

HEC MONTRÉAL

**Prédire la chute de personnes âgées en milieu hospitalier :
valorisation des données clinico-administratives**

par

Éliot Bankolé

**Sous la direction de
Denis Larocque, Ph.D. (HEC) et Anne Lemay, Ph.D. (UdeM)**

**Sciences de la gestion
(Spécialisation Science des données et analytique d'affaires)**

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

Jun 2021
© Éliot Bankolé, 2021

Résumé

La survenue fréquente de chutes chez les personnes âgées représente une problématique réelle qui mine leur santé et leur bien-être. Compte tenu du vieillissement de la population dans l'ensemble du Canada, y compris au Québec, cette problématique risque de s'intensifier et de demeurer un enjeu si les efforts de prévention s'avèrent insuffisants ou mal coordonnés (Agence de la santé publique du Canada, 2014). À cet effet, force est de constater que de nombreuses chutes se produisent dans les établissements de santé, nuisant ainsi à la sécurité des patients et à la qualité des soins et services qu'ils reçoivent. Les chutes peuvent alourdir et prolonger le séjour des personnes âgées en établissement, entraîner des complications de leur état de santé, et même être à l'origine de leur décès (Institut canadien pour la sécurité des patients, 2013). Ainsi, c'est la performance du système socio-sanitaire dans son ensemble qui s'en retrouve impactée. Face à cette problématique de santé publique, la littérature rend compte de nombreuses études ayant pour objectif principal de prédire le risque de chute. Il ressort de ces études que l'utilisation de modèles d'apprentissage automatique représente une approche novatrice et prometteuse. Cette approche est favorisée par l'utilisation répandue des systèmes de documentation électronique qui permettent de stocker une grande quantité de données sur les patients. La valorisation de ces données grâce aux méthodes d'intelligence artificielle constitue ainsi une opportunité éminente pour le secteur de la santé (Chen et Decary, 2020).

L'objectif de ce mémoire est d'établir s'il est possible de prédire efficacement le risque de chute chez une personne âgée en milieu hospitalier en se basant sur des modèles d'apprentissage automatique développés à partir de données clinico-administratives issues des

établissements de santé du Québec. Pour ce faire, nous avons exploité les données disponibles dans l'un des centres hospitaliers de la région de Montréal. Ces données regroupant des épisodes de soins avec et sans chute(s) nous ont permis d'entraîner et d'évaluer des modèles d'apprentissage automatique.

Nos résultats suggèrent que l'âge, les comorbidités, la provenance des patients, la spécialité du médecin consulté et les prescriptions sont autant de données qui nous renseignent sur la prévalence d'un risque de chute à l'admission ou durant l'épisode de soins. De plus, cette étude a démontré que les modèles d'apprentissage automatique sont capables d'extraire l'information pertinente contenue dans ces données pour classer les patients selon leur risque de chute. À notre connaissance, il s'agit de la première étude utilisant ce type de modèles pour prédire le risque de chute chez les personnes âgées en milieu hospitalier au Québec. De plus, les résultats corroborent l'avantage que confère la valorisation des données clinico-administratives pour soutenir la prise de décisions cliniques et offrir des soins ou services fondés sur le principe de valeur.

Mots-clés

Risque de chute, personnes âgées, données clinico-administratives, centre hospitalier, forage de données, apprentissage automatique.

Table des matières

Avis de conformité du CER	i
Résumé	ii
Liste des tableaux	vii
Liste des figures	viii
Liste des abréviations	x
Remerciements	xi
Introduction	1
1 Revue de littérature	4
1.1 Ampleur des chutes chez les personnes âgées	4
1.1.1 Ampleur des chutes au Québec	5
1.1.2 Ampleur des chutes dans les établissements de soins	9
1.1.3 Vieillesse de la population	15
1.2 Facteurs liés au risque de chute	17
1.2.1 Facteurs de risque biologiques ou intrinsèques	18
1.2.2 Facteurs de risque comportementaux ou liés à l'épisode de soins .	18
1.2.3 Facteurs de risque socio-économiques	18
1.2.4 Facteurs de risque environnementaux	19

1.3	Outils d'évaluation du risque de chute en milieu hospitalier	20
1.3.1	Outils cliniques pour le dépistage des facteurs de risque	21
1.3.2	Outils d'évaluation multifactorielle du risque	25
1.4	Question de recherche	32
2	Méthodologie de recherche	33
2.1	Cadre de l'étude	33
2.2	Données	36
2.2.1	Échantillon	36
2.2.2	Variables	38
2.3	Méthodes d'apprentissage automatique	40
2.3.1	Régression logistique et sélection de variables	41
2.3.2	Lasso	45
2.3.3	Arbres de classification et forêts aléatoires	46
2.4	Mesures de performance	49
2.4.1	Point de coupure	50
2.4.2	AUC ou indice de concordance	51
2.4.3	Courbe <i>lift</i>	52
2.5	Stratégies d'analyses privilégiées	53
3	Résultats	56
3.1	Exploration des données	56
3.1.1	Gravité des chutes	56
3.1.2	Âge et sexe	58
3.1.3	Provenance des patients à l'admission	61
3.1.4	Spécialité du médecin consulté à l'admission	63
3.1.5	Antécédent de chute	65
3.1.6	Comorbidités	65
3.1.7	Prescriptions	66
3.2	Analyse de la performance des modèles	69

3.2.1	Évaluation du risque de chute à l'admission	69
3.2.2	Évaluation du risque de chute durant l'épisode	74
3.2.3	Performance globale	79
Conclusion		80
	Implications pratiques	81
	Limites	82
	Avenues futures de recherche	83
Bibliographie		86
Annexe A – Hiérarchies de résultats pour le cancer du sein et l'arthrose du genou (source : « <i>What is value in health care ?</i> », Porter, 2010))		i
Annexe B – Niveaux de gravité des chutes		iii
Annexe C – Formulaire d'évaluation initiale des risques liés au patient		iv
Annexe D – Exemple de plan thérapeutique infirmier (PTI)		xii
Annexe E – Exemple de Kardex		xiii
Annexe F – Plan de travail pour les préposés aux bénéficiaires		xvi
Annexe G – Formulaire AH-223 pour la déclaration des incidents ou accidents		xvii
Annexe H – Catégorisation des médicaments (ICSP, 2013)		xx
Annexe I – Variables sélectionnées		xxi

Liste des tableaux

1.1	Facteurs de risque de chute chez les personnes âgées (source : « <i>Chutes chez les aînés au canada :Deuxième rapport</i> », ASPC, 2014)	20
3.1	Statistiques descriptives du nombre de jours écoulés avant la première chute	57
3.2	Nombre d’observations classifiées par indice de gravité des chutes	59
3.3	Statistiques descriptives de l’âge selon le groupe	60
3.4	Aire sous la courbe ROC (AUC) des modèles développés (à l’admission)	72
3.5	Performance des modèles selon l’analyse des courbes <i>lift</i> (à l’admission)	72
3.6	Aire sous la courbe ROC (AUC) des modèles développés (durant l’épisode)	76
3.7	Performance des modèles selon l’analyse des courbes <i>lift</i> (durant l’épisode)	78
3.8	Performance combinée des modèles (à l’admission et durant l’épisode de soins)	79

Liste des figures

1.1	Cercle vicieux lié au syndrome post-chute chez la personne âgée (source : « <i>Risk factors for falls among older adults : a review of the literature</i> », Ambrose, Paul et Hausdorff, 2013)	8
1.2	Hiérarchie des mesures de résultat (source : « <i>What is value in health care ?</i> », Porter, 2010)	13
2.1	Nombre de patients en fonction du nombre d'épisodes de soins	37
2.2	Division de l'échantillon	54
2.3	Stratégie de modélisation	55
3.1	Estimé de la densité du nombre de jours écoulés avant la première chute : histogramme et lissage par noyau	57
3.2	Répartition du sexe selon le groupe	61
3.3	Distribution de l'âge selon le groupe	61
3.4	Pyramide des âges selon le sexe et le groupe	62
3.5	Distribution de la provenance des patients à l'admission selon le groupe (la provenance « Urgence » inclut d'autres provenances avant l'urgence : domi- cile, CHSLD, etc.)	63
3.6	Distribution de la spécialité du médecin consulté à l'admission selon le groupe	64
3.7	Distribution de l'antécédent de chute au CH selon le groupe	65
3.8	Proportion de patients atteints d'une comorbidité selon le groupe	67
3.9	Proportion de patients ayant reçu une certaine prescription selon le groupe . .	68

3.10	Courbes ROC des modèles développés (à l'admission)	71
3.11	Courbes <i>lift</i> des modèles développés (à l'admission)	73
3.12	Importance des variables selon le modèle de forêt aléatoire (à l'admission) . .	74
3.13	Courbes ROC des modèles développés (durant l'épisode)	75
3.14	Courbes <i>lift</i> des modèles développés (durant l'épisode)	77
3.15	Importance des variables selon le modèle de forêt aléatoire (durant l'épisode)	78

Liste des abréviations

ASPC Agence de la santé publique du Canada

CH Centre hospitalier ou environnement de l'étude

CHSLD Centre d'hébergement de soins de longue durée

ICSP Institut canadien pour la sécurité des patients

INESSS Institut national d'excellence en santé et en services sociaux

MSSS Ministère de la Santé et des Services sociaux

NICE National Institute for Health and Clinical Excellence

OMS Organisation mondiale de la Santé

RSSS Réseau de la santé et des services sociaux

Remerciements

J'aimerais profiter de cette occasion pour remercier toutes les personnes qui m'ont supporté et encouragé tout au long de cette aventure.

Je tiens à remercier profondément mes directeurs de recherche, Denis Larocque et Anne Lemay, de m'avoir accompagné dans la réalisation de ce mémoire. Les objectifs que j'avais en entreprenant ce projet étaient, certes, de taille, mais vous avez su me rassurer et m'apporter de précieux conseils quand il le fallait. Je tiens aussi à remercier les membres du jury, Aurélie Labbe et Léo Raymond-Belzile, pour le temps consacré à l'évaluation de ce mémoire.

Je remercie tous ceux qui ont accueilli mon projet avec enthousiasme et qui m'ont ouvert des portes inimaginables. Merci à Marie-Claude, Alexandre, Édith, Catherine et Pablo. Sans vous, tout ceci n'aurait pas été possible. Je remercie également le Fonds de Recherche du Québec - Nature et Technologie (FRQNT) ainsi que HEC Montréal. Grâce à leurs divers financements, j'ai eu la chance de pouvoir me concentrer sur mes études.

J'aimerais exprimer ma plus sincère gratitude à mes parents. Même si ces six dernières années d'études passées loin de vous n'ont pas été sans embûches, c'est grâce à votre soutien financier et moral que j'ai pu parcourir tout ce chemin. Je ne vous remercierai jamais assez d'avoir cru en moi et de m'avoir permis d'aller aussi loin dans mes ambitions.

À Ulysse et Rissa qui ont été pour moi des guides, des repères et des amis depuis le début de cette aventure, j'aimerais dire toute ma reconnaissance. Ma reconnaissance s'adresse également à Maya pour sa présence, son écoute et son soutien indéfectible.

Finalement, j'aimerais rendre un hommage à des êtres chers et aimés qui nous ont

quittés : Arnaud Adihou, Jessica Hounton et Joseph Hounton. Puissent leurs âmes reposées en paix.

Introduction

Au Québec, comme ailleurs dans le monde, la sécurité des patients est à plusieurs égards l'un des enjeux majeurs auquel fait face le système de santé. En tant que composante indispensable de la qualité des soins, la sécurité désigne « la capacité de minimiser les risques associés aux interventions et aux milieux de soins et de services pour les patients, le personnel et la population » (MSSS, 2012). Plus particulièrement, la sécurité en matière de santé s'inscrit dans une optique de minimisation des risques liés aux événements indésirables qui nuisent à la santé et au bien-être des patients. Ces événements indésirables gangrènent l'efficacité des soins et services reçus par les patients car ils sont parfois la cause de complications ; les coûts supplémentaires qui y sont associés alourdissent le processus de prise en charge aussi bien pour le patient que pour l'ensemble du système socio-sanitaire. Selon l'OMS (2019), dans les pays à revenu élevé, près d'un patient sur 10 est victime d'effets préjudiciables pendant qu'il reçoit des soins à l'hôpital, alors que 50% de ceux-ci sont pourtant évitables.

En 2018–2019, c'est plus d'un demi-million d'évènements indésirables qui ont été déclarés dans le réseau de la santé et des services sociaux (RSSS) au Québec. Les chutes représentaient la majorité (37,46%) des évènements indésirables déclarés durant cette période, suivies par les erreurs liées à la médication (26,08%) (MSSS, 2019). Aussi, près de 86% des chuteurs étaient âgés de 65 ans et plus. Notons que pour simplifier la lecture et pour se conformer à la littérature scientifique en français (ICSP, 2013), le terme « chuteurs » sera employé dans ce document pour désigner toutes les personnes ayant subi ou étant susceptibles de subir une chute. En plus d'augmenter le risque de complications et

de décès précoce chez les personnes âgées, les chutes représentent un important fardeau financier pour la société. Aujourd'hui, cette problématique est accentuée par la croissance de la population vieillissante au Québec. Prévenir les chutes des personnes âgées apparaît alors comme une urgence avec des bénéfices qui se reflèteront indéniablement sur la performance du système socio-sanitaire. La prédiction fiable du risque de chute représente, quant à elle, un premier pas vers un plan de prévention en ciblant les patients qui sont les plus à risque.

Par ailleurs, il convient de souligner que les chutes sont attribuables à un ensemble de facteurs qui sont à la fois biologiques, comportementaux, environnementaux et socio-économiques. En réalité, c'est plus de 400 facteurs de risque se rapportant à ces différentes catégories qui ont été répertoriés en matière de chutes (ICSP, 2013). De plus, comme le précise l'OMS (2007), les chutes sont généralement la résultante d'une interaction complexe de ces facteurs de risque. Plus l'exposition aux facteurs de risque augmente, plus le risque de chute et de blessure est grand. Compte tenu de la multitude de facteurs à considérer et de la complexité de leurs interactions, l'évaluation efficace du risque de chute chez la personne âgée est un défi de taille auquel sont confrontés les établissements de santé. À cet effet, la littérature rend compte de nombreuses études ayant pour objectif principal de prédire le risque de chute. Il ressort de ces études que l'utilisation de modèles d'apprentissage automatique représente une approche novatrice et prometteuse. Cette approche est favorisée par l'utilisation répandue des systèmes de documentation électronique qui permettent de stocker une grande quantité de données sur les patients.

À la lumière de ce qui précède, il s'agira dans ce mémoire de répondre à la question suivante : Peut-on prédire efficacement le risque de chute chez une personne âgée en milieu hospitalier en se basant sur des modèles d'apprentissage automatique développés à partir de données clinico-administratives issues des établissements de santé du Québec ?

Pour répondre à cette question, nous brosserons d'abord un portrait des connaissances actuelles sur les chutes des personnes âgées, leurs manifestations et leurs répercussions dans le réseau de la santé. Spécifiquement, nous discuterons dans le premier chapitre de l'ampleur de cette problématique, des facteurs de risque et des outils existants en matière

d'évaluation du risque de chute en milieu hospitalier. Dans le deuxième chapitre, nous décrirons en détail la méthodologie employée pour répondre à notre question de recherche. Finalement, le troisième chapitre sera dédié à la discussion des résultats obtenus, puis nous conclurons par une présentation de leurs implications pratiques et des limites de ce mémoire.

Chapitre 1

Revue de littérature

L'objectif de ce chapitre est de présenter une recension des écrits sur les chutes des personnes âgées, plus spécifiquement sur leurs manifestations et leurs répercussions dans le réseau de la santé. En premier lieu, nous explorerons l'ampleur de ce phénomène en matière de santé publique au Québec, et plus particulièrement dans les établissements de soins de la province. Ensuite, nous passerons en revue les facteurs de risque liés à la survenue des chutes chez les personnes âgées. Par la suite, nous nous intéresserons aux outils cliniques utilisés pour évaluer le risque de chute en milieu hospitalier. Nous conclurons notre revue de littérature en explorant l'utilité des modèles d'apprentissage automatique dans l'élaboration d'une stratégie optimale de prévention des chutes chez les personnes âgées en milieu hospitalier.

1.1 Ampleur des chutes chez les personnes âgées

De manière générale, une chute désigne « un évènement non intentionnel à l'issue duquel une personne se retrouve sur le sol ou toute autre surface située à un niveau inférieur à celui où elle se trouvait précédemment » (OMS, 2018). La chute constitue un accident de la vie courante qui peut survenir en tout temps et en tout lieu. Sur la scène mondiale, le phénomène de chute est considéré comme étant un problème majeur de santé publique. Selon l'OMS (2018), les chutes représentent la deuxième cause de décès par traumatisme

involontaire, après les décès provoqués par les accidents de la route. Ayant souvent une santé fragile, les personnes âgées représentent le groupe de la population le plus touché par les chutes et les conséquences liées aux chutes. Notons que bien qu'il n'existe pas de consensus en matière de définition du terme « personne âgée » ou « aîné », le seuil habituel de 65 ans (Statistique Canada, 2006) a été retenu pour notre étude.

Annuellement, c'est 20 à 30% des aînés qui sont victimes d'une chute au Canada (ASPC, 2014). Dans cette même population, la chute représente la principale cause d'hospitalisation pour blessures. Bon nombre de recherches démontrent que les chutes sont directement responsables de 95% de toutes les fractures de la hanche et que 20% des aînés victimes d'une telle fracture décèdent dans l'année qui suit (Ioannidis et al., 2009 ; Jiang et al., 2005 ; Wolinsky et al., 2009). Ainsi, les chutes augmentent le risque de décès précoce et les personnes qui chutent peuvent avoir plus de difficulté à vivre de manière indépendante (Scott, 2012). Avec le vieillissement de la population dans l'ensemble du Canada, y compris au Québec, ce phénomène risque de s'intensifier et de demeurer un enjeu si les efforts de prévention s'avèrent insuffisants ou mal coordonnés (ASPC, 2014). Par ailleurs, la problématique des chutes s'étend jusque dans les établissements de santé, nuisant ainsi à la sécurité des patients et à la qualité des soins et services qu'ils reçoivent. À cet effet, les chutes peuvent alourdir et prolonger le séjour des personnes âgées en établissement, entraîner des complications de leur état de santé, et même être à l'origine de leur décès (ICSP, 2013). Il en ressort que la gestion des conséquences liées aux chutes peut nécessiter de nombreuses ressources financières, humaines et matérielles. Ainsi, c'est la performance du système de santé dans son ensemble qui se retrouve impactée par cette problématique.

1.1.1 Ampleur des chutes au Québec

Au Québec, la survenue fréquente des chutes constitue une problématique qui suscite de vives inquiétudes en matière de santé publique. Il représente un fardeau non négligeable pour la société, le système de santé et les individus qui en subissent les consé-

quences directes ou indirectes. Chaque année, près de 300 000 québécois âgés de 65 ans et plus sont victimes d'une chute (MSSS, 2018). En plus d'avoir des répercussions négatives sur l'autonomie (Gill et al., 2010), la qualité de vie et de précipiter l'hébergement en institution (Gill et al., 2013), la chute peut mener à un décès prématuré (Moudouni et Phillips, 2013).

Blessures, hospitalisations et décès

Les chutes sont responsables de 15 761 décès survenus entre 2000 et 2016 au Québec, ce qui correspond en moyenne à 927 décès par année. Les personnes âgées de 65 ans et plus représentent 90,9% de ces décès (M. Gagné, 2019). De plus, la chute est considérée comme étant la principale cause des hospitalisations reliées aux traumatismes non intentionnels chez les aînés. À cet égard, le nombre annuel d'hospitalisations attribuables aux chutes a presque triplé dans la population québécoise âgée de 65 ans et plus sur une période de vingt-cinq ans, passant de 6 893 en 1991 à 19 087 en 2016 (M. Gagné et al., 2019). Durant cette période et en considérant cette tranche de la population, le taux d'hospitalisations attribuables aux chutes a augmenté en moyenne de 0,7% par année chez les femmes, et de 1,0% par année chez les hommes. Une partie de cette augmentation est essentiellement liée au vieillissement de la population. Nous notons également que les fractures de la hanche et les traumatismes crâniens sont les principales causes de décès et d'hospitalisations attribuables aux chutes chez les personnes âgées (M. Gagné et al., 2019; Hamel, 2001). La situation est d'autant plus critique que la moitié des aînés qui survivent à une fracture de la hanche ne retrouvent jamais complètement leurs capacités fonctionnelles (c'est-à-dire, leurs capacités à s'acquitter de leurs occupations quotidiennes); entre 13 et 20% sont institutionnalisés, et le cinquième d'entre eux meurent en moins de six mois (Ambrose, Cruz et Paul, 2015; Braithwaite, Col et Wong 2003; Health Education Authority, 1999). De plus, il a été démontré que même sans blessure, une chute constitue un facteur important du déclin de l'autonomie qui entraîne souvent l'admission dans un hôpital de soins de longue durée (Bloch et al., 2013).

Conséquences psycho-fonctionnelles et sociales

Au-delà des conséquences qu'elle peut avoir sur la santé physique des aînés, la chute représente également une menace pour leur santé mentale. Contrairement aux blessures physiques qui sont apparentes, les blessures psychologiques peuvent passer inaperçues, mais avoir des conséquences tout aussi désastreuses. En outre, les chutes peuvent déclencher un traumatisme psychique caractérisé par un sentiment d'atteinte à l'intégrité et d'impuissance face à un accident pour lequel l'individu est à la fois victime et spectateur (Charles et al., 2005). À partir de ce moment, la personne âgée prend souvent conscience de son état fragile et vulnérable. Il en résulte une peur constante de tomber qui force une réduction des activités, une perte d'autonomie et un isolement social (Deandrea et al., 2010; Evitt et Quigley, 2004; Kendrick et al., 2014; Martin et al., 2005). L'anxiété ainsi que le trouble de la marche et de la posture qui peuvent survenir à la suite d'une chute ont été initialement décrits par Murphy et Isaacs (1982) avec l'appellation de « syndrome post-chute ». Le syndrome post-chute ou de désadaptation psychomotrice est défini comme étant « une complication fonctionnelle aiguë à l'origine d'une incapacité motrice et/ou cognitive totale ou partielle qui apparaît dans les jours suivant une chute » (Société Française de Gériatrie et Gérontologie, 2009). On peut voir apparaître chez la personne âgée un déséquilibre postural, une altération de la marche, des troubles neurologiques et psycho-comportementaux (Manckoundiaa et al., 1986). Le syndrome post-chute se manifeste chez environ 15 à 20% des personnes âgées victimes d'une chute (Six, 1992). Il est à la base d'une peur permanente qui altère profondément la qualité de vie des individus et qui se solde par une augmentation du risque de chuter à nouveau (OMS, 2007). La Figure 1.1 illustre le cercle vicieux lié au syndrome post-chute (Ambrose, Paul et Hausdorff, 2013). Soulignons également que la personne âgée qui a subi un traumatisme physique et/ou psychologique dû à une chute est susceptible de se retrouver dans un état de dépendance; de ce fait, la famille, les amis, les soignants et le système de santé en subissent également les contrecoups (ASPC, 2014). Dans l'incapacité de pourvoir seule à ses besoins, la personne âgée se retrouve dans l'obligation d'aller vivre en institution ou

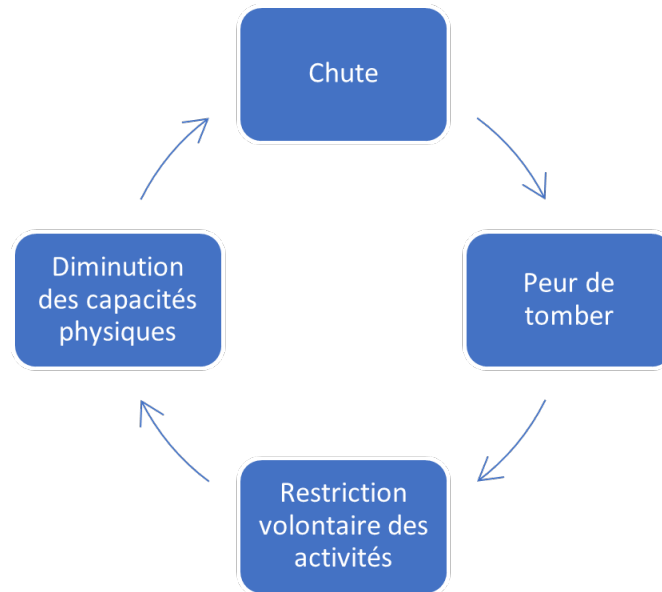


FIGURE 1.1 – Cercle vicieux lié au syndrome post-chute chez la personne âgée (source : « *Risk factors for falls among older adults : a review of the literature* », Ambrose, Paul et Hausdorff, 2013)

de solliciter la présence quasi permanente d’aides-soignants ou de proches.

Coûts économiques

En plus du fardeau personnel que peuvent constituer les conséquences liées aux chutes, les coûts qu’elles représentent pour le système de santé sont également à prendre en considération. Selon certaines études, les services aux patients hospitalisés constituent près de 50% des coûts totaux liés aux chutes (Scott, Pearce et Pengelly, 2005). Le coût des services aux patients comprend les dépenses de services d’urgence ainsi que le coût hospitalier général des personnes admises. Selon des données québécoises, le coût moyen d’une hospitalisation pour chute en soins de courte durée (coût qui exclut la réadaptation) s’élevait à 6 321\$ par personne de 65 ans et plus durant la période 1996–1997 (Groupe Urbatique, 1999). Aussi, une part importante des coûts d’hospitalisation liées aux chutes est consacrée aux chirurgies de la hanche. En 2002–2003, on estimait le coût des traitements hospitaliers de courte durée pour chaque chirurgie de la hanche à 11 000\$ (MSSS, 2002); ce coût exclut les médicaments, le suivi médical, la rémunération des médecins,

la réadaptation, et si nécessaire, les services à domicile après la chirurgie. En considérant les coûts induits par ces éléments supplémentaires, les coûts d'une fracture de la hanche pour le système de santé pouvait s'élever jusqu'à 28 000\$ en 2004 (SAUVE-QUI-PENSE, 2009). Cette même année et d'après la même source, les chutes représentaient au Québec 45% des coûts directs en soins de santé liés aux blessures, soit la principale source de dépenses attribuables à ce type de soins. Quant aux coûts indirectes associés à la perte d'autonomie, à la dépendance et à la modification des habitudes de vie, ils sont certes difficiles à quantifier, mais seraient selon certains auteurs supérieurs aux coûts directs (Allard, Andrieux et Westerloppe, 1995).

1.1.2 Ampleur des chutes dans les établissements de soins

Bien qu'il existe un nombre croissant de recherches sur la prévention des chutes chez les personnes âgées vivant dans la communauté (MSSS, 2018), les résultats de ces études ne sont pas toujours généralisables aux établissements de soins (Haines et Waldron, 2011 ; LeLaurin et Shorr, 2019). En effet, les personnes âgées admises dans les établissements de soins ont généralement un état de santé plus fragile et complexe. Qu'il s'agisse d'une mobilité réduite, d'un état de délirium, d'une ou de plusieurs comorbidités, les problèmes de santé que les aînés développent avec l'âge contribuent à accroître leur risque de chute et de blessure liée à une chute (ASPC, 2014 ; ICSP, 2013 ; LeLaurin et Shorr, 2019). Il en est de même pour la prise de certains médicaments pouvant affecter l'équilibre et donc le risque de chute. De plus, le personnel soignant et les soins reçus par les patients ont un rôle important à jouer en ce qui concerne la prévention des chutes.

Évènements indésirables

Les incidents et accidents constituent l'ensemble des évènements non souhaités, redoutés ou indésirables qui peuvent survenir lors de la prestation de soins de santé et de services sociaux. On entend par incident une action ou situation qui n'entraîne pas de conséquence sur l'état de santé ou le bien-être d'un individu, mais dont la réalisation et le

résultat sont inhabituels. Tandis qu'un accident est une action ou situation mettant l'utilisateur à risque et pouvant engendrer des conséquences sur son état de santé ou son bien-être (MSSS, 2019 ; Ouhoummane et Pelletier, 2019). Dans le cas d'une chute, on associe toujours l'évènement à un accident, car même sans conséquence, une chute touche le patient. Ainsi, chaque année, des milliers de patients âgés font des chutes dans les établissements du réseau de la santé et des services sociaux au Québec (RSSS).

Au Québec, c'est plus d'un demi-million d'évènements indésirables qui ont été déclarés entre le 01 avril 2018 et le 31 mars 2019. Avec près de 187 486 chutes, ces dernières représentaient la majorité (37,46%) des évènements indésirables déclarés durant cette période, suivies par les erreurs liées à la médication (26,08%) (MSSS, 2019). Près de 86% des chuteurs étaient âgés de 65 ans et plus. Dans 43% des cas de chute, le patient a été trouvé par terre ; tandis que, dans 24% des cas, la chute s'est produite alors que le patient circulait dans l'établissement. Les chutes ont également été répertoriées comme étant à l'origine d'environ 280 décès durant cette période. Notons qu'il s'agit certainement d'une sous-estimation puisque, d'une part, les décès surviennent parfois plusieurs jours après la chute bien qu'elle en soit à l'origine, et d'autre part, une sous-déclaration des incidents/accidents est constatée dans les établissements de soins (MSSS, 2014). En effet, nous ne pouvons pas exclure que certains accidents ou incidents ne sont pas déclarés même s'il s'agit d'une obligation légale. Par ailleurs, à titre comparatif, le nombre moyen de chutes survenues lors de la prestation de soins de santé et de services sociaux par année était estimé à 147 264 en 2013 (MSSS, 2014). Cette même année, il était estimé que les chutes représentaient en moyenne 34% des déclarations d'incidents et accidents et étaient à l'origine d'en moyenne 106 décès par année (MSSS, 2014). Ainsi, les chutes représentent depuis plusieurs années la principale cause de décès liés aux incidents/accidents. La tendance à la hausse observée depuis 2013 peut être attribuable à plusieurs facteurs tels que le vieillissement de la population et l'augmentation du volume de soins et de services procurés dans le RSSS.

Si l'on se fie aux différents rapports d'incidents et d'accidents publiés ces dernières années par le ministère de la Santé et des Services sociaux (MSSS), les chutes demeurent

une problématique majeure dans les établissements de soins et services. Même si la majorité des chutes est sans conséquence pour la personne et que les initiatives en matière de prévention se sont multipliées ces dernières années (MSSS, 2019), il n'en demeure pas moins que la fréquence de leur occurrence soulève des interrogations en matière de gestion des risques et de qualité des soins et services offerts aux patients.

Qualité et valeur des soins et services

Au Québec, comme ailleurs dans le monde, la performance du système socio-sanitaire représente un enjeu majeur. Pour en témoigner, les dépenses publiques en santé et services sociaux ne cessent de s'accroître d'une année à l'autre, accaparant depuis plusieurs années la proportion la plus importante des dépenses de programmes de l'État (38% pour l'année 2021–2022 d'après le plan budgétaire publié par le Ministère des finances en mars 2021). Afin de contrôler la croissance des dépenses, il est plus que jamais indispensable d'optimiser les ressources disponibles tout en garantissant à la population des résultats satisfaisant pour leur santé et leur bien-être. Ainsi, la performance du système socio-sanitaire va de pair avec la qualité des soins et services qui sont offerts aux individus. Dans son cadre de référence visant à évaluer et apprécier la performance du système socio-sanitaire, le ministère de la Santé et des Services sociaux (2012) décompose le prisme de la qualité en huit dimensions interreliées : efficacité, efficience, accessibilité, continuité, sécurité, réactivité, équité et viabilité. Bien que toutes ces dimensions présentent des défis pour l'ensemble du système, une attention particulière doit être portée à la sécurité des patients. En tant que composante de la qualité, la sécurité désigne « la capacité de minimiser les risques associés aux interventions et aux milieux de soins et de services eux-mêmes pour les patients, le personnel et la population » (MSSS, 2012). De ce fait, les événements indésirables constituent une menace importante pour la sécurité des patients, car ils peuvent être à l'origine de douleurs, d'incapacités, de traumatismes physiques ou psychologiques, ou encore de décès. C'est à ce titre que la problématique des chutes est un mal qui gangrène le système de santé. D'ailleurs, dans le but d'améliorer la qualité et la sécurité des services de santé, Agrément Canada (2019) a établi depuis 2008 que la prévention

des chutes et la réduction des blessures causées par les chutes représentent une pratique organisationnelle requise ; c'est-à-dire que tous les établissements de soins doivent mettre en œuvre et évaluer une stratégie de prévention des chutes. Toutefois, malgré des taux encourageants en matière de conformité à cette pratique organisationnelle requise sur les chutes, la problématique des chutes intrahospitalières chez les personnes âgées semble loin d'être résolue au Québec (MSSS, 2014).

Le niveau élevé des dépenses de santé au Québec et les insuffisances en matière de performance ont conduit les décideurs politiques et les gestionnaires d'établissements à explorer le concept de valeur des soins et services de santé à travers un mode de financement axé sur le patient (FAP), et non plus sur le volume (Groupe d'experts sur le FAP, 2014). C'est dans cette perspective que le gouvernement du Québec a annoncé en 2015 (dans son plan stratégique 2015-2020) la réforme visant l'instauration du financement axé sur le patient dans les établissements de soins et services sociaux de la province. Le financement axé sur le patient est un mode d'allocation des ressources qui établit un lien direct entre le patient, les soins prodigués et leur financement. Le but ultime de cette démarche est de placer le patient au cœur du système socio-sanitaire pour lui offrir des soins et services avec plus de valeur. À ce effet, la valeur est définie comme étant « le ratio entre les résultats obtenus pour les patients en matière de santé et les coûts de leur réalisation » (Porter et Teisberg, 2006). De part sa définition, la valeur encourage l'efficacité des soins et des services offerts. Pour mesurer la valeur, il apparaît indispensable d'effectuer un suivi longitudinal des résultats et des coûts reliés au traitement des patients. Les résultats représentent ici « une mesure multidimensionnelle qui dépend de la condition médicale des patients » (Porter, 2010). Ainsi, pour toute condition médicale et pour chaque patient, un ensemble de facteurs doivent être mesurés pour rendre compte des résultats obtenus à la suite d'un traitement. Pour ce faire, Porter (2010) suggère un cadre constitué de trois niveaux hiérarchiques visant à rendre compte des résultats (Figure 1.2).

