

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
1.1	Les inégalités de mortalité . . . . .	2
1.2	Données . . . . .	4
1.2.1	La base de données . . . . .	5
1.3	Logiciels . . . . .	6
1.4	Quelques chiffres . . . . .	6
<b>2</b>	<b>Inégalités spatiales de mortalité chez les migrants</b>	<b>9</b>
2.1	Modélisation de la mortalité . . . . .	9
2.1.1	Des données au modèle . . . . .	10
2.1.2	Limites du modèle de Poisson : Quasipoisson ou binomiale négative? . . . . .	10
2.1.3	Le modèle . . . . .	13
2.2	Analyse spatiale . . . . .	15
2.2.1	Modélisation . . . . .	16
2.2.2	Un peu de Bayésien . . . . .	17
2.2.3	Le lissage . . . . .	19
2.2.4	Analyse des résultats . . . . .	24
2.2.5	Différences entre étrangers et Suisses . . . . .	26
<b>3</b>	<b>Conclusion</b>	<b>31</b>
	<b>Appendices</b>	<b>33</b>
<b>A</b>	<b>Tables de mortalité lissées</b>	<b>33</b>
<b>B</b>	<b>Code R</b>	<b>45</b>
B.1	Modèle Bayésien Poisson-Gamma estimé par maximum de vraisemblance . . . . .	45
B.2	Modèle Bayésien hiérarchique Poisson-Gamma . . . . .	45
B.3	Modèle Bayésien hiérarchique Log-Normal . . . . .	47
B.4	Modèle Bayésien hiérarchique Log-Normale avec autocorrélation spatiale . . . . .	48
	<b>Bibliographie</b>	<b>50</b>

# Chapitre 1

## Introduction

Le présent mémoire du certificat complémentaire en géomatique ambitionne d'étudier l'état actuel et l'évolution récente des différentiels spatiaux de mortalité des populations migrantes résidentes en Suisse. L'angle choisi est davantage celui de la modélisation dans l'espace des différentiels de mortalité que celui de l'interprétation et de l'analyse de ces différentiels.

### 1.1 Les inégalités de mortalité

Le champ des inégalités de mortalité a connu d'importants développements ces dernières décennies. Après les travaux précurseurs de Pamuk (1985) sur la Grande Bretagne, les études sur les différences socio-économiques de mortalité se sont rapidement étendues à l'Australie (Turrell et al., 2007), l'Autriche (Doblhammer et al., 2005), la Belgique (Deboosere et Gadeyne, 2005), la Finlande (Martelin et al., 1998), la France (Desplanques et Mizrahi, 1996), le Japon (Liang et al., 2002) et les Pays-Bas (Van Rossum et al., 2000) notamment. Ces travaux ont été enrichis par d'intéressantes comparaisons internationales (Mackenbach et al., 1999; Huisman et al., 2004) qui ont permis de démontrer un impact presque systématique du niveau d'éducation sur la mortalité dans les pays européens.

Si dans un premier temps la vulnérabilité face à la mort a été abordée sous l'angle des inégalités selon le genre et le statut socio-économique, le champ d'étude s'est peu à peu ouvert à d'autres dimensions et les travaux de recherche ont également considéré des variables sociales, culturelles, contextuelles et environnementales (Caselli et al., 2003; Faeh et al., 2009; Lerch et al., 2010, par exemple).

La Suisse n'est pas en reste et les travaux sur la mortalité de Wanner et al. (1997) et de Bopp et Gutzwiller (1999) ont pu être approfondis par le projet de la *Swiss National Cohort* (SNC)<sup>1</sup> des Instituts de médecine sociale et préventive des Universités de Berne et Zürich. Pour des problématiques socio-démographiques, la *Swiss National Cohort* est une vaste base de données qui n'attend que d'être exploitée, en témoignent les travaux de Lerch et al. (2010) sur mortalité et affiliation religieuse, d'Oris et Lerch (2009) sur la mortalité aux grands âges ou de Schumacher et Vilpert (2011) sur les différentiels de mortalité par genre.

La SNC a également permis d'étudier pour la Suisse les inégalités de mortalité selon le niveau d'éducation (Huisman et al., 2004; Spoerri et al., 2006) et, les chercheurs des

---

<sup>1</sup>Voir la section 2 pour de plus amples informations.

Instituts de médecine sociale et préventive préférant davantage étudier la mortalité par une approche épidémiologique et environnementale, les recherches se sont orientées vers les causes spatiales et culturelles des accidents de la route (Spoerri et al., 2011), le lien entre l'altitude et les maladies coronariennes (Faeh et al., 2009) ou l'incidence des lignes à haute tension sur les maladies neurodégénératives (Huss et al., 2009). Ces derniers exemples sont, dans une approche de géomatique, particulièrement intéressants puisqu'ils combinent à la fois des informations individuelles et spatiales dans les estimations des différentiels de mortalité.

Il est toujours délicat de définir la population migrante en particulier dans un pays comme la Suisse où l'on distingue en général le migrant par sa nationalité et non par le pays de naissance bien que, de fait, la deuxième ou troisième génération n'est pas migrante au sens propre du terme. Mais pour des raisons de facilité, nous approcherons dans ce travail le parcours migratoire d'un individu par sa nationalité au moment du recensement.

Différents travaux académiques ou de santé publique ont étudié la santé des populations migrantes dans les pays occidentaux. Le constat est en général - et c'est valable pour la Suisse (Winkelmann, 2002; OFSP, 2007) - un moins bon état de santé chez les immigrants que chez les locaux. Différents facteurs expliquent cette vulnérabilité. Les migrants sont plus représentés dans les populations à bas statut socio-économique ou faible niveau d'éducation alors que de nombreuses études ont démontré une influence prépondérante directe - conditions de vie précaires, professions à risque - ou indirecte - environnement, comportements à risque - de ces variables sur les inégalités de mortalité. En outre le processus migratoire ainsi que les conditions de vie dans le pays d'origine peuvent engendrer de graves répercussions psychologiques ou pathologiques sur leur santé même des années plus tard.

Or, paradoxalement, les études considérant la mortalité des migrants, toujours dans les pays occidentaux, concluent à un plus faible niveau de mortalité (Razum et al., 1998; Uitenbroek et Verhoeff, 2002; Deboosere et Gadeyne, 2005). Cette sous-mortalité des immigrants est d'autant plus étonnante que les facteurs mis en évidence pour expliquer la morbidité plus élevée devraient avoir un impact similaire sur la mortalité. Certains chercheurs tentèrent de justifier ce paradoxe par l'existence de biais. *Le biais du saumon* postule que, de la même manière que les saumons, les immigrants tendraient à retourner vers leur lieu de naissance pour la fin de leur vie (Abraido-Lanza et al., 1999). Cet artefact statistique fait sens pour autant que le migrant ait sa famille ou des attaches dans son pays d'origine et que le système de soins y soit de qualité. Le biais de sélection pose l'hypothèse que les émigrants sont en meilleure santé que les non-migrants, à tel point que ce bon état de santé dépasserait celui des populations du pays d'accueil. D'autres facteurs explicatifs sont aussi avancés par les chercheurs tels que des facteurs culturels (hygiène de vie, régime alimentaire), biologiques (avantages génétiques face à certaines causes de décès) ou des répercussions sociologiques ou psychologiques positives du processus migratoire (réseau social ou mécanisme psychologique de *l'espoir du migrant*) (Deboosere et Gadeyne, 2005).

Jusqu'à présent, aucune étude ne s'est penchée sur les différentiels spatiaux de mortalité des migrants. Le présent travail a pour objectif d'une part de se plonger dans les méthodes complexes permettant de cartographier les maladies et d'autre part d'identifier la géographie de la mortalité des migrants. Les inégalités spatiales de mortalité renvoient en fait à une part d'hétérogénéité qui pourrait être expliquée par des causes environnementales mais aussi sociales.

La première partie de ce travail tentera d’approcher la meilleure méthode pour prédire le nombre de décès par unité géographique. Cette prédiction sera mise en rapport avec l’importance réelle de la mortalité afin de déceler les régions où l’on observe une sur- ou sous-mortalité. Ce risque relatif de mortalité est très variable selon l’importance des observations c’est pourquoi la seconde partie tentera de lisser au mieux le gradient spatial de mortalité. Mais tout d’abord ce chapitre introductif présentera les données utilisées, la base de données, les logiciels et quelques statistiques descriptives pour s’immiscer en douceur dans la problématique.

## 1.2 Données

Pour cette étude, nous utiliserons exclusivement les données de la *Swiss National Cohort*, une plate-forme de recherche longitudinale qui consiste en l’appariement probabiliste des décès survenus en Suisse avec les recensements fédéraux de la population (Bopp et al., 2009). Pour l’heure, les recensements de 1990 et de 2000 servent de référence auxquels ont été appariés les décès survenus entre 1990–2008. Le projet va encore s’étendre au nouveau recensement de 2010 et se poursuivre à l’avenir avec un appariement constant des décès annuels.

La SNC permet ainsi de suivre longitudinalement une cohorte nationale, l’ensemble de la population soumise au risque de décès, mais aussi de connaître les caractéristiques démographiques, socio-économiques, culturels et environnementaux de cette cohorte puisqu’elle combine l’information des registres de décès et celle des recensements.

L’appariement a été effectué sur des registres anonymisés en exploitant l’information redondante des différentes sources (sexe, date de naissance, lieu de naissance, lieu de domicile, nationalité, religion, etc.)<sup>2</sup>. L’appariement n’est pas déterministe et, si la qualité est très bonne, des concordances n’ont pu parfois être trouvées, en particulier chez les jeunes qui sont plus mobiles et enclins à changer de statut matrimonial et chez les aînés qui ne déclarent pas toujours la même date de naissance. Lorsqu’une concordance entre décès et recensement n’a pu être trouvée, les chercheurs ont pris la décision d’imputer le décès à un individu qui avait un profil similaire. Quelques 5,5% des décès ont ainsi été imputés et on ne compte que 0.01% des décès qui n’ont pu être ni appariés ni imputés. Ajoutons encore que le registre des étrangers a également été apparié afin de prendre en compte les individus qui quittent ou entrent en Suisse et d’en considérer l’exposition au décès. Toutefois l’exposition des personnes de nationalité Suisse qui immigrent ou émigrent n’a pu être corrigée car leurs départ ou arrivée ne sont pas enregistrés.

Cette base de données, puisqu’elle comptabilise individuellement l’exposition au risque, permet d’estimer l’importance de la mortalité pour différents caractéristiques et niveaux géographiques. En effet, les causes de mortalité sont combinées aux nombreuses variables sociodémographiques des recensements desquels on a aussi pu extraire la variable spatiale du domicile (au niveau communal). Lors des recensements fédéraux de la population, l’Office fédéral de la statistique recense également les ménages et les bâtiments. En 1990 et 2000, chaque bâtiment a été géocodé et l’on peut déduire pour chaque individu d’un ménage dans un bâtiment ses coordonnées géographiques. Toutefois, pour des raisons de protection de données, les informations géographiques sont sensibles et difficiles à obtenir. Dans le cadre de mon doctorat en démographie, j’ai obtenu l’utilisation partielle de ces données mais j’attends d’obtenir les coordonnées exactes (diluées à l’hectare pour la

---

<sup>2</sup>Ce projet n’a pu débuter qu’à partir de 1990 puisque c’est la première fois que le recensement note la date de naissance précise (jour, mois, année).

Tableau 1.1 – Exemple du fichier individuel.

ID	ID1990	ID2000	IDmort	naissance	sortie	var1.1990	var1.2000	...
1	312656	5	NA	19.07.1973	31.12.2008	x1.1990	x1.2000	...
2	NA	42	3252686	30.08.1971	06.02.2005	NA	x2.1990	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Tableau 1.2 – Exemple du fichier personne classe d'âge.

ligne	ID	ID1990	ID2000	IDmort	age.debut	age.fin	age.cl	expo.cl	deces	var1	...
1	1	312656	5	NA	17.38	35.45	15	2.62	0	x1.1990	...
2	1	312656	5	NA	17.38	35.45	20	5	0	x1.1990	...
3	1	312656	5	NA	17.38	35.45	25	2.38	0	x1.1990	...
4	1	312656	5	NA	17.38	35.45	25	2.62	0	x1.2000	...
5	1	312656	5	NA	17.38	35.45	30	5	0	x1.2000	...
6	1	312656	5	NA	17.38	35.45	35	0.45	0	x1.2000	...
7	2	NA	42	3252	29.27	33.44	25	0.73	0	x2.2000	...
8	2	NA	42	3252	29.27	33.44	30	3.44	1	x2.2000	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

protection des données). Par conséquent, nous utiliserons une granularité à un niveau communal dans tout ce travail.

