que ces analyses seront effectuées avec les variables de contrôle, soit l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur ainsi que la perception du niveau de présence de la fonction de la gestion algorithmique associé à la variable indépendante analysée (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération). Ainsi,

l'échantillon de l'analyse de médiation d'équations structurelles comprenant la variable indépendante de la transparence de la surveillance algorithmique est de  $n = 135$ , celle comprenant la transparence de la gestion de la performance algorithmique est de  $n = 123$  et celle comprenant la transparence de la rémunération algorithmique est de  $n = 72$ .

### 3.6 Tailles d'échantillon

Comme mentionné précédemment, notre collecte de données nous a permis d'obtenir les réponses de 215 camionneurs et camionneuses. Cela dit, le fait que le questionnaire permettait aux répondants de ne pas répondre à toutes les questions a entraîné une variance d'échantillon d'une variable à une autre et, ainsi, d'une analyse à une autre. Afin de bien comprendre les tailles d'échantillon utilisées pour tester les hypothèses présentées à la section suivante, le Tableau 26 présente les différentes tailles d'échantillon à l'étude.

**Tableau 26. Description des différentes tailles d'échantillon**

<b>Échantillon</b>	<b>Description</b>
<b>N = 215</b>	Nombre total de répondants.
<b>n = 156</b>	Répondants percevant un niveau minimalement plutôt élevé (+ de 3 sur 7 sur l'échelle de mesure) de surveillance algorithmique et ayant répondu aux questions sur la transparence de la surveillance algorithmique.
<b>n = 135</b>	Répondants ayant répondu aux questions sur la transparence de la surveillance algorithmique, les variables médiatrices, la variable dépendante ainsi que les variables de contrôles à l'étude.
<b>n = 134</b>	Répondants percevant un niveau minimalement plutôt élevé (+ de 3 sur 7 sur l'échelle de mesure) de gestion de la performance algorithmique et ayant répondu aux questions sur la transparence de la gestion de la performance algorithmique.
<b>n = 123</b>	Répondants ayant répondu aux questions sur la transparence de la gestion de la performance algorithmique, les variables médiatrices, la variable dépendante ainsi que les variables de contrôles à l'étude.
<b>n = 79</b>	Répondants percevant un niveau minimalement plutôt élevé (+ de 3 sur 7 sur l'échelle de mesure) de gestion de la rémunération algorithmique et ayant répondu aux questions sur la transparence de la rémunération algorithmique.

<b>Échantillon</b>	<b>Description</b>
<b><i>n = 72</i></b>	Répondants ayant répondu aux questions sur la transparence de la rémunération algorithmique, les variables médiatrices, la variable dépendante ainsi que les variables de contrôles à l'étude.

## Chapitre 4 – Résultats

Ce chapitre présente les résultats des analyses. Les résultats des analyses préliminaires sont présentés, puis les analyses permettant de vérifier les hypothèses. À des fins de simplification du texte et d'interprétations des différents résultats présentés, ce chapitre utilisera les abréviations suivantes : surveillance algorithmique (SA), gestion de la performance algorithmique (GPA), rémunération algorithmique (RA), transparence de la surveillance algorithmique (TSA), transparence de la gestion de la performance algorithmique (TGPA), transparence de la rémunération algorithmique (TRA), justice distributive (JD), justice procédurale (JP) et intention de quitter (IQ).

### 4.1 Résultats des analyses de validité

#### Analyse factorielle exploratoire

Le Tableau 27 (à la page suivante) présente le résultat de l'analyse factorielle exploratoire des indicateurs (items) relatifs à la transparence de la gestion algorithmique effectuée via le logiciel SPSS.

De manière générale, les coefficients (aussi appelé poids factoriels) résultant de l'analyse factorielle exploratoire sont considérés comme élevés lorsqu'ils ont une valeur proche de 0,800 ou supérieure (Costello & Osborne, 2005; Kline, 2016). De plus, lorsqu'un indicateur a un coefficient inférieur à 0,400, cela signifie que cet indicateur n'est pas lié aux autres indicateurs de la dimension ayant un coefficient plus élevé et que cet indicateur est possiblement lié à une autre dimension (Costello & Osborne, 2005). Le Tableau 27 montre que les indicateurs relatifs à la transparence de la gestion algorithmique forment trois dimensions distinctes, soit la TSA, la TGPA et la TRA. Ainsi, chaque mesure de la transparence de la gestion algorithmique à l'étude est unidimensionnelle. Aussi, les indicateurs de ces mesures ne sont pas redondants et représentent adéquatement chacun des concepts de la transparence algorithmique à l'étude (Costello & Osborne, 2005; Kline, 2016).

**Tableau 27. Analyse factorielle exploratoire des indicateurs relatifs à la transparence de la gestion algorithmique**

Indicateur	Dimension		
	1	2	3
1. I am aware of what is monitored by the electronic system and what is not.		,797	
2. What is tracked by the electronic system is transparent to me.		,795	
3. I am always informed when the electronic system records any information about me or my work.		,933	
4. I understand how the information is tracked by the electronic system.		,895	
5. I am aware of how the electronic system generates my performance scores.	,821		
6. I understand the metrics used by the system to rate my performance.	,881		
7. I am informed of the criteria behind the electronic generation of my performance scores.	,977		
8. I usually understand why I get these performance scores.	,903		
9. I am aware of how the electronic system calculates my pay.			,819
10. I understand the criteria used by the system to calculate my pay.			,860
11. The electronic pay is transparent, such that I always know how much to expect as salary.			,870
12. It is easy to predict how much I will receive as a pay for my work.			,792

**Notes.** Les coefficients ayant une valeur absolue inférieure à ,400 ont été supprimés pour faciliter la compréhension du Tableau.

### Analyse factorielle confirmatoire

Le Tableau 28 présente les résultats de l'analyse factorielle confirmatoire effectuée à l'aide du logiciel Amos 27 et compare notre modèle théorique tel que présenté au chapitre 2 (modèle 1) à six modèles alternatifs (modèle 2-3-4-5-6-7) afin de vérifier la validité discriminante et convergente du modèle théorique.

**Tableau 28. Indices d'ajustement des modèles de l'analyse factorielle confirmatoire**

Modèle	$\chi^2$	dl	$\chi^2/df$	RSMEA	CFI	PNFI
Modèle 1 - 6 facteurs (TSA + TGPA + TRA + JD + JP + IQ)	627,91	284	2,21	,08	,90	,67
Modèle 2 - 5 facteurs (TSA et TGPA combiné + TRA + JD + JP + IQ)	741,89	289	2,58	,09	,87	,66
Modèle 3 - 5 facteurs (TSA et TRA combiné + TGPA + JD + JP + IQ)	763,24	289	2,64	,09	,86	,66
Modèle 4 - 5 facteurs (TSA + TGPA et TRA combiné + JD + JP + IQ)	769,43	289	2,66	,09	,86	,65
Modèle 5 - 4 facteurs (TSA, TGPA et TRA combiné + JD + JP + IQ)	883,63	293	3,01	,10	,83	,64
Modèle 6 - 5 facteurs (TSA + TGPA + TRA + JD et JP combiné + IQ)	1231,55	289	4,26	,12	,72	,55
Modèle 7 - 1 facteur (tous les indicateurs combinés)	2209,50	299	7,39	,17	,44	,35

**Notes.** N = 215.  $\chi^2$  = chi-carré du modèle; dl = degrés de liberté; RMSEA = *Root mean square error of approximation*; CFI = *Comparative fit index*; PNFI = *Parsimony normed fit index*; TSA = Transparence de la surveillance algorithmique; TGPA = Transparence de la gestion de la performance algorithmique; TRA = Transparence de la rémunération algorithmique; JD = Justice distributive; JP = Justice procédurale; IQ = Intention de quitter

Notre modèle théorique postule que les indicateurs des mesures à l'étude se combinent en 6 facteurs uniques, soit la TSA, la TGPA, la TRA, la JD, la JP ainsi que l'IQ. Nous nommerons ce modèle le modèle 1. Afin de nous assurer que ce modèle théorique est celui qui représente le mieux les données colligées, celui-ci a été comparé à 6 autres modèles alternatifs (les modèles 2-3-4-5-6-7). En d'autres termes, ce processus nous permettra de vérifier si les données que nous avons récoltées correspondent bien au modèle théorique développé à partir de la littérature présenté au chapitre 1.

Dans le modèle 2, les indicateurs de la TSA et de la TGPA ont été combinés pour former un modèle à 5 facteurs. Dans le modèle 3, un modèle à 5 facteurs a également été créé en combinant les indicateurs de la TSA et de la TRA. Pour le modèle 4 (5 facteurs également), les indicateurs de la TGPA et de la TRA ont été combinés. Puis, les indicateurs

de la transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., TSA, TGPA et TRA) ont été combinés pour créer le modèle 5 qui contient 4 facteurs, soit la transparence de la gestion algorithmique, la JD, la JP ainsi que l'IQ. Par la suite, nous avons vérifié si la justice ne serait pas mieux représentée en un seul facteur en combinant les indicateurs de la JD et de la JP pour ainsi créer le modèle 6 (5 facteurs), qui comprend la transparence des fonctions de la gestion algorithmique en 3 facteurs distincts, la justice et l'IQ. Finalement, nous avons créé le modèle 7 qui comprend tous les indicateurs en un seul facteur.

Le Tableau 28 montre que le modèle 1 (théorique tel que présenté au chapitre 2) représente le mieux les données colligées, puisque chacun des indices d'ajustement est meilleur avec le modèle 1 comparativement aux autres modèles. Qui plus est, le modèle 1 est satisfaisant selon les critères généralement retrouvés dans la littérature et présentés à la section 3.5.1 ( $\chi^2/df < 3$ ,  $CFI \geq 0,90$ ,  $RMSEA \leq 0,10$ ), et ce, malgré la petite taille de notre échantillon qui peut parfois biaiser à la baisse l'indice RMSEA (Curran et al., 2003; Kline, 2016; West et al., 2012). Le modèle 1 est également celui dont le PNFI est le plus élevé. Rappelons qu'un PNFI plus élevé indique un ajustement plus parcimonieux (Hooper et al., 2008; Schermelleh-Engel et al., 2003). Nous conservons donc le modèle théorique (modèle 1) pour la suite des analyses.

## **4.2 Résultats des analyses descriptives, de normalité, de fiabilité et bivariées**

Le Tableau 29 (à la page suivante) présente les analyses de fiabilité, descriptives, de normalité et bivariées réalisées à l'aide du logiciel SPSS.

### Analyses descriptives et de normalité

Au Tableau 29, la moyenne et l'écart type des variables de la perception du niveau de présence des fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., SA, GPA, RA) montrent que la moyenne des répondants perçoit un niveau moyen à élever de SA (moyenne = 4,86, écart type = 2,07, sur une échelle de 1 à 7) et un niveau moyen de GPA (moyenne = 3,60, écart type = 1,85) dans leur travail. Cependant, la moyenne des répondants perçoit un faible niveau de présence de RA (moyenne = 2,67, écart type = 1,76), ce qui pourrait indiquer une présence plus faible de cette fonction de la gestion algorithmique dans notre échantillon.

**Tableau 29. Analyses de fiabilité, descriptive, de normalité et bivariées**

Variable	Moy.	É.T.	Asy.	Apl.	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
1. Âge ( <i>n</i> = 191)	44,04	11,13	-,17	-,73	--											
2. Ancienneté ind. ( <i>n</i> = 190)	13,79	10,15	,71	-,24	,53**	--										
3. Type de camionneur ( <i>n</i> = 214)	3,86	1,43	-,69	-,92	,00	-,12	--									
4. SA ( <i>n</i> = 201)	4,86	2,07	-,66	-,92	,12	-,00	,25**	(,93)								
5. GPA ( <i>n</i> = 196)	3,60	1,85	,06	-1,10	,04	-,14	,32**	,53**	(,86)							
6. RA ( <i>n</i> = 191)	2,67	1,76	,83	-,31	,04	,03	,15*	,22**	,38**	(,87)						
7. TSA ( <i>n</i> = 156)	5,36	1,55	-,82	-,13	-,03	,12	,00	,15	-,02	,03	(,81)					
8. TGPA ( <i>n</i> = 134)	4,34	1,85	-,29	-1,03	-,08	-,05	-,01	,07	,11	,00	,56**	(,93)				
9. TRA ( <i>n</i> = 79)	4,64	1,69	-,21	-,89	-,14	,08	,01	,11	-,09	,27*	,26*	,19	(,85)			
10. JD ( <i>n</i> = 214)	4,24	1,88	-,19	-1,10	,02	,05	,04	,01	,08	-,03	,28**	,34**	,31**	(,94)		
11. JP ( <i>n</i> = 214)	4,49	1,48	-,35	-,56	-,07	-,08	-,07	-,12	-,10	-,05	,42**	,36**	,32**	,46**	(,90)	
12. IQ ( <i>n</i> = 197)	2,91	1,90	,73	-,58	-,00	,07	,12	,06	-,00	,05	-,18*	-,31**	-,14	-,45**	-,59**	(,92)

**Notes.** N = 215. \*\*  $p < ,01$ ; \*  $p < ,05$ . Alpha de Cronbach entre les parenthèses. Moy. = Moyenne; É.T. = Écart type; Asy. = Asymétrie; Apl. = Aplatissement; SA = surveillance algorithmique; GPA = Gestion de la performance algorithmique; RA = Rémunération algorithmique; TSA = Transparence de la surveillance algorithmique; TGPA = Transparence de la gestion de la performance algorithmique; TRA = Transparence de la rémunération algorithmique; JD = Justice distributive; JP = Justice procédurale; IQ = Intention de quitter

Qui plus est, nous pouvons observer une variation quant aux nombres de répondants des variables. Rappelons que notre questionnaire en ligne avait été programmé pour faire en sorte que seuls les répondants dont la moyenne des réponses quant à la perception du niveau de présence d'une fonction de la gestion algorithmique (c.-à-d., SA, GPA, RA) était de 3 ou plus pouvaient répondre aux questions sur la transparence de cette fonction (c.-à-d., TSA, TGPA, TRA). Ce qui explique la variation du nombre de répondants entre les variables de la transparence de la gestion algorithmique. Par exemple, parmi notre échantillon total, 136 répondants ont indiqué percevoir que la RA est peu présente dans leur organisation (score inférieur à 3 sur 7). Nous n'avons donc pas sondé leur perception de la transparence de cette fonction précise de gestion algorithmique, ce qui a résulté à un échantillon de  $n = 79$  pour la TRA. Les autres variations quant aux nombres de répondants des variables peuvent être expliquées par le fait qu'il était précisé dans le questionnaire que les participants n'étaient pas dans l'obligation de répondre à toutes les questions.

Le Tableau 29 nous permet également d'observer la normalité de la distribution des données dans les modèles via l'asymétrie et l'aplatissement. Comme mentionné précédemment, une asymétrie comprise entre +1 et -1 représente des données distribuées normalement (Garson, 2012). Aussi, de manière générale un aplatissement entre +2 et -2 indique une distribution normale (Garson, 2012). Ainsi, les analyses du Tableau 29 montrent que les données des variables à l'étude ont une distribution normale quant à leur asymétrie et leur aplatissement.

#### Analyses de fiabilité

Pour chacune des échelles de mesure utilisées, le Tableau 29 présente les analyses de fiabilité réalisées à l'aide du coefficient alpha de Cronbach via le logiciel SPSS. Les résultats des analyses montrent d'excellents coefficients pour les mesures de SA ( $\alpha = 0,93$ ), de la TGPA ( $\alpha = 0,93$ ), de la JD ( $\alpha = 0,94$ ), de la JP ( $\alpha = 0,90$ ) ainsi que de l'IQ ( $\alpha = 0,92$ ). Les coefficients de la GPA ( $\alpha = 0,86$ ), de la RA ( $\alpha = 0,87$ ), de la TSA ( $\alpha = 0,81$ ) et de la TRA ( $\alpha = 0,85$ ) sont quant à eux très bons.

#### Analyses bivariées

Les résultats des analyses bivariées présentés au Tableau 29 révèlent plusieurs données intéressantes. D'abord, le type de camionneur (c.-à-d., si le camionneur est un

chauffeur propriétaire ou la taille de la flotte de camion de l'entreprise dont le répondant fait partie) montre une faible relation positive et significative avec la perception du niveau de présence des fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., SA, GPA, RA), mais non significative avec le niveau perçu de la transparence des fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., TSA, TGPA, TRA). Cela signifie que plus la taille des flottes de camions est grande, plus les chauffeurs perçoivent la présence de systèmes de gestion algorithmique dans leur travail, mais qu'il n'y a pas de relation significative avec la transparence perçue.

Notons également que les relations entre les variables indépendantes à l'étude (c.-à-d., TSA, TGPA et TRA) et les variables médiatrices (c.-à-d., JD et JP) sont toutes significatives et positives. La TSA montre une relation faible avec la JD ( $r = ,28$  ;  $p < ,01$ ) et une relation modérée avec la JP ( $r = ,42$  ;  $p < ,01$ ). La TGPA présente une relation faible avec la JD ( $r = ,34$  ;  $p < ,01$ ) et la JP ( $r = ,36$  ;  $p < ,01$ ). La TRA a une relation faible avec la JD ( $r = ,31$  ;  $p < ,01$ ) et la JP ( $r = ,32$  ;  $p < ,01$ ). Certaines variables indépendantes (TSA, TGPA et TRA) montrent également une relation significative avec la variable dépendante (c.-à-d., IQ). La relation entre la TSA et l'IQ est négative et faible ( $r = -,18$  ;  $p < ,05$ ). La relation entre la TGPA et l'IQ est également négative et faible, mais un peu plus significative ( $r = -,31$  ;  $p < ,01$ ). Cependant, la relation entre la TRA et l'IQ n'est pas significative.

Pour ce qui est des relations entre les variables médiatrices (c.-à-d., JD et JP) ainsi que la variable dépendante (c.-à-d., IQ), celles-ci sont significatives. La JD présente une relation modérée et négative avec l'IQ ( $r = -,45$  ;  $p < ,01$ ) et la JP montre une relation modérée et négative avec l'IQ ( $r = -,59$  ;  $p < ,01$ ). Ces résultats vont dans le sens des relations attendues *a priori*.

### **4.3 Résultats des vérifications des hypothèses**

Comme mentionné précédemment, les données descriptives de la section précédente rapportent une grande variabilité quant au nombre de réponses associé aux trois variables indépendantes à l'étude (c.-à-d., TSA, TGPA et TRA). Cette variance est due au fait que seuls les répondants qui percevaient un certain niveau de présence d'une fonction de gestion algorithmique pouvaient répondre aux questions sur la transparence de cette

fonction. Par exemple, un répondant peut percevoir un système de SA, mais pas de systèmes de GPA ou de RA, car ces systèmes peuvent tout simplement ne pas être présents dans son travail. Qui plus est, nos données montrent qu'il est plutôt rare que nos répondants observent simultanément les trois fonctions à l'étude dans leur travail ( $n = 60$ ). D'ailleurs, cet échantillon est trop petit pour nous permettre d'analyser adéquatement nos hypothèses dans une régression hiérarchique. C'est pourquoi, à la lumière des résultats des données descriptives, nos hypothèses seront testées avec les modèles contenant seulement une des variables indépendantes (c.-à-d., TSA, TGPA et TRA), c'est-à-dire en isolant les trois fonctions algorithmiques à l'étude.