Selon ce cadre proposé par Porter (2010), « les niveaux supérieurs sont les plus importants, tandis que les niveaux inférieurs impliquent une progression des résultats en fonction de la réussite aux niveaux supérieurs ». Chaque niveau du cadre contient deux

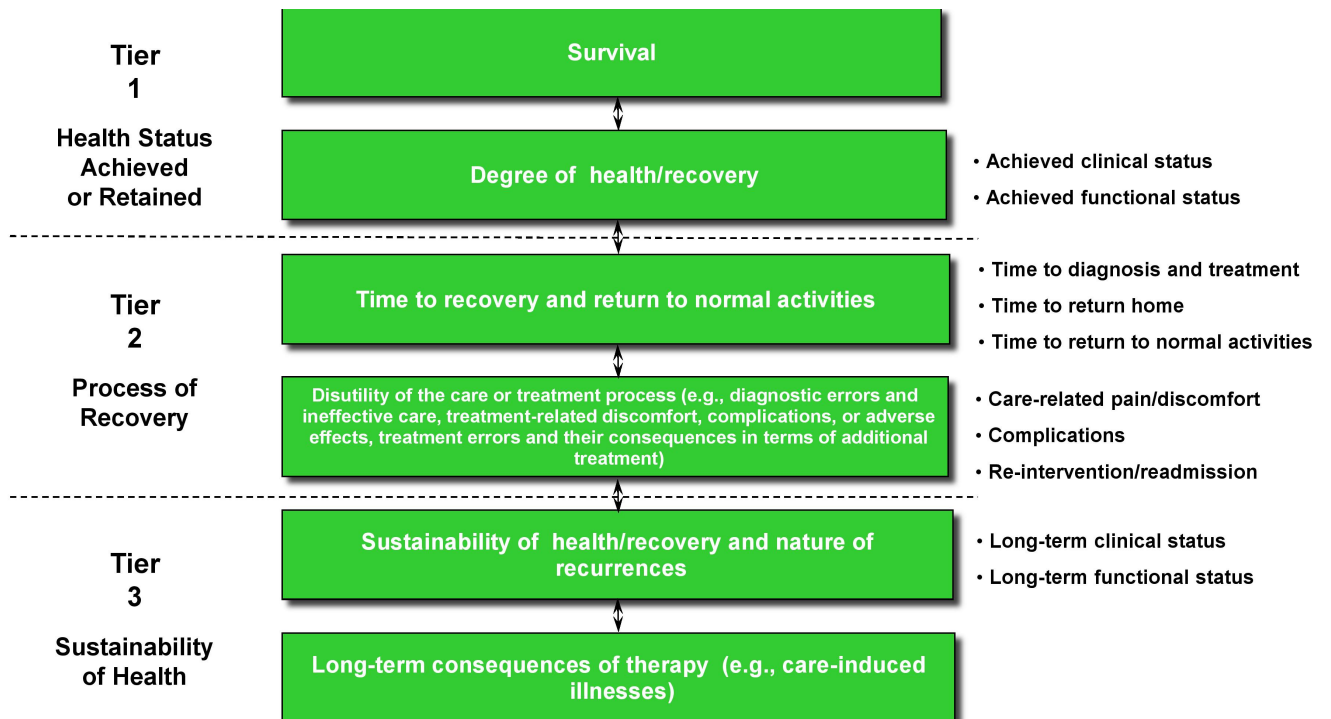


FIGURE 1.2 – Hiérarchie des mesures de résultat (source : « *What is value in health care ?* », Porter, 2010)

sous-niveaux, chacun comportant une ou plusieurs dimensions de résultats distinctes. Le premier niveau correspond à l'état de santé qui est atteint après un traitement ; ou encore au maintien de l'état de santé pour les patients souffrant de maladies dégénératives. Ce niveau se décompose en deux sous-niveaux pour lesquels les résultats doivent être maximisés : la survie et le degré de santé ou de rétablissement. Le second niveau a trait au processus de rétablissement et se décompose en deux sous-niveaux dont les résultats doivent être minimisés : le temps de récupération et de reprise d'une vie normale, l'inefficacité du processus de soins ou de traitement. Quant au troisième niveau, il se focalise sur la pérennité de l'état de santé atteint par le patient. À ce niveau, la mesure des résultats vise à évaluer d'une part la récurrence de la maladie originale ou de ses complications, et d'autre part, l'apparition de nouveaux problèmes de santé survenus à la suite du traitement. De plus, pour chaque dimension, la réussite est mesurée à l'aide d'une ou plusieurs mesures spécifiques. Un exemple de mesures s'appliquant au cancer du sein et à l'arthrose

du genou est présenté à l'annexe A ; il s'agit d'un exemple proposé par Porter (2010). La chute étant à l'origine de décès ou de complications susceptibles de prolonger le séjour des aînés à l'hôpital, elle influence négativement les résultats obtenus pour chacun des trois niveaux définis précédemment. Dans une étude réalisée à London en Ontario, il a été démontré qu'en moyenne, chaque chute intrahospitalière aux conséquences graves est associée à une augmentation de la durée de séjour moyenne de 34 jours (Zecevic et al., 2012). De plus, on estime que de 30 à 50% des chutes qui surviennent dans les établissements de soins causent des blessures (Miake-Lye et al., 2013).

Les coûts, quant à eux, sont représentés par « les coûts totaux du cycle complet des soins selon l'état de santé du patient, et non les coûts des services individuels » (Porter, 2010). De ce fait, « la mesure de la valeur englobe tous les services ou activités qui déterminent conjointement la satisfaction des besoins des patients en termes de santé et de bien-être. Ces besoins sont déterminés par l'état de santé du patient et définissent un ensemble de conditions médicales interdépendantes qu'il est préférable de traiter de manière intégrée » (Porter, 2010). Selon Porter, de meilleurs résultats permettraient de réduire les coûts en diminuant les besoins de soins des patients. Plus spécifiquement, en améliorant les résultats, les coûts liés au processus de rétablissement et à la réadmission des patients sont systématiquement réduits, permettant ainsi une meilleure allocation des ressources disponibles. Étant donné les coûts induits par les chutes et les blessures liées aux chutes, il apparaît évident qu'une réduction de leur occurrence permettrait de réduire les dépenses tout en assurant pour les patients de meilleurs résultats au terme d'un séjour dans un établissement de soins.

Ainsi, « loin d'être un idéal abstrait ou une incitation systématique à la réduction des coûts », Porter (2010) suggère que « la valeur devrait être le cadre de l'amélioration des performances dans le système de santé par le simple fait qu'elle est intrinsèquement bénéfique pour les patients, les payeurs, les prestataires et les fournisseurs ». De plus, comme le souligne le *World Economic Forum* (2017), « l'intégration de la valeur dans le système de santé s'inscrit dans l'optique d'embrasser une nouvelle réalité qui met l'accent sur les résultats qui comptent pour les patients et la société. [...] Cette transformation

repose sur trois principes de base : la mesure systématique des résultats de santé axés sur le patient et des coûts associés à l'ensemble du parcours de soins ; l'identification de groupes de populations spécifiques (par exemple les populations vulnérables) partageant les mêmes conditions et le même profil de risque ainsi que des cibles quant aux résultats de santé et aux coûts associés à chacun des groupes identifiés ; le développement de parcours de soins personnalisés spécifiques à chaque groupe de population pour améliorer la valeur pour chacun des groupes identifiés. »

Au vu de tout ce qui précède, les chutes des personnes âgées posent une réelle problématique en matière de qualité et de valeur des soins dans les établissements de santé. Ces chutes constituent une contrainte qui peut influencer négativement les résultats obtenus au terme d'un traitement, en plus de générer des coûts supplémentaires pour le système de santé. Les personnes âgées étant le groupe de la population le plus impacté par ce phénomène, il serait indispensable de minimiser le risque de chute dans leur parcours de soins.

1.1.3 Vieillesse de la population

Le Québec fait partie des sociétés industrialisées dans lesquelles le vieillissement démographique évolue le plus rapidement. Selon les projections démographiques de l'Institut de la statistique du Québec, le quart des Québécois seront âgés de 65 ans ou plus en 2031 et près du tiers, en 2066 (Gouvernement du Québec et Institut de la statistique du Québec, 2019). À titre de comparaison, ce segment représentait 18% de la population en 2016. De plus, l'Institut de la statistique du Québec estime que le nombre de personnes âgées de 75 ans ou plus doublera durant les prochaines années, alors que celui des 85 ans ou plus s'accroîtra de 232% d'ici 2036. Le faible taux de fécondité et la hausse de l'espérance de vie sont les principales causes de ce changement démographique (Ministère de la Famille et Direction de la recherche de l'évaluation et de la statistique, 2018). Par exemple, la durée de vie moyenne, hommes et femmes confondus, s'est accrue constamment et est passée de 75,5 ans en 1982 à 82,8 ans en 2019 (Azeredo et Payeur, 2020).

De nos jours, l'espérance de vie à la naissance est approximativement de 81 ans chez les hommes et 84 ans chez les femmes. À ces facteurs s'ajoute l'entrée des *baby-boomers* dans le troisième âge en 2011, ce qui a sans aucun doute fait bondir les projections.

Plusieurs spécialistes s'accordent à dire que le vieillissement croissant de la population constitue un défi majeur face au phénomène de chute (ASPC, 2014; Gagné et al., 2019; ICSP, 2013; MSSS, 2014). Les aînés étant plus exposés au risque de chuter ainsi qu'aux conséquences qui en découlent, l'augmentation de leur nombre au sein de la population laisse présager une accentuation de l'ampleur que revêt déjà ce phénomène; du moins, si les efforts de prévention s'avèrent insuffisants ou inefficaces. D'une part, la fréquence des chutes risquerait d'augmenter considérablement dans la communauté, de même que les consultations médicales, les visites à l'urgence, les hospitalisations et les hébergements qui s'en suivent. D'autre part, les établissements de soins et de services sociaux feront de plus en plus face à une clientèle âgée et potentiellement à risque de chuter en raison de leur état de santé. Selon le MSSS (2014), la pression que ce changement démographique pourrait exercer sur le système de santé est énorme. À cet effet, on peut anticiper une augmentation importante des besoins en termes de ressources financières, humaines et matérielles.

Au vu de tout ce qui précède, il est indispensable de mettre en place des initiatives d'intervention pour diminuer les chutes chez les personnes âgées, que ce soit dans la communauté ou dans les établissements de soins. Dans ces établissements, la problématique est particulièrement inquiétante, car c'est la sécurité des patients et la valeur des soins et services qu'ils reçoivent qui s'en retrouvent impactées. Compte tenu du vieillissement démographique au Québec, le phénomène de chute représente un enjeu de taille qui menace la performance du système socio-sanitaire dans son ensemble. Toutes les chutes ne sont pas évitables, mais elles ne sont pas toutes inévitables non plus. D'après plusieurs auteurs, il est possible de les prévenir adéquatement dans 20 à 30% des cas en évaluant les risques et en mettant en place des interventions pour les réduire (Cameron et al., 2012; Miake-Lye et al., 2013; MSSS, 2014; Morris et O'Riordan, 2017).

1.2 Facteurs liés au risque de chute

Chez les personnes âgées, les chutes et les blessures liées aux chutes sont rarement le fruit du hasard, mais n'ont pas non plus une cause spécifique et évidente. Elles sont plutôt le résultat d'une interaction complexe entre de nombreux facteurs de risque qui peuvent être des prédispositions ou encore des facteurs comportementaux, socio-économiques et environnementaux (ASPC, 2014; OMS, 2007). Que ce soit dans la communauté ou dans un établissement de soins, « chaque personne âgée peut être exposée à une combinaison unique de facteurs de risque résultant de ses conditions de vie, de son état de santé, de ses comportements en matière de santé, de sa situation économique, de ses sources de soutien social et de son milieu de vie » (ASPC, 2014). Étant donné la multitude de facteurs liés au risque de chute chez les aînés, cette problématique fait l'objet d'une littérature riche et diversifiée. Depuis les années 1980, une multitude de facteurs de risque a été mise en évidence par de nombreuses études. Bon nombre des études réalisées à cet effet sont des études cas-témoins prospectives ou rétrospectives visant à établir un lien de causalité direct ou indirect entre les facteurs de risque et l'occurrence d'une chute (Rubenstein, 2006). Ainsi, c'est plus de 400 facteurs de risque qui sont à ce jour connus pour être associés à un risque accru de chute chez les personnes âgées (Bégin, Boudreault et Sergerie, 2009; ICSP, 2013). La gamme très variée de facteurs de risque ainsi que leur interdépendance témoignent d'ailleurs de la complexité du mécanisme contribuant à l'occurrence d'une chute. Même s'il est difficile d'explicitier de façon précise l'interaction qui existe entre ces différents facteurs de risque et l'importance relative de chacun, il est certain que plus l'exposition à ces facteurs augmente, plus le risque de chute et de blessure est grand (OMS, 2007). En 2014, l'ASPC a effectué une recension des écrits concernant les risques de chute; c'est sur cette base que nous présentons les quatre grandes catégories de facteurs ci-après.

1.2.1 Facteurs de risque biologiques ou intrinsèques

Les facteurs de risque biologiques ou intrinsèques sont ceux qui touchent le corps humain et qui sont liés au processus de vieillissement naturel ainsi qu'aux effets des problèmes de santé chroniques et aigus. Ce sont les facteurs les plus explorés dans la littérature et qui bénéficient des plus hauts niveaux de preuves scientifiques (Bégin, Boudreault et Sergerie, 2009). Il peut s'agir de déficiences cognitives, de déficiences visuelles, de la faiblesse musculaire et la baisse de la forme physique, de maladies aiguës, de maladies et d'invalidités chroniques, des troubles de l'équilibre et de la démarche.

1.2.2 Facteurs de risque comportementaux ou liés à l'épisode de soins

Les facteurs de risque de chute liés au comportement comprennent les habitudes de vie, les choix d'une personne, mais également la façon dont celle-ci est prise en charge lors d'un épisode de soins. Ils prennent en compte les antécédents de chute, la mauvaise utilisation des appareils fonctionnels pour se déplacer (p. ex., fauteuil roulant mal ajusté), l'inadéquation des chaussures et vêtements, les comportements à risque (p. ex., être debout sur une chaise), la consommation excessive d'alcool, la mauvaise alimentation, la peur de tomber, la prise de certains médicaments, la polypharmacie, le manque de vitamine D.

1.2.3 Facteurs de risque socio-économiques

Ces dernières années, le lien entre les chutes et la situation socio-économique des aînés a été davantage souligné et démontré par plusieurs auteurs (T. Kim, Choi et Xiong, 2020; Kumar et al., 2014; Sousa et al., 2016). Par exemple, le manque d'interactions sociales peut entraîner l'isolement et la dépression qui peuvent être à leur tour associés à un manque d'activité physique et à un état psychologique instable. De plus, un faible statut socio-économique peut être lié à de mauvaises conditions de vie, à une mauvaise

alimentation, ou encore à un accès insuffisant aux services de santé. Tous ces facteurs sont susceptibles d'engendrer ou de précipiter la chute chez une personne âgée.

1.2.4 Facteurs de risque environnementaux

Les facteurs de risque environnementaux sont ceux qui sont associés au milieu physique dans lequel se retrouvent les personnes âgées. Qu'il s'agisse de l'absence de barre d'appui, d'une surface glissante, ou encore d'un manque d'éclairage, les facteurs environnementaux concourent à créer une situation de risque qui augmente la probabilité de chutes chez cette tranche de la population.

Le Tableau 1.1 présente un récapitulatif des différents facteurs décrits précédemment et qui sont associés à un risque accru de chute chez les personnes âgées. Ce tableau a été conçu par Scott et al. (2001) et mis à jour par l'ASPC (2014). Par ailleurs, en croisant les résultats obtenus à partir de 16 études épidémiologiques, Rubenstein (2006) souligne que les principaux facteurs de risque de chute classés selon leur importance relative sont les suivants : la faiblesse musculaire, le trouble de l'équilibre, le trouble de la démarche, la déficience visuelle, la mobilité réduite, la déficience cognitive, la déficience fonctionnelle et l'hypotension posturale. À ces facteurs, nous pouvons ajouter la médication, la dénutrition, l'effet de certains soins et services tels que les chirurgies orthopédiques. Enfin, une bonne partie des facteurs de risque de chute présentés dans cette section peut faire l'objet d'interventions capables d'en supprimer ou d'en limiter les effets. C'est pour cette raison qu'il s'avère indispensable d'évaluer la présence de ces facteurs de risque pouvant nuire aux individus, et plus particulièrement aux aînés qui se retrouvent en milieu hospitalier.

BIOLOGIQUES/ INTRINSÈQUES	COMPORTEMENTAUX	SOCIO-ÉCONOMIQUES	ENVIRONNEMENTAUX
<ul style="list-style-type: none"> • Mobilité réduite • Trouble de l'équilibre • Trouble de la démarche • Faiblesse musculaire • Âge avancé • Maladie ou invalidité chronique : <ul style="list-style-type: none"> • Déficience cognitive • AVC • Maladie de Parkinson • Diabète • Arthrite • Cardiopathie • Incontinence • Troubles du pied • Déficience visuelle • Maladie aiguë 	<ul style="list-style-type: none"> • Antécédents de chute • Peur de tomber • Prise de plusieurs médicaments • Utilisation de : <ul style="list-style-type: none"> • Antipsychotiques • Calmants et somnifères • Antidépresseurs • Consommation excessive d'alcool • Comportements à risque • Manque d'activité physique • Chaussures et vêtements inadéquats • Mauvaise utilisation des appareils fonctionnels • Mauvaise alimentation ou hydratation • Manque de sommeil 	<ul style="list-style-type: none"> • Faible revenu • Faible niveau de scolarité • Analphabétisme et barrières linguistiques • Mauvaises conditions de vie • Fait de vivre seul • Manque de réseaux sociaux et d'interactions sociales • Absence de transport • Culture et origine ethnique 	<ul style="list-style-type: none"> • Mauvaise conception et/ou mauvais entretien de l'immeuble • Codes du bâtiment mal adaptés • Escaliers • Dangers à domicile • Absence de : <ul style="list-style-type: none"> • Mains courantes • Bateaux de trottoir • Aires de repos • Barres d'appui • Éclairages suffisants et contrastes nets • Surfaces glissantes et inégales • Obstacles et dangers de trébuchement

Tableau 1.1 – Facteurs de risque de chute chez les personnes âgées (source : « *Chutes chez les aînés au Canada : Deuxième rapport* », ASPC, 2014)

1.3 Outils d'évaluation du risque de chute en milieu hospitalier

Les experts s'accordent sur le fait que la meilleure approche en matière de prévention des chutes chez les personnes âgées doit inclure, d'une part, une évaluation multifactorielle du risque de chute et, d'autre part, un programme subséquent de prise en charge adapté aux facteurs de risque ainsi qu'à l'environnement (ASPC, 2014; NICE, 2013). Autrement dit, tous les facteurs de risque modifiables doivent être évalués afin de mettre en place des stratégies de prévention efficaces pour les patients à risque. De plus, il est recommandé que cette évaluation multifactorielle soit réalisée chez toute personne de 65 ans et plus admise à l'hôpital. Les personnes de 50 à 64 ans hospitalisées devraient égale-

ment avoir une évaluation s'ils sont jugés par un clinicien comme présentant un risque de chute élevé en raison d'une condition sous-jacente (Moraescu et al., 2013 ; NICE, 2013). Il est à noter également que l'évaluation ne doit pas seulement se faire à l'admission, mais également sur une base régulière, après un changement de l'état de santé ou à la suite d'une chute (ICSP, 2013). Ainsi, les résultats de l'évaluation permettraient d'obtenir une orientation pour l'élaboration et la mise en œuvre d'un plan de soins personnalisé pour chaque patient et destiné à prévenir les chutes et les blessures causées par les chutes. Cela permettrait également d'utiliser de façon optimale les ressources disponibles tout en intervenant auprès des personnes qui sont les plus à risque (ICSP, 2013 ; Scott, 2012).

Bien qu'il n'existe aucun outil d'évaluation des risques de chute universellement utilisé et validé pour tous les contextes, de nombreux outils ont été développés à travers le monde et sont utilisés en fonction de « la population ciblée, du milieu de soins de santé, du potentiel d'adaptation par le personnel et des données probantes qui témoignent de leur validité et fiabilité » (ICSP, 2013). Ces outils peuvent être classés en deux grandes catégories (Morse, 1993) : les outils cliniques pour le dépistage des facteurs de risque, les outils d'évaluation multifactorielle du risque.

1.3.1 Outils cliniques pour le dépistage des facteurs de risque

Les outils de dépistage sont utilisés afin de détecter individuellement les facteurs de risque (un à un). Ils peuvent servir à dépister par exemple l'état physique et fonctionnel, les troubles cognitifs, l'ostéoporose, la malnutrition, les pertes d'acuité auditive et les baisses d'acuité visuelle (ICSP, 2013). Dans cette section, nous présenterons quelques instruments permettant de dépister les limitations fonctionnelles de l'équilibre et de la démarche, car ce sont souvent les plus cités dans la littérature.

Test chronométré du lever de chaise ou *Timed-Up-and-Go Test* (TUG)

Ce test permet d'évaluer la capacité d'un individu à se déplacer sur une distance donnée dans un délai de temps raisonnable. Il est reconnu et communément utilisé pour sa

simplicité et son caractère objectif. Pour réaliser ce test, l'individu doit se lever d'une chaise à accoudoirs, marcher trois mètres, faire demi-tour et revenir s'asseoir (Podsiadlo et Richardson, 1991). Le test est chronométré à partir du moment où l'administrateur indique à l'individu de commencer jusqu'à ce qu'il retourne à une position assise après la tâche de marche. Bien que ce test permet d'avoir une évaluation objective des capacités fonctionnelles de l'individu, la valeur seuil qui doit être considérée pour identifier un individu à risque de chute ne fait pas l'unanimité dans la littérature, ce qui complique son intégration dans la pratique clinique (Beauchet et al., 2011). Selon certains chercheurs, une personne âgée qui prend plus de 12 secondes pour effectuer le TUG est à risque de chuter (Centers for Disease Control and Prevention, 2017). Par ailleurs, même si plusieurs recherches suggèrent que le TUG est un test valide pour prédire la chute chez une personne âgée vivant dans la communauté (Kojima et al., 2015 ; Nightingale, Mitchell et Butterfield, 2018 ; Shumway-Cook, Brauer et Woollacott, 2000 ; Zhou et al., 2021), une absence de preuves se fait ressentir en ce qui concerne sa validité en milieu hospitalier (Large et al., 2006). Ainsi, dans une étude rétrospective réalisée en Australie à partir de dossiers médicaux de patients âgés admis dans un service de soins aigus, Lindsay, James et Kippen (2004) ont conclu que le TUG, utilisé isolément, ne permet pas d'identifier les patients susceptibles de chuter. À cet effet, certains auteurs suggèrent que la combinaison de ce test avec des méthodes d'évaluation du risque plus subjectives (p. ex., STRATIFY ou MFRS) permettrait d'améliorer la précision et la performance dans l'identification du risque de chute chez les patients hospitalisés dans les établissements de soins aigus (Bassett, Siu et Honaker, 2020). Une autre étude australienne, cette fois prospective et basée sur un échantillon de 2 388 personnes âgées, souligne que le fait qu'un patient soit incapable de réaliser le test et les raisons de cette incapacité représentent de meilleurs indicateurs du risque de chute que le temps enregistré pour réaliser le test en lui-même (Large et al., 2006). Cette étude met ainsi en évidence le fait qu'en milieu hospitalier, de nombreux patients sont incapables de réaliser le TUG en raison d'un handicap physique ou d'autres raisons (p. ex., les patients atteints de démence) qui peuvent être des indicateurs d'un risque élevé de chute.

Échelle d'équilibre de Berg

Cette échelle permet d'évaluer l'équilibre d'un individu en observant sa capacité à effectuer 14 mouvements habituels de la vie quotidienne. Chaque mouvement est noté de 0 (mauvais) à 4 (bon) et en additionnant le tout on obtient un score total entre 0 et 56 ; un score plus élevé indique un meilleur équilibre (Berg et al., 1989). Ce test a l'avantage de pouvoir être utilisé chez des personnes souffrant de diverses conditions et de divers handicaps. Contrairement aux autres tests d'équilibre et de mobilité qui exigent que les personnes soient capables de marcher ou de se tenir debout, l'échelle d'équilibre de Berg peut être utilisée avec les personnes à mobilité réduite (Downs, 2015). Toutefois, une revue systématique de la littérature réalisée en 2011 souligne que l'échelle d'équilibre de Berg seule n'est pas utile pour prédire les chutes chez les personnes âgées avec et sans pathologie (Neuls et al., 2011). De plus, compte tenu de la variété des seuils recommandés pour classer les personnes à haut risque de chute, Neuls et al. (2011) suggère que cet outil soit utilisé en conjonction avec d'autres tests et mesures tenant compte des facteurs propres aux patients pour quantifier le risque. Par ailleurs, une méta-analyse réalisée en 2016 et visant à évaluer la validité prédictive de cet outil a rapporté que sa performance (sensibilité, spécificité) varie d'une étude à une autre en fonction des caractéristiques (p. ex., la présence ou l'absence de certaines comorbidités) de la population à laquelle il est administré (Park et Lee, 2017).

Test de Tinetti ou POMA (*Performance-Oriented Mobility Assessment*)

Cet outil permet d'évaluer les anomalies de l'équilibre et de la démarche d'une personne âgée au cours de diverses situations de la vie quotidienne. En raison de sa simplicité et du besoin minimal de formation pour l'administrer, le POMA est utilisé pour détecter les personnes à risque de chuter. La version originale de ce test contient 16 épreuves, neuf destinées à évaluer l'équilibre et sept destinées à évaluer la démarche. Certaines épreuves sont notées 0 (peut être effectuée) ou 1 (ne peut pas être effectuée), tandis que d'autres sont notées 0 (mouvement anormal), 1 (mouvement adaptatif) ou 2 (mouvement normal).

Le score maximal est de 28 ; plus il est élevé, plus l'individu a une démarche normale et un équilibre stable (Tinetti, 1986). En plus de la version originale, il existe plusieurs versions de ce test avec différents noms et méthodes de notation. Une récente revue systématique de la littérature portant sur la précision prédictive du POMA pour les chutes chez les personnes âgées met en évidence la validité de cet outil pour évaluer les capacités fonctionnelles et le risque de chute d'un individu (Jahantabi-Nejad et Azad, 2019). Cependant, en raison de l'hétérogénéité du type d'études qui rendent compte de sa précision prédictive et de l'utilisation de différentes versions du POMA, il est difficile de déterminer un seuil précis qui permettrait d'identifier les individus ayant un risque élevé. De plus, la majorité des études considérées dans cette revue de la littérature se base sur une population vivant dans la communauté ou dans des centres d'hébergement.

Au regard de ce qui précède, les outils cliniques pour le dépistage des facteurs de risque de chute ont l'avantage de mettre en évidence des facteurs de risque précis (un à un) chez les personnes âgées. Ces instruments fournissent par exemple des mesures standardisées décrivant les limitations fonctionnelles de l'équilibre et de la démarche. Une fois ces facteurs de risque identifiés, il est possible de mettre en place des interventions adéquates afin de prévenir une chute éventuelle. Cela dit, la validité et la fiabilité de ces outils en matière d'évaluation du risque de chute en milieu hospitalier ne peuvent pas être prises pour acquises. Ceci peut s'expliquer d'une part par la nature multifactorielle et complexe d'une chute et, d'autre part, par le fait que les personnes âgées admises dans un hôpital présentent certaines caractéristiques singulières. De ce fait, l'utilisation conjointe de plusieurs outils de dépistage valides en milieu hospitalier est requise pour identifier différents facteurs de risque modifiables chez chaque personne âgée admise. Certains de ces outils sont très détaillés et peuvent être lourds pour le patient, l'obligeant à marcher, à se lever d'une chaise ou à effectuer d'autres activités fonctionnelles. L'utilisation de ces outils prend également du temps au praticien ; celui-ci peut mettre jusqu'à 20 minutes pour réaliser un seul test (Perell et al., 2001). Dans les établissements de soins aigus, le temps nécessaire pour remplir le formulaire est un critère essentiel en raison de l'évaluation ré-

pétée requise lors d'un séjour hospitalier. Il faut donc une évaluation facile et rapide à remplir pour faciliter l'évaluation répétée sans imposer de fardeau aux patients gravement malades. Étant donné la grande variété de facteurs de risque modifiables et le nombre élevé de personnes âgées qui se rendent à l'hôpital, l'utilisation de ce type d'instruments pourrait nécessiter des ressources importantes et constituer un fardeau pour les aînés et le personnel soignant. De plus, cette stratégie prendrait difficilement en compte l'interdépendance qui peut exister entre différents facteurs de risque étant donné que ceux-ci sont évalués de façon indépendante. Une autre approche, possiblement plus optimale, serait d'identifier dans un premier temps les aînés présentant globalement un risque élevé de chute, et dans un second temps, d'effectuer un dépistage complet ou partiel des facteurs de risque individuels chez le groupe de patients ciblés. Ceci serait possible en employant un seul test multifactoriel permettant d'évaluer de façon succincte un ensemble de facteurs significatifs afin de déterminer si l'individu est globalement à risque de chuter ou pas. Une fois ce premier filtre effectué, il serait alors possible de mobiliser les ressources disponibles pour dépister de façon plus précise les facteurs de risque individuels nécessitant une intervention chez les patients les plus à risque. Par ailleurs, dans la mesure où les facteurs de risque individuels sont systématiquement dépistés pour tous les patients, avoir une idée globale des patients les plus à risque permettrait d'établir un ordre de priorité dans l'évaluation du risque. Là encore, un outil d'évaluation multifactorielle serait de mise. Pour ce faire, l'outil d'évaluation multifactorielle utilisé devrait être en mesure d'identifier avec une grande précision les aînés qui sont susceptibles de chuter ; sans quoi, son utilisation serait sous-optimale.

1.3.2 Outils d'évaluation multifactorielle du risque

Contrairement aux outils de dépistage qui évaluent de façon individuelle les facteurs de risque, les outils d'évaluation multifactorielle évaluent un ensemble de facteurs pour calculer un score ou une probabilité du risque de chute du patient. De plus, des seuils ou points de coupure sont établis pour séparer les individus selon leur niveau de risque. Dans

cette catégorie d'outils, nous distinguons deux sous-catégories : les outils cliniques et les modèles d'apprentissage automatique. D'autres outils technologiques (alarmes, capteurs, microphones, caméras, etc.) existent pour la détection des chutes en milieu hospitalier, mais nous n'en ferons pas cas dans la suite, car leur utilisation est encore très peu répandue en raison des nombreux défis qu'ils présentent (Iguar, Medrano et Plaza, 2013 ; LeLaurin et Shorr, 2019).

Outils cliniques pour l'évaluation multifactorielle du risque

Ces outils énumèrent un certain nombre de facteurs de risque de chute, attribuent une valeur numérique à la présence ou à l'absence de chacun de ces facteurs, puis additionnent les valeurs numériques pour calculer le risque de chute de la personne pendant son hospitalisation. Ils se présentent sous la forme d'échelles ou de formulaires standardisés qui doivent être remplis par le personnel soignant, les patients eux-mêmes ou leurs familles. L'inclusion et la pondération des facteurs de risque peuvent avoir été déterminées par des analyses statistiques ou l'opinion du concepteur basée sur la connaissance des facteurs de risque à partir de la littérature. Un point de coupure est généralement choisi de façon optimale sur l'échelle numérique du risque de chute pour délimiter les personnes présentant un risque de chute élevé ou faible (Haines et al., 2007). Dans cette section, nous présentons trois des outils cliniques les plus souvent cités et étudiés dans la littérature (Cumber et al., 2013 ; Majkusová et Jarosova, 2017).

St. Thomas Risk Assessment Tool in Falling elderly inpatients (STRATIFY)

Il s'agit d'un questionnaire en cinq points qui évalue le risque de chute des patients en fonction de cinq facteurs principaux : l'antécédent de chutes récentes, l'agitation, le besoin de la toilette fréquente, la déficience visuelle et l'évaluation combinée du transfert et de la mobilité. Les éléments sont notés par « oui » (1 point) ou « non » (0 point) et il en résulte un score total entre 0 et 5 ; plus ce score est élevé, plus l'individu présente un risque élevé avec un seuil de 2 ou 3 (Oliver et al., 1997). Une revue systématique de la littérature et une méta-analyse réalisées par Haines et al. (2007) soulignent qu'il existe

une grande variation dans la performance prédictive rapportée pour cet outil en raison de l'hétérogénéité des milieux dans lesquels il a été testé. Selon ces auteurs, l'hétérogénéité entre les études indique que l'outil STRATIFY peut être utile dans des contextes particuliers, mais que son adoption généralisée a peu de chances de générer des bénéfices nettement supérieurs à ceux du jugement clinique du personnel infirmier. Par exemple, il semble avoir une bonne précision prédictive chez les patients âgés admis dans les unités de médecine générale. D'autres études subséquentes, incluant une revue systématique de la littérature, ont conclu que le STRATIFY n'est peut-être pas optimal pour identifier les personnes à haut risque pour la prévention des chutes en milieu hospitalier (Oliver et al., 2008 ; Webster et al., 2010).

Morse Fall Risk Scale (MFRS)

Le *Morse Fall Risk Scale* est une échelle permettant d'évaluer six facteurs de risque de chute chez les patients hospitalisés : l'historique des chutes, le diagnostic secondaire, la démarche, l'aide ambulatoire, la thérapie intraveineuse et l'état mental. La notation varie d'un facteur à l'autre avec un score total maximal de 150 ; plus ce score est élevé, plus le patient présente un risque élevé de chute. Cette échelle place les patients dans des catégories de risque élevé (score supérieur ou égal à 45), moyen (score entre 25 et 44) et faible (score inférieur à 25) (Morse et al., 1989). Plusieurs auteurs soulignent que cet outil ne devrait être utilisé qu'après validation locale afin de déterminer les meilleurs seuils qui s'appliquent dans le contexte ou le milieu dans lequel il sera utilisé (Bóriková et al., 2017 ; Cumbler et al., 2013 ; Haines et al., 2007 ; Oliver et al., 2008 ; Schwendimann, De Geest et Milisen, 2006). Ainsi, de récentes études ont permis de prouver que dans des milieux particuliers le MFRS est un bon outil pour prédire le risque de chute (Jewell et al., 2020 ; Urbanetto et al., 2017). Tout comme le STRATIFY, le MFRS peut être très précis dans certains contextes, mais son adoption généralisée n'apporte pas des résultats significativement meilleurs que le jugement clinique du personnel infirmier (Haines et al., 2007).

Hendrich II Fall Risk Model (HIIFRM)

Cet outil se concentre sur huit facteurs de risque : la confusion/désorientation et l'impulsivité, la dépression symptomatique, l'altération de l'élimination, les étourdissements ou vertiges, le sexe masculin, la prise d'antiépileptiques, la prise de benzodiazépines, la mauvaise performance pour se lever d'une position assise dans le test *Get Up-and Go*. Une pondération différente est associée à chaque facteur de risque. Le score total varie entre 0 et 16 et les patients ayant un total de 5 ou plus sont considérés comme étant à haut risque de chute (Hendrich, Bender et Nyhuis, 2003). Bon nombre d'études à travers le monde ont prouvé la pertinence de cet outil pour détecter les personnes âgées ayant un risque élevé de chute en milieu hospitalier (Caldevilla et al., 2013; Hendrich, Bufalino et Groves, 2020; Ivziku, Matarese et Pedone, 2011; Zhang et al., 2015). De plus, selon certains auteurs, cet outil serait plus facile à utiliser que les deux autres outils décrits précédemment (E. A. Kim et al., 2007). Cependant, d'après une étude réalisée par Swartzell, Fulton et Friesth (2013), le HIIFRM a une performance variable selon les groupes de patients en fonction de leurs diagnostics médicaux, les niveaux de compétence des infirmiers(ères) ou les unités cliniques.