### 1.2.1 La base de données

La base de données issues des deux recensements 1990 et 2000 se compose de 8'527'786 individus différents dont 6'872'081 ont été recensés en 1990 et 7'280'246 en 2000. On dénombre ainsi 5'624'786 individus qui étaient présent en Suisse à la fois en 1990 et en 2000. Ces données prennent une dimension longitudinale à partir du moment où l'on calcule une exposition de chaque individu dans le temps. La population est soumise au risque à partir de son entrée dans l'observation (recensement 1990 ou 2000) jusqu'à sa sortie (décès, émigration ou censure - fin de l'observation en 2000 pour les individus présent dans le recensement 1990 mais absents dans le recensement 2000 ou en 2008<sup>3</sup>) sous l'hypothèse que les individus dont le décès ou l'émigration n'a pas été observé sont toujours vivants. Pour ces données longitudinales, entre 1990 et 2000, les individus ont les attributs du recensement de 1990 et, dès le lendemain du recensement, les attributs du recensement 2000. Seul l'âge évolue continuellement dans le temps. Comme la mortalité dépend très fortement de l'âge, il va falloir prendre en compte le vieillissement des individus en calculant l'exposition de chaque individu à chaque âge qu'il traverse. Nous avons donc créé un fichier personne-classe d'âge avec une ligne par classe d'âge quinquennale que chaque individu va traverser au cours de son exposition 1990-2008 et dans les colonnes les caractéristiques de l'individu dont la durée d'exposition à la classe d'âge (au jour près) et une variable dichotomique indiquant si la personne est décédée ou non. Les tableaux 1.1 et 1.2 présentent des exemples pour l'évolution de la base de données.

<sup>3</sup>Les décès au-delà du 31.12.2008 n'ont pas encore été appariés.

C'est sur un fichier personne-classe d'âge de quelques 38.4 millions de lignes et 89 colonnes<sup>4</sup> que nous allons pour la suite de nos analyses travailler en utilisant comme unité temporelle les personnes-années. Cet important fichier va engendrer des défis informatiques et techniques afin de pouvoir, dans des durées de calcul raisonnables, gérer la quantité d'information disponible.

## 1.3 Logiciels

Les analyses qui vont suivre sont pour l'essentiel effectuées sur le logiciel statistique R (R Development Core Team, 2011) dont le package `bigmemory` a permis de supporter les larges matrices de données de population sur un ordinateur de bureau. Comme le programme travaille généralement sur la RAM, une base de données aussi grande que la notre nécessiterait un ordinateur extrêmement puissant. Le package `bigmemory` écrit sur le disque les données et parvient à les explorer relativement *rapidement*. En outre les concepteurs ont créé trois autres packages (`bigtabulate`, `biganalytics` et `biglm`) offrant des outils statistiques efficaces et puissants pour les jeux de données de plusieurs millions de cellules. Ajoutons par ailleurs que les analyses bayésiennes ont été faites à l'appui de WinBUGS (Lunn et al., 2000) alors que la cartographie et les systèmes d'information géographiques ont tourné sur ArcGIS 10.

## 1.4 Quelques chiffres

Le tableau 1.3 présente l'importance des expositions et des décès pour les Suisses et les migrants sur les 18 années de suivi de notre étude.

Tableau 1.3 – Personnes-années et nombre de décès, Suisses et étrangers, 1990-2008.

	Expositions		Décès	
	Suisses	Etrangers	Suisses	Etrangers
Hommes	46'624'058	12'479'650	495'483	51'521
Femmes	51'545'938	9'891'947	534'653	32'329
Total	98'169'996	22'371'598	1'030'136	83'850

Les populations migrantes en Suisse sont hétérogènes, c'est pourquoi nous avons décidé de les diviser en 10 grands groupes régionaux<sup>5</sup> afin d'avoir suffisamment d'effectifs mais aussi pour tenir compte des spécificités de chaque groupe (histoire, parcours migratoire, culture, etc.) dont la variété des structures de la population permet de se faire une idée (figure 1.1).

Au niveau de la mortalité, comme nous l'esquissions dans l'introduction, les migrants ont, en Suisse, une plus longue espérance de vie que les Helvètes à l'exception des femmes et des hommes d'origine des pays d'Europe de l'Est. Des tables de mortalité pour chaque

<sup>4</sup>Nous n'avons sélectionné que les variables les plus importantes afin de limiter - dans une certaine mesure - la taille du fichier qui a malgré tout plus de 3.4 milliards de cellules.

<sup>5</sup>Il s'agit de l'Europe de l'Ouest, l'Europe du Sud, l'Europe de l'Est, l'Europe du Nord, l'Amérique du Nord, l'Amérique du Sud, l'Asie orientale, l'Afrique du Nord et Moyen-Orient, l'Afrique subsaharienne et l'Océanie

FIGURE 1.1 – Pyramide des âges des groupes régionaux, Suisse 2000.

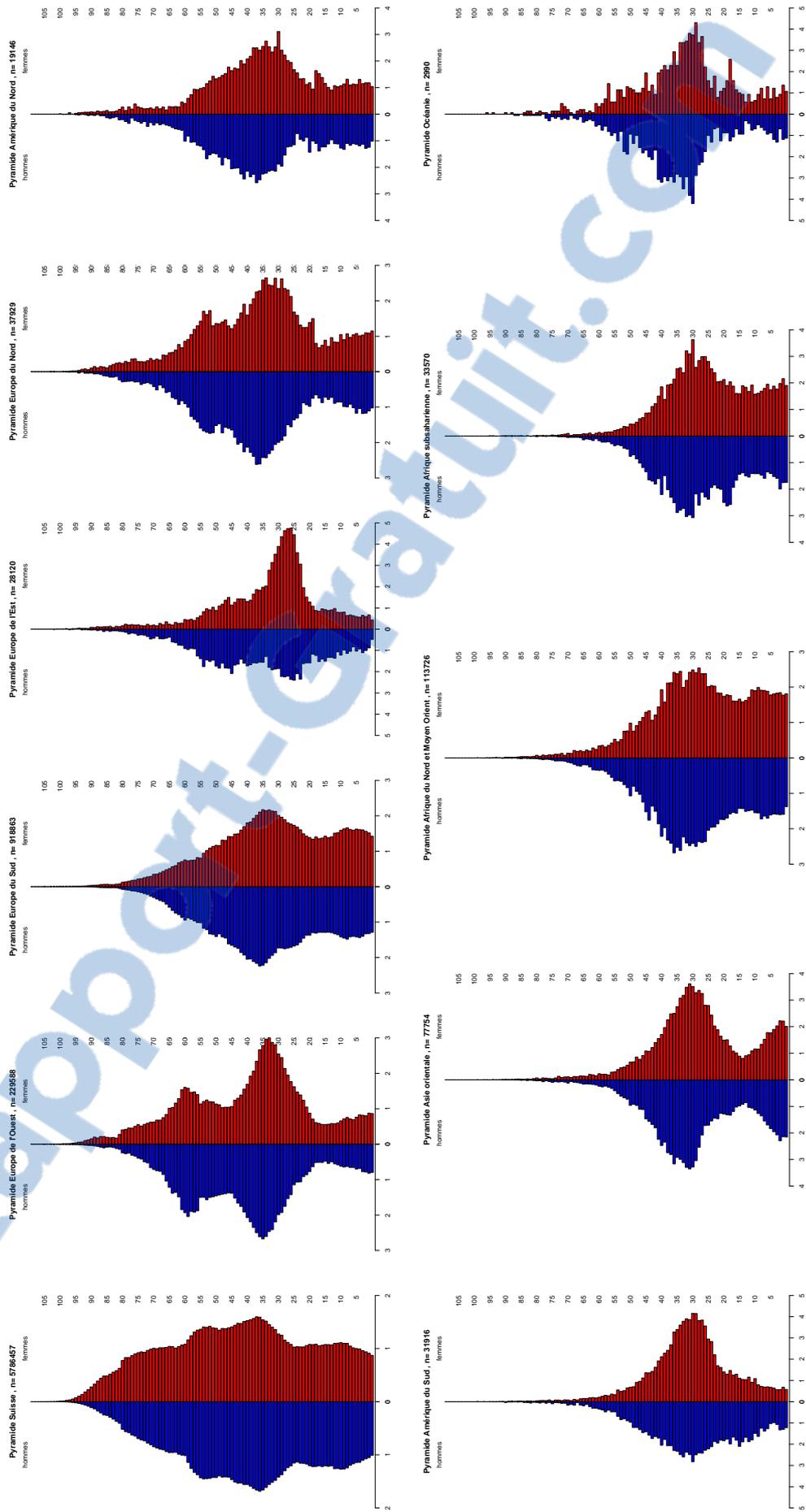


FIGURE 1.2 – Exposition par commune des étrangers, 1990-2008.

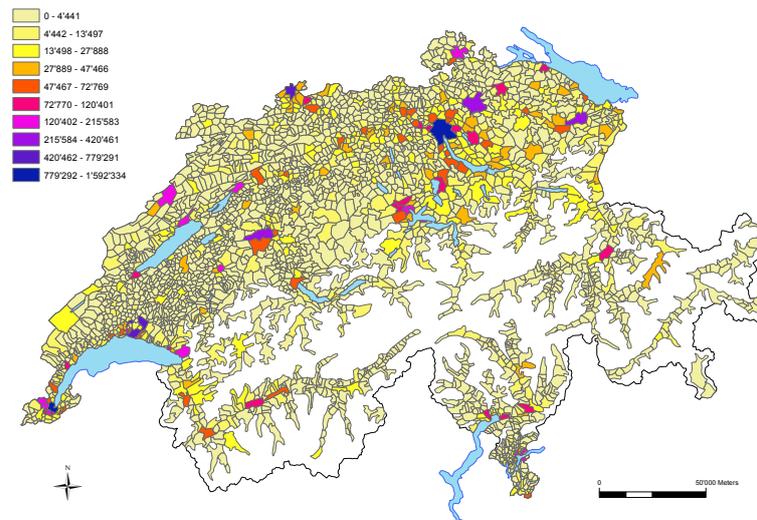
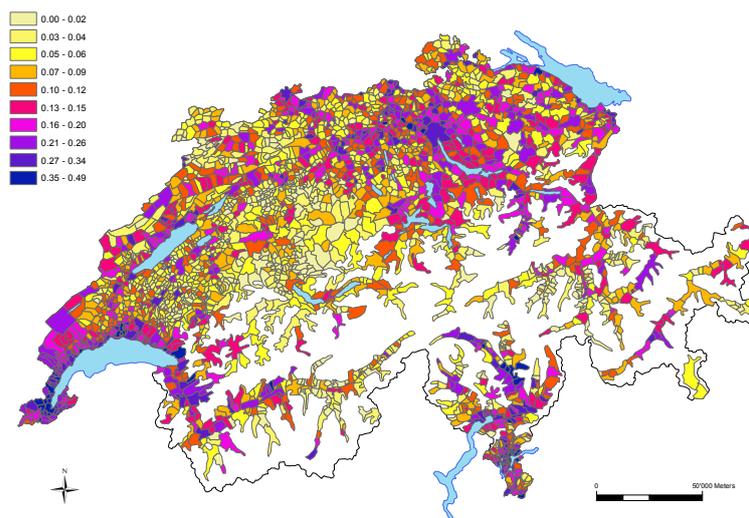


FIGURE 1.3 – Proportion d'étrangers par commune, 1990-2008.



région d'origine, calculées sur les expositions de 1990 à 2008, sont disponibles comme indication à l'annexe A.

Les migrants n'occupent pas le territoire uniformément et se concentrent en certains lieux (figure 1.2). Il s'agit principalement des centres urbains et de leurs agglomérations. Ces communes représentent évidemment les plus grands bassins de population et, si l'on s'arrête sur la proportion d'étrangers par commune (figure 1.3), nous pouvons constater qu'elles abritent aussi des pourcentages supérieurs à la moyenne Suisse évaluée à 18.5% sur l'ensemble de la période. C'est dans la région zurichoise, l'arc lémanique et le Tessin que les étrangers sont le plus surreprésentés soit parce que les opportunités d'emplois y sont favorables soit parce que le cadre de vie et les conditions fiscales attirent de riches étrangers.

