

Université du Québec  
INRS-ETE

**ÉTUDE DE LA RELATION MORBIDITÉ-CLIMAT ET SIMULATION POUR DES  
SCÉNARIOS CLIMATIQUES FUTURS**

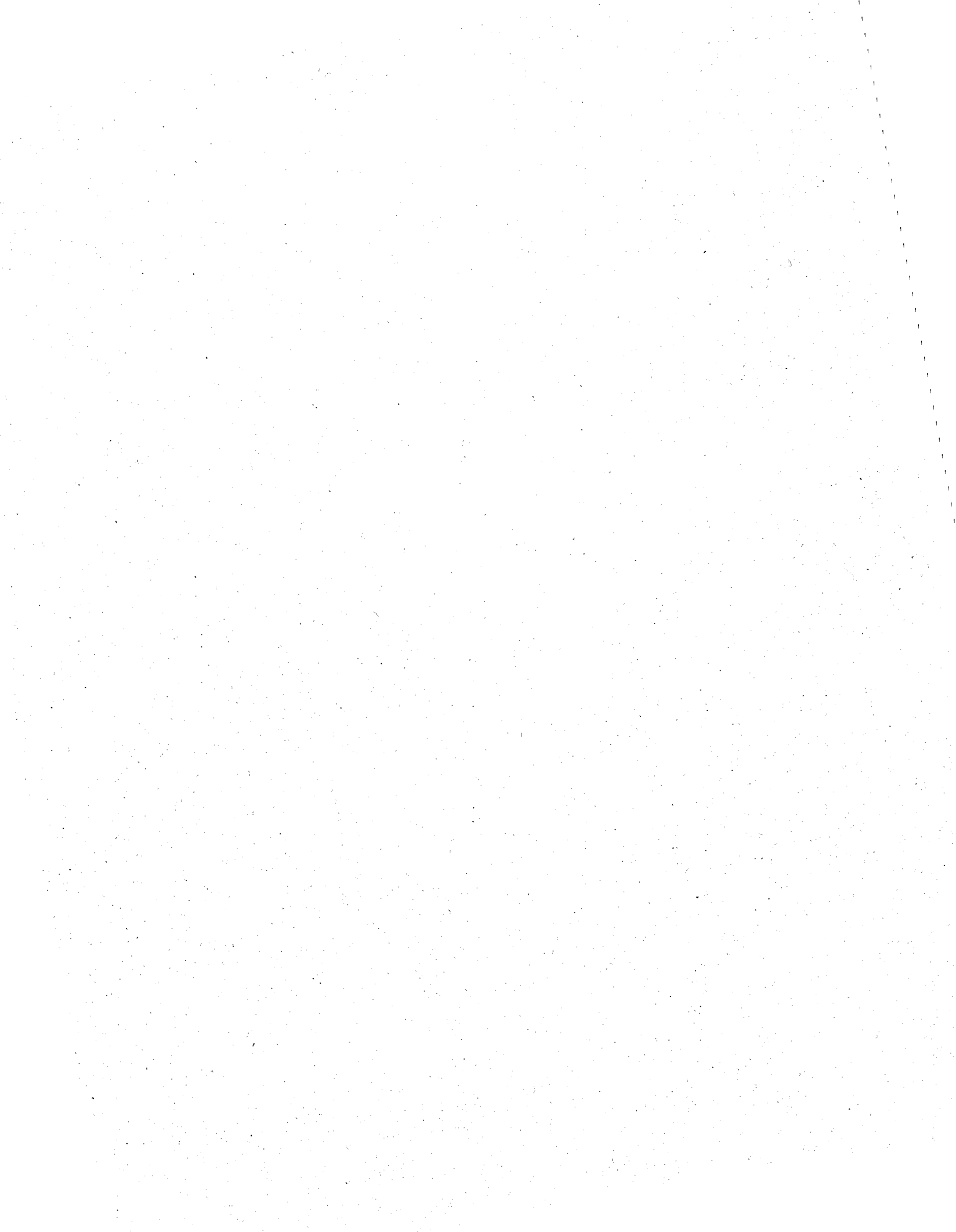
Par :  
**Lampouguin Bayentin**

Thèse présentée pour l'obtention du grade de Philosophiae Doctor (Ph. D.)  
en Sciences de l'eau

Jury d'évaluation :

Examineur externe	Belkacem Abdous, Ph. D Université Laval
Examineur externe	Marie-Hélène Leblanc, MD Université Laval, CHUQ et IUCPQ
Examineur interne	André St-Hilaire, Ph. D INRE-ETE
Co-directeur de recherche	Pierre Gosselin, MD INSPQ, Université Laval
Co-directeur de recherche	Salaheddine El Adlouni, Ph. D INSEA, Rabat, Maroc
Directeur de recherche	Taha B.M.J. Ouarda, Ph. D INRS-ETE

Dépôt final le 20 janvier 2011



## RÉSUMÉ

La quantification des risques sur la santé associés aux variables climatiques et environnementales est primordiale dans les efforts des institutions gouvernementales en ce qui concerne la protection des populations contre les conséquences des changements climatiques. Ce projet avait pour objectifs, après la modélisation de l'effet du climat sur les hospitalisations, d'analyser la relation climat-taux quotidien d'hospitalisation pour les maladies ischémiques cardiaques (MIC), d'analyser l'impact de la comorbidité dans la relation climat-taux d'hospitalisation pour infarctus du myocarde (IM) et enfin faire les estimations futures des changements sur les taux d'hospitalisation pour MIC dus aux changements climatiques en tenant compte du groupe d'âge et du genre.

Les températures extrêmes durant l'hiver et l'été se sont révélées avoir une relation de nature positive avec le taux quotidien d'admission hospitalière pour MIC. Les hommes de 45 à 64 ans étaient plus à risque que les femmes de même âge. Dans la majorité des régions, l'exposition à des journées continues de température extrême était plus nuisible que celle d'une journée isolée. Le maximum annuel du taux quotidien d'hospitalisation pour les 65 ans et plus est atteint plus tôt durant les deux saisons et pour les deux sexes en comparaison au plus jeune groupe d'âge. Enfin les effets des variables climatiques sur les taux d'admission étaient plus élevés dans les régions présentant des indices de pauvreté et des taux de tabagisme élevés.

La prise en compte de la comorbidité a montré que durant les deux saisons, pour les deux sexes et pour les deux groupes d'âge, les sujets avec comorbidité étaient plus à risque d'admission hospitalière pour IM. Les hommes de 45 à 64 ans par rapport aux femmes du même groupe d'âge étaient plus vulnérables pour les deux états de comorbidité. Pour le

groupe d'âge de 65 ans et plus, la vulnérabilité d'un genre par rapport à l'autre variait en fonction de la région, de la variable de température et de la saison. Les hommes âgés de 45 à 64 ans étaient plus à risque d'admission pour IM en comparaison à ceux de 65 ans. Les femmes de 45 à 64 ans étaient plus affectées par les extrêmes de journées isolées alors que celles de 65 ans et plus présentaient un risque plus élevé lorsque l'extrême climatique durait plusieurs journées. Ces disparités sont essentiellement dues aux différences de facteurs socio-économiques et comportementales qui existent entre les groupes d'âge, les sexes et les régions.

Les estimations futures de l'effet du climat sur le taux d'admission pour MIC durant la saison d'été indiquent une tendance à la hausse dans la plupart des régions pour les deux sexes et les deux groupes d'âge. Durant l'hiver, la tendance variait avec le type de données climatiques simulées et la région. En général la tendance était positive mais de faible intensité en comparaison à l'été. La tendance à la baisse de l'effet du climat fut observée seulement pour les données simulées ADL<sup>1</sup>, et dans les régions du sud-est de la province du Québec.

En général, la tendance de la vulnérabilité de la population aux variables climatiques est dépendante de l'âge, du sexe, de la comorbidité et des facteurs socio-économiques et comportementaux.

---

<sup>1</sup> ADL, ADJ et ADQ sont des sigles sans aucune signification équivalent à a, b, c.

## REMERCIEMENTS

Mes remerciements pour les organisations qui ont subventionné ce projet, à savoir, Ouranos, Santé Canada, l'Institut national de Santé Publique du Québec, le Ministère de la santé et des services sociaux du Québec et la Chaire du Canada.

Je tiens à remercier

- M. Taha Ouarda, Ph. D pour m'avoir accepté dans son équipe et pour ces conseils.
- M. Salah El Adlouni, Ph. D pour son assistance et ses encouragements.
- M. Pierre Gosselin, MD pour sa direction en ce qui concerne l'aspect médical de ce projet.
- Les membres du jury : M. André St-Hilaire, Mme Marie-Hélène Leblanc et M. Belkacem Abdous.

Je remercie également

- La famille et les amis pour leur soutien moral : Christian Charron, Claudie Beaulieu, Hadiza Moussa, Iris Klein, Valérie Ouellet et Suzanne Dussault
- les membres du personnel qui ont rendu ces dernières années agréables: Johanne, Céline, Jean-Daniel, Sophie, Zeljka, Manon et Alain

## TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	3
REMERCIEMENTS .....	5
TABLE DES MATIÈRES.....	6
LISTE DES TABLEAUX.....	8
LISTE DES FIGURES.....	9
<b>1. INTRODUCTION.....</b>	<b>11</b>
1.1. CONTEXTE .....	11
1.2. PROBLÉMATIQUE .....	12
1.3. OBJECTIFS .....	14
1.4. MÉTHODOLOGIE.....	15
1.5. ORGANISATION DU DOCUMENT .....	17
<b>2. REVUE DE LITTÉRATURE.....</b>	<b>18</b>
2.1. RELATION ENTRE LE CLIMAT ET LA SANTÉ.....	18
2.2. MODÈLES STATISTIQUES .....	20
2.3. LES MODÈLES ADDITIFS GÉNÉRALISÉS (GAM).....	22
2.3.1. PRÉSENTATION DU MODÈLE .....	22
2.3.2. VARIABLES CONFONDANTES ET CONCURVITÉ .....	23
2.3.2.1. Variables confondantes .....	23
2.3.2.2. Concurvité .....	24
2.3.3. MÉTHODES D'ESTIMATION.....	25
2.3.3.1. L'approche P-Spline.....	25
2.3.3.2. Mesures de performance .....	27
2.3.3.2.1. Critère d'information d'Akaike .....	27
2.3.3.2.2. Validation croisée généralisée .....	28
<b>3. BANQUES DE DONNÉES .....</b>	<b>28</b>
3.1. HOSPITALISATIONS ET URGENCES.....	28
3.2. VARIABLES MÉTÉOROLOGIQUES OBSERVÉES .....	29
3.3. DONNÉES SIMULÉES .....	30
3.3.1. DONNÉES SIMULÉES ADQ.....	31
3.3.2. DONNÉES SIMULÉES ADJ.....	31
3.3.3. DONNÉES SIMULÉES ADL.....	32
<b>4. RÉSULTATS.....</b>	<b>32</b>
4.1. APPLICATION AUX CAS DES MALADIES ISCHÉMIQUES CARDIAQUES PAR CATÉGORIE D'ÂGE ET PAR GENRE .....	32
4.1.1. ANALYSE DESCRIPTIVE.....	32
4.1.2. MODÈLES ESTIMÉS .....	33
4.2. L'INFARCTUS DU MYOCARDE (CIM-9 :410) ET LA COMORBIDITÉ .....	34
4.2.1. L'INFARCTUS DU MYOCARDE ET LE CLIMAT.....	34
4.2.2. LA COMORBIDITÉ .....	35
4.2.3. ANALYSE DESCRIPTIVE.....	36
4.2.4. MODÈLES ESTIMÉS .....	39
4.3- ESTIMATIONS FUTURES .....	40
<b>5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE .....</b>	<b>40</b>
5.1. CONCLUSIONS .....	40

5.2.	PERSPECTIVES DE RECHERCHE .....	41
6.	RÉFÉRENCES .....	43
	<b>PARTIE B: ARTICLES.....</b>	<b>48</b>
	<b>ARTICLE 1: SPATIAL VARIABILITY OF CLIMATE EFFECTS ON ISCHEMIC HEART DISEASE HOSPITALIZATION RATES FOR THE PERIOD 1989-2006 IN QUEBEC, CANADA.....</b>	<b>48</b>
	<b>ARTICLE 2: CLIMATE AND COMORBIDITY IN QUEBEC: ASSESSMENT OF THE CLIMATE EFFECT ON MYOCARDIAL INFARCTION FOR THE PERIOD 1993-2003.....</b>	<b>79</b>
	<b>ARTICLE 3: THE POTENTIAL IMPACT OF CLIMATE CHANGE ON ISCHEMIC HEART DISEASE HOSPITALISATIONS IN QUÉBEC, CANADA .....</b>	<b>115</b>
	<b>ANNEXE A : MODÈLES LINÉAIRES GÉNÉRALISÉS .....</b>	<b>141</b>
	<b>ANNEXE B : PROCÉDURE DU 'LOCAL SCORING'.....</b>	<b>143</b>
	<b>ANNEXE C : FONCTIONS DE BASE B-SPLINES .....</b>	<b>145</b>
	<b>ANNEXE D : VARIABLES ET PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ DANS LES MODÈLES, CAS DES MALADIES ISCHÉMIQUES CARDIAAQUES .....</b>	<b>147</b>
	<b>ANNEXE E : CALCUL DU RISQUE RELATIF .....</b>	<b>160</b>
	<b>ANNEXE F : VARIABLES ET PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ DANS LES MODÈLES, CAS DE L'INFARCTUS DU MYOCARDE.....</b>	<b>161</b>
	<b>ANNEXE G : RISQUE RELATIF POUR L'IM .....</b>	<b>178</b>
	<b>ANNEXE H : REPRÉSENTATION GRAPHIQUE DE LA MOYENNE DES ÉCARTS RELATIFS .....</b>	<b>181</b>
	<b>ANNEXE I : ÉVOLUTION DE LA MOYENNE SUR 5 ANS DES VARIATIONS RELATIVES DU TAUX ANNUEL SAISONNIER DES HOSPITALISATIONS POUR MIC DE 1991 À 2040 .....</b>	<b>186</b>
	<b>ANNEXE J : DIAGRAMME EN BOÎTE DES VARIATIONS RELATIVES DES TAUX ANNUELS SAISONNIERS DES HOSPITALISATIONS POUR MIC DE 2006 À 2040.....</b>	<b>189</b>

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau .....	Page
Tableau 4. 1: Moyenne du taux quotidien d'admission IM (par 100000 habitants) avec et sans comorbidité durant l'hiver .....	37
Tableau 4. 2: Moyenne du taux quotidien d'admission IM (par 100000 habitants) avec et sans comorbidité durant l'été .....	38
Tableau D. 1 : Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'hiver : cas du genre masculin.....	148
Tableau D. 2 : Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'été : cas du genre masculin .....	151
Tableau D. 3 : Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'hiver : cas du genre féminin.....	154
Tableau D. 4 : Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'été : cas du genre féminin .....	157
Tableau F. 1 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des hommes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'hiver .....	162
Tableau F. 2 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des femmes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'hiver .....	166
Tableau F. 3 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des hommes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'été.....	170
Tableau F. 4 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des femmes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'été.....	174
Tableau G. 1 : Risque excédent (%) du taux quotidien d'admission hospitalière pour MI due à une baisse de 1°C de la température quotidienne moyenne (Tqm) et la moyenne des températures des journées précédentes (M(Tqm)) durant la saison d'hiver pour les deux états (sans et avec) de comorbidité .....	179
Tableau G. 2 : Risque excédent (%) du taux quotidien d'admission hospitalière pour MI due à une hausse de 1°C de la température quotidienne moyenne (Tqm) et la moyenne des températures des journées précédentes (M(Tqm)) durant la saison d'été pour les deux états (sans et avec) de comorbidité .....	180



## LISTE DES FIGURES

<b>Figure</b> .....	<b>Page</b>
Figure 2. 1: Illustration de la méthode du cas-propre-témoin .....	21
Figure H. 1 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des hommes de 65 ans et plus durant l'hiver .....	182
Figure H. 2 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 45-64 ans durant l'hiver.....	182
Figure H. 3 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 65 ans et plus durant l'hiver .....	183
Figure H. 4 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des hommes de 45-64 ans durant l'été.....	183
Figure H. 5 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des hommes de 65 ans et plus durant l'été .....	184
Figure H. 6 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 45-64 ans durant l'été.....	184
Figure H. 7 : Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 65 ans et plus durant l'été .....	185
Figure I. 1 : Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des hommes de 65 ans et plus de 1991 à 2040 .....	187
Figure I. 2 : Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des femmes de 45-64 ans de 1991 à 2040 .....	187
Figure I. 3 : Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des hommes de 45-64 ans de 1991 à 2040 .....	188
Figure I. 4 : Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des femmes de 65 ans et plus de 1991 à 2040 .....	188

Figure J. 1 : Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des hommes pour 2006 à 2040 .....	190
Figure J. 2 : Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des femmes pour 2006 à 2040.....	190
Figure J. 3 : Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des hommes pour 2006 à 2040 .....	191
Figure J. 4 : Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des femmes pour 2006 à 2040.....	191

## PARTIE A : SYNTHÈSE

### 1. INTRODUCTION

#### 1.1. Contexte

Les récents événements météorologiques et leurs effets dévastateurs ont engendré un intérêt d'ordre planétaire sur les changements climatiques. Le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC), dans son troisième rapport d'évaluation (IPCC, 2001), a indiqué que la température moyenne de la surface de la planète a augmenté d'environ  $0,6^{\circ}\text{C}$  ( $\pm 0,2^{\circ}\text{C}$ ) au cours du 20<sup>ème</sup> siècle. Les observations de la température de l'air, de l'océan, de la fonte des neiges et des glaces et la hausse du niveau de la mer, rapportées dans le quatrième rapport (IPCC, 2007), viennent également soutenir l'augmentation à l'échelle globale des températures.

Une baisse du taux de mortalité et du taux de morbidité des maladies cardiovasculaires (Tu, Nardi et al., 2009) a été remarquée, alors que la plupart des indicateurs des facteurs de risque, à l'exception du taux de tabagisme, continue d'augmenter à travers tout le Canada (Dai, Bancej et al., 2009; Lee, Chiu et al., 2009). Au Québec, Doyon et al. (2008), dans une étude sur l'impact du changement climatique, ont identifié une association significative entre la mortalité et la température quotidienne moyenne pour les villes de Montréal, Québec et Saguenay. Les conditions médicales qui influencent la prévalence des maladies cardiovasculaires sont le diabète, l'hypertension, l'obésité (abdominale) et les maladies psychologiques (Grundy, Benjamin et al., 1999; Yusuf, Hawken et al., 2004; Fang and Alderman, 2006). Les prévalences de l'hypertension du diabète et de l'obésité sont en hausse au Canada pour toutes les catégories d'âge, ceci pour les hommes et les femmes (Lee, Chiu et al., 2009).

A part les facteurs de risque connus, les variables climatiques, particulièrement la température et l'humidité relative, présentent une association avec les maladies circulatoires (Saez, Sunyer et al., 2000; Chang, Shipley et al., 2004; Lin, Luo et al., 2009). Suite aux faits rapportés ci-dessus, on assiste à des analyses de tendance et de la variabilité du climat afin d'identifier les caractéristiques actuelles et futures de ces changements, prévenir et minimiser les dangers reliés au climat sur les populations actuelles et futures.

Dans le domaine de la santé publique, on s'intéresse aux effets de ces changements climatiques sur la mortalité et la morbidité pour quelques catégories de maladies. La nature et l'importance de l'effet de certaines variables météorologiques sur la santé font l'objet de plusieurs études scientifiques dans différentes régions du monde. Ces études sont encore limitées et préliminaires pour le Canada surtout pour la morbidité.

Noter qu'au début de ce projet, l'objectif était de définir la relation climat-santé pour les hospitalisations et urgences pour plusieurs catégories de maladies respiratoires et circulatoires. Cependant, après l'examen doctoral, la nécessité fut débattue et acceptée par les parties concernées de faire les analyses en fonction du sexe et du groupe d'âge. Ainsi à cause des limites du temps, ma thèse a été limitée aux effets du climat sur les maladies ischémiques cardiaques, les effets du climat sur l'infarctus de myocarde en tenant compte de la comorbidité et enfin les projections futures des admissions hospitalières pour maladies ischémiques cardiaques.

## **1.2. Problématique**

L'association entre la santé de la population et les variables météorologiques est une fonction complexe de variantes médicale, sociale et environnementale. Parmi les indicateurs de

la santé de la population, nous avons le taux de mortalité et le taux de morbidité. Il est très difficile de déterminer les principales causes de la morbidité sachant que dans la majorité des cas ce sont les effets simultanés de plusieurs facteurs qui entraînent l'occurrence d'une maladie particulière. En réalité, les patients hospitalisés atteints d'une maladie particulière, ont été chacun exposé à des variables environnementales et comportementales de durée et d'intensité inconnues: Ceci rend impossible les tests d'hypothèse de cause à effet entre les variables et les taux d'hospitalisation.

Dans les efforts de recherche sur la gestion des hôpitaux, des relations non-paramétriques sont explorées entre les taux d'hospitalisation et les variables environnementales. Parmi les structures statistiques disponibles pour les analyses épidémiologiques, les plus populaires sont l'analyse par série chronologique et la méthode cas-propre-témoin (*case crossover*). Dans la plupart des études explorant la relation entre la mortalité et la température, une association en forme de U ou J a été identifiée. Cette forme non-linéaire justifie la nécessité de faire appel à des modèles statistiques qui donnent de la flexibilité à la forme de l'association et ne supposent pas de linéarité. Nous ferons donc appel aux modèles additifs généralisés (GAM) dans la modélisation de la relation entre les taux d'hospitalisation et les variables climatiques.

La seconde problématique se situe au niveau de l'estimation des paramètres du modèle GAM. L'algorithme généralement utilisé pour estimer les fonctions respectives des  $p$  variables indépendantes se résume en un processus itératif et pondéré qui permet d'améliorer l'ajustement d'une fonction  $f_j, j = 1 \dots p$ , tout en gardant les  $p-1$  autres dimensions à leur état actuel. Les modèles GAM, dont l'algorithme itératif est incorporé dans S-Plus et plusieurs autres logiciels d'analyse, sont devenus un outil d'analyse très populaire en épidémiologie,

surtout dans les études sur l'effet des variables environnementales sur la santé publique (Dominici, McDermott et al., 2002). L'estimation par cet algorithme présente cependant des problèmes de convergence et de validité lorsque la matrice de pondération n'est pas diagonale et si l'hypothèse d'indépendance n'est pas respectée. Même si l'augmentation du nombre d'itérations améliore les estimations, les erreurs types d'estimation demeurent difficiles à évaluer et la dimension effective du modèle est statistiquement exigeante (Wood, 2006). Un autre problème qui conditionne souvent la modélisation est la présence de concurvéité (section 2.3.2) et d'interaction dans les variables. La méthode classique itérative d'estimation présente des limites. Le problème souvent rencontré est la fiabilité de la variabilité des paramètres estimés, qui est réduite par la présence de concurvéité et d'interaction dans le modèle. Plusieurs auteurs ont proposé des approches plus directes pour remédier à ces problèmes.

En troisième lieu, une fois les relations entre le climat et la santé identifiées, on s'intéresse aux estimations des changements dans les taux d'hospitalisation, dans les prochaines décennies, dus au climat pour la province du Québec. Trois séries de données climatiques, simulées sous différentes hypothèses de gaz à effet de serre, sont introduites dans les modèles estimés.

### **1.3. Objectifs**

Les objectifs de la thèse sont :

- Analyser la relation entre le taux quotidien d'hospitalisation pour maladies ischémiques cardiaques (CIM9 :410-414) et les variables climatiques.

- Analyser l'impact de la comorbidité sur la relation entre les variables climatiques et le taux d'hospitalisation pour infarctus du myocarde (CIM9 :410).

- Faire les estimations futures (2000-2040) des variations relatives des taux d'hospitalisation pour MIC dus à l'impact du climat.

Nous effectuerons ces analyses pour 15 des régions socio-sanitaires de la province du Québec, Canada, en tenant compte du groupe d'âge et du genre.

#### **1.4. Méthodologie**

Nous utiliserons les modèles GAM pour définir la relation entre le taux d'hospitalisation et les variables climatiques. Les modèles GAM qui aident à distinguer la contribution de chaque variable explicative sur la variabilité de la variable dépendante, sont très utilisés en épidémiologie pour deux raisons :

- 1- Ces modèles permettent de modéliser des relations non-linéaires par le biais de fonction de lien assez générale;
- 2- La distribution de la variable d'intérêt n'est pas nécessairement normale. On peut donc étudier plusieurs types de variables distribuées selon des lois asymétriques ou discrètes.

Les données seront stratifiées par genre et par groupe âge avant les estimations des paramètres du modèle. Comme la grande majorité des individus admis sont âgés de 45 ans et plus, nous allons travailler avec les groupes d'âge de 45-64 ans et 65 et plus. L'estimation des paramètres se fera à l'aide des B-splines (Eilers and Marx, 1996) et des pénalités sur les différences finies des coefficients des B-splines. Elle consiste à appliquer une pénalité de

différence directement sur les paramètres pour contrôler la rugosité des fonctions de lissage et régler le problème de la dimensionnalité élevée. Nous avons pris un nombre relativement faible de 10 nœuds. Le choix de la pénalité de rugosité pour chaque variable a été fait lors de l'estimation respective des fonctions de lissage avec comme critère de sélection le critère d'information de Akaike (AIC) (Akaike, 1973). Les valeurs de lambda utilisées sont : 0,001; 5; 15; 30; 60; 90; 180 et celle qui présentait le AIC minimum a été retenu pour la variable correspondante. Nous avons réduit la recherche à ces valeurs correspondant à un lissage très faible, moyen et élevé, pour réduire le temps de calcul des algorithmes d'estimation. Le choix de la variable à inclure a été fait à l'aide d'une technique de sélection par étape (*forward stepwise selection*) et un F-test pour comparer l'ajustement de différents modèles (Ch. 9 de Hastie et Tibshirani, 1990). Nous avons observé des difficultés d'estimation avec l'augmentation du nombre de variables dans le modèle. Le nombre de jours de délai retenu pour chaque variable est celui qui présentait la validation croisée généralisée (GCV) le plus faible respectivement au genre et à région. Les variables du jour de la semaine, le  $i^{\text{ème}}$  jour de la saison et l'année d'hospitalisation ont été inclus dans le modèle pour représenter les tendances saisonnières. Nous désignerons par variable de délai  $d$  la moyenne des observations des  $d$  journées précédant la journée d'hospitalisation. Nous nous sommes limités aux saisons d'hiver et d'été. La saison d'hiver correspond aux mois de décembre, janvier et février et la saison d'été aux mois de juin, juillet et août. Les fonctions de lissage ont été représentées graphiquement avec un intervalle de confiance de 95%.

La mesure de l'effet de la température utilisée est la variation relative (%) du taux d'hospitalisation pour MIC pour une baisse (une hausse) de température de 1°C en dessous (au dessus) d'un seuil. Le seuil pour chaque cas est le point d'inflexion de la fonction de lissage.



Dans la discussion, les différences dans les résultats ont été analysées en tenant compte des facteurs de risque comme le tabagisme et la pauvreté.

### **1.5. Organisation du document**

Cette thèse est composée de deux sections. La première section (PARTIE A), la synthèse, regroupe l'introduction, la revue de littérature, la description détaillée des bases données observées et simulées, les résultats et la conclusion. La revue de littérature porte sur les effets du climat sur la morbidité et le rôle de la comorbidité. Elle inclut également une présentation des méthodes GAM, avec une insistance sur les méthodes d'estimation et les éléments à considérer dans la modélisation. Les banques de données sont sur les hospitalisations et les variables météorologiques observées et simulées. La 4<sup>ème</sup> section de la synthèse qui est sur les résultats est divisée en trois sections :

- (1) Cas des maladies ischémiques cardiaques par genre et groupe d'âge
- (2) La comorbidité et l'infarctus du myocarde par genre et groupe d'âge
- (3) Les estimations futures des hospitalisations pour maladies ischémiques cardiaques

La partie 5, la dernière de la synthèse inclut un résumé des résultats, les principales conclusions de ce travail et les perspectives de recherche qui en découlent. Les articles (publiés, soumis ou à soumettre) écrits sur cette thèse sont présentés dans la seconde section (PARTIE B).

## 2. REVUE DE LITTÉRATURE

### 2.1. Relation entre le climat et la santé

Les quelques études sur l'effet de la température sur la morbidité soutiennent que le nombre d'admissions hospitalières augmente durant les périodes de températures extrêmes. Un lien direct a été établi entre les maladies cardiovasculaires et la température, entre les maladies respiratoires et l'humidité, entre les problèmes gastro-intestinaux et les précipitations, et plusieurs autres liens sont suspectés, par exemple pour certaines maladies neurologiques (Stablo, 1998; INVS, 2004; Warren, Barrow et al., 2004; Menne and Ebi, 2006). Au cours de la période de chaleur qu'a connue la ville de Chicago en 1995 (Semenza, McCullough et al., 1999), des augmentations de 11% des admissions totales et de 35% des personnes âgées admises comparativement à la moyenne ont été observées. La majorité des patients (59%) était traitée pour la déshydratation, l'épuisement et les coups de chaleur. Demosthenes et al. (2004) ont identifié une association significative entre les températures froides et l'augmentation des admissions pour les syndromes coronaires aigus, surtout chez les femmes et les personnes âgées. Mastrangelo et al. (2006), après avoir noté le fait que durant les périodes de chaleur on observait des excès de décès dus aux maladies circulatoires mais pas d'excès d'admissions hospitalières de même cause, ont émis l'hypothèse que cet excès pouvait être expliqué par le fait que ces décès de personnes âgées et isolées étaient soudains et que 'elles n'avaient pas le temps de se rendre à l'hôpital.

Une étude menée par Schwartz et al. (2004) sur l'effet de la température et l'humidité sur les admissions hospitalières à cause cardiaque dans 12 villes américaines a indiqué que les effets de la température s'observaient essentiellement quelques jours après exposition aux températures extrêmes. L'augmentation des hospitalisations est généralement liée à l'intensité des températures extrêmes. Mastrangelo et al. (2007) ont remarqué que c'était plutôt la durée

des vagues de chaleur et non leur intensité qui augmentait le risque des admissions pour les maladies liées à la chaleur et à cause respiratoire. Ces admissions, dont les maxima étaient atteints au début et à la fin de l'été, étaient à cause respiratoire, d'insuffisance rénale grave et de déshydratation chez les personnes âgées.

La relation entre les températures extrêmes et la mortalité est bien documentée dans la littérature avec cependant une prédominance de l'effet des vagues de chaleur. Les vagues de chaleur sont reconnues responsables de l'augmentation de la mortalité dans plusieurs régions du globe (Smoyer, 1998; Keatinge, Donaldson et al., 2000; Huynen, Martens et al., 2001). Les recherches sur l'impact des périodes de vague de chaleur sur la mortalité ont essentiellement soutenu l'existence d'un risque de décès plus élevé dans les centres urbains en comparaison aux banlieues et aux régions rurales. Les centres urbains se caractérisent par des indices d'humidité plus élevés. Ceci est essentiellement dû à la concentration des bâtiments qui favorise la rétention de la chaleur dégagée par la consommation d'énergie des activités humaines. Ce phénomène est dénommé '*urban heat island*' (Arnfield, 2003), ou îlots urbains de chaleur. Les risques les plus élevés se retrouvaient au niveau des personnes âgées, des malades qui voyaient leurs conditions s'aggraver, les enfants et les personnes de statut socio-économique faible (Basu and Samet, 2002; Hajat, Kovats et al., 2006; Medina-Ramon and Schwartz, 2007). Des facteurs comportementaux identifiés qui augmentent le risque de décès durant les périodes d'extrême froid et chaud dans les recherches sont : vivre seul, être confiné au lit, la prise de tranquillisants, avoir une maladie mentale, l'alcoolisme, ne pas sortir de la maison chaque jour, loger aux étages supérieurs des immeubles et être de statut socio-économique faible (Keatinge, Donaldson et al., 2000; Curriero, Heiner et al., 2002; Hajat, Kovats et al., 2006). Durant les périodes de haute chaleur, les principales causes de décès étaient les maladies cardiovasculaires, respiratoires et cérébro-vasculaires alors pour les

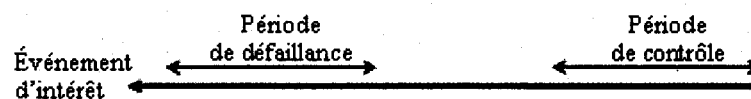
périodes froides les décès étaient en majorité attribuables aux maladies cardiovasculaires (Huynen, Martens et al., 2001; Braga, Zanobetti et al., 2002).

## 2.2. Modèles statistiques

Parmi les structures statistiques disponibles pour les analyses épidémiologiques, les plus populaires sont l'analyse par série chronologique et la méthode cas-propre-témoin. L'analyse par série chronologique, exprime le nombre total de décès ou d'hospitalisations par jour en fonction des variables explicatives et des potentielles variables confondantes. La méthode cas-propre-témoin estime le risque d'un événement rare associé à l'exposition à court terme à une variable quelconque.

L'analyse par série chronologique permet d'examiner la relation pour des populations, dans une ou plusieurs régions géographiques, sur une très longue période de temps. Le nombre ou taux d'admission qui représente la variable dépendante et les mesures des variables climatiques (variables indépendantes) sont enregistrés consécutivement à intervalle de temps régulier (par heure, par jour, ou par mois). On s'assure d'inclure dans le modèle des variables dénommées variables confondantes pour contrôler les effets saisonniers et les effets dus à la pollution. La population peut être limitée par exemple à une sous-catégorie de la population et à une catégorie de maladies comme ce fut le cas des travaux de Schwartz et al. (2004) où ils se sont intéressés aux effets de la température et l'humidité sur le nombre quotidien de personnes âgées de 65 ans et plus admis pour maladies cardiaques (CIM9 : 390-429, 410). Cette catégorie de modèles inclut les modèles linéaires généralisés (McCullagh and Nelder, 1989) et les modèles additifs généralisés (Hastie and Tibshirani, 1990). Les modèles additifs généralisés qui constituent une généralisation des modèles linéaires généralisés seront présentés plus en détail dans la section suivante.

La méthode cas-propre-témoin a été introduite par (Maclure, 1991) pour étudier l'effet de l'exposition brève d'un individu à un agent sur l'apparition brusque d'une maladie rare. L'argument est que s'il existe des événements accélérateurs de l'attaque, ils se produiront plus fréquemment durant la période précédant le début de la maladie, comparativement aux périodes plus éloignées. C'est une approche qui compare l'exposition d'une certaine variable (figure 2.1) durant un intervalle (ou plusieurs) où aucun événement n'est observé (période ou intervalle de contrôle ou de référence) et l'exposition durant un intervalle où l'événement à l'étude est observé (période de défaillance).



**Figure 2. 1:** Illustration de la méthode du cas-propre-témoin

Les principaux avantages de la méthode cas-propre-témoin sont d'une part le contrôle des effets confondants dus aux caractéristiques spécifiques des individus (race, âge, sexe,... etc.) et d'autre part, avec un choix adéquat des périodes de contrôle, le contrôle des effets confondants dépendants du temps. Les informations sur les caractéristiques individuelles et les facteurs comportementaux facilitent l'étude des modificateurs d'effet, c'est-à-dire par exemple l'identification des individus les plus susceptibles (Jaakkola, 2003; Zanobetti and Schwartz, 2005).

Des études comparatives des deux approches d'analyse ont révélé que les meilleures estimations de risque par analyse de série chronologique sont plus précises que les meilleures estimations par la méthode cas-propre-témoin (Fung, Krewski et al., 2003). Bateson et Schwartz (1999) ont démontré que même avec la meilleure méthode d'échantillonnage des

périodes de contrôle (*time-stratified*), la méthode cas-propre-témoin n'est pas aussi efficace que la régression Poisson, malgré que les tendances temporelles et le biais de recouvrement soient considérablement contrôlés.

### 2.3. Les modèles additifs généralisés (GAM)

#### 2.3.1. Présentation du modèle

Les modèles de régression linéaire sont très utilisés pour représenter l'effet d'un ensemble de variables explicatives  $(X_1, \dots, X_p)$  sur la variable d'intérêt  $Y$ . Quoique ces modèles fournissent une description simple des données, ils sont cependant limités par les hypothèses sur les erreurs  $\varepsilon_i$  qui devraient être indépendantes et identiquement distribuées selon la loi normale, avec une variance constante. La fonction de dépendance est de type linéaire, ce qui limite le choix des structures de dépendance sur les variables explicatives. L'extension des modèles linéaires aux modèles linéaires généralisés (GLM) permet l'ajustement aux variables d'une distribution autre que la loi normale (annexe A). En effet, dans les modèles GLM, la variable étudiée  $Y$  peut avoir une distribution appartenant généralement à la famille exponentielle (binomiale, gamma, poisson, normale inverse, géométrique, binomiale négative, exponentielle). La combinaison linéaire des variables explicatives est reliée à la variable réponse  $Y$  par une fonction de lien notée  $g(\cdot)$  tel que :

$$g[E(Y|X_1, \dots, X_p)] = \alpha + X_1\beta_1 + \dots + X_p\beta_p \quad (2.1)$$

Lorsque la fonction de lien est l'identité, on retrouve un modèle de régression linéaire. Les modèles GAM sont également une extension des modèles GLM. Dans les modèles GAM, la dépendance linéaire est remplacée par des fonctions de dépendance plus générales. Ainsi l'estimation du modèle revient à estimer des fonctions non-linéaires  $f(X_j)$ ,  $j = 1 \dots p$ , pour

chaque variable explicative  $X_j$ . Ceci permet d'identifier la forme spécifique de l'effet de chaque variable explicative sur la variable dépendante  $Y$ . En résumé, un modèle GAM (Hastie et Tibshirani, 1990) se constitue des trois composantes suivantes:

1. la composante aléatoire :  $Y$  qui suit une distribution de la famille exponentielle de moyenne  $E(Y) = \mu$  et de variance  $\text{var}(Y) = \sigma^2$ .
2. la composante systématique : les variables explicatives  $X_1, \dots, X_p$  qui composent le régresseur défini par

$$\eta = \alpha + \sum_{j=1}^p f(X_j). \quad (2.2)$$

3. la fonction de lien  $g(\cdot)$  est telle que  $g(\mu) = g[E(Y)] = \eta$ , ce qui implique que

$$E(Y) = \mu = g^{-1}(\eta) \quad (2.3)$$

Les modèles GAM offrent plus de flexibilité que les autres modèles classiques par le biais des fonctions de dépendance non-paramétriques. Un lissage est une technique mathématique pour approximer une variable observée  $Y$  par une fonction lisse d'une ou plusieurs variables indépendantes  $X_j$ . Les fonctions de lissage sont dites non-paramétriques à cause du fait qu'elles ne font aucune hypothèse paramétrique sur la forme de la fonction qu'elles estiment.

### 2.3.2. Variables confondantes et concurrence

#### 2.3.2.1. Variables confondantes

On dit que deux variables sont confondantes lorsqu'on ne peut pas distinguer leur effet respectif sur la variable réponse. En d'autres termes, lorsqu'une variable  $A$  qui est associée à la variable réponse  $Y$  est également associée à la variable  $B$ , mais n'est pas une conséquence de

l'effet de cette dernière, on dit que les variables  $A$  et  $B$  sont confondantes. Un facteur confondant dans le domaine de la santé est une variable indépendante qui vient déformer l'association entre une autre variable indépendante et la variable réponse à l'étude. Un exemple de facteur confondant est l'exposition à d'autres produits chimiques des répondants dans l'étude de la relation entre la cigarette et le cancer du poumon.

Peng, Dominici et al.(2006) ont distingué deux types de variables confondantes : celles qui sont mesurées c'est-à-dire déjà incluses dans le modèle et celles qui ne le sont pas. Ils proposent comme ajustement à ce problème l'inclusion de fonctions non-linéaire des données actuelles et futures dans le modèle. Dans l'étude de la relation entre la pollution de l'air et la mortalité, les confondants non mesurés sont les facteurs qui influencent la mortalité de la même manière que la pollution dans l'air (Peng, Dominici et al., 2006). Ces facteurs produisent des effets saisonniers et des tendances à long terme sur la mortalité qui déforment la relation entre la mortalité et la pollution dans l'air (exemple : Influenza et les infections pulmonaires). Dans ces genres de situations, l'inclusion dans le modèle de fonction de lissage du temps aide à réduire le biais que causent les variables confondantes. Dans le cas de notre étude de la relation entre la morbidité et le climat, la variable du jour de la saison est incluse pour tenir compte des hospitalisations liées aux maladies saisonnières comme par exemple l'influenza l'hiver et les troubles respiratoires l'été.