#### Relations entre les variables indépendantes et médiatrices

Le tableau 30 (à la page suivante) présente les résultats des analyses de régression hiérarchique réalisées pour analyser les relations entre les variables indépendantes et médiatrices via le logiciel SPSS.

Pour tester les hypothèses en lien avec la relation entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmique et la JD, après avoir entré toutes les variables de contrôle à l'étape 1 (Modèle 1), nous avons régressé la première variable médiatrice (JD) sur chacune des variables indépendantes de manière isolée (c.-à-d., TSA, TGPA et TRA) avec leur variable de contrôle respective à l'étape 2 (Modèles 2, 3 et 4). Puis, la JD a été régressée sur les trois variables indépendantes à l'étude et l'ensemble des variables de contrôle (Modèle 5). Le même procédé a été suivi pour tester les hypothèses en lien avec la relation entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmique et la JP. Après avoir entré les variables de contrôle à l'étape 1 (Modèle 6), le deuxième médiateur (JP) a été régressé sur chacune des variables indépendantes de manière isolées à l'étape 2 (Modèle 7, 8 et 9). Puis, la JP a été régressée sur les trois variables indépendantes à l'étude (Modèle 10).

L'hypothèse 1 propose que la perception de la TSA des travailleurs soit positivement liée à la perception de JD. Le Modèle 2 du Tableau 30 montre que la relation entre la perception de TSA et la perception de JD, en contrôlant pour l'effet de l'âge, de l'ancienneté dans l'industrie, du type de camionneur et de la perception de la présence de la SA, est significative et positive ( $\beta = ,29$ ,  $p < ,001$ ). Pour ce qui est de l'hypothèse 2, celle-ci propose que la perception de la TSA des travailleurs soit positivement liée à la

**Tableau 30. Analyse de régression hiérarchique des relations entre les variables indépendantes et médiatrices**

Variable dépendante	Justice Distributive					Justice Procédurale				
	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5	Modèle 6	Modèle 7	Modèle 8	Modèle 9	Modèle 10
	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
<b>Étape 1 : Variables de contrôle</b>										
Âge ( $n = 191$ )	-,02	,03	,00	,08	,10	-,03	,06	,02	,08	,13
Ancienneté ind. ( $n = 190$ )	,08	,01	,07	-,01	,00	-,09	-,18	-,10	-,16	-,20
Type de camionneur ( $n = 214$ )	,03	,04	,03	,04	,02	-,04	-,05	-,03	-,08	-,05
SA ( $n = 201$ )	-,05	-,04			-,16	-,07	-,18*			-,21
GPA ( $n = 196$ )	,14		,05		,24	-,06		-,15		,05
RA ( $n = 191$ )	-,08			-,14	-,19	,00			-,13	-,10
<b>Étape 2 : Variables indépendantes</b>										
TSA ( $n = 156$ )		,29***			,11		,47***			,33*
TGPA ( $n = 134$ )			,34***		,20			,37***		,13
TRA ( $n = 79$ )				,36**	,35*				,37**	,29*
$R^2$	,02	,08	,12	,12	,24	,03	,23	,15	,14	,31

**Notes.** N = 215. \*\*\*  $p < ,001$ ; \*\*  $p < ,01$ ; \*  $p < ,05$ . SA = surveillance algorithmique; GPA = Gestion de la performance algorithmique; RA = Rémunération algorithmique; TSA = Transparence de la surveillance algorithmique; TGPA = Transparence de la gestion de la performance algorithmique; TRA = Transparence de la rémunération algorithmique.

perception de JP. Toujours en contrôlant pour l'effet de l'âge, de l'ancienneté dans l'industrie, du type de camionneur et de la perception de la présence de la SA, la TSA est également positivement associée à la perception de JP ( $\beta = ,47, p < ,001$ ), tel qu'il est rapporté dans le Modèle 7 du Tableau 30. **Les hypothèses 1 et 2 sont donc supportées.**

L'hypothèse 3 propose qu'il existe une relation positive entre la perception de la TGPA des travailleurs ainsi que la perception de la JD et l'hypothèse 4 propose que cette même relation existe avec la JP. En contrôlant pour l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur et la perception de la présence de la GPA, les Modèles 3 et 8 de l'analyse de régression hiérarchique du Tableau 30 montre que la TGPA est positivement liée à la perception de JD ( $\beta = ,34, p < ,001$ ) et à la perception de JP ( $\beta = ,37, p < ,001$ ). **Les hypothèses 3 et 4 sont donc supportées.**

L'hypothèse 5 propose qu'il existe une relation positive entre la perception de la TRA des travailleurs ainsi que la perception de JD et l'hypothèse 6 propose que la perception de la TRA des travailleurs soit positivement liée à la perception de JP. En contrôlant pour l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur et la perception de la présence de la RA, le Modèle 4 montre que la perception de la TRA est positivement liée à la perception de JD ( $\beta = ,36, p < ,01$ ) et le modèle 9 montre qu'elle est également positivement lié à la perception de JP ( $\beta = ,37, p < ,01$ ). **Les hypothèses 5 et 6 sont donc supportées.** Cela dit, il est important de noter que l'échantillon de la TRA n'est que de  $n = 79$ , ce qui relativise la robustesse de ces résultats.

#### Relations entre les variables médiatrices et la variable dépendante

Le tableau 31 (à la page suivante) présente les résultats des analyses de régression hiérarchique réalisées pour analyser les relations entre les variables médiatrices (c.-à-d., JD et JP) et dépendantes (c.-à-d., IQ) via le logiciel SPSS.

Les variables de contrôle ont d'abord été entrées à l'étape 1 (Modèle 1). À l'étape 2, les variables indépendantes (c.-à-d., TSA, TGPA et TRA) ont été entrées séparément dans trois différents modèles et les variables de contrôle qui n'étaient pas associées à la variable indépendante du modèle ont été retirées (Modèles 2, 4 et 6). À l'étape 3, les deux variables médiatrices ont été ajoutées (Modèles 3, 5 et 7).

L'hypothèse 7 propose qu'il existe une relation négative entre la perception de JD et l'IQ. L'hypothèse 8 propose qu'il existe une relation négative entre la perception de JP

**Tableau 31. Analyse de régression hiérarchique entre les variables médiatrices et la variable dépendante**

Variable dépendante	Intention de quitter						
	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5	Modèle 6	Modèle 7
	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$	$\beta$
<b>Étape 1 : Variables de contrôle</b>							
Âge ( $n = 191$ )	-,08	-,12	-,08	-,10	-,09	-,13	-,07
Ancienneté dans l'industrie ( $n = 190$ )	,11	,17	,08	,12	,09	,17	,09
Type de camionneur ( $n = 214$ )	,15	,14	,12	,14	,14	,15	,12
SA ( $n = 201$ )	,07	,07	-,03				
GPA ( $n = 196$ )	-,09			,01	-,05		
RA ( $n = 191$ )	,05					,09	-,01
<b>Étape 2 : Variables indépendantes</b>							
TSA ( $n = 156$ )		-,22*	,08				
TGPA ( $n = 134$ )				-,31***	-,07		
TRA ( $n = 79$ )						-,20	,08
<b>Étape 3 : Variables médiatrices</b>							
JD ( $n = 214$ )			-,24**		-,21*		-,25*
JP ( $n = 214$ )			-,51***		-,46***		-,49***
$R^2$	,03	,07	,41	,12	,41	,06	,41

**Notes.** N = 215. \*\*\*  $p < ,001$ ; \*\*  $p < ,01$ ; \*  $p < ,05$ . SA = surveillance algorithmique; GPA = Gestion de la performance algorithmique; RA = Rémunération algorithmique; TSA = Transparence de la surveillance algorithmique; TGPA = Transparence de la gestion de la performance algorithmique; TRA = Transparence de la rémunération algorithmique; JD = Justice distributive; JP = Justice procédurale.

et l'IQ. Ainsi, en contrôlant pour l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur, la perception des trois fonctions de gestion algorithmiques isolément (c.-à-d. SA, GPA et RA) ainsi qu'en ajoutant les variables indépendantes de la perception de transparence associée à chacune de ces fonctions (c.-à-d. TSA, TGPA et TRA), les Modèles 3, 5 et 7 du Tableau 31 rapportent que la relation entre la JD et l'IQ ainsi que la relation entre la JP et l'IQ sont significatives et négatives. **Les hypothèses 7 et 8 sont donc supportées.** Précisément, le Modèle 3 montre qu'en contrôlant pour l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur, la perception de SA et de TSA, la JD ( $\beta = -,24$ ,  $p < ,01$ ) et la JP ( $\beta = -,51$ ,  $p < ,001$ ) sont négativement liés à l'intention de quitter. Le modèle 5, où la perception de SA et de TSA a été remplacée par la perception de GPA et de TGPA, montre également que la JD ( $\beta = -,21$ ,  $p < ,05$ ) ainsi que la JP ( $\beta = -,46$ ,  $p < ,001$ ) sont significativement et négativement liées à l'IQ. Puis, le Modèle 7 montre également que la JD ( $\beta = -,25$ ,  $p < ,05$ ) ainsi que la JP ( $\beta = -,49$ ,  $p < ,001$ ) sont négativement liées à l'IQ. Ce dernier Modèle comprenait l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de camionneur, la RA ainsi comme variables de contrôle ainsi que la perception de la TRA variable

indépendante. Il est intéressant de constater que, dans ces trois Modèles, le lien entre la JP et l'IQ est plus fort que le lien entre la JD et l'IQ.

### Rôle des variables médiatrices

Le tableau 32 présente les résultats des analyses de médiation dans le logiciel PROCESS avec une technique bootstrap sur 5 000 échantillons à un intervalle de confiance de 95% (Hayes & Little, 2018).

**Tableau 32. Analyse du rôle médiateur de la justice distributive et de la justice procédurale**

Relation indirecte	Médiateur	Variables de contrôle	$\beta$	LLCI	ULCI
TSA $\rightarrow$ IQ ( $n = 135$ )	JD	SA, Âge, Ancienneté dans l'industrie, Type de camionneur	-,09	-,1718	-,0314
TSA $\rightarrow$ IQ ( $n = 135$ )	JP	SA, Âge, Ancienneté dans l'industrie, Type de camionneur	-,22	-,3210	-,1185
TGPA $\rightarrow$ IQ ( $n = 123$ )	JD	GPA, Âge, Ancienneté dans l'industrie, Type de camionneur	-,08	-,1682	-,0091
TGPA $\rightarrow$ IQ ( $n = 123$ )	JP	GPA, Âge, Ancienneté dans l'industrie, Type de camionneur	-,18	-,2963	-,0706
TRA $\rightarrow$ IQ ( $n = 72$ )	JD	RA, Âge, Ancienneté dans l'industrie, Type de camionneur	-,07	-,2215	,0614
TRA $\rightarrow$ IQ ( $n = 72$ )	JP	RA, Âge, Ancienneté dans l'industrie, Type de camionneur	-,17	-,3093	-,0247

**Notes.** Modèles de type 4 dans le logiciel PROCESS avec une technique bootstrap sur 5 000 échantillons à un intervalle de confiance de 95%. TSA = Transparence de la surveillance algorithmique; TGPA = Transparence de la gestion de la performance algorithmique; TRA = Transparence de la rémunération algorithmique; IQ = Intention de quitter; JD = Justice distributive; JP = Justice procédurale; SA = surveillance algorithmique; GPA = Gestion de la performance algorithmique; RA = Rémunération algorithmique.

L'hypothèse 9a propose que la JD médie la relation entre la TSA et l'IQ, alors que l'hypothèse 9b propose que la JP médie la relation entre la TSA et l'IQ. La première analyse de médiation effectuée comprend l'âge, l'ancienneté dans l'industrie, le type de

camionneur et la perception de SA comme variables de contrôle, la TSA comme variable indépendante, la JD et la JP comme variables médiatrices ainsi que l'IQ comme variables dépendantes ( $n = 135$ ). Cette analyse révèle que la relation directe entre la TSA et l'IQ est non significative. Aussi, l'effet médiateur de la JD dans la relation entre la TSA et l'IQ est significatif et négatif ( $\beta = -.09$ , LLCI =  $-.1718$ , ULCI =  $-.0314$ ). Cette relation est significative puisque l'intervalle de confiance (à 95%) n'inclut pas zéro (Preacher & Hayes, 2008). **Ce résultat supporte l'hypothèse 9a.** Quant à elle, la relation indirecte entre la TSA et l'IQ médiée par la JP est également significative et négative ( $\beta = -.22$ , LLCI =  $-.3210$ , ULCI =  $-.1185$ ). **Ce résultat supporte l'hypothèse 9b.** La relation indirecte totale de la TSA sur l'IQ médié par la JD et la JP est de :  $\beta = -.31$  (LLCI =  $-.4318$ , ULCI =  $-.1890$ ).

L'hypothèse 10a propose que la JD médie la relation entre la TGPA et l'IQ et l'hypothèse 10b propose que la JP médie également cette relation négative. La deuxième analyse de médiation effectuée pour tester ces hypothèses est semblable à la première, mais comprend la perception de GPA comme variables de contrôle et la TGPA comme variable indépendante au lieu de la SA et de la TSA ( $n = 123$ ). Comme pour les systèmes de SA, la relation directe entre la TGPA et l'IQ était non significative. Pour ce qui est de la relation indirecte entre la TGPA et l'IQ médiée par la JD, celle-ci est significative et négative ( $\beta = -.08$ , LLCI =  $-.1682$ , ULCI =  $-.0091$ ). **Ce résultat supporte l'hypothèse 10a.** Qui plus est, la relation entre la TGPA et l'IQ par la JP est également significative et négative ( $\beta = -.18$ , LLCI =  $-.2963$ , ULCI =  $-.0706$ ). **Ce résultat supporte l'hypothèse 10b.** La relation indirecte totale de la TGPA sur l'IQ médié par la JD et la JP est de :  $\beta = -.26$  (LLCI =  $-.3823$ , ULCI =  $-.1296$ ).

L'hypothèse 11a propose que la JD médie la relation entre la TRA et l'IQ et l'hypothèse 11b propose que la JP médie également cette relation. La troisième analyse de médiation effectuée pour tester ces hypothèses comprend la perception de la RA comme variable de contrôle et la TRA comme variable indépendante ( $n = 72$ ). Encore ici, la relation directe entre la TRA et l'IQ est non significative. Qui plus est, contrairement aux deux autres analyses de médiation, la relation entre la TRA et l'IQ médié par la JD est non significative, car l'intervalle de confiance inclus zéro (LLCI =  $-.2215$ , ULCI =  $.0614$ ) (Preacher & Hayes, 2008). **L'hypothèse 11a est donc rejetée.** Cela dit, la relation entre la

TRA et l'IQ médiée par la JP est significative et négative ( $\beta = -,17$ , LLCI =  $-,3093$ , ULCI =  $-,0247$ ). **L'hypothèse 11b est donc supportée.**

## Chapitre 5 – Discussion

Cette recherche voulait étudier les relations entre les concepts de (1) la transparence de la surveillance algorithmique, (2) la transparence de la gestion de la performance algorithmique, (3) la transparence de la rémunération algorithmique, et les notions de (4) justice distributive, (5) justice procédurale ainsi que (6) l'intention de quitter chez les camionneurs et camionneuses de l'industrie du transport routier du Québec. Précisément, cette recherche avait comme objectif de répondre aux deux questions de recherche suivantes : (1) Quel est l'effet de la perception de transparence de la gestion algorithmique, plus précisément de la transparence de la surveillance algorithmique des travailleurs, la transparence de la gestion de la performance algorithmique et la transparence de la rémunération algorithmique, sur les perceptions de justice distributive et procédurale des camionneurs? et (2) Les perceptions de justice distributive et de justice procédurale des camionneurs exercent-elles un effet médiateur dans les relations entre la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude et l'intention de quitter?

Ces questions découlaient du fait que le roulement et la pénurie de main-d'œuvre représentent des problèmes majeurs dans l'industrie du camionnage (Bernick, 2019; Korosec, 2018; Long, 2018; Mittal et al., 2018; Reynolds, 2020; Viscelli, 2016). Ainsi, nous voulions examiner les effets des concepts précédents sur l'intention de quitter des travailleurs. Qui plus est, puisque Conroy et al. (2021) ont suggéré que la transparence des systèmes algorithmique pourrait être liée aux intentions de quitter l'organisation, mais qu'aucune autre étude n'a jusqu'ici développé un lien théorique ou observé cette relation, nous souhaitons examiner si la justice distributive et la justice procédurale pouvaient expliquer ce lien en tant que mécanismes médiateurs.

Dans ce dernier chapitre, nous présenterons l'interprétation des différents résultats obtenus au chapitre 4, nous discuterons des implications théoriques et pratiques de ces derniers, nous exposerons les limites de cette recherche et nous ferons quelques recommandations pour les recherches futures.

### 5.1 Interprétation des résultats

Cette section présentera notre interprétation des résultats obtenus dans les analyses concernant les hypothèses de recherches. Le tableau 33 énumère les hypothèses de

recherche testées dans le cadre de ce mémoire en précisant si chacune s'est avérée soutenue ou non. Chacun de ces résultats sera discuté ci-après.

**Tableau 33. Analyse du rôle médiateur de la justice distributive et de la justice procédurale**

	<b>Hypothèse</b>	<b>Résultat</b>
H1	Il existe une relation positive entre la perception de la transparence de la surveillance algorithmique et la perception de justice distributive des travailleurs.	Supportée
H2	Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et la perception de justice procédurale des travailleurs.	Supportée
H3	Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et la perception de justice distributive des travailleurs.	Supportée
H4	Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et la perception de justice procédurale des travailleurs.	Supportée
H5	Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et la perception de justice distributive des travailleurs.	Supportée
H6	Il existe une relation positive entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et la perception de justice procédurale des travailleurs.	Supportée
H7	Il existe une relation négative entre la perception de justice distributive et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée
H8	Il existe une relation négative entre la perception de justice procédurale et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée
H9a	La perception de justice distributive exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée
H9b	La perception de justice procédurale exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée
H10a	La perception de justice distributive exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée
H10b	La perception de justice procédurale exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée

	<b>Hypothèse</b>	<b>Résultat</b>
H11a	La perception de justice distributive exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.	Rejetée
H11b	La perception de justice procédurale exerce un effet médiateur dans la relation entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter des travailleurs.	Supportée

Relations entre la perception de transparence des fonctions de la gestion algorithmique et les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude

Nos six premières hypothèses concernaient les effets du niveau de transparence perçu des trois fonctions de la gestion algorithmique à l'étude sur la justice distributive et sur la justice procédurale.