# Chapitre 2

## Inégalités spatiales de mortalité chez les migrants

Nous allons dans ce second chapitre étudier les différentiels spatiaux de mortalité chez les migrants, à l'échelle des communes. La première partie sera dédiée à la modélisation de la mortalité des étrangers en fonctions de diverses variables sociodémographiques. L'accent sera porté sur les modèles de mortalité et les difficultés induites par un fichier de 38 millions de lignes.

Une fois l'hétérogénéité sociodémographique captée, nous approcherons dans la deuxième partie les causes spatiales de mortalité. Nous modéliserons ainsi le gradient de mortalité spatial à travers un ratio de mortalité standardisé. Nous verrons aussi que les faibles effectifs de migrants de certaines communes ont pour cause une importante variabilité qu'il convient de lisser. Les méthodes de statistiques bayésiennes seront explorées et nous atteindrons un modèle final de lissage en utilisant l'autocorrélation spatiale.

### 2.1 Modélisation de la mortalité

Pour approcher la mortalité, nous allons, dans un premier temps, nous baser sur un modèle linéaire généralisé (GLM) (Nelder et Wedderburn, 1972) de Poisson qui est approprié pour des données de comptage dont la réalisation (ici le décès) est peu fréquente. La régression de Poisson suppose que la distribution conditionnelle de la variable dépendante (la mortalité) suit une loi de Poisson et que la fonction de lien est logarithmique

$$Y_i \sim \text{Poisson}(\lambda_i) \quad \text{et donc} \quad P(Y_i = y_i \mid \lambda_i) = \frac{e^{-\lambda_i} \lambda_i^{y_i}}{y_i!}.$$

On modélise alors le logarithme de l'espérance en une combinaison linéaire de variables explicatives

$$g(\mu_i) = g(\lambda_i) = \ln(\lambda_i) = x_i^T \beta.$$

Comme le nombre de décès dépend avant tout de l'exposition au risque, nous allons modéliser le taux de mortalité et non le nombre de décès dans un "Poisson rate model" (Cameron et Trivedi, 1998). Le nombre de décès est égal au taux de mortalité fois la durée d'exposition ou  $\lambda_i = m_i t_i$ . En prenant le logarithme,  $\ln(\lambda_i) = \ln(m_i) \cdot \ln(t_i)$ , nous pouvons considérer le logarithme du taux de mortalité comme une combinaison linéaire de  $k$  facteurs :

$$\ln(m_i) = \ln\left(\frac{\lambda_i}{t_i}\right) = \sum_{k=0}^k \beta_k x_{ki} \quad \text{d'où} \quad \ln(\lambda_i) = \ln(t_i) + \sum_{k=0}^k \beta_k x_{ki}.$$

Le  $\ln(t_i)$  est l'*offset*, une variable indépendante qui permet de contrôler les durées d'exposition dans le modèle exprimant ainsi un risque de décès proportionnel à la durée d'exposition.

### 2.1.1 Des données au modèle

Nos données sont un fichier personne-classe d'âge qui se compose d'une ligne par classe d'âge quinquennale que chaque individu traverse. Aussi sur ce large jeu de données, une simple régression de Poisson sur la mortalité avec l'âge et la région d'origine comme variables indépendantes (en facteurs) prend plus de 3 heures sur un ordinateur très puissant<sup>1</sup>. Ces conditions ne sont pas efficaces et rendent le travail inapplicable. Deux alternatives existent cependant. La première est de travailler avec le package *biglm* de R dont le calcul matriciel a été reprogrammé pour rendre les régressions plus efficaces - la régression qui prenait plus de 3h sur un bon ordinateur tourne en une vingtaine de minutes sur un ordinateur de bureau. Le package offre toutefois moins d'opportunités dans l'analyse des résultats et ne permet pas les régressions binomiales négatives que nous présenterons par la suite. La seconde alternative est d'agrèger les données par caractéristique (Powers et Xie, 1999) en prenant la somme des expositions et des comptages pour chaque profil. Cela revient, pour notre exemple basique des classes d'âge et des régions d'origine, à agréger tous les individus dans 231 profils différents possibles (21 classes d'âge fois les 11 origines). La modélisation est l'affaire de quelques centièmes mais l'agrégation peut prendre du temps et se complexifie avec l'ajout d'autres variables explicatives. Par exemple, si l'on ajoute simplement le sexe (2 catégories), le statut matrimonial (4 catégories) et le niveau d'éducation (5 catégories) on passe déjà à 9240 profils théoriques pour lesquels la somme des expositions et des décès de nos 38 millions de lignes prend alors un certain temps. Outre la complexification du traitement des données et la nécessité de créer un nouveau fichier pour chaque nouveau modèle que l'on souhaite tester, l'agrégation réduit la variabilité dans les données augmentant ainsi artificiellement la significativité des paramètres. En outre, comme il faut créer un nouveau jeu de données pour chaque régression, les modèles ne sont pas emboîtés si bien qu'on ne peut évaluer l'apport d'une variable dans le modèle par des tests du rapport de vraisemblance.

En pesant le pour et le contre de chaque méthode et après avoir testé différents modèles, nous avons décidé de pencher pour l'alternative de l'agrégation. Elle est effectivement plus maniable, plus rapide et permet facilement la prédiction de résultats.

### 2.1.2 Limites du modèle de Poisson : Quasipoisson ou binomiale négative ?

Le modèle de poisson est très simple et a l'avantage - et l'inconvénient - d'avoir qu'un seul paramètre à estimer. Ce paramètre,  $\lambda$ , vaut l'espérance mais aussi la variance. Il arrive que la variance soit supérieure à l'espérance et, dans ce cas, les erreurs standards sont systématiquement sous-estimées et le modèle n'ajuste pas correctement les données. Dans un tel cas, des modèles quasipoisson ou binomiale négative sont plus aptes car ils prennent en compte la variabilité dans leur paramétrisation.

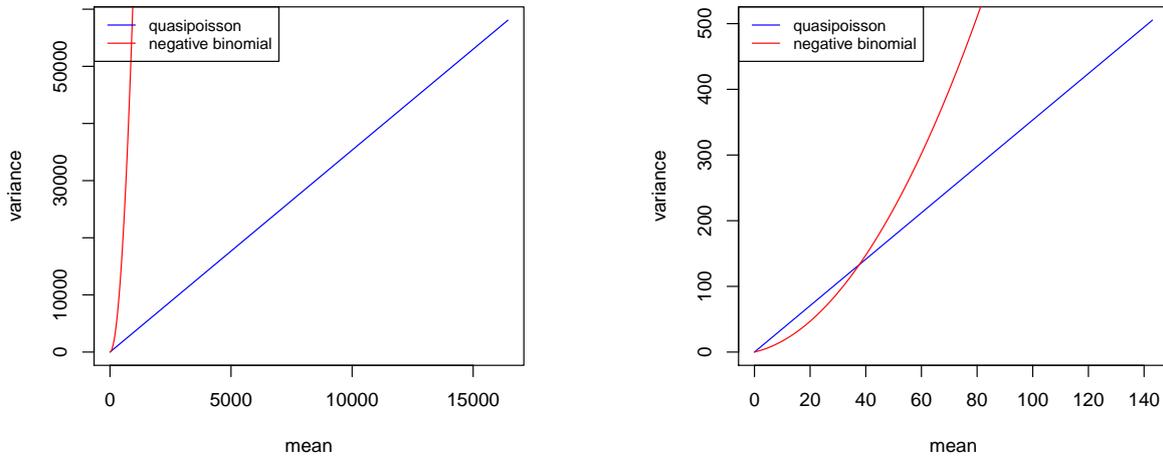
L'analyse des résidus semblent montrer une *overdispersion* que nous avons ensuite formellement testée et approuvée à travers un *likelihood ratio test*<sup>2</sup>. Il convient donc de choisir

---

<sup>1</sup>Il d'agit d'un Quad-Core à 3.6 Ghz avec 16 Go de RAM.

<sup>2</sup>Test entre un modèle de poisson et un modèle binomial négatif, le premier étant emboîté dans le second.

FIGURE 2.1 – Comparaison de la relation entre moyenne et variance des observations.



entre un binomial négatif et un quasipoisson. Dans la littérature, il n’y a que très peu de papiers qui dissèquent les points forts de chaque méthode. Toutes les deux ont un paramètre de dispersion à la différence près que la variance de la quasipoisson est fonction linéaire de l’espérance alors qu’elle est quadratique chez la binomiale négative (tableau 2.1). L’importance de l’*overdispersion* varie chez la binomiale négative en fonction de  $\lambda$  d’une importance de  $1 + \frac{1}{\theta}\lambda$  mais est constante pour la quasipoisson de  $\phi$ . Ver Hoef et Boveng (2007) comparent ces deux lois pour le comptage de morses et soutiennent que la binomiale négative approche mieux les petites valeurs de  $\lambda$  et la quasipoisson les grandes valeurs. La variance des binomiales négatives devient effectivement très grande lorsque  $\lambda$  devient grand. En outre, lors de l’estimation des paramètres, le poids donné aux observations varie passablement entre les deux lois.

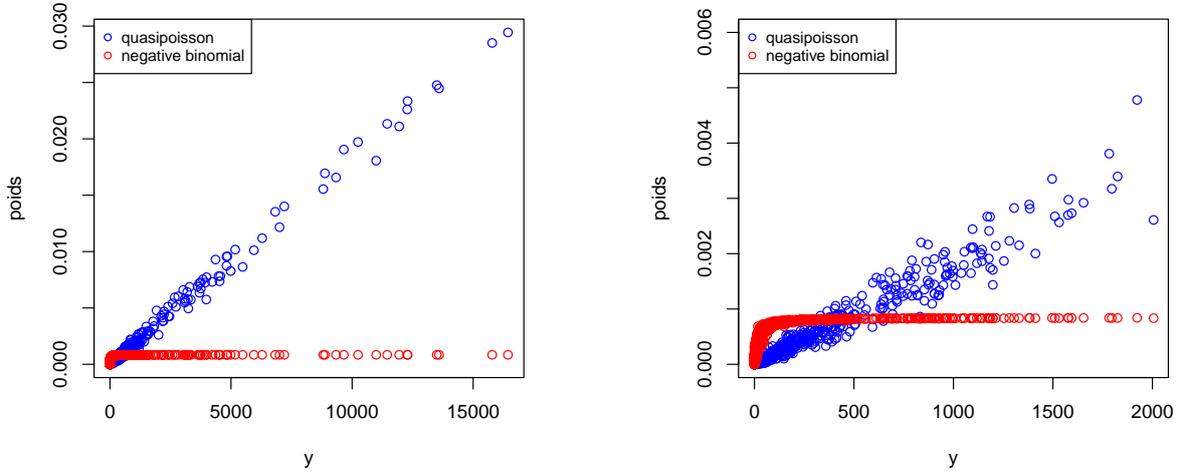
Tableau 2.1 – Comparaison de Poisson, Quasipoisson et Binomiale Négative.

$Y \sim \text{Poisson}(\lambda)$	$E(Y) = \lambda$	$\text{Var}(Y) = \lambda$
$Y \sim \text{QuasiPoi}(\lambda, \phi)$	$E(Y) = \lambda$	$\text{Var}(Y) = \phi \cdot \lambda$
$Y \sim \text{NB}(\lambda, \theta)$	$E(Y) = \lambda$	$\text{Var}(Y) = \lambda + \frac{1}{\theta} \cdot \lambda^2$

Testons sur nos données pour chaque méthode, la relation théorique entre espérance et variance (figure 2.1) et pratique entre valeur observée et poids des observations (figure 2.2). Les modèles sur lesquels nous effectuons ces comparaisons ont comme variables indépendantes les classes d’âge, les régions d’origine, le statut matrimonial, le niveau d’éducation et une variable dichotomique de temporalité pour déterminer si l’observation a lieu dans les années 1990 ou 2000. Comme nous avons choisi de travailler avec les données agrégées, chaque observation représente en fait un profil.