#### 2.3.2.2. Concurvité

La dépendance non-linéaire qui peut subsister entre les covariables est désignée sous le nom de concurvité dans les modèles GAM par analogie à la colinéarité dans les modèles GLM. Ramsay et al. (2003.a) soutiennent qu'il existe un certain degré de concurvité dans toutes les séries chronologiques épidémiologiques, surtout lorsque le temps est inclus dans le modèle



comme une variable confondante. Le principal problème que cause la concourvité dans un modèle GAM est la surestimation des paramètres et la sous-estimation des erreurs standards. L'utilisation de l'estimateur asymptotiquement non-biaisé des erreurs standards proposé par Hastie and Tibshirani (1990) et démontré par Dominici et al. (2003) ne règle pas le problème de biais. Ceci a pour conséquence l'inflation des erreurs de type I dans les tests de signification, entraînant la conclusion de présence d'effet significatif là où il n'en existe pas (Ramsay, Burnett et al., 2003.b).

### 2.3.3. Méthodes d'estimation

#### 2.3.3.1. L'approche P-Spline

Afin de remédier aux problèmes de dimensionnalité et de validité des erreurs-types liés à l'estimation des paramètres par la procédure du '*local scoring*' (annexe B), Eilers and Marx (1996) ont proposé la combinaison des fonctions de base B-splines (annexe C) à une pénalité de différence. En fait, la pénalité de différence est appliquée directement aux paramètres pour contrôler la rugosité des fonctions. Des critères d'information (AIC, BIC) peuvent être utilisés pour le choix du nombre de nœuds et du paramètre de la pénalité.

Soit le modèle GAM de la forme  $g(\mu) = E(Y) = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(X_j)$  avec

$f_j(X_j) = B_j a_j$  et  $Y$  une variable réponse de fonction de densité appartenant à la famille exponentielle. Dans cette section,  $B_j, j = 1 \dots p$ , désigne la matrice des fonctions de base B-splines (avec  $n_j$  nœuds et  $N$  le nombre d'observations) de dimension  $N \times n_j$ ,  $a_j$  est le vecteur de dimension  $n_j$  des coefficients associés aux fonctions de base B-spline. Ainsi la

contribution de chaque variable  $X_j$  à la variabilité de  $Y$  sera représentée par les coefficients  $a_j$ . On peut réécrire le modèle comme suit :

$$g(\mu) = E(Y) = \mathbf{B}\mathbf{a} \quad (2.4)$$

avec  $\mathbf{B} = [1 \ B_1 \ B_2 \ \dots \ B_p]$  et  $\mathbf{a} = (\alpha, a_1, \dots, a_p)'$ . On retrouve un modèle GLM et l'estimation des paramètres  $\mathbf{a}$  par maximisation de la log-vraisemblance pénalisée se fait par la procédure itérative ci-dessous (*penalized GLM Fisher scoring*) jusqu'à l'obtention du critère de convergence désiré.

$$\hat{\mathbf{a}}_{t+1} = (\mathbf{B}'\hat{\mathbf{W}}_t\mathbf{B} + \mathbf{P})^{-1} \mathbf{B}'\hat{\mathbf{W}}_t\hat{\mathbf{z}}_t, \quad (2.5)$$

avec

$$\hat{\mathbf{W}} = \text{diag} \left\{ \frac{[h'(\hat{\eta}_i)]^2}{\text{Var}(Y_i)} \right\}, \quad \hat{\mathbf{z}}_i = \hat{\eta}_i + \frac{(y_i - \hat{\mu}_i)}{h'(\hat{\eta}_i)} \quad \text{et } \mathbf{P} = \text{blockdiag}(0, \lambda_1 P_1, \dots, \lambda_p P_p) \quad (2.6)$$

$\mathbf{P}$  est la composante résumant la pénalité sur les coefficients des B-splines des  $p$  covariables et  $h$  est l'inverse de la fonction de lien  $g$  (e.i.  $g^{-1}$ ). La balance entre la flexibilité et le lissage de l'ajustement est déterminée par les pénalités de rugosité  $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ . On utilise une mesure de performance pour trouver les valeurs optimums des pénalités. En pratique, cette démarche pose des problèmes d'obtention de solutions lorsque le nombre des fonctions de lissage du modèle est élevé (Lang and Brezger, 2004). L'approche P-spline est très facile à concevoir et facilite l'obtention de la validation croisée (formule explicite de la matrice d'estimation) et des erreurs standards des estimations (Marx and Eilers, 1998). Cependant la simplicité est réduite si les nœuds sont à inégale distance. En effet, les pénalités sont moins faciles à interpréter en ce qui concerne les propriétés des fonctions de lissage ajustées comparativement aux cas des pénalités habituelles des splines (Wood, 2006). Ainsi, malgré

les avantages de l'approche P-spline dans les modèles GAM, on se retrouve toujours avec des problèmes d'estimation des paramètres avec l'algorithme '*penalized GLM Fisher scoring*'. En effet les estimations peuvent être asymptotiquement biaisées dans certaines circonstances (Zhao, Staudenmayer et al., 2006).

### 2.3.3.2. Mesures de performance

On aura besoin d'effectuer des analyses préliminaires pour le choix des valeurs de la pénalité de rugosité  $\lambda$  et le nombre de nœuds qui optimisent l'estimation des paramètres du modèle, de même que le choix des covariables à inclure dans le modèle. Les deux mesures de performance utilisées sont le critère d'information d'Akaike (*AIC*) et la validation croisée généralisée (*generalized cross-validation, GCV*). Elles sont basées sur la déviance (ou la statistique du ratio de vraisemblance) qui pour un modèle GAM où la variable réponse  $y$  suit une loi de Poisson est obtenue par la formule suivante :

$$D(y; \hat{\mu}) = 2 \sum_{i=1}^n [y_i \ln(y_i / \hat{\mu}_i) - (y_i - \hat{\mu}_i)]. \quad (2.7)$$

#### 2.3.3.2.1. Critère d'information d'Akaike

Le critère d'information d'Akaike développé par H. Akaike est une mesure de l'ajustement d'un modèle à une série de données. Il est fonction de la fonction de déviance  $D(y; \hat{\mu})$  et s'obtient par la formule suivante (Akaike, 1973):

$$AIC = \frac{1}{n} [D(y; \hat{\mu}) + tr(R)\phi] \quad (2.8)$$

où  $R$  est l'opérateur de l'ajustement additif pondéré (*weighted additive-fit operator*) de la dernière itération dans l'estimation du modèle,  $tr(R)$  est la somme des éléments de diagonale de la matrice  $R$  et  $\phi$  est le paramètre d'échelle (mesure de la variance).

### 2.3.3.2.2. Validation croisée généralisée

La validation croisée généralisée (*GCV*) pour la pénalité de rugosité s'obtient par la formule suivante :

$$GCV(\lambda) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{y_i - \hat{f}_\lambda(x_i)}{1 - \text{tr}(S_\lambda)/n} \right\}^2 \quad (2.9)$$

$S$  est la matrice de lissage (*smoother ou hat matrix*).

Pour le *GCV* du modèle on a :

$$GCV = \frac{\frac{1}{n} D(y; \hat{\mu})}{[1 - \text{tr}(R)/n]} \quad (2.10)$$

$R$  est l'opérateur de l'ajustement additif pondéré de la dernière itération dans l'estimation du modèle.

## 3. BANQUES DE DONNÉES

### 3.1. Hospitalisations et Urgences

Les données d'hospitalisation fournies par le ministère de la Santé et des Services Sociaux, proviennent des fichiers du système MED-ÉCHO (Maintenance et Exploitation des Données pour l'Étude de la Clientèle Hospitalière). MED-ÉCHO est un système d'information sur ordinateur central qui supporte la saisie, la validation, le traitement, l'archivage des données, la production de rapports et contient des données sur les hospitalisations dans les établissements québécois qui dispensent des soins généraux ou spécialisés. Les données sur les urgences proviennent du registre de la salle d'urgence J56 du réseau de données du ministère de la Santé et des Services Sociaux. C'est une banque de

données qui sert à recueillir des informations pour chaque visite de patients sur civière ou ambulatoire dans les urgences des centres hospitaliers du Québec.

Les données de MED-ÉCHO renferment les informations sur la cause de l'admission selon la classification internationale des maladies (CIM-9), la date d'admission, l'âge, ... etc. Publiée par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), la classification est utilisée à travers le monde pour enregistrer les causes de la mortalité et de la morbidité afin de faciliter un meilleur suivi de la santé de la population globale.

Pour les besoins de cette étude, on a extrait le nombre quotidien d'admission hospitalière par catégorie d'âge pour chacune des régions socio-sanitaires (RSS) de la province du Québec (voir tableau 2.1 et figure 2.1 ci-dessous). Les données couvrent la période de 1981 à 2006, mais pour des problèmes d'homogénéité (qualité des données et système de classification utilisé), nous utiliserons seulement les données historiques couvrant la période du 1<sup>er</sup> avril 1989 au 31 mars 2006 pour le cas des maladies ischémiques cardiaques. Les données sur les admissions pour infarctus du myocarde couvrent la période du 1<sup>er</sup> janvier 1993 au 31 décembre 2003, avec distinction de l'état de la comorbidité.

### **3.2. Variables météorologiques observées**

Les variables météorologiques proviennent des observations enregistrées aux stations d'observation météorologique d'Environnement Canada. On a fait correspondre à chaque région les observations (moyennes) des stations météorologiques se situant sur chaque région. Noter qu'à cause de la proximité des régions de Laval et de Montréal, nous utiliserons les données des stations de Montréal pour les analyses de la région de Laval. Les variables de température (minimum, maximum, moyenne) étaient disponibles pour toutes les régions, cependant les séries chronologiques des autres variables étaient incomplètes

(humidité, vent, ... etc.). Ces données étaient disponibles pour les dates d'hospitalisation, soit de 1989 à 2006.

### **3.3. Données simulées**

Les données simulées, fournies par Ouranos, sont des sorties du modèle régional canadien du climat (MRCC). Ce modèle résout numériquement des systèmes complexes basés sur les équations d'Euler non hydrostatiques et entièrement élastiques à l'aide d'un algorithme directeur semi-implicite et semi-lagrangien (SISL). Ces équations permettent de calculer la circulation atmosphérique à toutes les échelles spatiales.

Des données brutes, ont été extraites pour les variables de température minimale, maximale et moyenne. Des quatre valeurs de la journée (une valeur à toutes les 6 heures), la température minimale et la température maximale sont respectivement la valeur minimale et maximale de la journée, alors que la température moyenne quotidienne est la moyenne arithmétique des 4 valeurs. Ensuite pour déterminer pour chaque région les valeurs simulées pour chaque variable, les moyennes ont été faites sur les valeurs quotidiennes des points de grille situées sur la région correspondante. Noter qu'à cause de la résolution du MRCC (45 km), la région de Laval ne peut être distinguée de la région de Montréal. Ainsi, pour ces deux régions, les mêmes données simulées seront utilisées. La grande région de la Côte Nord par exemple, ne peut être représentée par un seul point ou une seule valeur moyenne. Ceci explique les différences entre les observations et les simulations, surtout en regard aux valeurs extrêmes.

### **3.3.1. Données simulées ADQ**

Les données simulées ADQ sont issues du modèle régional canadien de climat (MRCC), version 4.2.1, piloté par des ré-analyses ERA40 (Uppala, Kallberg et al., 2005). ERA40 est une base de données météorologiques, en surface et en altitude, générées à partir d'un modèle de prévision météorologique qui intègre des observations au sol, interpolées sur une grille régulière pour la totalité du globe. L'objectif de la ré-analyse ERA40 est d'alimenter le MRCC aux frontières. En effet, le MRCC ne couvre ici que le domaine nord-américain. À l'extérieur du territoire modélisé, il faut être cohérent avec la météorologie du reste de la planète. Les données obtenues par la simulation ADQ couvrent la période de 1961 à 2001 et on tient compte des années bissextiles. Le tableau suivant énumère et explique les variables météorologiques utilisées.

### **3.3.2. Données simulées ADJ**

Les projections de température ADJ sont obtenues par le modèle régional canadien de climat (MRCC) version 4.2.0, piloté par le membre 4 du modèle CGCM3 suivant le scénario A2 d'émission de gaz à effet de serre. Le CGCM3 est la troisième génération du modèle couplé climatique global et utilise la même composante océanique que la deuxième génération (CGCM2). Il se sert également de la composante atmosphérique considérablement mise à jour du modèle de circulation générale de l'atmosphère de troisième génération (MCGA3). Les données obtenues par la simulation ADJ couvrent la période de 1961 à 2070. Pour ce pilote, les années bissextiles ne sont pas tenues en compte.

### **3.3.3. Données simulées ADL**

Les projections de température ADL sont obtenues par le modèle régional canadien de climat (MRCC) version 4.2.0, piloté par le membre 5 du modèle CGCM3 suivant le scénario A2 d'émission de gaz à effet de serre. La période couverte par ces données simulées est de 1961 à 2070. La différence entre le membre 4 (le pilote de la simulation ADJ) et 5 du modèle CGM3 est la date du début de la simulation qui conduit à une météo quotidienne différente, mais une climatologie semblable en moyenne. Les projections ADJ et ADL sont des séries temporelles équiprobables dans le futur.

À cause du problème de données manquantes, seules les variables de température quotidienne moyenne, humidité relative, précipitations, pression atmosphérique, point de rosée, et neige au sol (seulement l'hiver) ont été utilisées pour estimer les projections futures. Noter également que plusieurs scénarios de simulation ont été considérés, à cause du fait que dans des mêmes conditions des sorties peuvent engendrer des résultats complètement différents.

## **4. RÉSULTATS**

### **4.1. Application aux cas des maladies ischémiques cardiaques par catégorie d'âge et par genre**

#### **4.1.1. Analyse descriptive**

Dans la majorité des cas, les patients admis pour MIC se retrouvent dans la classe d'âge 45-64 pour les hommes et dans la classe de 65 et plus pour le genre féminin. Noter que pour la région de Montréal-Centre (06), 59% des femmes admises étaient âgées entre 45 et 64. Nous avons concentré l'étude sur ces deux catégories d'âge (45-64 et 65 et plus) car elles renferment en moyenne 91,8% des hommes admis et 94,8 % des femmes admises.



#### 4.1.2. Modèles estimés

Les coefficients des fonctions de base B-spline estimés et les paramètres de rugosité dans les modèles pour les deux saisons et deux femmes sont présentés à l'annexe D. Les résultats et interprétation sont présentés dans l'article 1 dans la section 2 de ce document qui s'intitule **“Spatial variability of climate effects on ischemic heart disease hospitalization rates for the period 1989-2006 in Quebec, Canada”**. Le calcul de la mesure du risque relatif (excess risk) utilisée dans cet article (et dans les deux autres) pour représenter l'intensité de l'effet des variables climatiques sur le taux quotidien d'hospitalisation est présenté dans l'annexe E.

Cette étude de la relation entre le climat et le taux d'hospitalisations pour les maladies ischémiques cardiaques est la première dans ce genre au Québec et au Canada. En effet, la plupart des travaux sur le climat et la santé qu'on retrouve dans la littérature sont sur la relation du climat avec la mortalité. L'augmentation de l'incidence d'une condition médicale dans une population est premièrement dans les hôpitaux. Ainsi la quantification des relations climat – hospitalisations sera très importante dans la prise des mesures de préparation contre les conséquences des changements climatiques sur la santé des populations. La baisse du taux de mortalité pour maladies cardiovasculaires au sein de la population canadienne au cours des dernières a été attribuée à une baisse des décès hospitaliers. Ceci est une conséquence, non seulement des programmes de sensibilisation et des traitements préventifs aux maladies cardiovasculaires, mais aussi une conséquence de l'acquisition dans les hôpitaux des équipements et de personnel plus performants. Par conséquent, la connaissance des effets du climat sur les hospitalisations est une étape indispensable dans les programmes de prévention aux changements climatiques.

## 4.2. L'infarctus du myocarde (CIM-9 :410) et la comorbidité

### 4.2.1. L'infarctus du myocarde et le climat

L'infarctus du myocarde (IM), connu communément sous le terme de crise cardiaque, se produit lorsqu'un caillot de sang bloque la circulation du sang dans un ou plusieurs artères coronaires. Ceci réduit l'approvisionnement du cœur en sang et en oxygène, causant ainsi la mort des cellules cardiaques. Si la circulation du sang n'est pas restaurée en moins de 20 à 40 mn, la mort irréversible des cellules du muscle cardiaque commence à se produire. Dans la littérature, l'IM est souvent étudié dans le sous-groupe des maladies ischémiques cardiaques (Pope, Muhlestein et al., 2006) ou la catégorie des maladies cardiovasculaires. Il est principalement rapporté que l'occurrence des événements coronaires augmente durant les périodes froides, particulièrement dans les régions à climat chaud (Chang, Shipley et al., 2004; Barnett, Dobson et al., 2005; Morabito, Modesti et al., 2005). La fréquence d'occurrence de l'IM est plus élevée dans certaines saisons et mois et les recherches ont été entreprises pour trouver les variables expliquant cette variabilité (Chang, Shipley et al., 2004; Lee, Chae et al., 2009). Panagiotakos et al. (2004), dans une étude dans la région d'Athènes, ont rapporté une corrélation négative entre les admissions hospitalières pour les syndromes coronaires aigus non mortels et la température quotidienne moyenne, où une baisse de 1°C entraînait une augmentation de 5% en taux quotidien d'hospitalisation. Ils ont également trouvé que l'association était plus forte pour les femmes et les personnes âgées. Les extrêmes de température chaude augmentent aussi les taux d'admission particulièrement chez les jeunes (Morabito, Modesti et al., 2005). Gerber et al. (2006) dans leurs travaux ont rapporté que l'association entre les décès cardiaques soudains et inattendus avec les températures faibles était plus forte que celle des décès de patients souffrant préalablement de maladies coronaires. Barnett et al. (2005) a montré que les effets des

périodes froides étaient similaires parmi les patients avec et sans antécédent de crise cardiaque. Les variables environnementales ne sont pas les seules reliées à l'incidence de l'IM. A part les facteurs de risque inchangeables qui contribuent au développement des maladies cardiovasculaires, les autres conditions médicales du patient agissent sur l'occurrence d'une crise cardiaque.

#### **4.2.2. La comorbidité**

On parle de comorbidité lorsqu'un patient présente plus qu'une maladie. Les maladies les plus connues qui agissent sur l'occurrence de l'IM sont le diabète, l'obésité, l'hypertension et les troubles psychologiques (Yusuf, Hawken et al., 2004). Les maladies coronaires du cœur constituent la principale cause de décès parmi les diabétiques (Grundy, Benjamin et al., 1999; Fang and Alderman, 2006). Les études ont prouvés que l'IM était plus fréquent chez les individus souffrant de diabète comparativement aux non-diabétiques (Koek, Soedamah-Muthu et al., 2007). Le diabète est également un facteur de risque pour l'IM fatal (Stevens, Coleman et al., 2004). Koek et al. (2007) dans leurs analyses ont rapporté une mortalité à long terme significativement plus élevée après un premier IM aigu chez les diabétiques des deux sexes. L'obésité est également un facteur de risque pour le diabète et les maladies cardiovasculaires. Yusuf et al. (2005) dans une étude multinationale ont identifié une association très significative entre le rapport taille/hanche et le risque d'IM mondial. Pour les conditions psychologiques, dans le cas de la dépression, le mécanisme sous-jacent à sa relation avec les MIC est bien détaillé dans l'article par Jiang et al. (2005).

### 4.2.3. Analyse descriptive

Les tableaux 4.1 et 4.2 présentent pour les deux sexes, la moyenne du taux quotidien d'admission pour IM durant l'hiver et l'été, par groupe d'âge et état de comorbidité. Lorsque la valeur de la moyenne de la série avec (ou sans) comorbidité est en caractère gras, cela indique que cette valeur est significativement supérieure ( $\alpha = 0,05$ ) à celle des données sans (ou avec) comorbidité. Durant les deux saisons, la moyenne quotidienne d'admission IM pour sujet avec comorbidité est statistiquement supérieure à la moyenne des sujets sans comorbidité pour les hommes et femmes de 65 ans et plus. Pour les hommes de 45 à 64 ans, on remarque que durant les saisons d'été et d'hiver, dans la majorité des régions, la moyenne sans comorbidité est supérieure à la moyenne avec comorbidité. Pour les femmes du même groupe d'âge, il ne semble pas avoir de différence entre les moyennes des admissions pour les deux états de comorbidité.

**Tableau 4. 1:** Moyenne du taux quotidien d'admission IM (par 100000 habitants) avec et sans comorbidité durant l'hiver

<b>Hommes</b>						
	45-64 ans			65 ans et plus		
RSS	sans	avec	valeur-p	sans	avec	valeur-p
01	<b>0,0310</b>	0,0192	0,000	0,00886	<b>0,0179</b>	0,000
02	<b>0,0376</b>	0,0179	0,000	0,00669	<b>0,0120</b>	0,000
03	<b>0,0328</b>	0,0216	0,000	0,00633	<b>0,0142</b>	0,000
04	0,0281	0,0238	0,032	0,00661	<b>0,0161</b>	0,000
05	<b>0,0360</b>	0,0188	0,000	0,00717	<b>0,0133</b>	0,000
06	<b>0,0225</b>	0,0149	0,000	0,00603	<b>0,0127</b>	0,000
07	<b>0,0354</b>	0,0144	0,000	0,00632	<b>0,0085</b>	0,007
08	0,0298	0,0219	0,029	0,00598	<b>0,0156</b>	0,000
09	0,0340	0,0301	0,416	0,00495	<b>0,0114</b>	0,000
11	0,0368	0,0252	0,014	0,00717	<b>0,0201</b>	0,000
12	<b>0,0345</b>	0,0194	0,000	0,00761	<b>0,0149</b>	0,000
13	<b>0,0297</b>	0,0149	0,000	0,00566	<b>0,0125</b>	0,000
14	<b>0,0362</b>	0,0234	0,000	0,00463	<b>0,0113</b>	0,000
15	<b>0,0333</b>	0,0188	0,000	0,00626	<b>0,0123</b>	0,000
16	<b>0,0322</b>	0,0216	0,000	0,00574	<b>0,0127</b>	0,000
<b>Femmes</b>						
	45-64 ans			65 ans et plus		
RSS	sans	avec	valeur-p	sans	avec	valeur-p
01	0,0079	0,0051	0,082	0,0065	<b>0,0138</b>	0,000
02	0,0065	0,0064	0,919	0,0051	<b>0,0120</b>	0,000
03	0,0053	0,0058	0,522	0,0054	<b>0,0128</b>	0,000
04	0,0063	0,0059	0,687	0,0038	<b>0,0150</b>	0,000
05	0,0066	0,0061	0,676	0,0049	<b>0,0134</b>	0,000
06	0,0049	0,0053	0,377	0,0046	<b>0,0113</b>	0,000
07	<b>0,0083</b>	0,0043	0,002	0,0050	<b>0,0087</b>	0,000
08	0,0046	0,0058	0,440	0,0051	<b>0,0128</b>	0,000
09	0,0046	0,0096	0,030	0,0030	<b>0,0088</b>	0,000
11	0,0055	0,0073	0,418	0,0060	<b>0,0204</b>	0,000
12	0,0049	0,0057	0,427	0,0051	<b>0,0125</b>	0,000
13	0,0053	0,0073	0,087	0,0037	<b>0,0094</b>	0,000
14	0,0079	0,0079	0,991	0,0035	<b>0,0091</b>	0,000
15	0,0075	0,0072	0,763	0,0040	<b>0,0091</b>	0,000
16	0,0057	0,0071	0,025	0,0038	<b>0,0113</b>	0,000

**Tableau 4.2** Moyenne du taux quotidien d'admission IM (par 100000 habitants) avec et sans comorbidité durant l'été

<b>Hommes</b>						
	45-64 ans			65 ans et plus		
Région	sans	avec	valeur-p	sans	avec	valeur-p
01	<b>0,0315</b>	0,0178	0,000	0,0076	<b>0,0172</b>	0,000
02	<b>0,0367</b>	0,0194	0,000	0,0064	<b>0,0108</b>	0,000
03	<b>0,0299</b>	0,0166	0,000	0,0059	<b>0,0114</b>	0,000
04	<b>0,0287</b>	0,0210	0,000	0,0056	<b>0,0125</b>	0,000
05	<b>0,0341</b>	0,0190	0,000	0,0078	<b>0,0125</b>	0,000
06	<b>0,0217</b>	0,0137	0,000	0,0052	<b>0,0109</b>	0,000
07	<b>0,0318</b>	0,0144	0,000	0,0054	<b>0,0086</b>	0,000
08	0,0293	0,0220	0,039	0,0061	<b>0,0118</b>	0,000
09	0,0305	0,0208	0,024	0,0052	<b>0,0102</b>	0,000
11	<b>0,0375</b>	0,0165	0,000	0,0090	<b>0,0184</b>	0,000
12	<b>0,0316</b>	0,0161	0,000	0,0069	<b>0,0130</b>	0,000
13	<b>0,0254</b>	0,0155	0,000	0,0059	<b>0,0096</b>	0,000
14	<b>0,0319</b>	0,0214	0,000	0,0044	<b>0,0110</b>	0,000
15	<b>0,0316</b>	0,0203	0,000	0,0062	<b>0,0108</b>	0,000
16	<b>0,0308</b>	0,0187	0,000	0,0051	<b>0,0109</b>	0,000
<b>Femmes</b>						
	45-64 ans			65 ans et plus		
Région	sans	avec	valeur-p	sans	avec	valeur-p
01	0,0065	0,0052	0,395	0,0050	<b>0,0112</b>	0,000
02	<b>0,0093</b>	0,0056	0,009	0,0041	<b>0,0088</b>	0,000
03	<b>0,0076</b>	0,0047	0,001	0,0043	<b>0,0094</b>	0,000
04	0,0064	0,0071	0,451	0,0037	<b>0,0116</b>	0,000
05	0,0070	0,0055	0,224	0,0050	<b>0,0098</b>	0,000
06	0,0048	0,0053	0,268	0,0042	<b>0,0096</b>	0,000
07	0,0080	0,0071	0,469	0,0047	<b>0,0070</b>	0,002
08	0,0083	0,0053	0,110	0,0026	<b>0,0107</b>	0,000
09	0,0064	0,0080	0,487	0,0023	<b>0,0078</b>	0,000
11	0,0073	0,0102	0,258	0,0063	<b>0,0164</b>	0,000
12	0,0077	0,0056	0,071	0,0047	<b>0,0107</b>	0,000
13	0,0051	0,0054	0,756	0,0033	<b>0,0068</b>	0,000
14	0,0056	<b>0,0089</b>	0,007	0,0024	<b>0,0076</b>	0,000
15	0,0072	0,0064	0,452	0,0033	<b>0,0085</b>	0,000
16	0,0063	0,0063	0,956	0,0035	<b>0,0091</b>	0,000

#### 4.2.4. Modèles estimés

Les variables retenues pour chaque modèle estimé et les paramètres de rugosité choisis pour les deux saisons, les deux sexes et les deux états de comorbidité sont présentés à l'annexe F. Les risques relatifs d'hospitalisation pour IM pour les deux saisons sont présentés en annexe G par région, genre, groupe d'âge et état de comorbidité.

Les résultats et interprétation sont présentés dans l'article 2 (soumis) dans la section 2 de ce document qui s'intitule **“Assessment of the climate effect on hospitalisation for myocardial infarction, adjusting for comorbidity, for the period 1993-2003 in Quebec, Canada”**.

Dans cette partie du projet, nous sommes allés une strate plus loin en enquêtant non seulement sur la modification d'effet de l'âge et du genre, mais aussi de celle de l'état de comorbidité du patient admis. Dans la littérature, on retrouve des recherches sur l'effet modificateur des composantes, sociaux comme le revenu et le statut social, mais aucun ne considère la composante comorbidité. Ce qui peut biaiser les conclusions. En effet les personnes malades, par leur physiologie et comportements, ont une relation avec le climat différente de celle des personnes saines. Les complications de l'IM dues à présence d'autres maladies chez le patient très bien connus dans le monde médicale. Ainsi, la prise en compte de l'état de comorbidité dans l'étude la relation climat-santé ajoute une dimension très importante qui raffine encore l'identification de la population à risque en d'admission hospitalière.

### 4.3- Estimations futures

À ce niveau, nous adresserons les sujets des écarts relatifs et des projections futures. L'écart relatif (%) représente le pourcentage de déviation de l'effet estimé sur les admissions pour MIC du simulé par rapport à celui du climat observé. Les représentations graphiques des écarts relatifs des trois types de données simulées qui ne figurent pas dans l'article 3 sur les projections futures sont présentées dans l'annexe H. La principale observation est qu'en grande majorité, les données simulées sous-estiment l'effet du climat sur le taux d'admission pour MIC.

Concernant les projections futures, les résultats et analyses sont résumés dans l'article 3 (à soumettre) de la section 2 de ce document qui s'intitule " **The potential impact of climate change on ischemic heart disease hospitalisations in Québec, Canada** ". Des figures supplémentaires sur les variations relatives non-incluses dans l'article 3 sont dans les annexes I et J.

## 5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

### 5.1. Conclusions

Parmi toutes les conséquences des changements climatiques, celles sur la santé de la population ont dans les dernières années connues beaucoup d'intérêts auprès des épidémiologistes et des climatologues. Malgré la non-consistance dans la méthodologie utilisée, les chercheurs s'entendent sur l'existence d'une relation climat-santé non causale. Ceci a été soutenu dans cette thèse en ce qui concerne la relation climat-taux d'admission hospitalière pour MIC et la relation climat-taux d'admission hospitalière pour IM. L'amplitude de l'effet du climat sur les admissions est plus élevé pour les vagues de chaleur



et de froid de longue durée. L'identification des populations les plus vulnérables, comme les personnes âgées et les personnes de classe sociale inférieure, soutient la nécessité d'interventions en cas d'épisodes d'extrême climatique, incluant une attention additionnelle à ces populations. Les personnes malades dans le cas de l'infarctus du myocarde semblent plus affectées par les extrêmes de température durant les saisons d'été et d'hiver en comparaison avec les personnes en santé. Les hommes de 45-64 ans étaient plus à risque d'hospitalisation pour IM que les femmes du même groupe d'âge, et plus à risque que les hommes de 65 et plus durant les deux saisons. La prévalence de l'IM dans la population est associée aux variables climatiques et l'intensité de leur effet dépend de l'état de comorbidité, du groupe d'âge, du genre et des facteurs socio-économiques et comportementaux.

Les projections futures indiquent une tendance à la hausse du taux d'admission hospitalière pour MIC pour les deux sexes sur la période de 2006 à 2040. Les cas de tendance à la baisse durant l'hiver étaient de faible intensité en comparaison à l'été, ce qui rendait improbable la compensation des excès d'hospitalisation estival.

## **5.2. Perspectives de recherche**

Les travaux futurs devront porter sur les facteurs comportementaux qui expliquent les différences entre les groupes d'âge, les sexes et les régions. Dans le cas des maladies ischémiques cardiaques, les recherches doivent se concentrer sur la population plus à risque, comme les personnes de statut social faible, pour découvrir par exemple dans leur milieu de vie (quartier, magasins, etc.) les éléments qui contribuent à augmenter le risque de MIC. Aussi comme cela a été fait pour l'IM dans ce projet, la comorbidité devra être prise en

compte dans les futurs travaux sur la relation climat-santé, en prenant soin d'utiliser des catégories de maladies plus fines.

Des travaux récents ont trouvé que la variable d'intervalle de température diurne était un facteur de risque pour les maladies cardiaques (Chen, Zhang et al., 2007; Kan, London et al., 2007; Cao, Cheng et al., 2009). L'inclusion de la température diurne comme variable explicative dans les prochains travaux sur la relation climat-santé doit être considérée.

Dans le but de réduire les incertitudes liées aux variables climatiques simulées, de nouvelles projections devront être calculées à mesure que de meilleures simulations sont disponibles.

## 6. RÉFÉRENCES

- Akaike, H. (1973). "Information theory as an extension of the maximum likelihood principle." *Second International Symposium on Information Theory* (B. N. Petrov, et F. Csaki), Akademiai Kiado, Budapest.: 267-281.
- Arnfield, A. J. (2003). "Two decades of urban climate research: a review of turbulence, exchanges of energy and water, and the urban heat island." *Int. J. Climatol*, 23: 1-26.
- Barnett, A. G., A. J. Dobson, et al. (2005). "Cold periods and coronary events: an analysis of populations worldwide." *J Epidemiol Community Health*, 59(7): 551-557.
- Basu, R. and J. M. Samet (2002). "Relation between elevated ambient temperature and mortality: a review of the epidemiologic evidence." *Epidemiol Rev.*, 24(2): 190-202.
- Bateson, T. F. and J. Schwartz (1999). "Control for seasonal variation and time trend in case-crossover studies of acute effects of environmental exposures." *Epidemiology*, 10(5): 539-44.
- Braga, A. L., A. Zanobetti, et al. (2002). "The effect of weather on respiratory and cardiovascular deaths in 12 U.S. cities." *Environ Health Perspect*, 110(9): 859-63.
- Cao, J. Y., Y. X. Cheng, et al. (2009). "Diurnal Temperature Range is a Risk Factor for Coronary Heart Disease Death." *Journal of Epidemiology* 19(6): 328-332.
- Chang, C. L., M. Shipley, et al. (2004). "Lower ambient temperature was associated with an increased risk of hospitalization for stroke and acute myocardial infarction in young women." *J Clin Epidemiol* 57(7): 749-57.
- Chen, G. H., Y. H. Zhang, et al. (2007). "Is diurnal temperature range a risk factor for acute stroke death?" *International Journal of Cardiology* 116(3): 408-409.
- Curriero, F. C., K. S. Heiner, et al. (2002). "Temperature and mortality in 11 cities of the eastern United States." *Am J Epidemiol* 155(1): 80-7.
- Dai, S., C. Bancej, et al. (2009). "Tracking heart disease and stroke in Canada 2009." *Chronic Dis Can* 29(4): 192-193.
- Demosthenes, B. P., C. Chrysohou, et al. (2004). "Climatological variations in daily admissions for acute coronary syndromes." *Int J Cardiol* 94: 229-33.
- Dominici, F., A. McDermott, et al. (2002). "On the use of generalized additive models in time-series studies of air pollution and health." *Am J Epidemiol* 156(3): 193-203.
- Dominici, F., D. McDermott, et al. (2003). *Issues in Semi-parametric Regression with Applications in Time Series Models for Air pollution and Mortality. Rapport de recherche.*

Doyon, B., D. Belanger, et al. (2008). "The potential impact of climate change on annual and seasonal mortality for three cities in Quebec, Canada." *Int J Health Geogr* 7: 23.

Eilers, P. H. C. and B. D. Marx (1996). "Flexible Smoothing with B-splines and Penalties." *Statist Sci* 11(2): 89-120.

Fang, J. and M. H. Alderman (2006). "Impact of the increasing burden of diabetes on acute myocardial infarction in New York City: 1990-2000." *Diabetes* 55(3): 768-73.

Fung, K. Y., D. Krewski, et al. (2003). "Comparison of time series and case-crossover analyses of air pollution and hospital admission data." *Int J Epidemiol* 32(6): 1064-70.

Gerber, Y., S. J. Jacobsen, et al. (2006). "Seasonality and daily weather conditions in relation to myocardial infarction and sudden cardiac death in Olmsted County, Minnesota, 1979 to 2002." *J Am Coll Cardiol* 48(2): 287-92.

Grundy, S. M., I. J. Benjamin, et al. (1999). "Diabetes and cardiovascular disease: a statement for healthcare professionals from the American Heart Association." *Circulation* 100(10): 1134-46.

Hajat, S., R. S. Kovats, et al. (2006). "Heat-related and cold-related deaths in England and Wales : who is at risk?" *Occup Environ Med* 64: 93-100.

Hastie, T. J. and R. J. Tibshirani (1990). *Generalized Additive Models*. New-York, Chapman & Hall.

Huynen, M. M., P. Martens, et al. (2001). "The impact of heat waves and cold spells on mortality rates in the Dutch population." *Environ Health Perspect* 109(5): 463-70.

INVS (2004). *Froid et Santé Éléments de synthèse, bibliographique et perspectives*. Département santé environnement, Rapport d'investigation.

IPCC (2001). *Climate Change 2001: Synthesis Report. A Contribution of Working Groups I, II, and III to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Watson, R.T. and the Core Writing Team (eds.)]. C. U. Press. Cambridge, United Kingdom, and New York, NY, USA: 398 pp.

IPCC (2007). *Climate change 2007: Synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. P. Core Writing Team, R.K. and Reisinger, A. (Eds.). Geneva, Switzerland: 104 pp.

Jaakkola, J. J. K. (2003). "Case-crossover design in air pollution epidemiology." *Eur Respir J* 21: 81s-85s.

Jiang, W., A. Glassman, et al. (2005). "Depression and ischemic heart disease: What have we learned so far and what must we do in the future?" *Am Heart J* 150(1): 54-78.

- Kan, H. D., S. J. London, et al. (2007). "Diurnal temperature range and daily mortality in Shanghai, China." *Environmental Research* 103(3): 424-431.
- Keatinge, W. R., G. C. Donaldson, et al. (2000). "Heat related mortality in warm and cold regions of Europe : observational study." *BMJ* 321: 670-76.
- Koek, H. L., S. S. Soedamah-Muthu, et al. (2007). "Short- and long-term mortality after acute myocardial infarction: comparison of patients with and without diabetes mellitus." *Eur J Epidemiol* 22(12): 883-8.
- Lang, S. and A. Brezger (2004). "Bayesian P-splines." *J Computational Graphical Statistics* 13(1): 183-212.
- Lee, D. S., M. Chiu, et al. (2009). "Trends in risk factors for cardiovascular disease in Canada: temporal, socio-demographic and geographic factors." *CMAJ* 181(3-4): E55-66.
- Lee, J. H., S. C. Chae, et al. (2009). "Influence of weather on daily hospital admissions for acute myocardial infarction (from the Korea Acute Myocardial Infarction Registry)." *Int J Cardiol*.
- Lin, S., M. Luo, et al. (2009). "Extreme High Temperatures and Hospital Admissions for Respiratory and Cardiovascular Diseases." *Epidemiology* 20(5): 738-746.
- Maclure, M. (1991). "The Case-Crossover Design - a Method for Studying Transient Effects on the Risk of Acute Events." *Am J Epidemiol* 133(2): 144-153.
- Marx, B. D. and P. H. C. Eilers (1998). "Direct generalized additive modeling with penalized likelihood." *Comput Statist & Data Analysis* 28(2): 193-209.
- Mastrangelo, G., U. Fedeli, et al. (2007). "Pattern and determinants of hospitalization during heat waves: an ecologic study." *BMC Public Health* 7: 200.
- Mastrangelo, G., S. Hajat , et al. (2006). "Contrasting patterns of hospital admissions and mortality heat waves: are deaths from circulatory disease a real excess or an artifact? " *Medical Hypotheses* 66: 1025-28.
- Mccullagh, P. and J. A. Nedler (1989). *Generalised linear models*, Chapman & Hall.
- Medina-Ramon, M. and J. Schwartz (2007). "Temperature, Temperature Extremes, and Mortality: A Study of Acclimatization and Effect Modification in 50 United States Cities." *Occup Environ Med*.
- Menne, B. and K. L. Ebi (2006). "Climate change and adaptation strategies for human health." Published on behalf of the World Health Organization Regional Office for Europe. Germany : Steinkopff Verlag Darmstadt.: 449 p.
- Morabito, M., P. A. Modesti, et al. (2005). "Relationships between weather and myocardial infarction: a biometeorological approach." *Int J Cardiol* 105(3): 288-93.

Panagiotakos, D. B., C. Chrysohoou, et al. (2004). "Climatological variations in daily hospital admissions for acute coronary syndromes " *Int J Cardiol* 94(2-3): 229-33.

Peng, R. D., F. Dominici, et al. (2006). "Model choice in time series studies of air pollution and mortality." *J. R. Statist. Soc. A* 169: 179-203.

Pope, C. A., 3rd, J. B. Muhlestein, et al. (2006). "Ischemic heart disease events triggered by short-term exposure to fine particulate air pollution." *Circulation* 114(23): 2443-8.

Ramsay, T. O., R. T. Burnett, et al. (2003.a). "The effect of concurvity in generalized additive models linking mortality to ambient particulate matter." *Epidemiology* 14(1): 18-23.

Ramsay, T., R. Burnett, et al. (2003.b). "Exploring bias in a generalized additive model for spatial air pollution data." *Environ Health Perspect* 111(10): 1283-8.

Saez, M., J. Sunyer, et al. (2000). "Ischemic heart disease mortality and weather temperature in Barcelona, Spain " *Eur J Public Health* 10(1): 58-63.

Schwartz, J., J. M. Samet, et al. (2004). "Hospital admissions for heart disease: the effects of temperature and humidity." *Epidemiology* 15(6): 755-61.

Semenza, J. C., J. E. McCullough, et al. (1999). "Excess hospital admissions during the July 1995 heat wave in Chicago." *Am J Prev Med* 16(4): 269-77.

Smoyer, K. E. (1998). "A comparative analysis of heat waves and associated mortality in St. Louis, Missouri--1980 and 1995." *Int J Biometeorol* 42(1): 44-50.

Stablo, C. (1998). "Conséquence sur la santé de la consommation des coquillages de pêche à pied dans le bassin d'Arcachon en période estivale." *Bull. Soc. Pharm.* 137: 91-107.