La première hypothèse concernait la relation entre la transparence de la surveillance algorithmique et la justice distributive. Il était proposé que plus la perception de transparence de la surveillance algorithmique serait élevée, plus la perception de justice distributive serait également élevée. Cette proposition était basée sur la suggestion que le manque de transparence et l'opacité des algorithmes (c.-à-d., leur « [...] incompréhensibilité potentielle pour le raisonnement humain » (Danaher, 2016, p. 246, traduction libre) peut créer une confusion ainsi que de fausses hypothèses chez les travailleurs quant aux données collectées sur leur contribution et, conséquemment, impacter négativement leur perception de justice distributive. Nous avons donc suggéré que la transparence de la surveillance algorithmique augmenterait la compréhensibilité du pourquoi et du comment du système et impacterait positivement la justice distributive en permettant aux travailleurs d'établir un ratio contribution/ressources plus précis (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Cela dit, rappelons que la littérature soulève que la transparence pourrait être un couteau à double tranchant, car elle pourrait lever le voile tant sur une distribution autant juste qu'injuste des ressources (Lee et al., 2019). Malgré cela, nos résultats révèlent que la transparence de la surveillance algorithmique est positivement liée à la justice distributive, ce qui va dans le sens attendu de notre première hypothèse. Ainsi, découlant d'un raisonnement par induction et considérant la littérature scientifique actuelle sur le sujet, nos résultats suggèrent que la transparence de la surveillance algorithmique est liée positivement à la perception de

justice distributive, possiblement car elle permet d'exploiter les bénéfices de la gestion algorithmique (c.-à-d., élaborer une distribution plus précise des ressources en fonction d'une capture plus précise des contributions des travailleurs) tout en réduisant la confusion algorithmique quant à la contribution et les ressources reçues par chacun.

La deuxième hypothèse concernait la relation entre la transparence de la surveillance algorithmique et la justice procédurale. La surveillance algorithmique des travailleurs peut collecter, stocker, analyser, agréger et rapporter, généralement en temps réel, d'innombrables informations sur les comportements, les actions et la performance des employés (Backhaus, 2019; Gandini, 2019; Kellogg et al., 2020; Moore & Hayes, 2017; Tomczak et al., 2018), mais un manque d'informations peut entraîner une incompréhension du processus du système de surveillance (Griesbach et al., 2019; Kellogg et al., 2020; Langer & König, 2021; Rani & Furrer, 2020; Tambe et al., 2019). La littérature soulève que cette incompréhension du processus pourrait entraîner chez les employés une perception de faible contrôle sur la décision (*choice*) et sur le processus (*voice*) (Thibaut & Walker, 1975, 1978) et affecter négativement la perception de critère de possibilité de révision de Leventhal (1980). De plus, l'incompréhension et la confusion face au système laissent les travailleurs faire leurs propres hypothèses sur les processus des systèmes (Helberger et al., 2020; Jean, 2019; Woodcock, 2020) et, dans ce cas-ci, sur quelles informations sont collectées ainsi que comment elles sont collectées et agrégées. Cela pourrait amener les travailleurs à présumer que les processus menant à la distribution des ressources ne respectent pas un des critères de Leventhal (1980), même si cela n'est en réalité pas le cas (p. ex., Basukie et al., 2020; Dubé, 2021; Veen et al., 2019). Aussi, la littérature révèle qu'un grand nombre d'hypothèses divergentes quant au processus du système risque d'émerger au sein des travailleurs (Jean, 2019). Ces hypothèses divergentes provenant de multiples individus pourraient amener un travailleur à constamment modifier sa propre hypothèse et, ainsi, percevoir que les procédures de distribution des ressources ne sont pas constantes d'une personne à l'autre et à travers le temps (Leventhal, 1980).

Considérant la littérature scientifique, nous avons proposé que la transparence de la surveillance algorithmique favorise la perception de justice procédurale. La transparence permettrait aux travailleurs de mieux comprendre le processus décisionnel impliquant un algorithme et, par conséquent, augmenter leur possibilité d'influencer ou de soulever des

questions quant aux processus, de vérifier si leurs hypothèses sont bel et bien fondées et mieux évaluer si ce processus est juste (Lee et al., 2019; Lee et al., 2015; Parent-Rochelleau & Parker, 2021; Rahman, 2021; Uhde et al., 2020). Ainsi, notre deuxième hypothèse proposait que plus la perception de transparence de la surveillance algorithmique serait élevée, plus la justice procédurale serait élevée. Les résultats des analyses supportent également cette hypothèse. Nos résultats montrent que la perception de transparence de la surveillance algorithmique est positivement liée à la justice procédurale.

Notre troisième hypothèse proposait qu'il existe une relation positive entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique des travailleurs et la perception de justice distributive. La gestion algorithmique des travailleurs peut uniformiser l'évaluation des travailleurs de manière précise, mais également entraîner une confusion chez le travailleur quant à la contribution de référents (p. ex., ses collègues) et ainsi impacter les perceptions des ratios contributions/ressources (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Cette incompréhension du système de gestion de la performance algorithmique provenant d'un manque d'informations est semblable aux autres fonctions de la gestion algorithmique. Cela dit, la particularité d'un système de gestion de la performance est que celui-ci calcule la contribution de chacun, c'est-à-dire que ces systèmes sont utilisés pour évaluer les travailleurs, les classer ou les comparer et leur offrir de la rétroaction. Les résultats émanant du système de gestion de la performance sont souvent utilisés par les organisations pour établir la contribution des travailleurs (Kellogg et al., 2020; Parent-Rochelleau & Parker, 2021; Rahman, 2021). Or, si un travailleur ne comprend pas le comment ni le pourquoi du système, il risque de percevoir que sa contribution ou la contribution d'un collègue ne correspond pas à ce que l'entreprise a établi (ou calculé), c'est-à-dire au résultat du système de gestion de la performance. Dans ce cas-ci, ce travailleur percevra de l'injustice distributive (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). Donc, en nous basant sur la littérature, semblablement à l'hypothèse 1, nous avons proposé que la perception de la transparence des systèmes de gestion de la performance devrait impacter positivement la perception de justice distributive en permettant aux travailleurs de mieux comprendre le système et, par conséquent, d'établir une évaluation plus précise des ratios contributions/ressources. Nos résultats supportent également cette hypothèse.

La quatrième hypothèse proposait qu'il existe une relation positive entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique des travailleurs et la perception de justice procédurale. Les résultats supportent cette hypothèse. Semblable à l'hypothèse 2, le raisonnement derrière cette hypothèse était que la transparence du système de gestion de la performance permettrait aux travailleurs de mieux comprendre le système. Cette compréhension permettra aux travailleurs de savoir quelles actions et quels comportements adopter pour obtenir une bonne évaluation de performance (Rahman, 2021), ce qui leur permettra d'avoir un certain contrôle sur leurs évaluations (Thibaut & Walker, 1975, 1978) et réduira les fausses hypothèses sur le processus des systèmes, notamment sur les perceptions des critères de Leventhal (1980). Par exemple, une inaccessibilité à l'information quant au pourquoi et comment du système de gestion de la performance ne permet pas aux travailleurs de juger de la qualité de son évaluation de performance émanant du système (Griesbach et al., 2019; Rahman, 2021; Veen et al., 2019) et risque d'impacter négativement la perception du critère d'exactitude de l'information de Leventhal (1980). De plus, il est intéressant de constater que nos résultats vont dans le même sens que l'étude qualitative de Rahman (2021) sur les systèmes de gestion la performance algorithmique dans la *gig economy*. Conformément au critère de constance de Leventhal (1980), Rahman (2021) montre que les travailleurs perçoivent de l'injustice dans le processus d'évaluation lorsque le système de gestion de la performance n'est pas transparent, car le processus leur semble inconstant et arbitraire.

Puis, la cinquième hypothèse concernait la relation entre la transparence de la rémunération algorithmique et la justice distributive. Cette hypothèse proposait que plus la perception de transparence de la rémunération algorithmique serait élevée, plus la justice distributive serait élevée. Semblable aux hypothèses 1 et 3, cette hypothèse est basée sur la suggestion que la transparence de la rémunération algorithmique permettra de bénéficier de la précision du système tout en augmentant sa compréhension, ce qui réduira les spéculations quant à la distribution des ressources permettant ainsi aux travailleurs d'établir une évaluation plus précise des ratios contributions/ressources (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). La particularité du système de rémunération est que celui-ci distribue des ressources en récompensant ou pénalisant la performance des travailleurs en modulant leur rémunération. Alors que les systèmes de surveillance et de

gestion de la performance algorithmique sont plus susceptibles d'affecter la perception des contributions dans le ratio contributions/ressources des travailleurs (Adams, 1963, 1965), un système de rémunération risque d'affecter l'ensemble du ratio puisque celui-ci est un distributeur de ressources. Une incompréhension de ce système engendrera également une incompréhension de la distribution des ressources et, au travers de spéculations, affectera négativement la perception de justice distributive. Ainsi, un haut niveau de compréhension quant au pourquoi et au comment d'un système de rémunération algorithmique sera positivement lié à la perception de justice distributive. Les résultats supportent ce raisonnement et, conséquemment, cette hypothèse.

Finalement, la sixième hypothèse proposait qu'il existe une relation positive entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique des travailleurs et la perception de justice procédurale. Dans la même ligne de raisonnement que pour les hypothèses 2 et 4, cette hypothèse est basée sur la suggestion que la transparence des systèmes de rémunération permettra aux travailleurs de gagner en contrôle et d'évaluer plus précisément le processus du système de rémunération et, conséquemment, influencer positivement leur perception de justice procédurale (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978). Par exemple, des études qualitatives ont révélé que des travailleurs de plateforme qui voyaient régulièrement leur rémunération fluctuer de manière marquée, et ce, sans explication, se sont rapidement sentis victimes d'injustice (Griesbach et al., 2019; Shanahan & Smith, 2021; Woodcock, 2020), conformément au critère de constance de Leventhal (1980). Nos résultats vont dans le même sens que ces études et montrent que notre sixième hypothèse est également supportée.

Il est intéressant de constater que nos résultats vont à l'encontre de Newman et al. (2020) qui suggèrent que la transparence algorithmique n'augmente pas les perceptions de justice procédurale. Ce contraste avec nos résultats pourrait être dû au fait que la mesure de la transparence de Newman et al. (2020) est moins complète que la nôtre. Celle-ci ne mesure qu'une partie de la transparence algorithmique, soit le comment, en examinant le niveau de divulgation quant aux données prises en compte par le système dans leur étude expérimentale. Notre mesure considère plutôt la transparence comme étant le degré d'explication fournie quant au comment et au pourquoi. Rappelons que « le *pourquoi* reflète la transparence sur l'existence, la présence ou la légitimité d'un système

algorithmique et la justification quant à l'utilisation ou l'implantation d'un système algorithmique [...]. Le *comment* concerne et explique le fonctionnement du système et le processus menant à la prise de décision algorithmique [...] » (Parent-Rochelleau & Parker, 2021, p. 9, traduction libre). À la lumière de ce contraste entre les résultats de Newman et al. (2020) et les nôtres, il est raisonnable de suggérer qu'une transparence positivement liée à la justice procédurale doit offrir un niveau élevé d'explication quant au comment ainsi qu'au pourquoi d'un système algorithmique.

#### Relations entre les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude et l'intention de quitter

Basée sur Adams (1963, 1965) qui a soutenu qu'un employé pourrait quitter son organisation si sa perception du ratio d'équité est en déséquilibre et les nombreuses études empiriques qui montrent la relation négative entre la justice distributive et l'intention de quitter l'entreprise (p. ex., De Gieter et al., 2012; Nadiri & Tanova, 2010; Posthuma et al., 2007), l'hypothèse 7 proposait qu'il existe une relation négative entre la perception de justice distributive et l'intention de quitter. Nos résultats supportent cette hypothèse.

Quant à l'hypothèse 8, celle-ci proposait que la justice procédurale soit négativement liée à l'intention de quitter. La théorie de l'échange social a été utilisée pour expliquer cet effet de la justice procédurale sur l'intention de quitter (p. ex., Flint et al., 2013) et cette relation a été montrée empiriquement à diverses occasions (p. ex., De Gieter et al., 2012; Nadiri & Tanova, 2010; Posthuma et al., 2007). Nos résultats supportent également cette hypothèse.

Il est intéressant de constater que nos résultats sont similaires à Cantor et al. (2011), qui ont également réalisé leur étude auprès de camionneurs et de camionneuses. Précisément, semblable à Cantor et al. (2011), nos résultats montrent que la relation entre la justice procédurale et l'intention de quitter est plus forte que la relation entre la justice distributive et l'intention de quitter.

#### Rôle médiateur des dimensions de la justice organisationnelle sur la relation entre la transparence des fonctions de la gestion algorithmique à l'étude et l'intention de quitter

Les hypothèses 9 à 11 concernaient le rôle médiateur des dimensions de la justice organisationnelle à l'étude dans la relation entre la transparence des trois fonctions de la gestion algorithmique et l'intention de quitter. Nous voulions analyser ce rôle médiateur

dans cette relation puisque Conroy et al. (2021) ont suggéré que la transparence des systèmes pourrait avoir des effets sur les intentions de quitter l'organisation, mais aucune étude théorique ou empirique présente dans la littérature ne suggère que ce lien soit direct. Ainsi, il était raisonnable de proposer que le lien entre la transparence de la gestion algorithmique et l'intention de quitter soit indirect. Cela dit, les mécanismes explicatifs du lien entre ces deux variables demeurent inconnus. Nous avons donc proposé que les perceptions de justice distributive et de justice procédurale puissent intervenir comme médiateurs de ce lien, et ce, en raison de leur impact sur l'intention de quitter des travailleurs (p. ex., Cantor et al., 2011; De Gieter et al., 2012; Nadiri & Tanova, 2010; Posthuma et al., 2007).

L'hypothèse 9a proposait que la relation entre la perception de transparence de la surveillance algorithmique des travailleurs et l'intention de quitter soit médiée par la perception de justice distributive. L'hypothèse 9b proposait que cette même relation soit médiée par la justice procédurale. L'hypothèse 10a proposait que la relation entre la perception de transparence de la gestion de la performance algorithmique et l'intention de quitter soit médiée par la perception de justice distributive et l'hypothèse 10b proposait que la même relation soit médiée par la justice procédurale. Nos résultats supportent ces hypothèses, montrant que les perceptions de justice distributive et procédurale contribuent à expliquer la relation entre la transparence de la surveillance algorithmique et l'intention de quitter ainsi que la relation entre la gestion de la performance algorithmique et l'intention de quitter.

Puis, la onzième hypothèse concernait la relation négative entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter ainsi que le rôle médiateur de la justice distributive et procédurale dans cette relation. L'hypothèse 11a proposait que la relation entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter est médiée par la perception de justice distributive et l'hypothèse 11b proposait que cette relation soit médiée par la justice procédurale. Nos résultats supportent l'hypothèse 11b, mais pas l'hypothèse 11a. Ce résultat est surprenant puisque l'hypothèse 5, qui proposait qu'il existe une relation positive entre la perception de transparence de la rémunération algorithmique des travailleurs et la perception de justice distributive, ainsi que l'hypothèse 7, qui proposait qu'il existe une relation négative entre

la perception de justice distributive et l'intention de quitter, ont toutes les deux été supportées par les analyses de régression hiérarchique. Considérant que l'échantillon de ce modèle d'analyse était de seulement 72 participants, ce résultat pourrait possiblement être expliqué par la petite taille de notre échantillon.

Qui plus est, il est intéressant de constater que, conformément aux analyses de régression hiérarchique, la justice procédurale montre des relations plus fortes que la justice distributive. Précisément, la relation indirecte de la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude sur l'intention de quitter est plus forte lorsqu'elle est médiée par la justice procédurale que par la justice distributive.

## 5.2 Contributions théoriques

Notre recherche contribue à la littérature sur la gestion algorithmique, la justice organisationnelle et l'intention de quitter de diverses manières. Les études précédentes ont analysé les effets de la transparence de la gestion algorithmique sur la justice via des études qualitatives (p. ex., Griesbach et al., 2019; Lee et al., 2015), expérimentales (p. ex., Newman et al., 2020; Wang & Siau, 2019) et au sein de la *gig economy* (p. ex., Griesbach et al., 2019; Lee et al., 2015; Wang & Siau, 2019). Qui plus est, la plupart de ces études observent la gestion algorithmique soit de manière générale sans spécifier ou définir les fonctions de gestion à l'étude (p. ex., Griesbach et al., 2019; Lee et al., 2015), soit en étudiant une seule fonction de la gestion algorithmique (p. ex., la gestion de la performance (Wang & Siau, 2019)). Notre étude avance les connaissances sur l'utilisation de la gestion algorithmique puisque, malgré des propositions théoriques à ce sujet (Meijerink & Bondarouk, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021) celle-ci est, à notre connaissance, la première à observer le lien entre la transparence de trois fonctions bien définies de la gestion algorithmique (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération) et la justice distributive ainsi que la justice procédurale avec des données quantitatives au sein d'une industrie plus traditionnelle (comparativement à l'industrie de la *gig economy*) et des analyses quantitatives minutieuses.

De plus, rappelons que, dans la présente étude, la transparence de la gestion algorithmique fait référence au degré d'explication fourni quant au pourquoi et au comment d'un système algorithmique. La littérature sur l'intelligence artificielle présente deux

facettes du comment, c'est-à-dire l'explicabilité des prédictions ou recommandations d'un système (c.-à-d., *explainable artificial intelligence* ou XAI) (Langer & König, 2021; Langer et al., 2021; Miller, 2019; Shin, 2021) ainsi que l'accessibilité et la visibilité des données ayant été utilisées par les algorithmes pour en arriver à une prédiction, décision ou recommandation (Langer & König, 2021; Leonardi & Treem, 2020; Stohl et al., 2016). Cela dit, la présente littérature sur la gestion algorithmique ne décortique pas les différentes facettes de la transparence. Ainsi, en intégrant des concepts de la littérature sur l'intelligence artificielle, notre étude contribue à la littérature sur la gestion algorithmique en décortiquant les formes et facettes de la transparence de la gestion algorithmique.

Qui plus est, nos résultats empiriques contribuent au courant de recherche sur la conception de systèmes de gestion algorithmique justes (p. ex., Hughes et al., 2019; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Robert et al., 2020). Robert et al. (2020) suggèrent que pour qu'un système de gestion algorithmique soit généralement juste, celui-ci devrait être transparent pour les employés et que cette transparence favoriserait la justice distributive et procédurale. Cela dit, ces auteurs ne mentionnent pas si cette suggestion s'applique à toutes les fonctions de la gestion algorithmique. Nos résultats offrent un support initial à cette suggestion de Robert et al. (2020) et approfondis celle-ci en montrant que la transparence de trois fonctions différentes de la gestion algorithmique (c.-à-d., surveillance, gestion de la performance et rémunération) est positivement liée à la perception de justice distributive et de justice procédurale (c.-à-d., hypothèses 1 à 6).

Aussi, bien qu'il ait été suggéré que la transparence de la gestion algorithmique puisse être liée à l'intention de quitter une organisation (p. ex., Conroy et al., 2021), notre étude est la première à observer empiriquement que ce lien existe, mais qu'il est indirect et que la perception de justice distributive et la perception de justice procédurale sont des médiateurs de ce lien. De plus, notre étude montre que ce lien indirect entre la transparence de la gestion algorithmique et l'intention de quitter médié par la justice distributive et procédurale est présent chez aux moins deux différentes fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., la surveillance et la gestion de la performance) et que ce même lien médié par la justice procédurale est présent lorsqu'un système de rémunération algorithmique est utilisé. Cela dit, malgré que nos résultats montrent empiriquement certaines vertus de la transparence algorithmique, nous ne pouvons passer sous silence

certaines limites soulevées par la littérature. Précisément, la transparence algorithmique pourrait possiblement 1) surcharger les travailleurs d'informations et engendrer une surcharge cognitive (Gal et al., 2020; Langer & König, 2021; Langer et al., 2021), 2) nécessiter une certaine littératie algorithmique de la part des travailleurs (Cheng & Foley, 2019; Langer & König, 2021; Robert et al., 2020; Sutherland et al., 2020) et 3) engendrer des enjeux quant à la confidentialité des données (Chory et al., 2016; Fast & Jago, 2020; Leclercq-Vandelannoitte, 2017; Zuboff, 2019).