Des différences importantes apparaissent clairement entre les deux modèles. Lorsque les dénombrements sont très élevés, la variance des observations pour la binomiale négative décolle alors que le poids donné à chaque observation reste presque constant (le poids est seulement en augmentation entre 0 et 10 comptages environ). La quasipoisson donne quant à elle une pondération qui dépend beaucoup plus du nombre d’observations.

FIGURE 2.2 – Comparaison de la relation entre comptage observé et poids des observations.



Avant de tirer des conclusions sur le choix de la méthode, analysons les résidus pour voir comment nos modèles ajustent les données. Notons qu’une grande part de l’hétérogénéité non observée dépend d’autres facteurs mais aussi de la variabilité inhérente au phénomène de la mortalité. Avec les modèle de comptage, les résidus,

$$r_i = (y_i - \hat{\mu}_i) \not\sim N(0; \sigma^2),$$

car ils ne sont pas homoscédastiques<sup>3</sup> ni symétriques (Cameron et Trivedi, 1998). La figure 2.3 montre cette réalité pour nos deux modèles en mettant en évidence que l’ajustement de la binomiale négative est de plus en plus mauvais en fonction de l’importance des comptages. L’erreur touche par conséquent davantage les Suisses qui comptabilisent plus d’exposition et de décès par profil simplement car ils sont plus nombreux. La modélisation des décès des Suisses n’est donc pas très bonne avec la binomiale.

Les résidus de Pearson corrigent pour l’hétéroscédasticité. Ils sont définis par :

$$p_i = \frac{y_i - \hat{\mu}_i}{\sqrt{\hat{\omega}_i}} \quad \text{avec } \hat{\omega}_i \text{ une estimation de } \omega_i, \text{ la variance de } y_i$$

où

$$\begin{aligned} \omega_i &= \phi \cdot \mu && \text{pour une quasipoisson} \\ \omega_i &= \mu + \frac{1}{\theta} \mu^2 && \text{pour une binomiale négative.} \end{aligned}$$

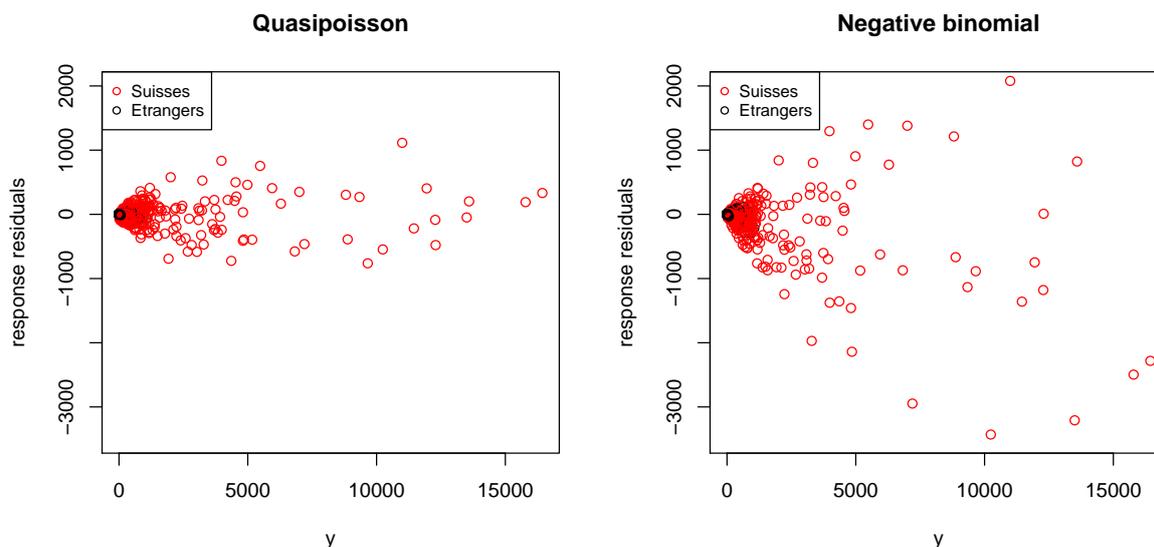
Regardons à présent la distribution des résidus de Pearson pour les variables explicatives modélisées (figures 2.4 et 2.5). Nous pouvons constater que certains groupes ont plus d’hétérogénéité non expliquée que d’autres et que l’importance des variations diffère selon le modèle. Notons aussi que les résidus ont une plus grande amplitude dans la quasipoisson.

Au final, quel modèle semble meilleur, quasipoisson ou binomiale négative ?

Au regard des analyses qui précèdent, nous avons choisi de procéder avec un modèle de quasipoisson. Le principal argument en faveur de ce modèle est la proportionnalité dans la pondération en fonction des comptages observés et donc du meilleur ajustement des

<sup>3</sup>Variance constante.

FIGURE 2.3 – Résidus réponses en fonction des valeurs observées des comptages.



profils où le nombre d’observations est important. Rappelons que la base de données a été agrégée artificiellement en profils si bien que chaque profil ne correspond pas réellement à une observation. Il est ainsi normal que les célibataires suisses de 25 ans aient plus de poids et donc un meilleur ajustement que les veufs d’Océanie de 65 ans puisqu’ils représentent initialement plus de situations. Une binomiale négative leur donnerait quasiment le même poids et par conséquent des erreurs résiduelles plus importantes en termes d’effectifs pour les grands groupes.

Enfin signalons que la part de déviance expliquée par le modèle par rapport à un modèle avec juste une constante est plus importante pour le quasipoisson à 95.6% que pour la binomiale négative<sup>4</sup> à 91.8%.

### 2.1.3 Le modèle

La modèle final sélectionné est ainsi un quasipoisson. En fait, il y a deux modèles finaux car nous avons fait des régressions séparées selon les sexes en postulant un effet différent non linéaire des covariables selon le genre. Nous verrons que c’est effectivement le cas.

Nous avons gardé six variables explicatives. Les classes d’âge quinquennales<sup>5</sup> évidemment car l’âge est le premier déterminant de la mortalité. Les classes d’âge ont été prises en facteur (avec la classe 65-69 comme référence) et non pas comme des variables quantitatives car cela impliquerait un risque de décès exponentiel avec les années. En second lieu, nous avons sélectionné le statut matrimonial (4 catégories : célibataire, marié, veuf, divorcé) dont les différences de mortalité reflètent des effets de sélection ou les bénéfices d’une vie à deux (Vallin et al., 2002). De nombreuses recherches ont étudié les inégalités sociales face à la mort à travers des variables de niveaux d’éducation, de revenu, de richesses ou de profession (Schumacher et Vilpert, 2011). Les démographes ont souvent sélectionné le niveau d’éducation car c’est une données facilement disponible contrairement au revenu et à la richesse tandis que la position socioprofessionnelle n’a de sens que pour les actifs. Nous

<sup>4</sup>Notons toutefois que la déviance résiduelle demeure malgré tout plus élevée chez un quasipoisson qu’une binomiale négative.

<sup>5</sup>Avec des premières classes à 0, 1, 5 etc. pour distinguer la mortalité infantile.

FIGURE 2.4 – Résidus de Pearson par variable explicative pour un modèle quasipoisson.

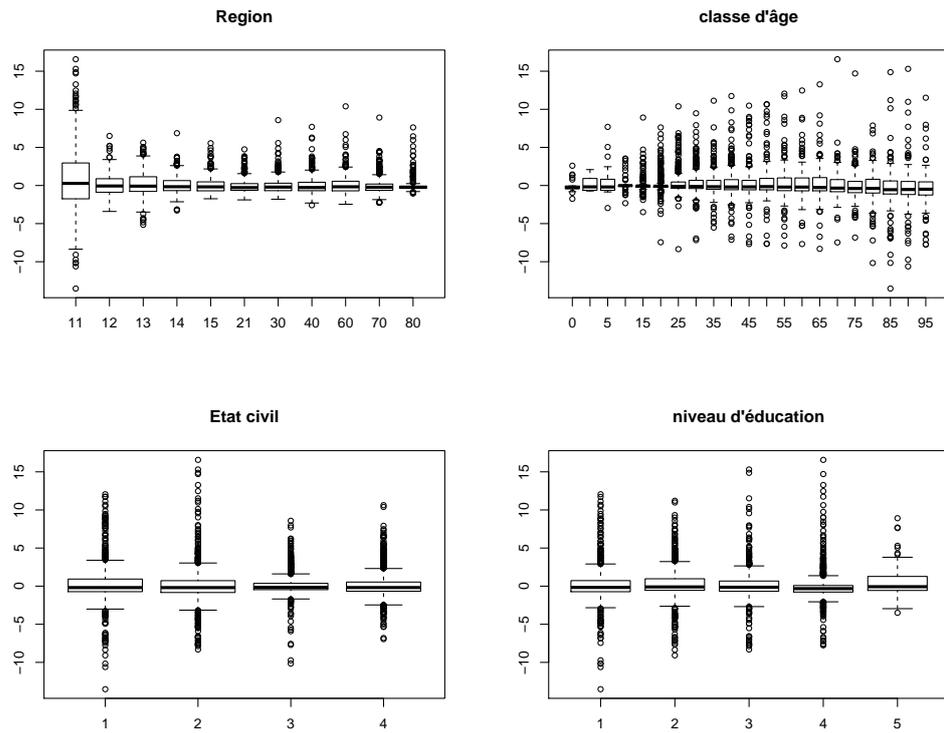
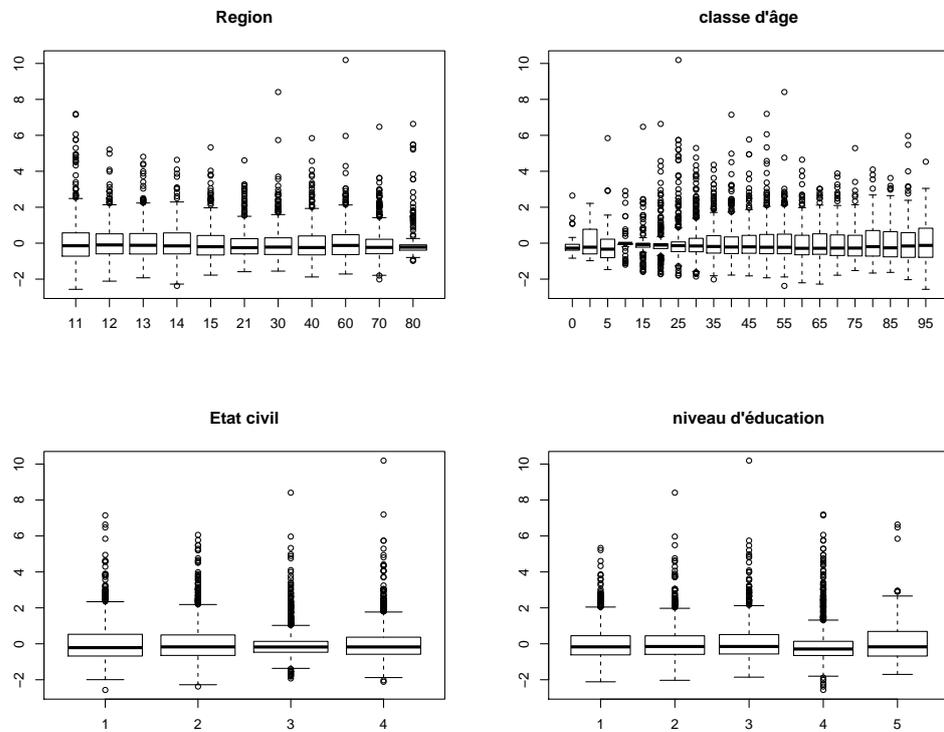


FIGURE 2.5 – Résidus de Pearson par variable explicative pour un modèle binomiale négative.



avons donc gardé la variable du plus haut niveau d'éducation atteint (5 catégories : école obligatoire ou moins, éducation secondaire, éducation tertiaire, inconnu, en âge scolaire). Ensuite, nous avons gardé une variable temporelle dichotomique déterminant si l'exposition et les décès ont été observés dans les années 1990 ou 2000 reflétant ainsi les progrès de santé dans les cohortes les plus récentes. Dans l'introduction, nous avons montré que les étrangers ne se répartissaient pas uniformément dans le territoire et s'installent davantage dans les agglomérations et les villes. Or, les travaux actuels de Philippe Wanner et Mathias Lerch de l'Université de Genève (pas encore publiés) révèlent justement des différentiels de mortalité selon le type de commune regroupés sur un axe centre-périphérie. Pour les années 1990 et 2000, l'espérance de vie des hommes est significativement meilleure dans les communes périurbaines, puis dans les communes rurales et enfin dans les centres. Chez les femmes, le même gradient s'observe mais avec une inversion en 1990 où l'espérance de vie est plus longue dans les centres que dans les campagnes. Une variable de type de commune en trois modalités (urbain, périurbain et rural) a ainsi été ajoutée à notre modèle. Enfin, comme nous avons démontré que la mortalité des migrants variait passablement selon l'origine, la nationalité (en 11 catégories) a été ajoutée comme variable indépendante.

