



# IDENTIFICATION PRÉCOCE DES PERSONNES PRÉSENTANT UN RISQUE D'HOSPITALISATION

Prévision du risque d'admission à l'hôpital (PRAH) —  
un nouvel outil pour les dispensateurs de soins et les patients



Institut canadien  
d'information sur la santé  
Canadian Institute  
for Health Information



**Ontario**  
Qualité des services  
de santé Ontario

# Table des matières

<b>Introduction</b> .....	<b>4</b>
Intervention précoce .....	4
Modélisation prédictive .....	4
Soutien aux dispensateurs de soins .....	5
<b>Méthodes</b> .....	<b>6</b>
Première étape — Sélection des variables .....	6
Deuxième étape — dérivation et validation des algorithmes .....	7
<b>Résultats</b> .....	<b>8</b>
Résultats de la sélection des variables .....	8
Résultats de la validation des algorithmes .....	8
Figure 1 : Algorithme simple .....	8
Figure 2 : Algorithme complexe .....	8
Figure 3 : Courbe d'étalonnage de l'algorithme simple pour une admission dans les 30 jours selon les données de validation .....	9
Figure 4 : Statistiques relatives aux algorithmes de l'outil PRAH .....	10
<b>Discussion</b> .....	<b>11</b>
Sélection d'un modèle .....	11
<b>Perspectives</b> .....	<b>12</b>
L'outil PRAH en action .....	12
Poursuite de l'analyse .....	12
Soins rentables .....	12
<b>Remerciements</b> .....	<b>13</b>
<b>References</b> .....	<b>14</b>

# Sommaire

Le fardeau de la maladie a des conséquences considérables sur la santé et la vie des Ontariens. Il engendre également des coûts élevés pour le système de santé. On estime que 5 % de la population de l'Ontario sont à l'origine de près de 85 % des dépenses provinciales totales liées aux coûts combinés des soins hospitaliers et à domicile; 1 % des Ontariens entraînerait près de la moitié de ces dépenses.

Une intervention précoce peut soulager en partie le fardeau de la maladie et libérer des ressources d'un système déjà surchargé tout en réduisant les coûts liés aux patients hospitalisés. Pour assurer une intervention précoce efficace, il est essentiel d'identifier les patients les plus susceptibles d'en bénéficier avant qu'ils n'exigent de multiples hospitalisations et deviennent de grands utilisateurs du système de santé. Les modèles prédictifs de risque représentent un moyen efficace relativement nouveau d'aider les dispensateurs de soins à identifier ces patients.

Qualité des services de santé Ontario (QSSO), l'Institut canadien d'information sur la santé (ICIS) et d'autres experts ont créé un partenariat visant à concevoir un modèle qui permettrait d'identifier les patients présentant un risque d'hospitalisation à court et à long terme. Pour ce faire, ils se sont appuyés sur les leçons tirées de l'utilisation de modèles existants et sur des données probantes.

L'outil de Préviation du risque d'admission à l'hôpital (PRAH) tient compte d'un nombre de variables au niveau du patient qui permettent de prédire le risque d'hospitalisation. Il produit une note de risque d'hospitalisation du patient dans des délais de 30 jours et 15 mois. Cet outil peut améliorer la qualité des soins ciblés pour des patients présentant un risque et entraîner des économies pour notre système de santé dans son ensemble s'il est utilisé aux fins d'une intervention précoce et rentable.

Les variables utilisées dans l'outil PRAH afin d'évaluer le risque d'hospitalisation le mieux possible sont les suivantes : âge du patient, nombre d'admissions à l'hôpital et de visites au service d'urgence au cours des six derniers mois, lieu de destination du patient à la sortie, niveau de consommation des ressources d'une admission précédente, présence d'une des 18 principales affections, admission précédente par le service d'urgence, indice de comorbidité de Charlson, interventions désignées durant une consultation à l'hôpital et durée du séjour précédent. Le modèle simplifié omet une grande partie des données sur les patients hospitalisés et tient compte des six principales affections.

Le présent rapport décrit les étapes d'élaboration de l'outil PRAH, notamment le modèle simple complémentaire, et les conclusions des analyses de validation. En plus de produire un modèle de risque fonctionnel, nos analyses ont démontré que les caractéristiques liées à la collectivité ne permettent pas de prévoir le risque d'hospitalisation. L'analyse de validation a déterminé que le modèle simple est un solide substitut du modèle complexe, qui tient compte d'un ensemble plus large de facteurs. Le présent rapport porte également sur les travaux futurs, dont l'intégration de facteurs liés aux soins de santé primaires et la promotion ainsi que l'utilisation de l'outil PRAH auprès des médecins.

# Introduction

Le fardeau de la maladie a une grande incidence sur la vie des Ontariens, et il exerce une pression sur les ressources disponibles en soins de santé. Une intervention précoce peut profiter aux malades et permettre des économies au sein du système si les soins ciblent avec précision les patients présentant le risque le plus élevé. Il s'agit d'un défi important à relever pour améliorer les soins et appuyer les dispensateurs de soins de santé dans le cadre de la prestation de soins à leurs patients. La modélisation prédictive s'est avérée un instrument utile pour identifier les patients présentant un risque élevé et constitue l'objet principal du présent rapport.

## Intervention précoce

En 2009-2010, environ 34 100 personnes ont été admises dans des hôpitaux en Ontario à la suite de complications liées à des maladies chroniques, et ces hospitalisations auraient pu être évitées au moyen de soins primaires améliorés ou d'une intervention précoce<sup>1</sup>. Ces maladies constituent un important fardeau pour le système de santé et la vie des gens. Les maladies chroniques sont la première cause de décès en Ontario et elles minent notre qualité de vie, notre économie et le bien-être de nos collectivités<sup>2</sup>.