Stevens, R. J., R. L. Coleman, et al. (2004). "Risk factors for myocardial infarction case fatality and stroke case fatality in type 2 diabetes: UKPDS 66." *Diabetes Care* 27(1): 201-7.

Tu, J. V., L. Nardi, et al. (2009). "National trends in rates of death and hospital admissions related to acute myocardial infarction, heart failure and stroke, 1994-2004." *CMAJ* 180(13): E118-125.

Uppala, S. M., P. W. Kallberg, et al. (2005). "The ERA-40 re-analysis." *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 131(612): 2961-3012.

Warren, F., E. Barrow, et al. (2004). "Impacts et adaptations liés aux changements climatiques : perspective canadienne." *Ressources naturelles Canada*.

Wood, S. N. (2006). *Generalized Additive Models, An introduction with R*, Chapman & Hall/ CRC.

Yusuf, S., S. Hawken, et al. (2005). "Obesity and the risk of myocardial infarction in 27,000 participants from 52 countries: a case-control study." *Lancet* 366(9497): 1640-9.

Yusuf, S., S. Hawken, et al. (2004). "Effect of potentially modifiable risk factors associated with myocardial infarction in 52 countries (the INTERHEART study): case-control study." *Lancet* 364(9438): 937-52.

Zanobetti, A. and J. Schwartz (2005). "The effect of particulate air pollution on emergency admissions for myocardial infarction: A multicity case-crossover analysis." *Env Health Perspect* 113(8): 978-982.

Zhao, Y., J. Staudenmayer, et al. (2006). "General design Bayesian generalized linear mixed models." *Statistical Science* 21(1): 35-51.

## **PARTIE B: ARTICLES**

**ARTICLE 1: SPATIAL VARIABILITY OF CLIMATE EFFECTS ON ISCHEMIC  
HEART DISEASE HOSPITALIZATION RATES FOR THE PERIOD 1989-2006 IN  
QUEBEC, CANADA.**

***International Journal of Health Geographic*, 2010 Feb 8; 9:5**

Cet article fut soumis le 27 novembre 2009, accepté et publié le 8 février 2010.



**Spatial variability of climate effects on ischemic heart disease  
hospitalization rates for the period 1989-2006 in Quebec, Canada.**

Lampouguin Bayentin<sup>1§</sup>, Salaheddine El Adlouni<sup>2</sup>, Taha B.M.J. Ouarda<sup>1</sup>, Pierre Gosselin<sup>3</sup>,  
Bernard Doyon<sup>3</sup>, Fateh Chebana<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Institut National de la Recherche Scientifique - Eau, Terre et Environnement (INRS-ETE)  
490 de la Couronne, Québec, QC, Canada G1K 9A9,

<sup>2</sup> Institut National de Statistique et d'Économie Appliquée (INSEA)  
B.P : 6217, Madinat Al Irfane, Rabat-Instituts, 10100 – Rabat, Maroc

<sup>3</sup> Institut National de Santé Publique du Québec (INSPQ) and Université Laval  
945, avenue Wolfe, Québec, Qc, Canada G1V 5B3

<sup>§</sup> Corresponding author

Email addresses:

LB: Lampouguin.Bayentin@ete.inrs.ca

SEA: el\_adlouni@yahoo.com

TMBJO: Taha.Ouarda@ete.inrs.ca

PG: pierre.gosselin@inspq.qc.ca

BG: BDoyon@cegep-fxg.qc.ca

FC: Fateh.Chebana@ete.inrs.ca

## **Abstract**

**Background:** Studies have suggested an association between climate variables and circulatory diseases. The short-term effect of climate conditions on the incidence of ischemic heart disease (IHD) over the 1989-2006 period was examined for Quebec's 18 health regions.

**Methods:** Analyses were carried out for two age groups. A generalized additive model (GAM) was used to fit the standardized daily hospitalization rates for IHD and their relationship with climatic conditions up to two weeks prior to the day of admission, controlling for time trends, day of the season and gender.

**Results:** Results show that, in most of Quebec's regions, cold temperatures during winter months and hot episodes during the summer months are associated with an increase of up to 12% in the daily hospital admission rate for IHD but also show decreased risks in some areas. The risk of hospitalization is higher for men and women of 45-64 years and varies spatially. In most regions, exposure to a continuous period of cold or hot temperature was more harmful than just one isolated day of extreme weather. Men aged 45-64 years showed higher risk levels of IHD than women of the same age group. In most regions, the annual maximum of daily IHD admissions for 65 years old was reached earlier in the season for both genders and both seasons compared to younger age groups. The effects of meteorological variables on the daily IHD admissions rate were more pronounced in regions with high smoking prevalence and high deprivation index.

**Conclusion:** This study highlights the differential effects of cold and hot periods on IHD in Quebec health regions depending on age, sex, and other factors such as smoking, behaviour and deprivation levels.

## Background

A decline in the rates of deaths and of hospital admissions is reported for cardiovascular diseases in Canada (1), while most risk factors, except smoking have been rising simultaneously throughout the country (2, 3). Aside from known risk factors, climate variables, especially temperature and relative humidity, are documented to have an association with circulatory diseases (4-6). The overall mean temperature as well as extreme weather events across the planet are projected to increase, according to future climate simulations (7). Therefore, the definition of meteorological variables effects on the population health is regarded as important in the governmental policy making process.

In Quebec, a study has confirmed a significant association between the historic temperature and mortality (8). Most studies have so far focused on mortality and reported a non-linear relation (U, J, or V shaped) between daily mortality and extreme temperatures. The few studies that focused on morbidity reported an increase in daily hospitalizations for cardiovascular and respiratory diseases during extreme weather conditions (5, 9-11). It has also been reported that temperature effects are observed up to a few days after initial exposure (12).

In this study we investigate the impact of meteorological variables on the incidence of ischemic heart diseases (IHD, ICD9:410-414.9) in the province of Quebec (Canada) over the period 1989-2006. The main objective is to estimate the effects of climate variables on IHD hospital admissions while taking into account as much as possible confounding variables or risk factors such as gender, age group, material and social deprivation, smoking and the geographic health region. This represents a first step towards establishing future projections for hospital admissions under climate change scenarios.

## **Methods**

### ***Health and related data***

Daily hospitalizations for IHD, all ages, from April 1<sup>st</sup> 1989 to March 31<sup>st</sup> 2006 were extracted from the hospital discharge database (Med-Echo) supplied by the Ministère de la santé et des services sociaux du Québec (MSSS). With the estimated annual population data, a direct standardization (13) was conducted for age and gender to obtain a time series of the daily IHD admissions rate for each one of Quebec health regions (Figure 1). The three Northern regions (10, 17 and 18, located North of the 50<sup>th</sup> parallel) were excluded from the study due to a lack of homogeneous data

Data on smoking prevalence by age group and by sex for the periods 1998, 2000-2001 and 2003 were obtained from the Institut national de santé publique du Québec (INSPQ); no comparable data was available for the period 1989-1997. Data on the deprivation index was also provided by INSPQ. This index has two dimensions: material and social (14-16) and is available at the dissemination area level (17) or its former equivalent, every five years, since 1996. Again no comparable data was available for the period 1989-1995. The indicators for other risk factors (e.g. obesity, diabetes, and hypertension) were unavailable at the spatial scale of interest for this study. All preceding indicators were thus not included in the model and they were used for discussion purposes only.

### ***Meteorological data***

Observed meteorological data come from Environment Canada's National Climate Archives (18). The same data were used for the regions of Laval and Montreal because of their proximity. Table 1 gives a summary of available meteorological data. December, January and February are considered as the winter months while June, July and August are the summer

months. Due to missing meteorological data for the regions 04, 07, 12 and 14, the choice of variables was limited to daily mean temperatures, precipitations and ground snow.

### ***Statistical analysis***

A generalized additive model (GAM) (19) was used to model climate effects on IHD hospital admissions. Parameter estimation is carried out with the approach combining smoothing parameter  $\lambda$  with the B-splines basis function (20). The variables to be included in the model are selected by a forward stepwise selection technique and an F-test is conducted in the comparison of two different models (19). Prior to variables selection, a lag search is performed using the generalized cross-validation (GCV) criterion. For each variable, the mean of past observations up to two weeks is computed and the number of days providing the smallest model GCV is added to the list of covariables. The parameter  $\lambda$ , is estimated by comparing the Akaike information criterion (AIC) values corresponding to different values of  $\lambda$  ( $\lambda = 0.001, 5, 15, 30, 60, 90$  and  $180$ ). The excess risk is the relative change in the daily rate of IHD admission due to a decrease of  $1^\circ\text{C}$  below a temperature threshold for winter and an increase of  $1^\circ\text{C}$  above a threshold in summer.

## **Results**

### ***Descriptive statistics***

Most cases of IHD hospital admissions were in the age group 45-64 for men and 65 and over for women. Annual IHD admission rates are illustrated in Figure 2 for men and Figure 3 for women. The annual admission rate showed an increasing trend in all regions and age groups for both genders in the first half of the nineties. By the beginning of 2000 the

admission rate was decreasing steadily in all regions. Higher annual IHD admission rates for men and women of 45 years and more are observed mostly in the North-Eastern regions and the lowest rates are in the South-Western regions (figure 4). Overall, the data shows a decreasing rate from North to South and from East to West.

### *Models for winter*

In most cases, delayed variables (i.e. variables with a lag) were the first meteorological variables to be selected for the model. This indicates that prior climatic conditions have more impact on IHD hospital admission than those of the day of admission. For both genders and in most regions, IHD daily admission rates were increasing with averaged daily mean temperatures for a given lag and with same-day mean temperature. The widely reported V or U-shaped curves obtained through the GAM model best described this association (Figure 5). For men, a stronger effect on IHD daily hospital admissions was observed in the 45-64 years age group, whereas for women there was no particular dominance of any age group despite the fact that the IHD admission rate was higher in the 65 years and over group. The V or U-shape was also observed with humidity and dew point. The daily IHD admission rate also increased with precipitation and ground snow for both genders. Furthermore the effects of meteorological variables were decreasing over time during the period under study (Figure 6).

Table 2 presents the excess risk of the daily rate of IHD admission for men and women related to a decrease of 1°C below a threshold. The threshold was defined as the inflexion point of the smoothing function and was different for each region and for both genders. In most regions, the effect of a 1°C drop in the averaged daily mean temperatures for a given lag is stronger than the one corresponding to a same-day mean temperature drop. This

means that an exposure to continuous cold temperatures is more potent for IHD hospital admissions. Note that the duration of the lag depends on the variable and the region.

For men, the risk was higher (1,03% to 12,32%) in the 45-64 years age group in most regions, compared to older men (0,53% to 2,98%). There was a protective effect (decreasing risk) of cold temperature on IHD admissions rate in few regions.

The highest excess risks for women were in region Côte-Nord for both age groups. The protective effect of cold was more common for women across the province. Note that for both genders, the regions with the highest excess risk were in the group with the highest IHD annual rate. The low annual rate group also presented the lowest excess risk for men.

Maximum daily rates for men were observed in January or February. For most regions January was the high risk period whereas in a few, it was late February. Regions with February peaks were North-Eastern regions and North-Western regions. Peaks in hospital admissions were observed earlier in the season for men 65 years and over when compared to the 45-64 years age group. For women, maximum rates were observed at the end of December and early January. High rates were also observed earlier for 65 years old and up women compared to younger ones.

### *Models for summer*

The association with averaged daily mean temperatures for a given lag was typically in the shape shown in Figure 7, instead of the commonly reported U or J form. There are two increases at both extremes of the hot temperature range separated by a decrease in daily rate of IHD admissions, approximately between the temperatures of 14°C and 18°C. That shape was observed for both genders in most regions. Women aged 45-65 years were more



affected by extreme heat in comparison to men of the same age (Table 3). Other than this general statement, no specific pattern was discernible.

During summer, for both genders, higher values of the daily admission rate were recorded earlier in the season for the 65 years and over age group in comparison to the 45-64 years age group. Most regions, especially regions with large cities, presented a decrease in 65 years old men's daily admission rate around mid-July, while an increase is observed in the 45-64 years old men's rate.

#### ***Risk factors and health determinants***

Besides age, sex and health region, no risk factor was incorporated into the models, given major data limitations. To investigate the differences in weather effects amongst health regions, the mean smoking prevalence was checked for the province of Quebec (Table 4). The smoking prevalence for the age group of 45-64 years was twice that of 65 years and over, for both genders. For the purpose of this study the smoking prevalence was categorized into three groups: high (superior to 27,7%), moderate (between 16,5% and 27,7%) and low (inferior to 16,5%). The smoking prevalence for men aged 45-64 years old is high in almost all regions and is either high or moderate in all regions for women of the same age. The smoking prevalence for men 65 years and over was moderate in most regions; while older women generally showed a low prevalence. The comparison of weather-related excess risks and smoking prevalence showed that for both seasons and for men and women of the 45-64 years age group, the regions that have statistically significant high excess risk also presented high smoking prevalence. Note that some regions with moderate or low smoking prevalence also displayed significant excess risk for the 65 years and over age group.

Another important factor taken into account is the deprivation indexes for the province (15). Highest values of material deprivation are in North-Eastern regions such as Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine (Figure 8) and the highest values of social deprivation index are in metropolitan regions such as Montreal (Figure 9). Those regions displayed significant excess risks either for winter or summer models.

## **Discussion**

As reflected in the literature, the relationship between hospital admission for IHD and climate is probably a very complex one, modulated by several factors. Nonetheless, a strong relationship was observed in this study between IHD hospital admission rates and climatic conditions of the days preceding the hospitalization date. Delayed variables corresponding to ground snow, precipitation and daily mean temperature were among the first to be selected in the GAM model, confirming a cumulative effect of cold weather on IHD.

Some counter-intuitive findings also showed up. Cold temperatures resulted in a protective effect for women except for most Northern regions, pointing to possible links with protective behaviour (such as staying put at home during a cold spell), or the lower participation of women in the building or similar work sectors with compulsory outdoor exposure even during cold spells. In summer, for men 45-64 years old, a significant effect of hot temperatures was observed only in a few regions, whereas for women of the same age group the excess risk was recorded in most regions. In general the 45-64 age group was more at risk of IHD admission than the group of 65 years and over for both genders and in most regions. However, the older group was affected earlier in the season. Again behavioural factors are probably involved here, such as younger people having to work even in hot

weather compared to retirees and seniors with activity limitations, as well as differential access to air conditioning, both already documented for the province (21, 22).

A decline in the effects of meteorological variables on IHD daily admission rates was observed over the period of 1989-2006. This can partly be explained by the changes in surface air temperature over the period of our study. Studies have reported warming of the air temperature in Canada over the last few decades (23, 24). In Quebec, a warming of the surface air temperature is reported in the southern part of the province over the period of 1960 and 2005, taking place mostly after 1995 (25). Also the increase trend during that period shows a gradient from South to North and West to East (25), which is consistent with our data. Also winters have been steadily warmer but summers have yet to become hotter for most regions (26).

The association between cold temperatures and IHD admission rates takes the same V or U shape as reported in the literature. However that shape was less common for summer models. The increase in daily hospitalizations with extreme temperatures was not observed in all cases (age groups, genders, health regions).

A decrease in hospital admissions was observed in all regions, for both genders and for both age groups, after an initial increase in the nineties. This is very consistent with the national trends of deaths and hospital admissions for heart diseases (1). Tu et al. (2009) suggested that better control of lipid levels and associated coronary plaque stabilization through increasing rates of statin use in Canada could be significant factors in the decrease, with other medical treatment of risk factors also increasing and potentially involved in the trend (1). Climate trends should be added as an explanatory variable of importance.

Regions with a significant excess risk also displayed high smoking prevalence and higher deprivation indexes (either material or social). A significant excess risk was also noted for the 65 years and over age group for some regions in which the smoking prevalence is moderate or low. This suggests that, in regions with high excess risk but moderate and low smoking prevalence, others risk factors not considered here are involved in the incidence of IHD.

Diet, smoking and physical inactivity, considered modifiable risk factors, also contribute to the development of IHD. Only smoking could be addressed here, although the examination of the deprivation index allows for an assessment of the role of income, education, social support and similar important health determinants. Studies dealing with the impact of comorbidity on IHD, have reported hypertension, diabetes and obesity as known risk factors of cardiovascular diseases. Those risk factors increased in all age groups over the period of 1994-2004 and the highest increase was observed in the lower income groups (2). Lee et al. (2009) conclude that the rising burden of those risk factors could result in future increases in cardiovascular diseases. They also reported that the smoking prevalence decreased over that period in all Canadian provinces. This can partly explain the drop in hospital admissions in all regions by the beginning of 2000.

The proportion of the population that is active is the same in all regions and cannot be considered as an explanatory variable for IHD hospitalisations, but the proportion of workers involved outdoors likely varies from region to region; unfortunately no data were available on this topic.

### ***Limitations of the study***

Our study has some limitations. Because the health data were from existing administrative databases, patient history of heart diseases, personal habits such as smoking and comorbidity

could not be taken into account. The limitations of data on smoking and the deprivation index allowed only for a qualitative analysis. Another limitation of our study is our inability to distinguish between new admissions and repeated ones, which could lead to increased rates of hospitalisation. Our study did not assess either the role of air pollution in the genesis of IHD episodes, although such a role seems significant (27-29).

### *Conclusion*

While these results should be considered preliminary, they nonetheless point out important messages for physicians throughout the country. Weather extremes do play a significant role in the genesis of acute and severe episodes of IHD, and the longer the heat wave or the cold spell, the more likely the public health impact. Several already vulnerable subgroups, based on a variety of indicators, seem to present more sensitivity to weather extremes, but adaptive behaviours can modify this excess risk. Adapted treatment regimes by physicians could probably help improve the score, although much more research at the individual level is warranted before reaching the stage of formal recommendations. However, older people and lower income groups could already benefit from supplementary medical attention in periods of meteorological extremes.

**Competing interests:** None declared.

**Contributors:** All the authors contributed to the conception and design of the study, acquisition and interpretation of the data, and drafting and revising of the manuscript. All of the authors approved the final version submitted for publication.

**Acknowledgements:** We thank Christian Charron and Steve Toutant for their assistance in the extraction of data.

**Funding:** This project was funded by Ouranos, Santé Canada, the Institut National de Santé Publique du Québec and the Ministère de la santé et des services sociaux du Québec.

## References

1. Tu JV, Nardi L, Fang J, Liu J, Khalid L, Johansen H, for the Canadian Cardiovascular Outcomes Research Team: **National trends in rates of death and hospital admissions related to acute myocardial infarction, heart failure and stroke, 1994-2004.** *CMAJ* 2009, **180**:E118-125.
2. Lee DS, Chiu M, Manuel DG, Tu K, Wang X, Austin PC, Mattern MY, Mitiku TF, Svenson LW, Putnam W, et al: **Trends in risk factors for cardiovascular disease in Canada: temporal, socio-demographic and geographic factors.** *CMAJ* 2009, **181**:E55-66.
3. Dai S, Bancej C, Bienek A, Walsh P, Stewart P, Weilgosz A: **Tracking heart disease and stroke in Canada 2009.** *Chronic Dis Can* 2009, **29**:192-193.
4. Lin S, Luo M, Walker RJ, Liu X, Hwang S-A, Chinery R: **Extreme High Temperatures and Hospital Admissions for Respiratory and Cardiovascular Diseases.** *Epidemiology* 2009, **20**:738-746
5. Saez M, Sunyer J, Tobias A, Ballester S, Antó JM: **Ischemic heart disease mortality and weather temperature in Barcelona, Spain** *Eur J Public Health* 2000, **10**:58-63.
6. Chang CL, Shipley M, Marmot M, Poulter N: **Lower ambient temperature was associated with an increased risk of hospitalization for stroke and acute myocardial infarction in young women.** *J Clin Epidemiol* 2004, **57**:749-757.
7. Schnoor JL: **The IPCC fourth assessment.** *Environ Sci Technol* 2007, **41**:1503.

8. Doyon B, Belanger D, Gosselin P: **The potential impact of climate change on annual and seasonal mortality for three cities in Quebec, Canada.** *Int J Health Geogr* 2008, 7:23.
9. Shao L, Luo M, Walker R, Liu X, Hwang S, Robert C: **Impact of Hot Weather Conditions on Respiratory and Cardiovascular Hospital Admissions in New York City, USA.** *Epidemiology* 2008, 19:S302-S303.
10. Tiina MMk, Raija J, Jari J, Terttu HH, Ari P, Aini B, Sylvi S-K, Maija L, Juhani H: **Cold temperature and low humidity are associated with increased occurrence of respiratory tract infections.** *Respir Med* 2009, 103:456-462.
11. Friger M, Yackerson N, Bolotin A, Kordysh E: **Meteorological Factors Influence on Hospitalization for Respiratory Diseases And Symptoms in the South Israel.** *Epidemiology* 2006, 17:S423-S424.
12. Schwartz J, Samet JM, Patz JA: **Hospital admissions for heart disease: the effects of temperature and humidity.** *Epidemiology* 2004, 15:755-761.
13. Anderson RN, Rosenberg HM: **Age standardisation of Death rates: Implementation of the year 2000 standard.** *Natl Vital Stat Rep* 1998, 47:1-16.
14. Pampalon R, Hamel D, Gamache P, Raymond G: **A deprivation index for health planning in Canada.** *Chronic Dis Can* 2009, 29:178-191.
15. Morin A: **Recueil statistique sur la pauvreté et les inégalités socioéconomiques au Québec.** pp. 134 p. Québec: ISQ, MESS; 2006:134 p.



16. Pampalon R, Raymond G: **A deprivation index for health and welfare planning in Quebec.** *Chronic Dis Can* 2000, **21**:104-113.
  
17. Puderer H: **Introducing the dissemination area for 2001 census: an update.**  
(Canada S ed., vol. 2000. pp. 11p. Ottawa: Geography Working Paper Series 2001:11p.
  
18. Environnement Canada :**Canada's National Climate Archive.** 2008  
[[http://www.climate.weatheroffice.ec.gc.ca/climateData/canada\\_f.html](http://www.climate.weatheroffice.ec.gc.ca/climateData/canada_f.html)]
  
19. Hastie TJ, Tibshirani RJ: *Generalized Additive Models.* 1st ed. edn. New-York: Chapman & Hall; 1990.
  
20. Eilers PHC, Marx BD: **Flexible Smoothing with B-splines and Penalties.** *Statist Sci* 1996, **11**:89-120.
  
21. Bélanger D, Gosselin P, Valois P, Abdous B: **Vagues de chaleur au Québec méridional : adaptations actuelles et suggestions d'adaptations futures.** Québec: Institut national de santé publique du Québec; 2006.  
[[http://www.inspq.qc.ca/pdf/publications/538-VaguesChaleur\\_Quebec.pdf](http://www.inspq.qc.ca/pdf/publications/538-VaguesChaleur_Quebec.pdf)]
  
22. Bélanger D, Gosselin P, Valois P, Abdous B: **Vagues de froid au Québec méridional : adaptations actuelles et suggestions d'adaptations futures.** Québec: Institut national de santé publique du Québec; 2006.  
[[http://www.inspq.qc.ca/pdf/publications/537-VaguesFroid\\_Quebec.pdf](http://www.inspq.qc.ca/pdf/publications/537-VaguesFroid_Quebec.pdf)]
  
23. Bonsal BR, Zhang X, Vincent LA, Hogg WD: **Characteristics of daily and extreme temperatures over Canada.** *J Clim* 2001, **14**:1959-1976.

24. Zhang XB, Vincent LA, Hogg WD, Niitsoo A: **Temperature and precipitation trends in Canada during the 20th century.** *Atmosphere-Ocean* 2000, **38**:395-429.
25. Yagouti A, Boulet G, Vincent L, Vescovi L, Mekis E: **Observed changes in daily temperature and precipitation indices for southern Quebec, 1960-2005.** *Atmosphere-Ocean* 2008, **46**:243-256.
26. Lemmen DS, Warren FJ, Lacroix J, Bush E, (éditeurs): **Vivre avec les changements climatiques au Canada: édition 2007.** pp. 448p. Ottawa (Ontario): Gouvernement du Canada; 2008:448p.
27. Tagaris E, Liao KJ, Delucia AJ, Deck L, Amar P, Russell AG: **Potential Impact of Climate Change on Air Pollution-Related Human Health Effects.** *Environ Sci Technol* 2009, **43**:4979-4988.
28. Zanobetti A, Schwartz J: **The Effect of Fine and Coarse Particulate Air Pollution on Mortality: A National Analysis.** *Environ Health Perspect* 2009, **117**:898-903.
29. Cendon S, Pereira LA, Braga AL, Conceicao GM, Cury Junior A, Romaldini H, Lopes AC, Saldiva PH: **Air pollution effects on myocardial infarction.** *Rev Saude Publica* 2006, **40**:414-419.

## Figures

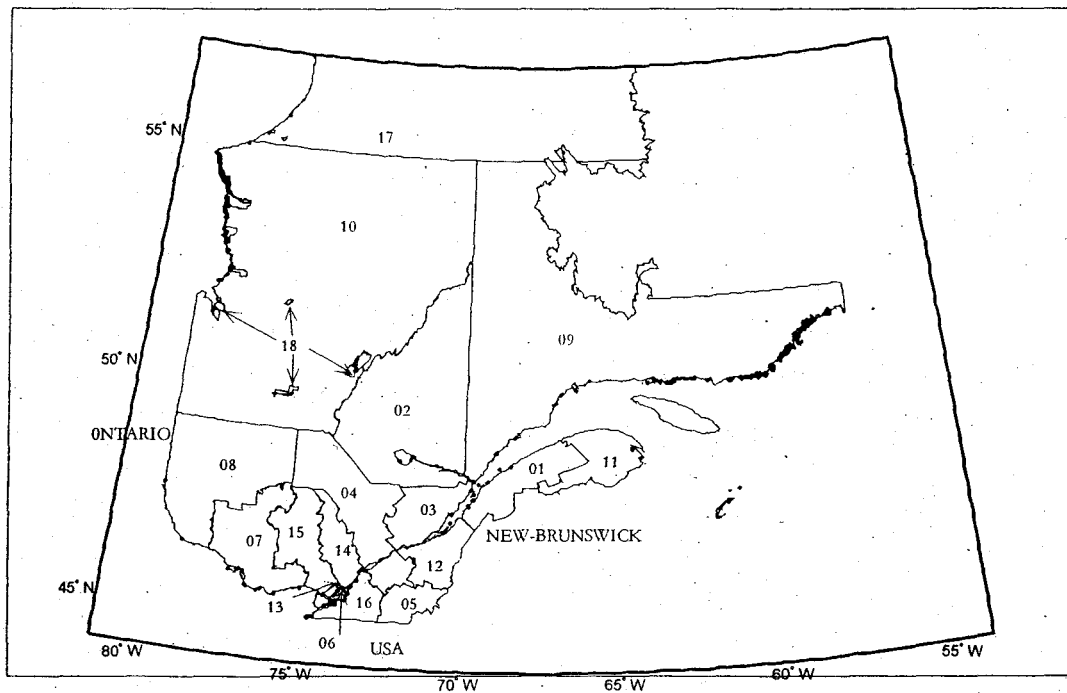


Figure 1: Health regions limits of the province of Québec

### Legend

Health region-Name (population density in inhabitants per km<sup>2</sup>)

01-Bas Saint Laurent (9.1); 02-Saguenay Lac Saint-Jean (2.9); 03-Capitale Nationale (36.5);  
04-Mauricie et Centre du Québec (11.61); 05-Estrie (29.9); 06-Montreal (3769.1); 07-  
Outaouais (11.5); 08-Abitibi-Témiscamingue (2.5); 09-Côte-Nord (0.4); 10-Nord-du-Québec  
(0.1); 11-Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine (4.7); 12-Chaudière-Appalaches (26.7); 13-Laval  
(1562.0); 14-Lanaudière (36.8); 15-Laurentides (26.0); 16-Montérégie (127.4); 17-Nunavik  
(0.02); 18-Terres-Cries-de-la-Baie-James (2.28).

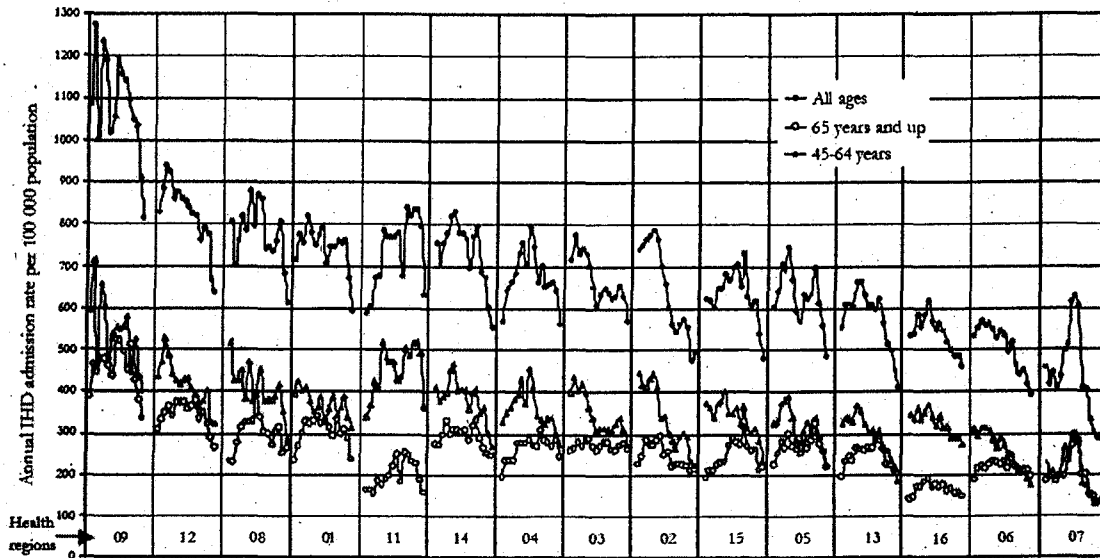


Figure 2: Men's annual IHD admission rate by health region

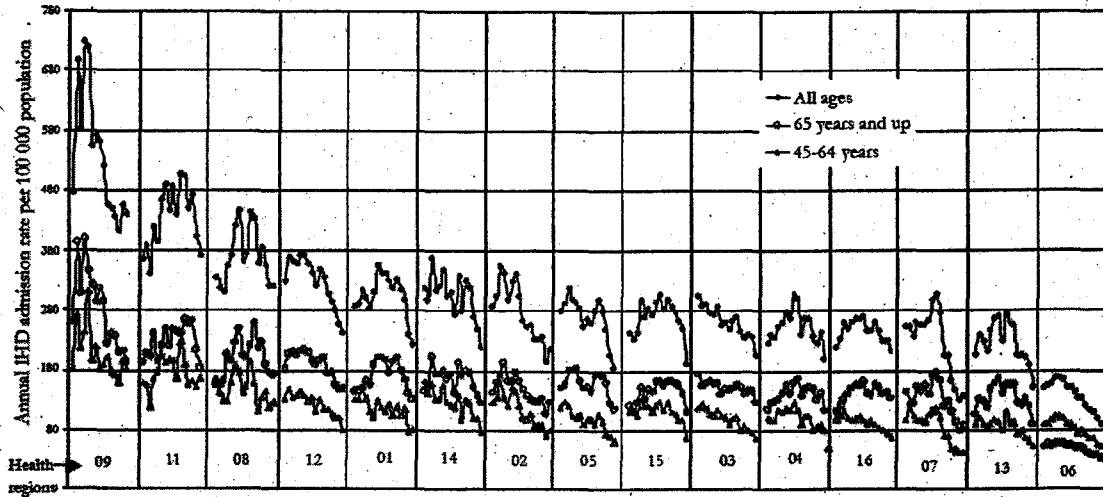


Figure 3: Women's annual IHD admission rate by health region

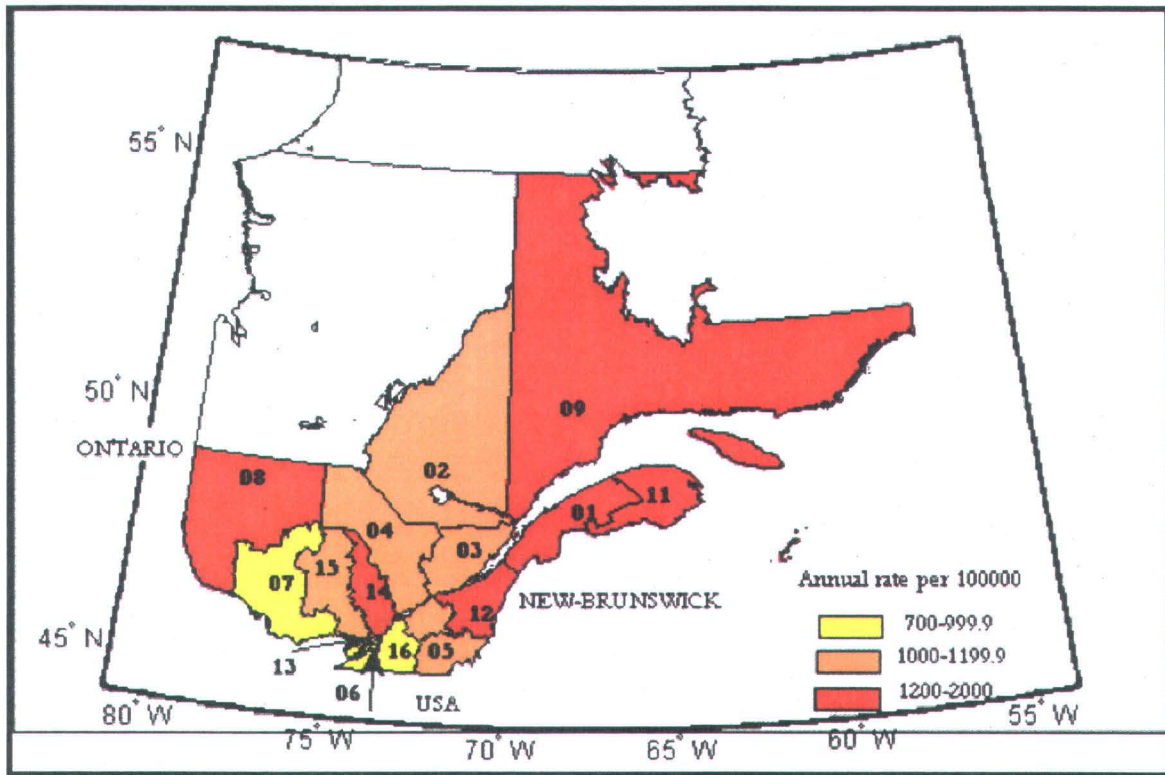


Figure 4: Annual IHD standardized admission rates for the age group of 45 and more and both genders

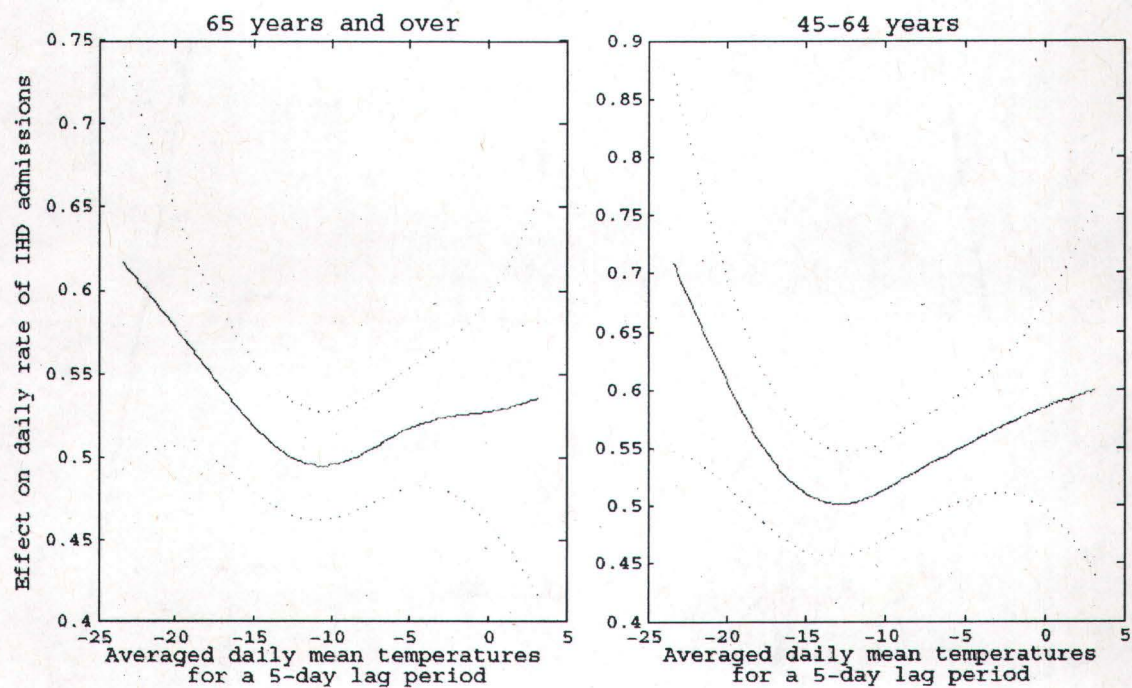


Figure 5: Effect of averaged daily mean temperatures for a 5-day lag on daily rate of IHD admissions for men in the health region of Capitale-Nationale in winter (typical curve)

Legend

The dotted functions represent a 95% confidence interval of the smoothing function.

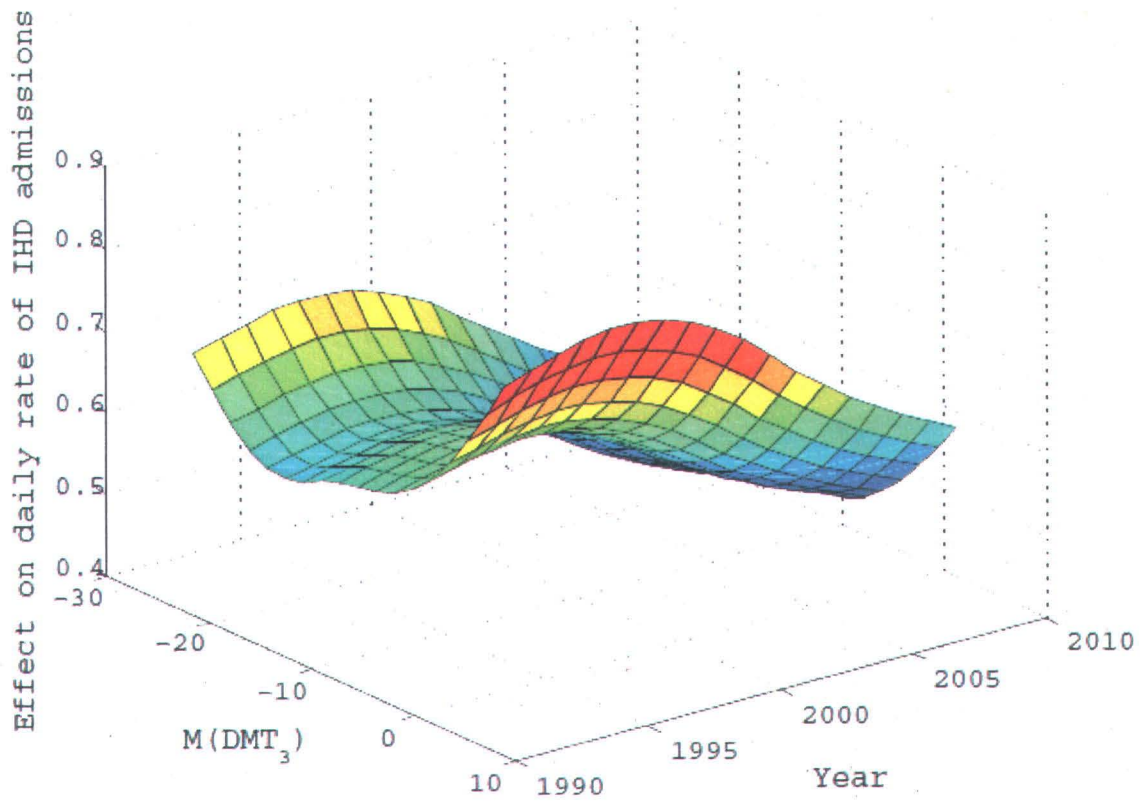


Figure 6: Effect of averaged daily mean temperatures for a 3-day lag on daily rate of IHD admissions over time, of 45-64 years old men in the health region of the Montreal in winter

Legend

$M(DMT_3)$  = averaged daily mean temperatures for a 3-day lag period

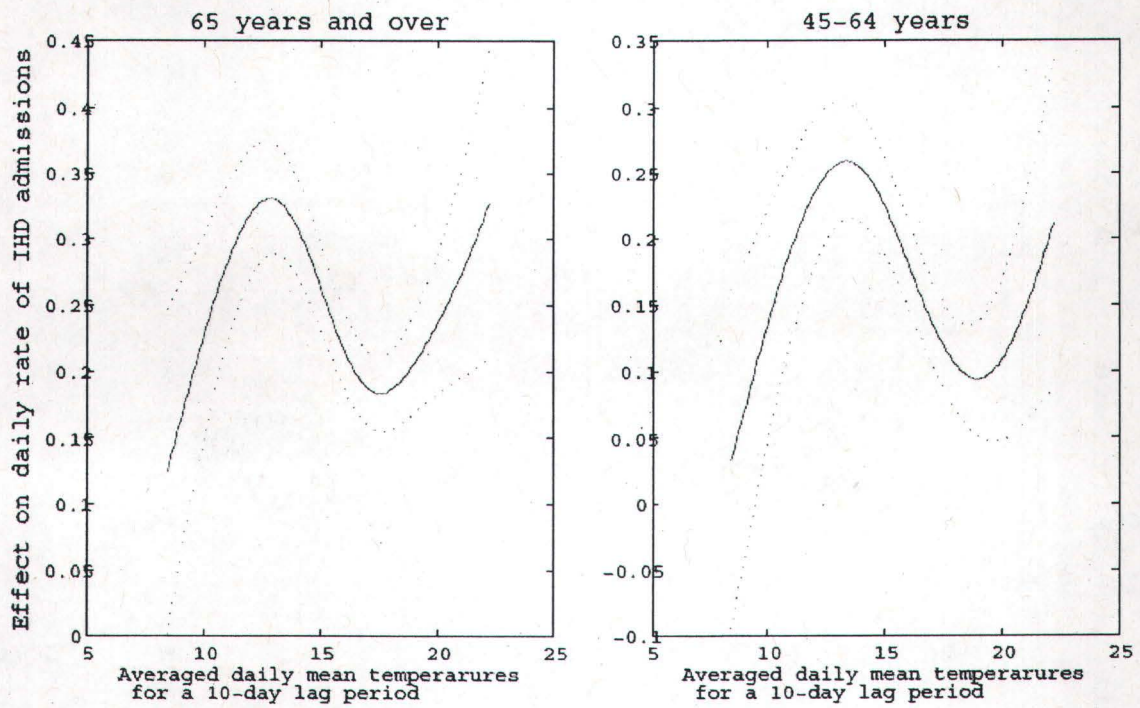


Figure 7: Effect of averaged daily mean temperatures for a 10-day lag period on daily rate of IHD admissions for women in the health region of Bas-Saint-Laurent in summer (typical curve)

Legend

The dotted functions represent a 95% confidence interval of the smoothing function.