Qui plus est, notre étude offre des résultats empiriques initiaux qui montrent que la justice procédurale joue un rôle médiateur plus important que la justice distributive dans la relation entre la transparence de la gestion algorithmique et l'intention de quitter chez les camionneurs/camionneuses de l'industrie du transport routier de Québec. Il est possible que, pour les camionneurs et les camionneuses, la justice axée sur les procédures soit simplement plus frappante, observable et interprétable que la justice axée sur la distribution. Cette hypothèse serait cohérente avec la théorie de la justice heuristique de Lind (2001) selon laquelle les individus se tournent vers des informations relatives à la justice plus facilement interprétables et plus rapidement rencontrées lorsqu'ils créent leur jugement général de justice et réfléchissent à leur place dans une relation à long terme avec l'organisation.

Notre étude contribue également à la littérature sur le camionnage à l'ère numérique, qui est pour le moment assez mince (p. ex., Conroy et al., 2021; Levy, 2015; Snyder, 2019; Viscelli, 2016). Notre recherche contribue à la compréhension des effets de l'utilisation de technologies relativement nouvelles dans la gestion des camionneurs et des camionneuses en offrant des résultats empiriques initiaux sur les effets de la transparence de trois fonctions algorithmiques présentes dans ce travail (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération). Qui plus est, notre étude contribue aux connaissances sur les déterminants de l'intention de quitter spécifiques aux camionneurs, une littérature qui est également assez mince (p. ex., Cantor et al., 2011; de Croon et al., 2004; Paillé et al., 2011).

En incluant la perception du niveau de présence des systèmes de gestion algorithmique dans nos analyses en plus du niveau de transparence, cette recherche contribue aussi à la littérature sur le déterminisme technologique. Nous avons inclus ces

variables de contrôles afin de nous assurer que ce n'est pas la présence des systèmes de gestion algorithmique qui ont des répercussions sur la perception de justice distributive et procédurale des travailleurs (c.-à-d., le déterminisme technologique), mais plutôt la perception de transparence de ces systèmes. Nos résultats indiquent que la transparence de la gestion algorithmique a une relation plus forte avec les dimensions de la justice organisationnelle à l'étude que la perception de la présence du système. Ainsi, ces résultats donnent en partie raison aux auteurs qui ont avancé qu'il est important d'éviter d'étudier la gestion algorithmique avec une approche déterministe (Crawford, 2021; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Schörpf et al., 2017) et offre des résultats empiriques initiaux qui montrent que ce sont les caractéristiques du système ainsi que la manière dont ils sont utilisés qui influencent le plus les comportements et les perceptions des travailleurs.

Qui plus est, notre recherche contient quelques résultats supplémentaires qui, bien qu'ils ne consistaient pas l'objet du mémoire, contribuent à la littérature. D'abord, nos résultats contribuent aux connaissances sur la relation entre l'âge d'une personne ainsi que l'ancienneté d'un travailleur et la technologie. Bien que divers articles montrent ou suggèrent que l'âge d'une personne et l'ancienneté d'un travailleur peuvent influencer son rapport avec différentes formes de technologies (Czaja et al., 2006; Elias et al., 2012; O'Bannon & Thomas, 2014; Russell et al., 2007), nos résultats montrent que ces concepts n'ont pas de poids dans la relation indirecte entre la transparence de la gestion algorithmique et l'intention de quitter qui est médiée par la justice distributive et procédurale. Notre recherche contribue également aux connaissances sur la relation entre la gestion algorithmique et la taille d'entreprise ainsi que les travailleurs contractuels en montrant que nos résultats ne sont pas attribuables à la taille de l'entreprise d'un répondant ou au fait qu'il soit un chauffeur propriétaire.

De plus, notre étude contribue à la littérature en validant l'outil de mesure de la perception de la présence et de la transparence de la gestion algorithmique de Parent-Rocheleau et Parker (2022) dans une industrie plus traditionnelle (comparativement à la *gig economy*). Qui plus est, notre recherche offre une première validation pour la traduction française de cet outil que nous avons élaboré avec une procédure de rétrotraduction.

### 5.3 Contributions pratiques

Cette recherche offre diverses contributions pratiques. D'abord, nos résultats empiriques offrent une piste initiale quant aux bonnes pratiques de gestion à adopter dans l'utilisation de trois fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération). Les gestionnaires et les organisations peuvent augmenter la transparence quant au pourquoi et au comment des systèmes de gestion algorithmique, ce qui augmentera la compréhensibilité des systèmes et, par conséquent, sera positivement lié à la perception de justice dans la distribution et le processus de distribution des ressources de l'organisation. Précisément, les gestionnaires et les organisations peuvent favoriser les perceptions de justice ainsi qu'indirectement réduire l'intention de quitter de leurs travailleurs en fournissant un degré élevé d'explications et de justifications quant à la présence et l'utilisation d'un système de gestion algorithmique ainsi qu'un degré élevé d'explications quant au fonctionnement et au processus menant à la prise de décision du système. Un système de gestion algorithmique avec un haut degré de transparence sera lié positivement à la perception de justice qu'a un travailleur lorsqu'il évalue si les ressources qui ont été distribuées par un algorithme sont justes par rapport à sa contribution à l'organisation et aux ressources reçues par ses collègues (Adams, 1963, 1965; Homans, 1958, 1961; Leventhal, 1976). De plus, la transparence d'un système de gestion algorithmique sera positivement liée à la justice perçue dans le processus menant à la distribution des ressources (Leventhal, 1980; Thibaut & Walker, 1975, 1978).

Nos résultats montrent également qu'un haut niveau de perception de justice distributive et procédurale sera négativement lié à l'intention de quitter l'entreprise des travailleurs. Ainsi, augmenter la transparence des systèmes de gestion algorithmique sera indirectement lié à l'intention de quitter des travailleurs. Cette contribution est particulièrement importante pour l'industrie du transport routier où les « taux de roulement extraordinairement élevés » (Viscelli, 2016, p. 7, traduction libre) font en sorte que le roulement et la pénurie de main-d'œuvre représentent des problèmes majeurs pour toutes organisations de cette industrie (Bernick, 2019; Korosec, 2018; Long, 2018; Mittal et al., 2018; Reynolds, 2020; Viscelli, 2016).

Par conséquent, au sein de l'industrie du transport routier, que ce soit dans l'utilisation de systèmes de surveillances algorithmiques comme les *e-logs* ou les systèmes de gestion de flotte et dans l'utilisation de ces systèmes pour surveiller soit les heures de conduites, les déplacements, l'état des camions, la consommation de carburant, la vitesse, les départs, l'état de la cargaison ou bien les habitudes de freinage et d'accélération des chauffeurs (Levy, 2015; Viscelli, 2016), les gestionnaires et les organisations gagneront à être transparents à propos de ce qui est surveillé, c'est-à-dire pourquoi cela est surveillé et comment cela est surveillé. Qui plus est, si ces organisations utilisent ces données pour alimenter un système de gestion de la performance algorithmique ou un système de rémunération algorithmique, ils gagneront à être transparents quant au pourquoi et comment ces systèmes sont utilisés, soit en s'assurant de bien justifier l'utilisation ou l'implantation du système et d'expliquer clairement son fonctionnement aux chauffeurs. Précisément, cette transparence sera liée à l'augmentation de la perception de justice distributive et procédurale, ce qui sera lié à une diminution de l'intention de quitter des camionneurs et des camionneuses.

Qui plus est, nos résultats montrent que les gestionnaires et les organisations peuvent tenter d'augmenter directement la perception de justice distributive de leurs travailleurs qui est négativement liée à l'intention de quitter l'entreprise de ces derniers. Bien qu'il soit impossible de littéralement contrôler la perception du ratio contributions/ressources des travailleurs (c.-à-d., la justice distributive), une distribution des ressources qui est équitable entre les travailleurs aura beaucoup plus de chance d'être perçue comme une distribution juste des ressources. Pour ce faire, l'organisation se doit d'octroyer impartialement ses ressources aux travailleurs (c.-à-d., « la rémunération, les récompenses intrinsèques à l'emploi, les avantages d'ancienneté, les avantages sociaux, le statut d'emploi et les symboles de statut, et une variété d'avantages indirects formelle et informelle » (Adams, 1963, p. 423, traduction libre)) en fonction de leurs contributions réelles à l'organisation (c.-à-d., efforts, performance, éducation, ancienneté, expérience et compétences (Adams, 1963, 1965)).

Aussi, les gestionnaires et les organisations peuvent adopter des processus de distribution qui sont plus justes, ce qui sera lié négativement à l'intention de quitter des travailleurs. La théorie de la justice procédurale est en soi très pratique puisque Thibaut et

Walker (1975, 1978) ainsi que Leventhal (1980) fournissent plusieurs critères pour adopter un processus juste. D'abord, les organisations peuvent donner à leurs travailleurs un certain niveau de contrôle sur la décision (*choice*) et sur le processus (*voice*), c'est-à-dire leurs données du contrôle et de l'influence sur la détermination des résultats découlant de la procédure (*choice*) ainsi que sur leurs données la capacité d'exprimer leurs opinions et leurs arguments pendant un processus de décision (*voice*) (Thibaut & Walker, 1975, 1978). Qui plus est, les organisations peuvent s'assurer que leur processus de distribution des ressources est 1) constant d'une personne à l'autre et à travers le temps, 2) absent de biais (c.-à-d., l'intérêt personnel et les préjugés sont absents chez les distributeurs des ressources), 3) représentatif (c.-à-d., le processus reflète et tient compte des préoccupations, des valeurs et des opinions des différents groupes affectés par le processus), 4) éthique (c.-à-d., le processus de distribution est compatible avec les valeurs morales et éthiques acceptées par les individus évaluant la justice procédurale), 5) exact (c.-à-d., l'information utilisée est fondée sur le plus d'informations de qualités et d'opinions éclairées possible) et 6) révisable (c.-à-d., le processus de distribution comprend la possibilité de corriger les décisions erronées) (Leventhal, 1980).

## **5.4 Limites et pistes de recherches futures**

Comme toutes recherches, notre étude a diverses limites. D'abord, cette recherche a été réalisée avec un devis transversal, ce qui nous permet d'observer des liens entre les divers concepts à l'étude, mais ne nous permet pas de tirer des conclusions causales (Spector, 2019). Nos résultats montrent plutôt le niveau de relations, ou l'absence de relations, entre les concepts à l'étude. Notre interprétation des résultats découle d'un raisonnement par induction et considère la littérature scientifique actuelle sur le sujet. Une recherche future comprenant un devis longitudinal pourrait pallier cette limite et permettre d'analyser la causalité des relations observées. Qui plus est, les données sont autorapportées par les répondants, ce qui fait en sorte que le biais de variance commune doit être pris en compte dans l'analyse des résultats (Siemsen et al., 2010). Le biais de variance commune fait référence à la variance partagée entre les variables mesurées qui apparaît lorsqu'elles sont évaluées à l'aide d'une méthode commune, ce qui peut possiblement amplifier ou diminuer les relations observées à l'étude (Siemsen et al., 2010).

Une recherche future répliquant les relations observées dans la présente recherche, mais ajoutant le taux de roulement réel comme variable dépendante objective, pourrait remédier à cette limite.

La faible taille de notre échantillon représente également une limite de cette étude. Un petit échantillon (aux alentours de 200 répondants) peut réduire la puissance analytique des données et la robustesse des résultats (Kline, 2016). Donc, en raison de la taille de l'échantillon, il est difficile de généraliser les résultats. Une future recherche comprenant un échantillon de plus grande taille pourrait pallier cette limite. Qui plus est, la taille de notre échantillon étant plutôt mince, nous ne pouvions pas tester robustement l'ensemble des relations au sein d'un seul modèle (tel que le modèle théorique présenté au chapitre 2) sans craindre de rapporter des résultats erronés (Kline, 2016). Donc, nous n'avons pu observer convenablement si la transparence de l'une des fonctions de gestion algorithmique est plus liée à la justice distributive et procédurale et indirectement liée à l'intention de quitter ou si ces fonctions ont des liens similaires lorsqu'elles sont présentes simultanément dans le travail d'un individu. Pour tout de même tester nos hypothèses, nous avons isolé les concepts de la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude pour analyser leurs relations avec la justice distributive et procédurale à l'aide d'analyses de régression hiérarchique et leur relation avec l'intention de quitter médié par la justice distributive et procédurale à l'aide d'équation structurelle. Il faut également noter que la transparence de la rémunération algorithmique possède un faible échantillon de 79 répondants et que toutes analyses comprenant ce concept seront moins robustes. Une recherche future comprenant davantage de données pourrait remédier à cela et tester le modèle conceptuel présenté à la section 2 en incluant la transparence des trois fonctions algorithmiques présentées dans notre recherche.

Aussi, les répondants de notre échantillon appartiennent à un métier précis, une industrie précise et société précise, soit les camionneurs et les camionneuses de l'industrie de transport routier du Québec, ce qui réduit la généralisation des résultats à d'autres métiers, d'autres industries et d'autres cultures nationales. Une future recherche pourrait tester si nos résultats empiriques se répliquent dans un contexte différent et augmenter la possibilité de généraliser les relations observées dans la présente étude.

De plus, bien que l'utilisation de Facebook dans la recherche produit généralement des résultats robustes (Kosinski et al., 2015), la collecte de données via une communauté de réseaux sociaux comme Facebook comprend des limites. D'abord, la population des communautés Facebook incluses à l'étude ne représente pas la population de camionneurs et de camionneuses du Québec dans son ensemble, puisque plusieurs individus n'utilisent tout simplement pas cette plateforme (Griesbach et al., 2019; Kosinski et al., 2015). De plus, les personnes n'ayant pas internet à la maison avaient sans doute moins de chance de participer à notre étude. Ainsi, une partie de la population des camionneurs et des camionneuses du Québec avait très peu de chance (même aucune chance pour ceux n'ayant pas de compte Facebook) d'être incluse dans notre étude. Notre échantillon de convenance possède donc un biais de non-couverture, aussi appelé biais de sous-couverture. Ce biais réduit considérablement la généralisabilité des résultats présentés dans l'étude. Cela dit, étant donné la difficulté d'atteindre cette population à l'aide d'autres méthodes, notre recherche présente tout de même un portrait non négligeable, même s'il n'est pas représentatif. Aussi, comme les chercheurs n'ont pas de contrôle sur les circonstances et l'environnement des répondants au moment qu'ils participent à l'étude, il est possible que certains participants s'adonnent simultanément à d'autres activités et ne soient pas concentrés sur le questionnaire (Kosinski et al., 2015). Qui plus est, les réactions (p. ex., « J'aime », « J'adore » ou bien « Haha ») et les commentaires visibles en dessous de la publication invitant les individus à participer à l'étude peuvent biaiser les répondants dans leurs réponses ainsi que leur participation à l'étude et engendrer un biais de désirabilité sociale. Aussi, les répondants de notre échantillon de convenance, soit des membres de communautés de la plateforme Facebook, pourraient avoir des caractéristiques communes. Par exemple, il est possible qu'ils soient plus à l'aise avec les technologies électroniques ou bien qu'ils partagent des attitudes similaires face à la gestion algorithmique. Ces caractéristiques communes émanant d'un biais de sélection (un biais corollaire à un échantillon de convenance) pourraient avoir un effet considérable sur les résultats obtenus dans ce mémoire et, conséquemment, sur la généralisabilité de ces résultats. Ainsi, il est important de garder en tête que ces résultats proviennent d'une population non aléatoire de camionneurs et de camionneuses, c'est-à-dire des membres de deux communautés Facebook. Pour augmenter la généralisabilité des résultats, une recherche future pourrait

tenter de répliquer nos résultats en n'utilisant pas un échantillon de convenance et en utilisant une méthode de collecte de données qui n'inclus pas de réseaux sociaux.

Qui plus est, bien que nous offrons de bonnes contributions théoriques et pratiques, nos résultats empiriques demeurent des résultats initiaux dans une littérature qui est encore embryonnaire. Ainsi, diverses pistes de recherches futures sont possibles pour approfondir la connaissance sur la gestion algorithmique, la transparence de la gestion algorithmique et les relations observées dans cette étude. D'abord, pour approfondir la compréhension des relations observées dans cette étude, il serait intéressant d'inclure des variables individuelles (comme les traits de personnalité (p. ex., Hurtz & Donovan, 2000) ou bien les compétences numériques) aux relations à l'étude pour observer si celles-ci ont des effets modérateurs sur les relations comprenant la transparence de la gestion algorithmique. De plus, pour approfondir les modèles présentés à l'étude, il serait intéressant d'ajouter le roulement réel à la suite de l'intention de quitter pour observer la relation entre l'intention et l'action de quitter l'entreprise. Il serait également intéressant d'effectuer une recherche multiniveaux pour approfondir la compréhension des concepts observés et leurs effets sur les groupes de travail et l'organisation (p. ex., quel est l'effet de la transparence algorithmique sur la performance des groupes et de l'organisation?). Considérant les limites associées à la transparence décrites plus haut, il est également raisonnable de se questionner à savoir si trop d'une bonne chose (c.-à-d., *too much of a good thing*) est forcément une bonne chose (Grant & Schwartz, 2011; Pierce & Aguinis, 2011), c'est-à-dire est-ce que trop de transparence pourrait avoir des effets négatifs? Pour tester cela, il serait intéressant que des recherches futures analysent si la transparence de la gestion algorithmique a des effets curvilinéaires sur certains concepts (p. ex., la charge de travail cognitive, l'engagement ou bien la motivation au travail).

Aussi, cette recherche observe les effets de la transparence de trois fonctions de la gestion algorithmique, mais la littérature a également observé trois autres fonctions de gestion que les algorithmiques peuvent effectuer (c.-à-d., le licenciement, la répartition des tâches ainsi que la planification des horaires de travail (Meijerink & Bondarouk, 2021; Parent-Rochelleau & Parker, 2021)). Il serait intéressant pour de futures recherches d'observer si la transparence de ces fonctions algorithmiques est également liée à la justice distributive et procédurale et si ces dimensions de la justice organisationnelle agissent

comme médiateurs de la relation indirecte entre la transparence de ces fonctions et l'intention de quitter. Finalement, d'autres caractéristiques des systèmes de gestions algorithmiques ont également été observées par la littérature (p. ex., le niveau du pouvoir humain sur le système (Newman et al., 2020; Parent-Rocheleau & Parker, 2021; Uhde et al., 2020) et la fiabilité du système (Evans & Kitchin, 2018; Kang et al., 2020; Reyes, 2018; Wiblen & Marler, 2021)). Il serait intéressant pour de futures recherches d'analyser quantitativement et dans diverses industries les effets de ces caractéristiques.