Le fardeau de la maladie a non seulement une grande incidence sur la santé et la vie des Ontariens, mais il engendre également d'énormes coûts. On estime que 5 % de la population de l'Ontario sont à l'origine de près de 85 % des dépenses provinciales totales liées aux coûts combinés des soins hospitaliers et à domicile; 1 % des Ontariens entraînerait près de la moitié de ces dépenses<sup>3,4</sup>. Seulement 39 000 très grands utilisateurs sont à l'origine de plus de 30 % des coûts liés aux soins hospitaliers et à domicile<sup>5</sup>.

Une preuve de plus en plus étayée tend à établir qu'une intervention précoce visant les personnes présentant le risque le plus élevé d'être malades est porteuse d'espoir puisqu'elle permettrait de réduire les admissions non planifiées, la congestion au service d'urgence et les coûts liés aux patients hospitalisés. On a évalué qu'une réduction de 5 % du coût lié à la tranche supérieure de 5 % des patients qui sont de grands utilisateurs du système de santé permettrait à l'Ontario de réduire ses coûts de soins de santé de 760 millions de dollars. Une réduction de 10 % pourrait entraîner des économies de 1,5 milliard de dollars. Pour la tranche supérieure de 1 % des patients engendrant des coûts élevés, cette même réduction permettrait de réaliser des économies de l'ordre de 785 millions de dollars. Une réduction de 15 % pourrait se traduire par des économies de près de 1,2 milliard de dollars<sup>6</sup>.

D'autres autorités ont réussi à mettre en œuvre des interventions permettant de réduire le nombre d'hospitalisations et de réadmissions évitables. Autre exemple prometteur : un modèle américain de soins primaires évolués et de coordination des soins qui a réduit le nombre d'hospitalisations de 43 % et celui des visites au service d'urgence de 70 %<sup>7</sup>. Un modèle de coordination des soins pour maladies chroniques exploité par Kaiser Permanente a également remporté du succès, diminuant le nombre de réadmissions de 14 % à 2,4 %<sup>8</sup>. En Ontario, le modèle de « salle virtuelle » est utilisé à Toronto au sein de la collectivité pour une gestion intensive des patients présentant un risque élevé de réadmission en soins de courte durée<sup>9,10</sup>.

## Modélisation prédictive

Un volet clé d'une stratégie d'intervention précoce est l'identification des patients présentant le risque d'hospitalisation le plus élevé. Si les interventions ciblent les personnes les plus susceptibles de devenir de grands utilisateurs, la probabilité de réussite et d'économies de coûts peut augmenter de façon spectaculaire<sup>11,12</sup>. Les dispensateurs de soins de santé et les planificateurs doivent être conscients que les admissions des patients tendent à atteindre un sommet pour ensuite décroître naturellement au fil du temps même sans intervention, un phénomène appelé la « régression vers la moyenne »<sup>13</sup>. L'identification des patients avant ce point culminant dans leur maladie revêt une grande importance si l'on veut éviter

une détérioration de leur santé et structurer des programmes rentables qui peuvent véritablement réduire le nombre d'admissions évitables.

La modélisation prédictive du risque au moyen d'une analyse de régression peut permettre aux dispensateurs de soins d'identifier les patients instables présentant un risque et d'avoir l'information requise pour amorcer une intervention précoce. On a constaté qu'il est plus efficace d'utiliser des modèles prédictifs que de se fier uniquement au jugement clinique ou à des listes de vérification classiques<sup>14</sup>, qui tendent à identifier les patients présentant *actuellement* un risque plutôt que ceux pouvant *ultérieurement* présenter un risque<sup>15</sup>. La valeur de prévision des modèles varie, certains affichant une piètre performance<sup>16</sup>, ce qui révèle toute l'importance de créer soigneusement le modèle et de faire des essais rigoureux. Les modèles prédictifs sont actuellement utilisés dans de nombreux pays, dont les États-Unis et le Royaume-Uni<sup>17</sup>. Au Canada, le modèle LACE élaboré en Ontario est utilisé pour évaluer le risque de réadmission à l'hôpital dans un délai de 30 jours<sup>18</sup>.

QSSO a conclu un partenariat avec l'ICIS et d'autres chercheurs pour mettre au point un modèle pouvant évaluer le risque d'hospitalisation dans un délai plus long que tout autre modèle existant dans le but d'orienter l'intervention précoce en matière de soins dans un milieu communautaire. L'outil PRAH tient compte de plusieurs variables au niveau du patient qui permettent d'évaluer le risque d'une hospitalisation future. Il produit une note de risque d'hospitalisation du patient dans des délais de 30 jours et 15 mois.

### Soutien aux dispensateurs de soins

Les dispensateurs de soins de santé peuvent intégrer le modèle dans les systèmes de dossiers médicaux existants, ce qui permet d'utiliser l'information déjà consignée à l'échelle des patients. En tirant parti de cette information pour la prestation de soins précoces, les dispensateurs de soins de santé peuvent aider leurs patients à prévenir la progression de la maladie et à éviter les visites à l'hôpital, tout en éliminant des coûts inutiles pour le système de santé. Sans modèles prédictifs de risque, les interventions nécessitant un recours intensif aux ressources pourraient être moins susceptibles d'être orientées vers des patients présentant le risque d'hospitalisation le plus élevé et par conséquent seraient moins rentables. Ainsi, grâce à la modélisation prédictive, il est possible d'améliorer la qualité des soins ciblés pour les patients présentant un risque et de réaliser des économies pour le système de santé dans son ensemble.