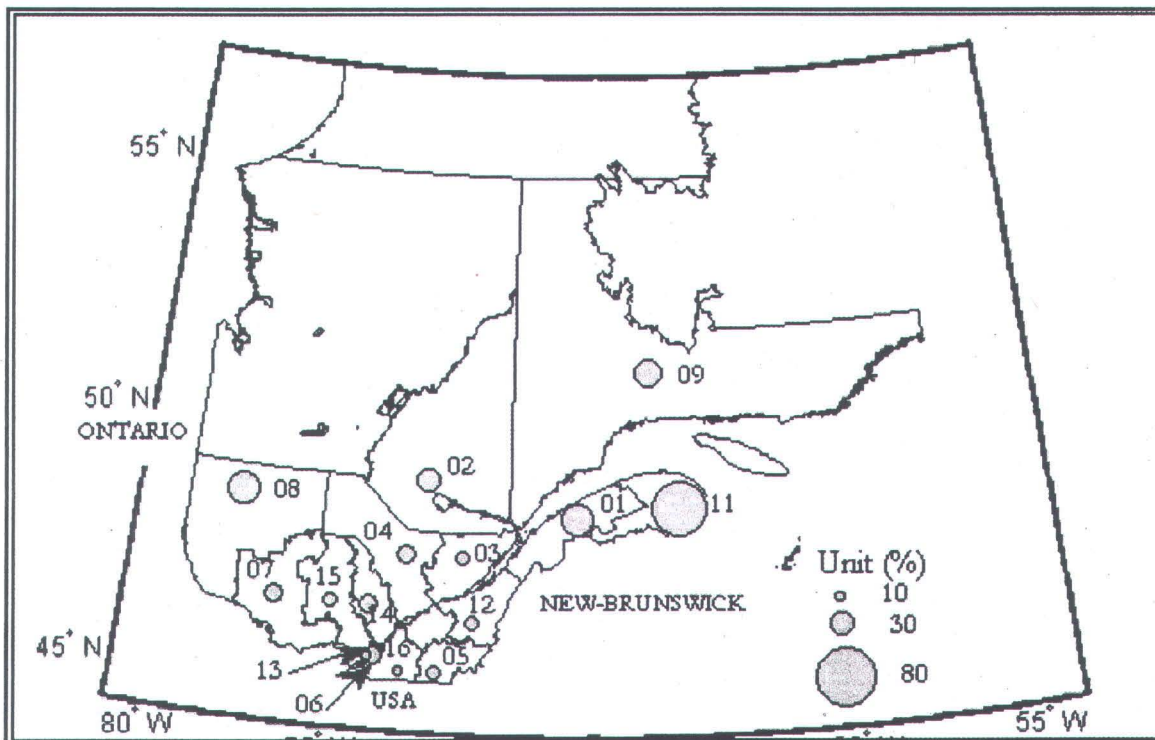


Figure 8: Percentage of the region's population that score in the highest quintile of material deprivation index (1996)

Legend

The material dimension is a socio-economic indicator based on education level, the employment/population ratio and the mean income.

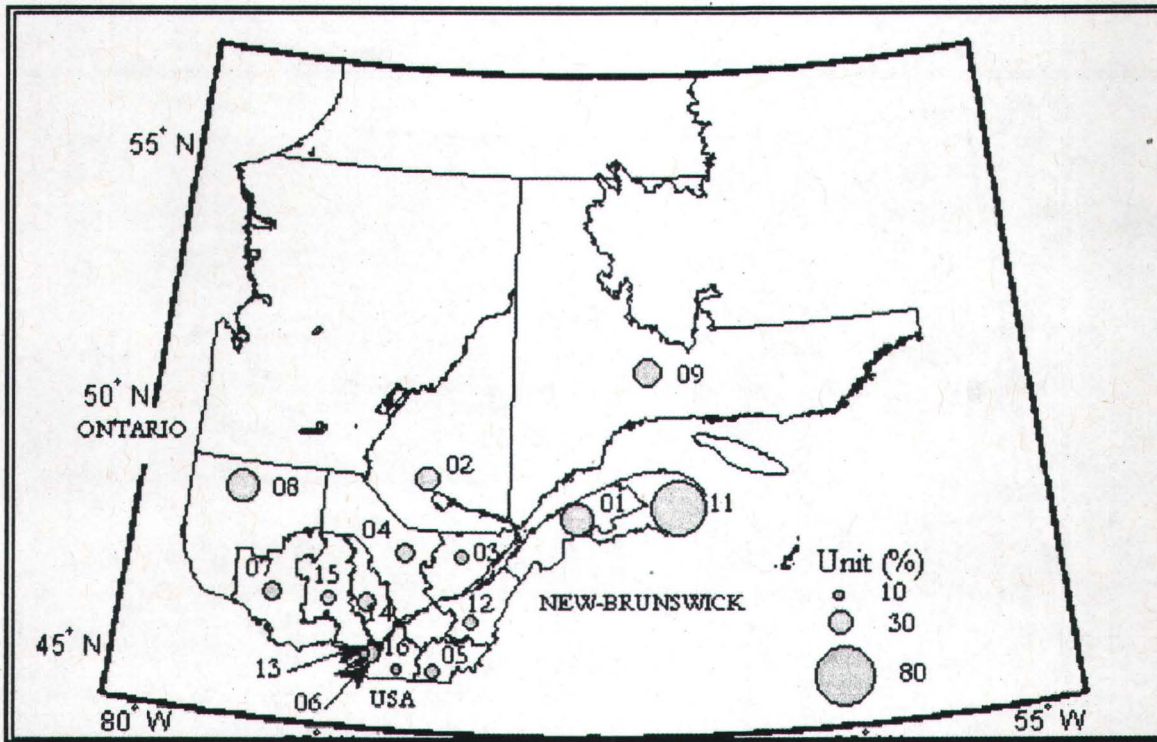


Figure 9: Percentage of the region's population that score in the highest quintile of social deprivation index (1996)

Legend

The social dimension takes into account the level of exclusion from a social network due to a separation, a divorce, widowhood, a single parenthood, or the fact of living alone.

## Tables

Table 1: Meteorological variables

Variable	Unit
Daily mean temperature	°C
Relative humidity	%
Precipitations	mm
Atmospheric pressure	Pa
Dew point	°C
Ground snow	mm

Table 2: Excess risk (%) due to a 1°C drop below a threshold in winter

Men	45-64 years		65 and up	
	Excess risk (%)		Excess risk (%)	
Health region	M(DMT <sub>L</sub> ) <sup>*</sup>	DMT	M(DMT <sub>L</sub> )	DMT
01- Bas-Saint-Laurent	<b>12.32</b>	<b>-9.90</b>	<b>-1.59</b>	-1.28
02- Saguenay-Lac-Saint-Jean	-3.21	<b>0.65</b>	<b>-11.65</b>	-1.83
03-Capitale-Nationale	<b>1.72</b>	<b>0.95</b>	<b>1.07</b>	0.06
04- Mauricie et Centre-du-Québec	-0.48	<b>1.32</b>	0.81	0.09
05- Estrie	7.73	-4.17	-2.69	-2.74
06- Montreal	<b>1.03</b>	0.56	<b>0.53</b>	<b>0.57</b>
07- Outaouais	<b>1.51</b>	<b>1.05</b>	<b>1.31</b>	<b>1.12</b>
08- Abitibi-Témiscamingue	2.42	-0.12	2.79	1.72
09- Côte-Nord	7.55	-1.63	-7.44	0.42
11- Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine	6.42	0.91	3.18	<b>2.98</b>
12- Chaudière-Appalaches	-1.57	1.04	2.03	0.13
13- Laval	-0.91	<b>2.11</b>	-1.20	0.28
14- Lanaudière	<b>7.22</b>	-0.29	1.70	<b>-2.22</b>
15- Laurentides	-0.72	-0.55	<b>-2.36</b>	0.53
16- Montérégie	0.60	<b>0.13</b>	<b>0.57</b>	<b>0.79</b>
Women	45-64 years		65 and up	
	Excess risk (%)		Excess risk (%)	
Health region	M(DMT <sub>L</sub> )	DMT	M(DMT <sub>L</sub> )	DMT
01- Bas-Saint-Laurent	<b>1.52</b>	-0.03	<b>1.20</b>	<b>0.34</b>
02- Saguenay-Lac-Saint-Jean	<b>-2.27</b>	-0.01	<b>-1.70</b>	-0.10
03-Capitale-Nationale	0.00	<b>-4.55</b>	<b>-1.66</b>	<b>0.20</b>
04- Mauricie et Centre-du-Québec	-0.15	<b>-7.20</b>	<b>-0.79</b>	<b>0.73</b>
05- Estrie	<b>4.46</b>	-0.10	<b>-3.59</b>	-0.02
06- Montreal	<b>-1.84</b>	0.11	-0.49	-0.01
07- Outaouais	<b>2.33</b>	<b>0.65</b>	-0.71	<b>2.88</b>
08- Abitibi-Témiscamingue	<b>7.67</b>	<b>-1.80</b>	na <sup>♦</sup>	na
09- Côte-Nord	6.69	<b>11.88</b>	<b>14.88</b>	<b>-11.35</b>
11- Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine	2.07	-0.41	-0.07	<b>-3.24</b>
12- Chaudière-Appalaches	<b>-6.52</b>	<b>-4.13</b>	<b>-1.09</b>	0.30
13- Laval	-0.48	<b>-0.78</b>	<b>1.21</b>	-0.09
14- Lanaudière	<b>-7.36</b>	<b>-1.07</b>	<b>-0.93</b>	0.26
15- Laurentides	<b>1.60</b>	<b>-1.10</b>	<b>1.47</b>	<b>0.81</b>
16- Montérégie	<b>-1.28</b>	<b>-0.25</b>	0.07	<b>-0.55</b>

Legend

\* DMT = daily mean temperature,

M(DMT<sub>L</sub>) = averaged daily mean temperatures for a given lag

♦ na : not available

In bold are values significantly different from zero ( $\alpha = 0.01$ )

Table 3: Excess risk (%) due to a 1°C rise above a threshold in summer

Men	45-64 years		65 and up	
	Excess risk (%)		Excess risk (%)	
Health region	M(DMT <sub>1</sub> ) <sup>*</sup>	DMT	M(DMT <sub>1</sub> ) <sup>*</sup>	DMT
01- Bas-Saint-Laurent	0.71	0.71	5.99	1.23
02- Saguenay-Lac-Saint-Jean	<b>-4.25</b>	0.61	<b>-11.56</b>	<b>-2.66</b>
03- Capitale-Nationale	1.06	0.26	<b>-5.06</b>	0.26
04- Mauricie et Centre-du-Québec	-0.30	0.65	1.84	0.33
05- Estrie	<b>2.53</b>	0.87	0.22	-0.66
06- Montreal	-0.72	0.52	-0.43	<b>1.08</b>
07- Outaouais	-1.89	<b>-2.32</b>	-12.03	0.29
08- Abitibi-Témiscamingue	5.80	4.19	<b>4.15</b>	<b>5.48</b>
09- Côte-Nord	1.77	15.58	<b>-13.62</b>	11.53
11- Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine	-2.58	-1.63	0.73	-0.39
12- Chaudière-Appalaches	1.39	1.46	-0.79	0.84
13- Laval	<b>-9.96</b>	<b>8.13</b>	-0.26	-2.49
14- Lanaudière	<b>-4.38</b>	0.54	<b>-2.87</b>	0.99
15- Laurentides	<b>-8.99</b>	<b>2.77</b>	na <sup>♦</sup>	na
16- Montérégie	2.14	-0.39	<b>1.58</b>	<b>2.13</b>
Women	45-64 years		65 and up	
	Excess risk (%)		Excess risk (%)	
Health region	M(DMT <sub>1</sub> )	DMT	M(DMT <sub>1</sub> ) <sup>*</sup>	DMT
01- Bas-Saint-Laurent	2.75	<b>6.59</b>	<b>3.47</b>	<b>-1.78</b>
02- Saguenay-Lac-Saint-Jean	<b>-4.24</b>	<b>-4.60</b>	<b>-4.52</b>	<b>-6.05</b>
03- Capitale-Nationale	<b>-4.87</b>	<b>-1.65</b>	<b>-1.72</b>	-0.80
04- Mauricie et Centre-du-Québec	<b>1.36</b>	<b>-4.93</b>	<b>-3.12</b>	<b>-10.90</b>
05- Estrie	<b>5.04</b>	<b>2.86</b>	-0.64	<b>-15.39</b>
06- Montreal	<b>3.08</b>	<b>0.82</b>	<b>3.06</b>	<b>1.55</b>
07- Outaouais	<b>10.07</b>	<b>6.76</b>	<b>-18.39</b>	<b>-19.02</b>
08- Abitibi-Témiscamingue	<b>-13.35</b>	0.87	<b>-6.80</b>	<b>3.17</b>
09- Côte-Nord	<b>6.50</b>	0.97	4.12	<b>2.76</b>
11- Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine	<b>3.47</b>	<b>-8.53</b>	<b>2.41</b>	<b>-5.75</b>
12- Chaudière-Appalaches	0.38	<b>6.39</b>	0.26	<b>4.02</b>
13- Laval	1.61	<b>-6.95</b>	<b>-3.67</b>	<b>-4.60</b>
14- Lanaudière	<b>5.81</b>	<b>-3.48</b>	<b>13.08</b>	0.72
15- Laurentides	<b>-4.12</b>	<b>4.28</b>	0.44	-0.30
16- Montérégie	<b>1.21</b>	-0.12	0.08	0.72

Legend

\* DMT = daily mean temperature; M(DMT<sub>1</sub>) = averaged daily mean temperatures for a given lag ; ♦ na : not available,

In bold are values significantly different from zero ( $\alpha = 0.01$ )

Table 4: Men and women smoking prevalence mean (%) by age group and health region (1998, 2000-2001, 2003)\*

Health region	Men		Women	
	45-64 years	65 and up	45-64 years	65 and up
Bas-Saint-Laurent	25.7	18.7	24.6	5.3
Saguenay-Lac-Saint-Jean	32.2	14.8	22.0	12.7
Capitale-Nationale	31.9	14.5	24.3	13.3
Mauricie-Centre-du-Québec	33.3	21.7	26.3	9.1
Estrie	32.1	12.6	25.1	10.5
Montreal	32.7	15.4	28.9	15.3
Outaouais	34.8	23.9	31.3	17.3
Abitibi-Témiscamingue	29.3	18.5	28.2	12.2
Côte-Nord	30.7	16.7	30.2	11.5
Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine	28.1	16.8	26.8	10.2
Chaudière-Appalaches	29.8	18.3	21.2	9.9
Laval	30.9	11.8	30.2	14.6
Lanaudière	38.7	22.2	35.1	15.0
Laurentides	32.0	18.1	29.0	14.5
Montréal	26.8	13.5	29.5	12.0

**Legend**

\* Data for 2003 were not available for all regions for the age group of 65 years and over.

**ARTICLE 2: CLIMATE AND COMORBIDITY IN QUEBEC: ASSESSMENT OF THE  
CLIMATE EFFECT ON MYOCARDIAL INFARCTION FOR THE PERIOD 1993-2003**

Soumis

Notez que la version incluse dans la thèse est sujette à être différente de la version publiée.

**Assessment of the climate effect on hospitalisation for myocardial infarction,  
adjusting for comorbidity, for the period 1993-2003 in Quebec, Canada**

Lampouguin Bayentin<sup>1†</sup>, PhD, Salaheddine El Adlouni<sup>2</sup>, PhD, Taha B.M.J. Ouarda<sup>1</sup>, PhD,  
Pierre Gosselin<sup>3</sup>, MD, Bernard Doyon<sup>3</sup>, MA, Fateh Chebana<sup>1</sup>, PhD

<sup>1</sup> Institut National de la Recherche Scientifique - Eau, Terre et Environnement (INRS-ETE)  
490 de la Couronne, Québec, QC, Canada G1K 9A9,

<sup>2</sup> Institut National de Statistique et d'Économie Appliquée (INSEA)  
B.P : 6217, Madinat Al Irfane, Rabat-Instituts, 10100 - Rabat (Maroc)

<sup>3</sup> Institut National de Santé Publique du Québec (INSPQ) and Université Laval  
945, avenue Wolfe, Québec, Qc, Canada, G1V 5B3

† Corresponding author

**Email addresses:**

LB: Lampouguin.Bayentin@ete.inrs.ca

SEA: el\_adlouni@yahoo.com

TMBJO: Taha.Ouarda@ete.inrs.ca

PG: pierre.gosselin@inspq.qc.ca

BG: BDoyon@cegep-fxg.qc.ca

FC: Fateh.Chebana@ete.inrs.ca



## **Abstract**

**Background:** Studies have confirmed the vulnerability to cardiovascular diseases of patients with some pre-existing medical conditions and to climate factors as well, but never jointly.

**Method:** A generalized additive model (GAM) was used to estimate the short-term effect of climatic conditions on the hospitalisation for myocardial infarction (MI) in patients with and without comorbidity over the 1993-2003 period for the province of Quebec (Canada), taking into account gender and age.

**Results:** The pattern of greater sensitivity to meteorological variables for the populations is dependent on gender, age, socio-economic factors, lifestyle and pre-existing diseases. During winter and summer seasons, climate effects on subjects with comorbidity were higher than the effects on subjects without comorbidity. In most cases, men were more vulnerable to extreme temperature for both states of comorbidity. During a heat wave, 65 years and older men were admitted earlier than women of the same age for both states of comorbidity. A single cold day was more harmful to 45-64 years old sick women, whereas admissions of women of the older age group were observed after a longer cold spell.

**Conclusions:** Overall, the pattern of greater sensitivity to climate variables for the populations is dependent on gender, age, pre-existing diseases, socio-economic factors and lifestyle. Other factors such as smoking and the behavioural differences among genders, age groups and regions contribute to the identification of the most at risk populations.

**Key words:** myocardial infarction, comorbidity, hospitalization, climate effect

## Introduction

The diseases that most influence the occurrence of cardiovascular diseases are diabetes, hypertension, obesity (abdominal obesity) and psychological conditions [1-3]. Studies have reported that myocardial infarction (MI) is more common among people with diabetes than those without [4]. Recently, it was found that the prevalence of hypertension, diabetes and obesity is increasing in all age groups in Canada [5], for both genders. Besides known risk factors and determinants, climate variables, especially temperature and relative humidity, are documented as having an association with circulatory diseases [6, 7]. Several studies have suggested that both hot and cold weather affect the incidence of MI [8]. Because of the expected changes in climate [9], there is a great interest in identifying the vulnerable populations and the more at risk regions with preventive adaptation of behaviours in mind. It has primarily been mainly reported that the occurrence of coronary events increases during cold periods, especially in countries or regions with year-long warm weather [6, 10, 11].

In recent work by Bayentin and al. [12] on the effects of climatic variables on ischemic heart disease (IHD) in the province of Quebec, a significant association was reported between temperature and daily rate of IHD admissions. In the present study, we examined the relationship between climatic variables and daily MI admission, taking into account sick individuals more at risk [13, 14] and the known difference in the MI incidence amongst genders and age groups. The research objective was to check whether comorbidity augments the risk of weather effects on the prevalence of MI.

## Methodology

### Data

#### Health data

Daily hospitalizations events for MI (ICD-9: 410), for individuals of 45 years old and above, from January 1<sup>st</sup>, 1993 to December 31<sup>st</sup>, 2003 (4017 days, 114 693 admissions) were extracted from health databases supplied by the *Institut national de la santé publique du Québec* (INSPQ) and the *Ministère de la Santé et des Services Sociaux du Québec* (MSSS). The existence of one or more diseases (or disorders) in addition to MI was taken into account using the D'Hoore comorbidity index [15]. The classification is done by assigning score 1, 2, 3 or 6 depending on the risk associated with the additional condition. D'Hoore index is a different interpretation of Charlson index [16], and is simpler by the fact that only the first three digits of the ICD-9 codes are used [15]. No distinction is made between a disease and its complicated form. The data were reorganised by state of comorbidity (with or without), by gender and by age group (45-64 years or 65 years and over). For an age group of particular gender, there was two time series of daily number of MI admissions: one for subjects without comorbidity and the other for subjects with comorbidity. The assessment of the effects of meteorological variables on both MI time series was done for both genders, both age groups and for 15 of Quebec's health regions. The three Northern regions (10, 17 and 18, located north of the 50<sup>th</sup> parallel) were excluded from the study due to a lack of homogeneous data. Most of Quebec's population (7.8 millions, about 99%) is located in the southern part of the province with higher densities in urban centers such as Montreal [17].

With the estimated annual population data, a direct standardization [18] was conducted for age and gender to obtain the daily rate of MI admissions for each health region. A Student-t

test [19] was performed on the difference among the means of daily rate of MI admissions for the two states of comorbidity for both seasons.

Other health determinants of risk factors were considered at an aggregate level in the interpretation of the results. Data on the deprivation index [20] were thus obtained from INSPQ to take into account income levels, education and employment, as well as social support. Indeed, this index includes two dimensions: material and social [21, 22]. The index is available at a very fine scale (the dissemination area level) [23] or its former equivalent, every five years, since 1996 and uses quintiles for classification. As a broad indicator for other known risk factor for MI, we used results from Lee and al. [5] on trends from 1994 to 2005 in risk factors for cardiovascular diseases in Canada. For six risk factors (hypertension, diabetes, obesity, smoking, physical activity, and income), a prevalence exceeding the national average by at least 10% for each health region has been calculated and attributed a score (0, 1... 6).

### **Meteorological data**

Observed meteorological data are from Environment Canada's National Climate Archives [24]. The same observed meteorological data were used for the regions of Laval and Montreal because of their proximity. Note that when more than one station was used in a region, the mean of observations from those stations was used for the corresponding health region. Table 1 gives a summary of the meteorological data considered in the study. Winter season corresponds to the months of December, January and February and summer season to the months June, July and August. Note that the choice of variables was limited to daily mean temperature, precipitation and ground snow for the regions 04, 07, 12 and 14 (see

figure 1) because of missing meteorological data for the other variables during the period of study.

We also classified health regions in three broad groups based on bioclimatic regions as defined by the Quebec Ministry of Environment [25]. There is a general gradient of increasing mean temperature from North to South and from East to West in the province; precipitation follow roughly a similar increasing pattern in the same directions [26]. A warming trend for the period 1960-2000 has also followed the same pattern [27]. A first group includes north-western region 08 and north-eastern regions 01, 02, 09 and 11, termed the Cold group from now on. The second group, referred to as the cool group, consists of regions 03, 04, 05, 12, and 14 located in the south and center of the province. The last group includes regions 06, 07, 13, 15 and 16 which are located in the south western part of the province and will be referred to as the Warm group.

### **Statistical analysis**

Generalized Additive Models (GAM) [28] were used to describe the effects of climatic variables on MI daily hospitalisation. The daily rate of MI hospital admissions was the outcome in a GAM with a Poisson distribution which varies as the sum of non linear functions of the meteorological variables. Other variables included in each model are the day of the week, the order of the day in the season to account for seasonality within the season, and the year of observation for long term trend. For parameter estimation, we used the approach combining a smoothing parameter  $\lambda$  with B-splines basis functions [29]. The variables to be included in the model were selected by a forward stepwise selection technique and an F-test was conducted in the comparison of two different models [28]. Prior to variables selection a lag search was performed using the generalized cross-validation (GCV)

criterion. For each variable, we computed the mean of past observations up to two weeks and the number of days providing the smallest model  $GCV$  was added to the list of covariables. The smoothing parameter  $\lambda$  was chosen by comparing the Akaike information criterion ( $AIC$ ) values corresponding to different smoothing values ( $\lambda = 0.001, 5, 15, 30, 60, 90$  and  $120$ ). The extent of the climate effects, named excess risk, is the relative change in the daily rate of MI admission due to a decrease of  $1^{\circ}\text{C}$  below a temperature threshold for winter and an increase of  $1^{\circ}\text{C}$  above a threshold in summer. The t-test performed on the excess risks was at a 1% significance level.

To investigate the potential effect modification by age, sex and state of comorbidity by estimating the model after stratification of the data based on those three factors.

## **Results**

### **Descriptive statistics**

The annual MI admission rates for both states of comorbidity for men (Figures 2 and 3) and women (Figures 4 and 5) showed in general, an increasing trend in individuals with comorbidity and a decreasing trend for those without comorbidity for both genders, over the study period. A closer look at the annual MI rate per season (Table 2) confirm those findings for subjects of 65 years and over for both seasons and genders. However, for the 45-64 years age group those trends only apply to men.

For 45-64 years old women, for winter annual MI admission rate, the individuals without comorbidity displayed a negative trend in half of the health regions and a positive one in the other half; a decreasing trend was observed as well in most regions for individuals with comorbidity, contrary to the general pattern. To further complicate the picture, an increasing

trend was recorded in most health regions for 45-64 years old women without comorbidity for summer annual MI admission rates during the study period. For 45-64 years old women with comorbidity, both positive and negative trends were observed in approximately the same proportion of health regions.

The annual MI admission rate illustrations for men 45 years old and over (Figures 2 and 3) also draw attention to the fact that most hospitalised individuals are in the age group of 45-64 years old for the cases without comorbidity (83.3%, standard deviation (SD) = 3.7%) and the ones with comorbidity (60.2%, SD = 6.8%), in all regions (tabular data not presented). For women, in data without comorbidity, the majority of admissions are in the 45-64 years old age group (60.7%, SD = 9.2%), whereas for data with comorbidity we noted that the majority of admissions were for 65 years and over (63%, SD = 8.7%) in all regions.

A Student-t test was conducted on whether or not the daily mean of MI admission rate for subjects with comorbidity is statistically higher than the mean for subjects without comorbidity for both genders, both age groups and both seasons. As expected, for 65 years and older women and men, the daily mean of admission rate with comorbidity is superior to the mean of admission rate without comorbidity for both seasons. For 45-64 years old men and women, however, there was no significant difference between the means of both states of comorbidity MI admission rate in most regions.

Regardless of gender and comorbidity, regions 01 and 11 of the Cold group displayed the highest annual MI admission rates. Without distinction of gender, the highest annual admission rates were in region 02 (Cold group) and region 07 (cool group) for subjects

without comorbidity and regions 04 (Warm group) and 08 (Cold group) for the subjects with comorbidity.

### **Estimated models**

The meteorological variables included in the winter models, in addition to the day of the season, the day of the week and the year, vary with the gender, the state of comorbidity, the age group and the region of the data. For men in both seasons and women in summer, delayed variables were first included in the models. For women in winter, same-day meteorological variables were chosen first in most regions.

The form of the effect of mean temperature on men MI daily admission rates are shown in Figures 6 and 7 for both states of comorbidity. Note that the choice of the health regions corresponding to those figures is for illustrative purpose only. Daily MI admission rates increase with precipitation and ground snow for both states of comorbidity in most regions. For more meaningful analyses from a climatic point of view, we regrouped the 15 health regions by geographical and climatic proximity (see Methodology), to form Cold, Cool and Warm groups of regions.

### **Winter effects**

The excess risk (ER) due to a 1°C drop in daily mean temperature and averaged daily mean temperature for a given lag period on daily MI admission rate was calculated for both states of comorbidity and for both genders in all regions.



In winter, for 45-64 years old men, the proportions of regions with highest values of ER between the two states of comorbidity were equal for both temperature variables. In most north-eastern regions (Cold group) men with comorbidity were more vulnerable to cold temperature of the actual day of admission, whereas men without comorbidity from the same regions were more at risk after a cold spell. In the Cool group of regions, men without comorbidity were more vulnerable to one-day cold temperature, whereas men with comorbidity were more at risk during or after a cold spell. For 65 years and over men, the ER for subjects with comorbidity was higher in most regions for a change in both temperature variables (single-day and continuous cold days). A geographical examination show that for a single-day change in temperature, most high values of ER for subjects with comorbidity were in regions of the Cold and Warm groups, whereas for a drop in the mean of previous days temperatures most high values were in the Cool group of regions.

Women with comorbidity were clearly more at risk of MI hospital admission only for 45-64 years old and this to consecutive days of cold temperature. The comparison by group of regions showed that women with comorbidity in the Cold and Cool regions were more affected to a drop in both temperature variables.

A comparison based on gender showed that for 45-64 years old subjects, in the majority of the regions men's excess risks were higher than women's for both states of comorbidity and for changes in both temperature variables (Table 3). For the 65 years old and over, the vulnerability of a particular gender over the other one varies from region to region without any consistency across the province for both states of comorbidity. Taking the three highest ERs in each case, revealed that most high values were observed in regions located in the

Cold group for men, and in the Cool group for women. For both genders, the few cases of higher values in regions situated in the Warm group were mostly for 45-64 years old group.

### **Summer effects**

Men with comorbidity presented higher ER in most regions in comparison to men without comorbidity for both age groups. For women, the vulnerability of subjects with comorbidity over those without comorbidity was only observed in most regions of the Cold group for both age groups and both temperature variables. Women without comorbidity were more at risk of MI admission in health regions of the Cool and Warm groups.

In most regions, men of both age groups were more affected by changes in daily mean temperature in comparison to women for both states of comorbidity (Table 4). Those few regions where women were more at risk were for the cases without comorbidity and were mainly regions of the Warm group for 65 years and over and regions of the Cool group for 45-64 years old. When the heat persists over more than one day, the effects are more harmful to 45-64 years old men and 65 years and over women for both states of comorbidity.

A comparison between the age groups reveals that for a change in daily mean temperature, 45-64 years old women displayed highest ER for both states of comorbidity, whereas only in the cases with comorbidity did men of 65 years and over have highest risk. A look at the lowest daily mean temperature from which the smoothing function have a positive slope for the age group of 65 years and over, reveals that in most regions men with comorbidity and women without comorbidity started being affected at lower temperature thresholds.

To further understand the differences in weather effects among the health regions, genders and age groups, we used results from a study by Lee and al. [5] on cardiovascular risk factors trends in Canada trends from 1994 to 2005. Of the six risk factors (hypertension, diabetes, obesity, smoking, physical activity, and income), the ones with prevalence greater than 10% above Canadian average were counted for each health region and the results for the province of Quebec and are summarized in Table 5. Most of the health regions have two or three risk factors prevalence greater than 10% above Canadian average and the highest number of five was found in regions 09 and 11 (Cold group).

A deprivation index with two dimensions (material and social) was also examined [21]. The highest values of material deprivation (Table 6) were in regions 01, 02, 08, 09, 11, all from the Cold group of regions and the highest values of the social deprivation index were in metropolitan regions such regions 03, 06 and 07, all three from the Warm group of our earlier region classification

### **Interpretation**

The relationship between MI hospital admission and climate is very complex one, and it depends on environmental, socio-economic and medical factors. Nonetheless, a strong relationship was observed in this study between MI hospital admission rates and climatic conditions for both states of comorbidity. A comparative analysis pointed out important disparities of the temperature effects among states of comorbidity, age groups, genders, and health regions.

### *Consistency with recent temporal trends*

Descriptive statistics revealed a decreasing trend in annual MI admission for individuals without comorbidity and an increasing trend for those with comorbidity for both genders and age groups.

These findings are consistent with the national trends [30]. Analysis by season shows an increasing trend in winter MI admissions for 45-64 years old women with comorbidity and a decreasing trend in summer MI admissions for women without comorbidity. The decreasing trend in 45-64 years old sick women admissions for MI during winter can be attributed to a better care and management of patients with risk factors like diabetes [31] and changes in lifestyle bringing a decreased exposure to extreme cold.

The positive trend in MI admissions for 45-64 years old women with comorbidity was not statistically different from zero in any of the 15 health regions. Also in most regions, the proportion of admissions of 65 years and older women with comorbidity was equal or above 50%. Older age is a potent risk factor of cardiovascular disease (CV) for women as it not only increases their risk, but also makes them more likely to suffer from comorbidities such as diabetes and hypertension, known to be risk factors of CV [32]. In addition, the gender difference in cardiovascular symptoms [33, 34] and the protective role of hormones in premenopausal women [35, 36] can contribute to under-diagnosis for younger women. A comparison of means of MI admission rate of the two states of comorbidity revealed highest means for admissions with comorbidity for 65 and older men and women. For 45-64 years old men and women, there was no significant difference amongst the means of both states of comorbidity data. This similarity is probably due to the fact that 45-64 years old

men and women are exposed to weather extremes through their occupation, daily commute, social and work related obligations, regardless of their state of comorbidity. The risk of admission for subjects with comorbidity might be higher because of medical conditions, but individuals without comorbidity also subject themselves to higher risk of MI hospital admission through their habits (smoking, diet, exercise)[1, 5].

***High levels of deprivation and risk factors influences sensitivity to climate***

A comparison amongst regions reveals that higher risks of MI hospital admission during winter were mostly in regions from the Cold group for men and in the Cool group for women. The highest ERs in regions in the Cold group can be partially explained by the high material deprivation indexes (Table 6) in those regions. Actually, the five regions in the Cold group have the 5 highest material deprivation indexes of the entire province. Moreover, most of those regions have at least three risk factors with prevalence greater than 10% above Canadian average (Table 5).

The number of high risk factors levels for regions in the Cool group was between 1 and 3. Even if those numbers are lower than the Cold group ones, they just the same can explain the highest risk for women in those same regions, along with the high deprivation indexes in some of the regions. And because most high values for summer effects were also found in regions of the Cool group for both genders, the consideration of risk factors (between 1 and 3) above Canadian average, combined with worst scores on deprivation index and possibly unknown factors, is a valuable explanation for the high risk of MI hospital admission.

Studies have showed that poverty is a risk factor for heat-related mortality [37]. Given the high deprivation index in regions of the Cold group, the quick adaptation to a hot day, such as air conditioning, might not be available for individuals of the low socio-economic status.

### ***Individuals with co-morbidity are more sensitive to climate***

For both genders, the effects of a 1°C temperature drop on subjects with comorbidity are higher than the ones on subjects without comorbidity. The higher risk of myocardial infarction in subjects with comorbidity in comparison to healthy individuals is recognized for diseases such diabetes, hypertension and obesity [38-41]. Diabetes, for example is associated with peripheral neuropathies and vasculopathies, which alter the ability to regulate heat loss in the extremities by lowering the blood flow [42, 43]. Individuals with comorbidity in the older age groups are more at risk during a heat wave because of their reduced capacity to regulate their body core temperature [13, 44]. During summer, women with comorbidity were more vulnerable than women without comorbidity only to the effects of previous days' mean temperature in the 65 years and over age group. A check by geographical group reveals that in most regions in the Cold group, sick individuals were more at risk of MI hospital admission due to a rise in daily mean temperature, for both age groups.

### ***Some age and gender subgroups are more sensitive to climate***

A gender based comparison shows that, during both seasons, 45-64 years old men were more at risk of hospital admission in comparison to women of the same age group for both states of comorbidity and for the effects of both temperature variables. 45-64 years old men have higher levels of risk factors [40] in comparison to women and their exposure to extreme temperature through daily activities (job, commute, and stress), might just be a

trigger to a MI. For the 65 years and over age group, during summer, men were more affected by a rise in daily mean temperature, and if the rise persisted over several days, women became more at risk of MI hospital admission. Besides behavioural difference amongst both genders that can affect MI incidence, studies have demonstrated that women in certain conditions were more at risk than men. It's been reported that with risk factors such as diabetes, smoking and elevated triglycerides, women were at a much greater relative risk of MI than men [45, 46]. Known risk factors for heat stress include age, obesity, hypertension, and diabetes mellitus [44], which also happen to be cardiovascular diseases risk factors. Also several studies support the hypothesis that premature cessation of ovarian function, and menopause increase the risk of MI hospital admission [36, 46, 48].

Men in the 45-64 years age group were more affected than 65 years and older men during winter for both temperature variables and both states of comorbidity. Women 45-64 years old also had higher ERs over 65 years and older women in half of the health regions during winter. But during summer, only 65 years and older women with comorbidity showed higher risk in comparison to 45-64 years old women to the exposure of continuous days of hot temperature. The vulnerability of 45-64 years old individuals to temperature over the older age group is comprehensible because they are probably more exposed to extreme weather.

The difference amongst age groups also lies in the high level of risk factors in the younger group and in the differences in lifestyles between both age groups. The number of individuals exposed to extreme weather, such as outdoor workers, varies by gender, age group, state of comorbidity and region. A single day of extreme heat might encourage 65 years and older subjects (sick or not) to retreat to cooler environments, but when the heat

persists over several days, 45-64 years old subjects are usually still working and also more likely to engage in familial summer recreational activities, thus exposing themselves more to outdoors temperature. On the other hand, 65 years and older subjects are mostly retirees (Figure 8), thus less likely to be involuntarily exposed through the work environment or outdoors activities.

Overall, the pattern of greater sensitivity to climate variables for the populations already at risk is dependent on pre-existing diseases, socio-economic factors and lifestyle.

### **Limitations of the study**

The present study has some limitations. Because the considered health data were secondary, patient history of heart disease, or personal habits were not available. The second limitation of our study was our inability to distinguish between new admissions and repeated ones.

That is, there was no way to distinguish between admissions if the patient was admitted more than once in the same time series.

### **Conclusion and future directions**

The main objective of the present study was to investigate the differences in the effect of climatic variables on MI daily admission rates for two states of comorbidity. These results, although exploratory, show that the incidence of MI hospitalization in the population is not only associated with climatic variables, but it is also strongly influenced by the presence of other diseases: the effects of climate variables on MI hospital admission of individuals with comorbidity were higher in comparison to the effects on people without comorbidity for both seasons. With few exceptions, men were more at risk of MI hospital admission than



women. The risk was higher for 45-64 years old men for both seasons and both states of comorbidity in comparison to 65 years and over men. For women, the most vulnerable age group varies quite extensively by region, comorbidity status and temperature variable.

There were two findings that apply to the entire province over a variety of regional climates. First, 45-64 years old men with comorbidity, during winter were more affected by cold spells than a single day cold day. Second, during summer 65 years and older women with comorbidity were more vulnerable to heat, if it persisted over several days.

Future studies should focus on examining personal habits and characteristics that explain the differences in those results. Those studies should also take into account co-existing diseases.

With the rising trend reported for the relevant risk factors [5], the annual rate for MI admission for subjects with comorbidity is likely to rise because of relationship between poverty and obesity, and thus diabetes and hypertension. Future research on the risk of climate change should consider those new findings for better assessment of the population risk.

**Competing interests:** None declared.

**Contributors:** All the authors contributed to the conception and design of the study, acquisition and interpretation of the data, and drafting and revising of the manuscript. All of the authors approved the final version submitted for publication.

**Acknowledgements:** We thank Christian Charron for his assistance in the extraction of data and Alain Vanasse for the comorbidity classification.

**Funding:** This project was funded by Ouranos, Santé Canada, the Institut National de Santé Publique du Quebec and the Ministère de la santé et des services sociaux du Quebec.