## Conclusion

Ce mémoire cherchait à apporter une contribution théorique en approfondissant la compréhension et la connaissance sur les impacts de la transparence de la surveillance algorithmique, de la gestion de la performance algorithmique ainsi que de la rémunération algorithmique sur la perception de justice distributive et procédurale ainsi que sur l'intention de quitter des travailleurs dans une industrie traditionnelle, soit l'industrie du camionnage au Québec. Qui plus est, nous souhaitons apporter une contribution pratique en fournissant des indications initiales fondées sur des données scientifiques quantitatives quant à une bonne pratique de gestion algorithmique (c.-à-d., la transparence des systèmes) à mettre en place dans l'usage de trois fonctions de la gestion algorithmique (c.-à-d., la surveillance, la gestion de la performance et la rémunération). Nous étions notamment motivés par le fait que peu d'études se sont penchées sur les effets des caractéristiques (telle la transparence) des fonctions de la gestion algorithmique dans l'industrie du transport routier, malgré l'utilisation très répandue de ces systèmes dans la pratique (Conroy et al., 2021; Larouche, 2019; Levy, 2015; Premack, 2020; Snyder, 2019; Viscelli, 2016).

Ainsi, cette recherche met en lumière l'influence positive de la transparence des fonctions de surveillance, de gestion de la performance et de rémunération de la gestion algorithmique. Nous montrons empiriquement, avec des données quantitatives recueillies sur le terrain, que la transparence quant au pourquoi et comment de ces systèmes est positivement liée à la perception de justice distributive et de justice procédurale. Nous montrons également que ces dimensions de la justice organisationnelle sont négativement liées à l'intention de quitter des travailleurs et qu'elles jouent un rôle médiateur dans la relation négative entre la transparence des trois fonctions algorithmiques à l'étude et l'intention de quitter (à l'exception de la justice distributive dans la relation entre la transparence de la rémunération algorithmique et l'intention de quitter).

Comme mentionné à plusieurs reprises dans ce mémoire, la littérature sur la gestion algorithmique et ses caractéristiques demeure embryonnaire et de nombreuses études seront nécessaires afin de connaître en profondeur les effets des diverses caractéristiques de ces systèmes et les bonnes pratiques à adopter dans leur utilisation. Malgré ses limites, ce mémoire offre des résultats empiriques qui s'ajoutent aux connaissances initiales sur la

gestion algorithmique et nous espérons que celui-ci pourra inspirer de futures recherches sur la gestion algorithmique.

## Références

Adams, J. S. (1963). Toward an Understanding of Inequity. *Journal of Abnormal and Social Psychology*, 67(5), 422-436.

Adams, J. S. (1965). Inequity in social exchange. In *Advances in experimental social psychology* (Vol. 2, pp. 267-299).

Aiken, L. S., & West, S. G. (1991). *Multiple regression: Testing and interpreting interactions*. Sage.

Al-Hitmi, M., & Sherif, K. (2018). Employee perceptions of fairness toward IoT monitoring. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 48(4), 504-516. <https://doi.org/10.1108/vjikms-01-2018-0007>

Alexander, F. (2015). Watson Analytics Use Case for HR: Retaining valuable employees. *IBM*. <https://www.ibm.com/blogs/business-analytics/watson-analytics-use-case-for-hr-retaining-valuable-employees/>

Allen, D. G., Weeks, K. P., & Moffitt, K. R. (2005, Sep). Turnover intentions and voluntary turnover: the moderating roles of self-monitoring, locus of control, proactive personality, and risk aversion. *Journal of Applied Psychology*, 90(5), 980-990. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.90.5.980>

Allen, N. J., & Meyer, J. P. (1990). The measurement and antecedents of affective, continuance and normative commitment to the organization. *Journal of Occupational Psychology*, 63(1), 1-18. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8325.1990.tb00506.x>

Ananny, M., & Crawford, K. (2018). Seeing without knowing: Limitations of the transparency ideal and its application to algorithmic accountability. *New Media & Society*, 20(3), 973-989. <https://doi.org/10.1177/1461444816676645>

Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M., & Stuart, M. (2016). HR and analytics: why HR is set to fail the big data challenge. *Human Resource Management Journal*, 26(1), 1-11. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090>

Antoneshyn, A. (2021). Trucking association wants more standardized training after logs impale school bus in Barrhead. *CTV News*. <https://edmonton.ctvnews.ca/trucking-association-wants-more-standardized-training-after-logs-impale-school-bus-in-barrhead-1.5652626>

Asuero, A. G., Sayago, A., & González, A. G. (2006). The Correlation Coefficient: An Overview. *Critical Reviews in Analytical Chemistry*, 36(1), 41-59.  
<https://doi.org/10.1080/10408340500526766>

Auxier, B., & Anderson, M. (2021). Social Media Use in 2021. *Pew Research Center*.  
<https://www.pewresearch.org/internet/2021/04/07/social-media-use-in-2021/>

Backhaus, N. (2019). Context Sensitive Technologies and Electronic Employee Monitoring: a Meta-Analytic Review. In *2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)* (pp. 548-553). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SII.2019.8700354>

Barratt, T., Veen, A., & Goods, C. (2020). Algorithms Workers Can't See Are Increasingly Pulling the Management Strings. *SingularityHub*.  
<https://singularityhub.com/2020/08/28/algorithms-workers-cant-see-are-increasingly-pulling-the-management-strings/>

Basukie, J., Wang, Y., & Li, S. (2020). Big data governance and algorithmic management in sharing economy platforms: A case of ridesharing in emerging markets. *Technological Forecasting and Social Change*, 161. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120310>

Beer, D. (2017). The social power of algorithms. *Information, Communication & Society*, 20(1), 1-13. <https://doi.org/10.1080/1369118x.2016.1216147>

Bellavance, F., Landry, S., & Schiehl, E. (2013). Procedural justice in managerial performance evaluation: Effects of subjectivity, relationship quality, and voice opportunity. *The British Accounting Review*, 45(3), 149-166.  
<https://doi.org/10.1016/j.bar.2013.06.013>

Berg, J. (2016). Income security in the on-demand economy: Findings and policy lessons from a survey of crowdworkers. *Conditions of Work and Employment Series no.74*.

Bernerth, J. B., & Aguinis, H. (2016). A Critical Review and Best-Practice Recommendations for Control Variable Usage. *Personnel psychology*, 69(1), 229-283.  
<https://doi.org/10.1111/peps.12103>

Bernick, M. (2019). Trucking Was Once A Middle Class Job; Can It Still Be? *Forbes*.  
<https://www.forbes.com/sites/michaelbernack/2019/12/10/trucking-was-once-a-middle-class-job-will-it-still-be/?sh=1cc3b86249f6>

Bertholet, J.-F., Gaudet, M.-C., & Robert, C. (2021). *Le sentiment d'injustice en entreprise*. Mardaga.

Bies, R. J., & Moag, J. F. (1986). Interactional justice: Communication criteria of fairness. In *Research on negotiation in organizations* (Vol. 1, pp. 43-55).

Bluedorn, A. C. (1982). A unified model of turnover from organizations. *Human Relations*, 35(2), 135-153.

Bokanyi, E., & Hannak, A. (2020). Understanding Inequalities in Ride-Hailing Services Through Simulations. *Nature*, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-63171-9>

Bothma, C. F. C., & Roodt, G. (2013). The validation of the turnover intention scale. *SA Journal of Human Resource Management*, 11(1), 1-12.  
<https://doi.org/10.4102/sajhrm.v11i1.507>

Braich, B. (2021). 3½ years after devastating Humboldt Broncos crash, licensing for truck drivers in B.C. is changing. *CBC*. <https://www.cbc.ca/news/canada/british-columbia/humboldt-broncos-bus-crash-licensing-class1-semi-trailer-truck-drivers-1.6197636>

Brown, S., Davidovic, J., & Hasan, A. (2021). The algorithm audit: Scoring the algorithms that score us. *Big Data & Society*, 8(1), 1-8.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1177/2053951720983865>

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). *The second machine age : work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W.W. Norton & Company.

Bucher, E. L., Schou, P. K., & Waldkirch, M. (2021, Jan 2021). Pacifying the algorithm – Anticipatory compliance in the face of algorithmic management in the gig economy. *Organization*, 28(1), 44-67. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1177/1350508420961531>

Burin, M. (2019). They resent the fact I'm not a robot. *ABC News Australia*.  
<https://www.abc.net.au/news/2019-02-27/amazon-australia-warehouse-working-conditions/10807308>

Burnett, M. F., Chiaburu, D. S., Shapiro, D. L., & Li, N. (2015). Revisiting How and When Perceived Organizational Support Enhances Taking Charge. *Journal of Management*, 41(7), 1805-1826. <https://doi.org/10.1177/0149206313493324>

Caesens, G., Nguyen, N., & Stinglhamber, F. (2019). Abusive Supervision and Organizational Dehumanization. *Journal of Business and Psychology*, 34(5), 709-728. <https://doi.org/10.1007/s10869-018-9592-3>

Cantor, D. E., Macdonald, J. R., & Crum, M. R. (2011). The Influence of Workplace Justice Perceptions on Commercial Driver Turnover Intentions. *Journal of Business Logistic*, 32(3), 274-286.

Cao, T., Huang, X., Wang, L., Li, B., Dong, X., Lu, H., Wan, Q., & Shang, S. (2020). Effects of organisational justice, work engagement and nurses' perception of care quality on turnover intention among newly licensed registered nurses: A structural equation modelling approach. *Journal of Clinical Nursing*, 29(13-14), 2626-2637. <https://doi.org/10.1111/jocn.15285>

Chamorro-Premuzic, t. (2021). When You Reject People, Tell Them Why. *MIT Sloan Management Review*. <https://sloanreview.mit.edu/article/when-you-reject-people-tell-them-why/>

Chan, N. K. (2019). "Becoming an expert in driving for Uber": Uber driver/bloggers' performance of expertise and self-presentation on YouTube. *New Media & Society*, 21(9), 2048-2067. <https://doi.org/10.1177/1461444819837736>

Charbonneau, É., & Doberstein, C. (2020). An Empirical Assessment of the Intrusiveness and Reasonableness of Emerging Work Surveillance Technologies in the Public Sector. *Public Administration Review*, 80(5), 780-791. <https://doi.org/10.1111/puar.13278>

Chen, Z., Lam, W., & Zhong, J. A. (2007, Jan). Leader-member exchange and member performance: a new look at individual-level negative feedback-seeking behavior and team-level empowerment climate. *Journal of Applied Psychology*, 92(1), 202-212. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.92.1.202>

Cheng, M., & Foley, C. (2019). Algorithmic management: The case of Airbnb. *International Journal of Hospitality Management*, 83, 33-36. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2019.04.009>

Cheng, M. M., & Hackett, R. D. (2019). A critical review of algorithms in HRM: Definition, theory, and practice. *Human Resource Management Review*, 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2019.100698>

Chory, R. M., Vela, L. E., & Avtgis, T. A. (2016). Organizational Surveillance of Computer-Mediated Workplace Communication: Employee Privacy Concerns and

Responses. *Employee Responsibilities and Rights Journal*, 28(1), 23-43.  
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1007/s10672-015-9267-4>

Chouinard, T. (2020). Les camionneurs demandent un répit à Legault. *La Presse*.  
<https://www.lapresse.ca/covid-19/2020-03-29/les-camionneurs-demandent-un-repit-a-legault>

Christin, A. (2017). Algorithms in practice: Comparing web journalism and criminal justice. *Big Data & Society*, 4(2), 1-14. <https://doi.org/10.1177/2053951717718855>

Cohen, G., Blake, R. S., & Goodman, D. (2016). Does Turnover Intention Matter? Evaluating the Usefulness of Turnover Intention Rate as a Predictor of Actual Turnover Rate. *Review of Public Personnel Administration*, 36(3), 240-263.  
<https://doi.org/10.1177/0734371x15581850>

Colarelli, S. M. (1984). Methods Of Communication and Mediating Processes in Realistic Job Previews. *Journal of Applied Psychology*, 69(4), 633-642.

Cole, M. S., & Bruch, H. (2006). Organizational identity strength, identification, and commitment and their relationships to turnover intention: does organizational hierarchy matter? *Journal of Organizational Behavior*, 27(5), 585-605.  
<https://doi.org/10.1002/job.378>

Colquitt, J. A. (2001). On the dimensionality of organizational justice: A construct validation of a measure. *Journal of Applied Psychology*, 86(3), 386-400.  
<https://doi.org/10.1037//0021-9010.86.3.386>

Colquitt, J. A., Conlon, D. E., Wesson, M. J., Porter, C. O. L. H., & Ng, K. Y. (2001). Justice at the millenium: A meta-analytic review of 25 years of organizational justice research. *Journal of Applied Psychology*, 86(3), 425-445. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.86.3.425>

Colquitt, J. A., Greenberg, J., & Zapata-Phelan, C. P. (2005). What Is Organizational Justice? A Historical Overview. In *Handbook of organizational justice* (pp. 3-56). Lawrence Erlbaum Associates.

Colquitt, J. A., Lepine, J. A., Piccolo, R. F., Zapata, C. P., & Rich, B. L. (2012). Explaining the justice-performance relationship: trust as exchange deepener or trust as uncertainty reducer? *Journal of Applied Psychology*, 97(1), 1-15.  
<https://doi.org/10.1037/a0025208>

Colquitt, J. A., Scott, B. A., Rodell, J. B., Long, D. M., Zapata, C. P., Conlon, D. E., & Wesson, M. J. (2013). Justice at the millennium, a decade later: a meta-analytic test of social exchange and affect-based perspectives. *Journal of Applied Psychology*, 98(2), 199-236. <https://doi.org/10.1037/a0031757>

Colquitt, J. A., Zapata-Phelan, C. P., & Roberson, Q. M. (2005). Justice in Teams: A Review of Fairness Effects in Collective Contexts. In *Research in Personnel and Human Resources Management* (Vol. 24, pp. 53-94). [https://doi.org/10.1016/s0742-7301\(05\)24002-1](https://doi.org/10.1016/s0742-7301(05)24002-1)

Columbus, L. (2020). 10 Ways AI Is Improving Manufacturing In 2020. *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/louiscolumbus/2020/05/18/10-ways-ai-is-improving-manufacturing-in-2020/#51ea142a1e85>

Conroy, S. A., Roumpi, D., Delery, J. E., & Gupta, N. (2021). Pay Volatility and Employee Turnover in the Trucking Industry. *Journal of Management*. <https://doi.org/10.1177/01492063211019651>

Costello, A. B., & Osborne, J. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 10(7). <https://doi.org/10.7275/jyj1-4868>

Crawford, K. (2016). Artificial Intelligence's White Guy Problem. *The New York Times* <https://www.nytimes.com/2016/06/26/opinion/sunday/artificial-intelligences-white-guy-problem.html?partner=bloomberg>

Crawford, K. (2021). *The Atlas of AI*. Yale University Press.

Crawford, K., & Calo, R. (2016). There is a blind spot in AI research. *Nature (London)*, 538(7625), 311-313. <https://doi.org/10.1038/538311a>

Crawshaw, J. R., Cropanzano, R., Bell, C. M., & Nadisic, T. (2013). Organizational justice: New insights from behavioural ethics. *Human Relations*, 66(7), 885-904. <https://doi.org/10.1177/0018726713485609>

Cropanzano, R., Bowen, D. E., & Gilliland, S. W. (2007). The Management of Organizational Justice. *Academy of Management Perspectives*, 21(4), 34-48.

Cropanzano, R., Prehar, C. A., & Chen, P. Y. (2002). Using social exchange theory to distinguish procedural from interactional justice. *Group & Organization Management*, 27(3), 324-351.

Cropanzano, R., & Stein, J. H. (2009). Organizational Justice and Behavioral Ethics: Promises and Prospects. *Business Ethics Quarterly*, 19(2), 193-233.

Curchod, C., Patriotta, G., Cohen, L., & Neysen, N. (2019). Working for an Algorithm: Power Asymmetries and Agency in Online Work Settings. *Administrative Science Quarterly*, 1-33. <https://doi.org/10.1177/0001839219867024>

Curran, P. J., Bollen, K. A., Chen, F., Paxton, P., & Kirby, J. B. (2003). Finite Sampling Properties of the Point Estimates and Confidence Intervals of the RMSEA. *Sociological Methods & Research*, 32(2), 208-252. <https://doi.org/10.1177/0049124103256130>

Czaja, S. J., Charness, N., Fisk, A. D., Hertzog, C., Nair, S. N., Rogers, W. A., & Sharit, J. (2006). Factors predicting the use of technology: findings from the Center for Research and Education on Aging and Technology Enhancement (CREATE). *Psychology and Aging*, 21(2), 333-352. <https://doi.org/10.1037/0882-7974.21.2.333>

Danaher, J. (2016). The Threat of Algocracy: Reality, Resistance and Accommodation. *Philosophy & Technology*, 29(3), 245-268. <https://doi.org/10.1007/s13347-015-0211-1>

Dastin, J. (2018). Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. *Reuters*. <https://uk.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight/amazon-scraps-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-biasagainst-women-idUKKCN1MK08G>

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24-42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>

Davenport, T. H., & Kirby, J. (2016). Just how smart are smart machines? *MIT Sloan Management Review*, 57(3), 21.

De', R., Pandey, N., & Pal, A. (2020, Jun 9). Impact of Digital Surge during Covid-19 Pandemic: A Viewpoint on Research and Practice. *International Journal of Information Management*. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102171>

De Cremer, D. (2020a). *Leadership by Algorithm: Who Leads and Who Follows in the AI Era?* Harriman House Limited.

De Cremer, D. (2020b). What Does Building a Fair AI Really Entail? *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2020/09/what-does-building-a-fair-ai-really-entail>

de Croon, E. M., Sluiter, J. K., Blonk, R. W., Broersen, J. P. J., & Frings-Dresen, M. H. W. (2004). Stressful work, psychological job strain, and turnover: a 2-year prospective cohort study of truck drivers. *Journal of Applied Psychology*, 89(3), 442-454. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.89.3.442>

De Gieter, S., De Cooman, R., Hofmans, J., Pepermans, R., & Jegers, M. (2012). Pay-Level Satisfaction and Psychological Reward Satisfaction as Mediators of the Organizational Justice-Turnover Intention Relationship. *International Studies of Management & Organization*, 42(1), 50-67. <https://doi.org/10.2753/imo0020-8825420103>

DeCarlo, L. T. (1997). On the Meaning and Use of Kurtosis. *Psychological Methods*, 2(3), 292-307.

Dodge, J., Liao, Q. V., Zhang, Y., Bellamy, R. K. E., & Dugan, C. (2019). *Explaining models: An Empirical Study of How Explanations Impact Fairness Judgment*. Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces, Marina del Rey, CA, USA.

Downes, P. E., & Choi, D. (2014). Employee reactions to pay dispersion: A typology of existing research. *Human Resource Management Review*, 24(1), 53-66. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2013.08.009>

Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>

Dubé, I. (2021). Les ouvriers se méfient de la géolocalisation. *La Presse*. <https://www.lapresse.ca/affaires/2021-05-20/possibilite-de-greve-dans-la-construction/les-ouvriers-se-mefient-de-la-geolocalisation.php>

Duggan, J., Sherman, U., Carbery, R., & McDonnell, A. (2020). Algorithmic management and app-work in the gig economy: A research agenda for employment relations and HRM. *Human Resource Management Journal*, 30(1), 114-132. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12258>

Duggan, J., Sherman, U., Carbery, R., & McDonnell, A. (2021). Boundaryless careers and algorithmic constraints in the gig economy. *The International Journal of Human Resource Management*, 1-31. <https://doi.org/10.1080/09585192.2021.1953565>

Dust, S. B., Resick, C. J., & Mawritz, M. B. (2014). Transformational leadership, psychological empowerment, and the moderating role of mechanistic-organic contexts. *Journal of Organizational Behavior*, 35(3), 413-433. <https://doi.org/10.1002/job.1904>

Ehrhart, M. G. (2004). Leadership and procedural justice climate as antecedents of unit-level organizational citizenship behavior. *Personnel psychology*, 57(1), 61-94.