L'outil PRAH est offert en deux modèles : le modèle simple et le modèle complexe. Le modèle simple tient compte de 5 facteurs, et le modèle complexe, de 10 facteurs. Le modèle complexe donne des résultats légèrement supérieurs, mais le modèle simple représente une solide solution de rechange pour les établissements de soins sans accès à des sources de données hospitalières. Les deux modèles peuvent produire des notes individuelles de risque d'hospitalisation dans des délais de 30 jours ou 15 mois. Les dispensateurs et les planificateurs de soins ont maintenant accès sans frais au code statistique requis pour stratifier les populations de patients selon la note de risque.

# Méthodes

L'élaboration du modèle est fondée sur de multiples analyses de régression visant à évaluer la relation entre les caractéristiques du patient et le risque d'hospitalisation future. Elle a été effectuée selon une approche à deux étapes : 1) sélection des variables prédictives d'une hospitalisation, et 2) dérivation et validation des algorithmes prédictifs.

## Première étape — Sélection des variables

À la première étape, l'analyse comprenait la sélection de variables pertinentes, la détermination de la population d'essai, les analyses statistiques pour cerner l'incidence des variables sur l'admission et le choix de deux ensembles de variables — un petit ensemble pour le modèle simple et un plus grand pour le modèle complexe.

On a cerné un large éventail de variables admissibles pour leur inclusion dans l'analyse. Elles comprenaient des facteurs déterminants connus, des variables provenant de sources de données disponibles et des variables utilisées dans d'autres modèles de risque connus<sup>19</sup>.

La population étudiée et utilisée pour l'élaboration de l'outil PRAH regroupait des personnes ayant déjà été hospitalisées. L'identification de patients présentant un risque dans la collectivité avant leur hospitalisation et les renseignements sur les consultations en soins primaires ainsi que sur les médicaments prescrits ont été très pertinents pour le groupe de chercheurs concerné. De tels renseignements aideraient également à aborder l'effet de « régression vers la moyenne » grâce aux données en amont pouvant justifier une intervention précoce en matière de soins. Toutefois, en raison du nombre limité de données disponibles, leur intégration dans l'analyse a été reportée à une étape ultérieure du projet. Les variables incluses dans l'analyse étaient classées dans trois grandes catégories : caractéristiques démographiques des patients et de la collectivité, maladie et état de santé du patient et contacts du patient avec le système de soins hospitaliers :

- Les variables démographiques comprenaient les variables au niveau du patient (âge et sexe) et les caractéristiques de la collectivité (résidence en milieu rural ou urbain, quintile de revenu du quartier, taux d'admission selon la collectivité et les quatre dimensions de l'indice de marginalisation canadien, à savoir l'instabilité résidentielle, la défavorisation matérielle, la dépendance et la concentration ethnique)<sup>20</sup>.
- Un certain nombre de maladies et d'affections ainsi que des niveaux de consommation des ressources ont été inclus comme variables admissibles en se fondant sur les groupes de maladies analogues 2012 de l'ICIS<sup>21</sup>.
- Les variables provenant des données hospitalières comprenaient une gamme d'interventions, la durée du séjour et des variables de service épisodique. Les sources de données pour ces variables incluaient la Base de données sur les congés des patients et le Système national d'information sur les soins ambulatoires<sup>22</sup>.

On a créé une base de données sur les patients adultes ayant obtenu leur congé de l'hôpital à la suite d'une consultation médicale; les admissions en soins de santé mentale, obstétriques, pédiatriques et chirurgicales n'ont pas été incluses dans la population étudiée, le groupe d'experts ayant jugé que ces admissions auraient été planifiées, non urgentes ou assujetties à des variables très différentes de celles de la population ciblée. Les données du Manitoba ont également été incluses d'abord pour augmenter l'échantillonnage et ensuite pour vérifier la pertinence du modèle dans une autre province canadienne. Un total de 385 065 épisodes indices initiaux ont été recensés parmi les congés des patients en Ontario et au Manitoba en 2009-2010<sup>a</sup>. Les admissions médicales subséquentes ont été tirées des données de 2009-2010 à 2011-2012. Les données sur l'utilisation du service d'urgence<sup>b</sup> et les hospitalisations en soins de courte durée (six mois

<sup>a</sup> Les critères d'exclusion généraux comprenaient les champs non valides (numéro d'assurance-maladie, âge, sexe, date et heure d'admission et de sortie), le décès ou la sortie contre l'avis du médecin, un diagnostic principal de maladie mentale, les épisodes concernant des nouveau-nés et les épisodes de chimiothérapie ou radiothérapie.

<sup>b</sup> Non disponible pour le Manitoba.

avant l'admission) ont été extraites des données de 2008-2009 à 2009-2010. La comorbidité des patients a été mesurée au moyen de l'indice de comorbidité de Charlson<sup>25</sup>. On a ensuite effectué une analyse de régression multidimensionnelle pour déterminer la relation entre les variables recensées et leur influence sur les admissions futures à l'hôpital. Trois analyses distinctes ont été réalisées, la variable dépendante étant respectivement de 1, 6 et 12 mois. On a également effectué une analyse bidimensionnelle pour évaluer l'incidence de toute variable individuelle sur les admissions futures.

Les résultats ont été analysés et exprimés en rapports de cotes, avec des limites inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance de 95 %. Les statistiques C, les valeurs du coefficient de détermination multiple et les statistiques sur la qualité de l'ajustement ont également été évaluées pour chacune des périodes (voir l'annexe technique pour des précisions sur les tests statistiques utilisés dans le cadre de l'étude). Les variables n'ayant pas d'incidence significative sur les admissions futures ont été éliminées, après que cette faible incidence a été confirmée par les résultats des analyses bidimensionnelles. Les modèles « simple » et « complexe » ont été dérivés pour déterminer d'autres avantages possibles relativement au coût de recueillir des données cliniques supplémentaires. Cette approche a également permis d'évaluer le choix entre un modèle simple et facile à comprendre et l'avantage qu'offre une valeur de prévision plus grande.