## References

1. Yusuf S, Hawken S, Ounpuu S, Dans T, Avezum A, Lanas F, McQueen M, Budaj A, Pais P, Varigos J, Lisheng L: **Effect of potentially modifiable risk factors associated with myocardial infarction in 52 countries (the INTERHEART study): case-control study.** *Lancet* 2004, **364**:937-952.
2. Fang J, Alderman MH: **Impact of the increasing burden of diabetes on acute myocardial infarction in New York City: 1990-2000.** *Diabetes* 2006, **55**:768-773.
3. Grundy SM, Benjamin IJ, Burke GL, Chait A, Eckel RH, Howard BV, Mitch W, Smith SC, Jr., Sowers JR: **Diabetes and cardiovascular disease: a statement for healthcare professionals from the American Heart Association.** *Circulation* 1999, **100**:1134-1146.
4. Koek HL, Soedamah-Muthu SS, Kardaun JW, Gevers E, de Bruin A, Reitsma JB, Bots ML, Grobbee DE: **Short- and long-term mortality after acute myocardial infarction: comparison of patients with and without diabetes mellitus.** *Eur J Epidemiol* 2007, **22**:883-888.
5. Lee DS, Chiu M, Manuel DG, Tu K, Wang X, Austin PC, Mattern MY, Mitiku TF, Svenson LW, Putnam W, et al: **Trends in risk factors for cardiovascular disease in Canada: temporal, socio-demographic and geographic factors.** *CMAJ* 2009, **181**:E55-66.
6. Chang CL, Shipley M, Marmot M, Poulter N: **Lower ambient temperature was associated with an increased risk of hospitalization for stroke and acute myocardial infarction in young women.** *J Clin Epidemiol* 2004, **57**:749-757.
7. Lee JH, Chae SC, Yang DH, Park HS, Cho Y, Jun JE, Park WH, Kam S, Lee WK, Kim YJ, et al: **Influence of weather on daily hospital admissions for acute myocardial infarction (from the Korea Acute Myocardial Infarction Registry).** *Int J Cardiol* 2009.
8. Bhaskaran K, Hajat S, Haines A., Herrett P., Wilkinson P. and Smeeth L.: **Effects of ambient temperature on the incidence of myocardial infarction.** *Heart* 2009, **95**: 1760-1769.
9. Schnoor JL: **The IPCC fourth assessment.** *Environ Sci Technol* 2007, **41**:1503.
10. Barnett AG, Dobson AJ, McElduff P, Salomaa V, Kuulasmaa K, Sans S: **Cold periods and coronary events: an analysis of populations worldwide.** *J Epidemiol Community Health* 2005, **59**:551-557.

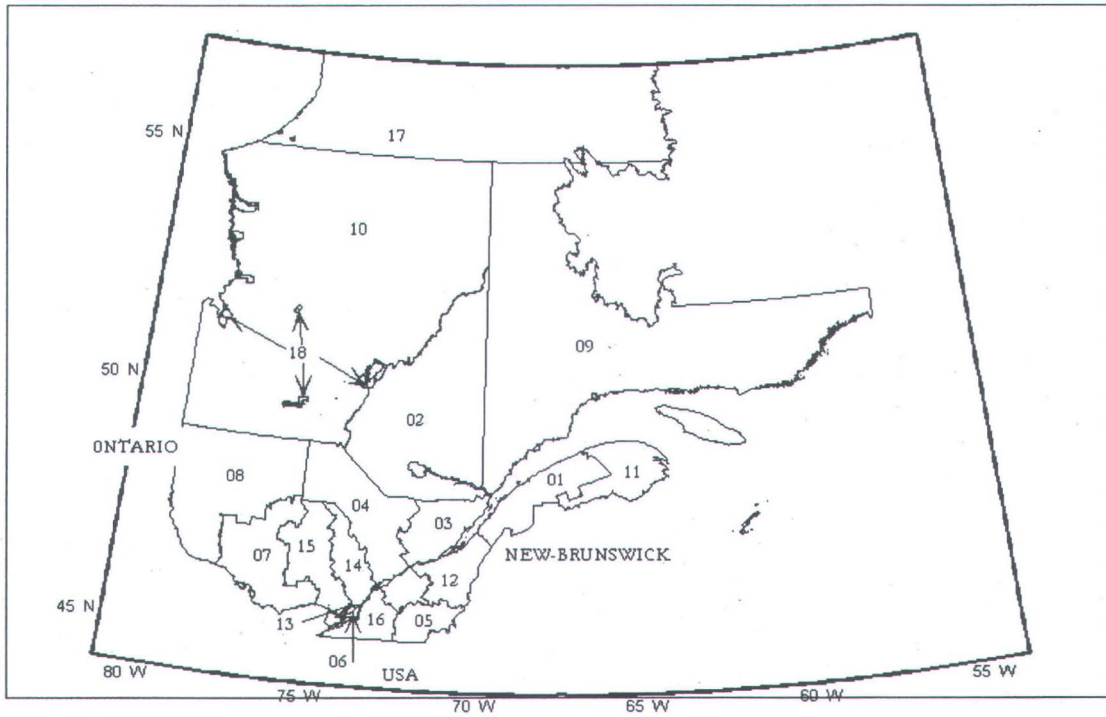
11. Morabito M, Modesti PA, Cecchi L, Crisci A, Orlandini S, Maracchi G, Gensini GF: **Relationships between weather and myocardial infarction: a biometeorological approach.** *Int J Cardiol* 2005, **105**:288-293.
12. Bayentin L, El Adlouni S, Ouarda TB, Gosselin P, Doyon B, Chebana F: **Spatial variability of climate effects on ischemic heart disease hospitalization rates for the period 1989-2006 in Quebec, Canada.** *Int J Health Geogr* 2010, **9**:5.
13. Basu R, Samet JM: **Relation between elevated ambient temperature and mortality: a review of the epidemiologic evidence.** *Epidemiol Rev* 2002, **24**:190-202.
14. Basu R: **High ambient temperature and mortality: a review of epidemiologic studies from 2001 to 2008.** *Environ Health* 2009, **8**:40.
15. D'Hoore W, Sicotte C, Tilquin C: **Risk adjustment in outcome assessment: the Charlson comorbidity index.** *Methods Inf Med* 1993, **32**:382-387.
16. Charlson ME, Pompei P, Ales KL, MacKenzie CR: **A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: development and validation.** *J Chronic Dis* 1987, **40**:373-383.
17. INSPQ: **Les régions métropolitaines.** In *La situation démographique au Québec, bilan 2000* 2000:16p.
18. Anderson RN, Rosenberg HM: **Age standardisation of death rates: Implementation of the year 2000 standard.** *Natl Vital Stat Rep* 1998, **47**:1-16.
19. Lawless JF: *Statistical Models and Methods for Lifetime Data.* 2 edn: Wiley-Interscience; 2003.
20. Pampalon R, Hamel D, Gamache P, Raymond G: **A deprivation index for health planning in Canada.** *Chronic Dis Can* 2009, **29**:178-191.
21. Morin A: **Recueil statistique sur la pauvreté et les inégalités socioéconomiques au Québec.** Québec, ISQ, MESS, 134p.; 2006.
22. Pampalon R, Raymond G: **A deprivation index for health and welfare planning in Quebec.** *Chronic Dis Can* 2000, **21**:104-113.
23. Puderer H: **Introducing the dissemination area for 2001 census: an update.** *Geography Working Paper Series, Statistique Canada* 2001, 2000.
24. Environnement-Canada: **Canada's National Climate Archive.**
25. Gerardin V, McKenney D: **Une classification climatique du Québec à partir de modèles de distribution spatiale de données climatiques mensuelles : vers une**

- définition des bioclimats du Québec.** Direction du patrimoine écologique et du développement durable, Ministère de l'environnement, Québec; 2001.
26. Lemmen DS, Warren FJ, Lacroix J, Bush E, editors: **From Impacts to Adaptation: Canada in a Changing Climate 2007.** Government of Canada, Ottawa, ON, 448p.; 2008.
  27. Yagouti A, Boulet G, Vincent L, Vescovi L, Mekis E: **Observed changes in daily temperature and precipitation indices for southern Quebec, 1960-2005.** *Atmosphere-Ocean* 2008, **46**:243-256.
  28. Hastie TJ, Tibshirani RJ: *Generalized Additive Models.* New-York: Chapman & Hall; 1990.
  29. Eilers PHC, Marx BD: **Flexible smoothing with B-splines and Penalties.** *Statist Sci* 1996, **11**:89-120.
  30. Tu JV, Nardi L, Fang J, Liu J, Khalid L, Johansen H: **National trends in rates of death and hospital admissions related to acute myocardial infarction, heart failure and stroke, 1994-2004.** *CMAJ* 2009, **180**:E118-125.
  31. Booth GL, Kapral MK, Fung K, Tu JV: **Recent trends in cardiovascular complications among men and women with and without diabetes.** *Diabetes Care* 2006, **29**:32-37.
  32. Schenck-Gustafsson K: **Risk factors for cardiovascular disease in women.** *Maturitas* 2009, **63**:186-190.
  33. Crilly M, Bundred P, Hu X, Leckey L, Johnstone F: **Gender differences in the clinical management of patients with angina pectoris: a cross-sectional survey in primary care.** *BMC Health Serv Res* 2007, **7**:142.
  34. Regitz-Zagrosek V, Lehmkuhl E, Weickert MO: **Gender differences in the metabolic syndrome and their role for cardiovascular disease.** *Clin Res Cardiol* 2006, **95**:136-147.
  35. Vitale C, Mendelsohn ME, Rosano GM: **Gender differences in the cardiovascular effect of sex hormones.** *Nat Rev Cardiol* 2009, **6**:532-542.
  36. Fioretti F, Tavani A, Gallus S, Franceschi S, La Vecchia C: **Menopause and risk of non-fatal acute myocardial infarction: an Italian case-control study and a review of the literature.** *Hum Reprod* 2000, **15**:599-603.
  37. O'Neill MS, Zanobetti A, Schwartz J: **Modifiers of the temperature and mortality association in seven US cities.** *Am J Epidemiol* 2003, **157**:1074-1082.

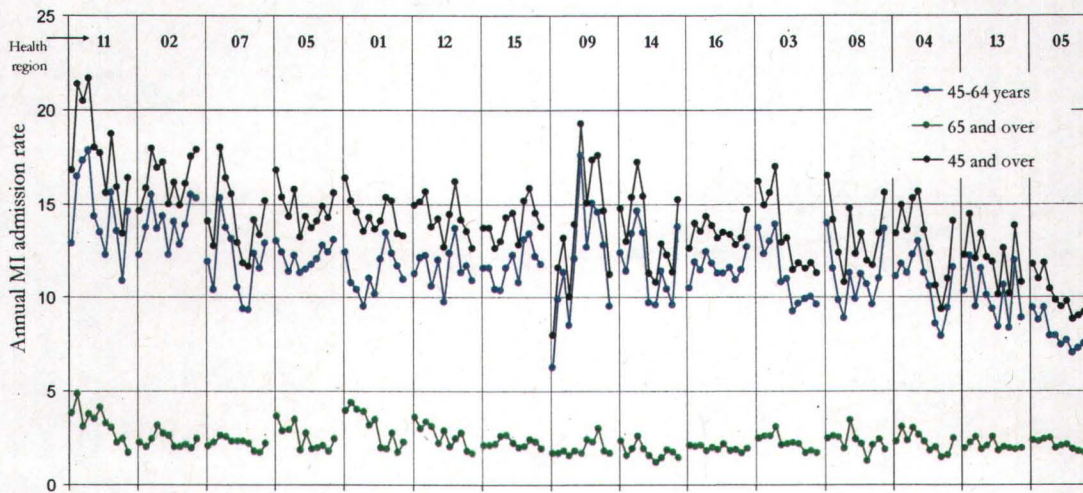
38. Lundberg V, Stegmayr B, Asplund K, Eliasson M, Huhtasaari F: **Diabetes as a risk factor for myocardial infarction: population and gender perspectives.** *J Intern Med* 1997, **241**:485-492.
39. Bener A, Kamran S, Elouzi EB, Hamad A, Heller RF: **Association between stroke and acute myocardial infarction and its related risk factors: hypertension and diabetes.** *Anadolu Kardiyol Derg* 2006, **6**:24-27.
40. Anand SS, Islam S, Rosengren A, Franzosi MG, Steyn K, Yusufali AH, Keltai M, Diaz R, Rangarajan S, Yusuf S: **Risk factors for myocardial infarction in women and men: insights from the INTERHEART study.** *Eur Heart J* 2008, **29**:932-940.
41. Wilding J, Finer N: **Obesity and risk of myocardial infarction: the INTERHEART study.** *Lancet* 2006, **367**:1053; author reply 1054.
42. Stansberry KB, Hill MA, Shapiro SA, McNitt PM, Bhatt BA, Vinik AI: **Impairment of peripheral blood flow responses in diabetes resembles an enhanced aging effect.** *Diabetes Care* 1997, **20**:1711-1716.
43. Winocour PH, Mitchell WS, Gush RJ, Taylor LJ, Baker RD: **Altered hand skin blood flow in type 1 (insulin-dependent) diabetes mellitus.** *Diabet Med* 1988, **5**:861-866.
44. Kenny GP, Yardley J, Brown C, Sigal RJ, Jay O: **Heat stress in older individuals and patients with common chronic diseases.** *CMAJ* 2009.
45. Mulnier HE, Seaman HE, Raleigh VS, Soedamah-Muthu SS, Colhoun HM, Lawrenson RA, de Vries CS: **Risk of myocardial infarction in men and women with type 2 diabetes in the UK: a cohort study using the General Practice Research Database.** *Diabetologia* 2008, **51**:1639-1645.
46. Jonsdottir LS, Sigfusson N, Gudnason V, Sigvaldason H, Thorgeirsson G: **Do lipids, blood pressure, diabetes, and smoking confer equal risk of myocardial infarction in women as in men? The Reykjavik Study.** *J Cardiovasc Risk* 2002, **9**:67-76.
47. Rosenberg L, Hennekens CH, Rosner B, Belanger C, Rothman KJ, Speizer FE: **Early menopause and the risk of myocardial infarction.** *Am J Obstet Gynecol* 1981, **139**:47-51.
48. De Kleijn MJ, van der Schouw YT, van der Graaf Y: **Reproductive history and cardiovascular disease risk in postmenopausal women: a review of the literature.** *Maturitas* 1999, **33**:7-36.

## Figures

Figure 1: Health regions limits of the province of Quebec



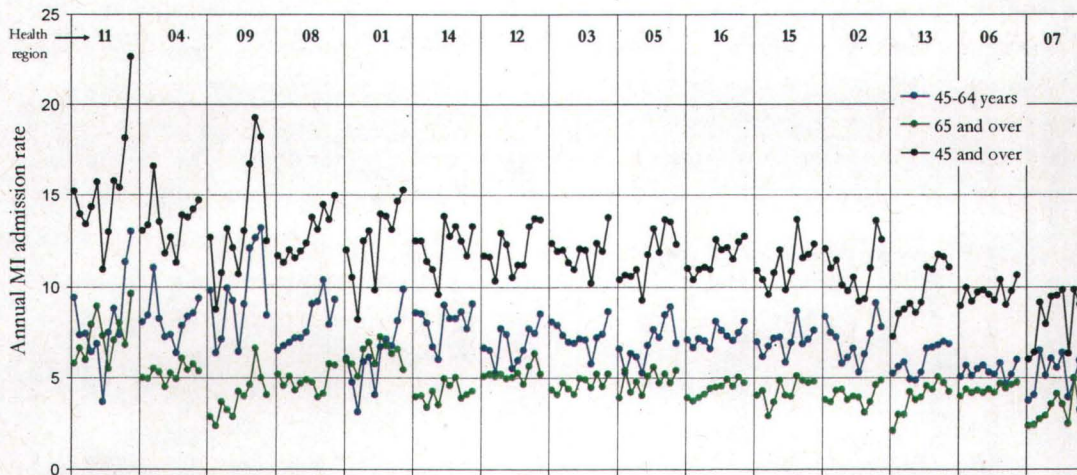
**Figure 2: Men without comorbidity annual MI admission rate (per 100 000) in Quebec's health regions for the period of 1993-2003**



**Legend**

The regions are ranked from the highest to the lowest annual mean admission. For each region, the data represent annual MI admission rates for consecutive time periods from 1993 to 2003.

**Figure 3: Men with comorbidity annual MI admission rate (per 100 000) in Quebec's health regions for the period of 1993-2003**

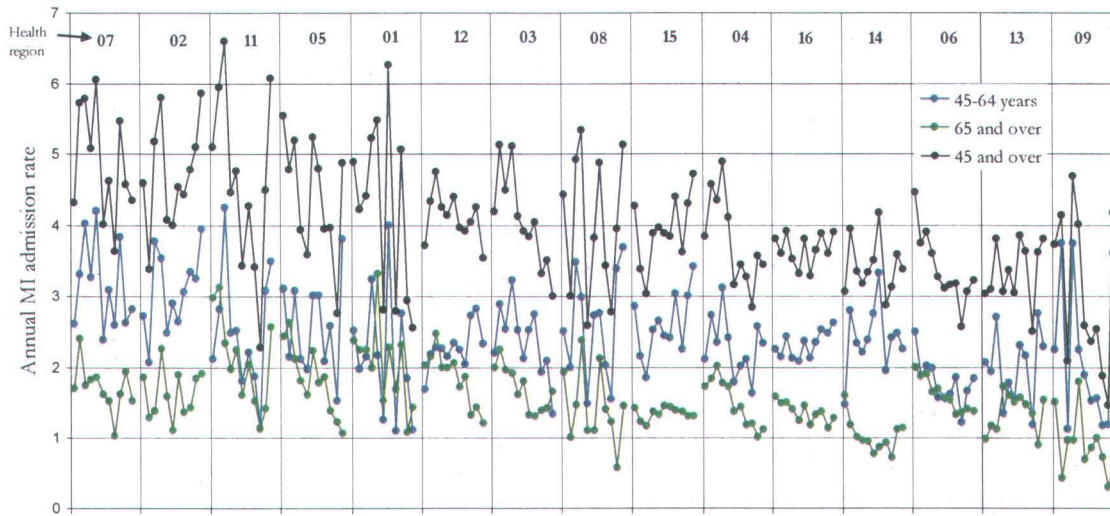


**Legend**

The regions are ranked from the highest to the lowest annual mean admission. For each region, the data represent annual MI admission rates for consecutive time periods from 1993 to 2003.



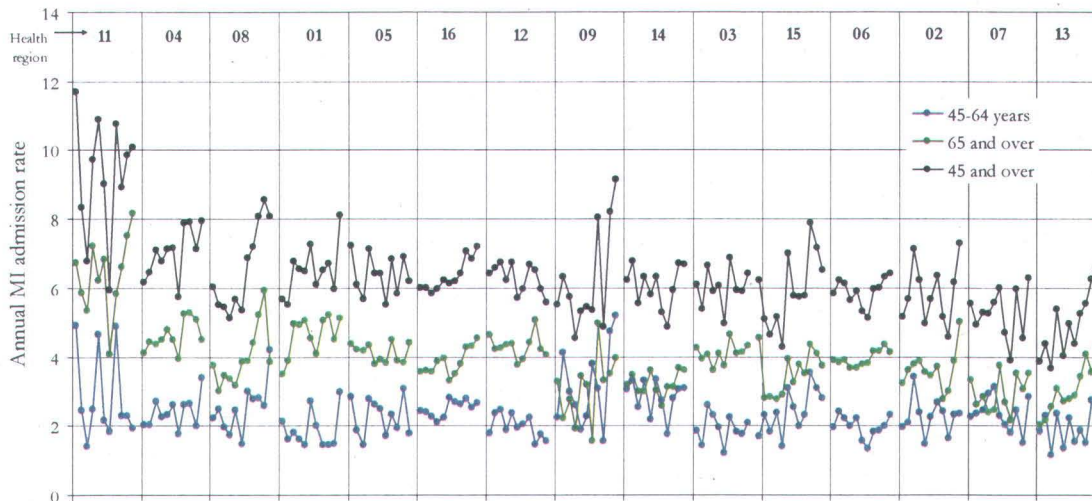
**Figure 4: Women without comorbidity annual MI admission rate (per 100 000) in Quebec's health regions for the period of 1993-2003**



**Legend**

The regions are ranked from the highest to the lowest annual mean admission. For each region, the data represent annual MI admission rates for consecutive time periods from 1993 to 2003.

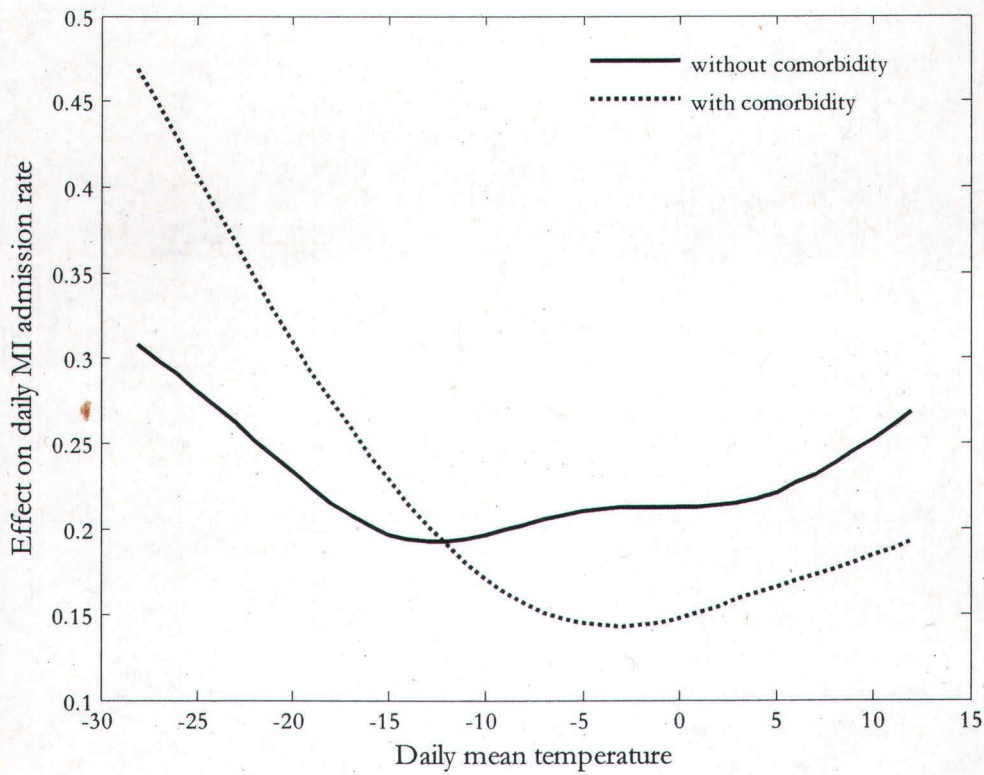
**Figure 5: Women with comorbidity annual MI admission rate (per 100 000) in Quebec's health regions for the period of 1993-2003**



**Legend**

The regions are ranked from the highest to the lowest annual mean admission. For each region, the data represent annual MI admission rates for consecutive time periods from 1993 to 2003.

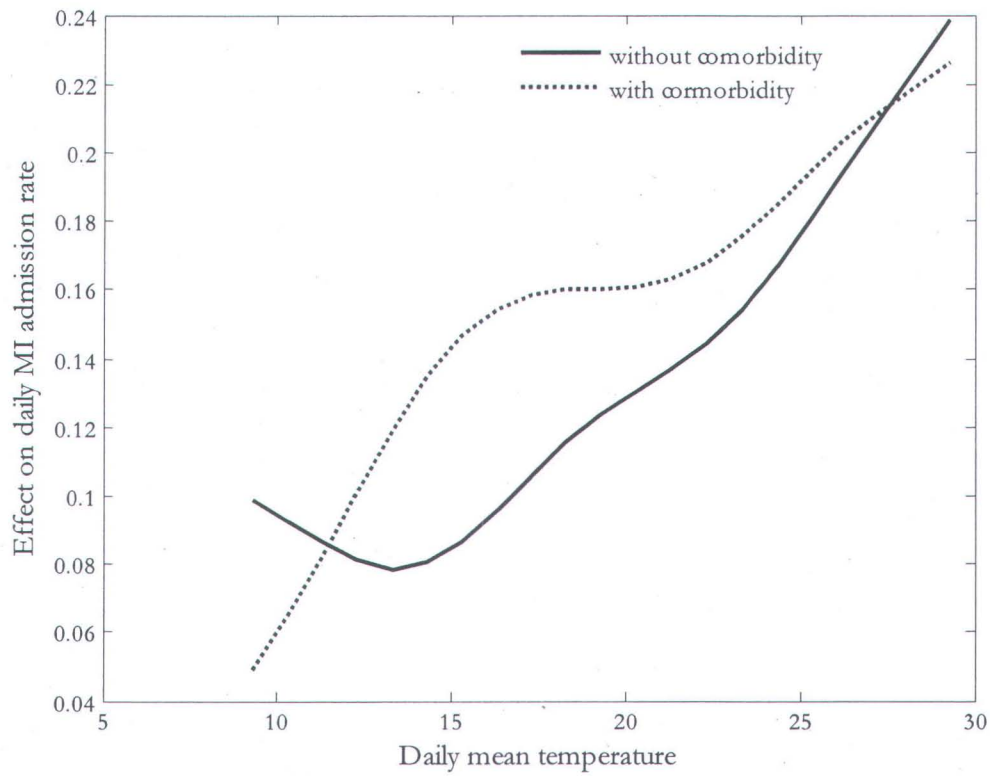
Figure 6: Effect of winter daily mean temperature MI daily rate of 45-64 years old men for the region of Montréal (HR06) on daily MI hospital admissions



Legend

HR = Health region

Figure 7: Effect of summer daily mean temperature on daily MI admission rate of women of 65 years and older for the region of Capitale-Nationale (HR03)

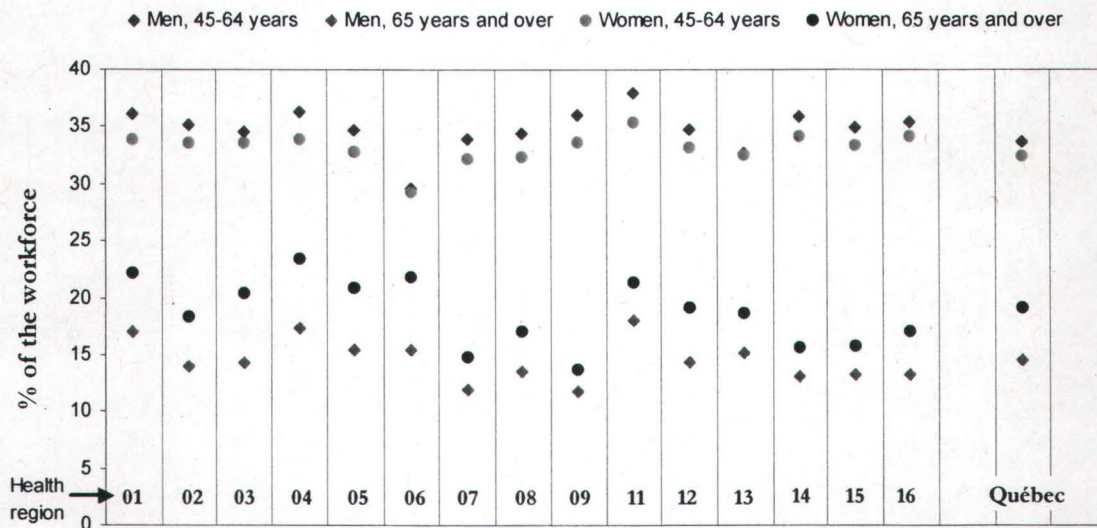


Legend

$M(DMT_{lag})$  = averaged daily mean temperatures for a given lag

HR = Health region

Figure 8: Percentage per region of men and women in the workforce for 45-64 years and 65 years and over age groups



Data source:

Institut de la Statistique, © Gouvernement du Québec

[http://www.stat.gouv.qc.ca/donstat/societe/anal\\_difrn\\_sex/hmi\\_ads.htm#rec\\_marche\\_travail](http://www.stat.gouv.qc.ca/donstat/societe/anal_difrn_sex/hmi_ads.htm#rec_marche_travail)

## Tables

**Table 1: Meteorological variables**

Variable	Unit
Daily mean temperature	°C
Relative humidity	%
Precipitations	mm
Atmospheric pressure	Pa
Ground snow	mm

**Table 2: Signs of the approximately linear trend in annual MI admission rate (per 100000) in winter and summer**

Season	Age group	Comorbidity	Gender	Trend	Stat. sign. in HR*	Also
Winter	45-64 years	without	Men	(-)	06, 11	
			Women	half (-) half (+)	none significant	
		with	Men	(+)	01, 08	
			Women	(-)	12	(+) trend stat. sign. in HR 15
	65 years and over	without	Men	(-)	01, 03, 05, 06, 11	
			Women	(-)	04, 06, 12, 16	
		with	Men	(+)	06, 12, 16	
			Women	(+)	03, 07, 08, 13, 16	
Summer	45-64 years	without	Men	(-)	03, 04, 06	
			Women	(+)	02	(-) trend stat. sign. in HR 06
		with	Men	(+)	01, 12, 13	
			Women	half (-) half (+)	none significant	
	65 years and over	without	Men	(-)	01, 12, 13	
			Women	(-)	06, 11, 12	(+) trend stat. sign. in HR 15
		with	Men	(+)	09, 13, 15	
			Women	(+)	13, 16	(-) trend stat. sign. in HR 05

**Legend**

\*HR stands for health region

**Table 3: Descriptive statistics of excess risk (%) due to a 1°C drop below a threshold in daily mean temperature and averaged daily mean temperature for a lag L for winter**

Age group		45-64 years				65 years and over			
ER(%) due to 1°C drop in		DMT		M(DMT <sub>L</sub> ) <sup>*</sup>		DMT		M(DMT <sub>L</sub> )	
Gender	Comorbidity	w/o <sup>♥</sup>	w	w/o	w	w/o	w	w/o	w
Men	Mean	1,65	2,10	2,75	1,52	0,35	0,66	0,63	0,98
	SD <sup>+</sup>	1,34	2,59	3,58	1,26	0,25	0,60	0,42	1,86
	Highest	5,26	9,18	13,95	4,93	0,62	2,14	1,34	5,40
	In region	08	04	08	02	11	07	02	02
	Lowest	0,43	0,27	0,05	0,10	-0,24	-0,02	0,08	-2,67
	In region	11	14	03	09	07	15	05	01
Women	Mean	0,46	0,57	0,22	0,71	0,29	0,36	0,49	0,56
	SD	0,55	0,50	0,74	0,56	0,63	0,76	0,95	1,18
	Highest	1,50	1,69	1,76	1,99	1,14	1,28	2,29	2,13
	In region	16	04	06	06	01	03	14	05
	Lowest	-0,79	-0,63	-0,95	-0,34	-0,90	-1,66	-1,09	-2,12
	In region	02	15	01	04	07	11	05	04

**Legend**

\* DMT = daily mean temperature,

M(DMT<sub>L</sub>) = averaged daily mean temperatures for a given lag period L

+ SD = standard deviation

♥ w/o = without; w = with

**Table 4: Descriptive statistics of excess risk (%) due to a 1°C rise above a threshold in daily mean temperature and averaged daily mean temperature for a lag L for summer**

Age group		45-64 years				65 years and over			
ER(%) due to 1°C rise in		DMT		M(DMTL)		DMT		M(DMTL)	
Gender	Comorbidity	w/o <sup>♥</sup>	w	w/o	w	w/o	w	w/o	w
Men	Mean	1,41	2,76	4,28	3,15	1,28	2,58	0,40	1,61
	SD	3,64	2,07	4,70	9,39	0,90	1,99	1,47	2,01
	Highest	11,21	6,43	15,14	15,67	3,12	8,41	2,72	6,24
	In region	07	03	12	08	01	11	07	04
	Lowest	-6,70	-0,30	-5,57	-28,04	0,23	0,62	-3,25	-2,57
	In region	12	07	03	05	08	04	05	07
Women	Mean	1,38	1,19	1,18	0,88	0,98	1,06	1,46	1,96
	SD	1,03	0,78	1,81	0,83	0,90	2,58	1,29	1,78
	Highest	3,46	2,82	3,98	2,54	3,39	8,87	3,76	4,67
	In region	04	06	12	05	07	11	02	07
	Lowest	0,14	0,13	-1,84	-0,66	-0,27	-1,56	-0,64	-2,17
	In region	06	09	05	07	02	16	16	04

**Legend**

\* DMT = daily mean temperature,

M(DMT<sub>L</sub>) = averaged daily mean temperatures for a given lag period L

+ SD = standard deviation

♥ w/o = without; w = with



**Table 5: Number of cardiovascular risk factors with prevalence greater than 10%  
above Canadian average**

Number of risk factors	Health regions
0	16
1	03, 12
2	02, 04, 06, 07, 15
3	01, 05, 08, 13, 14
4	none
5	09, 11
6	none

**Table 6: Percentage of the region's population that scores in the 4<sup>th</sup> and 5<sup>th</sup> quintile of material and social deprivation indexes\* (2001), with relative change from 1996 values**

Dimension	Material		Social	
	4th quintile	5th quintile	4th quintile	5th quintile
HR <sup>+</sup>				
01	20.2 (-1.2)	43.9 (5.9)	17.5 (-0.5)	5.1 (-1.7)
02	27.4 (0.1)	33.6 (5.2)	17.3 (1.4)	9.1 (-0.8)
03	15.9 (0.7)	13.0 (0.2)	18.2 (0.9)	25 (-0.4)
04	28.6 (3.7)	24.6 (-2.9)	17.2 (-1.75)	17 (1.2)
05	24.3 (-1.0)	15.6 (-5.4)	19.2 (0.8)	20 (-1.4)
06	17.0 (-1.6)	19.9 (0.3)	26.6 (-2.6)	36.3 (-2.1)
07	16.2 (1.9)	21.8 (2.0)	19.4 (0.1)	21.1 (5.3)
08	26 (3.5)	43.2 (10.5)	19.2 (0.2)	10.8 (1.2)
09	18.9 (5.2)	40.4 (7.3)	21.0 (10.3)	5.2 (-0.3)
11	8.9 (-7.2)	80.2 (12.3)	9.8 (-1.0)	0.2 (-1.5)
12	24.1 (-2.0)	18.3 (-5.9)	15.6 (1.8)	5.7 (0.9)
13	13.2 (-1.7)	8.1 (3.0)	19.9 (2.9)	14.7 (3.7)
14	26.5 (1.4)	21.8 (0.4)	15.0 (-2.3)	9.5 (2.7)
15	22.2 (0.0)	15.7 (-4.1)	22.1 (5.1)	13.6 (1.5)
16	19.2 (0.5)	10.3 (-2.2)	17.4 (1.2)	15.9 (0.0)

**Legend**

\*The material dimension is a socio-economic indicator based on education level, the employment/population ratio and the mean income. The social dimension takes into account the level of exclusion from a social network due to a separation, a divorce, widowhood, a single parenthood, or the fact of living alone.

<sup>+</sup> HR stands for health region

**ARTICLE 3: THE POTENTIAL IMPACT OF CLIMATE CHANGE ON ISCHEMIC  
HEART DISEASE HOSPITALISATIONS IN QUÉBEC, CANADA**

Soumis

Notez que la version incluse dans la thèse est sujette à être différente de la version publiée.

## **The potential impact of climate change on ischemic heart disease hospitalisations in Quebec, Canada**

Lampouguin Bayentin<sup>1§</sup>, Salaheddine El Adlouni<sup>2</sup>, Taha B.M.J. Ouarda<sup>1</sup>, Pierre Gosselin<sup>3</sup>, Bernard Doyon<sup>3</sup>, Fateh Chebana<sup>1</sup>, Marie-France Sottile<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Institut National de la Recherche Scientifique - Eau, Terre et Environnement (INRS-ETE)

<sup>2</sup> Institut National de Statistique et d'Économie Appliquée (INSEA), Rabat, Morocco

<sup>3</sup> Institut National de Santé Publique du Québec (INSPQ)

<sup>4</sup> Consortium Ouranos

<sup>§</sup> Corresponding author

### **Email addresses:**

LB: Lampouguin.Bayentin@ete.inrs.ca

SEA: el\_adlouni@yahoo.com

TMBJO: Taha.Ouarda@ete.inrs.ca

PG: pierre.gosselin@inspq.qc.ca

BG: BDoyon@cegep-fxg.qc.ca

FC: Fateh.Chebana@ete.inrs.ca

## **Abstract**

**Background:** Projections of changes in ischemic heart disease (IHD) admission rates due to future change in climate in the Canadian province of Quebec.

**Method:** The relationship between IHD admission rate and climate conditions was previously estimated with generalized additive model (GAM), controlling for seasonal trends day of the season and gender. Future climate simulated with Canadian Regional Climate Model (CRCM) for three scenarios (ADJ, ADL, ADQ) were used to make projections on seasonal variations in IHD rate up till 2040 for two age groups (45-64 ; 65 and over) and both genders.

**Results:** Summer projections of the effect of future climate on IHD rate of hospital admission showed an increase in most regions for both genders and age groups in comparison to 1990 admission rate. The relative variation in summer admission rates by 2040 for 45-64 years old men ranges from -5.6% in Bas-Saint-Laurent to 33.7% in Abitibi-Témiscamingue, with a 5.1% mean increase; For women of the same age group, it varies from -6.0% in Abitibi-Témiscamingue to 21.8% in Outaouais, with a mean 4.3% increase. The sign of the trend in winter relative variation in IHD rate of hospital admission, varies with the climatic scenario and region, but is in general positive but with a lesser magnitude in comparison to summer variations. The decreasing trend was mostly under ADL scenario and mainly in south eastern provinces.

**Conclusion:** Although uncertainties issues in climate forecast and health-climate relationships still need to be addressed, the projections done in this study suggested that by 2050 an increase in summer IHD admission rate for both genders and age groups in comparison the 1990's rates. The few cases of decreasing trend in winter admissions and

their lower intensity make it unlikely that the summer increase in IHD hospitalisation rates will be offset by the decrease in winter rates.

## Introduction

The rising atmospheric concentration of greenhouse gases due to human activities will cause warming at Earth's surface and other climatic changes [1]. Extremes events of the hydrologic cycle (such as floods and droughts) are projected to increase with warmer ambient temperatures [2]. The sea level expected to rise and the surge of coastal storms will put more people at risk from flooding [2]. One of the concerns that emerge from the warming planet is how the population health will be affected. Studies have shown that exposure to both hot and cold weather is associated with increased mortality and morbidity [3-5]. The close relationship between climate, environment and infectious diseases are well recognized [6-8]. In the case of malaria for example, climate variability played an important role in initiating malaria epidemics in the East African highlands [9], and because the planet is getting warmer, scientists are concern about the global spread of the disease [10]. As for non-infectious diseases, such as cardiovascular and respiratory diseases, increased deaths and hospitalizations has been linked to temperature extremes [11-13]. The need to quantify the impact of climatic changes on the population health is being regarded as important in the decision making process of governments all over the world.

In a recent work by Bayentin et al. [14] the effects of meteorological variables on ischemic heart diseases (IHD, ICD9:410-414.9) daily hospitalization rate in the province of Quebec over the 1989-2006 period was estimated. In this study, the models obtained from that study depicting the climate-IHD admission rate relationship, are used to estimate the variation in IHD admission rate due to climate change up to the end of the year 2040. Meteorological data simulated under three distinct greenhouse-gas emissions scenarios are used to estimated future IHD admissions rate for 15 health regions in the province of Quebec.

## Methods

### Historical data

Historical meteorological data came from Environment Canada's weather reporting stations [15] and were available for all of Quebec's 18 regions (figure 1). The same observed meteorological data were used for the regions of Laval and Montreal because of their proximity. Note that when more than one station is available in a given region, the mean of the observations from those stations was used for the corresponding health region.

Daily hospitalizations for IHD of all ages, from April 1<sup>st</sup> 1989 to March 31<sup>st</sup> 2006 (2005 for regions 05, 09 and 13) were obtained from the *Institut National de Santé Publique du Québec* (INSPQ) and the *Ministère de la santé et des services sociaux du Québec* (MSSS). Most of the population of Quebec is located in the South-Western part of the province, with higher densities in urban centers such as Montreal, Quebec City, Gatineau, Sherbrooke, Saguenay and Trois-Rivières. Note that the three Northern regions (10, 17 and 18, located North of the 50<sup>th</sup> parallel) of Quebec's 18 health regions were excluded from the study due to a lack of homogeneous data.