Le tableau 2.2 montre les résultats de la régression pour les hommes et le 2.3 pour les femmes. Il est possible de tester la qualité de la modélisation par la déviance, en quelque sorte la distance entre un modèle saturé (avec autant de paramètres que d'observations) et le modèle choisi, qui suit une loi du Chi-2 à  $n - p + 1$ , le nombre d'observations moins le nombre de paramètres plus un, degrés de libertés. En outre, la part de déviance expliquée par notre modèle par rapport à un modèle avec une constante uniquement s'élève à 98.5% pour les hommes et à 99% pour les femmes.

Concernant les variables explicatives, nous pouvons tout d'abord relever le fort impact des variables d'âge dans l'explication de la mortalité tant pour les femmes que pour les hommes. Ensuite, la plupart des variables considérées montrent des différences significatives entre les groupes et dans le sens attendu.

Des divergences entre femmes et hommes apparaissent toutefois. Les variables de types de commune ne sont pas significatives dans le modèle féminin. Le lieu de résidence n'influence donc pas leur mortalité alors que pour les hommes, les communes périurbaines puis les communes rurales sont signification d'une moindre mortalité. Au niveau des variables de nationalité, tous les groupes régionaux, à l'exception de l'Europe de l'Est ainsi que l'Afrique subsaharienne mais seulement pour les femmes, ont de moindres probabilités de décès que les Suisses. Mais attention, même si la relation existe, la différence n'est pas toujours significativement différente avec le groupe de référence et la tendance varie selon le sexe. Ajoutons encore que les mariées et mariés vivent plus longtemps que les célibataires et qu'un plus haut niveau d'éducation a un effet protecteur. Remarquons aussi que les individus qui n'ont pas déclaré leur niveau d'éducation ont des probabilités de décès supérieures à une formation primaire.

## 2.2 Analyse spatiale

Le but du travail était d'étudier les différences de mortalité au niveau spatial. Pour mesurer le différentiel géographique, nous calculons simplement le rapport entre décès attendus - selon le modèle de mortalité précédemment construit - et décès observés. Cette mesure, très utilisée en épidémiologie, est le taux de mortalité standardisé (SMR)<sup>6</sup> qui a l'avantage

---

<sup>6</sup>Standardized mortality ratio.

d'être facilement interprétable et représentable.

Nous avons décidé de travailler à l'échelle communale en se basant sur les frontières des 2896 communes au jour du recensement 2000. Cela a évidemment imposé certaines contraintes car la géographie communale de la Suisse est en constante mutation avec des fusions et des changements de frontières principalement. En se référant à [la liste historisée des communes de la Suisse](#) de l'Office fédéral de la statistique, nous avons pu recoder les plus de 600 mutations du territoires<sup>7</sup> qui ont eu lieu entre 1990 et 2000 afin d'avoir une même référence pour notre base de données.

## 2.2.1 Modélisation

A partir des modèles de régression que nous avons développés, nous pouvons prédire le nombre de décès pour chaque profil présent dans la population communale. Par exemple à Genève, commune urbaine, les hommes de 50 à 55 ans d'Europe de l'Ouest, de niveau d'éducation primaire, célibataires, exposés dans les années 1990 ont vécu 122.4 personnes-années. Avec de telles caractéristiques et selon le modèle présenté ci-dessus, on s'attend à 1.6 décès pour ce profil alors que 3 ont effectivement eu lieu. Pour chacune des 2896 communes, nous avons calculé les prévisions selon la durée d'exposition de tous les profils possibles<sup>8</sup> dont nous avons ensuite fait la somme. Cette valeur correspond au nombre de décès attendus dans la commune, prévision qu'il faut mettre en relief avec le nombre de décès que la commune a réellement enregistré. Le rapport de décès observés sur décès attendus est le ratio standardisé de mortalité dont la carte 2.6 illustre le contour pour la Suisse. Un SMR de 100 montre une situation où il n'y a pas d'écart entre décès observés et attendus, des valeurs inférieures attestent d'une sous-mortalité et supérieures d'une sur-mortalité. La sous- ou sur-mortalité spatiale doit être considérée comme une part d'hétérogénéité non expliquée par le modèle dont les différences peuvent être environnementales, biologiques mais aussi sociales.

Plusieurs problèmes apparaissent avec cette représentation. Les petites communes subissent une forte variabilité due aux faibles effectifs. En effet, 42.4% des communes observent moins de 3 décès d'étrangers dont 627 n'en ont carrément aucun et ont par conséquent un SMR de zéro. Les résultats pour les petits effectifs sont ainsi très peu fiables car si le modèle prédit 0.4 décès et qu'on en décompte 1, le SMR passe à 250, à 500 si on observe deux décès. Des SMR aussi élevés devraient attester d'une surmortalité conséquente ; mais en fait la prévision n'est pas loin de la réalité et est simplement une conséquence des aléas de la mort. Nous ne pouvons pas nous baser sur ce résultat pour analyser la mortalité spatiale. Ajoutons aussi que pour les grandes communes, la variabilité des aléas de la mortalité se compense entre les profils pour atteindre une valeur assez stable et fiable.

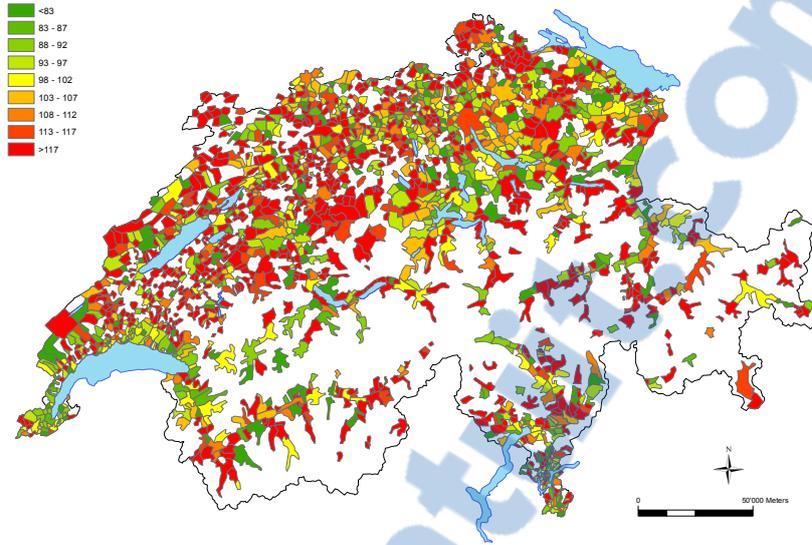
Face à ce problème, les solutions développées par des statisticiens et couramment utilisées par les épidémiologues sont des méthodes de modélisation bayésienne dont nous avons tenté d'approcher les subtilités en lisant beaucoup (Wakefield, 2007; Congdon, 2009; Lawson et al., 2003; Lawson, 2009).

---

<sup>7</sup>Il peut s'agir de suppression ou de création de commune comme de changement de territoire, de nom, de code, d'appartenance à un district ou à un canton.

<sup>8</sup>Pour chaque sexe, il y a 27'720 profils possibles par commune ce qui revient à calculer en tout 160'554'240 prévisions.

FIGURE 2.6 – SMR brut, populations étrangères, Suisse, 1990-2008



### 2.2.2 Un peu de Bayésien

La statistique inférentielle bayésienne se distingue des méthodes fréquentistes et prend de l'importance dans les applications de statistiques modernes. Le bayésien se base sur une connaissance a priori des paramètres d'étude et utilise la vraisemblance des données en vue d'obtenir une distribution a posteriori du phénomène.

Soit la vraisemblance de nos données  $y_i, i = 1, \dots, m$ ,

$$L(y|\theta) = \prod_{i=1}^m f(y_i|\theta),$$

avec  $\theta$  un vecteur de paramètres et  $f()$  une fonction de densité.

Définissons également  $g(\theta)$  la distribution a priori des paramètres  $\theta$ . Cette distribution peut être définie par le chercheur et exprimer des connaissances a priori de la distribution mais peut aussi être *non informative* c'est-à-dire sans postulat sur sa forme<sup>9</sup>. La distribution postérieure est le produit de la distribution a priori et de la vraisemblance :

$$p(\theta|y) = \frac{L(y|\theta) \cdot g(\theta)}{C}$$

où  $C$  est une constante afin que la somme des probabilités, donc l'aire de la distribution, soit égale à 1. Souvent, on définit la postérieure comme proportionnelle à la distribution a priori multipliée par la vraisemblance car la constante de normalisation peut être extrêmement complexe à calculer. D'ailleurs les méthodes que nous allons utiliser permettent de l'éviter.

$$p(\theta|y) \propto L(y|\theta) \cdot g(\theta)$$

Les modèles bayésiens hiérarchiques définissent encore des *hyperpriors* distributions qui ont des *hyperparamètres* dont la fonction est de définir les paramètres de la distribution a priori dont on ne connaît pas forcément la distribution.

<sup>9</sup>Avec par exemple une loi uniforme ou une loi normale avec une variance importante.

On parle de *conjugué* lorsque la multiplication d'une distribution a priori avec la vraisemblance donne une distribution postérieure connue - donc *facile* à calculer. Par exemple, une vraisemblance suivant une loi de Poisson avec une Gamma comme connaissance a priori donne une postérieure suivant également une loi de Gamma.

Pour estimer les distributions postérieures, la méthode la plus utilisée consiste en des simulations itératives des valeurs des paramètres dans des chaînes de Markov. Les *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) permettent d'estimer des distributions parfois très complexes à plusieurs niveaux hiérarchiques. Lorsque les chaînes convergent vers une distribution stationnaire, on estime qu'il s'agit de la distribution que l'on cherchait à caractériser<sup>10</sup>.

## Convergence

La question de la convergence des MCMC est souvent délicate. Il est important de s'assurer que plusieurs chaînes (avec des valeurs initiales différentes) convergent vers une même direction et décrivent une même distribution postérieure. Un critère de convergence consiste à pouvoir visualiser, pour chaque paramètre, le parcours des différentes chaînes s'entrecouper et s'entrecroiser autour d'une même valeur relativement stable. Ensuite, il convient de vérifier que la chaîne simule aléatoirement les tirages à partir de la distribution. Cela revient à s'assurer que les tirages successifs de la chaîne demeurent faiblement auto-corrélés et qu'ils visitent largement la distribution postérieure.

Signalons aussi la statistique de Gelman-Rubin qui est en fait assez intuitive. Soit une estimation du modèle avec  $n$  itérations pour  $m$  paramètres avec  $W$  la variance dans la chaîne

$$W = \frac{1}{m(n-1)} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m (\theta_j^i - \bar{\theta}_j)^2,$$

$B$  la variance entre les chaînes

$$B = \frac{n}{m-1} \sum_{j=1}^m (\theta_j - \bar{\theta})^2,$$

et  $\hat{V}$  l'estimation de la variance

$$\hat{V}(\theta) = \left(1 - \frac{1}{n}\right)W + \frac{1}{n}B.$$

Avant un état de convergence,  $W$  sous-estime la variance postérieure de  $\theta$  car toute la distribution n'a pas encore été explorée. En revanche  $V(\theta)$  surestime la variance de  $\theta$  car les points de départ sont surdispersés par rapport à la distribution que l'on recherche. Il convient évidemment de choisir de bonnes valeurs initiales, suffisamment différentes, pour que cela fasse sens. Ainsi la statistique Gelman-Rubin,

$$\sqrt{R} = \sqrt{\frac{\hat{V}(\theta)}{W}}$$

avec, lors de la convergence, une valeur  $R$  proche de 1 puisque  $W$  et  $V(\theta)$  devraient être environ semblables.