## Deuxième étape — dérivation et validation des algorithmes

La deuxième étape de l'analyse consistait à déterminer la population, dériver les algorithmes, pondérer les variables sélectionnées et valider l'algorithme.

Pour chaque modèle, deux algorithmes ont été élaborés pour calculer le risque d'admission future dans un délai de 30 jours et de 15 mois. Un modèle d'échantillon fractionné a été utilisé pour la dérivation et la validation des algorithmes, en utilisant un épisode de soins pour l'unité d'analyse. La population étudiée (382 948 épisodes de soins de courte durée en Ontario et au Manitoba en 2009-2010) a été scindée en deux au moyen d'une assignation aléatoire : l'ensemble de données de dérivation (191 321 épisodes) et l'ensemble de données de validation (191 627 épisodes). Une analyse de régression multifonctionnelle a été effectuée de nouveau en utilisant la liste actualisée de variables. Si une variable était jugée non significative pour la nouvelle analyse, elle était éliminée et les résultats de régression étaient recalculés.

Pour pondérer les variables comprises dans les algorithmes, le coefficient de corrélation de chaque variable a été divisé par le plus petit coefficient du modèle, puis arrondi au nombre entier le plus près — une méthode préconisée par Sullivan et collaborateurs<sup>26</sup> et utilisée dans l'élaboration de l'indice de réadmission LACE<sup>27</sup>. Les statistiques C, les pseudovaleurs du coefficient de détermination multiple et les tests Hosmer-Lemeshow ont été déterminés pour chaque modèle.

Chaque algorithme a ensuite été exécuté dans l'échantillon de validation et le taux de réadmission prévu a été comparé au taux observé, selon la note de risque. Les statistiques suivantes ont également été calculées : la sensibilité et la spécificité du modèle, les coefficients de prévision positifs et négatifs et les coefficients Kappa. Après l'analyse, les étapes de dérivation et de validation ont été reproduites par un autre analyste de l'ICIS.

# Résultats

## Résultats de la sélection des variables

L'analyse de régression logistique initiale a révélé qu'une variété de facteurs cliniques et liés à la prestation de services permettait d'évaluer le risque d'admission future. Les facteurs les plus prédictifs étaient le lieu de destination du patient à la sortie, les antécédents du patient en matière d'hospitalisation et d'utilisation du service d'urgence et son âge. Plusieurs affections étaient prédictives d'une hospitalisation future : maladie pulmonaire obstructive chronique (MPOC), insuffisance cardiaque, maladie intestinale inflammatoire, occlusion gastro-intestinale et cirrhose, ces facteurs étant parmi les plus prédictifs. L'indice de comorbidité de Charlson, qui permet d'évaluer le risque de mortalité des patients ayant un état comorbide<sup>28</sup>, avait une valeur prédictive, malgré une faible relation entre l'hospitalisation et un nombre croissant de comorbidités.

Les caractéristiques de la collectivité n'avaient pas de valeur prédictive comparativement aux variables liées aux services. Le taux d'admission selon la collectivité n'était que faiblement lié au risque individuel d'admission. Les quintiles de revenu du quartier et les quatre dimensions de l'indice de marginalisation canadien (l'instabilité résidentielle, la défavorisation matérielle, la dépendance et la concentration ethnique) n'avaient pas de valeur prédictive.

## Résultats de la validation des algorithmes

Les variables qui n'avaient pas de valeur prédictive significative du risque d'admission future ont été éliminées de la deuxième étape de l'analyse et les modèles simple et complexe ont été élaborés pour tenir compte de l'incidence des variables restantes sur le risque d'hospitalisation future.

Comme il a été mentionné dans la section Méthodes, un modèle simple et un modèle complexe ont été élaborés aux fins de comparaison. L'algorithme « simple » tenait compte de cinq variables : l'âge du patient, le lieu de destination du patient à la sortie, le nombre d'admissions à l'hôpital et de visites au service d'urgence au cours des six derniers mois, et la présence d'une des six principales affections classées selon la prévalence et l'importance prédictive : maladie pulmonaire obstructive chronique (MPOC), insuffisance cardiaque, maladie intestinale inflammatoire, occlusion gastro-intestinale, cirrhose et diabète. Voir la figure 1 pour connaître les valeurs incluses dans le modèle simple.

Figure 1 : Algorithme simple

Âge : 65 à 84, 85 et plus vs autre  
 Lieu de destination du patient à la sortie : soins de courte durée (modèle de 30 jours seulement), soins à domicile vs autre  
 Nombre d'admissions en soins de courte durée dans les six mois précédents : 1, 2, 3 et plus vs 0  
 Nombre de visites au service d'urgence dans les six mois précédents : 1, 2, 3, 4 et plus vs 0  
 Principales GMA selon la prévalence et l'importance prédictive : MPOC, insuffisance cardiaque, maladie intestinale inflammatoire, occlusion gastro-intestinale, cirrhose et diabète

L'algorithme « complexe » comprenait 10 variables : les cinq du modèle simple, le niveau de consommation des ressources (une mesure du degré d'utilisation des ressources<sup>29</sup>), une admission précédente par le service d'urgence, l'indice de comorbidité de Charlson, des interventions désignées lors d'une consultation à l'hôpital et la durée d'un séjour précédent. Le nombre d'affections dont tient compte le modèle complexe est de 18, affichant les rapports de cotes les plus élevés. Voir la figure 2 pour connaître les valeurs incluses dans le modèle complexe.