### Simulated meteorological data

The three times series of simulated data, referred to as ADJ, ADL and ADQ<sup>2</sup>, were provided by Consortium Ouranos and are outputs of the Canadian Regional Climate Model (CRCM). ADQ data are from the 4.2 version of CRCM driven by the ERA40 reanalysis. ERA-40 is a reanalysis of the global atmosphere and surface conditions over the period from September 1957 through August 2002 by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF). ADQ data were available from 1961 to 2001 and take into account bissextile

---

<sup>2</sup> ADJ, ADL and ADQ are not initials, but denominations equivalent to a, b, c.



years. ADJ and ADL data are both from the 4.2.2 version of CRCM driven respectively by the member 4 and the member 5 of the third generation of coupled global climate model (CGCM3), under A2 greenhouse-gas emissions scenario. The difference between the members 4 and 5 of CGCM3 is the starting date of the simulation which leads to different daily weather but with the same climatology. ADJ and ADL data are available for the period of 1961 to 2040 and didn't consider bissextile years. Simulated values for February 29<sup>th</sup> of the bissextile years were the values of February 28<sup>th</sup>. Table 1 gives a summary of the availability of meteorological data, observed and simulated. For simulated data, dew point was estimated using the approximation of Clausius-Clapteyron [16] and ground snow by the cumulative values of daily snow precipitations. December, January and February are considered as the winter months while June, July and August are the summer months.

### **Statistical analysis**

Generalized Additive Models (GAM) [17] were used to describe the effects of climatic variables on daily rate of IHD hospital admissions. The daily rate was the outcome in a GAM with a Poisson distribution which varies as the sum of non linear functions of the meteorological variables.

For simplification purposes, the model was rewritten so that the daily rate of IHD hospital admission ( $Y$ ) is a function of the sum ( $C$ ) of smoothing functions of cofounding variables plus the sum ( $W$ ) of smoothing functions of meteorological variables. That relationship is given by:

$$\log(Y) = C + W + \varepsilon \quad (1)$$

The error term is  $\varepsilon$ . The cofounding variables in our models were the day of the week, the day of the season and the year. The meteorological variables included in the model depended

on the region, the gender and the season. For a particular region, gender, and season, the effect of climate on daily rate of IHD admission, for a model with  $k$  climatic variables, is given by:

$$W = f_1(X_1, \lambda_1) + \dots + f_k(X_k, \lambda_k). \quad (2)$$

$f_j(X_j, \lambda_j), j = 1, \dots, k$ , is the smoothed function of variable  $X_j$  with  $\lambda_j$  as the smoothing parameter.  $\hat{W}_{fut}$   $\hat{W}_{his}$

To assess the error in the effect of meteorological variables on daily rate of IHD hospital admissions due to error in the simulated meteorological variables over the historical period (1989-2006), the relative deviation (RD) given by the formula below is used.

$$RD = 100 \times \frac{(\exp(\hat{W}_{sim}) - \exp(\hat{W}_{obs}))}{\exp(\hat{W}_{obs})} \quad (3)$$

$\hat{W}_{sim}$  and  $\hat{W}_{obs}$  refer to the value of  $W$  respectively for simulated and observed meteorological data.

For the evaluation of the change in the rate of IHD hospital admissions in the future due to change in climate, the relative variation (RV) is used and is given by:

$$RV = 100 \times \frac{(\exp(\hat{W}_{fut}) - \exp(\hat{W}_{his}))}{\exp(\hat{W}_{his})} \quad (4)$$

## Results

### IHD daily hospital admission and climate relationship

Figure 2 and 3 illustrate the effect of meteorological variables on daily rate of IHD hospital admissions for winter and summer seasons. The widely reported V or U-shaped best described the temperature-IHD admissions relationship during winter (Figure 2, top left).

For men, a stronger effect on IHD daily hospital admissions was observed in the 45-64 years age group, whereas for women there was no particular dominance of any age group despite the fact that the IHD admission rate was higher in the 65 years and over group. The V or U-shape was also observed with humidity and dew point. The daily IHD admission rate also increased with precipitation and ground snow for both genders in most health regions. It's obvious that for each region, there is a particular temperature threshold below which (winter) and above which (summer) the risk of IHD hospital admissions is greater. Note that a protective effect was also detected during hot and cold temperatures for both genders in some regions and in both age groups[14].

### **Deviation from observations**

The estimations of daily rate of IHD hospital admission with simulated data are compared with the estimations with historic data. It was found that the use of the three simulated data gives in most cases underestimated values of daily rate of IHD hospital admission. The scale of the mean relative deviation varies from -70% to +80%, with highest deviation in regions 05, 08, and 09, and smallest deviation in regions 01, 04 and 12. As an example, Figure 4 illustrates for the three simulated data the mean relative deviation of each health region for 45-64 years old men for winter. In search of sources of the error, we compared the descriptive statistics of simulated data against the historic ones. The means of simulated data are inferior to historic means for the cases with underestimation (Figure 5), and closer to the historic means for cases with smallest deviation (Figure 6). By definition, the B-splines basis functions are equal to zero outside the variable range. This implies that outside the range of

historic data, the added values of the additive function is zero, consequently giving underestimated daily rate of MIC hospital admission.

The underestimation of simulated data is due to the resolution of the Canadian Regional Climate Modelling (CRCM) who can not reproduce the variability in one single station data. If more than one meteorological station is used to estimate the weather data of a region, the deviation of the simulated data will be closer to the observations. The climatic estimations under ADQ conditions have the smallest deviation from observations (because ERA-40 pilot) in comparison to the ADJ and ADL. Unfortunately, because ADQ data were generated only till 2001, the future estimations analyses will only cover ADJ and ADL data. The errors in climatic data simulations derive mainly from uncertainty from future emissions scenarios, processes and parameters in climate models and downscaling, therefore complex to address efficiently. In this work, it will be handled by adding or subtracting the mean error to all future estimations.

### **IHD hospital admissions in the future**

In most health regions during winter under ADJ climatic scenario, for the both age groups (45-64 years and 65 years and over) and both genders an increasing trend (Figure 7 and 8) was observed in the climatic effect on the seasonal rate IHD hospital admissions during the period of 1990-2040. However for the scenario ADL, both positive and negative trends were observed in approximately the same proportion of health regions.

There were more cases where the regions with decreasing trend under ADL scenario were situated in south eastern of the province (06, 07, 13, 15 and 16), but much less cases of regions in the north-eastern regions (see Table 2).

When the slopes of the change in IHD hospital admission under ADJ and ADL have opposite signs, neither rise or drop conclusion can be reached. This is due to natural variability of meteorological chaos.

For summer's future estimations, an increasing trend was found in most regions for both genders and both age groups (Figures 9 and 10). The few regions where the decreasing trend seemed to prevail are displayed in Table 3. Figures 7 to 10 illustrate the evolution of the variation in the contribution of weather variables in seasonal rate of IHD hospital admission relative to the 1990 rate.

Regions 04, 07, 08, 11 and 15 have relative variations in most cases amongst the highest values. For example, in region 11, the summer rate of IHD hospital admissions for 65 years and over men will increase up to 11.5% more of the 1990 seasonal rate. Relative variations with to ADL climatic data are higher than the ones with ADJ data.

Note that the highest variability in the relative variations over the period 2006 to 2040 were found in adjoining pairs of regions 07 and 08, 02 and 09, 05, and 12.

The comparison of trends' amplitude amongst age groups and genders did not point to any age group or gender. In fact the highest rate varies with health region, age group and gender.

## **Discussion**

Under ADJ and ADL climatic conditions the 15 regions health regions in average will experience during summer an increase in hospital admissions for IHD for both genders and age groups. This finding is consistent with those reported in the literature on the summer effect of climate change on human health. Researches in Canada [18], in US [19] and in Europe [20] have reported an increase in heat-related mortality, especially amongst the

elderly. The trend in IHD hospital admission rate during winter for future climate wasn't as straightforward as our finding for the summer months. During the winter season, a positive trend in hospital admissions will be recorded more consistently only under ADJ climatic conditions. Under ADL conditions the trend will be either positive or negative, but with lower scale. Note that the magnitude of the trends in changes in IHD hospital admission rates due to climate change from 2006 to 2040 is higher for summer rates in comparison to winter rates with the exception of 65 years and over men under ADJ scenario. This is understandable giving the warming of winter's temperatures.

The question of whether the increase in summer rate of IHD hospital admissions can be offset by the reductions of the summer rate, has been address in the literature. Some researches sustain that the decrease in mortality for example, due to a warmer winter will compensate for the excess deaths in summer [21], while others found that improbable [22]. In this work, because of the higher amplitude of the increasing trends in summer hospital admissions and giving that the decreasing trend during winter was not observed in most cases, it seems unlikely that the increases in summer IHD hospitalisation rates will be offset by the decreases in winter rates.

The major sources of uncertainty in health-climate projections are in the climatic data simulations and in the methodological approach in assessing the climate-health relationship. No matter the approach chosen (case-crossover, epidemiologic or synoptic), the estimation error will be present, and the minimisation of this error will be dependent of the nature of the data. The reduction of the category of diseases, or the analysis by disease, will help define their respective relationship with the weather, thus reducing prediction's error. In the use of

the IHD category of diseases, the model estimated was one of relative average of all the disease-climate relationships in that category. The averaged model will be biased if in fact the separation by disease of the category leads to distinct populations of admissions. Beside effect modifiers such as gender and age, the state of comorbidity should be addressed. It is well documented that diseases such as diabetes and hypertension [23, 24] are risk factors of IHD; their comorbidity in an IHD patient might modify the weather effect on him.

The relationship between IHD hospital admission and climate is a very complex one, and it depends on environmental, socio-economic and medical factors. Those factors over the future period are prone to changes, such the population adaptability to climate change, which in turn will affect the climate-health relationship. Note that our projections are done with the assumption that the future relationship between IHD hospital admission and climate will be similar to past relationship. It will be thus appropriate to keep that in mind in the use of those projections and adjust as new factors are found and changes in the future are recorded on the environmental, socio-economic and medical factors. The probability that the future climate being ADJ or ADL is almost zero; So to cover more grounds, future projections of IHD admissions should be done with meteorological data simulated more climatic scenarios.

### **Limitations of the study**

The present study has some limitations. Because the considered health data were secondary, patient history of heart disease, or personal habits were not available. The second limitation of our study was our inability to distinguish between new admissions and repeated ones.

That is, there was no way to distinguish between admissions if the patient was admitted more than once in the same time series.

### **Conclusion and future directions**

The future projections of the effect of climate change on IHD hospital admission clearly confirm the increase in summer rate in most regions, and depending of the region and climatic scenario an increase or a low amplitude decrease in winter admission rate. This suggests that the annual IHD admission is more likely to increase in the future. As a response to those projections, the availability of adaptive equipment to the population and advances in technology will likely affect negatively the annual rate of IHD hospital admission. But, will it be enough to counteract the summer excess admissions? Unless one can predict technology advances the answer can not be simple.

Future studies should aims in reducing the uncertainty due to the estimation of the weather-IHD admission rate. This as suggested earlier can be address by working with each disease, by taking the patient state of comorbidity into account by using climatic simulated with lower relative deviation. Recent researches have found that diurnal temperature range (DTR) is a risk factor in heart diseases deaths [25-27]. Future researches on weather-health relationship should include this variable as explanatory.



**Competing interests:** None declared.

**Contributors:** All the authors contributed to the conception and design of the study, acquisition and interpretation of the data, and drafting and revising of the manuscript. All of the authors approved the final version submitted for publication.

**Acknowledgements:** We thank Christian Charron for his assistance in the extraction of data.

**Funding:** This project was funded by Ouranos, Santé Canada, the Institut National de Santé Publique du Quebec and the Ministère de la santé et des services sociaux du Quebec.

## References

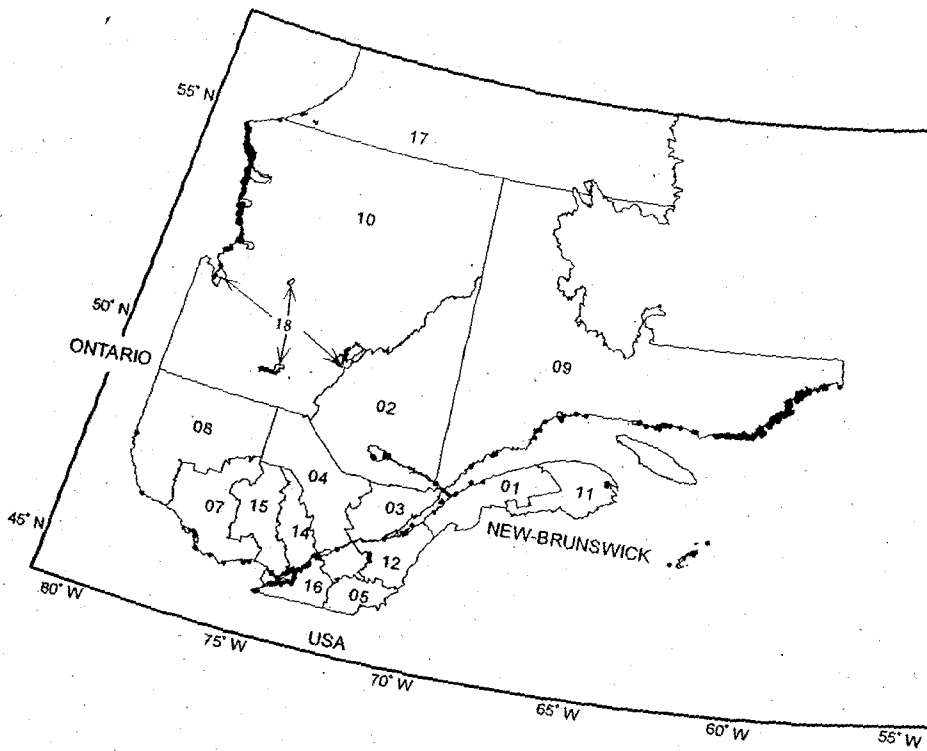
1. Schnoor JL: **The IPCC fourth assessment.** *Environ Sci Technol* 2007, **41**:1503.
2. Patz JA, Campbell-Lendrum D, Holloway T, Foley JA: **Impact of regional climate change on human health.** *Nature* 2005, **438**:310-317.
3. Schwartz J, Samet JM, Patz JA: **Hospital admissions for heart disease: the effects of temperature and humidity.** *Epidemiology* 2004, **15**:755-761.
4. Curriero FC, Heiner KS, Samet JM, Zeger SL, Strug L, Patz JA: **Temperature and mortality in 11 cities of the eastern United States.** *Am J Epidemiol* 2002, **155**:80-87.
5. Hajat S, Kovats RS, Atkinson RW, Haines A: **Impact of hot temperatures on death in London: a time series approach.** *J Epidemiol Community Health* 2002, **56**:367-372.
6. Tol RSJ, Ebi KL, Yohe GW: **Infectious disease, development, and climate change: a scenario analysis.** *Environment and Development Economics* 2007, **12**:687-706.
7. Colwell RR: **Global climate and infectious disease: The cholera paradigm.** *Science* 1996, **274**:2025-2031.
8. Greer A, Ng V, Fisman D: **Climate change and infectious diseases in North America: the road ahead.** *CMAJ* 2008, **178**:715-722.
9. Zhou G, Minakawa N, Githeko AK, Yan G: **Association between climate variability and malaria epidemics in the East African highlands.** *PNAS* 2004, **101**:2375-2380.
10. Rogers DJ, Randolph SE: **The global spread of malaria in a future, warmer world.** *Science* 2000, **289**:1763-1766.

11. Braga A, Zanobetti A, Schwartz J: **The effect of weather on respiratory and cardiovascular daily deaths in 12 US cities.** *Epidemiology* 2001, **12**:S41-S41.
12. Michelozzi P, Accetta G, De Sario M, D'Ippoliti D, Marino C, Baccini M, Biggeri A, Anderson HR, Katsouyanni K, Ballester F, et al: **High temperature and hospitalizations for cardiovascular and respiratory causes in 12 European cities.** *Am J Respir Crit Care Med* 2009, **179**:383-389.
13. Lin S, Luo M, Walker RJ, Liu X, Hwang S-A, Chinery R: **Extreme High Temperatures and Hospital Admissions for Respiratory and Cardiovascular Diseases.** *Epidemiology* 2009, **20**:738-746
14. Bayentin L, El Adlouni S, Ouarda TBMJ, Gosselin P, Doyon B, Chebana F: **Spatial variability of climate effects on ischemic heart disease hospitalization rates for the period 1989-2006 in Quebec, Canada.** *Int J Health Geogr* 2010.
15. **Canada's National Climate Archive**
16. Iribarne JV, Godson WL: *Atmospheric Thermodynamics.* Dordrecht, Holland: Reidel Publishing Company; 1973.
17. Hastie TJ, Tibshirani RJ: *Generalized Additive Models.* 1st ed. edn. New-York: Chapman & Hall; 1990.
18. Riedel D: **Chapter 9: Human health and well being. In: Lemmen D. Warren F. (eds), Climate change:Impacts and adaptation. A Canadian perspective. Climate change impacts and adaptation directorale.** (Canada NR ed. pp. 151-171. Ottawa; 2004:151-171.
19. Ebi KL, Mills DM, Smith JB, Grambsch A: **Climate change and human health impacts in the United States: An update on the results of the US National Assessment.** *Environmental Health Perspectives* 2006, **114**:1318-1324.

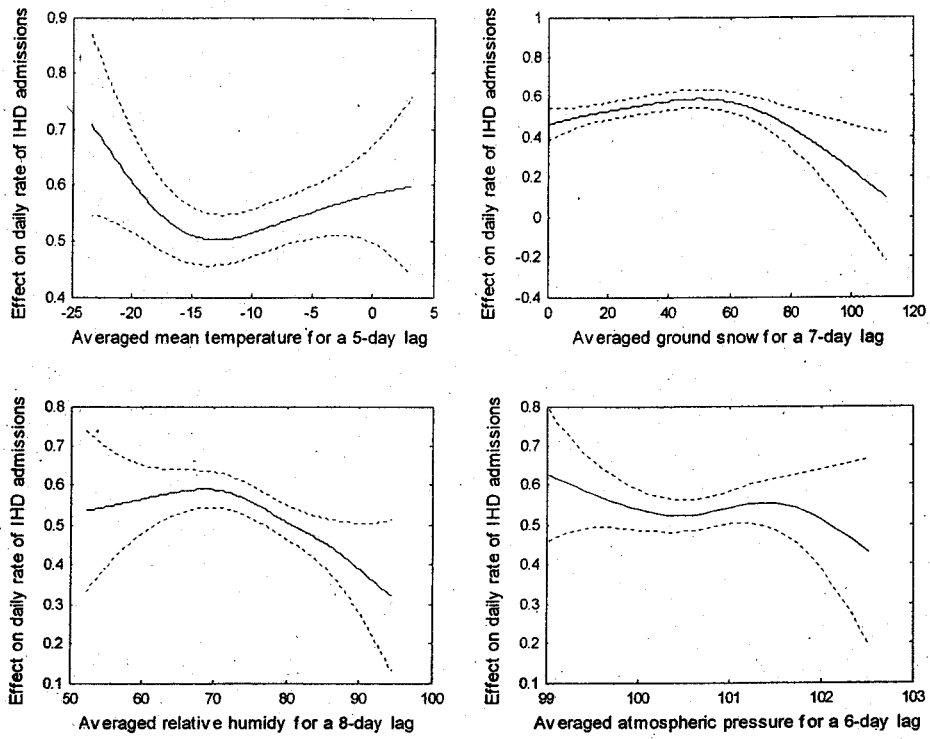
20. Casimiro E, Calheiros J, Santos FD, Kovats S: **National assessment of human health effects of climate change in Portugal: Approach and key findings.** *Environmental Health Perspectives* 2006, **114**:1950-1956.
21. Davis RE, Knappenberger PC, Michaels PJ, Novicoff WM: **Seasonality of climate-human mortality relationships in US cities and impacts of climate change.** *Climate Research* 2004, **26**:61-76.
22. Koppe C, Jendritzky G: **Inclusion of short-term adaptation to thermal stresses in a heat load warning procedure.** *Meteorologische Zeitschrift* 2005, **14**:271-278.
23. Bener A, Kamran S, Elouzi EB, Hamad A, Heller RF: **Association between stroke and acute myocardial infarction and its related risk factors: hypertension and diabetes.** *Anadolu Kardiyol Derg* 2006, **6**:24-27.
24. Evans JM, Wang J, Morris AD: **Comparison of cardiovascular risk between patients with type 2 diabetes and those who had had a myocardial infarction: cross sectional and cohort studies.** *BMJ* 2002, **324**:939-942.
25. Cao JY, Cheng YX, Zhao N, Song WM, Jiang C, Chen RJ, Kan HD: **Diurnal Temperature Range is a Risk Factor for Coronary Heart Disease Death.** *Journal of Epidemiology* 2009, **19**:328-332.
26. Kan HD, London SJ, Chen HL, Song GX, Chen GH, Jiang LL, Zhao NQ, Zhang YH, Chen BH: **Diurnal temperature range and daily mortality in Shanghai, China.** *Environmental Research* 2007, **103**:424-431.
27. Chen GH, Zhang YH, Song GX, Jiang LL, Zhao NQ, Chen BH, Kan HD: **Is diurnal temperature range a risk factor for acute stroke death?** *International Journal of Cardiology* 2007, **116**:408-409.

# Figures

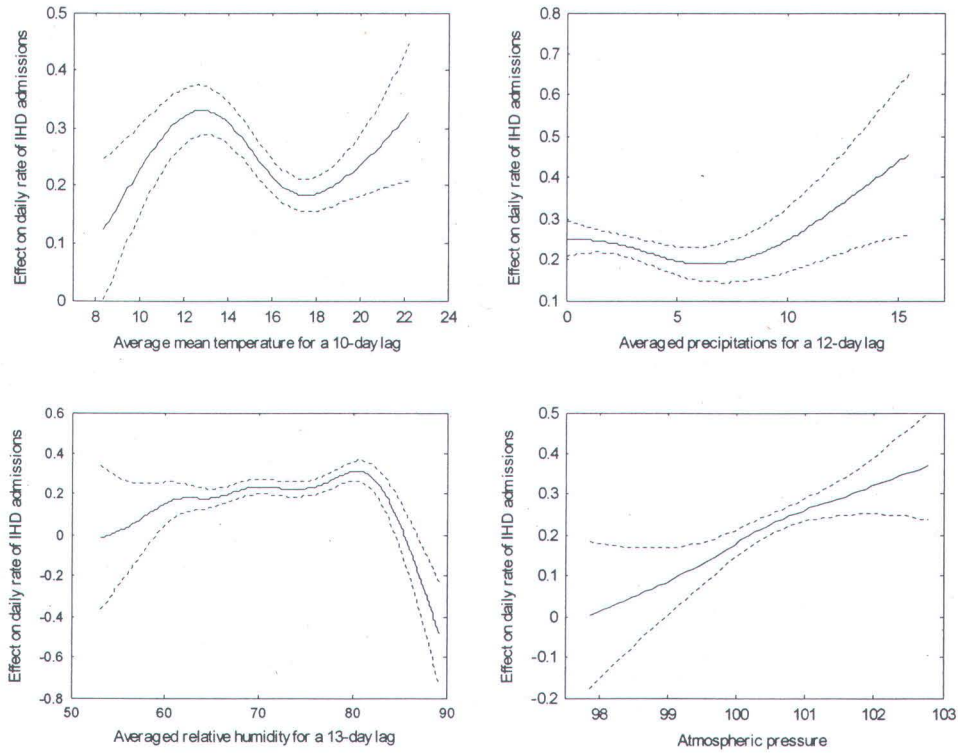
Figure 1: Health regions limits of the province of Québec



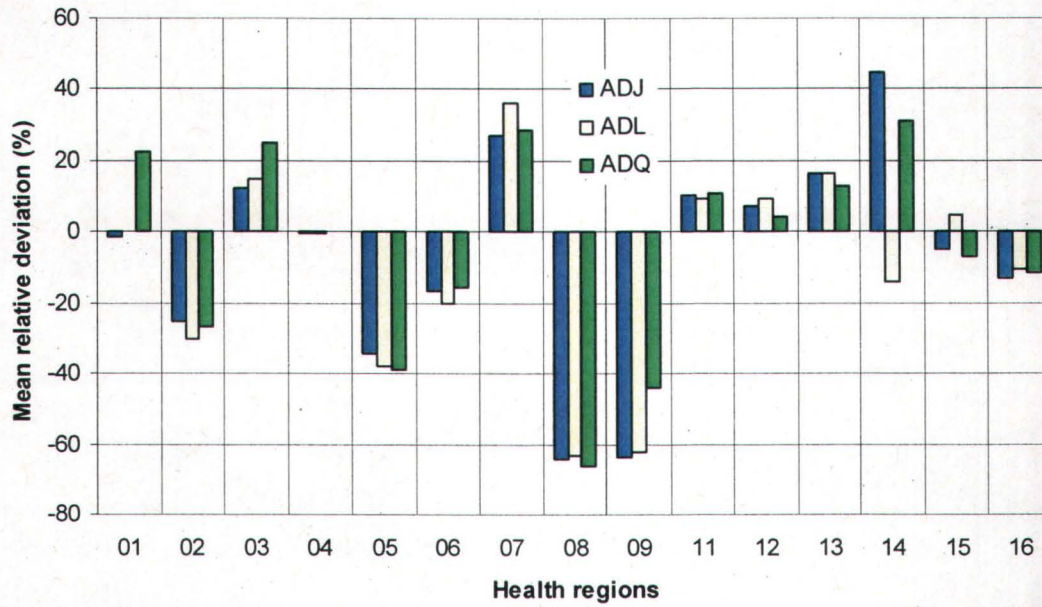
**Figure 2: Effect of climatic variables on daily rate of IHD hospital admissions for 45 to 64 years old men in the health region of Capitale-Nationale (03) in winter**



**Figure 3: Effect of climatic variables on daily rate of IHD hospital admissions for 65 years and over women in the health region of Bas-Saint-Laurent (01) in summer**

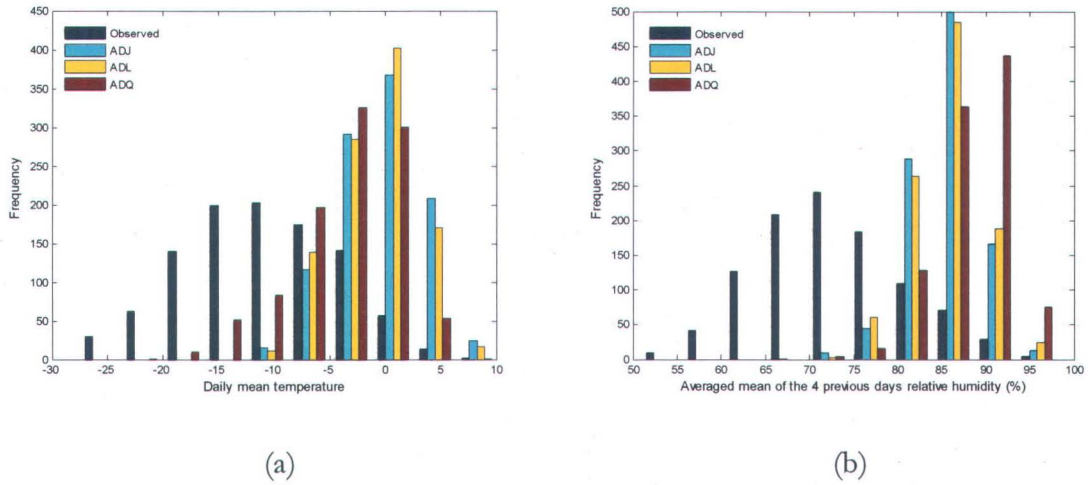


**Figure 4: Mean relative deviation of daily rate of MIC hospital admission with simulated data from historic data for 45-64 years old men during winter**

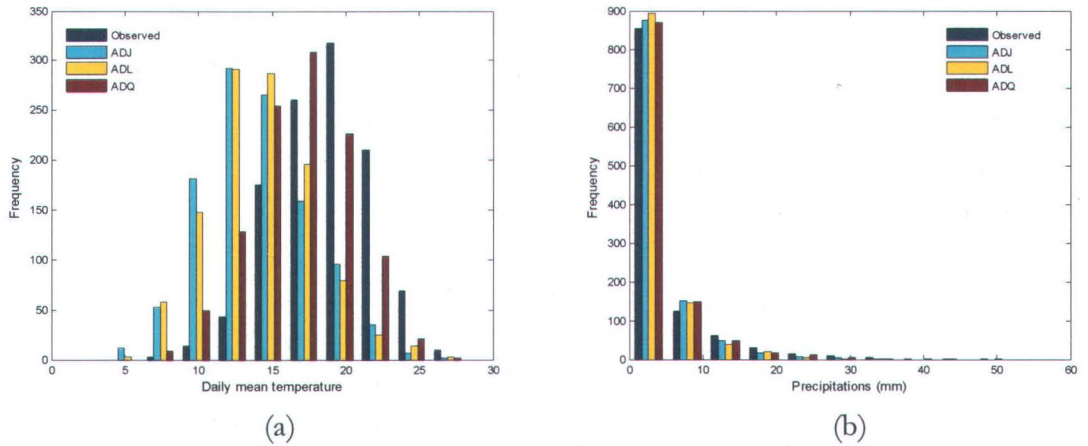




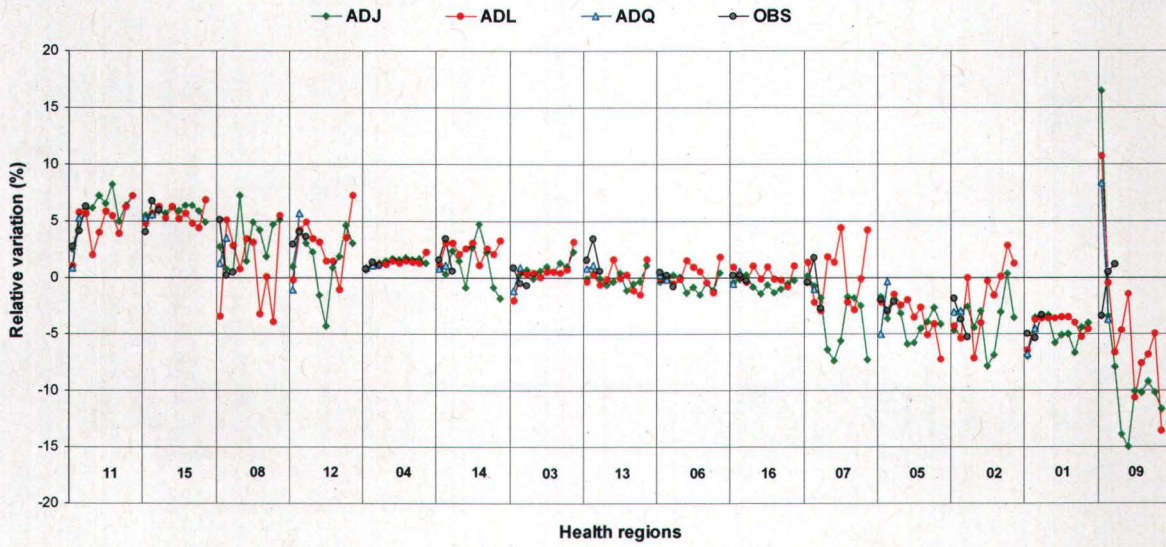
**Figure 5: Histograms of daily mean temperature (a) and averaged mean of relative humidity (b) for observed and simulated climatic data used in the estimation of daily rate of IHD for 45-64 years old men in winter in health region 01.**



**Figure 6: Histograms of daily mean temperature (a) and daily precipitations (b) for observed and simulated climatic data used in the estimation of daily rate of IHD for 65 years and older women in summer in health region 04.**

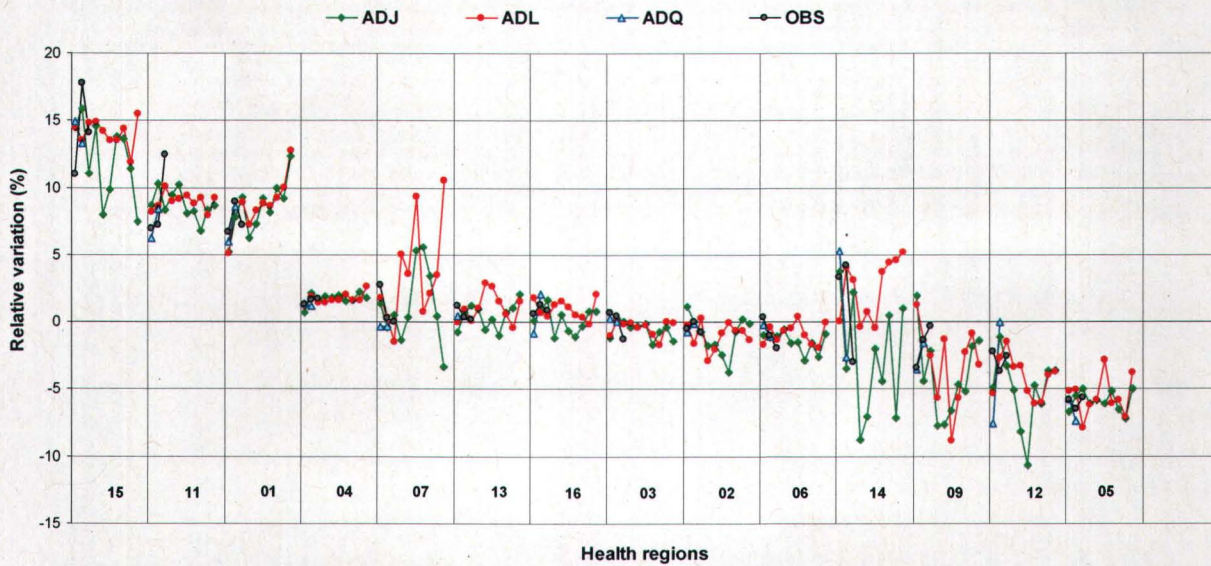


**Figure 7: Relative variation (%) in climatic effect on winter rate of IHD hospital admission of 45-64 years old men from 1990 to 2040.**



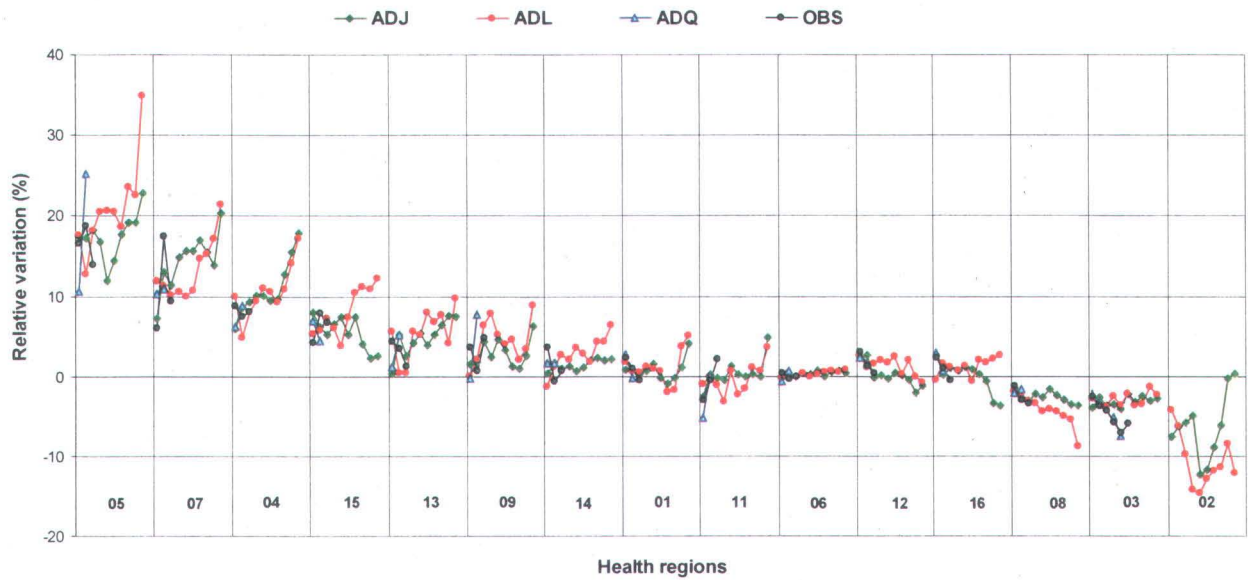
Legend: OBS = observed climatic data

**Figure 8: Relative variation (%) in climatic effect on winter rate of IHD hospital admission of 65 years and older women from 1990 to 2040.**



Legend: OBS = observed climatic data

**Figure 9: Relative variation (%) in climatic effect on summer rate of IHD hospital admission of 45-64 years old women from 1990 to 2040.**



Legend: OBS = observed climatic data

**Figure 10: Relative variation (%) in climatic effect on summer rate of IHD hospital admission of 65 years old men form 1990 to 2040.**



Legend: OBS = observed climatic data

## Tables

**Table 1: Meteorological data**

Variable	Unit	Observed	ADQ	ADJ	ADL
Daily mean temperature	°C	X	X	X	X
Relative humidity	%	X	X	X	X
Precipitations	mm	X	X	X	X
Atmospheric pressure	Pa	X	X	X	X
Dew point	°C	X			
Ground snow	mm	X			

**Table 2: Health regions with decreasing trend in climatic effect in winter IHD hospital admission rate under ADL scenario**

Gender	Age group	Health region
Men	45-64 years	01, 05, 06, 07, 08, 09, 13, 16
	65 years and over	04, 05, 06, 12, 13, 14, 15, 16
Women	45-64 years	02, 05, 06, 08, 09, 12, 16
	65 years and over	03, 06, 11, 12, 13, 15, 16

**Table 3: Health regions with decreasing trend in climatic effect in summer IHD hospital admission rate under ADL and ADL scenario**

Gender	Age group	Health region
Men	45-64 years	01, 06, 12, 13, 15 (ADJ only)
	65 years and over	01, 02, 06, 12, 13, 05 (ADJ only)
Women	45-64 years	08, 12, 09 (ADL only), 15 and 16 (ADJ only)
	65 years and over	05 (ADJ only)

## ANNEXES

### ANNEXE A : MODÈLES LINÉAIRES GÉNÉRALISÉS

Soit une variable  $Y$  dépendante de  $p$  variables explicatives  $X_1, \dots, X_p$ , dont on dispose de  $n$  observations. Les valeurs de  $X_i$  peuvent être fixées au préalable ou des réalisations de variables aléatoires. On cherche à modéliser la dépendance entre la variable d'intérêt  $Y$  et les variables explicatives  $X_1, \dots, X_p$  pour plusieurs raisons : la description, l'inférence et la prédiction. On veut trouver une forme explicite de la relation de dépendance et estimer la contribution relative de chaque variable  $X_i$  sur la variabilité de  $Y$ .

Le modèle de régression linéaire multiple est donné par :

$$\begin{aligned} Y &= \alpha + X_1\beta_1 + \dots + X_p\beta_p + \varepsilon & \text{A.1} \\ &= \alpha + \sum_{j=1}^p \beta_j X_j + \varepsilon \end{aligned}$$

où  $E(\varepsilon) = 0$  et  $\text{var}(\varepsilon) = \sigma^2$ . Ce modèle assume une dépendance linéaire entre les variables en résumant la contribution de chaque variable  $X_j$  dans la variabilité de  $Y$  par un coefficient  $\beta_j$ . Puisque l'effet des variables  $X_1, \dots, X_p$  sur la variabilité de  $Y$  est additive, on dit que la régression linéaire multiple est un modèle additif et peut être exprimée, d'une manière générale, de la forme :

$$Y = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(X_j) + \varepsilon, \text{ où } f_j(X_j) = \beta_j X_j, j = 1, \dots, p. \quad \text{A.2}$$

Les modèles linéaires généralisés (GLM) ont été développés pour permettre l'ajustement des modèles de régression de variable dépendante  $Y$  qui suit une distribution de la famille

exponentielle. Le modèle linéaire généralisé diffère du modèle linéaire simple par le fait que la distribution de  $Y$  peut être différente de la loi normale et que  $Y$  est reliée à la combinaison linéaire de variables  $X_1, \dots, X_p$  par une fonction de lien  $g(\cdot)$ . En résumé ce modèle a trois composantes :

1. La composante aléatoire :  $Y$  qui suit une distribution de la famille exponentielle de moyenne  $\mu = E(Y|X_1, \dots, X_p)$  et de variance  $\text{var}(Y) = \sigma^2$ .
2. la composante systématique : les variables explicatives  $X_1, \dots, X_p$  qui forment le régresseur linéaire  $\eta$  défini par  $\eta = \alpha + \sum_{j=1}^p \beta_j X_j$ .
3. la fonction de lien  $g(\cdot)$  est telle que  $g(\mu) = g[E(Y)] = \eta$ , ce qui implique que  $E(Y) = \mu = g^{-1}(\eta)$ .

On dit qu'une variable aléatoire est distribuée selon une loi de la famille exponentielle si sa fonction de densité de probabilité est de la forme :

$$f_Y(y; \theta; \phi) = \exp\left\{\frac{y\theta - c(\theta)}{a(\phi)} + d(y)\right\} \quad \text{A.3}$$

$\theta$  est le paramètre de position et  $\phi$  le paramètre d'échelle. Cette famille comprend les lois normale, binomiale, gamma, poisson, normale inverse, géométrique, binomiale négative et exponentielle. La régression linéaire multiple est un modèle linéaire généralisé où la fonction de lien est l'identité, c'est-à-dire que  $g(\mu) = \mu = \eta$ , et la loi de  $Y$  est une loi normale.