Les tests STRATIFY, MFRS et HIIFRM sont des outils valides et bénéfiques lorsqu'ils sont appliqués dans certains contextes particuliers pour prédire le risque de chute chez les personnes âgées. Néanmoins, ils ne constituent pas la panacée étant donné que leurs performances peuvent varier considérablement en fonction des patients auxquels ils sont administrés, de leur état de santé ou du milieu clinique dans lequel ils sont déployés. C'est également la conclusion à laquelle a abouti l'INESSS dans un rapport publié en 2013 et portant sur la chute des patients dans les établissements de santé au Québec (Morarescu et al., 2013). Notons également que la fiabilité de ces outils est associée à la rigueur dont font preuve les évaluateurs qui les utilisent. En raison de cette irrégularité, plusieurs auteurs recommandent que ces outils soient avant tout testés dans la population et le milieu dans lequel ils seront déployés afin de valider leurs performances prédictives (Cumbler et al., 2013; Haines et al., 2007; Oliver et al., 2008 Swartzell et al., 2013). À cet effet, Perell

et al. (2001) suggèrent d'utiliser les critères suivants pour choisir l'outil d'évaluation le plus approprié à un contexte spécifique : sensibilité, spécificité et fiabilité des facteurs élevés ; similarité de la population de patients avec celle dans laquelle l'instrument a été développé ou étudié ; procédures écrites décrivant explicitement l'utilisation appropriée du formulaire ; temps raisonnable nécessaire pour administrer l'échelle ; et seuils établis identifiant le moment où il faut commencer les interventions. Ces critères s'appliquent quel que soit le contexte, mais l'instrument spécifique choisi peut varier en fonction du contexte et des professionnels chargés de remplir les formulaires. Bien que la précision et l'utilité générale de ces outils aient montré une grande variabilité, certains auteurs soutiennent qu'il semble peu nécessaire que les établissements développent leurs propres instruments d'évaluation du risque, car certains outils peuvent être validés et utilisés avec confiance dans le cadre d'un programme efficace de prévention des chutes (Perell et al., 2001 ; Ruggieria et al., 2018). En effet, si chaque établissement développe son instrument en suivant une méthode qui lui est propre, les scores et les échelles ne seraient pas comparables entre des types d'établissements similaires, ce qui poserait alors des problèmes de fiabilité et de validité (Perell et al., 2001). Nonobstant, même s'il existe des similitudes entre les outils présentés, ceux-ci ne se concentrent pas tous sur les mêmes facteurs de risque et il n'est pas clair si l'utilisation de l'un d'entre eux est préférable. De plus, il peut être difficile, voire impossible, de tous les tester dans un établissement de soins de santé. Face à ces nombreux défis, plusieurs études se sont penchées sur l'utilisation des algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire le risque de chute en raison de leur grande flexibilité.

Modèles d'apprentissage automatique pour l'évaluation multifactorielle du risque

L'utilisation répandue des dossiers électroniques de santé permet de disposer d'une grande quantité de données sur les patients. En utilisant des méthodes d'apprentissage automatique, ces données clinico-administratives peuvent servir à identifier les sous-groupes de patients qui présentent un risque élevé de chute. Plus spécifiquement, des modèles de classification ou d'évaluation de la probabilité de chute sont entraînés à partir des données

disponibles pour faire le lien entre les facteurs de risque et l'occurrence d'une chute.

Ces dernières années, plusieurs études ont été réalisées afin de développer ce type de modèles et d'en valider la performance prédictive pour l'évaluation multifactorielle du risque de chute. Il s'agit majoritairement d'études rétrospectives exploitant des données secondaires de très grande taille, pouvant aller de quelques centaines d'observations (Dolci et al., 2020; Hsu et al., 2020; Lindberg et al., 2020; Lucero et al., 2019; Nakatani et al., 2020), à des milliers d'observations (Moskowitz et al., 2020; Oshiro et al., 2019; Rafiq et al., 2014; Ye et al., 2020). Dans certains cas, les données sont collectées quotidiennement pour chaque patient, ce qui donne lieu à des millions d'observations sous forme longitudinale (Cho et al., 2019; Choi et al., 2018; Yokota, Endo et Ohe, 2017; Yokota et Ohe, 2016). En apprentissage automatique, la taille de l'échantillon est d'une importance capitale, car plus nous disposons d'observations de qualité, plus nous sommes en mesure de développer des modèles robustes qui capturent de façon précise les relations entre les prédicteurs et la variable cible. De même, il est possible d'évaluer les modèles avec des données qui n'ont pas servi à leur développement, soit en subdivisant les données ou en faisant une validation croisée. Un autre avantage des données clinico-administratives est qu'ils permettent d'accéder à une plus grande variété de facteurs de risque que les outils cliniques standards qui se limitent généralement à une dizaine d'éléments. Par exemple, dans leur étude, Ye et al. (2020) ont développé un modèle à partir de 157 prédicteurs, incluant les caractéristiques socio-démographiques des patients, les soins reçus, les diagnostics médicaux, les médicaments prescrits et les résultats des tests de laboratoire. Ce type de modèles permettrait d'obtenir pour chaque patient et de façon quasi systématique une évaluation du risque à partir de données qui sont collectées quotidiennement ou à des moments opportuns.

Les méthodes d'apprentissage employées pour développer ce type de modèles varient d'une étude à une autre. Il peut s'agir de méthodes relativement simples telles que la régression logistique, les séparateurs à vaste marge, les arbres de classification (Choi et al., 2018; Jung, Park et Hwang, 2020; Lee et al., 2016; Lucero et al., 2019; Moskowitz et al., 2020; Oshiro et al., 2019; Rafiq et al., 2014; Yokota, Endo et Ohe, 2017; Yokota

et Ohe, 2016); ou encore d'algorithmes plus complexes tels que les forêts aléatoires, le *boosting* et les réseaux de neurones (Hsu et al., 2020; Lindberg et al., 2020; Nakatani et al., 2020; Ye et al., 2020). Nous notons également que la plupart de ces modèles ont démontré une performance prédictive plus élevée que les outils cliniques d'évaluation multifactorielle présentés précédemment (Cho et al., 2019; Choi et al., 2018; Hsu et al., 2020; Jung, Park et Hwang, 2020; Lee et al., 2016; Lindberg et al., 2020; Lucero et al., 2019; Moskowitz et al., 2020). Ainsi, la richesse des données clinico-administratives en termes de volume et de variété n'est plus à démontrer. Ces données peuvent être utilisées pour prédire le risque de chute des patients en milieu hospitalier. Elles représentent de ce fait une opportunité importante pour l'utilisation optimale des ressources disponibles (Chen et Decary, 2020; Domingos, 2015; Pastorino et al., 2019).

Toutefois, seulement très peu d'études se sont concentrées sur le cas spécifique des personnes âgées (Oshiro et al., 2019; Rafiq et al., 2014; Ye et al., 2020). Concernant ces études, les mesures de performances rapportées varient entre 43% et 67% pour la sensibilité, entre 0,72 et 0,80 pour l'aire sous la courbe ROC (fonction d'efficacité du récepteur). Aussi, le nombre et le type de variables considérés diffèrent d'une étude à l'autre, ce qui s'explique par le fait que tous les hôpitaux ne disposent pas de la même infrastructure informatique et ne collectent pas les mêmes données sur les patients. Ceci représente un inconvénient majeur car ces modèles peuvent difficilement être validés et implémentés dans des hôpitaux différents de ceux dans lesquels ils ont été développés, surtout s'ils ne se situent pas dans la même région.

À ce jour et à notre connaissance, aucune étude ne s'est penchée sur l'utilisation de modèles d'apprentissage automatique pour évaluer le risque de chute chez les personnes âgées en milieu hospitalier au Québec. Pourtant, ce type de modèles pourraient être implémentés dans différents établissements du réseau de la santé au Québec, car la plupart d'entre eux disposent depuis quelques années de *PowerPerformance Manager* (PPM), une base de données permettant aux gestionnaires et cliniciens d'obtenir, à une fréquence élevée, des données provenant de parcours de soins des patients. Contrairement aux ou-

tils standardisés, les modèles d'apprentissage automatique offrent une certaine flexibilité dans la mesure où ils sont développés à partir des données issues du milieu dans lequel ils seront déployés. Il s'agit d'un atout capital, car les caractéristiques de la population desservie peuvent varier selon le milieu. L'utilisation des mêmes méthodes pour le développement de ces modèles d'un établissement à l'autre rendrait également possibles la validation et la comparaison de leurs performances prédictives.

1.4 Question de recherche

À la lumière des réflexions présentées ci-haut, nous estimons qu'il est nécessaire d'élargir le spectre d'évaluation du risque de chutes chez les aînés hospitalisés au Québec afin de tenir compte des récentes avancées technologiques. Spécifiquement, nous proposons d'explorer et de valoriser les données clinico-administratives disponibles à l'aide d'outils d'apprentissage automatique. L'objectif de ce mémoire sera donc de répondre à la question suivante :

Peut-on prédire efficacement le risque de chute chez une personne âgée en milieu hospitalier en se basant sur des modèles d'apprentissage automatique développés à partir de données clinico-administratives issues des établissements de santé du Québec ?

Afin de répondre à notre question de recherche, nous présentons au chapitre suivant notre méthodologie. Plus spécifiquement, nous y présentons le cadre de l'étude, les données collectées, le plan et les méthodes d'analyses.

Chapitre 2

Méthodologie de recherche

Afin d’apporter des éléments de réponse à la question de recherche, nous avons mené une étude rétrospective à partir de données secondaires collectées dans un centre hospitalier universitaire pour adultes de la région de Montréal. Le centre hospitalier concerné étant anonyme dans ce document, nous y ferons référence en utilisant le terme « CH ». Nous aborderons dans ce chapitre la méthodologie employée dans notre étude. D’abord, nous décrirons le cadre de l’étude, c’est-à-dire le centre hospitalier dans lequel les données ont été collectées ainsi que les objectifs clés de notre étude. Ensuite, nous présenterons les données qui ont fait l’objet de notre étude, de même que les méthodes d’apprentissage automatique employées. Pour terminer, nous passerons en revue les stratégies d’analyses qui ont été privilégiées.

2.1 Cadre de l’étude

Le centre hospitalier qui constitue l’environnement de notre étude est un hôpital à vocation tertiaire et quaternaire qui dessert une population vieillissante de la grande région de Montréal. Les soins tertiaires et quaternaires désignent les formes de soins avancés regroupant entre autres les interventions médicales et chirurgicales complexes, les soins palliatifs, les soins intensifs, les soins en néonatalogie, en psychiatrie ou en oncologie. Les patients adultes traités dans ce centre hospitalier sont ainsi caractérisés par des condi-

tions cliniques qui sont souvent complexes et propices à augmenter les risques de chutes. Au CH, le taux de chute était de 4,5 (nombre de chutes par 1000 jours-présence) lors de l'année administrative 2019–2020 (01 avril 2019 au 31 mars 2020) pour les patients hospitalisés. À titre comparatif, ce taux était de 4,7 en 2017–2018, et de 4,0 en 2018–2019. Ces taux prennent en compte les patients de tout âge, mais excluent les jours-présence des nouveau-nés et des patients dans le département de néonatalogie. Pour calculer ces taux, le temps total d'hospitalisation de tous les patients hospitalisés pendant la période a été additionné, toutes les chutes (et les quasi-chutes) dont un rapport d'accident a été fait ont aussi été dénombrées. Par la suite, les chutes sont rapportées par tranche de 1000 jours-présence pour faciliter la comparaison entre les périodes et les années. Au Québec, l'INESSS rapporte les données de deux revues systématiques suggérant des taux presque identiques, soit de 1,3 à 9 chutes pour 1000 lits par jour (Morarescu et al., 2013). Le centre hospitalier sur lequel se base notre étude s'est fixé une norme visée de 6,0 chutes par 1000 jours-présence. Selon son guide de pratique clinique pour la prévention des chutes, un plan stratégique sera mis en place à partir de l'année administrative 2021–2022 pour abaisser cette norme de 0,3 par 1000 jours-présence chaque année pendant la prochaine décennie ; la norme à partir du 01 avril 2021 sera alors de 5,7 par 1000 jours-présence. Par ailleurs, le niveau de gravité le plus fréquent des chutes ayant eu lieu dans ce centre hospitalier au cours de l'année 2019–2020 est un niveau de gravité D, signifiant que l'accident était sans conséquence (annexe B). Cependant, le taux de chutes causant une blessure s'élevait à 0,47 (gravité E1 à I). Parmi celles-ci, le taux de chutes sévères s'élevait à 0,19 pour l'exercice 2019–2020.

En matière d'évaluation du risque, toutes les personnes âgées admises dans ce centre hospitalier sont soumises à une évaluation initiale de plusieurs risques, dont le risque de chute. Cette évaluation se fait à travers un formulaire (annexe C) comprenant sept éléments liés spécifiquement aux facteurs de risque de chute ; ce formulaire est rempli par le patient et/ou ses proches. Celui-ci ne constitue pas un outil standardisé pour mesurer le risque de chute, mais permet simplement de fournir les informations nécessaires au jugement clinique. Ainsi, seul le jugement clinique, c'est-à-dire le jugement du person-

nel infirmier, est utilisé dans ce centre hospitalier pour déduire qu'un patient présente un risque élevé de chute. Lorsqu'un patient est identifié comme étant à risque de chuter, un plan thérapeutique est complété par le personnel infirmier afin d'indiquer les directives (p. ex., mettre le lit du patient au plus bas niveau possible) qui constituent le plan de prévention pour ce patient. Plus spécifiquement, ce plan de prévention se base sur les facteurs de risque individuel du patient. Un exemple de plan thérapeutique infirmier pour un patient à risque de chuter est présenté à l'annexe D. De plus, un autre document nommé *kardex* est rempli par le personnel infirmier et permet d'indiquer les particularités liées aux risques, à la santé du patient ainsi qu'à son parcours de soins (voir l'annexe E). Ces indications permettent particulièrement de prendre en considération tout ce qui pourrait avoir une incidence sur la santé du patient tout au long de son séjour à l'hôpital. Enfin, un plan de travail est rempli par l'infirmier(ère) pour les préposés aux bénéficiaires afin que ces derniers puissent suivre adéquatement le patient et intervenir au besoin (voir l'annexe F). Notons que ces trois documents doivent être complétés le plus tôt possible après l'admission de la personne âgée dans une unité de soin. Cela dit, en raison du grand nombre de personnes âgées hospitalisées dans ce centre hospitalier, aucune procédure de réévaluation du risque n'est prévue durant l'épisode de soins, à moins que l'infirmier(ère) juge cela nécessaire pour certains patients. De ce fait, les facteurs de risque n'ayant pas été détectés à l'admission (p. ex., trouble de l'équilibre, dépression, etc.) sont éventuellement identifiés conjointement avec les diagnostics médicaux émis par les médecins ou autres professionnels de la santé au cours de l'épisode de soins (p. ex., physiothérapeute, neurologue, etc.).

Dans ce centre hospitalier, comme dans l'ensemble des établissements du Québec, toutes les chutes (et les quasi-chutes) doivent être déclarées à l'aide du formulaire AH-223 prévu à cet effet (annexe G). Après une chute, le patient est suivi de près et est systématiquement considéré d'office comme étant à risque de chuter de nouveau. Ainsi, la première chute est particulièrement déterminante dans la mesure où son risque d'occurrence est théoriquement moins contrôlé que le risque de chuter de nouveau. De plus, il s'avère indispensable de mettre à jour le risque déterminé à l'admission pour tenir compte

de l'évolution de l'état de santé du patient, de ses diagnostics ainsi que des soins, médicaments et traitements qu'il reçoit. Ainsi, les principaux objectifs des modèles d'apprentissage automatique développés s'articulent comme suit :

- Prédire le risque d'occurrence d'une première chute chez les patients âgés de 65 ans et plus qui sont admis dans une unité de soins au CH ;
- Utiliser le risque prédit pour classer les patients comme chuteurs ou non-chuteurs ;
- Effectuer une prédiction du risque avec les données disponibles à l'admission ainsi qu'une mise à jour de la prédiction en considérant les nouvelles données disponibles durant l'épisode de soins.

2.2 Données

2.2.1 Échantillon

Les données clinico-administratives utilisées pour cette étude proviennent de *Power-Performance Manager (PPM)*, une base de données permettant aux gestionnaires et cliniciens du centre hospitalier dans lequel notre étude a été réalisée d'obtenir, à une fréquence élevée, des données provenant de parcours de soins des patients. Ces données sont recueillies tout au long du parcours de soins, depuis l'admission jusqu'à la sortie des patients. Pour le présent travail, seules les données des patients admis dans une unité de soins (patients hospitalisés) dans ce centre hospitalier et âgés de 65 ans ou plus ont été comptabilisées. De plus, nous avons circonscrit la période de collecte des données aux admissions ayant eu lieu entre le 01 octobre 2016 et le 31 mars 2019, couvrant ainsi une période de 30 mois. Notons que certaines chutes ayant eu lieu durant la période considérée (459 chutes, tous âges confondus) ont dû être exclues, car elles n'ont pas pu être jumelées automatiquement à des épisodes de soins pour des raisons inhérentes à la base de données. Étant donné que nous n'avons pas assez d'information sur ces chutes, nous n'avons pas pu être en mesure de savoir la proportion de patients âgés et admis qui s'y rattache. Nous considérons ces informations manquantes comme étant une source de biais poten-

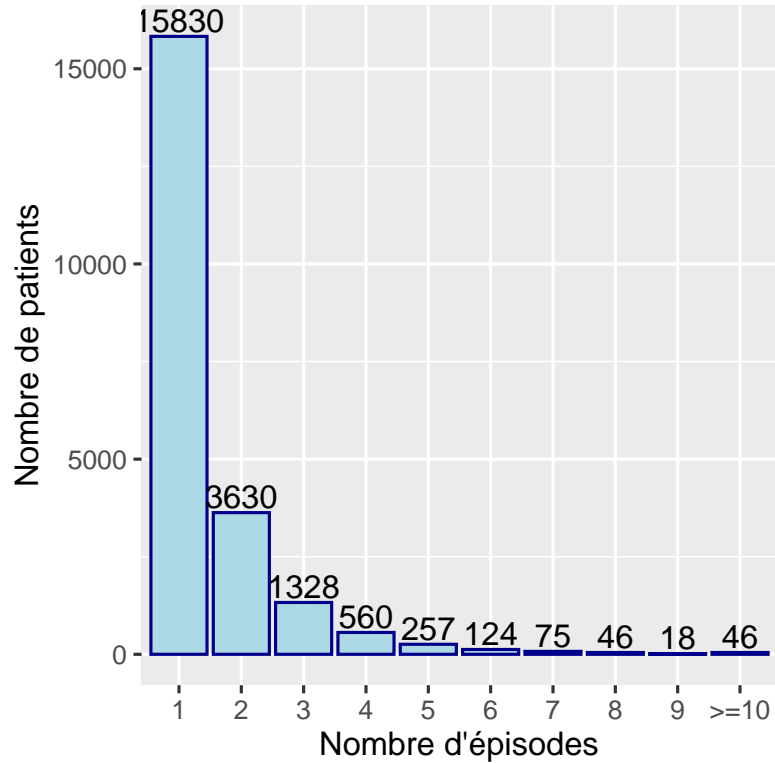


FIGURE 2.1 – Nombre de patients en fonction du nombre d'épisodes de soins

tiel. Au total, $n = 32\,956$ épisodes individuels ont été extraits de PPM. Parmi ces épisodes uniques, nous distinguons 1 188 épisodes (3,61%) avec au moins une chute et 31 768 épisodes (96,39%) sans aucune chute. Étant donné que nous nous intéressons spécifiquement à la première chute, chaque épisode avec au moins une chute compte pour une seule chute et constitue donc une observation unique. Toutefois, nos données sont par nature longitudinales (dépendantes), car un même patient peut être admis à plusieurs reprises à des moments différents. Ainsi, les 32 956 épisodes individuels considérés correspondent à 21 914 patients uniques. Comme l'illustre la Figure 2.1, certains patients ont eu plusieurs épisodes de soins. Par exemple, 46 patients de notre échantillon ont été admis 10 fois ou plus. Notons qu'un même patient peut avoir chuté durant tous ses épisodes de soins, certains de ses épisodes de soins, ou ne pas avoir chuté du tout. À cet effet, près de 95% des patients n'ont jamais chuté dans l'ensemble de leurs épisodes. Le déséquilibre prononcé entre épisodes avec chute et épisodes sans chute, ou entre chuteurs et non-chuteurs, sug-

gère que la chute est un évènement relativement rare, bien que ses conséquences soient parfois désastreuses. Par ailleurs, dans le cadre de notre étude, nous nous concentrerons sur les 32 956 épisodes individuels. Étant donné que notre principal objectif est de faire de la prédiction, ces épisodes seront traités comme étant des observations indépendantes.

2.2.2 Variables

Les variables considérées dans le cadre de notre étude se focalisent davantage sur les facteurs de risque biologiques et comportementaux des patients. Parmi ces variables, certaines sont connues au moment de l'admission alors que d'autres ne sont connues que durant l'épisode de soins. Nous présentons dans un premier temps les variables connues au moment de l'admission.

- *Variables démographiques* : ces variables se rapportent à l'âge et au sexe du patient ;
- *Provenance du patient* : cette variable indique la provenance du patient à l'admission et comporte 6 catégories : domicile, urgence (inclut d'autres provenances avant l'urgence : domicile, CHSLD, etc.), unité de chirurgie d'un jour, clinique externe, centre hospitalier de soins de courte durée, autres ;
- *Spécialité du médecin consulté* : cette variable indique la spécialité du médecin principal consulté à l'admission. Les différentes spécialités ont été regroupées en 13 catégories avec l'aide d'une consultante experte du centre hospitalier et en fonction de leur pertinence : médecine interne, gériatrie, cardiologie, chirurgie cardiaque, neurologie, psychiatrie, pneumologie, orthopédie, urologie, chirurgie hépatobiliaire, autres spécialités médicales, autres spécialités chirurgicales, autres spécialités ;
- *Antécédent de chute* : cette variable indique si « oui » ou « non » le patient a déjà chuté dans le centre hospitalier de notre étude lors d'un autre épisode ayant eu lieu dans les 6 derniers mois précédents son admission ;
- *Comorbidités* : en médecine, une comorbidité désigne la présence d'une ou de plusieurs maladies chroniques chez le patient, c'est-à-dire des maladies dont les effets

persistent dans le temps et pouvant affecter de multiples endroits du corps. Notons que contrairement aux autres diagnostics qui sont établis durant un épisode de soins, les comorbidités doivent être en théorie connues dès l'admission du patient afin d'adapter les soins et traitements qui lui seront prodigués. Dans notre étude, nous nous sommes intéressés aux comorbidités utilisées dans le calcul de l'indice de comorbidité de Charlson (ICC), un indice qui a été développé et validé pour mesurer le risque de mortalité et la charge de morbidité chez les individus (Roffman, Buchanan et Allison, 2016). Ainsi, 17 maladies comorbides ont été considérées : infarctus du myocarde, insuffisance cardiaque congestive, maladie vasculaire périphérique, maladie cérébro-vasculaire, démence, maladie pulmonaire obstructive chronique, maladie rhumatismale, ulcère gastroduodénal, maladie bénigne du foie, diabète avec complication, diabète sans complication, paraplégie/hémiplégie, néphropathie, cancer, maladie du foie, carcinome métastatique, VIH/sida. Une variable a été créée pour chaque maladie, indiquant sa présence ou son absence. Ensuite, des poids ont été attribués à ces maladies en fonction du risque de décès associé à chacune d'entre elles, et les scores correspondants ont été additionnés pour obtenir une nouvelle variable correspondant à l'ICC (Gasparini, 2020; Roffman, Buchanan et Allison, 2016).

Dans un second temps, nous présentons les variables qui sont connues uniquement durant l'épisode de soins.

— *Prescriptions* : il s'agit de cinq variables qui nous indiquent si « oui » ou « non » certains types de médicaments ont été prescrits au patient avant la chute (dans le cas d'un épisode avec chute) ou avant la fin de la période considérée (dans le cas d'un épisode sans chute). Ainsi, nous avons considéré six grandes catégories de médicaments qui sont connus pour augmenter le risque de chute ou qui sont souvent prescrits aux patients à risque de chuter : anticonvulsivants, antipsychotiques, benzodiazépines, hypnotiques non-benzodiazépines, antidépresseurs, psychotropes/neuroleptiques (ICSP, 2013). Les différents médicaments qui ont été clas-

sés dans ces six catégories sont présentés à l'annexe H et sont tirés de la trousse de prévention des chutes de l'ICSP (2013). Il est important de noter qu'on ne sait pas si c'est la prise de ces médicaments qui a donné lieu à la chute. Pour cause, nous savons simplement que ces médicaments ont été prescrits avant la chute, sans savoir s'ils ont été effectivement pris par le patient avant que celle-ci ne se produise. Dans tous les cas, ces variables nous renseignent sur l'état de santé du patient avant la chute, mais elles peuvent aussi indiquer un lien direct entre la prise des médicaments et la chute dans certains cas ;

- *Chute* : il s'agit de notre variable cible qui, pour chaque épisode, nous indique si « oui » ou « non » le patient a chuté (comprendons « première chute »). Nous avons également deux autres variables qui nous indiquent respectivement le moment où la chute s'est produite ainsi que sa gravité.

Ces données clinico-administratives ont été extraites de la base de données PPM du CH à l'aide du logiciel SQL. Toutes ces données sont non-identificatoires et leur utilisation a été approuvée par le Comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal, ainsi que par la direction du centre hospitalier dans lequel l'étude a été réalisée. Les données collectées nous ont permis de développer des modèles d'apprentissage automatique en vue de prédire le risque de chute des personnes âgées admises dans ce centre hospitalier.

2.3 Méthodes d'apprentissage automatique

Un problème d'apprentissage automatique est un problème que tente de résoudre la machine en apprenant à effectuer une certaine tâche à partir de données composées d'exemples (observations), eux-mêmes composés de caractéristiques (variables). La machine apprend donc une tâche à partir des exemples et de leurs caractéristiques pour être en mesure de l'effectuer automatiquement lorsqu'on lui demande. Il peut s'agir d'une tâche de régression (prédire une certaine valeur), de classification, de regroupement, de transcription, ou encore de traduction. En apprenant, la machine cherche à maximiser sa

performance qui peut être mesurée de plusieurs façons selon le type de tâche qu'elle effectue (erreur quadratique pour la régression, taux de bonne classification, etc.). L'expérience d'apprentissage peut être supervisée, non-supervisée ou par renforcement (Goodfellow, Bengio et Courville, 2016). Ici, nous nous intéressons particulièrement à l'apprentissage supervisé. Ce mode d'apprentissage a pour but de modéliser les données afin de prédire une variable cible (Y) à partir des autres variables (X). Ainsi, l'apprentissage est supervisé dans la mesure où la machine dispose non seulement de variables pour effectuer une tâche de prédiction, mais également d'éléments de réponse (variable cible) qui la guide afin de maximiser sa performance. Cette prédiction peut se faire avec une approche déterministe (prédire une valeur de Y sachant X) ou probabiliste (prédire la probabilité de Y sachant X). Dans notre étude, la tâche est de prédire la probabilité qu'une personne âgée chute en fonction des variables dont nous disposons. Pour ce faire, différents types de méthodes ont été considérés.

2.3.1 Régression logistique et sélection de variables

Régression logistique

L'objectif de la régression logistique est de définir les relations entre une variable cible dépendante de type dichotomique et une ou plusieurs variables indépendantes catégorielles, discrètes ou continues. Cette méthode est assez répandue en sciences humaines, dans le domaine médical et en épidémiologie. Il est par exemple possible de l'utiliser pour déterminer l'absence ou la présence d'une maladie. La régression logistique s'applique à la fois dans un contexte d'inférence et dans un contexte de prédiction (Shmueli, 2010); ici nous nous intéresserons à la prédiction. Plus spécifiquement, la régression logistique permet d'estimer la probabilité de survenue d'un événement. Il s'agit d'un cas particulier de modèle linéaire généralisé où la fonction de liaison est une fonction Logit. Cette fonction de liaison fait le lien entre la moyenne de la variable cible Y et la combinaison linéaire des prédicteurs. Ainsi, pour un échantillon d'observations indépendantes où Y représente la variable cible binaire (0 ou 1) et X_1, \dots, X_p représentent p prédicteurs, nous avons :

$$\log \left\{ \frac{P(Y = 1 | X_1, \dots, X_p)}{1 - P(Y = 1 | X_1, \dots, X_p)} \right\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p$$

ou

$$P(Y = 1 | X_1, \dots, X_p) = \frac{1}{1 + \exp \{ -(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p) \}}$$

L'expression $P(Y = 1 | X_1, \dots, X_p)$ représente la probabilité que la variable cible Y prenne la valeur 1 sachant les valeurs des variables X_1, \dots, X_p . De plus, β_0, \dots, β_p représentent les coefficients (paramètres) qui devront être estimés par le modèle. Pour cette raison, la régression logistique est un modèle dit « paramétrique ». Les coefficients sont estimés à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance qui traite d'une part les observations comme étant fixes, et d'autre part, trouve les valeurs des coefficients qui maximisent la probabilité que ces données soient observées (Hastie, Tibshirani et Friedman, 2009). Cette probabilité est définie par la fonction de vraisemblance $L(\theta)$, où θ représente le vecteur des coefficients à estimer et où $\hat{\theta}$ est appelé « l'estimateur du maximum de vraisemblance » (EMV). Notons que les coefficients estimés ainsi que leur significativité ne seront pas interprétés dans notre analyse, car la nature longitudinale de nos données introduit un biais que nous ne prenons pas en compte à l'étape de modélisation. Pour cette raison et pour rester fidèle à l'objectif principal de notre étude, nous nous intéresserons uniquement à la performance prédictive de ce type de modèles.

Critères de sélection de modèles

Pour un modèle paramétrique dont les paramètres sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance, il existe des critères de sélection de modèles bien connus. Étant donné que chaque combinaison de variables représente un modèle précis, ces critères sont également connus comme étant des critères de sélection de variables. Il s'agit de l'AIC (critère d'information d'Akaike) et du BIC (critère d'information bayésien). Comme mentionné précédemment, l'estimateur du maximum de vraisemblance (EMV)

$\hat{\theta}$ est celui qui maximise la fonction de vraisemblance $L(\theta)$, θ étant le vecteur des coefficients à estimer. Nous dénotons par $LL(\theta) = \log(L(\theta))$, la fonction de log-vraisemblance. Soient $\hat{\theta}$ l'EMV, c le nombre de coefficients à estimer et n la taille de l'échantillon. Le AIC et le BIC sont définis par :

$$AIC = -2LL(\hat{\theta}) + 2c$$

$$BIC = -2LL(\hat{\theta}) + \log(n)c$$

Un modèle obtenant de faibles valeurs pour ces critères est préférable. Ces deux critères peuvent être considérés comme des critères qui tentent de trouver un bon compromis entre l'ajustement du modèle et le nombre de paramètres requis pour atteindre l'objectif. La valeur $-2LL(\hat{\theta})$ mesure la qualité d'ajustement du modèle ; plus elle est petite, plus le modèle a une bonne capacité d'ajustement. Toutefois, cette valeur est réduite (ou reste identique) au fur et à mesure qu'on ajoute des variables (paramètres) au modèle. Pour cette raison, la valeur $-2LL(\hat{\theta})$ ne peut être utilisée seule comme méthode de sélection de modèles. Ainsi, les termes $2c$ et $\log(n)c$ sont des termes de pénalité qui permettent de conserver un nombre raisonnable de variables et d'éviter les problèmes de surajustement (c'est-à-dire, le modèle apprend des détails non pertinents pour la prédiction). Notons que la pénalité du BIC est supérieure à celle de l'AIC : cela signifie que le BIC sélectionnera toujours un modèle de complexité inférieure ou égale à celui sélectionné par l'AIC. Autrement dit, le nombre de variables du meilleur modèle selon le BIC sera inférieur ou égal au nombre de variables du meilleur modèle selon l'AIC (Hastie, Tibshirani et Friedman, 2009).

Méthodes de sélection de variables

En utilisant les critères définis précédemment (AIC et BIC), il est possible de mettre en œuvre différentes stratégies pour effectuer une sélection de variables avec la régression logistique. Nous décrirons ici trois principales stratégies : *ascendante*, *descendante*, *séquentielle* (Hastie, Tibshirani et Friedman, 2009).

Méthode ascendante

À une étape donnée, supposons que S_{in} est l'ensemble des prédicteurs inclus dans le modèle et S_{out} , l'ensemble des prédicteurs qui ne sont pas inclus dans le modèle. On choisit un critère de sélection (AIC ou BIC), une condition d'entrée (p. ex., diminution du AIC ou du BIC), et on commence avec $S_{in} = \emptyset$ et $S_{out} = X_1, \dots, X_p$. Notons que l'ordonnée à l'origine β_0 est toujours dans le modèle.

1. Ajouter chaque variable de S_{out} une par une au modèle qui contient les variables de S_{in} et calculez le critère de sélection pour chacune d'elles.
2. Sélectionner la variable ayant la meilleure valeur du critère, mais seulement si elle satisfait à la condition d'entrée. Si aucune variable ne satisfait la condition d'entrée, alors le processus s'arrête et les variables sélectionnées sont celles de S_{in} .
3. Si la condition d'entrée est satisfaite, on ajoute la meilleure variable à S_{in} et on la retire de S_{out} . Une fois qu'une variable est entrée dans le modèle, elle y reste.
4. Répéter les étapes 1 à 3.

Méthode descendante

Elle est similaire à la méthode *ascendante*, mais va dans la direction opposée. On choisit un critère de sélection, une condition de sortie, et on commence avec $S_{in} = X_1, \dots, X_p$ et $S_{out} = \emptyset$. Notons que l'ordonnée à l'origine β_0 est toujours dans le modèle.

1. Retirer chaque variable de S_{in} une par une du modèle qui contient les variables de S_{in} et calculez le critère de sélection pour chacune d'elles.
2. Sélectionner la variable ayant la plus grande valeur du critère. Si on ne peut réduire le critère par le retrait d'aucune variable, alors le processus s'arrête et les variables sélectionnées sont celles de S_{in} .
3. Si la condition de sortie est satisfaite, on retire la variable de manière définitive et on l'ajoute à S_{out} .
4. Répéter les étapes 1 à 3.

Méthode séquentielle

Elle est la combinaison des deux méthodes précédentes. On peut l'effectuer en commençant par l'ordonnée à l'origine ou en commençant par toutes les variables. Par exemple, voici une façon de l'effectuer en commençant avec aucune variable. On choisit un critère de sélection, une condition d'entrée, et on commence avec $S_{in} = \emptyset$ et $S_{out} = X_1, \dots, X_p$. Notons que l'ordonnée à l'origine β_0 est toujours dans le modèle.

1. Effectuer les étapes de la méthode *ascendante* jusqu'à ce qu'on ne puisse plus réduire le critère en introduisant des variables dans S_{in} .
2. Effectuer les étapes de la méthode *descendante* jusqu'à ce qu'on ne puisse plus réduire le critère en retirant des variables de S_{in} .
3. Si aucune variable n'est introduite et qu'aucune variable n'est retirée, alors on s'arrête. Les variables sélectionnées sont celles de S_{in} .
4. Si une variable a été introduite et/ou si au moins une variable a été retirée, alors on retourne à l'étape 1. Avec cette méthode, une variable peut entrer dans le modèle et être retirée plus tard dans le processus. Cela peut être utile lorsque les prédicteurs sont corrélés.