Elias, S. M., Smith, W. L., & Barney, C. E. (2012). Age as a moderator of attitude towards technology in the workplace: work motivation and overall job satisfaction. *Behaviour & Information Technology*, 31(5), 453-467. <https://doi.org/10.1080/0144929x.2010.513419>

Elovainio, M., Kivimäki, M., & Helkama, K. (2001). Organizational justice evaluations, job control, and occupational strain. *Journal of Applied Psychology*, 86(3), 418-424. <https://doi.org/10.1037//0021-9010.86.3.418>

Elovainio, M., Leino-Arjas, P., Vahtera, J., & Kivimaki, M. (2006). Justice at work and cardiovascular mortality: a prospective cohort study. *Journal of Psychosomatic Research*, 61(2), 271-274. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychores.2006.02.018>

Elovainio, M., Linna, A., Virtanen, M., Oksanen, T., Kivimaki, M., Pentti, J., & Vahtera, J. (2013). Perceived organizational justice as a predictor of long-term sickness absence due to diagnosed mental disorders: results from the prospective longitudinal Finnish Public Sector Study. *Social Science & Medicine*, 91, 39-47. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2013.05.008>

Espeland, W. N., & Stevens, M. L. (2008). A Sociology of Quantification. *European Journal of Sociology*, 49(3), 401-436. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1017/S0003975609000150>

Evans, L., & Kitchin, R. (2018). A smart place to work? Big data systems, labour, control and modern retail stores. *New Technology, Work and Employment*, 33(1), 44-57.

Faraj, S., Pachidi, S., & Sayegh, K. (2018). Working and organizing in the age of the learning algorithm. *Information and Organization*, 28(1), 62-70. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2018.02.005>

Farr, J. L., Fairchild, J., & Cassidy, S. E. (2013). Technology and performance appraisal. In M. D. Coovert & L. F. Thompson (Eds.), *The psychology of workplace technology* (pp. 101-122). Routledge.

Fast, N. J., & Jago, A. S. (2020). Privacy matters... or does It? Algorithms, rationalization, and the erosion of concern for privacy. *Current Opinion in Psychology*, 31, 44-48. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2019.07.011>

Fieseler, C., Bucher, E., & Hoffmann, C. P. (2019). Unfairness by Design? The Perceived Fairness of Digital Labor on Crowdfunding Platforms. *Journal of Business Ethics*, 156(4), 987-1005. <https://doi.org/10.1007/s10551-017-3607-2>

Finger, L. (2021). President Biden Is Man, Woman And 40 Years Old - Why We Need Algorithmic Transparency. *Forbes*.  
<https://www.forbes.com/sites/lutzfinger/2021/02/04/president-biden-is-man-woman-and-40-years-oldwhy-we-need-algorithmic-transparency/?sh=201691e13426>

Flint, D., Haley, L. M., & McNally, J. J. (2013). Individual and organizational determinants of turnover intent. *Personnel Review*, 42(5), 552-572.  
<https://doi.org/10.1108/pr-03-2012-0051>

Folger, R. (1977). Distributive and Procedural Justice: Combined Impact of "Voice" and Improvement on Experienced Inequity. *Journal of Personality and Social Psychology*, 35(2), 108-119.

Fountaine, T., McCarthy, B., & Saleh, T. (2019). Building the AI-powered organization. *Harvard Business Review*, 97(4), 62-73. <https://hbr.org/2019/07/building-the-ai-powered-organization>

Freihaut, P., & Göritz, A. S. (2021). Using the computer mouse for stress measurement – An empirical investigation and critical review. *International Journal of Human-Computer Studies*, 145. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102520>

Gal, U., Jensen, T. B., & Stein, M.-K. (2020). Breaking the vicious cycle of algorithmic management: A virtue ethics approach to people analytics. *Information and Organization*, 30(2), 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2020.100301>

Galliers, R. D., Newell, S., Shanks, G., & Topi, H. (2017). Datification and its human, organizational and societal effects: The strategic opportunities and challenges of algorithmic decision-making. *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(3), 185-190. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2017.08.002>

Gandini, A. (2019). Labour process theory and the gig economy. *Human Relations*, 72(6), 1039-1056. <https://doi.org/10.1177/0018726718790002>

Garson, D. G. (2012). *Testing statistical assumptions*. Statistical Associates Publishing.

Geiger, G. (2021). Court Rules Deliveroo Used 'Discriminatory' Algorithm. *Vice*.  
<https://www.vice.com/en/article/7k9e4e/court-rules-deliveroo-used-discriminatory-algorithm>

Ghislieri, C., Molino, M., & Cortese, C. G. (2018). Work and Organizational Psychology Looks at the Fourth Industrial Revolution: How to Support Workers and Organizations? *Frontiers in psychology*, 9, 1-6. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.02365>

Gillespie, T. (2014). The relevance of algorithms. In *Media technologies: Essays on communication, materiality, and society* (Vol. 167). The MIT Press.

Grant, A. M., & Schwartz, B. (2011). Too Much of a Good Thing: The Challenge and Opportunity of the Inverted U. *Perspectives on Psychological Science*, 6(1), 61-76.  
<https://doi.org/10.1177/1745691610393523>

Greenberg, J. (1986). Determinants of Perceived Fairness of Performance Evaluations. *Journal of Applied Psychology*, 71(2), 340-342.

Greenberg, J. (1987). A Taxonomy of Organizational Justice Theories. *The Academy of Management Review*, 12(1), 9-22.

Greenberg, J. (1990). Organizational Justice: Yesterday, Today, and Tomorrow. *Journal of Management*, 16(2), 399-432.

Gregory, K. (2020). 'My Life Is More Valuable Than This': Understanding Risk among On-Demand Food Couriers in Edinburgh. *Work, Employment and Society*, 1-16.  
<https://doi.org/10.1177/0950017020969593>

Griesbach, K., Reich, A., Elliott-Negri, L., & Milkman, R. (2019). Algorithmic Control in Platform Food Delivery Work. *Socius: Sociological Research for a Dynamic World*, 5, 1-15. <https://doi.org/10.1177/2378023119870041>

Gruzd, A., Jacobson, J., Mai, P., & Dubois, E. (2018). The State of Social Media in Canada. *Ryerson University Social Media Lab*. <https://doi.org/10.5683/SP/AL8Z6R>

Guendelsberger, E. (2019). *On the Clock: What Low-Wage Work Did to Me and How It Drives America Insane*. Little, Brown and Company.

Halmarson, D. (2021). 'It's about time': New regulations for trucking industry in effect Saturday. *CTV News*. <https://winnipeg.ctvnews.ca/it-s-about-time-new-regulations-for-trucking-industry-in-effect-saturday-1.5466956>

Hassin, H. (2021). Quelle est cette application mobile au coeur d'un conflit dans la construction? *Radio-Canada*. <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1794936/application-greve-geolocalisation-mobile-punch>

Hayes, A. F., & Little, T. D. (2018). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis : a regression-based approach* (Second edition. ed.). The Guilford Press.

Heard, J., Harriott, C. E., & Adams, J. A. (2018). A survey of workload assessment algorithms. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 48(5), 434-451. <https://doi.org/10.1109/thms.2017.2782483>

Heidari, H., & Krause, A. (2018). *Preventing Disparate Treatment in Sequential Decision Making* Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence,

Helberger, N., Araujo, T., & de Vreese, C. H. (2020). Who is the fairest of them all? Public attitudes and expectations regarding automated decision-making. *Computer Law & Security Review*, 39, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2020.105456>

Höddinghaus, M., Sondern, D., & Hertel, G. (2021). The automation of leadership functions: Would people trust decision algorithms? *Computers in Human Behavior*, 116, 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106635>

Holland, C., Levis, J., Nuggehalli, R., Santilli, B., & Winters, J. (2017). UPS Optimizes Delivery Routes. *Interfaces*, 47(1), 8-23. <https://doi.org/10.1287/inte.2016.0875>

Holmes, A. (2020). Employees at home are being photographed every 5 minutes by an always-on video service to ensure they're actually working — and the service is seeing a rapid expansion since the coronavirus outbreak. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/work-from-home-sneek-webcam-picture-5-minutes-monitor-video-2020-3>

Hom, P. W., & Griffeth, R. W. (1991). Structural Equations Modeling Test of a Turnover Theory: Cross-Sectional and Longitudinal Analyses. *Journal of Applied Psychology*, 76(3), 350-366.

Hom, P. W., Lee, T. W., Shaw, J. D., & Hausknecht, J. P. (2017). One hundred years of employee turnover theory and research. *Journal of Applied Psychology, 102*(3), 530-545. <https://doi.org/10.1037/apl0000103>

Homans, G. C. (1958). Social Behavior as Exchange. *American Journal of Sociology, 63*(6), 597-606.

Homans, G. C. (1961). *Social behavior : its elementary forms*. Harcourt, Brace & World.

Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008). Structural Equation Modeling: Guidelines for Determining Model Fit. *Journal of Business Research Methods, 6*(1), 53-60.

Hughes, C., Robert, L., Frady, K., & Arroyos, A. (2019). Artificial Intelligence, Employee Engagement, Fairness, and Job Outcomes. In *Managing Technology and Middle- and Low-skilled Employees* (pp. 61-68). Emerald Publishing Limited.

Hurley, A. E., Scandura, T. A., Schriesheim, C. A., Brannick, M. T., Seers, A., Vanderberg, R. J., & Williams, L. J. (1997). Exploratory and confirmatory factor analysis: guidelines, issues, and alternatives. *Journal of Organizational Behavior, 18*(6), 667-683.

Hurtz, G. M., & Donovan, J. J. (2000). Personality and job performance: The Big Five revisited. *Journal of Applied Psychology, 85*(6), 869-879. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.85.6.869>

Iphofen, R., & Kritikos, M. (2019). Regulating artificial intelligence and robotics: ethics by design in a digital society. *Contemporary Social Science, 16*(2), 170-184. <https://doi.org/10.1080/21582041.2018.1563803>

Jabagi, N., Croteau, A.-M., Audebrand, L. K., & Marsan, J. (2019). Gig-workers' motivation: thinking beyond carrots and sticks. *Journal of Managerial Psychology, 34*(4), 192-213. <https://doi.org/10.1108/jmp-06-2018-0255>

Jagabi, N., Croteau, A.-M., & Audebrand, L. K. (2020). *Perceived Organizational Support in the Face of Algorithmic Management: A Conceptual Model* Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Sciences, Hawaii.

Jager, J., Putnick, D. L., & Bornstein, M. H. (2017). More Than Just Convenient: The Scientific Merits of Homogeneous Convenience Samples. *Monographs of the Society for Research in Child Development*, 82(2), 13-30. <https://doi.org/10.1111/mono.12296>

Janssen, O., Lam, C. K., & Huang, X. (2010). Emotional exhaustion and job performance: The moderating roles of distributive justice and positive affect. *Journal of Organizational Behavior*, 31(6), 787-809. <https://doi.org/10.1002/job.614>

Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577-586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>

Jarrahi, M. H., Newlands, G., Lee, M. K., Wolf, C. T., Kinder, E., & Sutherland, W. (2021). Algorithmic management in a work context. *Big Data & Society*, 8(2). <https://doi.org/10.1177/20539517211020332>

Jarrahi, M. H., Sutherland, W., Nelson, S. B., & Sawyer, S. (2020). Platformic Management, Boundary Resources for Gig Work, and Worker Autonomy. *Computer Supported Cooperative Work (CSCW)*, 29, 153-189. <https://doi.org/10.1007/s10606-019-09368-7>

Jean, A. (2019). *De l'autre côté de la machine: voyage d'une scientifique au pays des algorithmes*. Éditions de l'Observatoire.

Joncas, H., Lefebvre, S.-M., & Lemay, É. Y. (2020). COVID-19: des travailleurs essentiels, entre la peur et le courage. *Journal de Montréal*. <https://www.journaldemontreal.com/2020/03/29/covid-19-des-travailleurs-essentiels-entre-la-peur-et-le-courage>

Joo, B.-K. (2010). Organizational commitment for knowledge workers: The roles of perceived organizational learning culture, leader-member exchange quality, and turnover intention. *Human Resource Development Quarterly*, 21(1), 69-85. <https://doi.org/10.1002/hrdq.20031>

Joo, B. K., & Park, S. (2010). Career satisfaction, organizational commitment, and turnover intention. *Leadership & Organization Development Journal*, 31(6), 482-500. <https://doi.org/10.1108/01437731011069999>

Joshi, A., & Wade, M. (2020). The Building Blocks of an AI Strategy. *MIT Sloan Management Review*. <https://sloanreview.mit.edu/article/the-building-blocks-of-an-ai-strategy/>

Judge, T. A., & Colquitt, J. A. (2004). Organizational justice and stress: the mediating role of work-family conflict. *Journal of Applied Psychology*, 89(3), 395-404. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.89.3.395>

Kaine, S., & Josserand, E. (2019). The organisation and experience of work in the gig economy. *Journal of Industrial Relations*, 61(4), 479-501. <https://doi.org/10.1177/0022185619865480>

Kalemci Tuzun, I., & Arzu Kalemci, R. (2012). Organizational and supervisory support in relation to employee turnover intentions. *Journal of Managerial Psychology*, 27(5), 518-534. <https://doi.org/10.1108/02683941211235418>

Kang, L., Jiang, Q., Peng, C.-H., Ling Sia, C., & Liang, T.-P. (2020). Managing Change with the Support of Smart Technology: A Field Investigation of Ride-Hailing Services. *Journal of the Association for Information Systems*, 21(6), 1594-1620. <https://doi.org/10.17705/1jais.00647>

Kantor, J. (2014). Working Anything but 9 to 5. *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/interactive/2014/08/13/us/starbucks-workers-scheduling-hours.html>

Karam, E. P., Hu, J., Davison, R. B., Juravich, M., Nahrgang, J. D., Humphrey, S. E., & Scott DeRue, D. (2019). Illuminating the 'Face' of Justice: A Meta-Analytic Examination of Leadership and Organizational Justice. *Journal of Management Studies*, 56(1), 134-171. <https://doi.org/10.1111/joms.12402>

Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366-410. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>

Kim, S., Tam, L., Kim, J.-N., & Rhee, Y. (2017). Determinants of employee turnover intention. *Corporate Communications: An International Journal*, 22(3), 308-328. <https://doi.org/10.1108/ccij-11-2016-0074>

Kim, T.-Y., Liu, Z., & Diefendorff, J. M. (2015). Leader-member exchange and job performance: The effects of taking charge and organizational tenure. *Journal of Organizational Behavior*, 36(2), 216-231. <https://doi.org/10.1002/job.1971>

Kirimi, J. M., & Moturi, C. A. (2016). Application of Data Mining Classification in Employee Performance Prediction. *International Journal of Computer Applications*, 146(7), 28-35.

Kline, R. B. (2016). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling, Fourth Edition* (Vol. Fourth edition). The Guilford Press.  
<http://proxy2.hec.ca/login?url=http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=1078917&lang=fr&site=bsi-live>

Korosec, K. (2018). America's Trucker Shortage Is Hitting Home. *Fortune*.  
<https://fortune.com/2018/06/27/americas-trucker-shortage/>

Kosinski, M., Matz, S. C., Gosling, S. D., Popov, V., & Stillwell, D. (2015). Facebook as a research tool for the social sciences: Opportunities, challenges, ethical considerations, and practical guidelines. *American Psychologist*, 70(6), 543-556.  
<https://doi.org/10.1037/a0039210>

Kraemer, F., van Overveld, K., & Peterson, M. (2011). Is there an ethics of algorithms? *Ethics and Information Technology*, 13(3), 251-260. <https://doi.org/10.1007/s10676-010-9233-7>

Lambert, E. G., Hogan, N. L., Jiang, S., Elechi, O. O., Benjamin, B., Morris, A., Laux, J. M., & Dupuy, P. (2010). The relationship among distributive and procedural justice and correctional life satisfaction, burnout, and turnover intent: An exploratory study. *Journal of Criminal Justice*, 38(1), 7-16. <https://doi.org/10.1016/j.jcrimjus.2009.11.002>

Lambrecht, A., & Tucker, C. (2019). Algorithmic Bias? An Empirical Study of Apparent Gender-Based Discrimination in the Display of STEM Career Ads. *Management Science*, 65(7), 2966-2981. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3093>

Langer, M., & König, C. J. (2021). Introducing a multi-stakeholder perspective on opacity, transparency and strategies to reduce opacity in algorithm-based human resource management. *Human Resource Management Review*.  
<https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100881>

Langer, M., Oster, D., Speith, T., Hermanns, H., Kästner, L., Schmidt, E., Sesing, A., & Baum, K. (2021). What do we want from Explainable Artificial Intelligence (XAI)? – A stakeholder perspective on XAI and a conceptual model guiding interdisciplinary XAI research. *Artificial Intelligence*, 296. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103473>

- Lapointe, L., & Rivard, S. (2005). A multilevel model of resistance to information technology implementation. *MIS Quarterly*, 29, 461-491.
- Larouche, A. (2019). Des camionneurs inquiets vis-à-vis d'une nouvelle loi. *Journal de Montréal*. <https://www.journaldemontreal.com/2019/08/06/des-camionneurs-inquiets-vis-a-vis-dune-nouvelle-loi>
- Leclercq-Vandelannoitte, A. (2017). An Ethical Perspective on Emerging Forms of Ubiquitous IT-Based Control. *Journal of Business Ethics*, 142(1), 139-154. <https://doi.org/10.1007/s10551-015-2708-z>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, F., & Björklund Larsen, L. (2019). How should we theorize algorithms? Five ideal types in analyzing algorithmic normativities. *Big Data & Society*, 6(2), 1-6. <https://doi.org/10.1177/2053951719867349>
- Lee, K.-F. (2018). *AI superpowers: China, Silicon Valley, and the new world order*. Houghton Mifflin Harcourt.
- Lee, M. K. (2018). Understanding perception of algorithmic decisions: Fairness, trust, and emotion in response to algorithmic management. *Big Data & Society*, 5, 1-16. <https://doi.org/10.1177/2053951718756684>
- Lee, M. K., Jain, A., Cha, H. J., Ojha, S., & Kusbit, D. (2019). Procedural Justice in Algorithmic Fairness. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 3(CSCW), 1-26. <https://doi.org/10.1145/3359284>
- Lee, M. K., Kusbit, D., Metsky, E., & Dabbish, L. (2015). *Working with Machines : The Impact of Algorithmic and Data-Driven Management on Human Workers*. Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, Seoul, Republic of Korea.
- Leicht-Deobald, U., Busch, T., Schank, C., Weibel, A., Schafheitle, S., Wildhaber, I., & Kasper, G. (2019). The Challenges of Algorithm-Based HR Decision-Making for Personal Integrity. *Journal of Business Ethics*, 160(2), 377-392. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04204-w>

Leonardi, P. M., & Treem, J. W. (2020). Behavioral Visibility: A new paradigm for organization studies in the age of digitization, digitalization, and datafication. *Organization Studies*, 41(12), 1601-1625. <https://doi.org/10.1177/0170840620970728>

Leroux, C. (2019). Why Sask. trucking firms are switching to electronic logs well ahead of 2021 deadline. *CTV News*. <https://saskatoon.ctvnews.ca/why-sask-trucking-firms-are-switching-to-electronic-logs-well-ahead-of-2021-deadline-1.4718804>

Les Affaires. (2021). Construction: une entente possible d'ici le 21 mai? *Les Affaires*. <https://www.lesaffaires.com/secteurs-d-activite/immobilier/construction-une-entente-possible-d-ici-le-21-mai/624722>

Leventhal, G. S. (1976). The distribution of rewards and resources in groups and organizations. In *Advances in experimental social psychology* (Vol. 9, pp. 91-133). New York: Academic Press.