## ANNEXE B : PROCÉDURE DU 'LOCAL SCORING'

Considérons un modèle additif généralisé où  $Y$  suit une loi de la famille exponentielle de moyenne  $\mu = E(Y|X_1, \dots, X_p)$  et est lié aux variables explicatives par :

$$g(\mu) = \eta = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(X_j). \quad (\text{B.1})$$

Estimer  $\alpha$  et les fonctions  $f_1, \dots, f_p$ , par la procédure itérative dénommée '*local scoring procedure*'

(Hastie et Tibshirani, 1990) se résume par les étapes suivantes :

- (i) Initialiser :  $\alpha = g\left(\sum_1^n y_i / n\right)$ ;  $f_1^0 = \dots = f_p^0 = 0$ .
- (ii) À l'itération  $m = m + 1$ , pour la variable  $i, i = 1, 2, \dots, p$ . Des valeurs suivants du prédicteur  $\eta$ , de la moyenne  $\mu$  et la pondération  $w$  obtenus à l'itération  $m - 1$

$$\eta_i^{m-1} = \alpha^{m-1} + \sum_{j=1}^p f_j^{m-1}(x_{ij}) \quad (\text{B.2})$$

$$\mu_i^{m-1} = g^{-1}(\eta_i^{m-1}) \quad (\text{B.3})$$

$$w_i = \left( \frac{\delta \mu_i}{\delta \eta_i} \right)_0^2 (V_i^{m-1})^{-1} \quad (\text{B.4})$$

où  $V_i^{m-1}$  est la variance de  $Y$  à  $\mu_i^{m-1}$ . On ajuste en utilisant une méthode de lissage le modèle additif à  $z$ , en utilisant la pondération  $w$ , pour obtenir les fonctions<sup>3</sup>  $f_i^m, i = 1, 2, \dots, p$ .

Calculer

$$\Delta(\eta^{m-1}, \eta^m) = \frac{\sum_{i=1}^p \|f_i^m - f_i^{m-1}\|}{\sum_{i=1}^p \|f_i^{m-1}\|} \quad (\text{B.5})$$

<sup>3</sup>  $f_i^m = S_i(z - \sum_{i=1, k} f_i^m | x_i - \sum_{i=k+1, p} f_i^{(m-1)} | x_i, W^{(m-1)}), i = 1, \dots, p$ .

- (iii) Répéter l'étape (ii) jusqu'à ce le critère soit  $\Delta(\eta^{m-1}, \eta^m)$  soit en dessous d'un seuil (faible et fixé d'avance).

Cet algorithme, à chaque itération, essaie d'améliorer l'ajustement pour une dimension tout en gardant les  $p-1$  autres dimensions à leur état actuel. On estime chaque fonction (étape (ii)) par une méthode de lissage qui en soit est un autre processus itératif.



## ANNEXE C : FONCTIONS DE BASE B-SPLINES

Soient les  $m+1$  nœuds  $x_i$ ,  $i = 0, \dots, m$ , tel que  $x_0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_m$ . Désignons par la  $i^{\text{ème}}$  subdivision (*span*) l'intervalle à demi ouvert  $[x_i, x_{i+1})$ . Lorsqu'un nœud apparaît  $k$  fois, avec  $k > 1$  (i.e.  $x_i = x_{i+1} = \dots = x_{i+k-1}$ ) on dit que  $x_i$  est un nœud multiple de multiplicité  $k$ , noté  $x_i^{(k)}$ . Dans le cas contraire, lorsque le nœud  $x_i$  apparaît seulement une fois il s'agit d'un nœud simple. Lorsque les nœuds sont choisis à égale distance, la séquence des nœuds est dite uniforme, et non-uniforme dans le cas contraire. Pour définir les fonctions B-spline, on a besoin de préciser le degré  $p$ . La  $i^{\text{ème}}$  fonction B-spline  $B_{i,p}(x)$  est définie par récurrence comme suit (formule de récurrence de De Boor):

$$B_{i,0}(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } x_i \leq x < x_{i+1} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$B_{i,p}(x) = \frac{x - x_i}{x_{i+p} - x_i} B_{i,p-1}(x) + \frac{x_{i+p+1} - x}{x_{i+p+1} - x_{i+1}} B_{i+1,p-1}(x)$$

$B_{i,p}(x)$  est un polynôme de degré  $p$  sur chaque intervalle. Pour plus de détails on peut se référer à De Boor (1978).

Un lissage à base B-spline est indépendant de la variable réponse  $Y$  et dépend seulement des informations suivantes: (i) l'étendue de la variable explicative ; (ii) le nombre et la position des nœuds et (iii) le degré des fonctions B-spline. Un B-spline de degré  $q$  est constitué de  $q+1$  morceaux de polynômes de degré  $q$  qui se joignent aux nœuds intérieurs. Les dérivées d'ordre 1 à  $q-1$  des polynômes sont continues aux  $q$  points de fusions. La fonction B-spline est de signe positif sur le domaine que couvrent les  $q+2$  nœuds et nulle ailleurs. À l'exception

des bornes, un B-spline chevauche  $2q$  des morceaux de polynômes environnants et pour tout  $x$ , les  $q+1$  B-splines sont non nuls.

**ANNEXE D : VARIABLES ET PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ DANS LES MODÈLES, CAS DES  
MALADIES ISCHÉMIQUES CARDIAAQUES**

Dans les tableaux de cette annexe, la signification des abréviations sont les suivants :

TQM : température quotidienne moyenne (°C)

Hum : humidité relative (%)

NgSol : neige au Sol (mm)

Prcp : précipitations (mm)

PA : pression atmosphérique (PA)

Rosée : Point de point (°C)

**Tableau D. 1 :** Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'hiver : cas du genre masculin

RSS		Variables explicatives									
01	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>12</sub> )	M(NgSol <sub>13</sub> )	M(Rosée <sub>6</sub> )	M(Hum <sub>4</sub> )	M(PA <sub>8</sub> )	TQM	
	Tout âge	180	180	5	15	15	90	30	15	30	
	65 et +	90	180	5	5	5	5	5	15	5	
	45-64	90	5	5	5	5	5	5	5	5	
02	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>2</sub> )	M(Hum <sub>11</sub> )	PA	M(Rosée <sub>4</sub> )	M(TQM <sub>7</sub> )	TQM	
	Tout âge	180	180	30	30	180	5	30	180	180	
	65 et +	5	180	5	5	180	5	180	5	5	
	45-64	90	5	5	5	5	5	5	5	180	
03	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>7</sub> )	M(Hum <sub>8</sub> )	M(Rosée <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>5</sub> )	TQM	Pt. de Rosée	M(PA <sub>6</sub> )
	Tout âge	180	180	180	30	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	5	5	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	90	180	180	180	180
04	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>8</sub> )	M(TQM <sub>9</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	180	15	30	180	180	180	5			
	45-64	180	180	180	180	180	180	180			
05	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(PA <sub>4</sub> )	M(Rosée <sub>10</sub> )	M(TQM <sub>11</sub> )	M(NgSol <sub>7</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	TQM	
	Tout âge	180	180	15	180	180	15	180	180	5	
	65 et +	15	180	5	5	5	5	5	5	5	
	45-64	180	5	5	5	5	5	180	5	5	

RSS		Variables explicatives									
06	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>7</sub> )	M(Hum <sub>14</sub> )	M(PA <sub>14</sub> )	M(Rosée <sub>11</sub> )	M(TQM <sub>3</sub> )	PA	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
07	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>12</sub> )	M(NgSol <sub>10</sub> )	TQM	NgSol			
	Tout âge	180	0,001	30	180	90	180	30			
	65 et +	180	180	5	5	5	180	5			
	45-64	180	180	5	180	180	180	5			
08	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>12</sub> )	M(PA <sub>9</sub> )	PA	M(Hum <sub>8</sub> )	M(Prcp <sub>3</sub> )	M(Rosée <sub>11</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	90	180	180	30	30	90	180
	65 et +	180	5	5	90	5	15	60	5	180	30
	45-64	180	5	5	5	5	5	5	5	5	5
09	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	M(TQM <sub>9</sub> )	TQM	PA	M(Rosée <sub>13</sub> )	M(Hum <sub>1</sub> )	
	Tout âge	90	30	30	180	30	30	90	30	30	
	65 et +	180	5	5	180	5	5	180	180	15	
	45-64	30	5	5	90	5	180	180	5	5	
11	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>3</sub> )	M(TQM <sub>13</sub> )	M(NgSol <sub>11</sub> )	M(Hum <sub>1</sub> )	M(PA <sub>11</sub> )	TQM	
	Tout âge	60	180	15	15	15	15	15	15	180	
	65 et +	180	180	15	15	15	15	15	180	15	
	45-64	30	15	15	15	15	15	15	15	180	

RSS		Variables explicatives									
12	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>14</sub> )	M(TQM <sub>9</sub> )	NgSol	TQM			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	180	180	180	180	90	180	180			
	45-64	180	180	180	180	180	180	180			
13	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	PA	M(Rosée <sub>7</sub> )	M(NgSol <sub>6</sub> )	M(Hum <sub>1</sub> )	M(PA <sub>10</sub> )	M(TQM <sub>5</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	30	180	30	180	180	180
	65 et +	180	180	30	30	30	180	30	180	60	180
	45-64	30	180	180	180	60	180	180	180	30	180
14	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>10</sub> )	M(TQM <sub>10</sub> )	TQM	NgSol			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	180	180	60	180	30	180	180			
	45-64	180	180	30	30	30	180	180			
15	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(TQM <sub>7</sub> )	M(Hum <sub>2</sub> )	M(PA <sub>14</sub> )	M(Rosée <sub>13</sub> )	Hum	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	30	180	180	30	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	30	180	180	180	30
16	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>9</sub> )	M(Rosée <sub>3</sub> )	M(TQM <sub>7</sub> )	PA	M(Hum <sub>6</sub> )	M(PA <sub>1</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	90	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180

**Tableau D. 2 :** Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'été : cas du genre masculin

RSS		Variables explicatives									
01	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>14</sub> )	M(TQM <sub>13</sub> )	M(Prcp <sub>14</sub> )	M(Hum <sub>12</sub> )	M(PA <sub>9</sub> )	Prcp	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	30	180	180	60	180
	65 et +	90	180	30	180	30	180	60	60	30	180
	45-64	30	180	30	180	180	30	30	180	30	180
02	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>5</sub> )	M(PA <sub>5</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	M(Prcp <sub>14</sub> )	PA	TQM	
	Tout âge	180	180	180	60	30	180	90	30	180	
	65 et +	30	180	30	30	180	30	30	30	180	
	45-64	180	180	30	180	30	30	30	30	180	
03	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>11</sub> )	M(Hum <sub>5</sub> )	M(PA <sub>12</sub> )	M(Prcp <sub>8</sub> )	M(Rosée <sub>8</sub> )	PA	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	30	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
04	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>9</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	180	180	90	180	180	180			
	65 et +	180	180	180	90	30	180	180			
	45-64	180	180	60	30	30	180	180			
05	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>10</sub> )	M(TQM <sub>12</sub> )	Prcp	M(Prcp <sub>3</sub> )	M(Hum <sub>12</sub> )	Hum	TQM
	Tout âge	30	90	30	30	180	180	60	30	180	180
	65 et +	30	180	30	30	30	180	30	30	180	180
	45-64	30	30	30	30	180	30	30	30	180	180

RSS		Variables explicatives									
06	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>3</sub> )	M(PA <sub>6</sub> )	M(Rosée <sub>13</sub> )	M(TQM <sub>3</sub> )	Prcp	M(Hum <sub>5</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
07	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>8</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	180	30	30	180	180	180			
	65 et +	180	30	30	30	90	30	180			
	45-64	180	30	30	30	30	30	180			
08	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>3</sub> )	M(TQM <sub>4</sub> )	M(Prcp <sub>7</sub> )	TQM	Prcp	PA	M(Rosée <sub>3</sub> )
	Tout âge	30	30	30	30	30	180	30	180	60	30
	65 et +	30	180	30	30	180	30	30	30	90	30
	45-64	30	30	30	90	30	30	30	30	30	30
09	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>10</sub> )	M(Hum <sub>12</sub> )	M(TQM <sub>8</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	Pt de Rosée	Hum	TQM
	Tout âge	30	30	30	30	30	30	30	90	30	30
	65 et +	30	90	30	30	30	30	30	30	30	30
	45-64	90	30	30	30	30	30	30	30	30	30
11	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>13</sub> )	M(Rosée <sub>3</sub> )	M(Prcp <sub>8</sub> )	Hum	M(PA <sub>4</sub> )	M(Hum <sub>8</sub> )	TQM
	Tout âge	5	90	5	5	5	30	30	5	5	5
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	90	180	180	180	180	30	180	180
12	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>6</sub> )	TQM	Prcp			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	180	180	90	180	5	180	180			
	45-64	90	180	180	180	5	180	5			



RSS		Variables explicatives									
13	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>8</sub> )	M(Prcp <sub>13</sub> )	M(PA <sub>6</sub> )	Pt de Rosée	M(Rosée <sub>9</sub> )	M(Hum <sub>11</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	90	180	180	15	30	180
	65 et +	180	180	5	180	180	90	180	5	180	180
	45-64	90	5	180	5	5	90	5	5	5	15
14	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(TQM <sub>13</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	30	180	180	180	180	180	180			
	45-64	180	180	180	5	180	5	180			
15	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>9</sub> )	M(TQM <sub>8</sub> )	M(PA <sub>10</sub> )	M(Rosée <sub>11</sub> )	Pt. De rosée	M(Hum <sub>9</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	90	180	180	180	180
	65 et +										
	45-64	180	180	90	30	90	180	180	90	15	180
16	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(PA <sub>7</sub> )	M(TQM <sub>7</sub> )	M(Rosée <sub>6</sub> )	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(Hum <sub>14</sub> )	Rosée	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	5	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180

**Tableau D. 3 :** Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'hiver : cas du genre féminin

RSS		Variables explicatives									
01	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>5</sub> )	M(TQM <sub>3</sub> )	M(PA <sub>1</sub> )	M(Rosée <sub>8</sub> )	M(Hum <sub>3</sub> )	TQM	
	Tout âge	180	180	15	30	180	180	180	180	180	
	65 et +	180	15	180	15	180	30	90	180	30	
	45-64	15	30	15	15	180	15	180	180	180	
02	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>3</sub> )	M(Hum <sub>9</sub> )	M(NgSol <sub>2</sub> )	M(TQM <sub>6</sub> )	M(PA <sub>2</sub> )	TQM	
	Tout âge	180	180	5	180	90	30	180	180	180	
	65 et +	180	180	15	15	30	180	180	180	180	
	45-64	180	5	5	5	180	180	90	180	180	
03	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>3</sub> )	M(PA <sub>4</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Rosée <sub>11</sub> )	M(NgSol <sub>8</sub> )	TQM	
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	
	65 et +	180	180	90	180	180	180	180	180	180	
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	5	
04	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>3</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	180	180	15	180	180	180	180			
	45-64	90	5	90	5	180	5	5			
05	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>2</sub> )	M(NgSol <sub>4</sub> )	M(PA <sub>14</sub> )	Pt de Rosée	M(Rosée <sub>2</sub> )	M(TQM <sub>13</sub> )	TQM
	Tout âge	180	5	15	30	5	90	180	30	15	5
	65 et +	5	5	5	180	30	30	5	30	15	180
	45-64	180	15	5	5	5	180	5	5	5	180

RSS		Variables explicatives									
06	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>14</sub> )	M(PA <sub>14</sub> )	M(Hum <sub>3</sub> )	M(Rosée <sub>1</sub> )	M(TQM <sub>14</sub> )	PA	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	90	90	90	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
07	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>9</sub> )	M(TQM <sub>14</sub> )	TQM	NgSol			
	Tout âge	180	90	15	180	5	5	5			
	65 et +	15	180	15	180	5	15	180			
	45-64	90	180	30	180	180	180	180			
08	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>7</sub> )	Pt. De rosée	PA	TQM	Hum	Prcp	M(TQM <sub>5</sub> )
	Tout âge	30	30	30	30	60	30	30	30	30	30
	65 et +										
	45-64	15	180	15	15	30	30	15	180	15	15
09	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>1</sub> )	M(Hum <sub>14</sub> )	PA	TQM	M(TQM <sub>14</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	
	Tout âge	15	5	5	5	5	5	5	5	5	
	65 et +	5	5	5	15	5	5	5	5	5	
	45-64	5	5	5	30	5	30	5	5	5	
11	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>14</sub> )	M(PA <sub>1</sub> )	TQM	M(Rosée <sub>2</sub> )	M(Prcp <sub>6</sub> )	Prcp	M(Hum <sub>13</sub> )
	Tout âge	180	180	15	180	15	180	60	15	15	15
	65 et +	180	180	15	180	30	180	15	15	15	180
	45-64	180	180	15	15	90	15	15	15	180	180
12	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>10</sub> )	TQM	M(NgSol <sub>1</sub> )	NgSol			
	Tout âge	180	180	30	180	180	5	180			
	65 et +	180	180	60	180	180	5	180			
	45-64	90	180	30	90	60	5	5			

RSS		Variables explicatives									
13	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>1</sub> )	M(NgSol <sub>7</sub> )	M(TQM <sub>3</sub> )	Hum	M(Rosée <sub>8</sub> )	M(PA <sub>3</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	90	180	180	90	180	60	30	180
	65 et +	180	180	180	30	180	90	180	60	30	180
	45-64	180	180	180	30	180	180	180	180	30	180
14	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>9</sub> )	TQM	NgSol			
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180			
	65 et +	180	5	5	180	180	180	5			
	45-64	5	180	5	5	60	180	180			
15	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(PA <sub>3</sub> )	Hum	M(TQM <sub>11</sub> )	M(Rosée <sub>4</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(NgSol <sub>2</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	30	60	90	180
	65 et +	180	180	180	60	5	90	180	180	30	180
	45-64	180	180	180	180	180	180	30	180	180	180
16	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(PA <sub>3</sub> )	Hum	M(TQM <sub>11</sub> )	M(Rosée <sub>4</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(NgSol <sub>2</sub> )	TQM
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	180	180	5	180	180	180	180	180

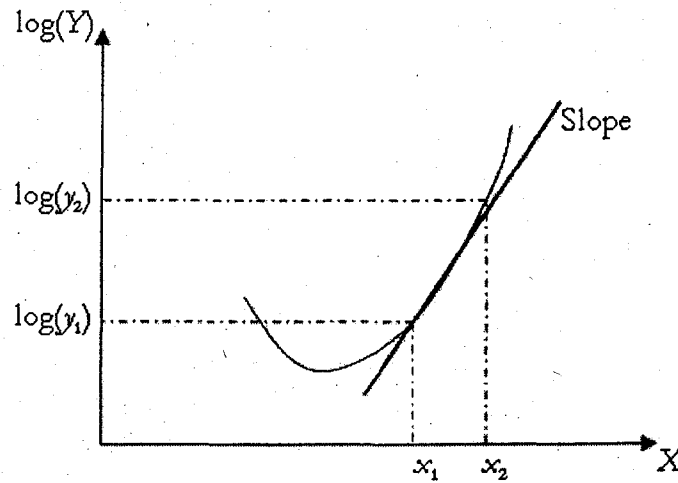
**Tableau D. 4 :** Variables explicatives et pénalités de rugosité des modèles pour chaque région et classes d'âge pour la saison d'été : cas du genre féminin

RSS		Variables explicatives									
01	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>3</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	M(TQM <sub>10</sub> )	PA	M(Prcp <sub>12</sub> )	M(PA <sub>7</sub> )	TQM
	Tout âge	5	5	5	5	180	90	180	180	5	180
	65 et +	5	5	5	30	5	90	180	180	5	180
	45-64	90	180	180	5	90	90	5	180	90	30
02	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(PA <sub>13</sub> )	M(Rosée <sub>9</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>8</sub> )	M(TQM <sub>13</sub> )	PA	TQM
	Tout âge	60	180	180	15	180	5	180	5	180	90
	65 et +	30	180	180	15	180	180	180	30	90	30
	45-64	180	30	15	90	180	5	60	60	180	60
03	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>10</sub> )	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(PA <sub>7</sub> )	Hum	TQM	
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	180	180	
	45-64	180	180	30	180	5	60	60	5	5	
04	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>13</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	15	180	60	180	180	5			
	65 et +	30	5	30	180	180	180	5			
	45-64	180	5	15	5	5	180	180			
05	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>8</sub> )	M(PA <sub>7</sub> )	M(Hum <sub>14</sub> )	M(Rosée <sub>13</sub> )	TQM	M(Prcp <sub>13</sub> )	
	Tout âge	180	30	5	180	5	180	60	5	180	
	65 et +	180	5	5	5	5	5	15	5	5	
	45-64	15	5	30	180	5	15	5	90	60	

RSS		Variables explicatives									
	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>9</sub> )	M(TQM <sub>5</sub> )	M(PA <sub>11</sub> )	M(Prcp <sub>10</sub> )	M(Hum <sub>2</sub> )	Hum	TQM
06	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	30	180	180	180	180	180	180	180	180
	45-64	180	180	5	180	15	180	180	180	180	180
	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	M(Prcp <sub>8</sub> )	M(TQM <sub>5</sub> )	TQM			
07	Tout âge	15	180	30	15	180	15	180			
	65 et +	30	180	15	15	180	15	15			
	45-64	15	180	15	90	90	15	180			
	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(TQM <sub>2</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(Rosée <sub>7</sub> )	Pt. De rosée	M(PA <sub>3</sub> )	Prcp	TQM
08	Tout âge	180	30	30	30	30	30	30	30	180	180
	65 et +	30	180	30	30	30	30	30	30	180	30
	45-64	30	180	30	30	30	180	180	180	30	180
	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Prcp <sub>14</sub> )	M(Rosée <sub>4</sub> )	M(TQM <sub>13</sub> )	Prcp	TQM
09	Tout âge	30	30	30	30	30	30	30	30	180	180
	65 et +	30	30	30	180	30	30	30	30	30	180
	45-64	5	5	5	5	5	180	180	90	5	180
	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(PA <sub>4</sub> )	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>12</sub> )	M(Rosée <sub>2</sub> )	TQM	Pt. De Rosée	M(Hum <sub>14</sub> )
11	Tout âge	180	30	30	30	30	180	180	30	30	30
	65 et +	180	180	30	30	30	180	180	30	180	30
	45-64	180	60	180	30	90	180	180	30	180	30
	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(TQM <sub>2</sub> )	Prcp	TQM			
12	Tout âge	180	180	180	180	90	180	180			
	65 et +	180	180	180	15	180	15	180			
	45-64	180	15	15	15	15	90	15			

RSS		Variables explicatives									
13	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	TQM	M(Hum <sub>5</sub> )	M(TQM <sub>11</sub> )	M(PA <sub>14</sub> )	M(Rosée <sub>12</sub> )	M(Prcp <sub>13</sub> )	
	Tout âge	180	180	15	180	30	15	180	180	180	
	65 et +	180	180	15	180	180	180	30	180	180	
	45-64	90	180	15	180	180	180	180	180	180	
14	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(TQM <sub>4</sub> )	Prcp	TQM			
	Tout âge	180	180	15	15	180	180	180			
	65 et +	15	15	15	15	15	15	180			
	45-64	15	15	15	30	15	15	15			
15	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Rosée <sub>14</sub> )	M(TQM <sub>8</sub> )	M(PA <sub>4</sub> )	M(Hum <sub>2</sub> )	Hum	TQM	Pt. De Rosée
	Tout âge	180	180	90	180	180	15	180	60	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	30	180	180
	45-64	90	180	15	15	180	15	180	15	15	180
16	Classe d'âge	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>13</sub> )	Hum	TQM	M(Prcp <sub>8</sub> )	M(Rosée <sub>1</sub> )	M(TQM <sub>14</sub> )	M(PA <sub>2</sub> )
	Tout âge	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
	65 et +	180	180	180	180	180	180	180	180	60	180
	45-64	180	180	30	5	60	180	180	180	180	30

## ANNEXE E : CALCUL DU RISQUE RELATIF



**Figure E. 1 :** Illustration de la pente de la fonction de lissage

La pente  $a$  de la figure E.1 s'exprime comme suit :

$$a = \frac{\log(y_2) - \log(y_1)}{x_2 - x_1} \quad (\text{E.1})$$

Étant donné que le dénominateur est l'unité, l'expression de la pente devient :

$$\begin{aligned} a = \log(y_2) - \log(y_1) &\Rightarrow \exp(a) = \exp(\log(y_2 / y_1)) \\ &= \frac{y_2}{y_1} \end{aligned}$$

Le risque relatif de la variable  $Y$  est donné par la formule

$$\text{Risque relatif (\%)} = \frac{y_2 - y_1}{y_1} \times 100 = (\exp(a) - 1) \times 100 \quad (\text{E.2})$$



**ANNEXE F : VARIABLES ET PARAMÈTRES DE RUGOSITÉ DANS LES MODÈLES, CAS DE  
L'INFARCTUS DU MYOCARDE**

**Tableau F. 1 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des hommes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'hiver**

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives										
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>13</sub> )	Pa	M(Tqm <sub>12</sub> )	Tqm	Hum		
01	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>13</sub> )	Pa	M(Tqm <sub>12</sub> )	Tqm	Hum		
		45-64	15	5	120	5	30	120	5	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Pa	M(TQM <sub>3</sub> )	M(NgSol <sub>2</sub> )	Hum	NgSol	Tqm		
		45-64	na	na	na	na	na	na	na	na	na		
		65 et plus	120	5	120	120	120	90	120	120	5		
02	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>14</sub> )	NgSol	M(NgSol <sub>12</sub> )	Tqm	Pa	M(Pa <sub>3</sub> )		
		45-64	120	120	120	30	15	5	120	30	5		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>5</sub> )	M(Pa <sub>6</sub> )	M(Tqm <sub>3</sub> )	Pa	Tqm			
		45-64	120	120	120	60	30	15	120	120			
		65 et plus	120	120	120	5	120	15	120	120			
03	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>2</sub> )	M(Tqm <sub>9</sub> )	Pa	Hum	M(NgSol <sub>1</sub> )	Tqm	M(Pa <sub>10</sub> )	
		45-64	60	120	15	120	120	120	120	5	5	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>10</sub> )	Tqm	M(Hum <sub>6</sub> )	NgSol	M(NgSol <sub>2</sub> )	Pa	Hum	
		45-64	120	120	120	5	120	5	120	120	120	120	
		65 et plus	120	90	120	60	120	120	120	120	120	120	
04	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>8</sub> )	NgSol	M(Tqm <sub>7</sub> )	Tqm				
		45-64	15	5	30	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>8</sub> )	Tqm	NgSol	M(Tqm <sub>8</sub> )				
		45-64	60	120	90	120	5	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives											
05	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	Hum	M(Hum <sub>4</sub> )	M(Tqm <sub>3</sub> )	Pa	M(Prcp <sub>4</sub> )	Tqm		
		45-64	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Pa	M(Prcp <sub>2</sub> )	Hum	M(Pa <sub>2</sub> )	M(Tqm <sub>1</sub> )	M(Hum <sub>9</sub> )	Tqm		
		45-64	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	
		65 et plus	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	na	
06	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>2</sub> )	Tqm	Hum	M(Pa <sub>1</sub> )	M(Tqm <sub>1</sub> )	M(Hum <sub>1</sub> )	Prcp	Pa	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>11</sub> )	Pa	Tqm	M(Prcp <sub>5</sub> )	Prcp	M(Pa <sub>2</sub> )	Hum	M(Tqm <sub>7</sub> )	
		45-64	120	120	60	120	60	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
07	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>11</sub> )	M(Prcp <sub>7</sub> )	Tqm	Prcp					
		45-64	15	5	5	120	30	120	15					
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120					
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>10</sub> )	M(Tqm <sub>5</sub> )	Tqm	Prcp					
		45-64	60	120	120	5	120	30	120					
		65 et plus	120	120	120	15	120	120	120					
08	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>14</sub> )	Prcp	M(Pa <sub>14</sub> )	Pa	Tqm				
		45-64	120	30	5	5	120	120	120	5				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>11</sub> )	M(Pa <sub>11</sub> )	M(Hum <sub>11</sub> )	Tqm	Pa	Hum			
		45-64	120	120	120	120	120	30	120	120	120			
		65 et plus	120	30	120	120	120	120	120	90	120			

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives										
09	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>13</sub> )	M(Prcp <sub>14</sub> )	M(Tqm <sub>2</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	Tqm			
		45-64	120	5	120	120	120	5	30	120			
		65 et plus	na	na	na	na	na	na	na	na			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>13</sub> )	M(Pa <sub>1</sub> )	Tqm	Hum	M(Prcp <sub>2</sub> )			
		45-64	120	120	5	120	120	120	120	120			
		65 et plus	5	120	120	5	120	120	120	120			
11	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>2</sub> )	M(Pa <sub>4</sub> )	Tqm				
		45-64	15	120	120	120	60	5	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	M(Tqm <sub>5</sub> )	M(Pa <sub>4</sub> )	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	5				
		65 et plus	120	120	120	120	15	120	5				
12	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Ngsol <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>3</sub> )	Ngsol				
		45-64	120	60	120	120	30	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Ngsol	M(Ngsol <sub>5</sub> )	M(Tqm <sub>4</sub> )	Tqm				
		45-64	120	15	120	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	30	120	120				
13	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>10</sub> )	M(Ngsol <sub>13</sub> )	M(Hum <sub>14</sub> )	M(Pa <sub>14</sub> )	Tqm			
		45-64	30	120	120	5	5	15	120	30			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	90			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>5</sub> )	M(Tqm <sub>10</sub> )	Prcp	M(Hum <sub>5</sub> )	Pa	Hum	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives										
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	Tqm	M(Tqm <sub>2</sub> )	Prcp				
14	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	Tqm	M(Tqm <sub>2</sub> )	Prcp				
		45-64	120	120	120	120	120	5	15				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Tqm <sub>4</sub> )	M(Ngsol <sub>3</sub> )	Ngsol				
		45-64	120	5	5	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
15	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Ngsol <sub>3</sub> )	Tqm	Ngsol	M(Pa <sub>1</sub> )	M(Tqm <sub>9</sub> )	M(Hum <sub>5</sub> )		
		45-64	120	5	5	5	120	120	120	90	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>3</sub> )	M(Pa <sub>3</sub> )	M(Ngsol <sub>2</sub> )	Ngsol	M(Hum <sub>1</sub> )	Tqm		
		45-64	na	na	na	na	na	na	na	na	na		
		65 et plus	120	120	120	120	60	120	120	120	120		
16	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>10</sub> )	M(Hum <sub>6</sub> )	Hum	Prcp	M(Prcp <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>6</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	5	5	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	M(Prcp <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>9</sub> )	Tqm	M(Hum <sub>9</sub> )	M(Tqm <sub>9</sub> )		
		45-64	120	120	120	5	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120		

**Tableau F. 2 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des femmes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'hiver**

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives									
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	M(Pa <sub>3</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Tqm <sub>4</sub> )	Tqm		
01	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	M(Pa <sub>3</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Tqm <sub>4</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	60	120	120	120		
		65 et plus	120	15	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	NgSol	M(Hum <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>2</sub> )	Hum	Pa	Tqm	
		45-64	120	15	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	30	120	120	120	120	120	120	120	
02	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>2</sub> )	NgSol	Pa	Hum	M(Tqm <sub>1</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>8</sub> )	Tqm	Prcp	Hum	M(Pa <sub>9</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	5	5		
03	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Pa	Hum	Tqm	M(Tqm <sub>1</sub> )	M(NgSol <sub>14</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Pa	M(Hum <sub>5</sub> )	NgSol	M(Tqm <sub>10</sub> )	Hum	Tqm	M(NgSol <sub>4</sub> )
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
04	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>4</sub> )	Tqm	Prcp	M(Tqm <sub>1</sub> )			
		45-64	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>11</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	Tqm	Prcp			
		45-64	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives											
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>12</sub> )	Tqm	M(Hum <sub>14</sub> )	Hum	M(Tqm <sub>12</sub> )				
05	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(NgSol <sub>12</sub> )	Tqm	M(Hum <sub>14</sub> )	Hum	M(Tqm <sub>12</sub> )				
		45-64	120	120	120	120	120	30	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	NgSol	M(Tqm <sub>8</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	Hum	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	30	120	120	120	120				
06	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>14</sub> )	Prcp	Tqm	M(Pa <sub>13</sub> )	Pa				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	Hum	Pa	NgSol	M(Tqm <sub>13</sub> )	M(Pa <sub>13</sub> )			
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
07	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>4</sub> )	Prcp	M(Tqm <sub>3</sub> )	Tqm					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120					
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Prcp <sub>14</sub> )	Prcp	M(Tqm <sub>14</sub> )					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120					
8	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>7</sub> )	Pa	M(Hum <sub>1</sub> )	Tqm					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120					
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>5</sub> )	Pa	M(Hum <sub>4</sub> )	Tqm					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	120	30	120	120					

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives											
09	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>14</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	Hum	M(Tqm <sub>12</sub> )	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>5</sub> )	Tqm	Pa	M(Tqm <sub>3</sub> )					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120					
11	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>10</sub> )	M(Hum <sub>12</sub> )	M(Tqm <sub>1</sub> )	Pa	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>10</sub> )	Tqm	Hum	M(Pa <sub>9</sub> )					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	30	90	5	120					
12	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>1</sub> )	M(Prcp <sub>5</sub> )	Prcp	Tqm					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Prcp <sub>12</sub> )	Prcp	M(Tqm <sub>12</sub> )					
		45-64	120	120	120	120	120	120	120					
		65 et plus	120	120	120	120	15	120	120					
13	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	Prcp	M(Tqm <sub>7</sub> )	M(Pa <sub>6</sub> )	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	M(Pa <sub>6</sub> )	Pa	M(Tqm <sub>5</sub> )	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120			



RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives										
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>14</sub> )	M(NgSol <sub>8</sub> )	Tqm	NgSol				
14	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>14</sub> )	M(NgSol <sub>8</sub> )	Tqm	NgSol				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	M(Tqm <sub>2</sub> )	M(Prcp <sub>6</sub> )	Tqm				
		45-64	120	120	120	120	120	120	120				
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120				
15	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Pa <sub>7</sub> )	Hum	Prcp	M(Tqm <sub>7</sub> )			
		45-64	60	120	120	120	120	15	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	Tqm	M(Prcp <sub>13</sub> )	M(Tqm <sub>1</sub> )	Pa			
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120			
16	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	NgSol	M(NgSol <sub>7</sub> )	M(Hum <sub>6</sub> )	M(Tqm <sub>6</sub> )			
		45-64	120	120	120	120	120	120	90	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>8</sub> )	M(Hum <sub>5</sub> )	Pa	M(Tqm <sub>4</sub> )	M(Prcp <sub>2</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120		

**Tableau F. 3 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des hommes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'été**

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives									
01	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>8</sub> )	M(Pa <sub>1</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	M(Prp <sub>7</sub> )	Tqm		
		45-64	5	120	60	120	15	15	120	5		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>1</sub> )	M(Tqm <sub>4</sub> )	M(Pa <sub>11</sub> )	M(Prp <sub>12</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	120	5	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
02	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prp <sub>13</sub> )	M(Pa <sub>11</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	M(Tqm <sub>6</sub> )	Hum	Tqm	
		45-64	60	120	5	30	30	60	120	5	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>8</sub> )	Hum	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Prp <sub>14</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	30	120	60	120	0	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	0	
03	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>5</sub> )	M(Prp <sub>1</sub> )	M(Hum <sub>12</sub> )	Tqm	Hum	
		45-64	120	120	120	30	5	60	30	30	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prp <sub>12</sub> )	M(Pa <sub>5</sub> )	M(Tqm <sub>8</sub> )	M(Hum <sub>2</sub> )	Pa	Tqm	
		45-64	120	120	120	15	120	5	30	120	90	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
04	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>10</sub> )	M(Prp <sub>14</sub> )	Tqm	Prp			
		45-64	30	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prp <sub>10</sub> )	M(Tqm <sub>3</sub> )	Tqm	Prp			
		45-64	120	5	120	120	120	60	120			
		65 et plus	120	120	120	120	5	120	120			

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives									
05	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>5</sub> )	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Pa <sub>10</sub> )	M(Prcp <sub>9</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	15	120	15	60	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	60	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Tqm <sub>13</sub> )	M(Prcp <sub>10</sub> )	M(Pa <sub>14</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	15	5	5	120	120		
		65 et plus	120	120	120	15	120	120	120	120		
06	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>12</sub> )	M(Hum <sub>8</sub> )	M(Tqm <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>8</sub> )	Tqm	Hum	
		45-64	120	120	120	120	15	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Prcp <sub>14</sub> )	Prcp	M(Tqm <sub>4</sub> )	M(Pa <sub>14</sub> )	Pa	Tqm
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	120
07	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>2</sub> )	Prcp	Tqm			
		45-64	90	120	120	30	30	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>12</sub> )	M(Prcp <sub>7</sub> )	Tqm	Prcp			
		45-64	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			
08	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>13</sub> )	M(Hum <sub>8</sub> )	M(Prcp <sub>5</sub> )	M(Tqm <sub>12</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	30	60	5	5	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>6</sub> )	M(Hum <sub>6</sub> )	M(Prcp <sub>5</sub> )	M(Pa <sub>7</sub> )	Tqm	Hum	
		45-64	120	120	120	5	120	120	120	120	5	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives									
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>11</sub> )	Prcp	M(Prcp <sub>3</sub> )	Tqm	M(Tqm <sub>3</sub> )		
09	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>11</sub> )	Prcp	M(Prcp <sub>3</sub> )	Tqm	M(Tqm <sub>3</sub> )		
		45-64	nd	nd	nd	nd	nd	nd	nd	nd		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>2</sub> )	Hum	M(Tqm <sub>14</sub> )	M(Pa <sub>3</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	5	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
11	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>13</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	Pa	M(Hum <sub>4</sub> )	Tqm	
		45-64	5	30	120	120	30	5	5	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Prcp <sub>12</sub> )	M(Hum <sub>11</sub> )	M(Pa <sub>1</sub> )	M(Tqm <sub>9</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	60	120	120	5	120	15	120	120		
12	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Prcp <sub>5</sub> )	M(Tqm <sub>6</sub> )	Prcp			
		45-64	120	5	5	90	120	5	5			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>14</sub> )	M(Prcp <sub>12</sub> )	Tqm	Prcp			
		45-64	120	120	120	120	120	120	120			
		65 et plus	120	120	120	120	30	120	120			
13	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa <sub>4</sub> )	M(Tqm <sub>13</sub> )	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Prcp <sub>3</sub> )	Tqm		
		45-64	60	120	120	15	120	5	60	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>6</sub> )	M(Hum <sub>9</sub> )	M(Prcp <sub>10</sub> )	M(Pa <sub>4</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	5	120	60	120	120		
		65 et plus	0	0	0	0	0	0	0	0		

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives									
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(Tqm <sub>8</sub> )	Tqm	Prcp			
14	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(Tqm <sub>8</sub> )	Tqm	Prcp			
		45-64	120	120	5	120	5	120	5			
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120			
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>12</sub> )	Tqm	M(Prcp <sub>9</sub> )	Prcp			
		45-64	120	120	5	30	120	120	120			
		65 et plus	60	120	120	120	60	120	120			
15	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>12</sub> )	M(Hum <sub>13</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	M(Prcp <sub>6</sub> )	Tqm	Prcp	
		45-64	120	90	120	60	5	120	120	30	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>6</sub> )	M(Tqm <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>11</sub> )	M(Prcp <sub>12</sub> )	Pa	Tqm	
		45-64	5	120	5	5	30	120	120	120	5	
		65 et plus	120	120	60	120	120	120	120	120	120	
16	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>4</sub> )	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Pa <sub>8</sub> )	M(Prcp <sub>4</sub> )	Pa	Tqm	
		45-64	120	120	90	120	90	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>8</sub> )	M(Pa <sub>8</sub> )	M(Prcp <sub>2</sub> )	Tqm	M(Hum <sub>3</sub> )	Prcp	Pa
		45-64	120	120	120	120	120	30	60	120	120	
		65 et plus	120	120	120	30	120	120	120	120	120	

**Tableau F. 4 : Variables et pénalités de rugosité des modèles des femmes par région, groupe d'âge et état de comorbidité pour l'été**

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives								
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>10</sub> )	M(Tqm <sub>10</sub> )	Tqm	
01	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>7</sub> )	M(Prcp <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>10</sub> )	M(Tqm <sub>10</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	90	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>9</sub> )	M(Pa <sub>3</sub> )	Tqm	M(Tqm <sub>10</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	30	120		
02	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>2</sub> )	Pa	M(Tqm <sub>9</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	Pa	M(Tqm <sub>7</sub> )	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	90	120	30	120	120	120		
03	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>5</sub> )	M(Prcp <sub>4</sub> )	M(Pa <sub>6</sub> )	Prcp	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>5</sub> )	M(Hum <sub>2</sub> )	M(Pa <sub>13</sub> )	M(Prcp <sub>5</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	5	120	120	120	
04	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	Prcp	M(Prcp <sub>11</sub> )	M(Tqm <sub>6</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Prcp	M(Tqm <sub>5</sub> )	Tqm	M(Prcp <sub>7</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	90		

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives							
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Hum11)	M(Pa7)	M(Tqm4)	
05	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Hum11)	M(Pa7)	M(Tqm4)	
		45-64	120	120	120	120	120	5	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm10)	M(Hum7)	M(Pa11)	M(Prcp4)	Tqm
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120
		65 et plus	120	120	120	60	120	120	120	120
06	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum14)	M(Pa4)	M(Tqm4)	Prcp	Tqm
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm6)	M(Pa6)	M(Prcp14)	Tqm	Hum
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120
07	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp6)	M(Tqm10)	Tqm	Prcp	
		45-64	120	120	120	90	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Prcp14)	Prcp	M(Tqm4)	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	60	120	
08	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Pa6)	M(Hum14)	M(Tqm12)	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm12)	M(Hum6)	M(Pa10)	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	

RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives								
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>3</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	M(Prcp <sub>13</sub> )	Tqm	
09	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>3</sub> )	M(Tqm <sub>3</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	M(Prcp <sub>13</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>9</sub> )	M(Tqm <sub>12</sub> )	M(Hum <sub>12</sub> )	M(Pa <sub>2</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
11	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>2</sub> )	Hum	M(Hum <sub>4</sub> )	Tqm	M(Prcp <sub>13</sub> )	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Hum <sub>8</sub> )	Hum	Tqm	Pa	M(Tqm <sub>8</sub> )	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	15	120	120	120	5	120	5	
12	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>13</sub> )	Tqm	M(Prcp <sub>2</sub> )	Prcp		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Tqm <sub>2</sub> )	Prcp	M(Prcp <sub>5</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		
13	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Tqm <sub>6</sub> )	Prcp	M(Hum <sub>10</sub> )	M(Pa <sub>8</sub> )	Tqm	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Tqm <sub>8</sub> )	Hum	Prcp		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		



RSS	Com	Classe d'âge	Variables explicatives								
			X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(Tqm <sub>8</sub> )	Prcp	Tqm		
14	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>6</sub> )	M(Tqm <sub>8</sub> )	Prcp	Tqm		
		45-64	120	120	120	120	120	120	120		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	Prcp	M(Tqm <sub>5</sub> )	M(Prcp <sub>9</sub> )		
		45-64	120	120	120	120	120	120	5		
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120		
15	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	Tqm	M(Hum <sub>5</sub> )	M(Tqm <sub>13</sub> )	M(Pa <sub>13</sub> )	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	M(Prcp <sub>11</sub> )	Pa	Hum	M(Pa <sub>11</sub> )	M(Tqm <sub>1</sub> )	
		45-64	120	120	120	120	60	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
16	0		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Tqm	M(Tqm <sub>7</sub> )	M(Pa <sub>6</sub> )	M(Prcp <sub>8</sub> )	M(Hum <sub>14</sub> )	
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	
	1		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	Hum	M(Tqm <sub>3</sub> )	M(Prcp <sub>11</sub> )	Prcp	Pa	Tqm
		45-64	120	120	120	120	120	120	120	120	120
		65 et plus	120	120	120	120	120	120	120	120	120

## **ANNEXE G : RISQUE RELATIF POUR L'IM**

**Tableau G. 1 :** Risque excédent (%) du taux quotidien d'admission hospitalière pour MI due à une baisse de 1°C de la température quotidienne moyenne (Tqm) et la moyenne des températures des journées précédentes (M(Tqm)) durant la saison d'hiver pour les deux états (sans et avec) de comorbidité.