2.3.2 Lasso

De façon générale, la méthode du lasso se base sur un modèle de régression logistique dans lequel la sélection de variables est intégrée au processus d'optimisation de l'estimateur du maximum de vraisemblance. Pour ce faire, un terme de pénalité (λ) est ajouté dans la fonction de vraisemblance de telle sorte qu'un coefficient peut être réduit à zéro lorsque la variable à laquelle il est associée est fortement corrélée avec une ou plusieurs autres variables, ou lorsque celle-ci n'est d'aucune pertinence pour l'ajustement du modèle. En effet, lorsque certaines variables incluses dans le modèle sont corrélées entre elles, l'information qu'elles contiennent est redondante et peut créer une certaine instabilité dans l'estimation de leurs coefficients, en plus de provoquer un surajustement du modèle. Le paramètre de rétrécissement λ (aussi appelé paramètre de complexité) est

généralement obtenu en explorant plusieurs valeurs possibles et en choisissant celle qui maximise la performance du modèle qui est estimée par validation croisée. Le lasso est ainsi considéré comme une méthode de régularisation dans la mesure où les valeurs des coefficients sont contrôlées par le paramètre λ pour éviter les problèmes de surajustement et de multicollinéarité (corrélation entre les variables). Seules les variables pour lesquelles les coefficients sont non nuls sont retenues dans le modèle de régression logistique. Par conséquent, le lasso effectue automatiquement une sélection des variables importantes pour prédire la variable cible (Hastie, Tibshirani et Friedman, 2009).

2.3.3 Arbres de classification et forêts aléatoires

Arbres de classification

Les arbres de classification et de régression sont utilisés pour classer et prédire une variable cible (variable dépendante) à partir de variables indépendantes (prédicteurs). Lorsque la variable cible est continue, on parle d'arbres de régression; tandis que lorsqu'elle est binaire ou catégorielle, on parle d'arbres de classification. Dans ce qui suit, nous nous focaliserons uniquement sur les arbres de classification et plus particulièrement sur leurs procédés selon l'algorithme CART (Breiman et al., 1984).

L'idée principale sous-jacente aux arbres de classification consiste à diviser l'ensemble des données d'apprentissage successivement en sous-groupes et selon les valeurs prises par les prédicteurs qui, à chaque étape, discriminent le mieux la variable cible. Autrement dit, on cherche à obtenir une partition de l'espace des prédicteurs afin de créer des nœuds les plus homogènes que possible par rapport à la variable cible. Pour ce faire, une approche séquentielle est utilisée. On commence à choisir le prédicteur qui sépare le mieux les observations de façon à obtenir deux sous-groupes (nœuds) les plus homogènes possible par rapport à la variable cible. On réitère le processus pour chaque nœud « fils » jusqu'à ce qu'on obtienne un nœud pur (totalement homogène par rapport à la cible) ou jusqu'à ce qu'on atteigne un critère d'arrêt prédéfini. Supposons que nous soyons à un nœud t et que nous voulons diviser ce nœud (nœud parent). Seules les observations conte-

nues dans le nœud parent sont utilisées. Pour choisir la meilleure façon de diviser le nœud t , on considère tous les prédicteurs possibles ainsi que tous les points de coupure binaires pour ces variables. Si le prédicteur X est une variable continue (ou au moins ordonnée), les critères de séparation prennent la forme $I(X > c)$, où c est une constante. Si le prédicteur X est une variable catégorielle et non ordonnée, les critères de séparation prennent la forme $I(X \in \{c_1, \dots, c_r\})$, où $\{c_1, \dots, c_r\}$ est un sous-ensemble des valeurs possibles de X . Si la condition est vraie, alors l'observation va dans le nœud de gauche et si elle est fautive, elle va dans le nœud de droite. La variable et le critère de séparation sont choisis de manière à minimiser un indice appelé « indice d'impureté ou de diversité ». En effet, un indice d'impureté bas indique que les membres d'une seule classe ($Y = 0$ ou $Y = 1$) prédominent dans le nœud ; tandis qu'un indice d'impureté élevé indique que les classes sont uniformément distribuées. Ainsi, la meilleure séparation est celle qui provoque la plus grande baisse d'impureté dans les données, ou le plus grand gain informationnel. En supposant que la variable cible Y a K classes ($K = 2$ pour une variable binaire), voici les deux indices couramment utilisés :

$$\text{Gini} = \sum_{k=1}^K p_k(1 - p_k) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2$$

$$\text{Entropie (déviance)} = - \sum_{k=1}^K p_k \ln(p_k).$$

Dans ces expressions, p_k représente la proportion d'observations classées dans la classe k . Ainsi, l'indice d'impureté est maximal lorsque les proportions p_k sont toutes égales ; tandis qu'il est minimal lorsqu'une des proportions est égale à 1 et toutes les autres à 0. De plus, pour évaluer la pertinence d'avoir une nouvelle séparation dans l'arbre, le gain informationnel de cette séparation est calculé. Si on dénote par $N(t)$ et $I(t)$ le nombre d'observations et l'indice d'impureté dans un nœud t , le gain est calculé de la façon suivante :

$$\text{Gain} = \sum_{\text{noeuds enfants}} N(\text{enfant})[I(\text{parent}) - I(\text{enfant})]$$

Les critères d'arrêt sont par exemple : le nombre minimal d'observations dans un nœud pour qu'il soit valide, le nombre minimal d'observations dans un nœud pour éva-

luer une séparation du nœud, la profondeur de l'arbre. Pour éviter le surapprentissage, l'arbre complet est souvent élagué, c'est-à-dire que certaines branches de l'arbre sont retirées. Le but de l'élagage est donc de réduire la complexité de l'arbre afin que celui-ci ne saisisse que l'information essentielle contenue dans les données d'apprentissage, garantissant ainsi une meilleure performance sur de nouvelles données. Enfin, la prédiction à partir d'un arbre de classification est la classe dominante (0 ou 1) dans le nœud terminal où se retrouve l'observation à prédire. À partir d'un nœud terminal, il est également possible de déduire pour une observation la probabilité d'appartenance à une classe en observant la fréquence d'apparition de cette classe par rapport au nombre d'observation dans le nœud. Contrairement aux modèles de régression, les arbres de classification sont des modèles « non-paramétriques ».

Forêts aléatoires

Les arbres sont connus pour être des méthodes d'apprentissage instables, c'est-à-dire que de petits changements dans les données d'apprentissage peuvent engendrer de grands changements dans le modèle et possiblement dans les valeurs prédites par ce dernier. Face à cette problématique, il est bien établi que la combinaison de plusieurs arbres améliore considérablement la performance de prédiction comparé à un arbre unique. Cette combinaison d'arbre constitue une méthode d'ensemble, soit un ensemble de modèles dont les prédictions sont combinées d'une certaine manière afin de prédire ou classer des observations. Les méthodes de forêts aléatoires ont été introduites par Breiman (2001).

Supposons que nous avons p prédicteurs. On sélectionne un nombre B d'arbres et un certain nombre de prédicteurs ($p_0 \leq p$) qui devra être sélectionné à chaque nœud pour trouver la meilleure façon de le diviser. Les étapes de construction d'une forêt aléatoire se définissent comme suit :

1. On crée B échantillons aléatoires simples avec remise de taille n (échantillon d'autoamorçage) à partir de l'échantillon d'apprentissage.

2. Pour chaque échantillon d'autoamorçage, on construit un arbre. À chaque nœud, on sélectionne aléatoirement p_0 prédicteurs et on évalue la meilleure séparation possible en utilisant uniquement ces prédicteurs. Ainsi, le sous-ensemble de prédicteurs sélectionnés peut varier d'un nœud à l'autre. Ici, les arbres ne sont pas élagués, car chacun d'entre eux est construit avec seulement une partie des données disponibles, ce qui empêche un surapprentissage sur les données d'entraînement.
3. Les prédictions de chacun des B arbres sont agrégées pour obtenir les prédictions finales. Pour les arbres de classification, on prend le vote majoritaire sur les B arbres. Pour un problème de classification, il est également possible d'obtenir pour chaque observation la probabilité d'appartenance à une classe en faisant la moyenne des probabilités estimées des arbres.

Le nombre d'arbres, le nombre de prédicteurs à considérer à chaque nœud et le critère d'arrêt pour la construction des arbres sont autant d'hyperparamètres intervenant dans l'algorithme des forêts aléatoires. Ces hyperparamètres sont généralement optimisés en essayant plusieurs valeurs possibles et en évaluant par validation croisée celles qui permettent d'obtenir la meilleure performance du modèle.

2.4 Mesures de performance

Les modèles présentés ci-dessus nous permettent d'obtenir un estimé \hat{p} de la probabilité de chute pour chaque patient de notre échantillon sur une échelle de 0 à 1 ; 0 étant l'absence de risque et 1 la présence d'un risque maximal. Étant donné que la performance d'un modèle est en général surestimée si elle est mesurée sur les mêmes données qui ont servi à entraîner le modèle, on divise préalablement notre échantillon en deux : un échantillon d'entraînement et un échantillon de validation. Nos modèles sont donc ajustés à partir de l'échantillon d'entraînement ; tandis que l'échantillon de validation est utilisé pour mesurer leur performance. La performance est définie ici comme la capacité d'un modèle à séparer adéquatement les chuteurs et les non-chuteurs dans l'échantillon de va-

validation. Cette performance peut être mesurée de différentes façons. Dans ce qui suit, nous justifions le choix des mesures de performance qui ont été employées dans notre analyse.

2.4.1 Point de coupure

Les probabilités prédites sur l'échantillon de validation peuvent être utilisées afin de classer les individus dans la catégorie des chuteurs potentiels ou des non-chuteurs. Pour cela, il est nécessaire de déterminer pour chaque modèle (m) un point de coupure (C_m) qui permettrait de maximiser le taux de bonne classification (proportion de chuteurs et de non-chuteurs classés dans la bonne catégorie), la sensibilité (proportion de chuteurs classés dans la bonne catégorie), et/ou la spécificité (proportion de non-chuteurs classés dans la bonne catégorie). Plus spécifiquement, si $\hat{p}_m < C_m$ alors on assigne l'observation à la catégorie des non-chuteurs ; tandis que si $\hat{p}_m > C_m$ alors on assigne l'observation à la catégorie des chuteurs. Par exemple, une bonne classification reviendrait à classer un patient qui a réellement chuté durant son épisode de soins dans la catégorie des chuteurs et un patient qui n'a pas chuté dans la catégorie des non-chuteurs.

Dans un premier temps, on suppose que le gain associé à la détection d'un chuteur (G_c) est égal au gain associé à la détection d'un non-chuteur (G_{nc}). La particularité de nos données est que si on classait tous nos patients dans la catégorie des non-chuteurs, on obtiendrait un taux de bonne classification de 96,39%, ce qui peut être perçu comme étant une très bonne performance dans certaines situations. Dans notre cas, un modèle qui classifie ainsi les observations ne serait d'aucune pertinence, car même si la classification est quasiment parfaite, ce modèle ne permettrait pas de détecter les chuteurs. En effet, la proportion de faux négatifs (chuteurs classés comme non-chuteurs) serait de 100%. La chute étant un évènement relativement rare, si un point de coupure est choisi de manière à maximiser le taux de bonne classification, il aura tendance à être élevé de manière à classer la grande majorité (ou toutes les observations) dans la catégorie des non-chuteurs. C'est pour cette raison qu'une mesure telle que le taux de bonne classification ne représente pas un bon indicateur de performance dans ce cas de figure.

Dans un second temps, on considère que G_c est plus élevé que G_{nc} . Dans ce cas, le point de coupure serait moins élevé que précédemment de manière à classer certaines observations dans la catégorie des chuteurs en prenant le risque d'avoir des faux positifs (non-chuteurs classés dans la catégorie des chuteurs). Si G_c est trop grand par rapport à G_{nc} , alors la sensibilité sera élevée, de même que le taux de faux positifs. Si G_c n'est pas suffisamment grand par rapport à G_{nc} , la spécificité sera élevée, de même que le taux de faux négatifs. De ce fait, pour optimiser les valeurs de G_c et de G_{nc} il serait judicieux d'évaluer les coûts liés aux faux positifs par rapport aux coûts liés aux faux négatifs. Ceci nous permettrait entre autres de déterminer pour chaque modèle un point de coupure adéquat dans le but de minimiser les coûts liés aux erreurs. Étant donné que cette analyse des coûts n'a pas fait l'objet de notre étude, nous avons opté pour une mesure de performance plus globale, soit l'aire sous la courbe ROC (fonction d'efficacité du récepteur) ou AUC.

2.4.2 AUC ou indice de concordance

La courbe ROC permet de représenter la sensibilité en fonction des faux positifs tout en faisant varier le point de coupure. Plus spécifiquement, chaque point sur la courbe représente un point de coupure auquel est associée la sensibilité ainsi que le taux de faux positifs du modèle. Plus le couple (faux positifs, sensibilité) est proche de $(0, 1)$, plus la courbure est prononcée et meilleur est le modèle. Ainsi, nous utiliserons l'AUC pour comparer et sélectionner les modèles. Plus cette valeur est élevée, plus le modèle est performant.

L'AUC peut également être interprétée comme un indice de concordance. Considérons que y_i représente la catégorie dans laquelle l'observation i ($i \in \{0, 1, \dots, n\}$) est classée et que \hat{p}_i représente la probabilité de chute estimée par le modèle. On considère également toutes les paires d'observations (i, j) . Une paire est valide si $y_i \neq y_j$, c'est-à-dire si les deux observations n'appartiennent pas à la même catégorie. Ainsi, parmi les paires valides :

- Il y a concordance si $(y_i > y_j \text{ et } \hat{p}_i > \hat{p}_j)$ ou si $(y_i < y_j \text{ et } \hat{p}_i < \hat{p}_j)$
- Il y a discordance si $(y_i > y_j \text{ et } \hat{p}_i < \hat{p}_j)$ ou si $(y_i < y_j \text{ et } \hat{p}_i > \hat{p}_j)$
- Il y a égalité si $\hat{p}_i = \hat{p}_j$

Une paire est donc concordante lorsqu'un patient qui a réellement chuté (resp. n'a pas réellement chuté) obtient une probabilité estimée qui est supérieure (resp. inférieure) à celle d'un patient qui n'a pas réellement chuté (resp. a réellement chuté). Une paire concordante reçoit un poids de 1, une paire discordante reçoit un poids de 0 et une paire égale reçoit un poids de 0,5. La mesure de concordance est la somme des pondérations de toutes les paires valides divisée par le nombre de paires valides. De ce fait, l'aire sous la courbe ROC représente la proportion de paires concordantes lorsqu'il n'y a pas d'égalité. Il s'agit d'une mesure permettant de déterminer la capacité d'un modèle à attribuer un risque de chute plus élevé aux véritables chuteurs par rapport aux non-chuteurs.

2.4.3 Courbe *lift*

L'inconvénient avec l'AUC est qu'il ne nous permet pas d'attribuer une sensibilité ou une spécificité précise à nos modèles étant donné qu'il considère plusieurs points de coupure. Nous pouvons remédier à cet inconvénient en interprétant la courbe *lift*. Cette courbe s'obtient de la manière suivante :

- Classer toutes les probabilités prédites par un modèle dans l'ordre décroissant.
- Classer $x\%$ des observations ayant les probabilités les plus élevées dans la catégorie des chuteurs et calculer la sensibilité correspondante au modèle.
- Faire varier x entre 0 et 100 pour obtenir une courbe de sensibilité en fonction de la proportion d'observations qu'on classe dans la catégorie des chuteurs.

Ainsi, pour une valeur raisonnable de x , on peut calculer pour chaque modèle une sensibilité, une spécificité, le taux de faux négatifs ($1 - \text{sensibilité}$) et le taux de faux positifs ($1 - \text{spécificité}$).

Au regard de ce qui précède, l'AUC et la courbe *lift* sont les principaux outils utilisés pour évaluer la performance des modèles développés.

2.5 Stratégies d'analyses privilégiées

Dans ce chapitre, nous avons présenté les données ainsi que les méthodes d'apprentissage automatique qui ont été utilisées pour répondre à notre question de recherche. Nous présentons à présent comment ces différents éléments ont été mis en commun pour atteindre nos objectifs.

Les données de PPM ont été extraites à l'aide d'un script SQL avant d'être analysées en utilisant le langage de programmation R. Tout d'abord, nous avons exploré ces données afin d'en brosser un portrait descriptif et de repérer les problématiques qu'elles comportent. Suite à la phase d'exploration, les valeurs manquantes repérées au niveau de certaines variables (catégorielles) ont été imputées à la classe majoritaire correspondante à chacune de ces variables. Cette technique d'imputation a été privilégiée en raison de sa faisabilité et du fait que chaque variable contient un nombre très limité de valeurs manquantes de manière aléatoire (le biais introduit était alors vraisemblablement négligeable). Notons que les statistiques descriptives de nos données, incluant les valeurs manquantes, seront présentées dans le prochain chapitre. De plus, toutes les variables catégorielles (avec plus de deux catégories) ont été dichotomisées (c'est-à-dire, binarisées) afin que nos modèles prennent seulement en compte les catégories les plus pertinentes qui auraient été sélectionnées à la phase de sélection des variables. L'échantillon a été divisé en deux : un échantillon d'entraînement (68%) et un échantillon de validation (32%). L'échantillon d'entraînement correspond à la période allant du 01 octobre 2016 au 15 mai 2018 ; tandis que l'échantillon de validation correspond à la période allant du 16 mai 2018 au 31 mars 2019 (Figure 2.2).

Par ailleurs, nous distinguons deux phases de modélisation : la première phase consiste à prédire le risque de chute à l'admission et la deuxième phase consiste à prédire le risque de chute durant l'épisode. Pour la première phase, nous avons considéré uniquement les

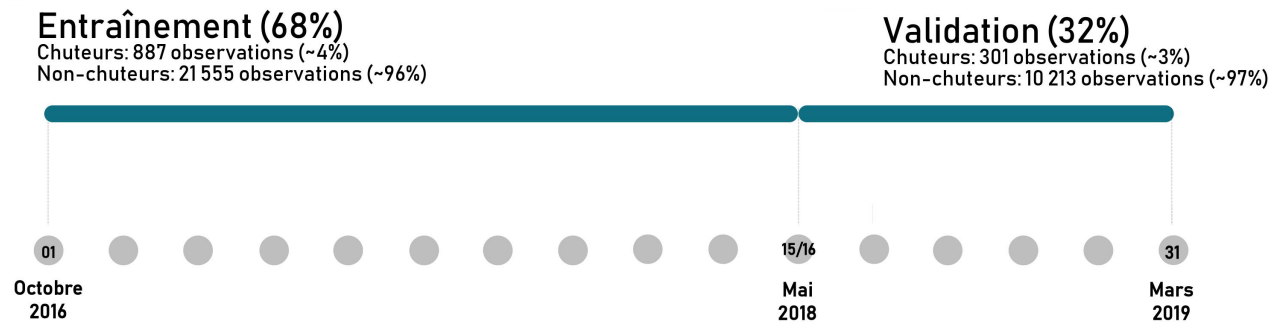


FIGURE 2.2 – Division de l'échantillon

variables connues à l'admission (variables démographiques, provenance du patient à l'admission, spécialité du médecin consulté à l'admission, antécédent de chute au CH, comorbidité) et la variable cible binaire (chuteur ou non-chuteur). En utilisant toutes ces variables et les données de l'échantillon d'entraînement, nous avons effectué dans un premier temps une régression logistique sans pénalité ainsi qu'une autre régression logistique avec pénalité ou lasso (paquetage `glmnet`). Dans un second temps, nous avons effectué une sélection de variables en utilisant la méthode *séquentielle* (ou *stepwise* en anglais) avec l'AIC comme critère de sélection (paquetage MASS). Notons que le critère BIC a également été testé, mais ne s'est pas avéré concluant, car celui-ci sélectionnait un nombre trop restreint de variables. Les variables sélectionnées ont par la suite été utilisées pour effectuer une nouvelle régression logistique et pour construire un modèle de forêt aléatoire (paquetage `ranger`). Notons que nous avons essayé de construire la forêt aléatoire avec l'ensemble des variables disponibles, mais ceci a donné de moins bons résultats que le fait d'utiliser les variables sélectionnées par la méthode *séquentielle*. De plus, certains hyperparamètres du modèle de forêt aléatoire (nombre de variables considérés pour la séparation, nombre minimal d'observations dans un nœud, proportion d'observations utilisées pour construire chaque arbre) ont été optimisés d'une part à l'aide du paquetage `tuneRanger` et d'autre part en testant manuellement différentes combinaisons proches de la solution optimale obtenue par optimisation (car il s'agissait d'un optimum local). Nous avons également analysé l'importance des variables utilisées au niveau de la forêt aléatoire

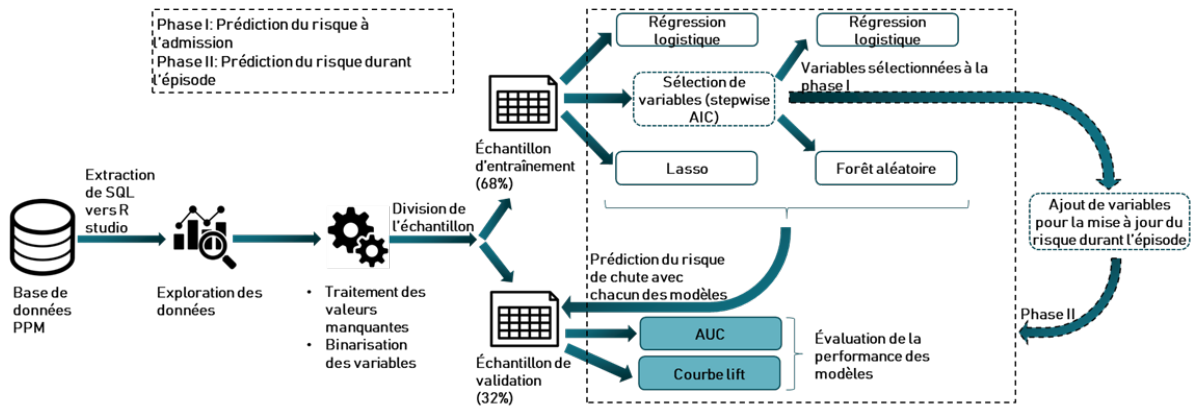


FIGURE 2.3 – Stratégie de modélisation

en fonction de leur capacité à générer des nœuds avec un faible niveau d’impureté. Pour ce faire, nous avons utilisé le paquetage *ranger* en indiquant dans la fonction *ranger* l’option d’importance « *impurity_corrected* ». Enfin, la performance des modèles a été évaluée à l’aide de l’aire sous la courbe ROC et de la courbe *lift* en utilisant l’échantillon de validation. Pour la deuxième phase, nous avons utilisé les variables qui ont été sélectionnées par la méthode *séquentielle* à la première phase, auxquelles nous avons ajouté les prédicteurs connus durant l’épisode de soins (prescriptions). Après cet ajout, nous avons procédé exactement de la même façon qu’à la première phase pour développer et évaluer nos modèles. L’ensemble du processus décrit ci-dessus est illustré par la Figure 2.3. Notons qu’une méthode de sur/sous-échantillonnage a été testée pour tenter de réduire le déséquilibre existant entre les deux catégories de notre variable cible ; toutefois, celle-ci ne s’est pas avérée concluante. De plus, l’arbre de classification et le *boosting* d’arbres (méthode d’ensemble basée sur les arbres de classification) ont été testés comme autres approches de modélisation, mais ces approches ont démontré des performances moins bonnes que les autres méthodes énoncées plus haut. Nous avons donc choisi de ne pas présenter les résultats obtenus avec ces modèles.

Chapitre 3

Résultats

Ce chapitre fait état des résultats obtenus à la suite des analyses statistiques. Dans un premier temps, nous brosserons un portrait descriptif de notre échantillon. Dans un second temps, nous présenterons la performance des modèles d'apprentissage automatique qui ont été développés pour prédire le risque de chute.

3.1 Exploration des données

3.1.1 Gravité des chutes

Tel que mentionné au chapitre précédent, notre échantillon comporte $n = 32\,956$ épisodes de soins uniques qui ont eu lieu au CH entre le 01 octobre 2016 et le 31 mars 2019 (période de 30 mois). Parmi ces épisodes uniques, nous distinguons 1 188 épisodes (3,61%) avec au moins une chute et 31 768 épisodes (96,39%) sans aucune chute. Nous rappelons que tous les patients de notre échantillon sont âgés de 65 ans ou plus et ont été admis dans une unité de soins au CH durant la période considérée. La Figure 3.1 nous indique que la majorité des chutes se sont produites dans les premiers jours suivants l'admission. En effet, 25% des chutes se sont produites dans les 2-3 jours suivant l'admission, 50% dans les 7 jours, et 75% dans les 16 jours (Tableau 3.1).

Par ailleurs, les chutes identifiées présentent divers niveaux de gravité comme l'illustre

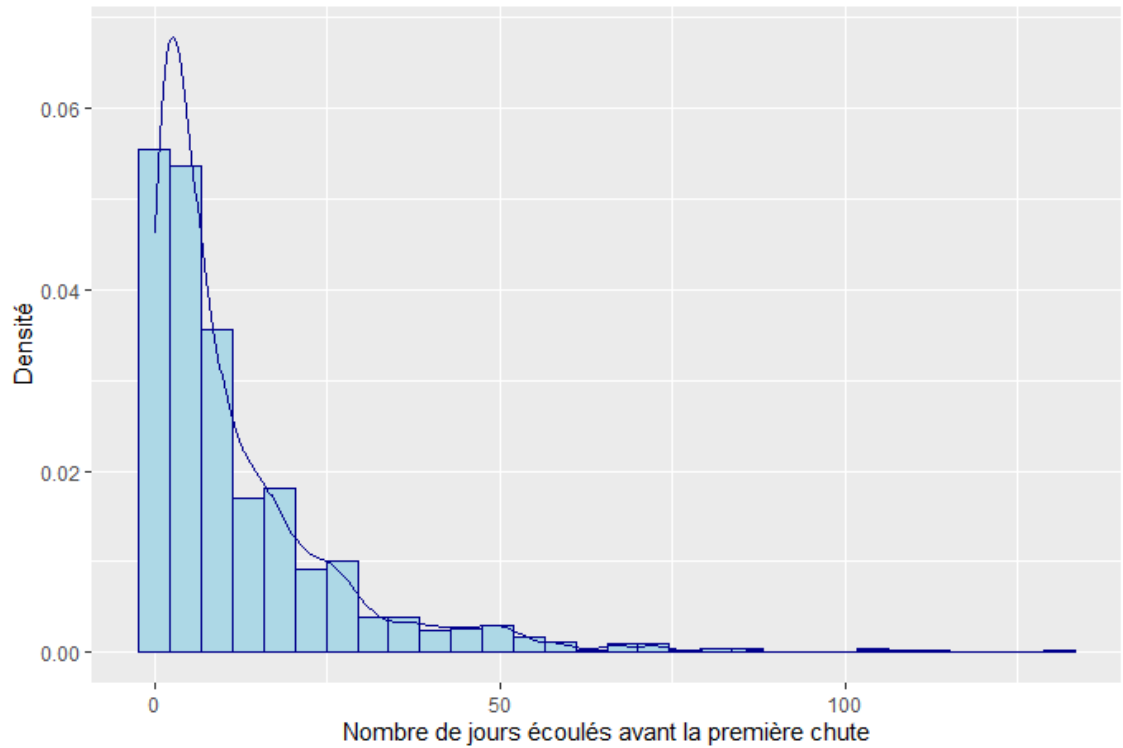


FIGURE 3.1 – Estimé de la densité du nombre de jours écoulés avant la première chute : histogramme et lissage par noyau

	Min.	1 ^{er} Quartile	Médiane	Moyenne	3 ^e Quartile	Max.
Nombre de jours écoulés avant la première chute	0,00	2,75	7,00	12,37	16,00	131,00

Tableau 3.1 – Statistiques descriptives du nombre de jours écoulés avant la première chute

le Tableau 3.2. Les chutes de niveau D sont les plus fréquentes, suivies par les chutes de niveau C et de niveau E1. Même si la majorité des chutes sont sans conséquences graves apparentes, il n'en demeure pas moins que bon nombre de ces chutes (niveau de gravité C ou plus) peuvent avoir des conséquences insoupçonnées chez la personne âgée (p. ex., peur de tomber). De plus, dans certains cas (niveau de gravité D ou plus), des interventions et des soins supplémentaires sont requis, ce qui sollicite inopinément des ressources financières, humaines et/ou matérielles. C'est particulièrement le cas pour les chutes avec un niveau de gravité E2 ou plus qui engendrent un traitement spécialisé supplémentaire pour le patient (p. ex., évaluation des signes neurologiques), une prolongation de l'hospitalisation (p. ex., dans le cas d'une fracture) et/ou des conséquences permanentes (p. ex., altération de la démarche).

3.1.2 Âge et sexe

Au niveau du sexe, 17 valeurs manquantes ont été identifiées dans le groupe des non-chuteurs uniquement. De plus, comme l'illustre la Figure 3.2, la proportion d'hommes (52,5% dans le groupe des non-chuteurs ; 54,9% dans le groupe des chuteurs) et de femmes (47,5% dans le groupe des non-chuteurs ; 45,1% dans le groupe des chuteurs) est très similaire d'un groupe à l'autre. On constate que dans les deux groupes la proportion d'hommes est supérieure à la proportion de femmes; cela pourrait être dû au fait que l'ensemble de notre échantillon contient un peu plus d'hommes (52,5%) que de femmes (47,5%). Nous notons également que la proportion d'hommes ayant chuté (3,8% de l'ensemble des hommes) est très proche de celle des femmes ayant chuté (3,4% de l'ensemble des femmes).

En ce qui concerne l'âge, la moyenne (médiane) est de 78,6 ans (78,3 ans) dans le groupe des chuteurs et de 76 ans (74 ans) dans le groupe des non-chuteurs (Tableau 3.3). Ainsi, comme l'illustre la Figure 3.3, la distribution de l'âge dans le groupe des chuteurs est centrée en une valeur plus élevée que dans le groupe des non-chuteurs, et ce, en dépit du fait que les patients les plus âgés sont catégorisés comme étant des non-chuteurs. Dans

Niveau de gravité	Nombre de chutes	Description
B	1	Une erreur est survenue, mais personne n'a été touché (échappée belle).
C	510	Une erreur, incluant une omission, est survenue mais la personne touchée n'a subi aucune conséquence, et aucune surveillance ni intervention n'a été requise.
D	572	Une erreur est survenue, une personne a été touchée et on craignait des conséquences, ce qui a nécessité soit une surveillance pour confirmer que cette personne n'avait subi aucune conséquence, soit une ou des interventions afin de prévenir ces conséquences chez la personne touchée.
E1	78	Un accident est survenu et est à l'origine d'une conséquence temporaire chez la personne touchée, qui a eu besoin de premiers soins non spécialisés ou d'interventions visant à contrôler les conséquences de l'accident.
E2	15	Un accident est survenu et est à l'origine d'une conséquence temporaire chez la personne touchée, qui a eu besoin de soins et de traitements spécialisés supplémentaires, sans pour autant avoir eu besoin d'une hospitalisation ou d'une prolongation d'hospitalisation.
F	9	Un accident est survenu et est à l'origine d'une conséquence temporaire chez la personne touchée, qui a eu besoin de soins ou de traitements spécialisés supplémentaires ainsi que d'une hospitalisation ou d'une prolongation d'hospitalisation.
G	1	Un accident est survenu et est à l'origine d'une conséquence permanente chez la personne touchée.
ND	2	Niveau de gravité inconnu.

Tableau 3.2 – Nombre d'observations classifiées par indice de gravité des chutes

un premier temps, ceci suggère que, dans notre échantillon, les patients qui chutent sont souvent d'âge avancé (autour de 78 ans). Dans un second temps, nous pouvons supposer que la fragilité de leur état de santé ne leur permet pas de dépasser la barre des 103 ans (âge maximale des chuteurs), contrairement aux non-chuteurs pour lesquels l'âge maximale est de 106 ans. Toutefois, nous n'avons aucune certitude quant à la significativité de la relation qu'il peut y avoir entre l'âge et le risque de chute au sein de notre échantillon.

La Figure 3.4 met en évidence la pyramide des âges en fonction du sexe et du groupe des patients dans notre échantillon (excluant les 17 observations pour lesquelles le sexe est manquant). En comparant la longueur des bandes à gauche à celle des bandes à droite, on constate que vers le haut la proportion de femmes est supérieure à la proportion d'hommes, peu importe le groupe. Bien qu'il soit difficile d'expliquer cette tendance de façon certaine avec les données dont nous disposons, celle-ci pourrait être due au fait que dans notre population, l'espérance de vie des femmes est plus élevée que celle des hommes, justifiant ainsi le fait que les patients les plus âgés soient plus souvent des femmes. Aussi, en comparant la longueur des bandes foncées à celles des bandes transparentes, on constate que vers le haut la proportion de chuteurs est supérieure à la proportion de non-chuteurs, tous sexes confondus. Ceci s'inscrit dans la même veine que les observations faites au niveau de la Figure 3.3. En allant vers le bas, ces tendances s'inversent.