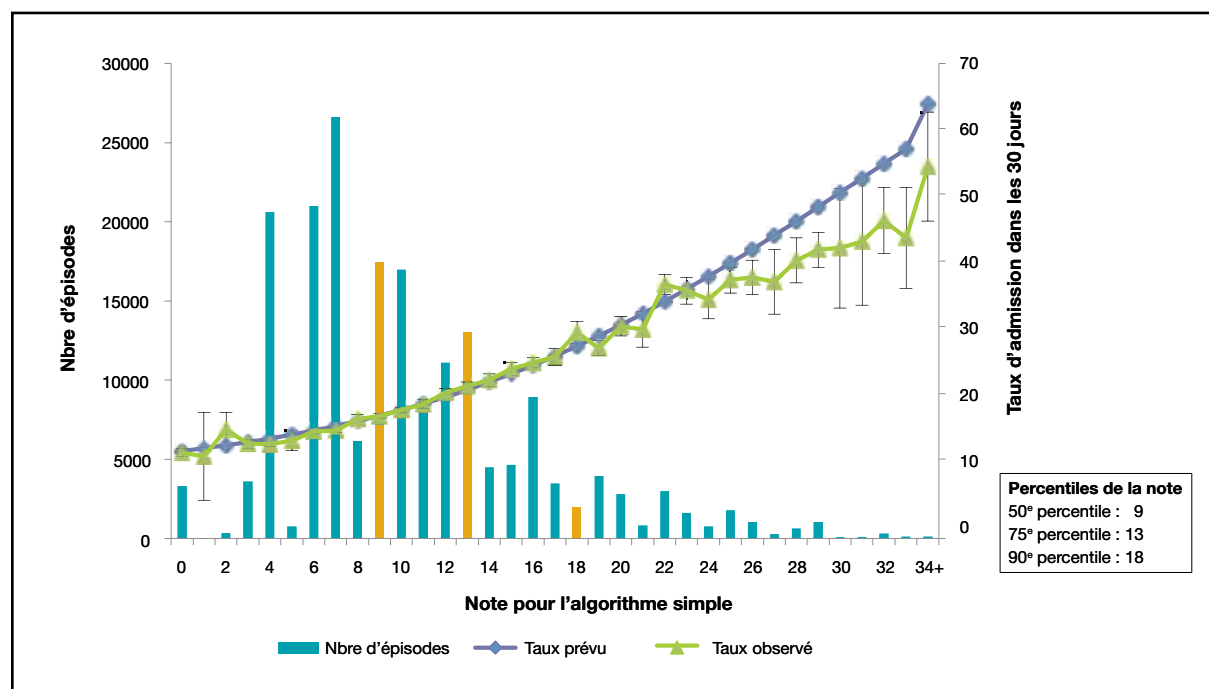
Figure 2 : Algorithme complexe

Facteurs inclus dans l'algorithme simple, et en plus :  
 Niveau de consommation des ressources : 2, 3, 4 vs 1  
 Durée du séjour (modèle dans les 15 mois seulement) : 3 à 7/8 à 14/15 à 30/30 et plus vs 0 à 2 jours  
 Admission par le service d'urgence : oui vs non  
 Indice de comorbidité de Charlson : 1, 2, 3 et plus vs 0  
 Paracentèse (modèle dans les 30 jours seulement) : oui vs non  
 18 GMA avec rapports de cotes élevés : consulter l'annexe technique pour la liste complète



Les algorithmes se sont révélés très concordants dans l'échantillon de validation. La figure 3 illustre le modèle simple évaluant le risque d'admission dans les 30 jours, et l'annexe technique présente les graphiques pour tous les algorithmes. Des résultats semblables ont été obtenus lors des essais de l'algorithme utilisant des données de l'Ontario seulement et des données du Manitoba seulement, bien que les intervalles de confiance aient été beaucoup plus grands dans le cas du Manitoba en raison d'un ensemble de données plus petit. Cette concordance laisse entendre que l'outil PRAH pourrait être pertinent à l'échelle pancanadienne.

Figure 3 : Courbe d'étalonnage de l'algorithme simple pour une admission dans les 30 jours selon les données de validation



#### Remarque

Les résultats sont fondés sur les données de l'Ontario et du Manitoba.

#### Sources

*Base de données sur les congés des patients, 2008-2009 à 2011-2012 et Système national d'information sur les soins ambulatoires, 2008-2009 à 2009-2010, Institut canadien d'information sur la santé.*

Les tableaux de la figure 4 ci-dessous donnent les résultats pour les 50<sup>e</sup>, 75<sup>e</sup> et 90<sup>e</sup> percentiles de risque pour chacun des quatre modèles. Comme exemple de la valeur prédictive positive (VP+), le modèle simple a déterminé correctement dans 29 % des cas les personnes qui seraient admises à l'hôpital dans les 30 jours, dans la tranche de patients présentant le risque le plus élevé. À titre de référence, le taux d'événement indique que 12,9 % de la population étudiée serait hospitalisée durant la même période, ce qui indique que le modèle simple était plus de deux fois mieux en mesure de prévoir une réadmission dans les 30 jours que le simple hasard. Dans tous les cas, la sensibilité décroît alors que la spécificité et la valeur prédictive positive augmentent dans les percentiles plus élevés de la note de risque prévue. La sensibilité diminue considérablement dans tous les modèles puisque le nombre d'événements pouvant servir à la prévision est très inférieur pour les notes de risque plus élevées et que beaucoup de patients présentant un faible risque sont réadmis pour des raisons non précisées par la note de risque prévue. Dans l'ensemble, la performance du modèle complexe n'est que légèrement supérieure à celle du modèle simple.