Âge	45-64 ans				65 ans et plus			
	RSS	Tqm		M(Tqm)		Tqm		M(Tqm)
Hommes	sans	avec	sans	avec	sans	avec	sans	avec
01	2,068	nd	4,157	nd	0,251	1,558	0,836	-2,666
02	0,523	1,558	1,825	4,930	0,242	0,308	1,342	5,396
03	1,817	1,710	0,051	2,413	0,587	0,466	0,848	1,575
04	0,444	9,185	0,570	0,934	0,453	0,260	0,093	0,223
05	nd	nd	nd	nd	-0,085	nd	0,081	nd
06	1,396	0,310	0,847	1,110	0,464	0,275	0,131	0,680
07	1,382	1,467	4,878	1,085	-0,239	2,137	0,810	0,122
08	5,256	1,296	13,950	0,342	0,508	0,597	1,010	-0,233
09	0,487	1,096	1,726	0,098	nd	0,208	nd	3,707
11	0,426	5,296	2,552	1,797	0,625	1,299	0,829	0,973
12	1,250	0,729	0,610	2,176	0,464	0,528	0,983	1,216
13	3,208	0,722	4,267	1,291	0,475	0,754	0,873	1,288
14	2,748	0,267	1,741	1,130	0,469	0,401	0,151	1,198
15	1,226	nd	0,500	nd	0,410	0,023	0,637	0,402
16	0,861	1,506	0,772	0,973	0,209	0,436	0,200	-0,123
Femmes	Tqm		M(Tqm)		Tqm		M(Tqm)	
RSS	sans	avec	sans	avec	sans	avec	sans	avec
01	0,058	0,728	-0,946	0,419	1,136	0,375	2,024	-0,864
02	-0,789	0,776	0,471	0,374	0,788	1,166	0,401	1,270
03	0,254	0,898	0,694	1,348	-0,600	1,128	0,071	1,851
04	0,688	1,686	-0,525	-0,343	0,795	0,293	0,310	-2,122
05	0,829	0,939	-0,724	1,260	0,393	0,739	-1,088	2,132
06	0,518	0,471	1,758	1,986	0,689	0,331	0,701	0,364
07	0,678	0,436	0,686	0,787	-0,903	0,270	1,071	1,022
08	0,544	0,446	-0,666	0,306	-0,262	1,283	-0,586	1,680
09	0,351	0,755	0,473	0,423	0,358	0,151	0,394	0,704
11	0,900	0,459	-0,509	0,446	0,403	-1,662	1,267	1,368
12	0,482	0,051	0,385	0,875	0,835	0,980	-0,496	0,258
13	0,234	0,718	0,948	0,975	0,697	0,667	0,277	-0,848
14	-0,294	0,228	0,576	1,059	0,453	0,254	2,295	1,123
15	0,994	-0,625	0,313	0,284	-0,808	0,088	1,154	0,852
16	1,496	0,575	0,289	0,510	0,327	-0,702	-0,389	-0,366

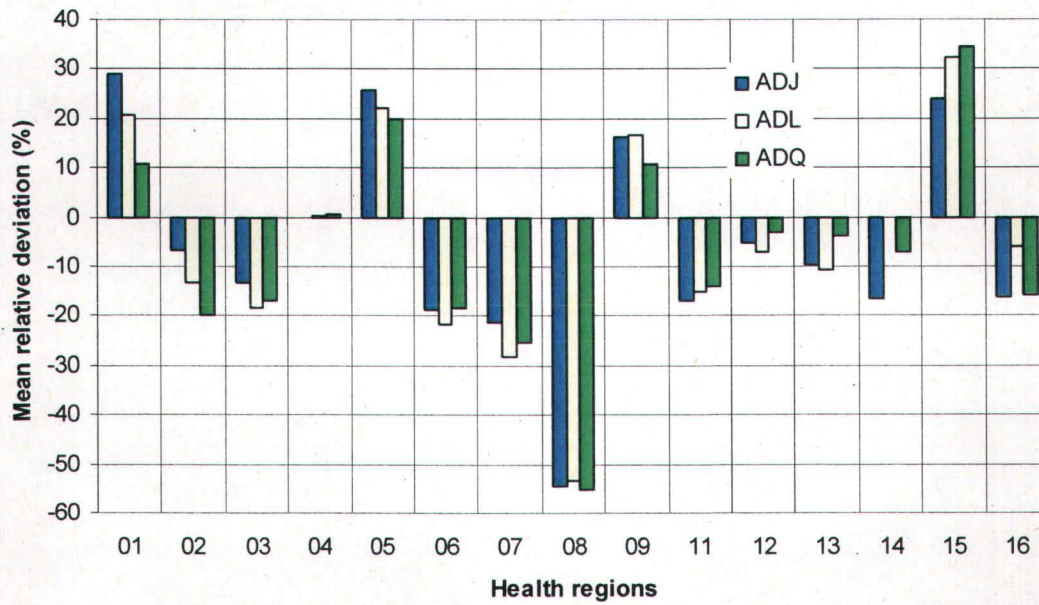
Note : les valeurs dans les cellules grises ne sont pas significativement différentes de zéro.

**Tableau G. 2 :** Risque excédent (%) du taux quotidien d'admission hospitalière pour MI due à une hausse de 1°C de la température quotidienne moyenne (Tqm) et la moyenne des températures des journées précédentes (M(Tqm)) durant la saison d'été pour les deux états (sans et avec) de comorbidité.

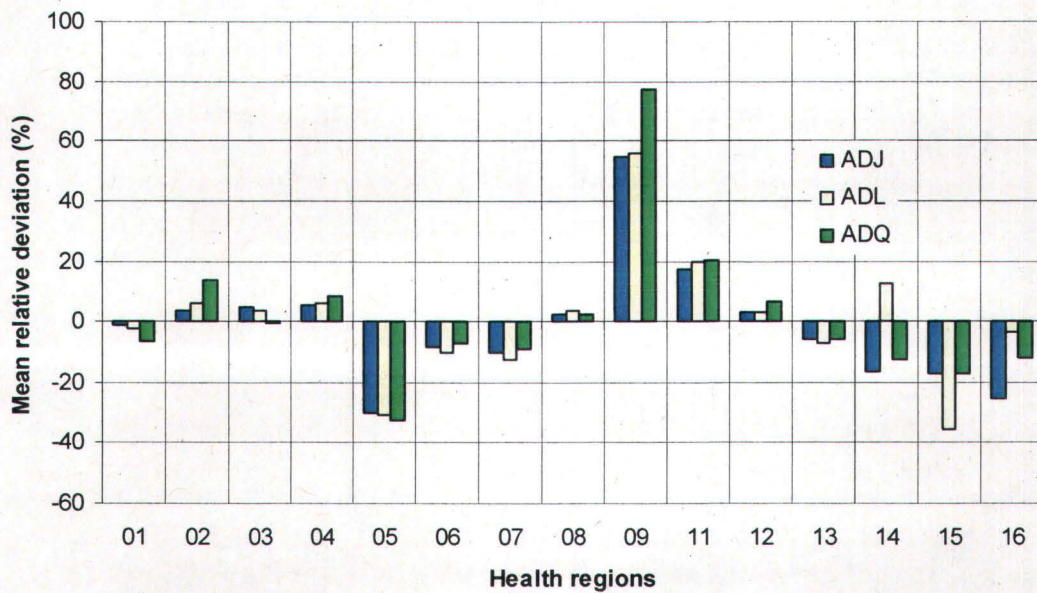
Âge	45-64 ans				65 ans et plus			
	Hommes	Tqm		M(Tqm)		Tqm		M(Tqm)
RSS	sans	avec	sans	avec	sans	avec	sans	avec
01	1,328	2,962	4,620	6,568	3,118	2,972	2,673	1,686
02	0,050	2,144	1,228	2,851	1,232	1,389	0,393	4,374
03	2,326	6,433	-5,575	2,353	0,501	0,925	0,718	0,287
04	1,412	6,218	1,517	2,674	2,856	0,616	-0,612	6,240
05	0,517	3,329	7,765	-28,04	1,843	3,850	-3,246	1,243
06	0,382	1,031	3,286	2,762	0,402	1,654	-0,447	0,251
07	11,21	-0,298	2,422	4,294	1,084	3,412	2,716	-2,573
08	2,946	0,541	6,655	15,67	0,231	2,206	1,202	1,436
09	nd	0,212	nd	5,193	0,746	0,767	0,628	1,585
11	0,006	3,682	1,027	1,022	2,304	8,413	-0,763	1,004
12	-6,704	0,846	15,14	4,107	0,410	1,999	1,258	2,781
13	2,314	3,278	6,168	7,724	0,886	nd	0,572	nd
14	1,565	2,773	5,805	10,46	0,641	3,846	-0,726	0,869
15	1,846	4,901	7,697	3,796	1,526	1,755	0,831	1,716
16	0,571	3,421	2,203	5,800	1,457	2,330	0,837	1,698
Femmes	Tqm		M(Tqm)		Tqm		M(Tqm)	
RSS	sans	avec	sans	avec	sans	avec	sans	avec
01	0,189	1,341	2,478	0,327	1,289	3,515	2,310	2,493
02	1,074	1,358	-1,112	0,899	-0,274	1,139	3,757	2,140
03	1,189	1,636	1,545	0,873	0,966	0,712	1,608	4,670
04	3,459	1,901	1,460	2,062	0,110	-1,322	1,004	-2,166
05	3,078	0,451	-1,839	2,538	1,678	0,086	3,399	4,342
06	0,144	2,822	0,787	2,097	1,017	0,555	2,662	-0,675
07	2,086	0,255	2,011	-0,656	3,391	0,753	0,190	2,280
08	1,729	1,128	3,012	0,248	0,625	1,266	1,484	1,612
09	1,524	0,132	2,983	0,428	0,425	-0,966	0,620	2,911
11	0,195	1,799	-1,613	0,221	1,617	8,872	0,418	1,865
12	2,553	1,909	3,979	0,805	0,280	1,131	2,871	2,427
13	0,681	0,573	-0,852	1,268	1,675	0,421	1,146	3,800
14	0,620	1,034	0,789	0,639	0,180	0,267	0,224	0,637
15	1,071	nd	2,740	0,945	1,023	nd	0,888	1,238
16	1,047	0,330	1,303	0,515	0,643	-1,565	-0,643	1,770

Note : les valeurs dans les cellules grises ne sont pas significativement différentes de zéro.

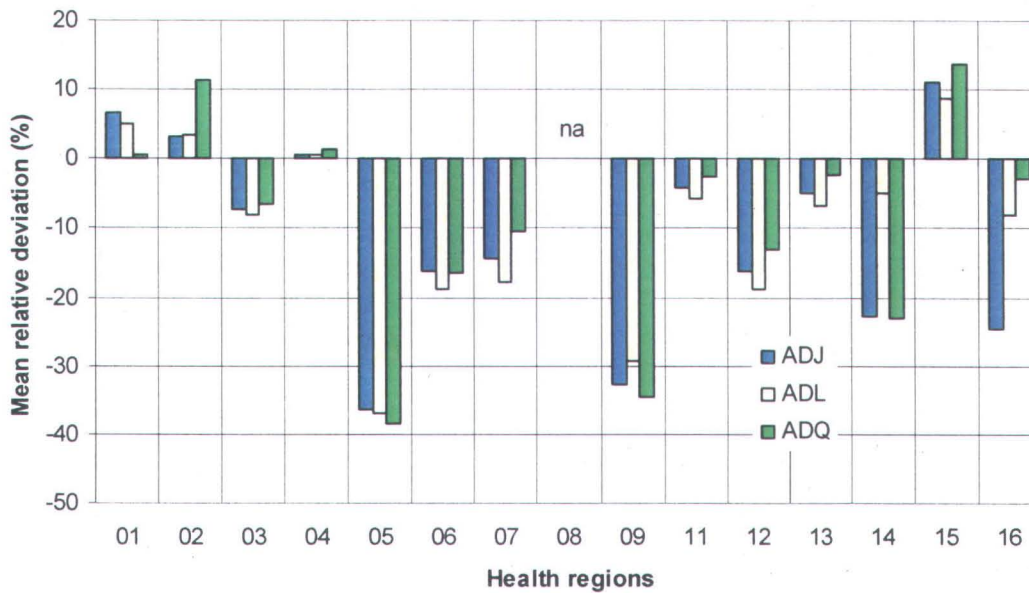
**ANNEXE H : REPRÉSENTATION GRAPHIQUE DE LA MOYENNE DES ÉCARTS RELATIFS**



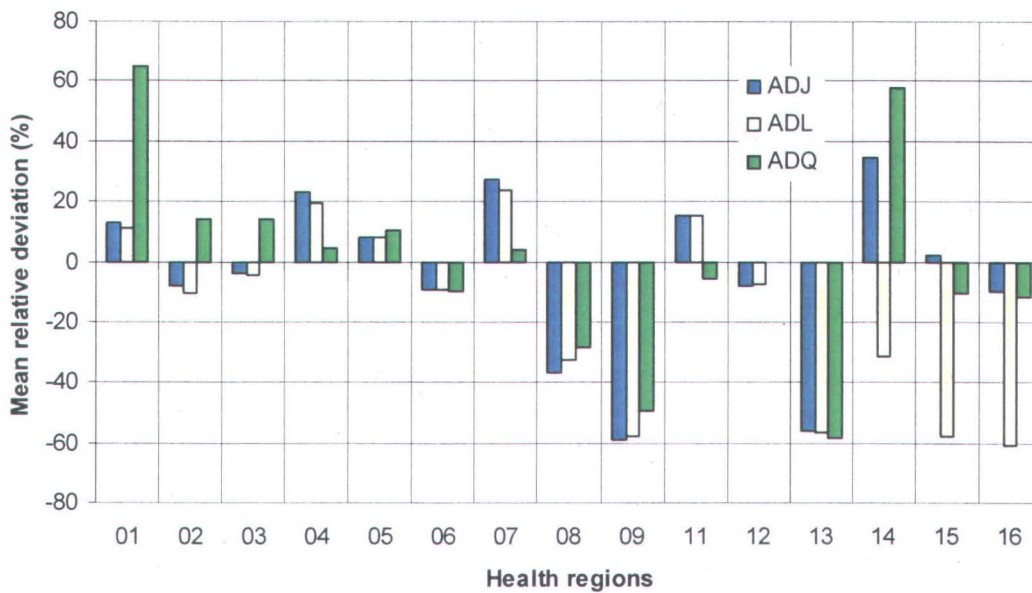
**Figure H. 1 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des hommes de 65 ans et plus durant l'hiver



**Figure H. 2 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 45-64 ans durant l'hiver



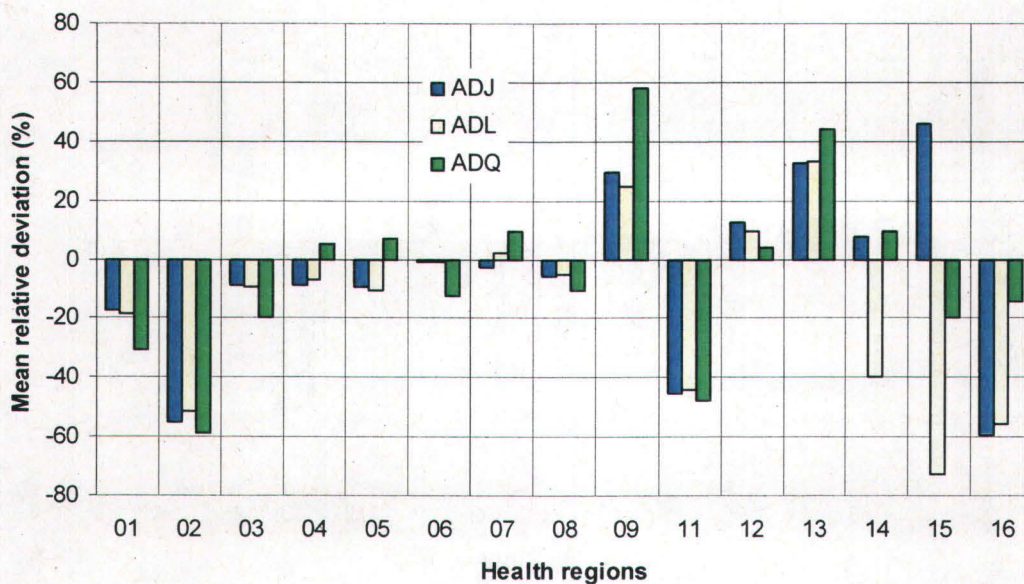
**Figure H. 3 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 65 ans et plus durant l'hiver



**Figure H. 4 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des hommes de 45-64 ans durant l'été

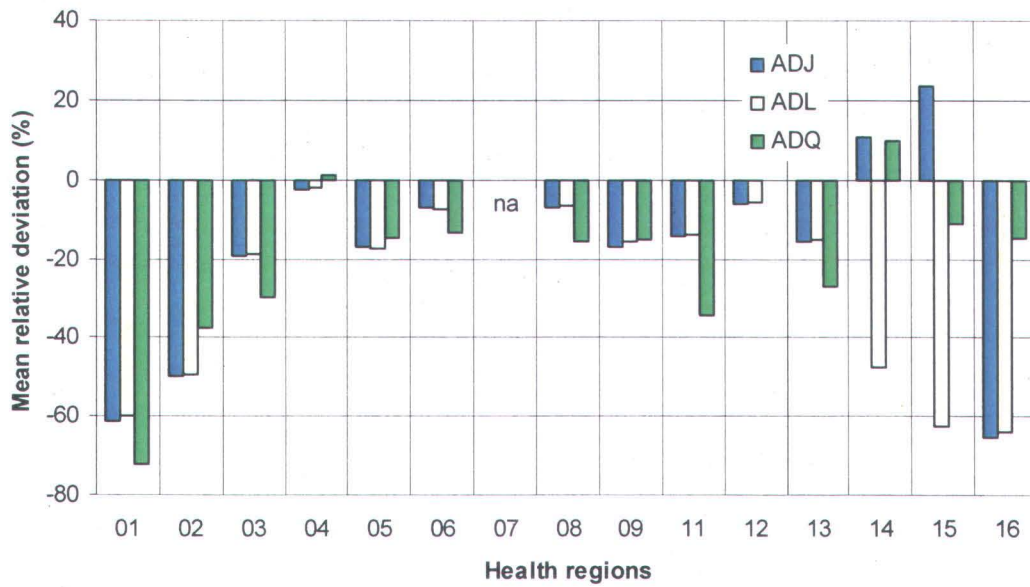


**Figure H. 5 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des hommes de 65 ans et plus durant l'été



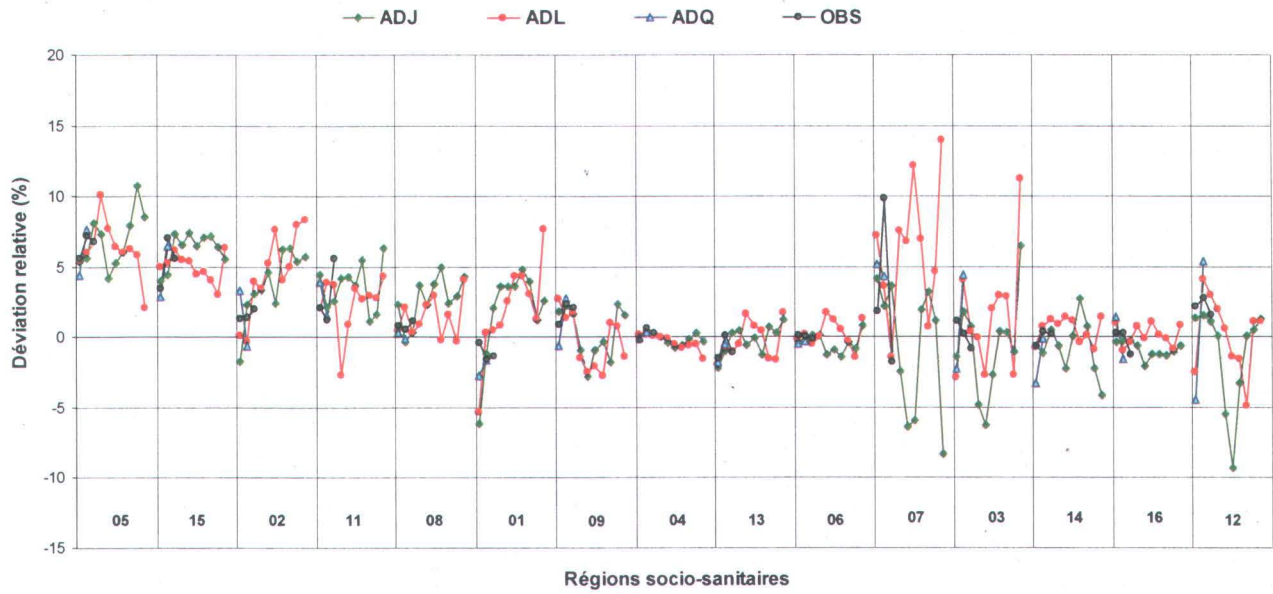
**Figure H. 6 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 45-64 ans durant l'été



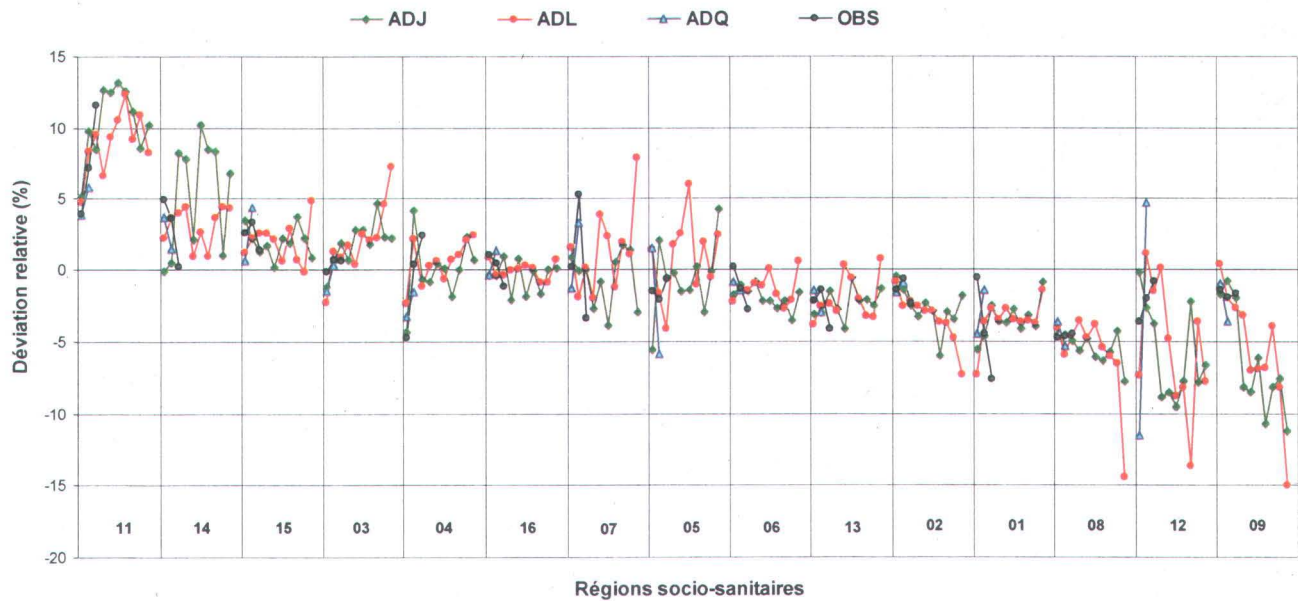


**Figure H. 7 :** Moyenne de l'écart relatif entre les estimations avec données historiques et données simulées du taux d'admission hospitalière pour MIC, cas des femmes de 65 ans et plus durant l'été

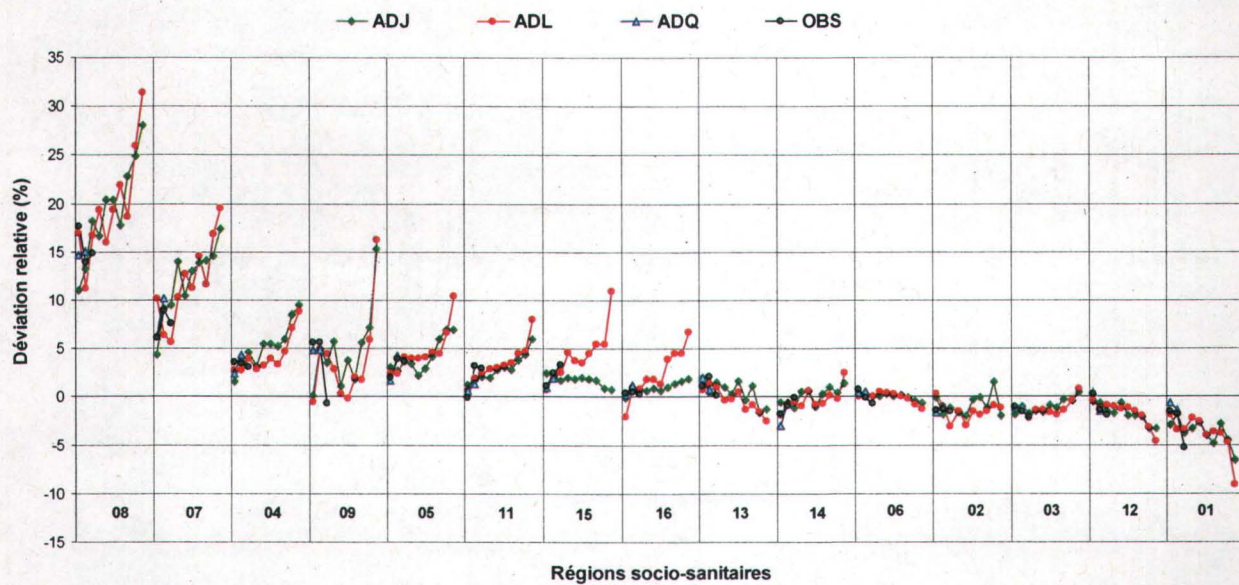
**ANNEXE I : ÉVOLUTION DE LA MOYENNE SUR 5 ANS DES VARIATIONS RELATIVES DU  
TAUX ANNUEL SAISONNIER DES HOSPITALISATIONS POUR MIC DE 1991 À 2040**



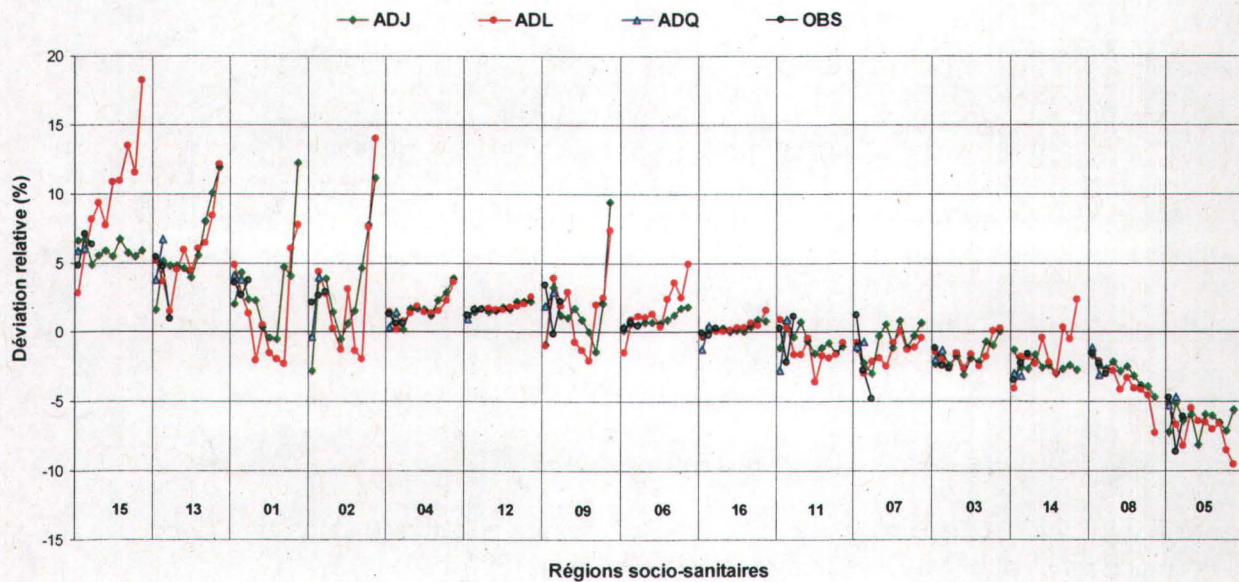
**Figure I. 1 :** Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des hommes de 65 ans et plus de 1991 à 2040



**Figure I. 2 :** Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des femmes de 45-64 ans de 1991 à 2040

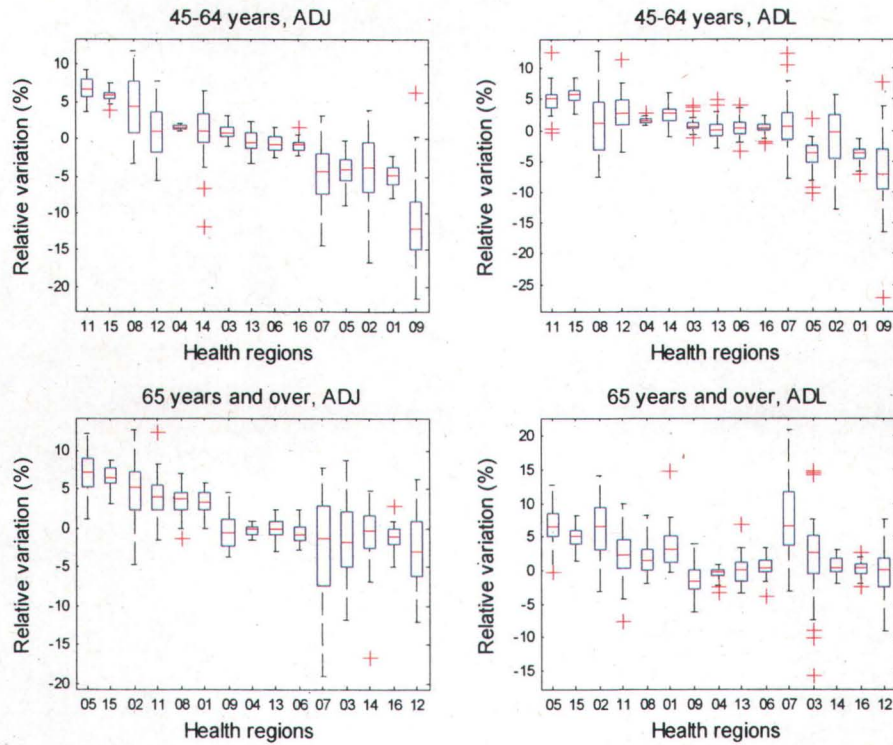


**Figure I. 3 :** Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des hommes de 45-64 ans de 1991 à 2040

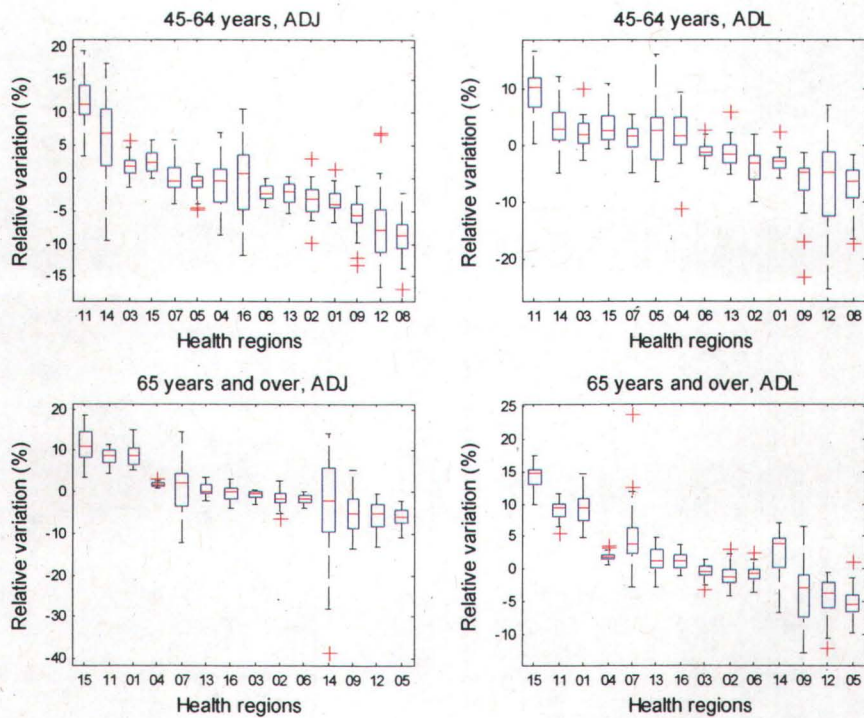


**Figure I. 4 :** Évolution de la moyenne sur 5 ans de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des femmes de 65 ans et plus de 1991 à 2040

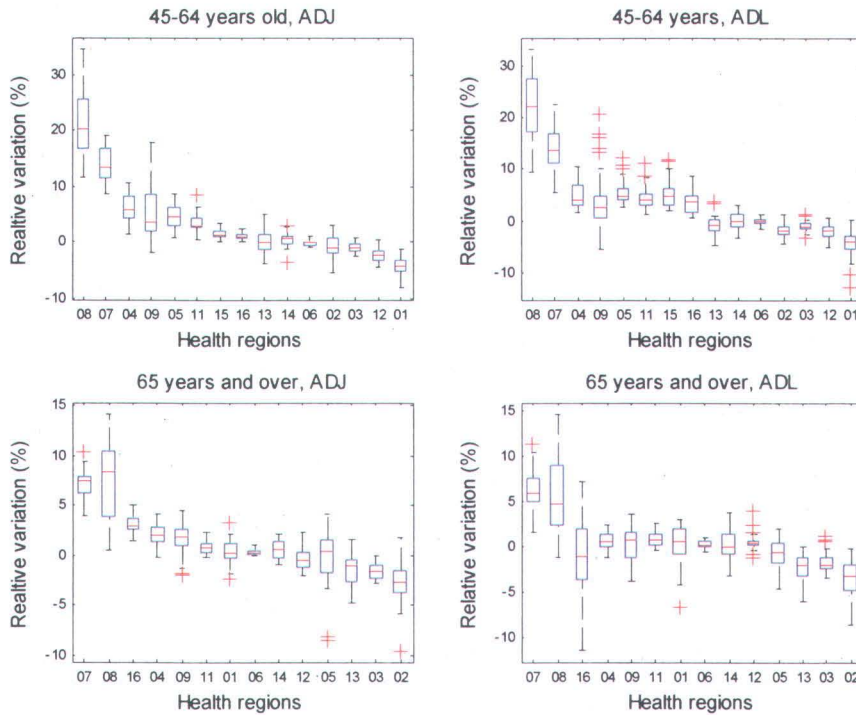
**ANNEXE J : DIAGRAMME EN BOÎTE DES VARIATIONS RELATIVES DES TAUX ANNUELS  
SAISONNIERS DES HOSPITALISATIONS POUR MIC DE 2006 À 2040**



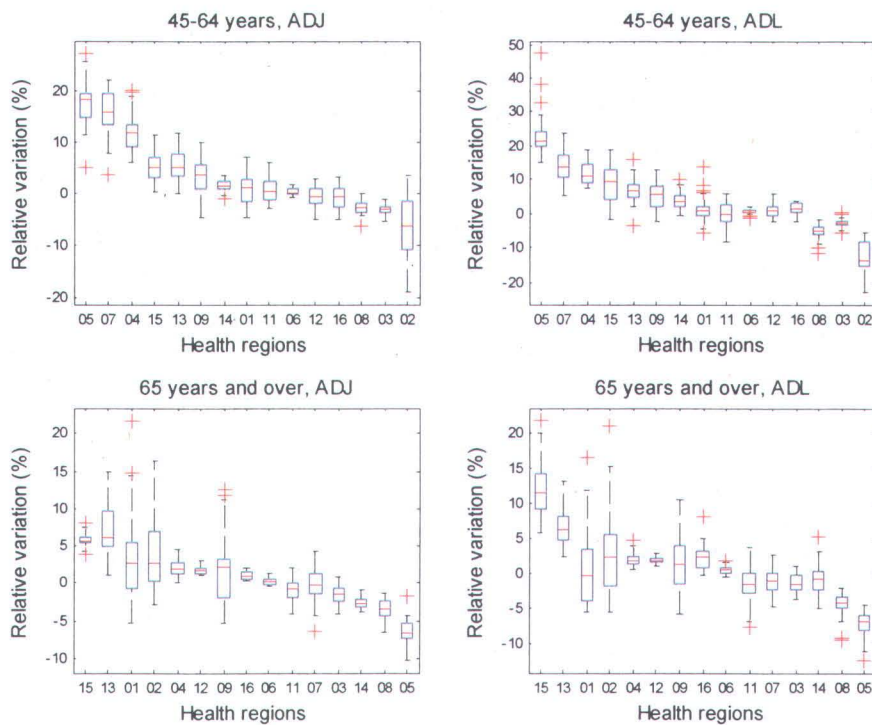
**Figure J. 1 :** Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des hommes pour 2006 à 2040



**Figure J. 2 :** Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel hivernal des hospitalisations pour MIC des femmes pour 2006 à 2040



**Figure J. 3 :** Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des hommes pour 2006 à 2040



**Figure J. 4 :** Diagramme en boîte de la variation relative du taux annuel estival des hospitalisations pour MIC des femmes pour 2006 à 2040