Groupe	Min.	Max.	Moyenne	Médiane
Chuteurs	65	103,41	78,60	78,31
Non-chuteurs	65	106,75	76	74,58
Tous	65	106,75	76,14	74,68

Tableau 3.3 – Statistiques descriptives de l'âge selon le groupe

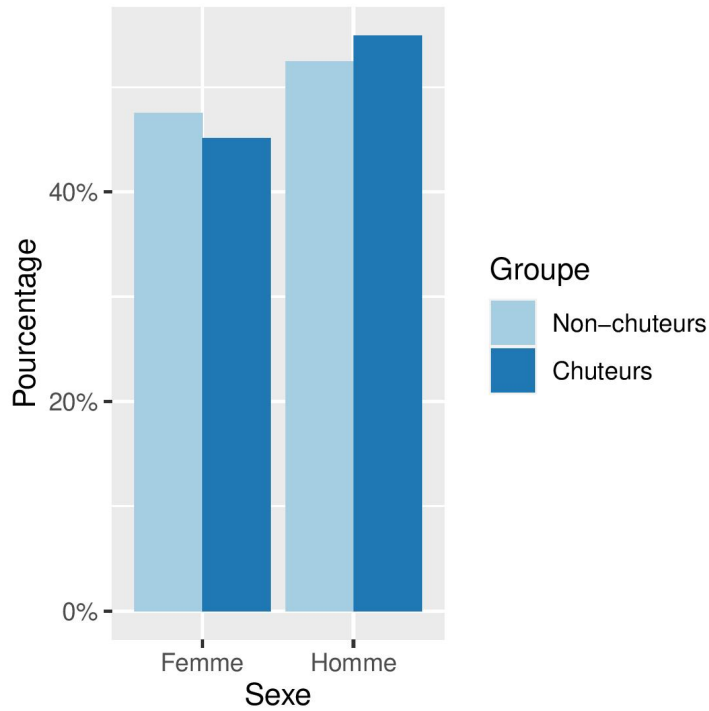


FIGURE 3.2 – Répartition du sexe selon le groupe

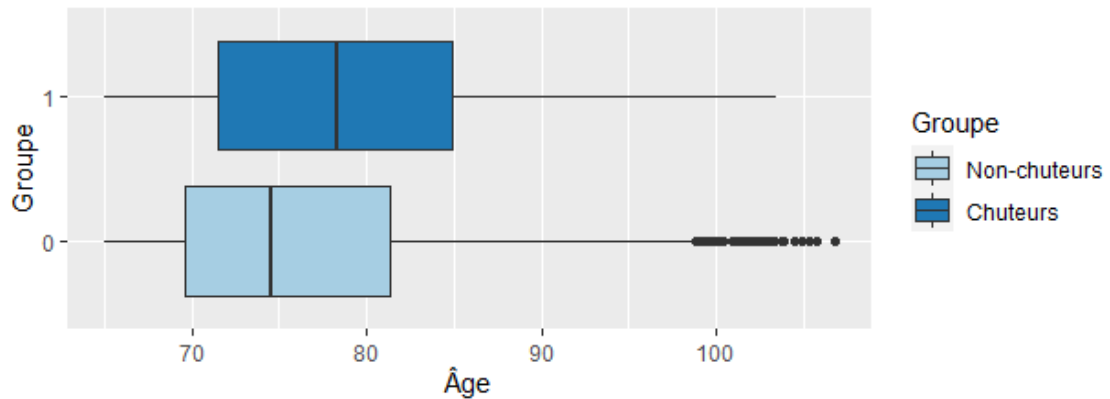


FIGURE 3.3 – Distribution de l'âge selon le groupe

3.1.3 Provenance des patients à l'admission

La Figure 3.5 présente la distribution de la provenance des patients en fonction du groupe auquel ils appartiennent. Cette figure ne tient pas compte des deux observations pour lesquelles des valeurs manquantes ont été identifiées pour cette variable (dans le

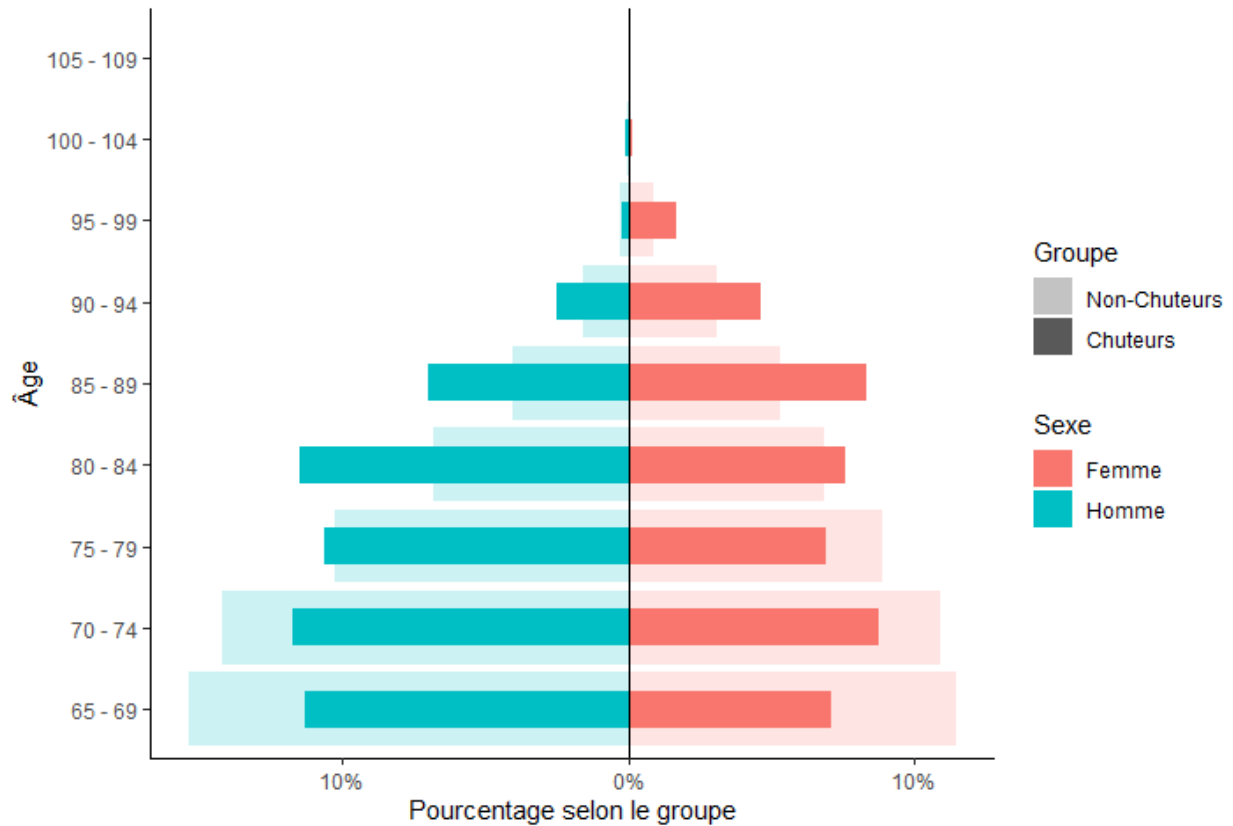


FIGURE 3.4 – Pyramide des âges selon le sexe et le groupe

groupe des non-chuteurs uniquement). Dans les deux groupes, la majorité des patients proviennent des urgences, bien que la proportion de patients qui proviennent des urgences dans le groupe des chuteurs (72,9%) soit supérieure à cette même proportion dans le groupe des non-chuteurs (53,9%). De plus, on constate que la proportion de patients qui proviennent de leur domicile est plus faible dans le groupe des chuteurs (10%) par rapport au groupe des non-chuteurs (29,3%). Notons que les patients qui proviennent de leur domicile sont souvent admis sous rendez-vous et présentent donc un état de santé plus stable que les patients qui passent par les urgences. Une différence est également à noter au niveau de la proportion de patients qui proviennent d'une unité de chirurgie d'un jour, car cette proportion est quasiment nulle dans le groupe des chuteurs (0,59%).

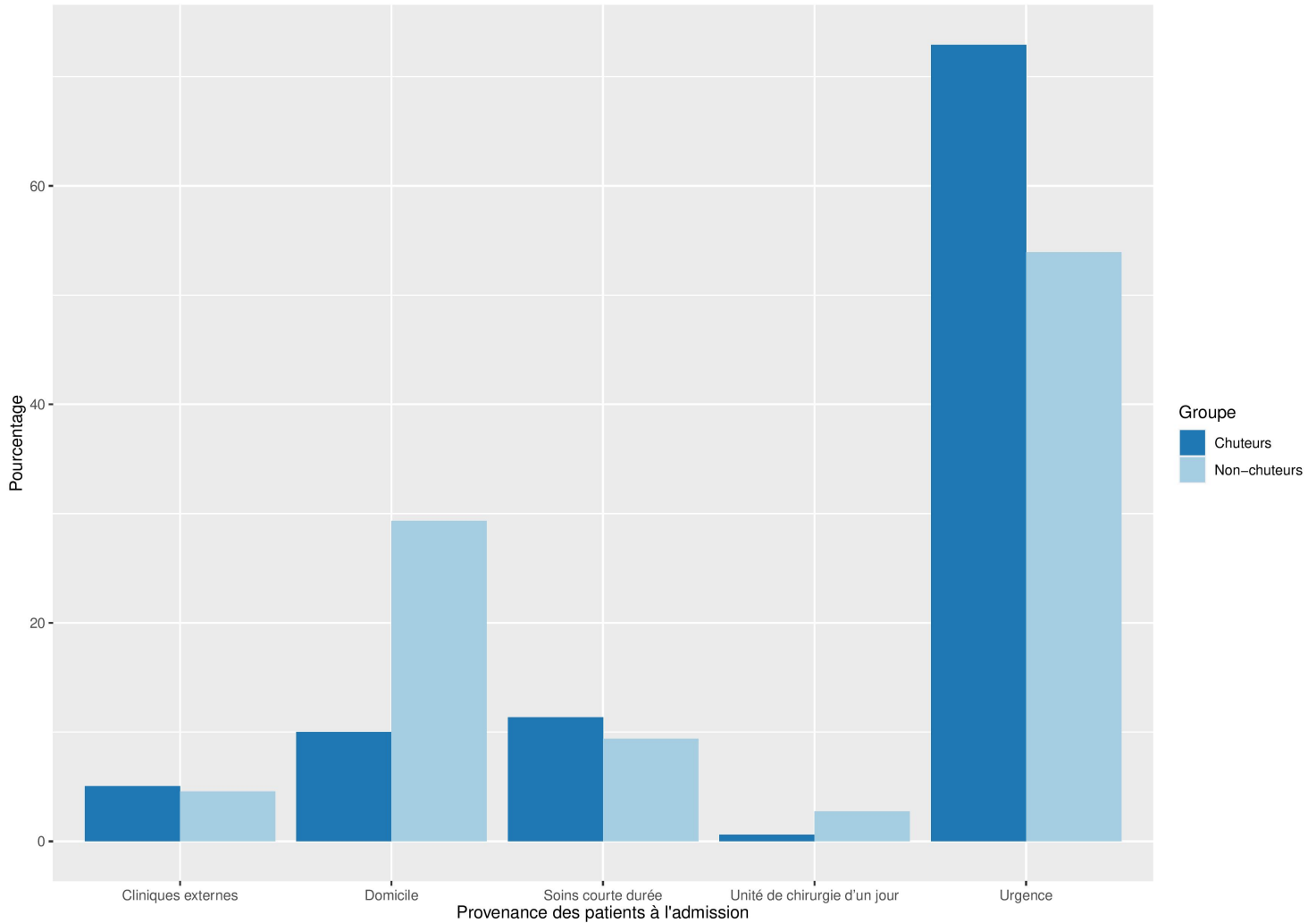


FIGURE 3.5 – Distribution de la provenance des patients à l’admission selon le groupe (la provenance « Urgence » inclut d’autres provenances avant l’urgence : domicile, CHSLD, etc.)

3.1.4 Spécialité du médecin consulté à l’admission

Pour cette variable, deux valeurs manquantes ont été identifiées dans le groupe des non-chuteurs uniquement. Excluant ces valeurs manquantes, la Figure 3.6 illustre la distribution de la spécialité du médecin consulté à l’admission selon nos deux catégories de patients. Parmi les chuteurs, la proportion de patients qui consultent pour les spécialités suivantes est plus importante que cette même proportion chez les non-chuteurs :

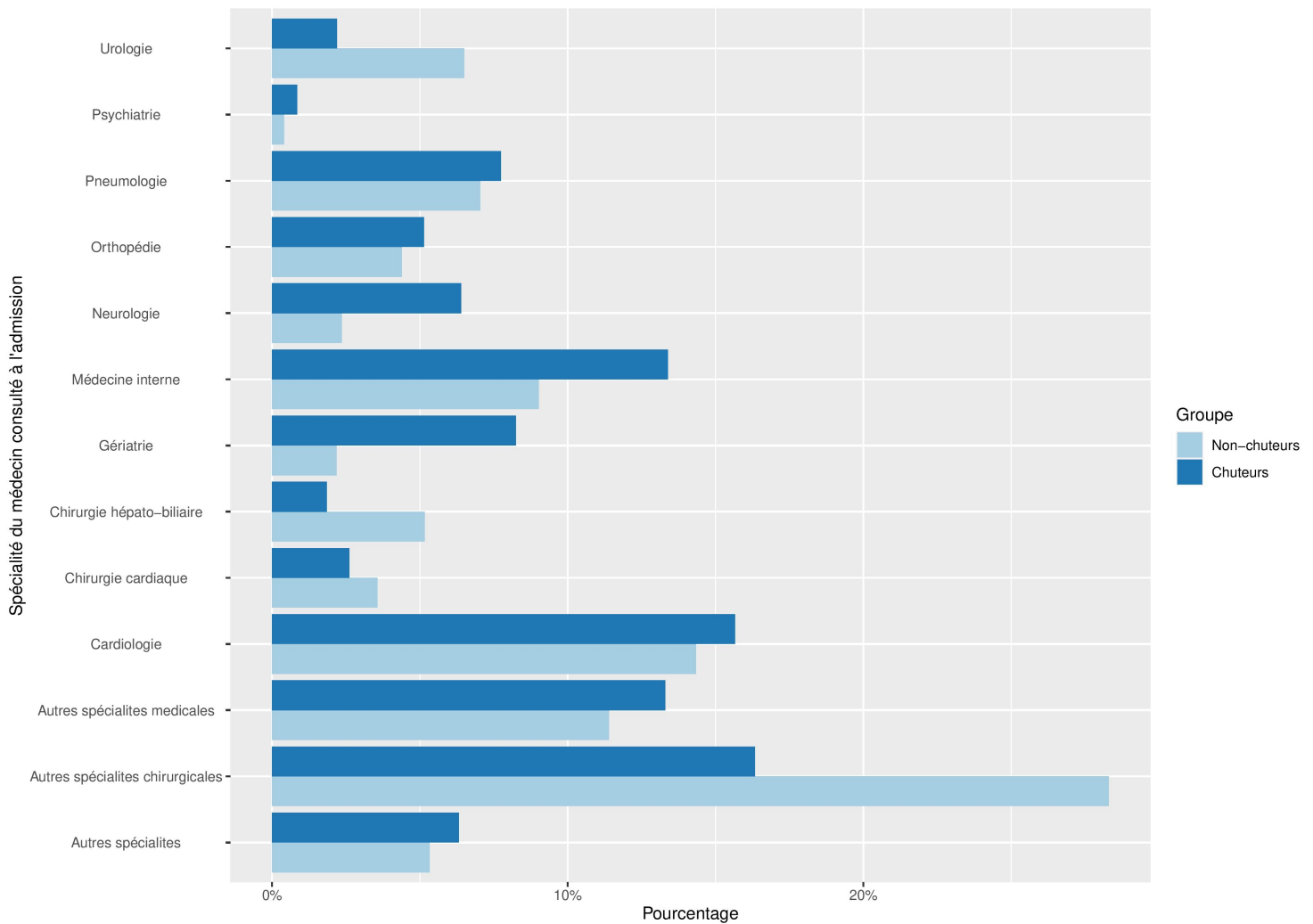


FIGURE 3.6 – Distribution de la spécialité du médecin consulté à l’admission selon le groupe

gériatrie, médecine interne, neurologie, psychiatrie. Parmi les non-chuteurs, la proportion de patients qui consultent pour les spécialités suivantes est plus importante que cette même proportion chez les chuteurs : chirurgie hépatobiliaire, urologie et autres spécialités chirurgicales. Ces constats suggèrent que les chuteurs consultent le plus souvent pour des problèmes liés de façon générale au vieillissement et au fonctionnement du cerveau, comparativement aux non-chuteurs qui consultent davantage pour des chirurgies. Notons cependant que nous n’avons aucune certitude quant à la significativité des différences observées.

3.1.5 Antécédent de chute

En analysant la Figure 3.7, nous constatons qu'indépendamment du groupe auquel ils appartiennent, très peu de nos patients ont déjà chuté au CH lors d'un épisode ayant eu lieu dans les six derniers mois précédents leur admission. Cela dit, nous notons que la proportion de patients ayant un antécédent de chute dans le groupe des chuteurs (4,29%) est supérieure à cette même proportion dans le groupe des non-chuteurs (1,26%). En effet, il est intuitif de penser qu'un patient ayant chuté dans le passé a plus de chance de chuter lors d'un nouvel épisode de soins, plus particulièrement dans le cas où les facteurs de risque sont toujours présents.

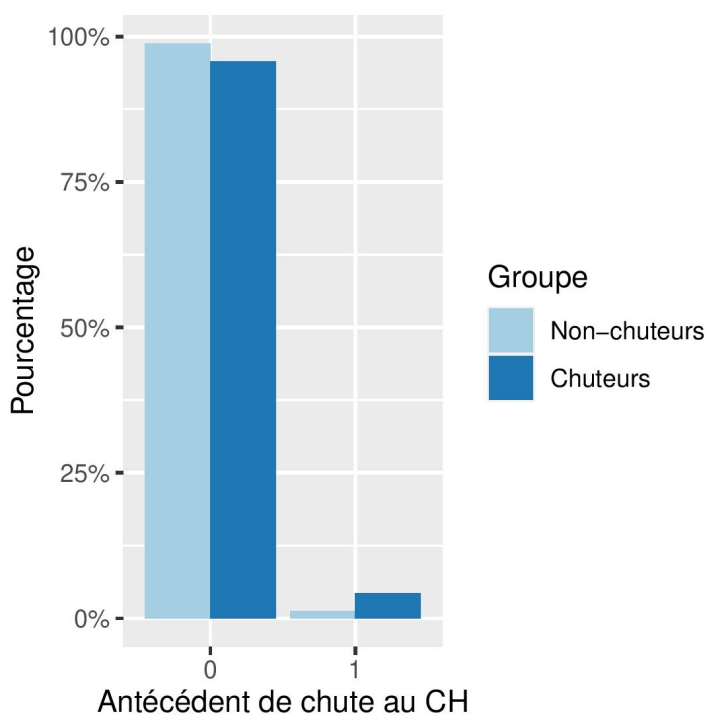


FIGURE 3.7 – Distribution de l'antécédent de chute au CH selon le groupe

3.1.6 Comorbidités

Pour chaque comorbidité, la Figure 3.8 nous indique la proportion de patients étant atteints de cette comorbidité selon le groupe auquel ils appartiennent. Ces distributions

ne prennent pas en compte les 16 observations pour lesquelles la saisie des diagnostics semble avoir été omise dans notre base de données (14 dans le groupe des non-chuteurs, deux dans le groupe des chuteurs). Notons également que nous ne disposons pas d'assez d'observations pour les comorbidités suivantes : diabète avec/sans complications, maladie du foie, VIH/sida. Pour cette raison, nous ne présentons aucune distribution pour ces dernières. Globalement, on constate que pour la plupart des comorbidités présentées à la Figure 3.8 (à l'exception de la maladie rhumatismale) la proportion de patients touchés dans le groupe des chuteurs est supérieure à cette même proportion dans le groupe des non-chuteurs. Plus particulièrement, parmi les chuteurs, la proportion de patients ayant les comorbidités suivantes est plus importante que cette même proportion chez les non-chuteurs : démence, insuffisance cardiaque, maladie pulmonaire chronique, néphropathie, maladie cérébro-vasculaire. De plus, la démence est la comorbidité pour laquelle nous avons le plus grand écart entre chuteurs et non-chuteurs (19,1% des chuteurs en sont atteints, contre 6,3% des non-chuteurs). Ces comorbidités sont principalement liées au fonctionnement du cerveau, du cœur, des poumons et des reins. Encore une fois, nous n'avons aucune certitude quant à la significativité des différences observées.

3.1.7 Prescriptions

Pour chaque prescription, la Figure 3.9 nous indique la proportion de patients ayant reçu cette prescription selon le groupe auquel ils appartiennent. Notons que nous ne disposons pas d'assez d'observations pour la prescription d'hypnotiques non-benzodiazépines. Pour cette raison, nous ne présentons aucune distribution pour cette catégorie de médicaments. Dans l'ensemble, on constate que pour toutes les catégories de médicaments considérées, la proportion de patients ayant reçu des prescriptions dans le groupe des chuteurs est supérieure à cette même proportion dans le groupe des non-chuteurs. Plus particulièrement, parmi les chuteurs, la proportion de patients ayant reçu les prescriptions suivantes est plus importante que cette même proportion dans le groupe des non-chuteurs : anticonvulsivants, antidépresseurs, antipsychotiques, benzodiazépines, psycho-

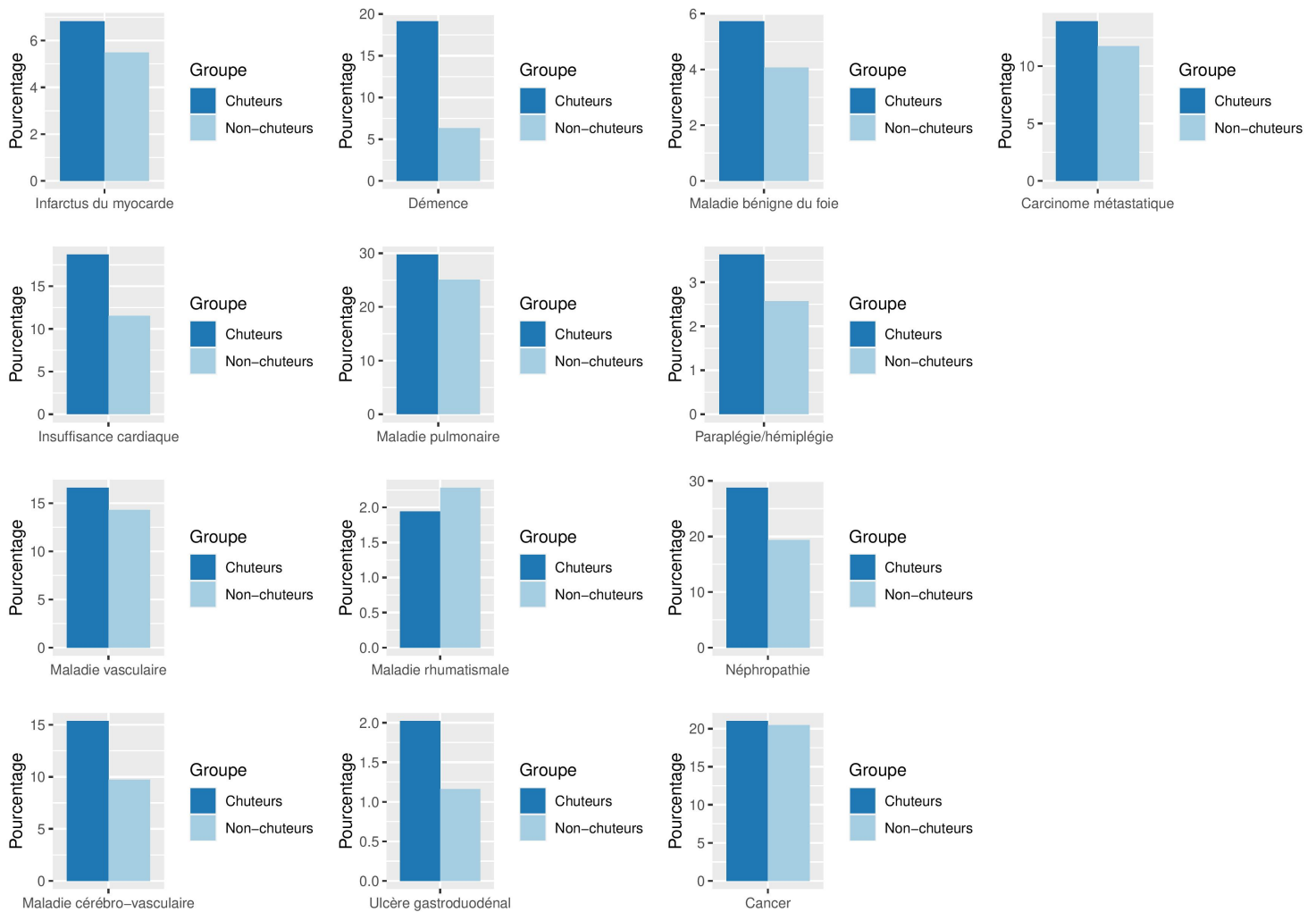


FIGURE 3.8 – Proportion de patients atteints d'une comorbidité selon le groupe

trope/neuroleptiques. À cet effet, nous constatons que plus du tiers des chuteurs ont reçu des prescriptions d'antidépresseurs, d'antipsychotiques, de benzodiazépines et de psychotropes/neuroleptiques. Ainsi, la prescription de médicaments liés à l'activité cérébrale et psychomotrice est très présente dans le groupe des chuteurs. Nous rappelons également que nous ne pouvons pas savoir si c'est la prise de ces médicaments qui a donné lieu à la chute. Pour cause, nous savons simplement que ces médicaments ont été prescrits avant la chute, sans savoir s'ils ont été effectivement pris par le patient avant que celle-ci ne se produise. Dans tous les cas, ces variables nous renseignent sur l'état de santé du

patient avant la chute, mais elles peuvent aussi indiquer un lien direct entre la prise des médicaments et la chute dans certains cas.

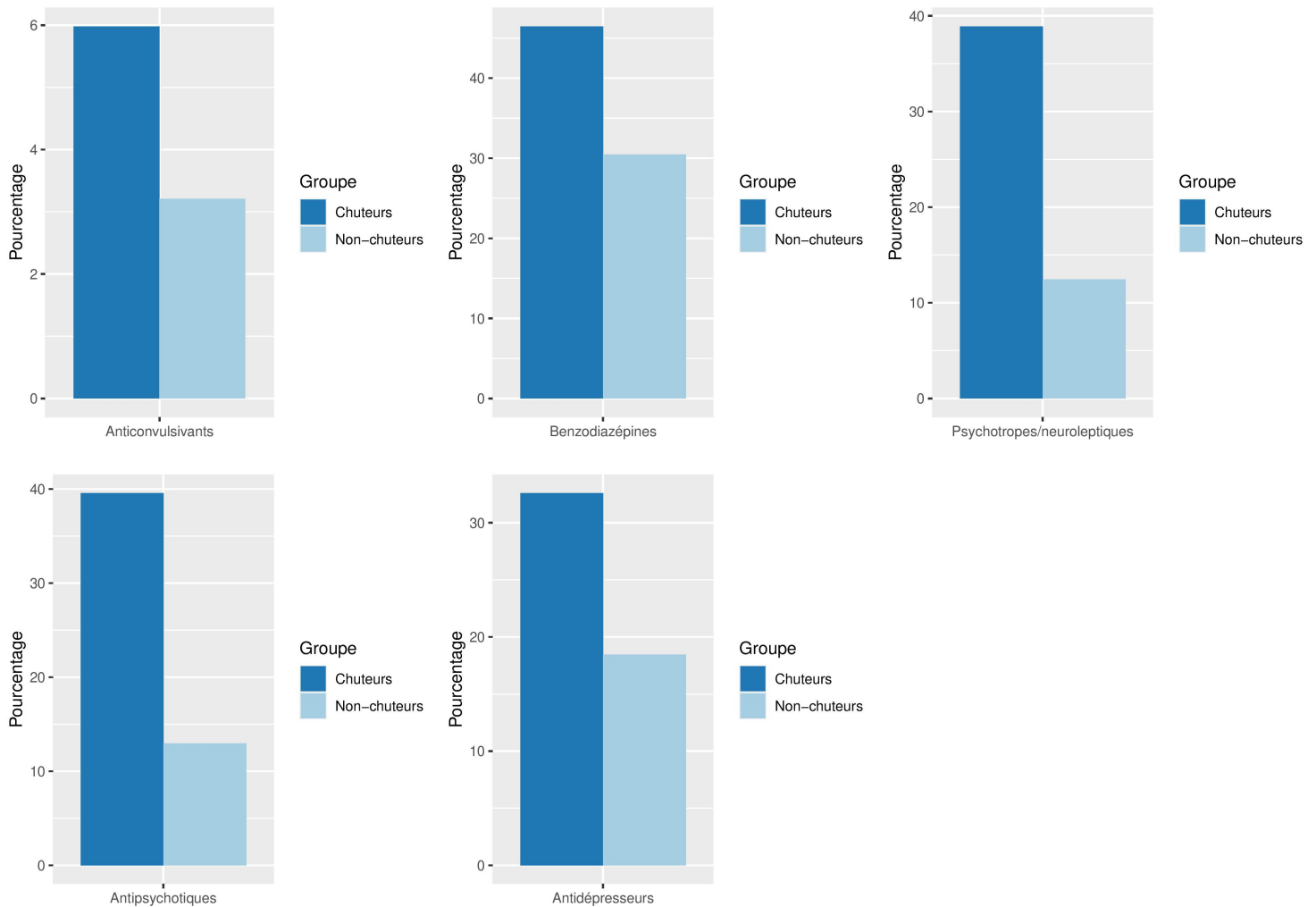


FIGURE 3.9 – Proportion de patients ayant reçu une certaine prescription selon le groupe

Au vu de ce qui précède, les données dont nous disposons semblent contenir des informations pertinentes pour la détection des patients à risque de chuter. Nous observons particulièrement que ces résultats sont conformes aux informations tirées de la littérature et rapportées au chapitre 1. Les données dont nous disposons contiennent également très peu de valeurs manquantes, et la plupart des variables sont catégorielles. Tel que men-

tionné au chapitre précédent, les valeurs manquantes repérées ont été imputées à la classe majoritaire. Considérant le nombre très limité de valeurs manquantes pour chaque variable, cette technique d'imputation a été privilégiée en raison de sa faisabilité et du fait que le biais introduit par l'imputation est négligeable. De plus, toutes les variables catégorielles (avec plus de deux catégories) ont été dichotomisées afin que nos modèles prennent seulement en compte les catégories les plus pertinentes qui auraient été sélectionnées à la phase de sélection des variables. Finalement, notre jeu de données contient 36 prédicteurs (avant la sélection de variables) et une variable cible binaire (0 pour les non-chuteurs, 1 pour les chuteurs). Les variables sélectionnées par les différentes méthodes employées (méthode séquentielle et lasso) sont présentées à l'annexe I.

3.2 Analyse de la performance des modèles

3.2.1 Évaluation du risque de chute à l'admission

La Figure 3.10 et le Tableau 3.4 nous présentent les AUC des modèles développés pour prédire le risque de chute à l'admission. Nous rappelons que ces mesures de performance sont calculées sur l'échantillon de validation. De manière générale, l'aspect curviligne des courbes ROC témoigne du fait que les modèles développés sont capables d'extraire de l'information pertinente à partir des données pour prédire le risque de chute. Ces modèles font ainsi mieux que le hasard, représenté ici par la première bissectrice (ligne oblique). Toutefois, les AUC obtenues pour ces modèles sont légèrement inférieures à celles rapportées dans la littérature (entre 72% et 80%). Ce constat pourrait s'expliquer par le fait que les données clinico-administratives qui sont disponibles à l'admission ne fournissent pas autant d'information que les données considérées dans la littérature. En effet, les données considérées dans la littérature sont souvent plus détaillées en matière de facteurs de risque et incluent des variables qui ne sont pas disponibles à l'admission. Par ailleurs, nous constatons que la différence entre les AUC de ces modèles est assez marginale. Nous formulons deux hypothèses pouvant expliquer ce constat. D'une part, les

variables considérées dans notre étude sont très peu granulaires, c'est-à-dire que l'information qu'elles contiennent ne se retrouve pas dans une couche profonde ou cachée. Par exemple, la variable binaire nous indiquant si un patient provient de son domicile nous livre toute l'information qu'on pourrait en tirer de façon directe et avec très peu d'options (« oui » ou « non »). Cette information est ainsi détectable et utilisable par tous les types de modèles, qu'il s'agisse d'une régression logistique ou d'une forêt aléatoire. Dans le cas où il aurait fallu combiner plusieurs variables pour obtenir cette information, tous les modèles n'auraient théoriquement pas eu les mêmes aptitudes. D'autre part, le déséquilibre existant entre les deux catégories de la variable cible fait en sorte qu'il y a très peu de chuteurs à détecter par rapport aux non-chuteurs. L'amélioration qu'on peut obtenir d'un modèle à un autre est ainsi limitée par cette contrainte, à moins que l'un des modèles accède à beaucoup plus d'information que l'autre. Par contre, si l'essentiel de l'information est capturé par tous les modèles, ce qui est le cas ici, alors ce n'est pas très surprenant qu'ils classent dans le bon ordre à peu près la même proportion d'observations en fonction de leur risque de chute. De ce fait, la différence marginale observée est attribuable à l'élimination des variables superflues à la phase de sélection des variables et à la façon dont les modèles traitent l'information détectée. À ce niveau, la forêt aléatoire possède un léger avantage, car elle considère automatiquement les interactions qu'il peut y avoir entre les variables. Là encore, cette capacité à considérer les interactions n'apporte qu'une amélioration marginale, car la plupart de nos variables contiennent en elles-mêmes une grande partie de l'information qu'on pourrait en tirer.

Pour l'analyse des courbes *lift* illustrées par la Figure 3.11, nous avons fait le choix de classer 50% des observations avec les probabilités les plus élevées dans le groupe des chuteurs. Bien qu'il soit possible de considérer d'autres valeurs, ce choix s'appuie sur le fait que compte tenu de notre problématique, il vaut mieux être trop prudent que pas assez. En absence d'une analyse coûts-bénéfices, cette valeur semble également raisonnable pour évaluer de façon approximative la performance globale de nos modèles. Comme l'indique le Tableau 3.5, en classant 50% des observations avec les probabilités les plus élevées dans le groupe des chuteurs, on obtient une sensibilité autour de 77,5% et une

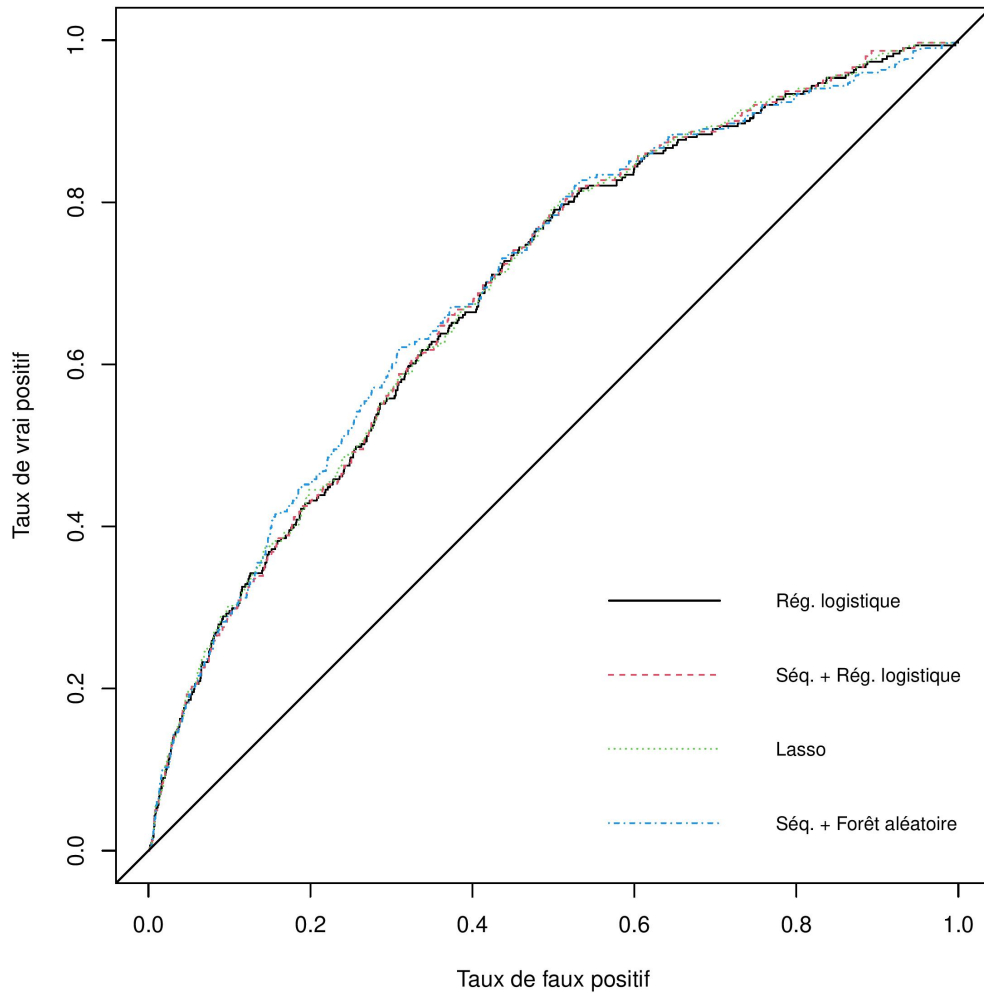


FIGURE 3.10 – Courbes ROC des modèles développés (à l’admission)

spécificité de 50,8% pour l’ensemble des modèles. Autrement dit, on parvient à détecter un peu plus du trois quarts des chuteurs et la moitié des non-chuteurs. Dans notre cas, la rareté de l’évènement nous contraint à classer des épisodes sans chute dans le groupe des épisodes avec chute pour augmenter notre probabilité de détecter les chutes véritables. Ceci a pour conséquence d’augmenter le taux de faux positifs. Pour apprécier davantage ces résultats, il conviendrait de mettre en parallèle les coûts associés à une chute non prédite qui se réalise (faux négatif) et les coûts associés à une chute prédite qui ne se réalise pas (faux positif).