---

<sup>10</sup>Il existe deux principaux algorithmes MCMC, le *Metropolis-Hastings* et le *Gibbs sampling* qui évitent le calcul de la constante de normalité en calculant une probabilité de transition par le rapport des postérieures entre l'état  $x_i$  et  $x_{i+1}$ .

### 2.2.3 Le lissage

Nous avons vu que les estimations des taux de mortalité standardisés n'étaient pas consistants c'est pourquoi il convient de les lisser. Nous allons proposer plusieurs méthodes d'estimation du risque relatif de plus en plus complexes bien que de plus en plus adaptées à notre problématique.

#### Poisson-Gamma

La première méthode que nous avons expérimenté est un modèle Poisson-Gamma avec des décès observés  $y_i$  pour chaque niveau géographique  $i$  qui suivent une loi de Poisson dont l'espérance correspond aux décès attendus ( $e_i$ ) multipliés par le paramètre de risque relatif ( $\theta_i$ ) qui n'est rien d'autre que le SMR.

$$y_i \sim \text{Poisson}(\theta_i e_i)$$

Supposons pour  $\theta$  une distribution a priori Gamma

$$\theta_i \sim \text{Gamma}(a, b)$$

dont l'espérance<sup>11</sup> vaut  $m = \frac{a}{b}$  et la variance  $v = \frac{a}{b^2}$ .

La distribution postérieure est dans ce cas aussi une Gamma avec

$$\theta_i \sim \text{Gamma}(a + y_i, b + e_i)$$

dont l'espérance

$$E(\theta_i | y_i, a, b) = \frac{a + y_i}{b + e_i} = \frac{m^2/v + y_i}{m/v + e_i}$$

Ainsi pour avoir une estimation du risque relatif, il suffit d'estimer  $m$  et  $v$  pour la population soit par du bayésien empirique en calculant  $\hat{m}$  et  $\hat{v}$  (ou  $\hat{a}$  et  $\hat{b}$ ) par maximum de vraisemblance, soit par un bayésien hiérarchique en définissant une *hyperprior* distribution de  $a$  et  $b$ . Cette estimation peut aussi être analysée sous un autre angle :

$$E(\theta_i | y_i, a, b) = \frac{a + y_i}{b + e_i} = \omega_i \text{SMR}_i + (1 - \omega_i) \frac{a}{b} \quad \text{où } \omega_i = \frac{e_i}{b + e_i}$$

Ainsi l'espérance de la postérieure est une moyenne pondérée du SMR de la région  $i$  et du risque relatif dans toutes les régions avec un poids inversement relatif à la variance du SMR. Ainsi pour de petites régions où les événements sont rares, la variance est importante et le poids léger si bien que l'estimation de chaque risque relatif est lissée en tendant vers la moyenne globale.

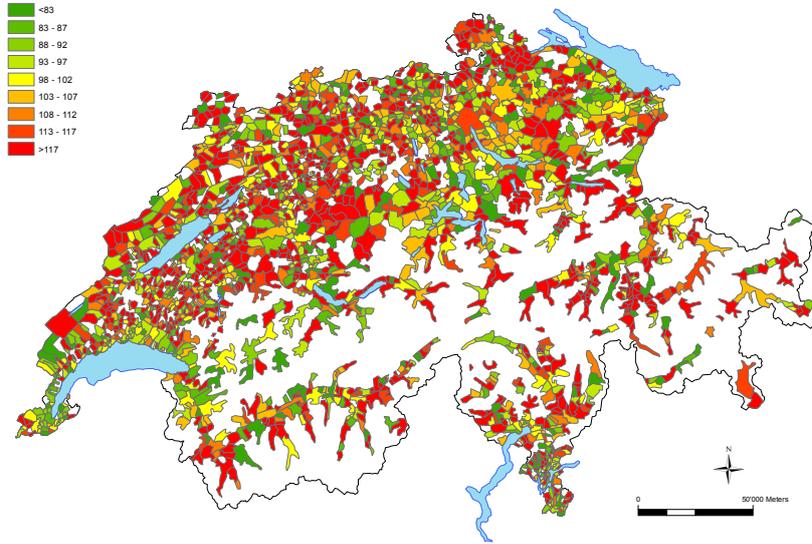
Avant de s'aventurer dans le *full bayesian*, restons encore un peu fréquentiste et estimons sur nos données les paramètres  $a$  et  $b$  de la prior  $\theta \sim \text{Gamma}(a, b)$  par maximum de vraisemblance.

Dans R (annexe B.1), il n'est pas trop compliqué d'évaluer l'optimum de la log vraisemblance d'une Gamma ( $x \sim \text{Gamma}(a, b)$ )

$$l(x_i | a, b) = (a - 1) \sum \ln(x_i) - \sum (x_i \cdot b) + N \cdot a \cdot \ln(1/b) = N \cdot \ln(\Gamma(a))$$

<sup>11</sup>Il faut juste se méfier. Ici le paramètre  $a$  = shape et  $b$  = rate mais selon les auteurs,  $b$  = scale et  $\text{scale} = 1/\text{rate}$ .

FIGURE 2.7 – SMR lissé par maximum de vraisemblance sur une Poisson-Gamma, populations étrangères, Suisse, 1990-2008.



en sachant que le maximum de vraisemblance du paramètre  $b$  est

$$\hat{b} = \frac{a \cdot N}{\sum x_i}.$$

Ceci étant fait, on obtient  $a = 0.736$  et  $b = 0.611$  dont le rapport vaut 1.2, ce qui correspond à la valeur moyenne des SMR entre les communes. La postérieure étant connue et son espérance également, nous pouvons estimer les  $\theta_i$ , les SMR lissés, pour chaque commune dont la carte 2.7 est l'illustration.

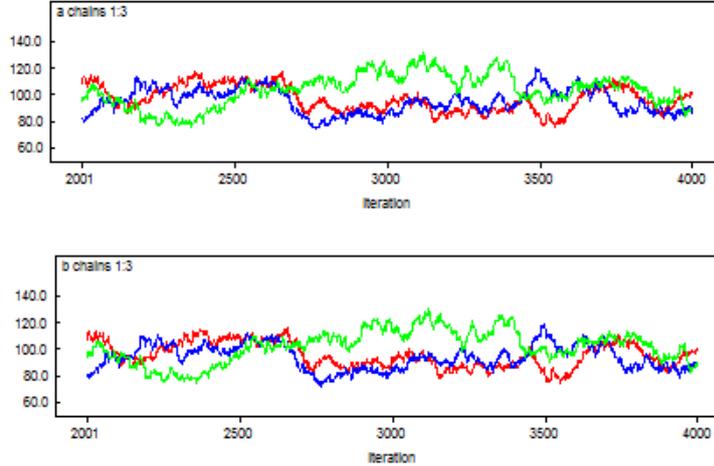
Le résultat est déjà un progrès par rapport à la carte précédente. Premièrement toutes les communes qui avaient des valeurs nulles ont des valeurs lissées *proches* de l'espérance totale. En outre, les valeurs extrêmes de surmortalité (il y avait 59 situations de SMR bruts supérieurs à 500, allant dans l'extrême à plus de 5000) ont toutes été passablement lissées. Néanmoins ce lissage n'est pas l'état d'accomplissement vers lequel nous souhaitons tendre. Son principal défaut est qu'il lisse vers la valeur moyenne des SMR des communes. L'idéal serait de considérer les valeurs des communes adjacentes pour lisser en fonction de l'espace. Mais, pour y arriver, il faut surmonter quelques obstacles bayésiens.

En outre, une approche totalement bayésienne nécessite une synthèse des  $\theta_i$  à partir de la distribution postérieure (ou d'utiliser une *hyperprior* pour  $a$  et  $b$ ). Elle s'obtient en pratique en générant des réalisations à partir de la postérieure que l'on synthétise empiriquement à travers des MCMC.

Le logiciel WinBUGS<sup>12</sup> est capable d'évaluer des modèles bayésiens complexes en utilisant des MCMC. Un package de R, "R2WinBUGS", permet à l'utilisateur de lancer des analyses sur WinBUGS depuis la console de R et d'en programmer les modèles à partir de fonction R.

<sup>12</sup>Programme open source disponible sur <http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/>.

FIGURE 2.8 – Séries temporelles pour  $a$  et  $b$  de 3 chaînes MCMC.



Nous nous sommes donc attaqués à cette tâche pour faire tourner tout d’abord un modèle Poisson-Gamma hiérarchique avec différentes *hyperpriors*<sup>13</sup> pour  $a$  et  $b$  (annexe B.2). A la lecture des graphiques et des résultats de la modélisation, les résultats sont peu satisfaisants et malgré 80’000 itérations, les chaînes demeurent très fortement autocorrélées si bien que les diagnostics de convergence ne semblent pas avoir été remplis (figure 2.8).

L’alternative dans ces cas là est soit d’augmenter encore le nombre d’itérations (nous avons déjà beaucoup augmenté par rapport à nos premiers tests) pour espérer atteindre une distribution stationnaire soit de tenter une autre paramétrisation. En outre, il est également conseillé de centrer et réduire les variables pour diminuer la corrélation et améliorer l’efficacité des chaînes. Toutefois, ce modèle n’est qu’une étape dans notre quête de modélisation si bien que nous avons décidé d’aller de l’avant sans tenter d’améliorer la présente analyse.

Notons qu’aux niveaux des résultats, l’approche bayésienne a l’avantage de donner la distributions des paramètres  $a$  et  $b$  et donc d’en connaître la variabilité et la probabilité pour chaque intervalle de valeurs; variabilité que l’on ne peut pas du tout approcher par les méthodes fréquentistes. Précisons aussi que les résultats des estimations avec  $a = 98.44$  et  $b = 97.1$  sont plus élevées que leur pendant par maximum de vraisemblance. Par conséquent on lisse plus fortement car les paramètres  $a$  et  $b$  ont un poids relatif plus élevé dans le calcul de l’espérance. Le rapport  $a/b = 1.01$  ce qui signifie qu’on ne lisse non par vers la valeur moyenne des communes mais davantage vers la moyenne de la population.

## Log-normale

Passons à présent à un modèle Log-normal pour risque relatif qui est plus flexible et permettra d’être spécifié en utilisant la corrélation spatiale. La version basique avec une hétérogénéité non corrélée a toujours une vraisemblance selon une loi de Poisson mais une distribution a priori qui est Log-normale. La distribution a deux composantes, un niveau de risque relatif  $\alpha$  et un paramètre de variabilité  $v_i$ .

<sup>13</sup>Les résultats sont assez similaires entre une exponentielle et une normale avec une large variance. Nous avons choisi, un peu arbitrairement, de garder l’exponentielle.

FIGURE 2.9 – Séries temporelles pour  $\alpha$  et  $\tau$  de 3 chaînes MCMC.

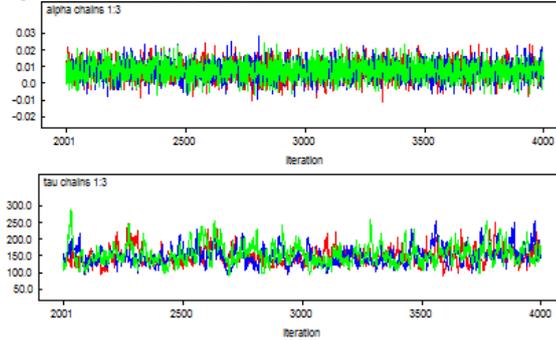
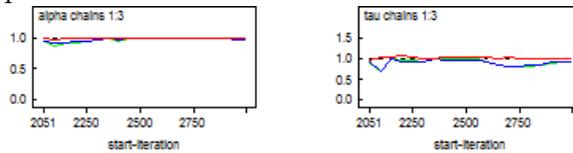


FIGURE 2.10 – Statistique Gelman-Rubin pour  $\alpha$  et  $\tau$ .



Ce modèle a été spécifié dans WinBUGS (annexe B.3) et les résultats semblent plutôt positifs.

$$y_i \sim \text{Poisson}(e_i \theta_i),$$

$$\log(\theta_i) = \alpha + v_i,$$

$$v_i \sim N(0, \tau_v^2)$$

La corrélation des chaînes (figure 2.9) a bonne mine tandis que le diagnostic de Gelman-Rubin que nous avons précédemment introduit a une valeur  $R$  très proche de 1 (en rouge sur la figure 2.10 alors que les lignes bleues et vertes montrent des intervalles de confiance à 80%).