Leventhal, G. S. (1980). What should be done with equity theory? New approaches to the study of fairness in social relationships. In *Social exchange: Advances in theory and research* (pp. 27-55). Plenum Press.

Levy, K., & Barocas, S. (2018). Refractive Surveillance: Monitoring Customers to Manage Workers. *International Journal of Communication*, 12, 1166-1188.

Levy, K. E. C. (2015). The Contexts of Control: Information, Power, and Truck-Driving Work. *The Information Society*, 31(2), 160-174. <https://doi.org/10.1080/01972243.2015.998105>

Lim, A. J. P., Loo, J. T. K., & Lee, P. H. (2017). The impact of leadership on turnover intention: The mediating role of organizational commitment and job satisfaction. *Journal of Applied Structural Equation Modeling*, 1(1), 27-41.

Lind, E. A., & Tyler, T. R. (1988). *The social psychology of procedural justice*. Springer. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2115-4>

Lindebaum, D., Vesa, M., & den Hond, F. (2020). Insights From “The Machine Stops” to Better Understand Rational Assumptions in Algorithmic Decision Making and Its Implications for Organizations. *Academy of Management Review*, 45(1), 247-263.

Liu, Y., Loi, R., & Ngo, H.-y. (2020). Linking organizational social exchange to intention to leave: Does normative commitment matter? *The International Journal of Human*

*Resource Management*, 31(13), 1663-1683.  
<https://doi.org/10.1080/09585192.2017.1423097>

Loi, R., Hang-Yue, N., & Foley, S. (2006). Linking employees' justice perceptions to organizational commitment and intention to leave: The mediating role of perceived organizational support. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 79(1), 101-120. <https://doi.org/10.1348/096317905x39657>

Long, H. (2018). America has a massive truck driver shortage. Here's why few want an \$80,000 job. *The Washington Post*.  
<https://www.washingtonpost.com/news/wonk/wp/2018/05/28/america-has-a-massive-truck-driver-shortage-heres-why-few-want-an-80000-job/>

Luo, Y. (2007). The Independent and Interactive Roles of Procedural, Distributive, and Interactional Justice in Strategic Alliances. *The Academy of Management Journal*, 50(3), 644-664.

MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Hoffman, J. M., West, S. G., & Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods*, 7(1), 83-104. <https://doi.org/10.1037//1082-989x.7.1.83>

Marr, B. (2018). Artificial Intelligence: What's The Difference Between Deep Learning And Reinforcement Learning? *Forbes*.  
<https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2018/10/22/artificial-intelligence-whats-the-difference-between-deep-learning-and-reinforcement-learning/#5f2b9f69271e>

Martin, K. (2018). Ethical Implications and Accountability of Algorithms. *Journal of Business Ethics*, 160(4), 835-850. <https://doi.org/10.1007/s10551-018-3921-3>

Masterson, S. S., Lewis, K., Goldman, B. M., & Taylor, M. S. (2000). Integrating justice and social exchange: The differing effects of fair procedures and treatment on work relationships. *Academy of Management Journal*, 43(4), 738-748.

Mateescu, A., & Nguyen, A. (2019). Algorithmic management in the workplace. *Data & Society*, 1-15. <https://datasociety.net/library/explainer-algorithmic-management-in-the-workplace/>

May, T., & Chang Chien, A. (2021). Slouch or Slack Off, This 'Smart' Office Chair Cushion Will Record It. *The New York Times*.  
<https://www.nytimes.com/2021/01/12/world/asia/china-office-cushion-surveillance.html>

Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An Integrative Model of Organizational Trust. *Academy of Management Review*, 20(3), 709-734.

Meijerink, J. (2021). Talent Management in the Gig Economy: A Multilevel Framework Highlighting How Customers and Online Reviews are Key for Talent Identification. In *Digitalised Talent Management* (pp. 98-121). Routledge.

Meijerink, J., & Bondarouk, T. (2021). The duality of algorithmic management: Toward a research agenda on HRM algorithms, autonomy and value creation. *Human Resource Management Review*. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100876>

Mengstie, M. M. (2020). Perceived organizational justice and turnover intention among hospital healthcare workers. *BMC Psychology*, 8(1), 19. <https://doi.org/10.1186/s40359-020-0387-8>

Miller, B. K., Konopaske, R., & Byrne, Z. S. (2012). Dominance analysis of two measures of organizational justice. *Journal of Managerial Psychology*, 27(3), 264-282. <https://doi.org/10.1108/02683941211205817>

Miller, T. (2019). Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences. *Artificial Intelligence*, 267, 1-38. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2018.07.007>

Mittal, N., Udayakumar, P. D., Raghuram, G., & Bajaj, N. (2018). The endemic issue of truck driver shortage - A comparative study between India and the United States. *Research in Transportation Economics*, 71, 76-84. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2018.06.005>

Mobley, W. H., Griffeth, R. W., Hand, H. H., & Meglino, B. M. (1979). Review and conceptual analysis of the employee turnover process. *Psychological bulletin*, 86(3), 493-522.

Mobley, W. H., Horner, S. O., & Hollingsworth, A. T. (1978). An Evaluation of Precursors of Hospital Employee Turnover. *Journal of Applied Psychology*, 63(4), 408-414.

Möhlmann, M. (2021). Algorithmic Nudges Don't Have to Be Unethical. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2021/04/algorithmic-nudges-dont-have-to-be-unethical>

Möhlmann, M., & Zalmanson, L. (2017). *Hands on the wheel: Navigating algorithmic management and Uber drivers' autonomy*, Proceedings of the International Conference on Information Systems (ICIS 2017), Seoul, South Korea.

Moore, P., & Robinson, A. (2016). The quantified self: What counts in the neoliberal workplace. *New Media & Society*, 18(11), 2774-2792.

<https://doi.org/10.1177/1461444815604328>

Moore, S., & Hayes, L. J. B. (2017). Taking worker productivity to a new level? Electronic Monitoring in homecare—the (re)production of unpaid labour. *New Technology, Work and Employment*, 32(2), 101-114.

Moore, S., & Hayes, L. J. B. (2018). The Electronic Monitoring of Care Work—The Redefinition of Paid Working Time. In *Humans and Machines at Work* (pp. 101-124).

[https://doi.org/10.1007/978-3-319-58232-0\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-58232-0_5)

Moorman, R. H. (1991). Relationship Between Organizational Justice and Organizational Citizenship Behaviors: Do Fairness Perceptions Influence Employee Citizenship?

*Journal of Applied Psychology*, 76(6), 845-855.

Moser, C., den Hond, F., & Lindebaum, D. (2021). Morality in the age of artificially intelligent algorithms. *Academy of Management Learning and Education*.

<https://doi.org/10.5465/amle.2020.0287>

Motowidlo, S. J., Borman, W. C., & Schmit, M. J. (1997). A Theory of Individual Differences in Task and Contextual Performance. *Human Performance*, 10(2), 71-83.

[https://doi.org/10.1207/s15327043hup1002\\_1](https://doi.org/10.1207/s15327043hup1002_1)

Moynihan, D. P., & Pandey, S. K. (2008). The Ties That Bind: Social Networks, Person-Organization Value Fit, and Turnover Intention. *Journal of Public Administration Research and Theory*, 18(2), 205-227.

Mulaik, S. A., James, L. R., Van Alstine, J., Bennett, N., Lind, S., & Stilwell, C. D. (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models.

*Psychological bulletin*, 105(3), 430-445. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.105.3.430>

Nadiri, H., & Tanova, C. (2010). An investigation of the role of justice in turnover intentions, job satisfaction, and organizational citizenship behavior in hospitality industry. *International Journal of Hospitality Management*, 29(1), 33-41.

<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2009.05.001>

Nagtegaal, R. (2021). The impact of using algorithms for managerial decisions on public employees' procedural justice. *Government Information Quarterly*, 38(1).

<https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101536>

Nahum-Shani, I., Henderson, M. M., Lim, S., & Vinokur, A. D. (2014, May). Supervisor support: does supervisor support buffer or exacerbate the adverse effects of supervisor undermining? *Journal of Applied Psychology*, 99(3), 484-503.  
<https://doi.org/10.1037/a0035313>

Nasria, A., Bach Ouerdian, E. G., & Hechiche Salah, L. (2019). Le capital psychologique et son influence sur l'intention de quitter : le rôle médiateur de la satisfaction de vie professionnelle. *Le travail humain*, 83(4), 317-337. <https://doi.org/10.3917/th.824.0317>

Newman, D. T., Fast, N. J., & Harmon, D. J. (2020). When eliminating bias isn't fair: Algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 160, 149-167.  
<https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2020.03.008>

Nguyen, N., & Stinglhamber, F. (2021). Emotional labor and core self-evaluations as mediators between organizational dehumanization and job satisfaction. *Current Psychology*, 40(2), 831-839. <https://doi.org/10.1007/s12144-018-9988-2>

Niehoff, B. P., & Moorman, R. H. (1993). Justice as a mediator of the relationship between methods of monitoring and organizational citizenship behavior. *Academy of Management Journal*, 36(3), 527-556.

O'Bannon, B. W., & Thomas, K. (2014). Teacher perceptions of using mobile phones in the classroom: Age matters! *Computers & Education*, 74, 15-25.  
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.01.006>

O'Donovan, C. (2018). An Invisible Rating System At Your Favorite Chain Restaurant Is Costing Your Server. *BuzzFeed News*.  
<https://www.buzzfeednews.com/article/carolineodonovan/ziosk-presto-tabletop-tablet-restaurant-rating-servers>

O'neil, C. (2016). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. Broadway Books.

Olafsen, A. H., Halvari, H., Forest, J., & Deci, E. L. (2015). Show them the money? The role of pay, managerial need support, and justice in a self-determination theory model of intrinsic work motivation. *Scandinavian Journal of Psychology*, 56(4), 447-457.  
<https://doi.org/10.1111/sjop.12211>

Olkkonen, M.-E., & Lipponen, J. (2006). Relationships between organizational justice, identification with organization and work unit, and group-related outcomes. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 100(2), 202-215. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2005.08.007>

Organ, D. W. (1997). Organizational Citizenship Behavior: It's Construct Clean-Up Time. *Human Performance*, 10(2), 85-97.

Owens, B. P., Baker, W. E., Sumpter, D. M., & Cameron, K. S. (2016). Relational energy at work: Implications for job engagement and job performance. *Journal of Applied Psychology*, 101(1), 35-49. <https://doi.org/10.1037/apl0000032>

Paillé, P., Fournier, P. S., & Lamontagne, S. (2011). Relationships between commitments to the organization, the superior and the colleagues, and the intention to leave among truckers. *International Journal of Organizational Analysis*, 19(2), 92-108. <https://doi.org/10.1108/19348831111135056>

Parent-Rochelleau, X., & Parker, S. K. (2021). Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs. *Human Resource Management Review*. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100838>

Parent-Rochelleau, X., & Parker, S. K. (2022). Development and validation of the algorithmic management questionnaire. *Working Paper*.

Parry, K., Cohen, M., & Bhattacharya, S. (2016). Rise of the Machines: A Critical Consideration of Automated Leadership Decision Making in Organizations. *Group & Organization Management*, 41(5), 571-594. <https://doi.org/10.1177/1059601116643442>

Petriglieri, J. L. (2011). Under Threat: Responses to and the Consequences of Threats to Individuals' Identities. *Academy of Management Review*, 36(4), 641-662. <https://doi.org/10.5465/amr.2009.0087>

Pfeiffer, S., & Kawalec, S. (2020). Justice expectations in crowd and platform-mediated work. *The Economic and Labour Relations Review*, 31(4), 483-501. <https://doi.org/10.1177/1035304620959750>

Pierce, J. R., & Aguinis, H. (2011). The Too-Much-of-a-Good-Thing Effect in Management. *Journal of Management*, 39(2), 313-338. <https://doi.org/10.1177/0149206311410060>

Podsakoff, N. P., LePine, J. A., & LePine, M. A. (2007). Differential challenge stressor-hindrance stressor relationships with job attitudes, turnover intentions, turnover, and withdrawal behavior: a meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 92(2), 438-454. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.92.2.438>

Poon, J. M. L. (2012). Distributive Justice, Procedural Justice, Affective Commitment, and Turnover Intention: A Mediation-Moderation Framework. *Journal of Applied Social Psychology*, 42(6), 1505-1532. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.2012.00910.x>

Posthuma, R. A., Maertz, C. P., & Dworkin, J. B. (2007). Procedural justice's relationship with turnover: explaining past inconsistent findings. *Journal of Organizational Behavior*, 28(4), 381-398. <https://doi.org/10.1002/job.427>

Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40(3), 879-891. <https://doi.org/10.3758/brm.40.3.879>

Premack, R. (2018). A safety law that truckers hate is driving up prices for consumers on everything from groceries to Amazon Prime. Here's what you need to know about it. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/what-is-eld-mandate-trucking-2018-10>

Premack, R. (2020). In an unprecedented move, the Trump administration suspended an 82-year-old road safety law for some truck drivers, showing how much coronavirus is pressuring retailers and hospitals to maintain cleaning and medical supplies. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/coronavirus-trucking-truck-driver-hours-of-service-suspended-2020-3>

Price, J. L., & Mueller, C. W. (1986). *Absenteeism and turnover of hospital employees*. JAI press.

Pritchard, G. W., Briggs, P., Vines, J., & Olivier, P. (2015). *How to Drive a London Bus: Measuring Performance in a Mobile and Remote Workplace* Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, Seoul, Republic of Korea.

Rahman, H. A. (2021). The Invisible Cage: Workers' Reactivity to Opaque Algorithmic Evaluations. *Administrative Science Quarterly*, 1-44. <https://doi.org/10.1177/00018392211010118>

Rani, U., & Furrer, M. (2020). Digital labour platforms and new forms of flexible work in developing countries: Algorithmic management of work and workers. *Competition & Change*, 1-24. <https://doi.org/10.1177/1024529420905187>

Ravid, D. M., Tomczak, D. L., White, J. C., & Behrend, T. S. (2020). EPM 20/20: A Review, Framework, and Research Agenda for Electronic Performance Monitoring. *Journal of Management*, 46(1), 100-126. <https://doi.org/10.1177/0149206319869435>

Rességuier, A., & Rodrigues, R. (2020). AI ethics should not remain toothless! A call to bring back the teeth of ethics. *Big Data & Society*, 7(2), 1-5. <https://doi.org/10.1177/2053951720942541>

Reyes, J. F. (2018). Hotel housekeeping on demand: Marriott cleaners say this app makes their job harder. *The Philadelphia Enquirer*. <https://www.inquirer.com/philly/news/hotel-housekeepers-schedules-app-marriott-union-hotsos-20180702.html>

Reynolds, C. (2020). Report sounds alarm over truck driver shortage as job vacancies rise. *CTV News*. <https://www.ctvnews.ca/business/report-sounds-alarm-over-truck-driver-shortage-as-job-vacancies-rise-1.4849666>

Robbins, J. M., Ford, M. T., & Tetrick, L. E. (2012). Perceived unfairness and employee health: a meta-analytic integration. *Journal of Applied Psychology*, 97(2), 235-272. <https://doi.org/10.1037/a0025408>

Robert, L. P., Pierce, C., Marquis, L., Kim, S., & Alahmad, R. (2020). Designing fair AI for managing employees in organizations: a review, critique, and design agenda. *Human-Computer Interaction*, 1-31. <https://doi.org/10.1080/07370024.2020.1735391>

Roch, S. G., Shannon, C. E., Martin, J. J., Swiderski, D., Agosta, J. P., & Shanock, L. R. (2019). Role of employee felt obligation and endorsement of the just world hypothesis: A social exchange theory investigation in an organizational justice context. *Journal of Applied Social Psychology*, 49(4), 213-225. <https://doi.org/10.1111/jasp.12578>

Roch, S. G., & Shanock, L. R. (2006). Organizational Justice in an Exchange Framework: Clarifying Organizational Justice Distinctions. *Journal of Management*, 32(2), 299-322. <https://doi.org/10.1177/0149206305280115>

Roose, K. (2019). A Machine May Not Take Your Job, but One Could Become Your Boss. *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/2019/06/23/technology/artificial-intelligence-ai-workplace.html>

Rosenbaum, E. (2019). IBM artificial intelligence can predict with 95% accuracy which workers are about to quit their jobs. *CNBC*. <https://www.cnbc.com/2019/04/03/ibm-ai-can-predict-with-95-percent-accuracy-which-employees-will-quit.html>

Rosenblat, A. (2018). *Uberland: How algorithms are rewriting the rules of work*. University of California Press.

Rosenblat, A., Kneese, T., & Boyd, D. (2014). Workplace surveillance. *Open Society Foundations' Future of Work Commissioned Research Papers*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2536605>

Rosenblat, A., Levy, K. E. C., Barocas, S., & Hwang, T. (2017). Discriminating Tastes: Uber's Customer Ratings as Vehicles for Workplace Discrimination. *Policy & Internet*, 9(3), 256-279. <https://doi.org/10.1002/poi3.153>

Rosenblat, A., & Stark, L. (2016). Algorithmic labor and information asymmetries: A case study of Uber's drivers. *International Journal of Communication* (10), 3758-3784.