Pour finir, en se basant uniquement sur les AUC obtenues, le modèle de forêt aléa-

Modèle	AUC
Régression logistique	0,6917
Méthode séquentielle + Régression logistique	0,6942
Lasso	0,6945
Méthode séquentielle + Forêt aléatoire	0,6991

Tableau 3.4 – Aire sous la courbe ROC (AUC) des modèles développés (à l’admission)

Modèle	Sensibilité	Spécificité	Faux négatifs (1-sensibilité)	Faux positifs (1-spécificité)
Régression logistique	77,7%	50,8%	22,3%	49,2%
Méthode séquentielle + Régression logistique	78,1%	50,8%	21,9%	49,2%
Lasso	77,1%	50,8%	22,9%	49,2%
Méthode séquentielle + Forêt aléatoire	77,4%	50,8%	22,6%	49,2%

Tableau 3.5 – Performance des modèles selon l’analyse des courbes *lift* (à l’admission)

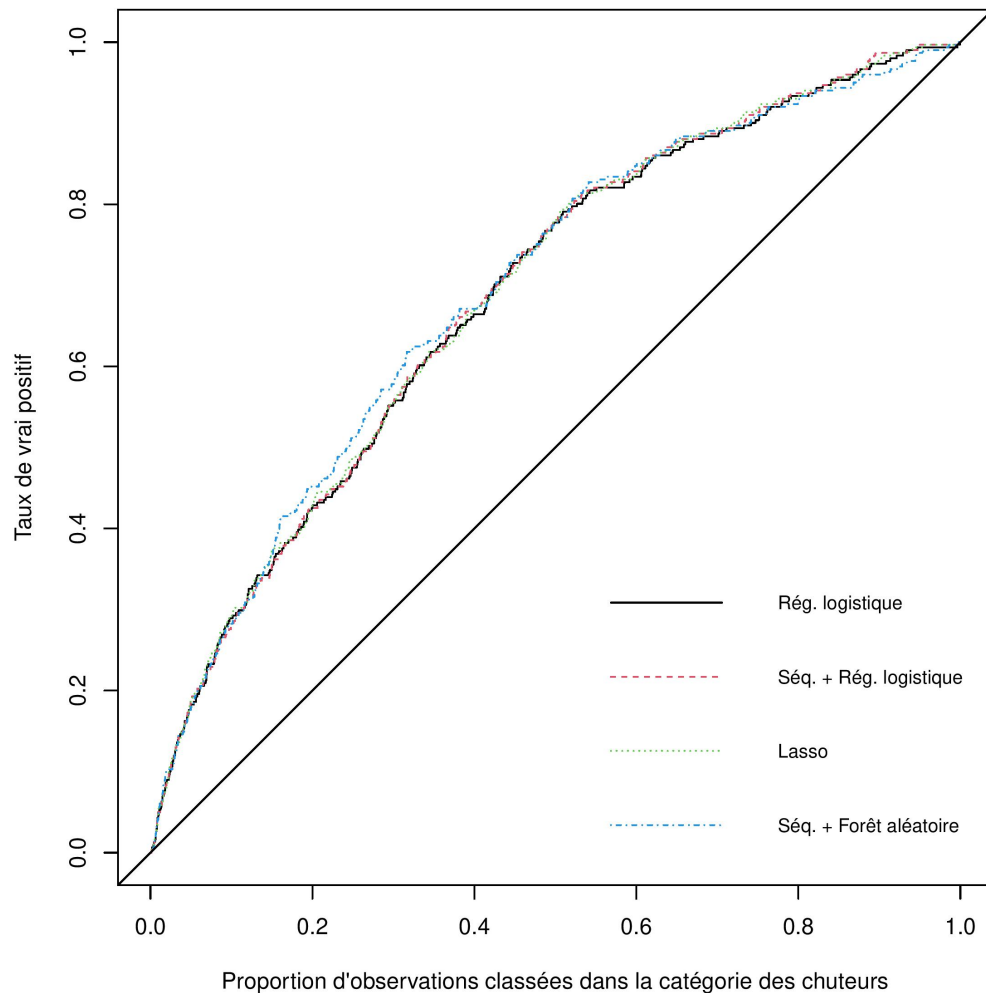


FIGURE 3.11 – Courbes *lift* des modèles développés (à l’admission)

toire a été sélectionné pour être notre modèle final destiné à prédire le risque de chute à l’admission. La Figure 3.12 met en évidence l’importance des variables utilisées par ce modèle selon leur capacité à générer des nœuds les plus homogènes possible par rapport à la variable cible; c’est-à-dire leur capacité à départager les chuteurs et les non-chuteurs. À cet effet, la variable *démence* se retrouve en tête de liste, suivie directement par les variables *âge*, *gériatrie*, *domicile*, *neurologie*. Tel que nous l’avons observé à la phase d’exploration des données, la démence est une comorbidité qui est davantage présente chez les chuteurs que chez les non-chuteurs; c’est la comorbidité pour laquelle nous avons le plus grand écart entre chuteurs et non-chuteurs. De même, ce facteur de risque

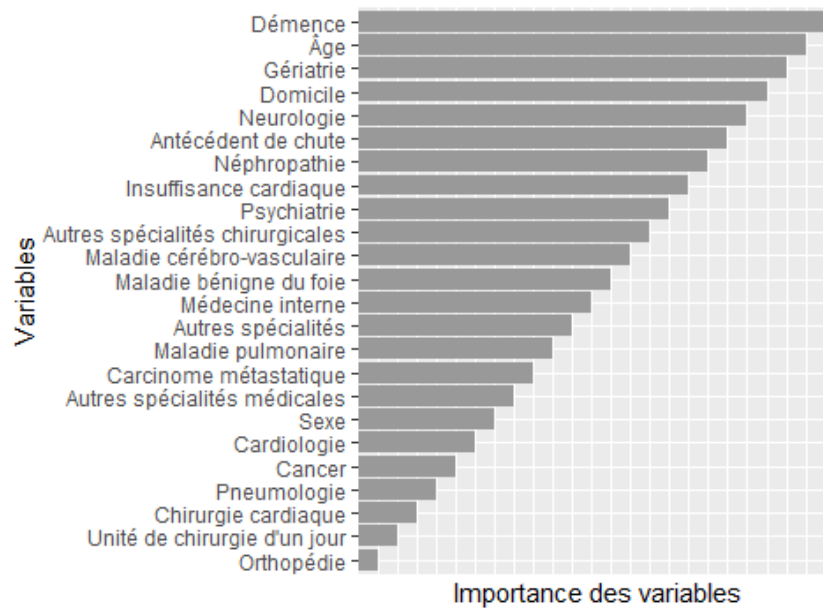


FIGURE 3.12 – Importance des variables selon le modèle de forêt aléatoire (à l’admission)

est considéré comme étant l’un des plus importants dans la littérature (ICSP, 2013 ; Morarescu et al., 2013). L’âge avancé ainsi que les problèmes de santé liés de façon générale au vieillissement et à l’activité cérébrale avaient également été identifiés comme étant des facteurs de risque potentiels. Ceux-ci sont également couramment cités dans la littérature (ASPC, 2014 ; ICSP, 2013). Enfin, nous avons noté à la phase d’exploration des données que les patients provenant de leur domicile appartiennent davantage au groupe des non-chuteurs qu’au groupe des chuteurs.

3.2.2 Évaluation du risque de chute durant l’épisode

La Figure 3.13 et le Tableau 3.6 nous présentent les AUC des modèles développés pour prédire le risque de chute durant l’épisode en ajoutant de nouvelles conditions ou variables (prescriptions). Nous rappelons que ces mesures de performance sont calculées sur l’échantillon de validation. Tout d’abord, nous constatons que les AUC obtenues pour ces modèles sont plus élevées que celles obtenues pour les modèles destinés à prédire le risque à l’admission. Ceci suggère que l’ajout de nouvelles variables a apporté

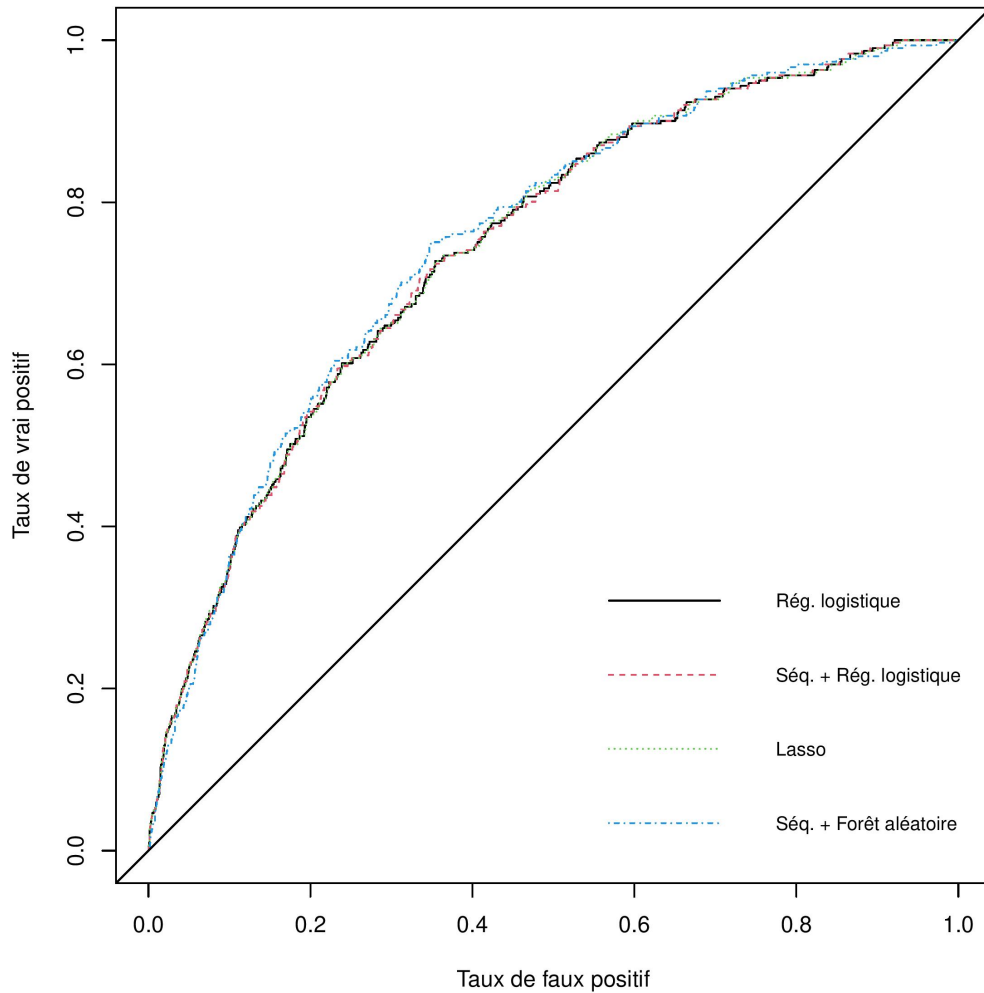


FIGURE 3.13 – Courbes ROC des modèles développés (durant l'épisode)

un supplément d'information pertinente. Ensuite, les AUC obtenues avec ces modèles de mise à jour conditionnelle du risque sont conformes à celles rapportées dans la littérature (entre 72% et 80%). Ces constats pourraient s'expliquer par le fait que les différentes prescriptions considérées renseignent davantage sur l'état de santé et le risque de chute des patients. Enfin, à l'instar des résultats obtenus pour les modèles destinés à prédire le risque à l'admission, la différence entre les AUC est marginale pour les modèles de mise à jour conditionnelle du risque. Les hypothèses formulées précédemment pour expliquer ce constat nous semblent également valables dans ce cas de figure.

Pour l'analyse des courbes *lift* illustrées par la Figure 3.14, nous considérons toujours

Modèle	AUC
Régression logistique	0,7440
Méthode séquentielle + Régression logistique	0,7441
Lasso	0,7444
Méthode séquentielle + Forêt aléatoire	0,7504

Tableau 3.6 – Aire sous la courbe ROC (AUC) des modèles développés (durant l'épisode)

que seuls 50% des premières observations avec les probabilités les plus élevées appartiennent au groupe des chuteurs. Ainsi, comme l'indique le Tableau 3.7, on obtient une sensibilité autour de 82% et une spécificité de 50,9% pour l'ensemble des modèles. Ici encore, le taux de faux positifs est relativement élevé (49,1%). De même, une analyse des coûts associés à une chute non prédite qui se réalise (faux négatif) et des coûts associés à une chute prédite qui ne se réalise pas (faux positif) nous permettrait d'apprécier davantage ces résultats.

Pour finir, en se basant uniquement sur les AUC obtenues, le modèle de forêt aléatoire a été sélectionné pour être notre modèle final destiné à prédire le risque de chute durant l'épisode. La Figure 3.15 met en évidence l'importance des variables utilisées par ce modèle selon leur capacité à générer des nœuds les plus homogènes possible par rapport à la variable cible ; c'est-à-dire leur capacité à départager les chuteurs et les non-chuteurs. À cet effet, la variable *psychotropes/neuroleptiques* se retrouve en tête de liste, suivie directement par les variables *démence*, *gériatrie*, *neurologie* et *âge*. Encore une fois, les variables *démence*, *gériatrie*, *neurologie* et *âge* se retrouvent dans le top 5 des variables les plus importantes. Quant à la variable *psychotropes/neuroleptiques*, elle nous indique si ce

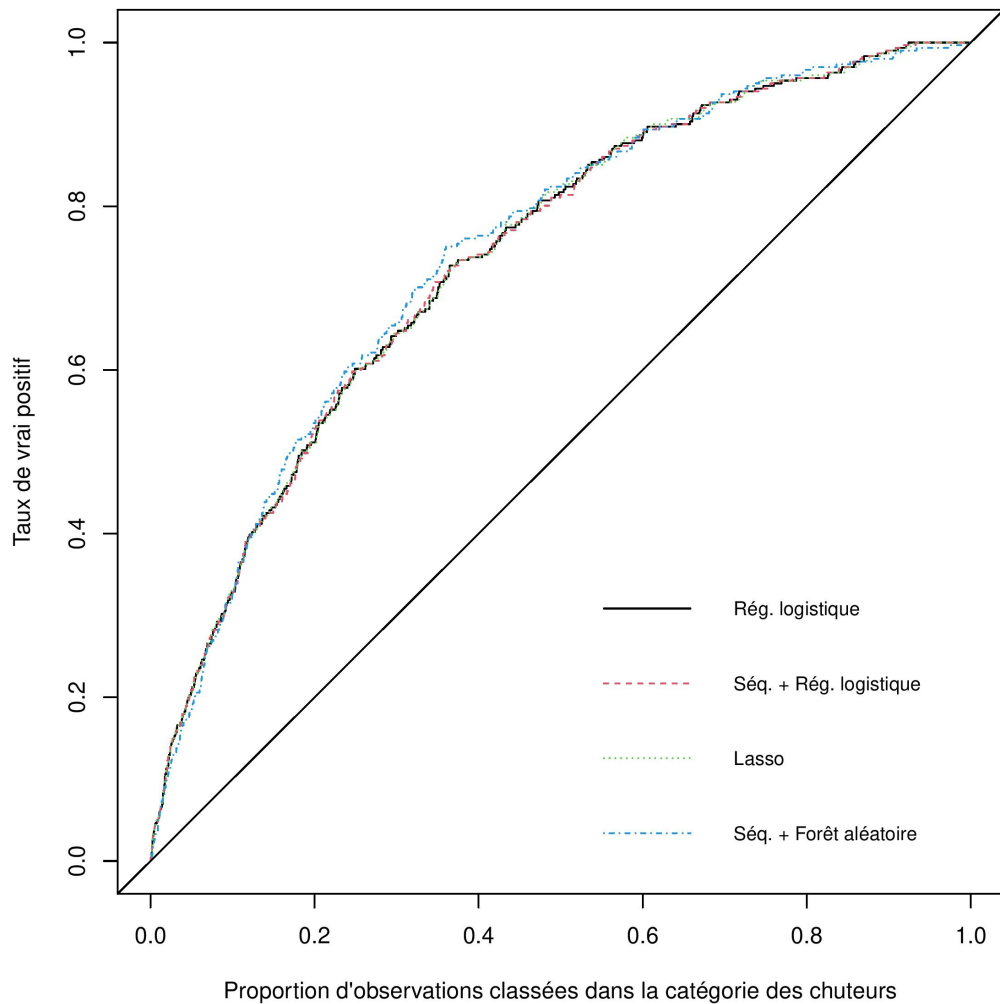


FIGURE 3.14 – Courbes *lift* des modèles développés (durant l'épisode)

type de médicaments a été prescrit au patient. En effet, dans notre échantillon, ce type de prescriptions est trois fois plus présent dans le groupe des chuteurs que dans le groupe des non-chuteurs. Aussi, parmi toutes les prescriptions considérées, seuls les antipsychotiques n'ont pas été sélectionnés à la phase de sélection des variables, bien qu'il existe pour cette variable une différence notable entre les deux groupes de patients. Ceci s'explique par le fait que les antipsychotiques sont très similaires, voire équivalents, aux neuroleptiques. Il n'est donc pas nécessaire d'inclure simultanément ces deux variables dans le même modèle, car elles apportent plus ou moins la même information.

Modèle	Sensibilité	Spécificité	Faux négatifs (1-sensibilité)	Faux positifs (1-spécificité)
Régression logistique	81,7%	50,9%	18,3%	49,1%
Méthode séquentielle + Régression logistique	81,4%	50,9%	18,6%	49,1%
Lasso	82,4%	50,9%	17,6%	49,1%
Méthode séquentielle + Forêt aléatoire	82,4%	50,9%	17,6%	49,1%

Tableau 3.7 – Performance des modèles selon l’analyse des courbes *lift* (durant l’épisode)

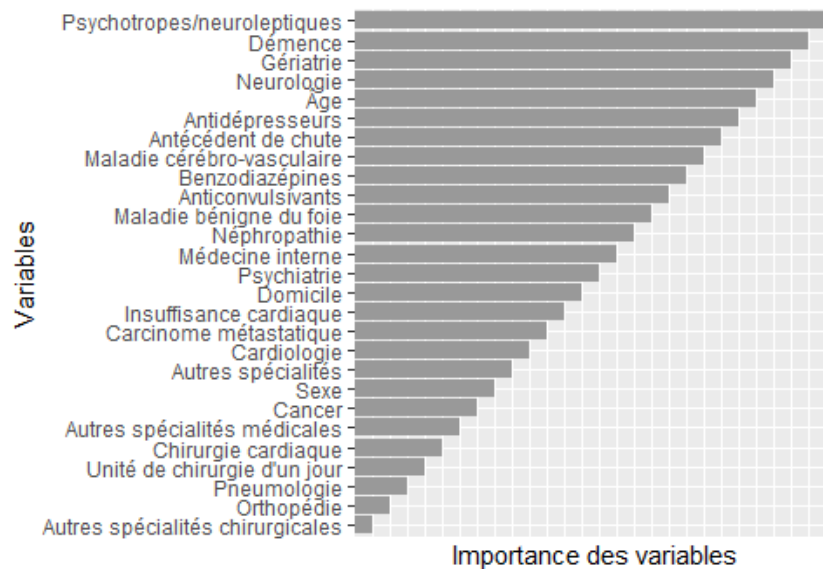


FIGURE 3.15 – Importance des variables selon le modèle de forêt aléatoire (durant l’épisode)

3.2.3 Performance globale

En se basant sur les résultats présentés précédemment, nous pouvons détecter dès l'admission 77% des chuteurs avant que l'évènement ne se produise, et ce, en faisant bon usage des données clinico-administratives disponibles au début de l'épisode de soins. De même, 82% des chuteurs peuvent être détectés avant que l'évènement ne se produise en utilisant à la fois les données disponibles à l'admission et pendant l'épisode de soins. Ces résultats ont été obtenus à l'aide de modèles de forêts aléatoires et en considérant un échantillon de validation contenant 301 chuteurs et 10 213 non-chuteurs. Parmi les chuteurs, 6% sont repérés uniquement par le modèle utilisé à l'admission, tandis que 11% sont repérés uniquement par le modèle utilisé durant l'épisode de soins. En combinant la performance de ces deux modèles, on serait capable de détecter 88% des chuteurs (265/301) avant que l'évènement ne se produise. Toutefois, cette performance globale s'accompagne d'un certain coût, soit le fait de classer 58% des non-chuteurs (5 930/10 213) dans le groupe des chuteurs. Ce taux de faux positifs relativement élevé est principalement lié au fait que la chute est un évènement rare.

Modèle	Pct. chuteurs repérés	Pct. chuteurs repérés par un seul modèle	Pct. chuteurs repérés au total	Taux global de faux positifs
Admission : méthode séquentielle + forêt aléatoire	77%	6%	88% (265/301)	58% (5930/10213)
Épisode : méthode séquentielle + forêt aléatoire	82%	11%		

Tableau 3.8 – Performance combinée des modèles (à l'admission et durant l'épisode de soins)

Conclusion

Bien des secteurs connaissent aujourd'hui des transformations importantes dues aux récentes avancées technologiques et à la vulgarisation des données massives. L'intelligence artificielle se retrouve au cœur de cette révolution. Alors que l'intelligence artificielle occupe une place de plus en plus importante dans nos vies, elle constitue une opportunité éminente pour le secteur de la santé en raison de sa capacité à exploiter les données disponibles pour soutenir la prise de décisions cliniques et offrir des soins ou services fondés sur le principe de valeur (Chen et Decary, 2020). À cet effet, la chute des personnes âgées constitue une problématique qui mine la qualité et la valeur des soins dans les établissements de santé. La chute est une contrainte qui peut influencer négativement les résultats obtenus au terme d'un traitement, en plus de générer des coûts supplémentaires pour le système de santé. Ce mémoire avait pour principal but d'établir s'il est possible de prédire efficacement le risque de chute chez la personne âgée en milieu hospitalier en se basant sur des modèles d'apprentissage automatique développés à partir de données clinico-administratives issues des établissements du Québec. Spécifiquement, nous cherchions à prédire le risque d'occurrence d'une première chute chez les patients âgés de 65 ans et plus afin d'identifier les potentiels chuteurs. Pour ce faire, nous avons collecté des données secondaires à propos de 32 956 épisodes de soins ayant eu lieu sur une période de 30 mois dans un centre hospitalier de la région de Montréal (CH). Ces données regroupant des épisodes avec ou sans chute(s) nous ont permis d'entraîner et d'évaluer des modèles d'apprentissage automatique destinés à prédire le risque de chute chez la personne âgée.

Les résultats de ces modèles ont révélé plusieurs aspects intéressants. D'abord, ils

nous ont permis de confirmer que les données clinico-administratives possèdent des bénéfices bien au-delà des raisons pour lesquelles elles sont collectées initialement. La valorisation de ces données a ainsi mis en lumière leur utilité en matière d'analyse et de prise de décision. Plus particulièrement, nous avons démontré que l'âge, les comorbidités, la provenance des patients, la spécialité du médecin consulté et les prescriptions sont autant de données qui nous renseignent sur la prévalence d'un risque de chute à l'admission ou durant l'épisode de soins.

De plus, cette étude a démontré que les modèles d'apprentissage automatique sont capables d'extraire l'information pertinente contenue dans ces données pour classer les patients selon leur risque de chute. À notre connaissance, il s'agit de la première étude qui se base sur des modèles d'apprentissage automatique pour prédire le risque de chute chez les personnes âgées en milieu hospitalier au Québec. Pourtant, ce type de modèles pourraient être implémentés dans bon nombre d'établissements du réseau de la santé, car la plupart d'entre eux disposent depuis quelques années des données nécessaires.

Contrairement aux outils standardisés, les modèles d'apprentissage automatique offrent une certaine flexibilité dans la mesure où ils sont développés à partir des données issues de la population et du milieu dans lequel ils seront déployés. Il s'agit d'un atout capital, car les caractéristiques de la population desservie peuvent varier selon le milieu. L'utilisation des mêmes méthodes pour le développement de ces modèles d'un établissement à l'autre rendrait également possibles la validation et la comparaison de leurs performances prédictives.

Implications pratiques

Utilisés conjointement avec le jugement clinique, les modèles développés pourraient permettre de réduire l'occurrence des chutes de personnes âgées au CH. En premier lieu, ces modèles pourraient servir à cibler certains patients pour lesquels les facteurs de risque échappent de prime abord au jugement clinique. Pour ces patients ciblés par les modèles, il serait alors possible d'effectuer une évaluation du risque plus rigoureuse et complète de manière à lever ou confirmer les soupçons quant au risque de chute. Une telle stratégie

permettrait à la fois de réduire le taux de faux positifs correspondant aux modèles et d'augmenter le taux de bonne classification issu du jugement clinique.

En second lieu, dans l'éventualité où les ressources seraient limitées et qu'il faille évaluer le risque pour tous les patients à un moment précis, ces modèles pourraient servir à établir un ordre de priorité. Autrement dit, les patients seraient évalués du plus à risque au moins à risque. Ceci permettrait d'utiliser les ressources disponibles de façon plus optimale en agissant rapidement pour réduire le risque de chute chez les patients les plus vulnérables.

En troisième lieu, en utilisant une approche basée sur des modèles de prédiction il serait possible de réduire le temps que les cliniciens mettent pour évaluer le risque.

Enfin, la mise en œuvre de ces modèles ne nécessite aucune collecte de données supplémentaires par le personnel du CH. Toutes les données utilisées sont déjà collectées à des fins cliniques ou administratives, ce qui les rend disponibles et évite d'alourdir le processus d'évaluation du risque de chute chez les personnes âgées.

Limites

Certaines limites de cette recherche doivent être soulignées. Premièrement, 459 chutes (tous âges confondus) ayant eu lieu durant la période considérée ont dû être exclues de notre échantillon de départ, car elles n'ont pas pu être jumelées automatiquement à des épisodes de soins pour des raisons inhérentes à la base de données. On aurait pu tenter un appariement manuel de ces chutes avec les épisodes de soins correspondants, mais cette démarche aurait nécessité des ressources supplémentaires dont nous ne disposons pas. Étant donné que nous n'avons pas assez d'information sur ces chutes, nous n'avons pas pu être en mesure de savoir la proportion de patients âgés et admis qui s'y rattache. Nous considérons ces informations manquantes comme étant une source de biais potentielle. Ceci constitue une limite, car la performance prédictive des modèles aurait pu être impactée positivement ou négativement par l'ajout de nouveaux épisodes avec chute, d'autant plus que cette catégorie d'épisodes est largement en minorité dans notre échantillon.

Deuxièmement, pour chaque prescription, un certain nombre de médicaments a été

considéré en se basant sur la trousse de prévention de l'ICSP (2013). La liste de médicaments considérés pour chaque prescription n'est sans doute pas exhaustive. Pour cause, l'industrie pharmaceutique est en constante évolution et plusieurs nouveaux médicaments ont été introduits sur le marché depuis la publication de la trousse de prévention. Nous n'avons pas pu effectuer une mise à jour dans ce sens en raison de nos connaissances limitées sur le sujet. Par contre, les grandes familles de médicaments considérées ne changent pas, et par conséquent, nos résultats demeurent intéressants.

Troisièmement, nous n'avons pas pu déterminer un point de coupure précis permettant de classer systématiquement les patients dans la catégorie des chuteurs potentiels en fonction de leur risque de chute. En effet, compte tenu du déséquilibre entre les deux catégories de la variable cible, il aurait fallu effectuer préalablement une analyse des coûts associés à une chute non prédite qui se réalise et des coûts associés à une chute prédite qui ne se réalise pas. Ceci nous aurait permis d'obtenir une fonction de coût à minimiser en déterminant un point de coupure optimal. Ainsi, même si nous avons classifié nos observations selon l'importance du risque, nous ne pouvons pas être certains que le point de séparation que nous avons choisi de façon subjective est celui qui minimise les coûts liés à une mauvaise classification. En raison de cette limite, nous ne sommes pas en mesure de garantir que les faux positifs obtenus épargnent plus de coûts qu'ils n'en génèrent.

Quatrièmement, le risque de chute prédit est un risque global qui ne nous renseigne pas sur les facteurs de risque individuels du patient. Même si nous sommes en mesure de dire si un patient est plus à risque qu'un autre, nous ne pouvons pas savoir ce qui le rend plus à risque. Pour cette raison, les modèles développés se veulent être uniquement des outils de soutien au jugement clinique. Ainsi, le personnel infirmier ou médical se doit d'investiguer les facteurs de risque individuels que présente le patient afin d'en déduire les interventions de préventions adéquates pour minimiser le risque. Sans le jugement clinique et la mise en œuvre d'interventions adéquates, la pertinence de ces modèles serait quasiment nulle.

Avenues futures de recherche

Malgré ces quelques limites, cette recherche a permis de mettre en évidence l'importance des données clinico-administratives ainsi que le rôle qu'elles peuvent jouer en matière de prévention des chutes chez la personne âgée en milieu hospitalier. Nous croyons toutefois que plusieurs autres recherches devront être effectuées afin que les modèles d'apprentissage automatique puissent être utilisés de façon fiable comme des outils contribuant à réduire l'occurrence des chutes.

Premièrement, nos résultats suggèrent une performance relativement intéressante sur des données collectées rétrospectivement. De ce fait, il serait pertinent d'évaluer prospectivement la performance des modèles d'apprentissage automatique par rapport au jugement clinique. Par exemple, est-ce que ces modèles détectent mieux les chuteurs que le jugement clinique? Dans la même veine, il serait pertinent d'évaluer prospectivement comment ces modèles, utilisés conjointement avec le jugement clinique, permettraient de réduire l'occurrence des chutes. Par exemple, est-ce qu'on pourrait réellement augmenter notre capacité à détecter les chuteurs si le jugement clinique se basait en partie sur les résultats de ce type de modèle?

Deuxièmement, notre étude se base sur des données collectées dans un seul établissement de santé. Il serait donc pertinent d'étudier si nous obtenons des résultats similaires ou presque dans d'autres établissements de santé. Pour ce faire, des études rétrospectives et prospectives pourraient être réalisées dans d'autres milieux à des fins de validation et de comparaison de la performance de ce type de modèles.

En conclusion, la valorisation des données clinico-administratives pour prédire le risque de chute de la personne âgée en milieu hospitalier est une avenue de recherche très prometteuse. Notre étude a mis en lumière plusieurs avantages liés à la performance prédictive et à la flexibilité des méthodes d'apprentissage automatique pour la prédiction du risque de chute. Ces découvertes et les questions qu'elles ont soulevées méritent d'être explorées en profondeur, puisque le phénomène de chute chez la personne âgée représente un enjeu de taille qui menace la performance du système socio-sanitaire au Québec.

Certes, toutes les chutes ne sont pas évitables, mais elles ne sont pas toutes inévitables non plus, d'autant plus que nous disposons de moyens performants pour les prévenir. Nous espérons que plusieurs seront inspirés à poursuivre la recherche dans cette direction. Au terme de cette démarche, c'est l'ensemble de la population, et plus particulièrement la classe des aînés, qui profitera d'un système de santé plus sécuritaire et d'une qualité de vie plus élevée.

Bibliographie

- Agence de la santé publique du Canada. 2014, «Chutes chez les aînés au Canada : Deuxième rapport», Rapport.
- Agrément Canada. 2019, «Santé physique : manuel d'évaluation», Rapport.
- Allard, M., J. Andrieux et J. Westerloppe. 1995, *Le coût économique de la chute peut-il être estimé?*, Éditions Serdi, Paris (France), p. 171–183.
- Ambrose, A. F., L. Cruz et G. Paul. 2015, «Falls and fractures : a systematic approach to screening and prevention», *Maturitas*, vol. 82, n° 1, p. 85–93.
- Ambrose, A. F., G. Paul et J. M. Hausdorff. 2013, «Risk factors for falls among older adults : a review of the literature», *Maturitas*, vol. 75, n° 1, p. 51–61.
- Azeredo, A. C. et F. F. Payeur. 2020, «La mortalité et l'espérance de vie au Québec en 2019», Rapport, Institut de la statistique du Québec.
- Bassett, A. M., K. C. Siu et J. A. Honaker. 2020, «Using functional ability measures to assess fall risk in acute care», *Western Journal of Nursing Research*, vol. 42, n° 12, p. 1050–1058.
- Beauchet, O., B. Fantino, G. Allali, S. W. Muir, M. Montero-Odasso et C. Annweiler. «timed up and go», .
- Berg, K., S. Wood-Dauphine, J. I. Williams et D. Gayton. 1989, «Measuring balance in the elderly : preliminary development of an instrument», *Physiotherapy Canada*, vol. 41, n° 6, p. 304–311.
- Bloch, F., M. Thibaud, C. Tournoux-Facon, C. Brèque, A. S. Rigaud, B. Dugué et G. Kemoun. 2013, «Estimation of the risk factors for falls in the elderly : can meta-analysis provide a valid answer?», *Geriatrics et Gerontology International*, vol. 13, n° 2, p. 250–63.
- Braithwaite, R. S., N. F. Col et J. B. Wong. 2003, «Estimating hip fracture morbidity, mortality and costs», *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 51, n° 3, p. 364–370.

- Breiman, L. 2001, «Random forests», *Machine Learning*, vol. 45, n° 1, p. 5–32.
- Breiman, L., J. Friedman, C. Stone et R. Olshen. 1984, *Classification and Regression Trees*, Éditions Taylor et Francis.
- Bégin, C., V. Boudreault et D. Sergerie. 2009, «La prévention des chutes dans un continuum de services pour les aînés vivant à domicile : guide d’implantation», Rapport, Institut national de santé publique.
- Bóriková, I., M. Tomagová, M. Miertová et K. Ziaková. 2017, «Predictive value of the Morse Fall Scale», .
- Caldevilla, M. N., M. A. Costa, P. Teles et P. M. Ferreira. 2013, «Evaluation and cross-cultural adaptation of the Hendrich II Fall Risk Model to Portuguese», *Scandinavian Journal of Caring Sciences*, vol. 27, n° 2, p. 468–74.
- Cameron, I. D., L. D. Gillespie, M. C. Robertson, G. R. Murray, K. D. Hill, R. G. Cumming et N. Kerse. 2012, «Interventions for preventing falls in older people in care facilities and hospitals», *Cochrane Database of Systematic Reviews*, vol. 12.
- Centers for Disease Control and Prevention. 2017, «Assessment Timed Up and Go (TUG)», Rapport.
- Charles, E., L. Garand, F. Ducrocq et J. Clément. 2005, «Post-traumatic stress disorder in the elderly», *Gériatrie et Psychologie Neuropsychiatrie du Vieillissement*, vol. 3, n° 4, p. 291–300.
- Chen, M. et M. Decary. 2020, «Artificial intelligence in healthcare : an essential guide for health leaders», *Healthcare Management Forum*, vol. 33, n° 1, p. 10–18.
- Cho, I., E. H. Boo, E. Chung, D. W. Bates et P. Dykes. 2019, «Novel approach to inpatient fall risk prediction and its cross-site validation using time-variant data», *Journal of Medical Internet Research*, vol. 21, n° 2.
- Choi, Y., B. Staley, C. Henriksen, D. Xu, G. Lipori, B. Brumback et A. G. Winterstein. 2018, «A dynamic risk model for inpatient falls», *American Journal of Health-System Pharmacy*, vol. 75, n° 17, p. 1293–1303.
- Cumbler, E. U., J. R. Simpson, L. D. Rosenthal et D. J. Likosky. 2013, «Inpatient falls : defining the problem and identifying possible solutions. Part I : an evidence-based review», *Neurohospitalist*, vol. 3, n° 3, p. 135–43.
- Deandrea, S., E. Lucenteforte, F. Bravi, R. Foschi, C. La Vecchia et E. Negri. 2010, «Risk factors for falls in community-dwelling older people : a systematic review and meta-analysis», *Epidemiology*, vol. 21, n° 5, p. 658–68.