Figure 4 : Statistiques relatives aux algorithmes de l'outil PRAH

**Algorithme simple pour admission dans les 30 jours**

	50 <sup>e</sup> percentile	75 <sup>e</sup> percentile	90 <sup>e</sup> percentile	Taux d'événement
% de la population générale	1,5 %	0,8 %	0,3 %	
Sensibilité	75,28 %	48,82 %	24,12 %	
Spécificité	45,71 %	74,34 %	91,39 %	
VP+	17,08 %	22,04 %	29,38 %	12,94 %
VP-	92,56 %	90,72 %	89,02 %	87,06 %
Kappa	0,09	0,15	0,17	

Statistique C : 0,661

**Algorithme complexe pour admission dans les 30 jours**

	50 <sup>e</sup> percentile	75 <sup>e</sup> percentile	90 <sup>e</sup> percentile	Taux d'événement
% de la population générale	1,5 %	0,8 %	0,3 %	
Sensibilité	74,85 %	50,65 %	24,26 %	
Spécificité	49,82 %	74,63 %	91,45 %	
VP+	18,14 %	22,88 %	29,65 %	12,94 %
VP-	93,02 %	91,05 %	89,04 %	87,06 %
Kappa	0,11	0,17	0,17	

Statistique C : 0,678

**Algorithme simple pour admission dans les 15 mois**

	50 <sup>e</sup> percentile	75 <sup>e</sup> percentile	90 <sup>e</sup> percentile	Taux d'événement
% de la population générale	1,5 %	0,8 %	0,3 %	
Sensibilité	67,55 %	49,57 %	20,19 %	
Spécificité	58,46 %	75,61 %	93,69 %	
VP+	51,48 %	57,01 %	67,62 %	39,49 %
VP-	73,41 %	69,68 %	64,27 %	60,51 %
Kappa	0,25	0,26	0,16	

Statistique C : 0,687

**Algorithme complexe pour admission dans les 15 mois**

	50 <sup>e</sup> percentile	75 <sup>e</sup> percentile	90 <sup>e</sup> percentile	Taux d'événement
% de la population générale	1,5 %	0,8 %	0,3 %	
Sensibilité	69,88 %	42,52 %	20,15 %	
Spécificité	58,59 %	81,93 %	93,74 %	
VP+	52,41 %	60,55 %	67,76 %	39,49 %
VP-	74,88 %	68,59 %	64,27 %	60,51 %
Kappa	0,27	0,26	0,16	

Statistique C : 0,702

**Sources**

Base de données sur les congés des patients 2008-2009 à 2011-2012 et Système national d'information sur les soins ambulatoires 2008-2009 à 2009-2010, Institut canadien d'information sur la santé.

# Discussion

Les modèles prédictifs de l'outil PRAH peuvent aider les dispensateurs et les planificateurs de soins à identifier les patients présentant un risque d'hospitalisation et à intervenir en temps utile.

L'approche rigoureuse adoptée pour mettre au point de multiples algorithmes a facilité la comparaison de la capacité prédictive relative et l'évaluation des compromis entre simplicité et complexité en matière de compréhension des modèles et d'efficacité prédictive. Dans l'ensemble, les algorithmes montrent une capacité discriminative moyenne, selon des normes utilisées par Kansagara et coll<sup>30</sup>.

## Sélection d'un modèle

Le comité d'experts a convenu qu'une sensibilité élevée (prévoir correctement l'hospitalisation) est sans doute la façon la plus souhaitable d'utiliser un modèle pour identifier les patients les plus susceptibles de présenter un risque élevé. Les algorithmes, simple et complexe, sont étroitement harmonisés pour ce qui est de leur performance à prévoir les hospitalisations futures. Quant aux statistiques sur la qualité de l'ajustement, les algorithmes complexes affichent une performance légèrement supérieure.

Il est recommandé d'utiliser l'algorithme complexe autant que possible pour déterminer le risque d'hospitalisation d'un patient. La capacité d'utiliser ces algorithmes peut dépendre de l'environnement de données du milieu de soins; le modèle simple peut être plus facile à appliquer en dehors de l'hôpital puisqu'il ne requiert pas de données sur des variables comme l'intervention à l'hôpital, l'index de comorbidité de Charlson ou le niveau de consommation des ressources.

Dans l'ensemble, le modèle simple est un solide substitut du modèle complexe.

### Utilisation de l'outil PRAH Un exemple d'intervention précoce

- Un dispensateur de soins primaires est alerté par l'outil PRAH que M<sup>me</sup> Jones présente un risque élevé d'admission au cours de la prochaine année. Elle ne s'est pas présentée à la clinique depuis quelques mois, un rendez-vous est donc fixé. Durant la visite, l'équipe de soins et M<sup>me</sup> Jones conviennent qu'elle requiert un plus grand soutien et on l'inscrit à un programme de soins communautaires pouvant lui offrir des soins à domicile fréquemment.