Roshdy, R. S., & Erhua, Z. (2020). Perceived value of ride-hailing providers. *International Journal of Research in Business and Social Science*, 9(7), 53-65. <https://doi.org/10.20525/ijrbs.v9i7.960>

Royer, A. (2021). The Artificiality of AI – Why are We Letting Machines Manage Employees? *MAIEI*. <https://montrealethics.ai/the-artificiality-of-ai-why-are-we-letting-machines-manage-employees/>

Rubenstein, A. L., Eberly, M. B., Lee, T. W., & Mitchell, T. R. (2018). Surveying the forest: A meta-analysis, moderator investigation, and future-oriented discussion of the antecedents of voluntary employee turnover. *Personnel psychology*, 71(1), 23-65. <https://doi.org/10.1111/peps.12226>

Rubenstein, A. L., Kammeyer-Mueller, J. D., Wang, M., & Thundiyil, T. G. (2019). “Embedded” at hire? Predicting the voluntary and involuntary turnover of new employees. *Journal of Organizational Behavior*, 40(3), 342-359. <https://doi.org/10.1002/job.2335>

Rupp, D. E., Shao, R., Jones, K. S., & Liao, H. (2014). The utility of a multifoci approach to the study of organizational justice: A meta-analytic investigation into the consideration of normative rules, moral accountability, bandwidth-fidelity, and social exchange. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 123(2), 159-185. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2013.10.011>

Rupp, D. E., Shao, R., Skarlicki, D. P., Paddock, E. L., Kim, T.-Y., & Nadisic, T. (2018). Corporate social responsibility and employee engagement: The moderating role of CSR-specific relative autonomy and individualism. *Journal of Organizational Behavior*, 39(5), 559-579. <https://doi.org/10.1002/job.2282>

Russell, M., O'Dwyer, L. M., Bebell, D., & Tao, W. (2007). How Teachers' Uses of Technology Vary by Tenure and Longevity. *Journal of Educational Computing Research*, 37(4), 393-417. <https://doi.org/10.2190/EC.37.4.d>

Sahu, S., Pathardikar, A., & Kumar, A. (2017). Transformational leadership and turnover. *Leadership & Organization Development Journal*, 39(1), 82-99. <https://doi.org/10.1108/lodj-12-2014-0243>

Sajjadiani, S., Sojourner, A. J., Kammeyer-Mueller, J. D., & Mykerezzi, E. (2019). Using machine learning to translate applicant work history into predictors of performance and turnover. *Journal of Applied Psychology*, 104(10), 1207-1225. <https://doi.org/10.1037/apl0000405>

Sajons, G. B. (2020). Estimating the causal effect of measured endogenous variables: A tutorial on experimentally randomized instrumental variables. *The Leadership Quarterly*, 31(5). <https://doi.org/10.1016/j.leaqua.2019.101348>

Saks, A. M. (2006). Antecedents and consequences of employee engagement. *Journal of Managerial Psychology*, 21(7), 600-619. <https://doi.org/10.1108/02683940610690169>

Saks, A. M., Haccoun, R. R., & Belcourt, M. (2019). *Managing performance through training and development* (Eighth edition. ed.). Nelson.

Sanderson, B. (2018). No more 'cheat sheets': Electronic logs for truckers mandatory by 2020. *CBC*. <https://www.cbc.ca/news/canada/nova-scotia/canada-logging-trucks-electronic-devices-1.4540607>

Sarpong, S., & Rees, D. (2014). Assessing the effects of 'big brother' in a workplace: The case of WAST. *European Management Journal*, 32(2), 216-222. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2013.06.008>

Saylor, W. G., & Wright, K. N. (1992). Status, longevity, and perceptions of the work environment among federal prison employees. *Journal of Offender Rehabilitation*, 17(3-4), 133-160.

Scheiber, N. (2017). How Uber Uses Psychological Tricks to Push Its Drivers' Buttons. *The New York Times*.  
[https://www.nytimes.com/interactive/2017/04/02/technology/100000005019770.app.html?nytapp=iphone&\\_r=1](https://www.nytimes.com/interactive/2017/04/02/technology/100000005019770.app.html?nytapp=iphone&_r=1)

Schellmann, H. (2021). Auditors are testing hiring algorithms for bias, but there's no easy fix. *MIT Technology Review*.  
<https://www.technologyreview.com/2021/02/11/1017955/auditors-testing-ai-hiring-algorithms-bias-big-questions-remain/>

Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures. *Methods of psychological research online*, 8(2), 23-74.

Schildt, H. (2017). Big data and organizational design – the brave new world of algorithmic management and computer augmented transparency. *Innovation*, 19(1), 23-30. <https://doi.org/10.1080/14479338.2016.1252043>

Schlicker, N., Langer, M., Ötting, S. K., Baum, K., König, C. J., & Wallach, D. (2021). What to expect from opening up 'black boxes'? Comparing perceptions of justice between human and automated agents. *Computers in Human Behavior*, 122.  
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106837>

Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation. *Anesthesia & Analgesia*, 126(5), 1763-1768.  
<https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>

Schörpf, P., Flecker, J., Schönauer, A., & Eichmann, H. (2017). Triangular love–hate: management and control in creative crowdworking. *New Technology, Work and Employment*, 32(1), 43-58. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12080>

Schroeder, A. N., Bricka, T. M., & Whitaker, J. H. (2019). Work design in a digitized gig economy. *Human Resource Management Review*.  
<https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2019.100692>

Schwab, K. (2016). *The Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum.

Schwepker, C. H. (2001). Ethical climate's relationship to job satisfaction, organizational commitment, and turnover intention in the salesforce. *Journal of Business Research*, 54(1), 39-52. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(00\)00125-9](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(00)00125-9)

Schweyer, A. (2018). Predictive analytics and artificial intelligence in people management. *Incentive Research Foundation*, 1-18.

Sen, A. (2009). *The idea of justice*. Harvard University Press.

Shanahan, G., & Smith, M. (2021). Fair's fair: psychological contracts and power in platform work. *The International Journal of Human Resource Management*, 1-32. <https://doi.org/10.1080/09585192.2020.1867615>

Shapoval, V. (2019). Organizational injustice and emotional labor in the hospitality industry: A theoretical review. *International Journal of Hospitality Management*, 83, 56-64. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2019.04.002>

Shin, D. (2021). The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI. *International Journal of Human-Computer Studies*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102551>

Shin, D., & Park, Y. J. (2019). Role of fairness, accountability, and transparency in algorithmic affordance. *Computers in Human Behavior*, 98, 277-284. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.04.019>

Siddique, C. M., Siddique, H. F., & Siddique, S. U. (2020). Linking authoritarian leadership to employee organizational embeddedness, LMX and performance in a high-power distance culture: a mediation-moderated analysis. *Journal of Strategy and Management*, 13(3), 393-411. <https://doi.org/10.1108/jsma-10-2019-0185>

Siemens, E., Roth, A., & Oliveira, P. (2010). Common Method Bias in Regression Models With Linear, Quadratic, and Interaction Effects. *Organizational Research Methods*, 13(3), 456-476. <https://doi.org/10.1177/1094428109351241>

Silberman, M. S., & Irani, L. (2016). Operating an employer reputation system: Lessons from Turkopticon, 2008–2015. *Comparative Labour Law & Policy Journal*, 37(3), 505-542.

Sjöberg, A., & Sverke, M. (2000). The interactive effect of job involvement and organizational commitment on job turnover revisited: A note on the mediating role of turnover intention. *Scandinavian Journal of Psychology*, 41(3), 247-252.

Skarlicki, D. P., van Jaarsveld, D. D., Shao, R., Song, Y. H., & Wang, M. (2016). Extending the multifoci perspective: The role of supervisor justice and moral identity in

the relationship between customer justice and customer-directed sabotage. *Journal of Applied Psychology*, 101(1), 108-121. <https://doi.org/10.1037/apl0000034>

Skelton, A. R., Nattress, D., & Dwyer, R. J. (2020). Predicting manufacturing employee turnover intentions. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 25(49), 101-117. <https://doi.org/10.1108/jefas-07-2018-0069>

Skiena, S. S. (1998). *The algorithm design manual* (2 ed.). Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-1-84800-070-4>

Smith, S. M., Roster, C. A., Golden, L. L., & Albaum, G. S. (2016). A multi-group analysis of online survey respondent data quality: Comparing a regular USA consumer panel to MTurk samples. *Journal of Business Research*, 69(8), 3139-3148. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.12.002>

Snyder, B. H. (2019). The tyranny of clock time? Debating fatigue in the US truck driving industry. *Time & Society*, 28(2), 697-720. <https://doi.org/10.1177/0961463x17701955>

Son, H. (2015). JPMorgan algorithm knows you're a rogue employee before you do. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2015-04-08/jpmorgan-algorithm-knows-you-re-a-rogue-employee-before-you-do>

Sonnemaker, T. (2021). Amazon is deploying AI cameras to surveil delivery drivers '100% of the time'. *Business Insider*. <https://www.businessinsider.com/amazon-plans-ai-cameras-surveil-delivery-drivers-netradyne-2021-2>

Spector, P. E. (2019). Do Not Cross Me: Optimizing the Use of Cross-Sectional Designs. *Journal of Business and Psychology*, 34(2), 125-137. <https://doi.org/10.1007/s10869-018-09613-8>

Spell, C. S., & Arnold, T. J. (2007). A Multi-Level Analysis of Organizational Justice Climate, Structure, and Employee Mental Health. *Journal of Management*, 33(5), 724-751. <https://doi.org/10.1177/0149206307305560>

St-Onge, S., & Morin, D. (2012). *Gestion de la performance*. Chenelière Éducation.

Stark, L., Stanhaus, A., & Anthony, D. L. (2020). "I Don't Want Someone to Watch Me While I'm Working": Gendered Views of Facial Recognition Technology in Workplace Surveillance. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 71(9), 1074-1088. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1002/asi.24342>

Staufenbiel, T., & König, C. J. (2010). A model for the effects of job insecurity on performance, turnover intention, and absenteeism. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 83(1), 101-117. <https://doi.org/10.1348/096317908x401912>

Stein, M. K., Wagner, E. L., Tierney, P., Newell, S., & Galliers, R. D. (2019). Datification and the Pursuit of Meaningfulness in Work. *Journal of Management Studies*, 56(3), 685-717. <https://doi.org/10.1111/joms.12409>

Stohl, C., Stohl, M., & Leonardi, P. M. (2016). Managing Opacity: Information Visibility and the Paradox of Transparency in the Digital Age. *International Journal of Communication* 10, 123-137.

Stouffer, S. A., Suchman, E. A., De Vinney, L. C., Star, S. A., & Williams, R. M. (1949). *Studies in Social Psychology in World War II. Vol. I: The American Soldier: Adjustment during Army Life*. Princeton University Press.

Surienty, L., Ramayah, T., Lo, M.-C., & Tarmizi, A. N. (2013). Quality of Work Life and Turnover Intention: A Partial Least Square (PLS) Approach. *Social Indicators Research*, 119(1), 405-420. <https://doi.org/10.1007/s11205-013-0486-5>

Sutherland, W., Jarrahi, M. H., Dunn, M., & Nelson, S. B. (2020). Work Precarity and Gig Literacies in Online Freelancing. *Work, Employment and Society*, 34(3), 457-475. <https://doi.org/10.1177/0950017019886511>

Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward. *California Management Review*, 61(4), 15-42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>

Tang, T. L.-P., & Sarsfield-Baldwin, L. J. (1996). Distributive and procedural justice as related to satisfaction and commitment. *SAM Advanced Management Journal*, 25-31.

Tegmark, M. (2017). *Life 3.0: Being Human in the Age of Artificial Intelligence*. Vintage.

Tengler, S. (2020). Collecting Crash Data To Help Autonomous Cars With Rare Events. *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/stevetengler/2020/08/18/collecting-crash-data-to-help-autonomous-cars-with-rare-events/#6c0483bf719a>

Tett, R. P., & Meyer, J. P. (1993). Job satisfaction, organizational commitment, turnover intention, and turnover: path analyses based on meta-analytic findings. *Personnel psychology*, 46(2), 259-293.

Thibaut, J., & Walker, L. (1975). *Procedural justice: A psychological analysis*. Erlbaum Associates.

Thibaut, J., & Walker, L. (1978). A Theory of Procedure. *California Law Review*, 66(3), 541-566.

Thibaut, J., Walker, L., LaTour, S., & Houlden, P. (1974). Procedural Justice as Fairness. *Stanford Law Review*, 26(6), 1271-1289.

Thomas, S. L., Nafus, D., & Sherman, J. (2018). Algorithms as fetish: Faith and possibility in algorithmic work. *Big Data & Society*, 5(1), 1-11.  
<https://doi.org/10.1177/2053951717751552>

Tomczak, D. L., Lanzo, L. A., & Aguinis, H. (2018). Evidence-based recommendations for employee performance monitoring. *Business Horizons*, 61(2), 251-259.  
<https://doi.org/10.1016/j.bushor.2017.11.006>

Tracey, J. B., & Hinkin, T. R. (2008). Contextual Factors and Cost Profiles Associated with Employee Turnover. *Cornell Hospitality Quarterly*, 49(1), 12-27.  
<https://doi.org/10.1177/0010880407310191>

Uhde, A., Schlicker, N., Wallach, D. P., & Hassenzahl, M. (2020). Fairness and Decision-making in Collaborative Shift Scheduling Systems. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-13.  
<https://doi.org/10.1145/3313831.3376656>

Upchurch, M. (2018). Robots and AI at work: the prospects for singularity. *New Technology, Work and Employment*, 33(3), 205-218. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12124>

Vardaman, J. M., Taylor, S. G., Allen, D. G., Gondo, M. B., & Amis, J. M. (2015). Translating Intentions to Behavior: The Interaction of Network Structure and Behavioral Intentions in Understanding Employee Turnover. *Organization Science*, 26(4), 1177-1191. <https://doi.org/10.1287/orsc.2015.0982>

Veen, A., Barratt, T., & Goods, C. (2019). Platform-Capital's 'App-etite' for Control: A Labour Process Analysis of Food-Delivery Work in Australia. *Work, Employment and Society*, 34(3), 388-406. <https://doi.org/10.1177/0950017019836911>

Vincent, J. (2021). Amazon delivery drivers have to consent to AI surveillance in their vans or lose their jobs. *The Verge*.

<https://www.theverge.com/2021/3/24/22347945/amazon-delivery-drivers-ai-surveillance-cameras-vans-consent-form>

Virtanen, M., & Elovainio, M. (2018). Justice at the Workplace: A Review. *Cambridge Quarterly of Healthcare Ethics*, 27(2), 306-315.

<https://doi.org/10.1017/S0963180117000639>

Viscelli, S. (2016). *The big rig: Trucking and the decline of the American dream*. University of California Press.

Waldman, D. A., Carter, M. Z., & Hom, P. W. (2015). A Multilevel Investigation of Leadership and Turnover Behavior. *Journal of Management*, 41(6), 1724-1744.

<https://doi.org/10.1177/0149206312460679>

Waldman, J. D., Kelly, F., Aurora, S., & Smith, H. L. (2004). The shocking cost of turnover in health care. *Health care management review*, 29(1), 2-7.

Walker, J. (2012). Meet the new boss: Big data. *Wall Street Journal*.

<https://www.wsj.com/articles/SB10000872396390443890304578006252019616768>

Walumbwa, F. O., Mayer, D. M., Wang, P., Wang, H., Workman, K., & Christensen, A. L. (2011). Linking ethical leadership to employee performance: The roles of leader-member exchange, self-efficacy, and organizational identification. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 115(2), 204-213.

<https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2010.11.002>

Wang, H.-j., Lu, C.-q., & Siu, O.-l. (2015). Job insecurity and job performance: The moderating role of organizational justice and the mediating role of work engagement. *Journal of Applied Psychology*, 100(4), 1249-1258. <https://doi.org/10.1037/a0038330>

Wang, R., Harper, F. M., & Zhu, H. (2020). Factors Influencing Perceived Fairness in Algorithmic Decision-Making: Algorithm Outcomes, Development Procedures, and Individual Differences. Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Honolulu, HI, USA.

Wang, W., & Siau, K. (2019). Artificial Intelligence, Machine Learning, Automation, Robotics, Future of Work and Future of Humanity: A Review and Research Agenda. *Journal of Database Management*, 30(1), 61-79. <https://doi.org/10.4018/jdm.2019010104>

Watlington, E., Shockley, R., Guglielmino, P., & Rivka, F. (2010). The High Cost of Leaving: An Analysis of the Cost of Teacher Turnover. *Journal of Education Finance*, 36(1), 22-37.

Watson, R. (2016). In silicon valley, young white males are stealing the future from everyone else. *The Guardian*.

<https://www.theguardian.com/commentisfree/2016/may/27/in-silicon-valley-young-white-males-are-stealing-the-future-from-everyone-else>

West, S. G., Taylor, A. B., & Wu, W. (2012). Model fit and model selection in structural equation modeling. In *Handbook of structural equation modeling* (pp. 209-231).

Weston, R., & Gore, P. A. (2006). A Brief Guide to Structural Equation Modeling. *The Counseling Psychologist*, 34(5), 719-751. <https://doi.org/10.1177/0011000006286345>

Whitman, D. S., Caleo, S., Carpenter, N. C., Horner, M. T., & Bernerth, J. B. (2012). Fairness at the collective level: a meta-analytic examination of the consequences and boundary conditions of organizational justice climate. *Journal of Applied Psychology*, 97(4), 776-791. <https://doi.org/10.1037/a0028021>

Wiblen, S., & Marler, J. H. (2021). Digitalised talent management and automated talent decisions: the implications for HR professionals. *The International Journal of Human Resource Management*, 1-30. <https://doi.org/10.1080/09585192.2021.1886149>

Williams, G., & Beck, V. (2018). From annual ritual to daily routine: continuous performance management and its consequences for employment security. *New Technology, Work and Employment*, 33(1), 30-43.

Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces. *Harvard Business Review*, 96(4), 114-123.

Wong, K. F. E., & Cheng, C. (2020). The Turnover Intention–Behaviour Link: A Culture-Moderated Meta-Analysis. *Journal of Management Studies*, 57(6), 1174-1216. <https://doi.org/10.1111/joms.12520>

Wood, A. J., Graham, M., Lehtonvirta, V., & Hjorth, I. (2019). Good Gig, Bad Gig: Autonomy and Algorithmic Control in the Global Gig Economy. *Work, Employment and Society*, 33(1), 56-75. <https://doi.org/10.1177/0950017018785616>

Woodcock, J. (2020). The algorithmic panopticon at Deliveroo: Measurement, precarity, and the illusion of control. *ephemera: theory & politics in organization*, 20(3), 67-95.

Woyke, E. (2018). How UPS delivers faster using \$8 headphones and code that decides when dirty trucks get cleaned. *MIT Technology Review*.  
<https://www.technologyreview.com/2018/02/16/145558/how-ups-delivers-faster-using-8-headphones-and-code-that-decides-when-dirty-trucks-get/>

Yam, K. C., Fehr, R., Keng-Highberger, F. T., Klotz, A. C., & Reynolds, S. J. (2016). Out of control: A self-control perspective on the link between surface acting and abusive supervision. *Journal of Applied Psychology, 101*(2), 292-301.  
<https://doi.org/10.1037/apl0000043>

Yan, W. (2020). Face-mask recognition has arrived-for better or worse. *National Geographic*. <https://www.nationalgeographic.com/science/2020/09/face-mask-recognition-has-arrived-for-coronavirus-better-or-worse-cvd/#close>

Yeginsu, C. (2018). If Workers Slack Off, the Wristband Will Know. (And Amazon Has a Patent for It.). *The New York Times*.  
<https://www.nytimes.com/2018/02/01/technology/amazon-wristband-tracking-privacy.html>

Young, S. (2021). How To Make Sure That Diversity In AI Works. *Forbes*.  
<https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2021/06/14/how-to-make-sure-that-diversity-in-ai-works/?sh=741cf91567ac>

Zax, D. (2013). Brown Down: UPS Driver Vs. The UPS Algorithm. *FastCompany*.  
<https://www.fastcompany.com/3004319/brown-down-ups-drivers-vs-ups-algorithm>

Zerilli, J., Knott, A., Maclaurin, J., & Gavaghan, C. (2019). Transparency in Algorithmic and Human Decision-Making: Is There a Double Standard? *Philosophy & Technology, 32*(4), 661-683. <https://doi.org/10.1007/s13347-018-0330-6>

Zhong, L., Wayne, S. J., & Liden, R. C. (2016). Job engagement, perceived organizational support, high-performance human resource practices, and cultural value orientations: A cross-level investigation. *Journal of Organizational Behavior, 37*(6), 823-844. <https://doi.org/10.1002/job.2076>

Zuboff, S. (2019). *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. PublicAffairs.