- Dolci, E., B. Schärer, N. Grossmann, S. N. Musy, F. Zúñiga, S. Bachnick et M. Simon. 2020, «Automated fall detection algorithm with global trigger tool, incident reports, manual chart review, and patient-reported falls : algorithm development and validation with a retrospective diagnostic accuracy study», *Journal of Medical Internet Research*, vol. 22, n° 9.
- Domingos, P. 2015, *The master algorithm : how the quest for the ultimate learning machine will remake our world*, Basic Books, New York (NY).
- Downs, S. 2015, «The Berg Balance Scale», *Journal of Physiotherapy*, vol. 61, n° 1, p. 46.
- Evitt, C. P. et P. A. Quigley. 2004, «Fear of falling in older adults : a guide to its prevalence, risk factors, and consequences», *Rehabilitation Nursing Journal*, vol. 29, n° 6, p. 207–210.
- Gagné, M. 2019, «Décès attribuables à une chute. Fichier des décès du registre des évènements démographiques (2000-2016)», Rapport, Bureau d'information et d'études en santé des populations, Institut national de santé publique du Québec.
- Gagné, M., S. Jean, C. Beaudoin, P. Gamache et M. Sirois. 2019, «Évolution des hospitalisations attribuables aux chutes dans la population âgée de 65 ans et plus au Québec, de 1991 à 2016», Rapport, Institut national de santé publique du Québec.
- Gasparini, A. 2020, «Comorbidity scores», .
- Gill, T. M., H. G. Allore, E. A. Gahbauer et T. E. Murphy. 2010, «Change in disability after hospitalization or restricted activity in older persons», *JAMA*, vol. 304, n° 17, p. 1919-1928.
- Gill, T. M., H. G. Allore, E. A. Gahbauer et T. E. Murphy. 2013, «Association of injurious falls with disability outcomes and nursing home admissions in community-living older persons», *American Journal of Epidemiology*, vol. 178, n° 3, p. 418-425.
- Goldstein, B. A., A. M. Navar, M. J. Pencina et J. P. A. Ioannidis. 2017, «Opportunities and challenges in developing risk prediction models with electronic health records data : a systematic review», *Journal of the American Medical Informatics Association*, vol. 24, n° 1, p. 198–208.
- Goodfellow, I., Y. Bengio et A. Courville. 2016, *Deep Learning*, MIT Press.
- Gouvernement du Québec et Institut de la statistique du Québec. 2019, «Perspectives démographiques du Québec et des régions, 2016-2066», Rapport.

- Groupe Urbatique. 1999, «Les coûts d'hospitalisation de courte durée par catégorie de traumatismes, selon les régions, Québec, 1996-1997. analyse préliminaire», Rapport, Régie régionale de la santé et des services sociaux du Bas-Saint-Laurent, Direction de santé publique.
- Haines, T. P., K. Hill, W. Walsh et R. Osborne. 2007, «Design-related bias in hospital fall risk screening tool predictive accuracy evaluations : systematic review and meta-analysis», *Journals of Gerontology, Series A : Biological Sciences and Medical Sciences*, vol. 62, n° 6, p. 664–72.
- Haines, T. P. et N. G. Waldron. 2011, «Translation of falls prevention knowledge into action in hospitals : what should be translated and how should it be done ?», *Journal of Safety Research*, vol. 42, n° 6, p. 431–42.
- Hamel, D. 2001, «Évolution des traumatismes au Québec de 1991 à 1999», Rapport, Institut national de santé publique du Québec.
- Hastie, T., R. Tibshirani et J. Friedman. 2009, *The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction*, 2^e éd., Springer.
- Health Education Authority. 1999, «Physical activity and the prevention and management of falls and accidents among older people - A framework for practice», Rapport.
- Hendrich, A. L., P. S. Bender et A. Nyhuis. 2003, «Validation of the Hendrich II Fall Risk Model : a large concurrent case/control study of hospitalized patients», *Applied Nursing Research*, vol. 16, n° 1, p. 9–21.
- Hendrich, A. L., A. Bufalino et C. Groves. 2020, «Validation of the Hendrich II Fall Risk Model : the imperative to reduce modifiable risk factors», *Applied Nursing Research*, vol. 53.
- Hsu, Y. C., H. H. Weng, C. Y. Kuo, T. P. Chu et Y. H. Tsai. 2020, «Prediction of fall events during admission using eXtreme gradient boosting : a comparative validation study», *Scientific Reports*, vol. 10, n° 1.
- Igual, R., C. Medrano et I. Plaza. 2013, «Challenges, issues and trends in fall detection systems», *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 12, n° 1, p. 66.
- Institut canadien pour la sécurité des patients. 2013, *Prévention des chutes et des blessures causées par les chutes*.
- Ioannidis, G., A. Papaioannou, W. M. Hopman, N. Akhtar-Danesh, T. Anastassiades, L. Pickard, C. C. Kennedy, J. C. Prior, W. P. Olszynski, K. S. Davison, D. Goltzman, L. Thabane, A. Gafni, E. A. Papadimitropoulos, J. P. Brown, R. G. Josse, D. A. Hanley et J. D. Adachi. 2009, «Relation between fractures and mortality : results from the Canadian Multicentre Osteoporosis Study», *Canadian Medical Association Journal*, vol. 181, n° 5, p. 265–71.

- Ivziku, D., M. Matarese et C. Pedone. 2011, «Predictive validity of the Hendrich Fall Risk Model II in an acute geriatric unit», *International Journal of Nursing Studies*, vol. 48, n° 4, p. 468–74.
- Jahantabi-Nejad, S. et A. Azad. 2019, «Predictive accuracy of performance oriented mobility assessment for falls in older adults : a systematic review», *Medical journal of the Islamic Republic of Iran*, vol. 33, p. 38–38.
- Jewell, V. D., K. Capistran, K. Flecky, Y. Qi et S. Fellman. 2020, «Prediction of falls in acute care using the Morse Fall Risk Scale», *Occupational Therapy in Health Care*, vol. 34, n° 4, p. 307–319.
- Jiang, H. X., S. R. Majumdar, D. A. Dick, M. Moreau, J. Raso, D. D. Otto et D. W. Johnston. 2005, «Development and initial validation of a risk score for predicting in-hospital and 1-year mortality in patients with hip fractures», *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 20, n° 3, p. 494–500.
- Jung, H., H. A. Park et H. Hwang. 2020, «Improving prediction of fall risk using electronic health record data with various types and sources at multiple times», *Computers, Informatics, Nursing*, vol. 38, n° 3, p. 157–164.
- Kendrick, D., A. Kumar, H. Carpenter, G. A. Zijlstra, D. A. Skelton, J. R. Cook, Z. Stevens, C. M. Belcher, D. Haworth, S. J. Gawler, H. Gage, T. Masud, A. Bowling, M. Pearl, R. W. Morris, S. Iliffe et K. Delbaere. 2014, «Exercise for reducing fear of falling in older people living in the community», *Cochrane Database of Systematic Reviews*, vol. 2014, n° 11.
- Kim, E. A., S. Z. Mordiffi, W. H. Bee, K. Devi et D. Evans. 2007, «Evaluation of three fall-risk assessment tools in an acute care setting», *Journal of Advanced Nursing*, vol. 60, n° 4, p. 427–35.
- Kim, T., S. D. Choi et S. Xiong. 2020, «Epidemiology of fall and its socioeconomic risk factors in community-dwelling Korean elderly», *PLoS One*, vol. 15, n° 6.
- Kojima, G., T. Masud, D. Kendrick, R. Morris, S. Gawler, J. Treml et S. Iliffe. 2015, «Does the timed up and go test predict future falls among British community-dwelling older people ? Prospective cohort study nested within a randomised controlled trial», *BMC Geriatrics*, vol. 15, p. 38.
- Kumar, A., H. Carpenter, R. Morris, S. Iliffe et D. Kendrick. 2014, «Which factors are associated with fear of falling in community-dwelling older people ?», *Age Ageing*, vol. 43, n° 1, p. 76–84.
- Large, J., N. Gan, D. Basic et N. Jennings. 2006, «Using the timed up and go test to stratify elderly inpatients at risk of falls», *Clinical Rehabilitation*, vol. 20, n° 5, p. 421–8.

- Lee, J. Y., Y. Jin, J. Piao et S. Lee. 2016, «Development and evaluation of an automated fall risk assessment system», *International Journal for Quality in Health Care*, vol. 28, n° 2, p. 175–182.
- LeLaurin, J. H. et R. I. Shorr. 2019, «Preventing falls in hospitalized patients : state of the science», *Clinics in Geriatric Medicine*, vol. 35, n° 2, p. 273–283.
- Lindberg, D. S., M. Prosperi, R. I. Bjarnadottir, J. Thomas, M. Crane, Z. Chen, K. Shear, L. M. Solberg, U. A. Snigurska, Y. Wu, Y. Xia et R. J. Lucero. 2020, «Identification of important factors in an inpatient fall risk prediction model to improve the quality of care using EHR and electronic administrative data : a machine-learning approach», *International Journal of Medical Informatics*, vol. 143.
- Lindsay, R., E. L. James et S. Kippen. 2004, «The Timed Up and Go Test : unable to predict falls on the acute medical ward», *Australian Journal of Physiotherapy*, vol. 50, n° 4, p. 249–51.
- Lucero, R. J., D. S. Lindberg, E. A. Fehlberg, R. I. Bjarnadottir, Y. Li, J. P. Cimiotti, M. Crane et M. Prosperi. 2019, «A data-driven and practice-based approach to identify risk factors associated with hospital-acquired falls : applying manual and semi- and fully-automated methods», *International Journal of Medical Informatics*, vol. 122, p. 63–69, ISSN 1386-5056.
- Majkusová, K. et D. Jarosova. 2017, «Validity of tools for assessing the risk of falls in patients», Conference proceedings.
- Manckoundiaa, P., F. Moureya, B. Tavernier-Vidala et P. Pfitzenmeyera. 1986, «Le syndrome de régression psychomotrice du vieillard», *Médecine et Hygiène*, vol. 44, p. 1332–1336.
- Martin, F. C., D. Hart, T. Spector, D. V. Doyle et D. Harari. 2005, «Fear of falling limiting activity in young-old women is associated with reduced functional mobility rather than psychological factors», *Ageing*, vol. 34, n° 3, p. 281–287.
- Miake-Lye, I. M., S. Hempel, D. A. Ganz et P. G. Shekelle. 2013, «Inpatient fall prevention programs as a patient safety strategy : a systematic review», *Annals of Internal Medicine*, vol. 158, n° 5 Pt 2, p. 390–6.
- Ministère de la Famille et Direction de la recherche de l'évaluation et de la statistique. 2018, «Les aînés du québec. Quelques données récentes», Rapport, Direction des communications.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux. 2002, «Plan de la santé et des services sociaux, pour faire les bons choix», Archive national du québec, Direction des communications.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux. 2012, «Cadre de référence ministériel d'évaluation de la performance du système public de santé et de services sociaux à des fins de gestion», Archive national du québec, Direction générale de la planification, de la performance et de la qualité.

- Ministère de la Santé et des Services sociaux. 2014, «Améliorer la prévention des chutes et des erreurs liées à la médication : de la stratégie à l'action», Archive national du québec, Direction des communications.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux. 2017, «Plan stratégique du ministère de la santé et des services sociaux du Québec 2015-2020 (mise à jour 2017)», Archive national du québec, Direction des communications.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux. 2018, «La prévention des chutes dans un continuum de services pour les aînés vivant à domicile», Archive national du québec, Direction des communications.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux. 2019, «Rapport 2018-2019 des incidents et accidents survenus lors de la prestation des soins et services de santé au Québec», Archive national du québec, Direction des communications.
- Ministère des finances. 2021, «Budget 2021-2022», Archive national du québec, Gouvernement du Québec.
- Morarescu, E., M. LeBrun, M. Plamondon et M. Paquin. 2013, «Chute chez les patients hébergés dans les établissements de santé (soins de courte et de longue durée)», Rapport, Institut national d'excellence en santé et en services sociaux.
- Morris, R. et S. O'Riordan. 2017, «Prevention of falls in hospital», *Clinical Medicine*, vol. 17, n° 4, p. 360–362.
- Morse, J. M. 1993, «Nursing research on patient falls in health care institutions», *Annual review of nursing research*, vol. 11, p. 299–316.
- Morse, J. M., C. Black, K. Oberle et P. Donahue. 1989, «A prospective study to identify the fall-prone patient», *Social Science et Medicine*, vol. 28, n° 1, p. 81–6.
- Moskowitz, G., N. N. Egorova, A. Hazan, R. Freeman, D. L. Reich et R. M. Leipzig. 2020, «Using electronic health records to enhance predictions of fall risk in inpatient settings», *Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety*, vol. 46, n° 4, p. 199–206.
- Moudouni, D. K. et C. D. Phillips. 2013, «In-hospital mortality and unintentional falls among older adults in the United States», *Journal of Applied Gerontology*, vol. 32, n° 8, p. 923-935.
- Murphy, J. et B. Isaacs. 1982, «The post-fall syndrome. A study of 36 elderly patients», *Gerontology*, vol. 28, n° 4, p. 265–270.

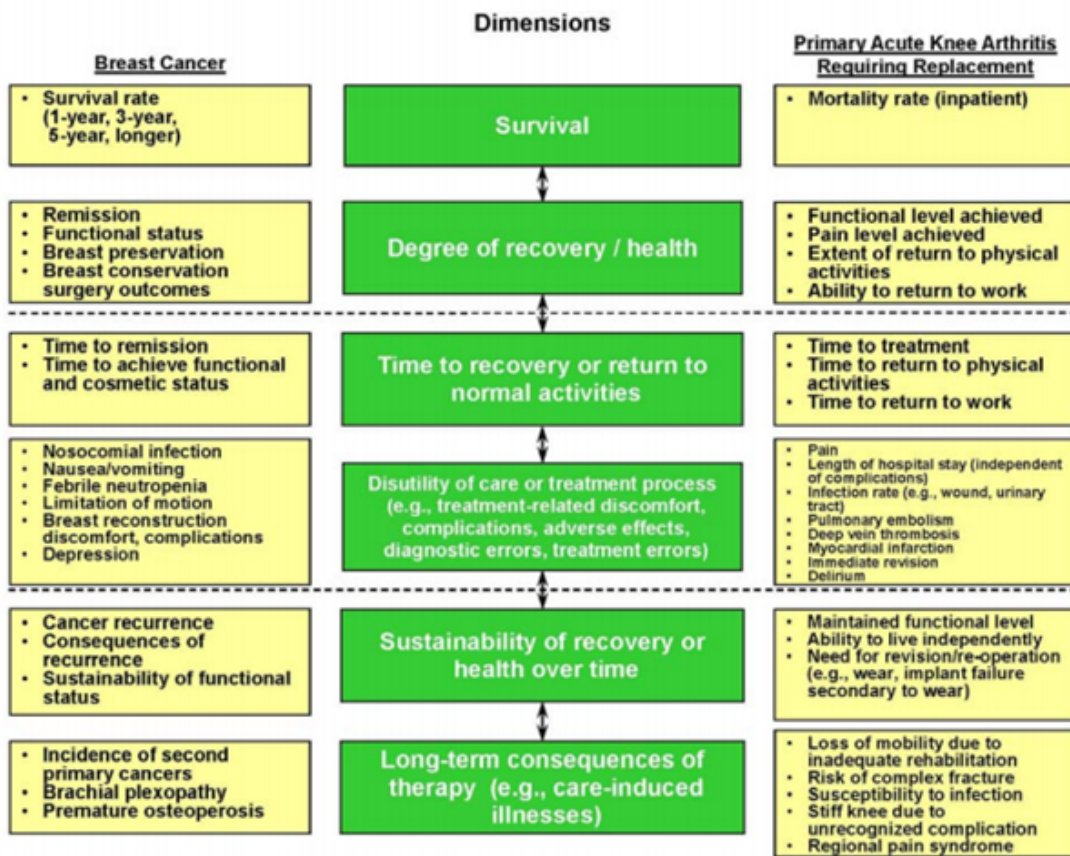
- Nakatani, H., M. Nakao, H. Uchiyama, H. Toyoshiba et C. Ochiai. 2020, «Predicting inpatient falls using natural language processing of nursing records obtained from Japanese electronic medical records : case-control study», *JMIR medical informatics*, vol. 8, n° 4.
- National Institute for Health and Clinical Excellence. 2013, «Falls in older people : assessing risk and prevention», Rapport, NICE.
- Neuls, P. D., T. L. Clark, N. C. Van Heuklon, J. E. Proctor, B. J. Kilker, M. E. Bieber, A. V. Donlan, S. A. Carr-Jules, W. H. Neidel et R. A. Newton. 2011, «Usefulness of the Berg Balance Scale to predict falls in the elderly», *Journal of Geriatric Physical Therapy*, vol. 34, n° 1, p. 3–10, ISSN 1539-8412.
- Nightingale, C. J., S. N. Mitchell et S. A. Butterfield. 2018, «Validation of the Timed Up and Go Test for assessing balance variables in adults aged 65 and older», *Journal of Aging and Physical Activity*, vol. 27, n° 2, p. 230.
- Oliver, D., M. Britton, P. Seed, F. C. Martin et A. H. Hopper. 1997, «Development and evaluation of evidence based risk assessment tool (STRATIFY) to predict which elderly inpatients will fall : case-control and cohort studies», *British Medical Journal*, vol. 315, n° 7115, p. 1049–53.
- Oliver, D., A. Papaioannou, L. Giangregorio, L. Thabane, K. Reizgys et G. Foster. 2008, «A systematic review and meta-analysis of studies using the STRATIFY tool for prediction of falls in hospital patients : how well does it work?», *Age and ageing*, vol. 37, n° 6, p. 621–627.
- Organisation mondiale de la Santé. 2007, *WHO : global report on falls prevention in older age*, World Health Organization, Genève.
- Organisation mondiale de la Santé. 2018, «Les chutes», .
- Organisation mondiale de la Santé. 2019, «10 faits sur la sécurité des patients», .
- Oshiro, C. E., T. B. Frankland, A. G. Rosales, N. A. Perrin, C. L. Bell, S. H. Lo et C. M. Trinacty. 2019, «Fall ascertainment and development of a risk prediction model using electronic medical records», *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 67, n° 7, p. 1417–1422.
- Ouhoumane, N. et A. Pelletier. 2019, «Surveillance des incidents et accidents liés au retraitement des dispositifs médicaux au Québec 2017-2018», Rapport, Institut national de santé publique du Québec.
- Parachute. 2015, «The cost of injury in Canada», Rapport, Parachute.
- Park, S. et Y. Lee. 2017, «The diagnostic accuracy of the Berg Balance Scale in predicting falls», *Western Journal of Nursing Research*, vol. 39, n° 11, p. 1502–1525.

- Pastorino, R., C. De Vito, G. Migliara, K. Glocker, I. Binenbaum, W. Ricciardi et S. Boccia. 2019, «Benefits and challenges of Big Data in healthcare : an overview of the european initiatives», *European Journal of Public Health*, vol. 29, p. 23–27.
- Perell, K. L., A. Nelson, R. L. Goldman, S. L. Luther, N. Prieto-Lewis et L. Z. Rubenstein. 2001, «Fall risk assessment measures : an analytic review», *Journals of Gerontology, Series A : Biological Sciences and Medical Sciences*, vol. 56, n° 12.
- Podsiadlo, D. et S. Richardson. 1991, «The timed "Up & Go" : a test of basic functional mobility for frail elderly persons», *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 39, n° 2, p. 142–8.
- Porter, M. E. 2010, «What is value in health care?», *New England Journal of Medicine*, vol. 363, n° 26, p. 2477–2481.
- Porter, M. E. et E. O. Teisberg. 2006, «Redefining health care : creating value-based competition on results», *Boston, MA : Harvard Business School Press*.
- Rafiq, M., A. McGovern, S. Jones, K. Harris, C. Tomson, H. Gallagher et S. de Lusignan. 2014, «Falls in the elderly were predicted opportunistically using a decision tree and systematically using a database-driven screening tool», *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 67, n° 8, p. 877–86.
- Roffman, C. E., J. Buchanan et G. T. Allison. 2016, «Charlson comorbidities index», *Journal of Physiotherapy*, vol. 62, n° 3, p. 171.
- Rothman, B., J. C. Leonard et M. M. Vigoda. 2012, «Future of electronic health records : implications for decision support», *Mount Sinai School of Medicine*, vol. 79, n° 6, p. 757–768.
- Rubenstein, L. Z. 2006, «Falls in older people : epidemiology, risk factors and strategies for prevention», *Age Ageing*, vol. 35 Suppl 2, p. ii37–ii41.
- Ruggieria, M., B. Palmisanob, G. Fratocchic, V. Santillic, R. Mollicac, A. Berardia et G. Galeotod. 2018, «Validated fall risk assessment tools for use with older adults : a systematic review», *Physical and Occupational Therapy in Geriatrics*, vol. 36, n° 4, p. 331–353.
- SAUVE-QUI-PENSE. 2009, «Le fardeau des blessures au Canada», Rapport.
- Schwendimann, R., S. De Geest et K. Milisen. 2006, «Evaluation of the Morse Fall Scale in hospitalised patients», *Age and Ageing*, vol. 35, n° 3, p. 311–313.
- Scott, V. 2012, *Fall Prevention Programming : Designing, implementing and evaluating Fall Prevention Programs for older Adults*, Lulu Publishing, Raleigh (North Carolina).

- Scott, V., S. Dukeshire, E. Gallagher et A. Scanlan. 2001, «A best practice guide for the prevention of falls among seniors living in the community. Prepared on behalf of the federal/provincial/territorial committee of officials (seniors) for the ministers responsible for seniors», Rapport, Health Canada.
- Scott, V., M. Pearce et C. Pengelly. 2005, «Report on seniors' falls in Canada (2005)», Rapport, Public Health Agency of Canada.
- Shmueli, G. 2010, «To explain or to predict?», *Statistical Science*, vol. 25, n° 3, p. 289–310, 22.
- Shumway-Cook, A., S. Brauer et M. Woollacott. 2000, «Predicting the probability for falls in community-dwelling older adults using the Timed Up Go Test», *Physical Therapy*, vol. 80, n° 9, p. 896–903.
- Six, P. 1992, «Epidemiologie des stürzes und der hüftfraktur», *Schweizerische Rundschau für Medizin Praxis*, vol. 81, p. 1378–1382.
- Société Française de Gériatrie et Gérontologie. 2009, «Évaluation et prise en charge des personnes âgées faisant des chutes répétées», Rapport, Haute Autorité de Santé.
- Sousa, L. M., C. M. Marques-Vieira, M. N. Caldevilla, C. M. Henriques, S. S. Severino et S. M. Caldeira. 2016, «Risco de quedas em idosos residentes na comunidade : revisão sistemática da literatura», *Revista Gaúcha de Enfermagem*, vol. 37.
- Statistique Canada. 2006, «Un portrait des aînés au Canada», Rapport.
- Swartzell, K. L., J. S. Fulton et B. M. Friesth. 2013, «Relationship between occurrence of falls and fall-risk scores in an acute care setting using the Hendrich II Fall Risk Model», *Medical-Surgical Nurses*, vol. 22, n° 3, p. 180–7.
- Tinetti, M. E. 1986, «Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients», *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 34, n° 2, p. 119–26.
- Urbanetto, J. S., T. S. Pasa, H. R. Bittencout, F. Franz, V. P. Rosa et T. S. Magnago. 2017, «Analysis of risk prediction capability and validity of Morse Fall Scale Brazilian version», *Revista Gaúcha de Enfermagem*, vol. 37, n° 4.
- Webster, J., M. Courtney, N. Marsh, C. Gale, B. Abbott, A. Mackenzie-Ross et P. McRae. 2010, «The STRATIFY tool and clinical judgment were poor predictors of falling in an acute hospital setting», *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 63, n° 1, p. 109–13.

- Wolinsky, F. D., S. E. Bentler, L. Liu, M. Obrizan, E. A. Cook, K. B. Wright, J. F. Geweke, E. A. Christilles, C. E. Pavlik, R. L. Ohsfeldt, M. P. Jones, K. K. Richardson, G. E. Rosenthal et R. B. Wallace. 2009, «Recent hospitalization and the risk of hip fracture among older americans», *Journals of Gerontology, Series A : Biological Sciences and Medical Sciences*, vol. 64, n° 2, p. 249–55.
- World Economic Forum. 2017, «Value in healthcare : laying the foundation for health system transformation», Rapport, World Economic Forum.
- Ye, C., J. Li, S. Hao, M. Liu, H. Jin, L. Zheng, M. Xia, B. Jin, C. Zhu, S. T. Alfreds, F. Stearns, L. Kanov, K. G. Sylvester, E. Widen, D. McElhinney et X. B. Ling. 2020, «Identification of elders at higher risk for fall with statewide electronic health records and a machine learning algorithm», *International Journal of Medical Informatics*, vol. 137.
- Yokota, S., M. Endo et K. Ohe. 2017, «Establishing a classification system for high fall-risk among inpatients using support vector machines», *Computers, Informatics, Nursing*, vol. 35, n° 8, p. 408–416.
- Yokota, S. et K. Ohe. 2016, «Construction and evaluation of FiND, a fall risk prediction model of inpatients from nursing data», *Japan Journal of Nursing Science*, vol. 13, n° 2, p. 247–255.
- Zecevic, A. A., B. M. Chesworth, G. S. Zaric, Q. Huang, A. Salmon, D. McAuslan, R. Welch et D. Brunton. 2012, «Estimating the cost of serious injurious falls in a Canadian acute care hospital», *Canadian Journal on Aging*, vol. 31, n° 2, p. 139–47.
- Zhang, C., X. Wu, S. Lin, Z. Jia et J. Cao. 2015, «Evaluation of reliability and validity of the Hendrich II Fall Risk Model in a chinese hospital population», *PLOS One*, vol. 10, n° 11, p. e0142395.
- Zhou, J., B. Liu, M. Qin et J. Liu. 2021, «A prospective cohort study of the risk factors for new falls and fragility fractures in self-caring elderly patients aged 80 years and over», *BMC geriatrics*, vol. 21, n° 1, p. 116–116.

**Annexe A – Hiérarchies de résultats
pour le cancer du sein et l’arthrose du
genou (source : « *What is value in health
care ?* », Porter, 2010))**



Annexe B – Niveaux de gravité des chutes

INCIDENT	A	Circonstance ou situation à risque de provoquer un événement indésirable ou d'avoir des conséquences pour l'utilisateur.	
	B	Un événement est survenu, mais l'utilisateur n'a pas été touché (échappée belle).	
ACCIDENT	C	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur, sans lui causer de conséquence. Présence d'inconvénients qui ne requièrent aucune intervention supplémentaire particulière (ni premiers soins, ni surveillance, ni tests ou examens pour vérifier l'absence de conséquences, ni modification au plan d'intervention).	
	D*	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et des vérifications supplémentaires (surveillance, tests ou examens physiques, modification au plan d'intervention, accompagnement) ont dû être faites pour vérifier la présence ou l'apparition de conséquence.	
	Divulguation obligatoire	E1	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et est à l'origine de conséquences mineures et temporaires n'exigeant que des interventions non spécialisées (premiers soins, pansement, glace, désinfection, manœuvre de Heimlich).
		E2	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et est à l'origine de conséquences temporaires nécessitant des soins, services, intervention ou traitement spécialisé qui vont au-delà des services courants (RX, consultation, examens de laboratoire), mais qui n'ont aucun impact sur la nécessité / durée de l'hospitalisation ou de l'épisode de soins.
		F	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et est à l'origine de conséquences temporaires et qui ont un impact sur la nécessité / durée de l'hospitalisation ou de l'hébergement.
		G	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et est à l'origine de conséquences permanentes sur ses fonctions physiologiques, motrices, sensorielles, cognitives, psychologiques (altération, diminution ou perte de fonction, d'autonomie).
		H	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et est à l'origine de conséquences nécessitant des interventions de maintien de la vie (intubation, ventilation assistée, réanimation cardiorespiratoire).
I	Un événement indésirable est survenu, a touché l'utilisateur et est à l'origine de conséquences qui ont contribué à son décès.		

Annexe C – Formulaire d'évaluation initiale des risques liés au patient

**COLLECTE D'INFORMATION SET
ÉVALUATION INFIRMIÈRE**

À compléter par la personne ou un membre de sa famille

Avec qui voulez-vous que l'on communique en cas d'urgence?

Nom	Lien	Téléphone	Téléphone
Nom	Lien	Téléphone	Téléphone

Langues parlées : _____ Interprète : _____ Tél. : _____

Avez-vous un médecin de famille? NON OUI Nom : _____

Quel est le nom de votre pharmacie? _____ Tél. : _____

RENSEIGNEMENTS GÉNÉRAUX	NON	OUI	PRÉCISEZ
Y a-t-il des habitudes ou des coutumes reliées à votre culture ou vos croyances dont nous devons tenir compte?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Êtes-vous d'accord qu'un membre de votre famille ou un proche participe à des discussions concernant vos soins?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Si oui, qui ?
Avez-vous des allergies/intolérances?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Si oui, laquelle ou lesquelles? Depuis quand? Spécifiez la/ les réaction(s) :
Prenez-vous des produits naturels, des suppléments ou des médicaments qui ne sont pas prescrits par votre médecin?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Si oui, lesquels?
Avez-vous des médicaments en votre possession?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Si oui, lesquels?

PLANIFICATION DE DÉPART	NON	OUI	PRÉCISEZ
Avec qui habitez-vous?			<input type="checkbox"/> Conjoint <input type="checkbox"/> Ami(s) <input type="checkbox"/> Seul <input type="checkbox"/> Autre <input type="checkbox"/> Enfants
La personne qui habite avec vous est-elle en santé?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Pouvez-vous compter sur une personne qui vous aidera lors de votre retour à la maison? (Soins, repas, ménage et autres activités quotidiennes)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Qui? _____ <input type="checkbox"/> Jour <input type="checkbox"/> Soir <input type="checkbox"/> Nuit
Où demeurez-vous?			<input type="checkbox"/> Appartement <input type="checkbox"/> Maison <input type="checkbox"/> Nombre de marches : _____ <input type="checkbox"/> Résidence privée <input type="checkbox"/> Résidence publique (CHSLD) Nom : _____ <input type="checkbox"/> Autres : _____
Recevez-vous régulièrement de l'aide à la maison? Si oui, de qui?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> Famille / Amis <input type="checkbox"/> CLSC / Nom : _____ <input type="checkbox"/> Organisme
Quel type d'aide recevez-vous?			<input type="checkbox"/> Soins <input type="checkbox"/> Ménage <input type="checkbox"/> Aide au bain <input type="checkbox"/> Autres <input type="checkbox"/> Repas Précisez : _____

VOTRE CONDITION DE SANTÉ HABITUELLE AVANT L'HOSPITALISATION

AUTONOMIE / MOBILITÉ	NON	OUI	PRÉCISEZ	NON	OUI
À la maison, avez-vous besoin de l'aide d'une personne pour marcher et vous rendre à la toilette?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
À la maison, avez-vous besoin de l'aide d'une personne pour vous lever du lit?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Utilisez-vous un accessoire d'aide à la marche?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Marchette <input type="checkbox"/> Fauteuil roulant <input type="checkbox"/> Autre		
Avez-vous de la difficulté à faire certains mouvements?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Êtes-vous tombé au cours de la dernière année?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Nombre de fois : _____ Circonstances: _____		
Avez-vous réduit vos activités par peur de tomber?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			

Les termes suivis d'un indice peuvent représenter un risque de chute ^C, de serrage ^N et de délirium ^D

INTÉGRITÉ / PEAU	NON	OUI	PRÉCISEZ	NON	OUI
À la maison, avez-vous besoin d'aide pour vous laver?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Avez-vous besoin d'aide pour vous brosser les dents?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Avez-vous des plaies ou blessures non guéries?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
NUTRITION / HYDRATATION	NON	OUI	PRÉCISEZ	NON	OUI
À la maison, avez-vous besoin d'aide pour manger?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Avez-vous besoin d'aide pour préparer vos repas?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Portez-vous des prothèses dentaires?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Avez-vous une alimentation ou diète particulière?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Toussez-vous après avoir bu ou mangé?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Avez-vous de la difficulté ou de la douleur lorsque vous avalez?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Au cours des 6 derniers mois, avez-vous perdu du poids sans avoir essayé de perdre ce poids?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> Plus de 5 lb <input type="checkbox"/> Plus de 10 lb		
Depuis plus d'une semaine, mangez-vous moins que d'habitude?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Raison :		
** Référez au / à la nutritionniste si réponses positives aux deux (2) dernières questions					
ÉLIMINATION	NON	OUI	PRÉCISEZ	NON	OUI
À la maison, avez-vous de la difficulté à retenir vos urines?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
A la maison, vous levez-vous la nuit pour uriner?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant? Nombre de fois? _____	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Avez-vous de la difficulté à retenir vos selles?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Souffrez-vous de constipation?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant? Moyens utilisés :	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Avez-vous de la difficulté ou douleur quand vous urinez?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Avez-vous des selles liquides?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Etes-vous porteur d'une stomie?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Si oui, êtes-vous autonome pour les soins de votre stomie? <input type="checkbox"/> NON <input type="checkbox"/> OUI		
À la maison, utilisez-vous une protection contre l'incontinence?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> Coussinet (pad) <input type="checkbox"/> Culotte d'incontinence		

ÉTAT COGNITIF / COMPORTEMENT/ COMMUNICATION	NON	OUI	PRÉCISEZ		
Avez-vous des problèmes de mémoire?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Depuis quand?		
Avez-vous de la difficulté à entendre?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Avez-vous de la difficulté à parler?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Portez-vous un appareil auditif?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> Gauche <input type="checkbox"/> Droite Fonctionne-t-il bien? <input type="checkbox"/> NON <input type="checkbox"/> OUI		
Avez-vous un problème de vision?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> Lunettes <input type="checkbox"/> Lentilles cornéennes		
Avez-vous déjà eu un épisode de confusion temporaire?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Quand? _____		
SOMMEIL	NON	OUI	PRÉCISEZ	NON	OUI
À la maison, avez-vous de la difficulté à dormir?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Et maintenant?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Prenez-vous des médicaments pour vous aider à dormir?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/> <small>COB</small>	<input type="checkbox"/> Chaque soir <input type="checkbox"/> Quelques soirs/semaine Lesquels? _____		
Utilisez-vous d'autres moyens ou des habitudes qui vous aident à dormir? (ex. 2 oreillers)?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
CONDITION PSYCHOLOGIQUE	NON	OUI	PRÉCISEZ		
De façon générale, vous sentez-vous stressé(e) ou anxieux(se)?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Vous est-il déjà arrivé de penser à vous enlever la vie ou d'avoir des idées noires?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
HABITUDE DE CONSOMMATION	NON	OUI	PRÉCISEZ		
Consommez-vous des produits du tabac?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	_____ / jour _____ / semaine		
Consommez-vous de l'alcool?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	_____ / jour _____ / semaine		
Consommez-vous des drogues?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Lesquelles? _____		
À quand remonte votre dernière consommation?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Produits du tabac : _____ Alcool: _____ Drogues : _____		
Avez-vous déjà consommé de l'alcool ou de la drogue au réveil?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Vous êtes-vous déjà senti coupable de boire ou de consommer?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			
Avez-vous déjà été dérangé par les critiques des autres sur votre consommation d'alcool/ de drogue?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>			

HABITUDE DE CON SOMMATION	NON	OUI	PRÉCISEZ
Avez-vous déjà senti le besoin de diminuer votre consommation d'alcool, de cigarettes ou de drogues?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Avez-vous déjà pensé à demander de l'aide pour cesser de consommer?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
DOULEUR	NON	OUI	PRÉCISEZ
Souffrez-vous de douleur chronique ou aiguë?	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Depuis combien de temps? _____ A quels endroits? _____ _____ Comment la ressentez-vous? _____ Qu'est-ce qui vous soulage? _____ _____

À COMPLÉTER PAR LA PERSONNE ET SA FAMILLE
SIGNIFICATION DE VOTRE EXPÉRIENCE DE SANTÉ


Compréhension de la situation Comment vous sentez-vous par rapport à ce que vous vivez?	
Inquiétudes et préoccupations Qu'est-ce qui vous inquiète ou vous préoccupe le plus aujourd'hui? À part votre condition de santé, êtes-vous préoccupé par quelque chose d'autre?	
Priorités Aujourd'hui, s'il y a juste une chose que l'infirmière peut faire pour vous, ce serait laquelle?	