Nous pouvons donc nous permettre d’accepter la validité du présent modèle. La valeur moyenne du risque relatif entre les communes est très proche de 1 et le lissage obtenu est sans appel, avec 94% des communes obtenant un risque relatif<sup>14</sup> entre 95 et 105 (carte 2.12). Les résultats sont ainsi extrêmement lissés sur l’ensemble du territoire et l’on peut à peine voir émerger les spécificités. Seules les communes avec des effectifs importants et les communes où les différentiels étaient très élevés voient leur risque relatif se distancer de la moyenne.

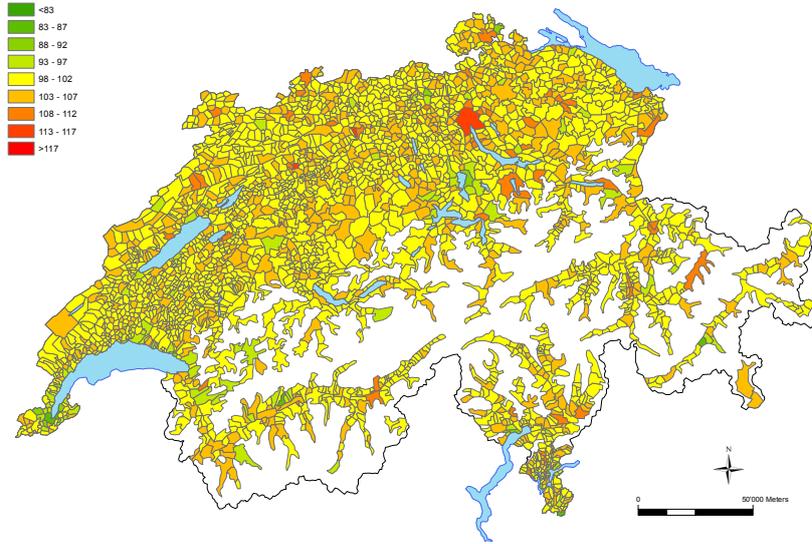
### Log-normale avec autocorrélation spatiale

Il convient à présent d’ajouter une dimension spatiale et considérer que les décès par commune sont corrélés avec la mortalité des communes adjacentes. C’est Besag, York et Mollié (Besag et al., 1991) qui ont proposé un modèle Log-normal (BYM) avec 2 composantes dont la première gère des effets qui varient de façon structurée dans l’espace (hétérogénéité corrélée) et la deuxième prend en compte les effets qui n’ont pas de structure entre les régions (hétérogénéité non corrélée). Ainsi pour la distribution a priori,

$$\log(\theta_i) = \alpha + u_i + v_i.$$

<sup>14</sup>Moyenne de l’estimation du paramètre  $\theta_i$ .

FIGURE 2.11 – SMR lissé par un modèle bayésien hiérarchique Log-Normal, populations étrangères, Suisse, 1990-2008.



Avec  $\alpha$  un niveau général du risque relatif,  $u_i$  l'hétérogénéité corrélée et  $v_i$  l'hétérogénéité non corrélée ( $v_i \sim N(0, \tau_v^2)$ ).

Pour la corrélation spatiale, l'estimation du risque de chaque région va dépendre des voisins. On utilise alors un modèle conditionnel autorégressif (CAR) où la composante spatialement corrélée a une distribution a priori CAR.

$$[u_i | u_j, i \neq j, \tau_u^2] \sim N(\bar{u}_i, \tau_i^2)$$

où :

$$\begin{aligned} \bar{u}_i &= \frac{1}{\sum_j \omega_{ij}} \sum_j u_j \omega_{ij} \\ \tau_i^2 &= \frac{\tau_u^2}{\sum_j \omega_{ij}} \\ \omega_{ij} &= 1 \text{ si } i \text{ et } j \text{ sont adjacents et } 0 \text{ sinon} \end{aligned}$$

Ces sympathiques modèles conditionnels autoregressifs sont disponibles dans WinBUGS en utilisant le package GeoBUGS. Il convient alors pour chaque surface de définir le code de toutes les régions voisines (`adj[]`) et de leur associer un poids (`w[]`). Un vecteur (`n[]`) de longueur  $N$  (le nombre de surfaces considérées) définit le nombre de voisins pour chaque surface. Enfin la constante tau représente l'inverse de la variance de l'effet aléatoire. Comme tau est inconnu a priori, il convient dans une approche bayésienne totale de fixer des *hyperpriors* à  $\tau_v^2$  et  $\tau_u^2$ , les paramètres qui contrôlent la variabilité des  $v$  et  $u$ . Bernardinelli et al. (1995) suggèrent une distribution Gamma que Lawson et al. (2003) spécifient avec les paramètres  $a=0.5$  et  $b=0.0005$  que nous allons reprendre.

Pour ces modèles, la première étape est de définir pour chaque commune la liste des communes attenantes. Or, pour un territoire comme la Suisse où les barrières naturelles font obstacles, nous ne pouvons pas considérer que deux communes pourtant frontières mais séparées par une montagne sont adjacentes. Pour les situations complexes des aléas

Alpins, il convient de lisser le risque relatif en utilisant uniquement l'information d'une même vallée. La contiguïté dans les vallées alpines peut être définie en fonction des particularités physiques du territoire et des bassins versants. Nous avons pu éviter cette étape en nous basant sur la carte de la Suisse des communes par surface productive (cela même que nous avons utilisée pour nos représentations jusqu'alors). En effet, les polygones des surfaces productives n'englobent pas les montagnes et les territoires Alpains adjacents ne le sont ainsi que par vallée.

Pour définir les surfaces connexes, nous avons préféré utilisé R que les *Toolbox* de ArcGIS car plus rapide et plus maniable. La fonction *readShapePoly* du package *maptools* permet d'importer dans R des fichiers de polygones ".shp" puis la fonction *poly2nb* du package *spdep* cote sous forme de liste pour chaque territoire les lignes correspondant aux territoires voisins. On calcule ensuite aisément le nombre de territoires adjacents pour chaque commune et le total des territoires adjacents que l'on peut ensuite insérer comme données dans le modèle CAR Log-normal que nous allons faire tourner sur WinBUGS. La syntaxe de la démarche est disponible à l'annexe B.4. Après 25'000 itérations de *burn in*, la distribution approche la stationnarité et, les 25'000 itérations suivantes vont définir la distribution des paramètres. Les diagnostics de convergence (non montrés) que nous avons effectués sont approuvés, nous acceptons la distribution comme stationnaire et le modèle comme acceptable.

Cette modélisation de risque relatif par commune est l'aboutissement de ce travail. La variabilité aléatoire du niveau de mortalité dans les communes où le nombre de migrants est faible peut ainsi être diminuée en utilisant l'information des régions voisines qui à leur tour ont des estimations de la mortalité en fonction de leurs territoires adjacents. Ainsi au fil des itérations, le lissage devient stationnaire sur le territoire. Cette méthode a évidemment quelques limites. Le principal défaut est le même que le principal avantage, le lissage. En lissant, on fait disparaître des spécificités locales existantes à très petite échelle. L'hypothèse sous-jacente à la méthodologie utilisée est que des territoires adjacents ont des régimes de mortalité proches or ce n'est pas forcément le cas avec des différences notamment selon le type de commune. Aussi lorsque les effectifs sont faibles, une commune avec un régime différent est très influencée par des communes voisines qui ont un plus grand nombre d'observations. Mais c'est certainement un moindre mal inhérent à l'utilisation d'une granularité très fine. L'alternative au lissage est de travailler avec des effectifs plus importants par surface, donc à avoir des surfaces plus importantes. Cela revient soit à fusionner des communes, soit à choisir l'échelle des districts qui ne nous assurent pas non plus d'avoir des effectifs suffisants dans les régions rurales. Mais en agrégeant ainsi, on lime également les variabilités locales et on perd la précision que l'on peut approcher par le lissage. Une dernière alternative est certes envisageable mais nous y reviendrons dans la conclusion.

## 2.2.4 Analyse des résultats

Les résultats du lissage par autocorrélation spatiale montrent une intéressante répartition du risque relatif de mortalité (figure 2.12). Plusieurs régimes se dégagent suivant approximativement la géographie des grandes régions de la Suisse. La Suisse romande, en particulier l'arc lémanique, apparaît en sous-mortalité avec notamment des valeurs extrêmement basses dans la région genevoise. Le Sud du Tessin et l'Engadine sont aussi favorisés. En revanche, la Suisse alémanique subit une surmortalité généralisée. L'espace *Mittelland* ressort avec un risque relatif se situant entre 103 et 112 alors que la Suisse

FIGURE 2.12 – SMR lissé par un modèle bayésien hiérarchique Log-normal avec autocorrélation spatiale, populations étrangères, Suisse, 1990-2008.

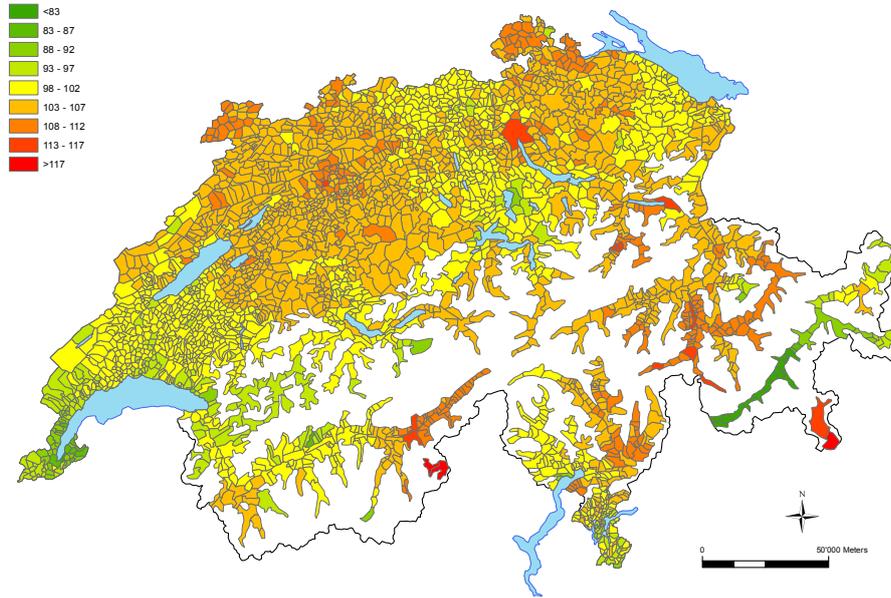
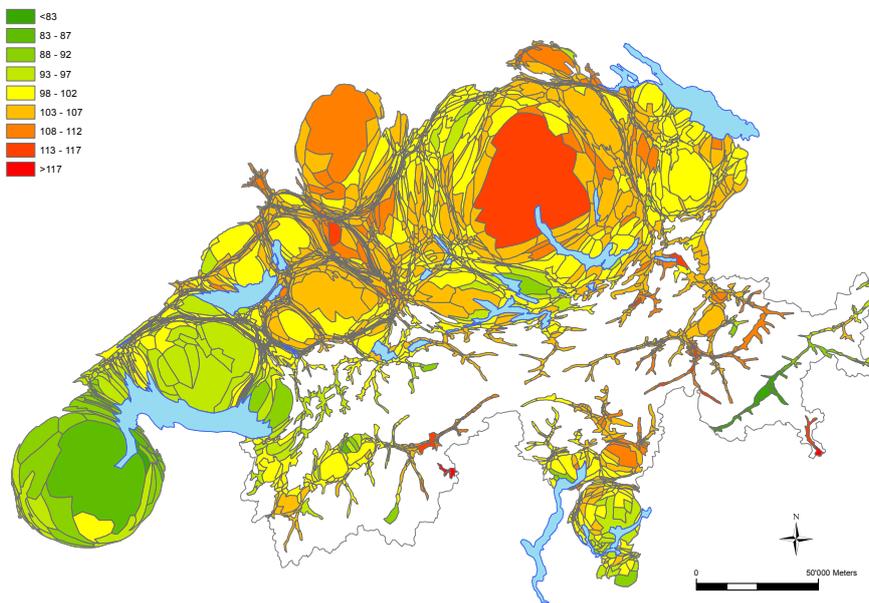


FIGURE 2.13 – Anamorphose selon l'importance de la population étrangère, SMR lissé, Suisse, 1990-2008.



du Nord-Ouest à l'exception de la région bâloise ainsi que la Suisse centrale sont dans la moyenne avec un indice proche de 100. De la région zurichoise et en particulier de la commune de Zurich ressort un niveau de mortalité des migrants supérieur aux prédictions nationales se situant même parmi les plus élevés du pays.