# Perspectives

## L'outil PRAH en action

QSSO dirigera la distribution de l'outil PRAH en encourageant et en appuyant son utilisation dans les collectivités de pratique souhaitant identifier les patients présentant un risque d'hospitalisation. L'outil sera compatible avec les programmes communautaires et ceux axés sur les soins de courte durée ainsi qu'avec les nouveaux modèles de soins innovateurs. On prévoit également utiliser le modèle pour aider les collectivités participant aux nouveaux programmes Health Links à coordonner les soins pour les patients ayant des besoins élevés<sup>31</sup>. Le système de déclaration volontaire de l'ICIS<sup>32</sup> s'est révélé une plateforme d'information pour produire de manière transparente de l'information sur le risque d'hospitalisation des patients et la divulguer aux services de soins de santé primaires participants. Des guides sur les ressources seront élaborés pour appuyer l'utilisation du modèle de même que pour favoriser le partage de données probantes sur les interventions efficaces en matière de soins. QSSO évaluera la capacité du modèle à identifier les patients présentant un risque d'hospitalisation ainsi que la contribution de l'outil à favoriser une intervention précoce réussie en matière de soins.

## Poursuite de l'analyse

Tout en encourageant l'utilisation de l'outil PRAH et au fur et à mesure que de nouvelles sources de données sont accessibles, des travaux complémentaires peuvent être entrepris pour perfectionner le modèle. Une priorité clé sera d'y intégrer des facteurs prédictifs tirés des données sur les soins primaires. Les données recueillies des dossiers médicaux électroniques, des factures médicales et des formulaires des régimes d'assurance-médicaments peuvent toutes contribuer à améliorer les prévisions en matière de risque. Au-delà des données sur les soins de courte durée, il peut devenir de plus en plus difficile de cerner les facteurs ayant une valeur prédictive comparable, mais l'identification, avant l'hospitalisation, des patients présentant des risques favoriserait une intervention précoce. Les services de soins de santé primaires auraient un accès facile à une grande partie de ces données dans leurs propres systèmes de dossiers, un argument en faveur de l'utilisation de l'outil PRAH à ce niveau de soins.

## Soins rentables

Enfin, la modélisation prédictive offre un autre avantage : l'analyse des groupes basée sur les coûts. Si nous cherchions à déterminer le coût moyen des soins pour une personne se situant dans le 90<sup>e</sup> percentile de risque, nous pourrions déterminer le prix maximal d'une intervention précoce rentable. Ces scénarios requièrent certaines estimations des hospitalisations évitées<sup>33</sup>, mais pourraient fournir des arguments irréfutables en faveur d'un investissement dans les soins précoces aux patients. Ces données pourraient également permettre une évaluation coût-efficacité en fournissant un point de référence pour réaliser des économies. Nous avons déterminé qu'il serait utile d'explorer ce volet.

Le code statistique requis pour exécuter ce modèle est fourni sans frais sur demande. Veuillez communiquer avec [HSR@cih.ca](mailto:HSR@cih.ca) pour un complément d'information.

# Remerciements

QSSO et l'ICIS aimeraient remercier les personnes qui ont participé au lancement du projet de modèle de prévision de l'utilisation, à l'élaboration du modèle et à la rédaction du présent rapport.

Nous aimerions souligner tout particulièrement les contributions des experts suivants pour leurs conseils sur l'élaboration du modèle et l'examen des résultats :

- le D<sup>r</sup> Walter P. Wodchis (président), professeur agrégé, Université de Toronto
- le D<sup>r</sup> Chaim Bell, Médecine interne générale, Mount Sinai Hospital, University Health Network
- la D<sup>re</sup> Liisa Jaakkimainen, Département de médecine familiale et communautaire, Université de Toronto
- le D<sup>r</sup> David Frost, division de médecine interne générale, Toronto Western Hospital, University Health Network, Université de Toronto
- la D<sup>re</sup> Susan Law, vice-présidente, Affaires académiques, Centre hospitalier de St. Mary
- le D<sup>r</sup> Samir Sinha, directeur de la gériatrie, Mount Sinai Hospital, University Health Network
- le D<sup>r</sup> Howard Abrams, division de médecine interne générale, Toronto Western Hospital, University Health Network, Université de Toronto

L'équipe de direction qui a donné des conseils et apporté son soutien tout au long du projet comprend :

- Rebecca Comrie, gestionnaire, Qualité des services de santé Ontario
- Gail Dobell, directrice, Évaluation, Qualité des services de santé Ontario
- Kathleen Morris, directrice, Analyse des systèmes de santé et Questions émergentes, Institut canadien d'information sur la santé
- Jeremy Veillard, vice-président, Secteur de la recherche et de l'analyse, Institut canadien d'information sur la santé

L'équipe de projet responsable de l'élaboration du modèle et du rapport comprend :

- Allie Chen, analyste principale, Institut canadien d'information sur la santé
- Xi-Kuan Chen, chef de section, Institut canadien d'information sur la santé
- Katerina Gapanenko, gestionnaire, Institut canadien d'information sur la santé
- Ali Moses McKeag, chef de projet, Institut canadien d'information sur la santé
- Angus Steele (chef de projet), spécialiste principal, Qualité des services de santé Ontario

L'ICIS remercie tout particulièrement le D<sup>r</sup> Geraint Lewis de Nuffield Trust qui a fourni des conseils au début de l'élaboration du projet et donné des renseignements utiles sur l'expérience de modélisation prédictive au Royaume-Uni. L'ICIS aimerait également souligner les contributions de l'équipe des communications de QSSO, de l'équipe bestPATH, d'Erik Hellsten et de Sophia Ikura.