À compléter par l'infirmière			
EXAMEN CLINIQUE STOP Décrire le constat dans la note d'évolution			
FONCTION	DONNÉES	FONCTION	DONNÉES
Fonction cognitive et mentale	Affect/Humeur perturbée - Pensée désorganisée ^U - Délire Hallucination ^U - Idées suicidaires - Inattention ^{CO} - Difficulté de concentration ^U - Incohérence du discours ^U - Agitation ^U - Témérité ^U - Propos délirants ^U - Désorientation ^{COF} - Atteinte de la mémoire ^U Autre :	Fonction digestive	Nausées - Vomissement - Changement récent du poids, appétit ou digestion - Altération du goût - Dysphagie - Douleur à la déglutition - Douleur abdominale - Diarrhée ^U - Constipation ^U - Changement des selles Dernière selle : _____ Fréquence : _____ Autre :
Fonction neurologique	Céphalée - Étourdissement ^U - Vertige ^U - Convulsions Paresthésie - Parésie - Paralyse ^U - Altération état conscience ^U - Autre :	Fonction urinaire et reproductrice	Dysurie / urine - Besoin impérieux ou fréquent d'uriner ^U - Incontinence urinaire / fécale ^U F : Pertes vaginales - Saignement vaginal - Dysménorrhée - Prurit - Écoulement - Lésion - Douleur H : Hypertrophie du scrotum - Masse à l'aîne - Douleur - Écoulement urétral - Dernière miction : _____ Autre :
Tête et cou	Diplopie ^U - Vue troublée ^U - Œil rouge - Otagie - Surdité ^U - Acouphène - Épistaxis - Rhinorrhée - Lésion à la muqueuse buccale Autre :	Fonction tégumentaire	Lésions - Prurit - Sécheresse de la peau - Éruptions - Pétéchies - Douleur - Changement de coloration de la peau - *Si diabétique ou 75 ans et plus : attention particulière aux pieds ^U Autre :
Fonction cardiovasculaire	DRS - Palpitations Syncope - Fatigue ^U - Œdème - Douleur - Engourdissement - Modification de la peau - Claudication intermittente Autre :	Musculo-squelettique Mouvement et démarche	Limitation d'amplitude - Crampes - Raideurs - Douleurs osseuses/articulaires/musculaires - Œdème - Déformations ou difformités des pieds ^U instable debout ou à la marche ^U - Faiblesse ^U Incoordination ^U - Bradykinésie ^U - Ataxie - Rétropulsion ^U - Spasticité ^U - Démarche ataxique-collante-précautionneuse ^U Autre :
Fonction respiratoire	Dyspnée - Toux - Expectoration - Douleur thoracique - Respiration sifflante - Apnée - Orthopnée - Tirage. Autre :	Douleur PQRSTU	Poids (kg) : _____ Taille (cm) : _____ <input type="checkbox"/> Inscrit dans oasis IMC : _____
Relationnel/ Gestion des émotions	Antécédent de violence envers autrui - Propos agressifs - Humeur colérique - Tension émotive - Agitation psychomotrice - Attitude d'intimidation - Comportement agressif - Sentiment d'hostilité - Difficultés relationnelles - Réfractaire au contact avec autrui. Préciser :		
Risque élevé de chute * Port du bracelet jaune pour augmenter la vigilance de tous	<ul style="list-style-type: none"> • Patient ayant un problème de mobilité connu ou mis en évidence à l'examen clinique OU Patient admis pour investigation d'un problème de chute ET • À risque de ne pas utiliser l'aide technique requise ou de ne pas demander ou attendre l'aide pour se mobiliser en raison de troubles cognitifs ou de délirium 		

* Les termes suivis d'un exposant peuvent représenter un risque : de chute^U, de délirium^U ou de fugue^F.

Légende : P Provoquer/Pâler Q Qualité/Quantité R Région S Sévérité, symptômes ou signes associés T Temps (Douleur PQRSTU) U Understand / Perception qu'a le patient de son problème : Signification de la situation pour le patient

Autres données pertinentes : _____

A COMPLETER PAR L'INFIRMIERE
TRANSITION ET CONTINUITÉ DE SOINS (Planification de congé sécuritaire - SERA) - 
Inscrire l'information pertinente au PTI et aviser les intervenants selon les besoins

<p>Y a-t-il des éléments pouvant retarder ou faire obstacle à un congé sécuritaire? Quelle est l'orientation désirée par le patient ou sa famille? Est-ce que la famille est capable de répondre aux besoins du patient au moment du congé (aptitude, motivation, compétence, capacité à assumer les soins, compréhension des soins ou éléments de surveillance, etc.)?</p>	<p>Décrire les faits</p>
---	--------------------------

Formulaire complété par / avec Patient Membre de la famille / Proche
Préciser : _____
 Infirmière auxiliaire

Fiche santé ou feuillet d'enseignement remis Laquelle (lequel) : _____

Abandon du tabac :
 Le patient accepte de transmettre ses coordonnées au service téléphonique de la ligne « j'arrête » (cf. requête de transmission d'informations).

Signature de l'infirmière

Date : ____ / ____ / ____ Heure : ____
Année Mois Jour

Signature de l'infirmière

Date : ____ / ____ / ____ Heure : ____
Année Mois Jour

Signature de l'infirmière

Date : ____ / ____ / ____ Heure : ____
Année Mois Jour

Annexe E – Exemple de Kardex

PARTICULARITÉS		
Niveau d'interventions de soins 1 2 ③ 4	<input checked="" type="checkbox"/> Allergies – Voir OACIS oeufs	Transport _____
	<input checked="" type="checkbox"/> OPTIMAH/AAPA _____	Autre _____
	Fin des soins actifs Date : _____	
EIR <input type="checkbox"/> OUI <input checked="" type="checkbox"/> NON	<input type="checkbox"/> CTMSP _____	
GESTION DE RISQUES		
Isolement infectieux _____	<input type="checkbox"/> Contentions / Isolement _____	Personnes significatives à avertir au besoin :
	Date de renouvellement : _____	Nom 1 _____
<input type="checkbox"/> Objets de valeur à la sécurité	<input type="checkbox"/> Surveillance accrue _____	Lien : _____
<input type="checkbox"/> Vêtements sous clé	<input type="checkbox"/> Soins continus _____	Tél. 1 _____
Risques : <input type="checkbox"/> Chute <input type="checkbox"/> Plaie de pression <input type="checkbox"/> Delirium <input type="checkbox"/> Violence <input type="checkbox"/> Fugue <input type="checkbox"/> Sevrage <input type="checkbox"/> Errance		Nom 2 _____
<input type="checkbox"/> Suicide <input type="checkbox"/> Delirium tremens <input type="checkbox"/> Convulsions <input type="checkbox"/> Automutilation <input type="checkbox"/> Autres _____		Lien : _____
		Tél. 1 _____
PARAMÈTRES		
SV (PA, P, R) _____	<input type="checkbox"/> Télémétrie <input type="checkbox"/> Moniteur _____	Pesée L Ma Me J V S D die 50.5 kg (04-21)
T* _____ Saturation _____	Cardiostimulateur <input type="checkbox"/> Permanent <input type="checkbox"/> Temporaire	<input type="checkbox"/> Signes AINEES CAM/ICDSC _____
SNV _____ SN _____	Mode _____ Fréquence _____ Seuil _____	Autre _____
Glycémie gluco 3 x semaine AC	TVC _____ DVE _____ cm PIC _____	
Ingesta / Excreta (L: 7h30 M:11h30 V:16h30 D: HS)	PPC _____ PIV _____ Drain lombaire _____	
Antécédents HTA, Diabète type 2, Hypothyroïdie,	Raison d'hospitalisation / Diagnostic Hyponatrémie sévère	
AVC x2 (2012-2016)	Chirurgie(s) _____	

PLANIFICATION CONTINUE D'UN CONGÉ SÉCURITAIRE

Congé prévu le: _____
 Domicile sans service Domicile avec service(s) du CLSC ou organisme communautaire: _____ Réadaptation
 Hébergement ou ressource de soins palliatifs Retour au centre d'origine

À faire
 Le patient a-t-il des vêtements adaptés au climat et à sa condition? oui
 Un transport adéquat est-il prévu? Ambulance transport adapté
 avec la famille autre : _____
 La requête de transport a-t-elle été faite? oui s. o.
 Quel jour et quelle heure le transport est prévu? _____
 La famille/proche aidant est avisée du congé oui s. o.
 Qui viendra chercher le patient ou l'attendra à domicile? _____
 À quelle heure? _____
 Le centre a-t-il été avisé du transfert? oui s. o.
 Qu'est-ce que le centre a besoin pour procéder au transfert? (documents ou matériel à remettre, rapport, etc.) _____
 Le centre est-il prêt à le recevoir? oui s. o.


SERA **Date d'évaluation** _____ **Date de réévaluation** _____
 Soutien : _____
 Environnement : _____
 Ressources connues : _____
 Autonomie dans les soins, AVQ, AVD : _____
À remettre
 Fiche patient remise s. o. _____
 Prescriptions de médicaments remis s. o. _____
 Médicaments remis _____ s. o.
 Matériel remis _____ s. o.
 Papiers de rendez-vous remis s. o. _____
 Effets personnels remis? (argent, bague, matériel d'aide à la marche, lunettes, prothèses auditives, etc) oui À qui _____ s. o.

Professionnels impliqués	Raison	Accord congé (date)	Consultants médicaux : accord congé
<input type="checkbox"/> Infirmière liaison	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Infirmière suivi systématique	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Infirmière pivot en oncologie	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Infirmière au PHPE	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> Travailleur social	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> Physiothérapeute	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Ergothérapeute	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> Nutritionniste	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> Orthophoniste	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Stomothérapeute	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Psychologue	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> Infirmière à l'UHRESS	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/> _____	_____	_____	_____ <input type="checkbox"/>

Annexe F – Plan de travail pour les préposés aux bénéficiaires

	Autonomie/mobilité	Intégrité de la peau	Nutrition et hydratation	Élimination	État cognitif / comportement	Particularités	Surveillance / directives au «PTI»
Nom : _____ N° chambre : _____ Soins de fin de vie _____ Précautions : _____ Approche OPTIMAH _____	<input type="checkbox"/> Risque chute _____ <input type="checkbox"/> Allié <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Marchette <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Assistance 1 p. <input type="checkbox"/> 2 p. <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Levier <input type="checkbox"/> Pivot <input type="checkbox"/> Séance de marche <u>2 fois / jr</u> <input type="checkbox"/> Asseoir au fauteuil <u>ja, mardi,...</u>	<input type="checkbox"/> Risque de plaie _____ <input type="checkbox"/> Chang. position q 2 heures <input type="checkbox"/> Talon dans le vide _____ <input type="checkbox"/> Bas anti-embolie _____ <u>Soins Hygiène :</u> <input type="checkbox"/> Aide part. <input type="checkbox"/> Aide complète <input type="checkbox"/> Stimuler autonomie <input type="checkbox"/> Soins bouche q. <u>.../h</u>	<input type="checkbox"/> NPO <input type="checkbox"/> Prothèses Diète _____ <input type="checkbox"/> Limite liquidienne _____ <input type="checkbox"/> Préparer contenu du plateau <input type="checkbox"/> Supervision / stimulation <input type="checkbox"/> Bilan calorique <input type="checkbox"/> Offrir à boire à chaque visite	<input type="checkbox"/> Toilette q. <u>.../h</u> <input type="checkbox"/> Chaise d'aisance <input type="checkbox"/> Urinal <input type="checkbox"/> Bassin <input type="checkbox"/> Sonde urinaire <input type="checkbox"/> Décompte de selles <input type="checkbox"/> Culotte J-S-N <input type="checkbox"/> Tube nasogastrique	<input type="checkbox"/> Risque fugue <input type="checkbox"/> Bracelet <input type="checkbox"/> Vision <input type="checkbox"/> Lunettes <input type="checkbox"/> Audition <input type="checkbox"/> App. auditif Langue parlée: _____ <input type="checkbox"/> Démence / Délirium <input type="checkbox"/> Avertir si propos incohérents <input type="checkbox"/> Orienter temps/lieu q visite <input type="checkbox"/> Risque de délirium	O ₂ : VM <input type="checkbox"/> _____ l/min LN <input type="checkbox"/> _____ l/min Sevrage d'O ₂ <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Dosage I / E <input type="checkbox"/> Avertir 1 ^{re} miction <input type="checkbox"/> 5.op. du jour <input type="checkbox"/> Contentions <input type="checkbox"/> Monteur de mobilité	<input type="checkbox"/> Bracelet jaune <input type="checkbox"/> Cloche d'appel à portée en tout temps
Nom : _____ N° chambre : _____ Soins de fin de vie _____ Précautions : _____ Approche OPTIMAH _____	<input type="checkbox"/> Risque chute _____ <input type="checkbox"/> Allié <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Marchette <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Assistance 1 p. <input type="checkbox"/> 2 p. <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Levier <input type="checkbox"/> Pivot <input type="checkbox"/> Séance de marche _____ <input type="checkbox"/> Asseoir au fauteuil _____	<input type="checkbox"/> Risque de plaie _____ <input type="checkbox"/> Chang. position q 2 heures <input type="checkbox"/> Talon dans le vide _____ <input type="checkbox"/> Bas anti-embolie _____ <u>Soins Hygiène :</u> <input type="checkbox"/> Aide part. <input type="checkbox"/> Aide complète <input type="checkbox"/> Stimuler autonomie <input type="checkbox"/> Soins bouche q. <u>.../h</u>	<input type="checkbox"/> NPO <input type="checkbox"/> Prothèses Diète _____ <input type="checkbox"/> Limite liquidienne _____ <input type="checkbox"/> Préparer contenu du plateau <input type="checkbox"/> Supervision / stimulation <input type="checkbox"/> Bilan calorique <input type="checkbox"/> Offrir à boire à chaque visite	<input type="checkbox"/> Toilette q. <u>.../h</u> <input type="checkbox"/> Chaise d'aisance <input type="checkbox"/> Urinal <input type="checkbox"/> Bassin <input type="checkbox"/> Sonde urinaire <input type="checkbox"/> Décompte de selles <input type="checkbox"/> Culotte J-S-N <input type="checkbox"/> Tube nasogastrique	<input type="checkbox"/> Risque fugue <input type="checkbox"/> Bracelet <input type="checkbox"/> Vision <input type="checkbox"/> Lunettes <input type="checkbox"/> Audition <input type="checkbox"/> App. auditif Langue parlée: _____ <input type="checkbox"/> Démence / Délirium <input type="checkbox"/> Avertir si propos incohérents <input type="checkbox"/> Orienter temps / lieu q visite <input type="checkbox"/> Risque de délirium	O ₂ : VM <input type="checkbox"/> _____ l/min LN <input type="checkbox"/> _____ l/min Sevrage d'O ₂ <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Dosage I / E <input type="checkbox"/> Avertir 1 ^{re} miction <input type="checkbox"/> 5.op. du jour <input type="checkbox"/> Contentions <input type="checkbox"/> Monteur de mobilité	
Nom : _____ N° chambre : _____ Soins de fin de vie _____ Précautions : _____ Approche OPTIMAH _____	<input type="checkbox"/> Risque chute _____ <input type="checkbox"/> Allié <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Marchette <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Assistance 1 p. <input type="checkbox"/> 2 p. <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Levier <input type="checkbox"/> Pivot <input type="checkbox"/> Séance de marche _____ <input type="checkbox"/> Asseoir au fauteuil _____	<input type="checkbox"/> Risque de plaie _____ <input type="checkbox"/> Chang. position q 2 heures <input type="checkbox"/> Talon dans le vide _____ <input type="checkbox"/> Bas anti-embolie _____ <u>Soins Hygiène :</u> <input type="checkbox"/> Aide part. <input type="checkbox"/> Aide complète <input type="checkbox"/> Stimuler autonomie <input type="checkbox"/> Soins bouche q. <u>.../h</u>	<input type="checkbox"/> NPO <input type="checkbox"/> Prothèses Diète _____ <input type="checkbox"/> Limite liquidienne _____ <input type="checkbox"/> Préparer contenu du plateau <input type="checkbox"/> Supervision / stimulation <input type="checkbox"/> Bilan calorique <input type="checkbox"/> Offrir à boire à chaque visite	<input type="checkbox"/> Toilette q. <u>.../h</u> <input type="checkbox"/> Chaise d'aisance <input type="checkbox"/> Urinal <input type="checkbox"/> Bassin <input type="checkbox"/> Sonde urinaire <input type="checkbox"/> Décompte de selles <input type="checkbox"/> Culotte J-S-N <input type="checkbox"/> Tube nasogastrique	<input type="checkbox"/> Risque fugue <input type="checkbox"/> Bracelet <input type="checkbox"/> Vision <input type="checkbox"/> Lunettes <input type="checkbox"/> Audition <input type="checkbox"/> App. auditif Langue parlée: _____ <input type="checkbox"/> Démence / Délirium <input type="checkbox"/> Avertir si propos incohérents <input type="checkbox"/> Orienter temps / lieu q visite <input type="checkbox"/> Risque de délirium	O ₂ : VM <input type="checkbox"/> _____ l/min LN <input type="checkbox"/> _____ l/min Sevrage d'O ₂ <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Dosage I / E <input type="checkbox"/> Avertir 1 ^{re} miction <input type="checkbox"/> 5.op. du jour <input type="checkbox"/> Contentions <input type="checkbox"/> Monteur de mobilité	
Nom : _____ N° chambre : _____ Soins de fin de vie _____ Précautions : _____ Approche OPTIMAH _____	<input type="checkbox"/> Risque chute _____ <input type="checkbox"/> Allié <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Marchette <input type="checkbox"/> Canne <input type="checkbox"/> Assistance 1 p. <input type="checkbox"/> 2 p. <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Levier <input type="checkbox"/> Pivot <input type="checkbox"/> Séance de marche _____ <input type="checkbox"/> Asseoir au fauteuil _____	<input type="checkbox"/> Risque de plaie _____ <input type="checkbox"/> Chang. position q 2 heures <input type="checkbox"/> Talon dans le vide _____ <input type="checkbox"/> Bas anti-embolie _____ <u>Soins Hygiène :</u> <input type="checkbox"/> Aide part. <input type="checkbox"/> Aide complète <input type="checkbox"/> Stimuler autonomie <input type="checkbox"/> Soins bouche q. <u>.../h</u>	<input type="checkbox"/> NPO <input type="checkbox"/> Prothèses Diète _____ <input type="checkbox"/> Limite liquidienne _____ <input type="checkbox"/> Préparer contenu du plateau <input type="checkbox"/> Supervision / stimulation <input type="checkbox"/> Bilan calorique <input type="checkbox"/> Offrir à boire à chaque visite	<input type="checkbox"/> Toilette q. <u>.../h</u> <input type="checkbox"/> Chaise d'aisance <input type="checkbox"/> Urinal <input type="checkbox"/> Bassin <input type="checkbox"/> Sonde urinaire <input type="checkbox"/> Décompte de selles <input type="checkbox"/> Culotte J-S-N <input type="checkbox"/> Tube nasogastrique	<input type="checkbox"/> Risque fugue <input type="checkbox"/> Bracelet <input type="checkbox"/> Vision <input type="checkbox"/> Lunettes <input type="checkbox"/> Audition <input type="checkbox"/> App. auditif Langue parlée: _____ <input type="checkbox"/> Démence / Délirium <input type="checkbox"/> Avertir si propos incohérents <input type="checkbox"/> Orienter temps / lieu q visite <input type="checkbox"/> Risque de délirium	O ₂ : VM <input type="checkbox"/> _____ l/min LN <input type="checkbox"/> _____ l/min Sevrage d'O ₂ <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> Dosage I / E <input type="checkbox"/> Avertir 1 ^{re} miction <input type="checkbox"/> 5.op. du jour <input type="checkbox"/> Contentions <input type="checkbox"/> Monteur de mobilité	

Annexe G – Formulaire AH-223 pour la déclaration des incidents ou accidents

N° de l'événement	RAPPORT DE DÉCLARATION D'INCIDENT OU D'ACCIDENT	N° du formulaire						
 DT9034								
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td colspan="3" style="background-color: #cccccc;">Nom de l'établissement</td> </tr> <tr> <td colspan="3"> <input type="checkbox"/> CH <input type="checkbox"/> CHSLD <input type="checkbox"/> CJ <input type="checkbox"/> CLSC <input type="checkbox"/> CRD <input type="checkbox"/> CRDI <input type="checkbox"/> CRDP </td> </tr> </table>			Nom de l'établissement			<input type="checkbox"/> CH <input type="checkbox"/> CHSLD <input type="checkbox"/> CJ <input type="checkbox"/> CLSC <input type="checkbox"/> CRD <input type="checkbox"/> CRDI <input type="checkbox"/> CRDP		
Nom de l'établissement								
<input type="checkbox"/> CH <input type="checkbox"/> CHSLD <input type="checkbox"/> CJ <input type="checkbox"/> CLSC <input type="checkbox"/> CRD <input type="checkbox"/> CRDI <input type="checkbox"/> CRDP								
Section 2 : Date, heure, lieu de l'événement								
Date		Heure						
Année	Mois	Jour						
Heure	Min.							
Événement		<input type="checkbox"/> Réelle <input type="checkbox"/> Estimée <input type="checkbox"/> Indéterminée						
Constat								
Année		Mois						
Jour		Heure						
Min.								
Lieu où s'est produit l'événement <small>(précisez le site, le service, l'unité, le lieu, le type de local ou d'espace) :</small>								
Information sur l'usager								
Curatelle : <input type="checkbox"/> Non <input type="checkbox"/> Oui Si oui : <input type="checkbox"/> Privée <input type="checkbox"/> Publique		Type de déficience : <input type="checkbox"/> Aucune <input type="checkbox"/> Auditive <input type="checkbox"/> Cognitive <input type="checkbox"/> Intellectuelle <input type="checkbox"/> Langage <input type="checkbox"/> Motrice <input type="checkbox"/> Multidéficiences <input type="checkbox"/> Physique <input type="checkbox"/> Visuelle						
Situation préalable								
État de la personne : <input type="checkbox"/> Normal <input type="checkbox"/> Agité <input type="checkbox"/> Somnolent <input type="checkbox"/> Inconnu <input type="checkbox"/> Désorienté/confus <input type="checkbox"/> Agressif/violent <input type="checkbox"/> Comateux								
Capacité de déplacement : Autonomie : <input type="checkbox"/> Totale <input type="checkbox"/> Partielle <input type="checkbox"/> Dépendance totale <input type="checkbox"/> Inconnue		Surveillance requise : <input type="checkbox"/> Usuelle <input type="checkbox"/> Étroite <input type="checkbox"/> Continue <input type="checkbox"/> Inconnue						
Section 3 : Description factuelle, objective et détaillée de l'événement (sans analyse, ni jugement, ni accusation, non nominatif)								

Section 4 : Type d'événement (Faire un choix de A à G)							
A- Chute : <input type="checkbox"/> Chute <input type="checkbox"/> Quasi-chute (décrivez les circonstances précises – veuillez cocher la case appropriée)							
<input type="checkbox"/> Bain/douche	<input type="checkbox"/> Chaise/fauteuil	<input type="checkbox"/> Civière	<input type="checkbox"/> En circulant	<input type="checkbox"/> Escalier	<input type="checkbox"/> Léve-personne	<input type="checkbox"/> Lit	<input type="checkbox"/> Lors d'activités
<input type="checkbox"/> Lors d'un transfert <input type="checkbox"/> Toilette <input type="checkbox"/> Trouvé par terre <input type="checkbox"/> Autre (précisez) : _____							
B- Erreur de : <input type="checkbox"/> Médicament <input type="checkbox"/> Traitement/intervention <input type="checkbox"/> Diète							
<input type="checkbox"/> Allergie connue	<input type="checkbox"/> Conservation/entreposage	<input type="checkbox"/> Disparition/décompte	<input type="checkbox"/> Disponibilité	<input type="checkbox"/> Dose/débit			
<input type="checkbox"/> Heure/date d'administration	<input type="checkbox"/> Identité de l'utilisateur	<input type="checkbox"/> Infiltration/extravasation	<input type="checkbox"/> Non respect d'une procédure/protocole		<input type="checkbox"/> Omission		
<input type="checkbox"/> Péremption	<input type="checkbox"/> Trouvé	<input type="checkbox"/> Type/sorte/texture/consistance	<input type="checkbox"/> Voie d'administration				
<input type="checkbox"/> Autre (précisez) : _____							
a Médicament/traitement/intervention/diète qui a effectivement été administré				b Médicament/traitement/intervention prescrit/diète qui aurait dû être administré			
Identification	Dose	Voie	Heure	Identification	Dose	Voie	Heure
Autres renseignements :							
C- Test diagnostique :							
<input type="checkbox"/> Laboratoire							
<input type="checkbox"/> Pré-analytique	<input type="checkbox"/> Analytique	<input type="checkbox"/> Post-analytique	<input type="checkbox"/> Description	<input type="checkbox"/> Erreur de saisie liée à l'ordonnance			
<input type="checkbox"/> Erreur liée à l'identification		<input type="checkbox"/> Non respect d'une procédure		<input type="checkbox"/> Autre (précisez) : _____			
Identification							

Section 5 : Conséquence(s) Immédiate(s) observée(s) pour la personne touchée (veuillez cocher la ou les case(s) appropriée(s))				
<input type="checkbox"/> Aucune <input type="checkbox"/> Psychologiques <input type="checkbox"/> Physiques <input type="checkbox"/> Autre (précisez) : _____				
Décrivez les conséquences physiques (parties du corps, douleurs, ecchymoses, fractures, etc.), psychologiques ou autres pour la personne touchée :				
Section 6 : Intervention(s) effectuée(s), mesure(s) prise(s) et personne(s) jointe(s) ou prévenue(s)				
Décrivez les mesures prises :				
Personnes avisées	Nom :	Fonction ou lien :	Heure :	<input type="checkbox"/> Visite faite
	Nom :	Fonction ou lien :	Heure :	<input type="checkbox"/> Visite faite
	Nom :	Fonction ou lien :	Heure :	<input type="checkbox"/> Visite faite
Section 7 : Nom du déclarant (une seule personne)				
Nom du déclarant (en lettres moulées)	Titre ou fonction	N° de poste	Signature	Date (année, mois, jour)

SECTIONS RÉSERVÉES POUR UNE ANALYSE SOMMAIRE	
<i>(Le déclarant doit remplir les sections 8 et 9)</i>	
Section 8 : Recommandation(s) ou suggestion(s) du déclarant	
Précisez les mesures/les actions à prendre pour prévenir la récurrence d'un tel événement :	
Section 9 : Témoin(s) de l'événement	
Nom et numéro de téléphone (adresse au besoin) :	Fonction ou type en lien avec l'utilisateur
<i>(Le gestionnaire responsable du suivi doit remplir les sections 10 à 13)</i>	
Section 10 : Causes possibles	
<input type="checkbox"/> Inconnues <input type="checkbox"/> Environnementales <input type="checkbox"/> Liées à l'organisation du travail <input type="checkbox"/> Liées à la personne touchée <input type="checkbox"/> Liées à un fournisseur <input type="checkbox"/> Liées aux facteurs humains <input type="checkbox"/> Autres types de causes (précisez) : _____	
Précisez :	
Lorsque erreur de médication précisez l'étape du circuit <input type="checkbox"/> Approvisionnement <input type="checkbox"/> Émission de l'ordonnance <input type="checkbox"/> Traitement de l'ordonnance <input type="checkbox"/> Gestion de la médication à l'unité de soins/service/ressource d'hébergement	

SECTIONS RÉSERVÉES POUR UNE ANALYSE SOMMAIRE	
Section 11 : Mesures de prévention de la récurrence retenues par le gestionnaire responsable du suivi	
<input type="checkbox"/> À l'endroit de l'utilisateur <input type="checkbox"/> À l'endroit du personnel <input type="checkbox"/> À l'endroit d'un intervenant contractuel <input type="checkbox"/> Autre (précisez) : _____	
Autre mesure de prévention :	
Nom du gestionnaire ou responsable	Titre ou fonction
N° de poste	Signature
Date (année, mois, jour)	
Section 12 : Gravité	
Incident	Accident
<input type="checkbox"/> A <input type="checkbox"/> B <input type="checkbox"/> C <input type="checkbox"/> D <input type="checkbox"/> E1 <input type="checkbox"/> E2	<input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> G <input type="checkbox"/> H <input type="checkbox"/> I <input type="checkbox"/> Indéterminée
Événement sentinelle	
<input type="checkbox"/> Oui <input type="checkbox"/> Non	
Section 13 : Divulgence (obligatoire pour E1 à I)	
Divulgence : <input type="checkbox"/> N/A <input type="checkbox"/> Faite	Documentation : <input type="checkbox"/> Au dossier <input type="checkbox"/> Sur le « Rapport de divulgation »
Personne(s) à qui est faite la divulgation :	Nom, prénom de la personne responsable de la divulgation
<input type="checkbox"/> Usager <input type="checkbox"/> Curatelle <input type="checkbox"/> Représentant légal <input type="checkbox"/> Parents/proches <input type="checkbox"/> Autre	Date (année, mois, jour)

Annexe H – Catégorisation des médicaments (ICSP, 2013)

Anticonvulsivants	Antipsychotiques	Benzodiazépines	Hypnotiques non-benzodiazépines	Antidépresseurs	Psychotiques/neuroleptiques
Gabapentine, Acide Valproïque, Phénytoïne, Carbamazépine	Chlorpromazine, Fluphénazine, Halopéridol, Loxapine, Molindone, Perphénazine, Pimozide, Promazine, Thioridazine, Thiothixène, Trifluopérazine, Triflupromazine, Aripiprazole, Asénapine, Clozapine, Iloperidone, Lurasidone, Olanzapine, Palipéridone, Quétiapine, Rispéridone, Ziprasidone	Alprazolam, , Estazolam, Lorazépam, Oxazépam, Temazépam, Triazolam, Chlorazépate, Clonazépam, Diazépam, Flurazépam	Eszopiclone, Zolpidem, Zaléplon	Amitriptyline, Amoxapine, Désipramine, Doxépine, Imipramine, Nortriptyline, Paroxétine, Protriptyline, Trimipramine, citalopram, fluoxétine, sertraline, venlafaxine, mirtazapine	Halopéridol, Rispéridone, Olanzapine, Quétiapine, Chlorpromazine, Perphénazine

Annexe I – Variables sélectionnées

Variables considérées à l'admission	
<i>Stepwise AIC (24 covariables)</i>	<i>Lasso (30 covariables)</i>
<ul style="list-style-type: none"> • Âge • Sexe • Antécédent de chute au CH • Comorbidités: démence, insuffisance cardiaque congestive, maladie cérébro-vasculaire, maladie pulmonaire obstructive, maladie bénigne du foie, néphropathie, cancer, carcinome métastatique • Provenance du patient: domicile, unité de chirurgie d'un jour • Spécialité du médecin consulté à l'admission: cardiologie, chirurgie cardiaque, gériatrie, neurologie, orthopédie, pneumologie, psychiatrie, médecine interne, autres spécialités chirurgicales , autres spécialités médicales, autres spécialités 	<ul style="list-style-type: none"> • Âge • Sexe • Antécédent de chute au CH • Comorbidités: démence, insuffisance cardiaque congestive, maladie cérébro-vasculaire, maladie pulmonaire obstructive, maladie bénigne du foie, néphropathie, cancer, carcinome métastatique • Provenance du patient: domicile, unité de chirurgie d'un jour • Spécialité du médecin consulté à l'admission: cardiologie, chirurgie cardiaque, gériatrie, neurologie, orthopédie, pneumologie, psychiatrie, médecine interne, autres spécialités chirurgicales , autres spécialités médicales, autres spécialités

**Stepwise* = Méthode séquentielle

Variables considérées durant l'épisode	
<i>Stepwise AIC (27 covariables)</i>	<i>Lasso (29 covariables)</i>
<ul style="list-style-type: none"> • Âge • Sexe • Antécédent de chute au CH • Comorbidités: démence, insuffisance cardiaque congestive, maladie cérébro-vasculaire, maladie bénigne du foie, néphropathie, cancer, carcinome métastatique • Provenance du patient: domicile, unité de chirurgie d'un jour • Spécialité du médecin consulté à l'admission: cardiologie, chirurgie cardiaque, gériatrie, neurologie, orthopédie, pneumologie, psychiatrie, médecine interne, autres spécialités chirurgicales, autres spécialités médicales, autres spécialités • Prescriptions: anticonvulsivants, benzodiazépines, antidépresseurs, psychotropes/neuroleptiques 	<ul style="list-style-type: none"> • Âge • Sexe • Antécédent de chute au CH • Comorbidités: démence, insuffisance cardiaque congestive, maladie cérébro-vasculaire, maladie pulmonaire obstructive, maladie bénigne du foie, néphropathie, cancer, carcinome métastatique • Provenance du patient: domicile, unité de chirurgie d'un jour • Spécialité du médecin consulté à l'admission: cardiologie, chirurgie cardiaque, gériatrie, neurologie, orthopédie, pneumologie, psychiatrie, médecine interne, autres spécialités chirurgicales, autres spécialités médicales, autres spécialités • Prescriptions: anticonvulsivants, benzodiazépines, antidépresseurs, psychotropes/neuroleptiques, antipsychotiques

**Stepwise* = Méthode séquentielle