# References

1. OHA/OACCAC/OFCMHAP. Ideas and opportunities for bending the health care cost curve. 2011. p. 5.
2. Ontario Agency for Health Protection and Promotion, Cancer Care Ontario. Taking action to prevent chronic disease. 2012.
3. OHA/OACCAC/OFCMHAP. Ideas and opportunities for bending the health care cost curve. 2011. p. 5.
4. Commission de la réforme des services publics de l'Ontario. Des services publics pour la population ontarienne : Cap sur la viabilité et l'excellence. Toronto : Queen's Printer for Ontario; 2012. Internet : <http://www.fin.gov.on.ca/en/reformcommission/>.
5. Direction de l'analytique en matière de santé, ministère de la Santé et des Soins de longue durée. High cost user analysis. Proceedings of the High User Discussion Day. Toronto : novembre 2012; p.4.
6. Wodchis, W, Institut de recherche en services de santé. Présentation à la Conférence annuelle de l'Association canadienne pour la recherche sur les services et les politiques de la santé: 2012.
7. Lipani et al. PACT: Preventable Admission Care Team: A unique approach to reducing 30 Day readmissions. *Circulation*. 2011; 123:A17449.
8. AHRQ Health Care Innovations Exchange. Post discharge telephone follow-up with chronic disease patients reduces hospitalizations, emergency department visits, and costs. 2008.
9. Lewis, G. Predictive modeling in action: how 'virtual wards' help high-risk patients receive hospital care at home" Commonwealth Fund pub. 2010; 1430, vol.9.
10. L'information sur la salle virtuelle de Toronto est accessible au <http://www.gim.utoronto.ca/Research/vward.htm>.
11. Billings, Mijanovich. Improving the management of care for high-cost medicaid patients. *Health Affairs*. 2007; 26(6): 1643-1654.
12. Lewis, G. Predictive modeling in action: how 'virtual wards' help high-risk patients receive hospital care at home" Commonwealth Fund pub. 2010; 1430, vol.9.
13. Lewis, G. Predictive modeling in action: how 'virtual wards' help high-risk patients receive hospital care at home" Commonwealth Fund pub. 2010; 1430, vol.9.
14. The King's Fund. Predictive Risk Project, Literature Review. 2005.
15. Dudley RA, Medlin CA, Hammann LB, Cisternas MG, Brand R, Rennie DJ, et al. The best of both worlds? Potential of hybrid prospective/concurrent risk adjustment. *Medical Care*. 1996; 41(1), 56-69.
16. Kansagara D, Englander H, Salanitro A, Kagen D, Theobald C, Freeman M, et al. Risk prediction models for hospital readmission. A systematic review". *Journal of the American Medical Association*. 2011; 306:15, pp.1688-1698.
17. Curry et al. Predictive Risk Project Literature Review. London: King's Fund, 2005.
18. Van Walraven et al. Derivation and validation of an index to predict early death or unplanned readmission after discharge from hospital to the community. *CMAJ*. 2010; 182(6): 551-557.
19. Les modèles de risque comprenaient le modèle PARR, l'indice LACE ainsi que les modèles étudiés dans Kansagara et coll., 2011.
20. [http://www.cihi.ca/cihi-ext-portal/internet/fr/document/factors+influencing+health/environmental/cphi\\_marginalization](http://www.cihi.ca/cihi-ext-portal/internet/fr/document/factors+influencing+health/environmental/cphi_marginalization)
21. [http://www.cihi.ca/cihi-ext-portal/internet/fr/document/standards+and+data+submission/standards/case+mix/casemix\\_cmg](http://www.cihi.ca/cihi-ext-portal/internet/fr/document/standards+and+data+submission/standards/case+mix/casemix_cmg)
22. Le Fichier de conversion des codes postaux plus de Statistique Canada a servi à déterminer la région sanitaire, le lieu de résidence et le quintile de revenu du quartier des patients.
23. Charlson ME, Pompei P, Ales KL, et al. A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: development and validation. *J Chronic Dis*. 1987; 40: 373-83.
24. Sullivan LM, Massaro JM, D'Agostino RB. Presentation of multivariate data for clinical use: the Framingham study risk score functions. *Stat Med*. 2004; 23: 1631-60.
25. van Walraven et al. Derivation and validation of an index to predict early death or unplanned readmission after discharge from hospital to the community. *CMAJ*. 2010; 182(6): 551-557.

26. Charlson ME, Pompei P, Ales KL, et al. A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: development and validation. *J Chronic Dis.* 1987; 40: 373–83.
27. La PCR est une pondération de l'utilisation des ressources employée par l'ICIS et calculée selon le GMA et l'âge [http://www.cihi.ca/cihi-ext-portal/internet/fr/document/standards+and+data+submission/standards/case+mix/casemix\\_ri](http://www.cihi.ca/cihi-ext-portal/internet/fr/document/standards+and+data+submission/standards/case+mix/casemix_ri).
28. Kansagara D, Englander H, Salanitro A, Kagen D, Theobald C, Freeman M, et al. Risk prediction models for hospital readmission. A systematic review". *Journal of the American Medical Association.* 2011; 306:15, pp.1688-1698.
29. <http://www.hqontario.ca/meilleureapproche>
30. [http://www.cihi.ca/CIHI-ext-portal/pdf/internet/PHC\\_VOL\\_REPORT\\_FR](http://www.cihi.ca/CIHI-ext-portal/pdf/internet/PHC_VOL_REPORT_FR)
31. Billings et al. Case finding for patients at risk of readmission to hospital: development of algorithm to identify high risk patients. *BMJ.* 2006; doi:10.1136/bmj.38870.657917.AE (published 30 June 2006)

ISBN 978-1-4606-2909-3 (PDF)  
© Imprimeur de la Reine pour l'Ontario, 2013

Qualité des services de santé Ontario  
130, rue Bloor Ouest  
10<sup>e</sup> étage  
Toronto (Ontario) M5S 1N5  
Téléphone : 416 323 6868  
Sans frais : 1 866 623 6868  
Courriel : [info@hqontario.ca](mailto:info@hqontario.ca)

[www.hqontario.ca](http://www.hqontario.ca)