Nous l'avons vu dans l'introduction, les migrants n'occupent pas le territoire uniformément et s'installent davantage dans les agglomérations. La carte 2.12 nous renvoie une image déformée de la réalité puisque le même poids graphique est donné aux communes

qui abritent nombre d'étrangers qu'aux communes composées presque exclusivement d'indigènes. Pour rééquilibrer la présentation, la surface de chaque commune a été pondérée proportionnellement à l'importance des migrants. Gastner et Newman (2004) ont défini un algorithme permettant de déformer le maillage en fonction d'une variable quantitative. Ces anamorphoses peuvent être réalisées sur ArcGIS à l'aide de la Toolbox *Cartogram Geoprocessing Tool version 2* ou par des programmes indépendants qui modifient un fichier ".shp". La Toolbox ne voulant pas déformer les communes suisses<sup>15</sup>, nous nous sommes rabattus sur un programme gratuit nommé [ScapeToad](#). La figure 2.13 nous offre une vision plus représentative de la réalité mettant en avant l'importance des régions genevoise, lausannoise, bâloise et zurichoise pour les populations migrantes.

Recherchons à savoir d'où provient cette forte inégalité de longévité chez les migrants. Les cas de la sous-mortalité du Tessin et de la Suisse centrale (Zoug, Schwytz) semblent pouvoir être expliqués par de la migration de sélection où, par la situation, le coût de l'immobilier mais aussi les avantages fiscaux, les migrants qui s'y installent sont majoritairement des privilégiés dont nous pouvons attendre à ce que l'espérance de vie soit plus élevée. Le même trend s'observe pour les régions *huppées* de montagne tels que l'Engadine ou les communes de Grindelwald, Saanen, Zermatt, Montana ou Bagnes.

Le contraste entre Genève puis Lausanne et Zurich puis Bâle est saisissant. Un effet de sélection paraît dans ces situations peu probable. Si Genève et l'arc lémanique est connu pour abriter des migrants de haut niveau d'éducation occupant des positions importantes dans le secteur tertiaire - les banques et les assurances en particulier- et de très riches migrants au bénéfice d'un forfait fiscal, il en est de même à Zurich et sa fameuse *Goldküste*. Et, dans les deux villes, les migrants qui disposent d'un capital humain élevé ne représentent sans doute pas la majorité. Les deux plus grands bassins de la population suisse sont aussi des centres vers lesquels se rendent les migrants non qualifiés et l'on pourrait s'attendre dans les deux situations à une sur-mortalité. L'explication pourrait provenir des origines des migrants qui varient fortement entre Suisse romande et Suisse alémanique avec des histoires migratoires assez différentes. Pourtant le différentiel ne s'explique pas par des facteurs culturels car nos modèles de mortalité tiennent compte de l'origine.

Des facteurs environnementaux ou régionaux pourraient également être avancés mais s'ils avaient véritablement un impact, on observerait la même géographie de la mortalité pour les Suisses. Comme nous le verrons dans la session suivante, la géographie de la mortalité est différente selon les origines. Ainsi, l'impact de l'environnement au sens large touche différemment les Suisses des étrangers. Au final, il est difficile dans l'état actuel des connaissances d'expliquer ces différentiels. Il conviendrait d'explorer davantage les communautés d'immigrants puis d'étudier le gradient spatial par cause de décès pour déterminer d'où proviennent les différences.

## 2.2.5 Différences entre étrangers et Suisses

Enfin, avant de conclure, intéressons nous encore à la mortalité spatiale des Suisses. Effectivement, les modèles de mortalité que nous avons développés considèrent aussi le groupe des Suisses. De la même façon, nous avons effectué un modèle bayésien Log-normal avec autocorrélation spatiale. Les résultats (figure 2.14) démontrent une plus faible variabilité à l'échelle des communes. La plupart des surfaces ont des valeurs proches de l'équilibre.

---

<sup>15</sup>Nous avons longuement essayé de faire marcher *Cartogram Geoprocessing Tool version 2* sur nos données avec ArcGIS 10 mais si cet outil tourne sur les districts suisses, il a été impossible de lui faire modifier les 2896 communes.

FIGURE 2.14 – SMR lissé par un modèle bayésien hiérarchique Log-normal avec autocorrélation spatiale, populations de nationalité suisse, Suisse, 1990-2008.

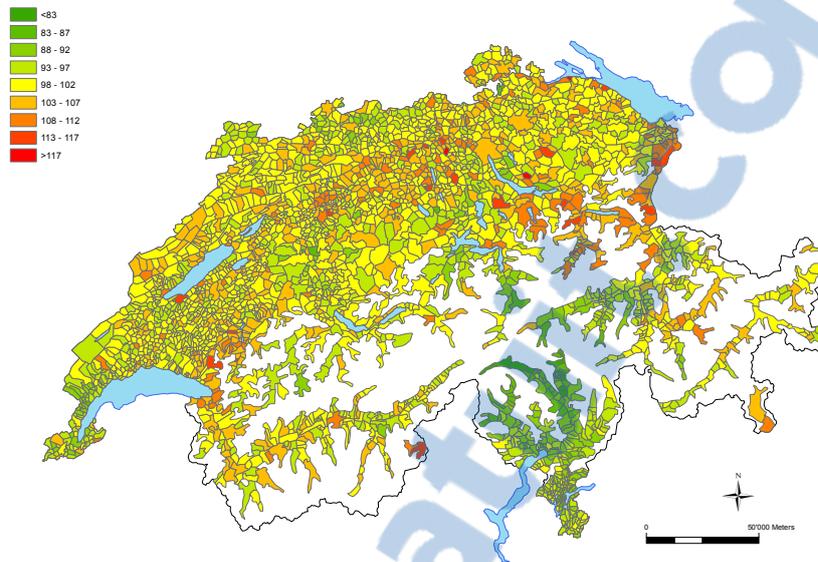
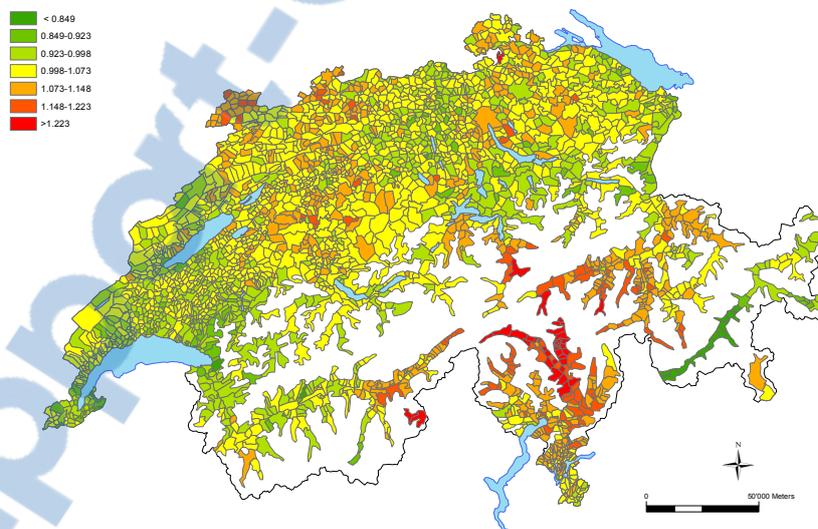


FIGURE 2.15 – Rapport entre la mortalité des étrangers et des Suisses, Suisse, 1990-2008.



Notons aussi qu'il y a davantage de contrastes entre des communes adjacentes car les observations sont plus élevées et le modèle lisse moins. Ajoutons toutefois une sous-mortalité dans les communes du Tessin et celles de l'arc lémanique et une sur-mortalité notamment à l'est de la Suisse orientale et pour la commune de Zurich.

Nous pouvons aussi comparer géographiquement la longévité des migrants par rapport à celle des Suisses pour déterminer si les lieux où les étrangers vivent plus longtemps sont identiques à ceux des Suisses. Pour ce faire, nous avons pris le rapport des risques relatifs entre les modèles lissés des étrangers et des Suisses. Des différentiels spatiaux ressortent clairement de la figure 2.15. La cartographie de la mortalité a donc une logique différente

par origine. Si par exemple, la région genevoise est favorable tant pour les migrants que les Suisses, le rapport montre que les étrangers bénéficient davantage de l'environnement protecteur. C'est tout le contraire à Zurich où on constate une surmortalité des Suisses mais les étrangers y sont encore davantage pénalisés. Notons encore le cas du Nord du Tessin qui comme l'ensemble du canton a une faible mortalité pour les Suisses qui ne touche pas les migrants. Le cas du Jura est assez similaire avec des valeurs dans la moyenne pour les Suisses mais qui fait état d'une surmortalité pour les étrangers.

Tableau 2.2 – Modèle de mortalité, hommes, 1990-2008.

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Intercept	-3.351	0.011	-316.53	0.0000
<b>Classe d'âge (ref. 65 ans)</b>				
0	-2.326	0.180	-12.91	0.0000
1	-4.291	0.106	-40.35	0.0000
5	-4.866	0.087	-55.77	0.0000
10	-4.791	0.079	-60.57	0.0000
15	-3.648	0.046	-78.87	0.0000
20	-3.182	0.026	-120.99	0.0000
25	-3.148	0.024	-129.68	0.0000
30	-2.946	0.022	-131.87	0.0000
35	-2.720	0.021	-131.30	0.0000
40	-2.322	0.018	-128.38	0.0000
45	-1.883	0.016	-120.36	0.0000
50	-1.432	0.014	-104.45	0.0000
55	-0.952	0.012	-78.43	0.0000
60	-0.483	0.011	-43.79	0.0000
70	0.483	0.010	50.65	0.0000
75	0.980	0.009	107.06	0.0000
80	1.510	0.009	167.79	0.0000
85	2.006	0.009	213.63	0.0000
90	2.481	0.011	225.98	0.0000
95	2.812	0.017	164.98	0.0000
<b>Nationalité (ref. Suisse)</b>				
Europe de l'Ouest	-0.028	0.014	-2.08	0.0378
Europe du Sud	-0.170	0.010	-17.10	0.0000
Europe de l'Est	0.143	0.041	3.51	0.0005
Europe du Nord	-0.217	0.042	-5.18	0.0000
Amérique du Nord	-0.211	0.060	-3.50	0.0005
Amérique du Sud	-0.146	0.077	-1.89	0.0583
Asie orientale	-0.311	0.047	-6.56	0.0000
Afrique du Nord et Moyen Orient	-0.226	0.033	-6.83	0.0000
Afrique subsaharienne	-0.114	0.077	-1.49	0.1366
Océanie	-0.356	0.218	-1.63	0.1023
<b>Statut matrimonial (ref. Célibataire)</b>				
Marié	-0.421	0.007	-60.13	0.0000
Veuf	-0.186	0.009	-20.68	0.0000
Divorcé	-0.012	0.011	-1.14	0.2558
<b>Niveau d'éducation (ref. Primaire)</b>				
Secondaire	-0.145	0.005	-28.69	0.0000
Tertiaire	-0.396	0.007	-57.16	0.0000
Inconnu	0.201	0.014	14.57	0.0000
Âge scolaire	-0.324	0.049	-6.64	0.0000
<b>Période d'observation (ref. 1990)</b>				
2000	-0.195	0.004	-44.58	0.0000
<b>Type de commune (ref. Urbain)</b>				
Périurbain	-0.062	0.005	-12.02	0.0000
Rural	-0.037	0.006	-6.56	0.0000

Tableau 2.3 – Modèle de mortalité, femmes, 1990-2008.

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
Intercept	-4.362	0.012	-368.53	0.0000
<b>Classe d'âge (ref. 65 ans)</b>				
0	-1.758	0.215	-8.19	0.0000
1	-3.656	0.132	-27.80	0.0000
5	-4.435	0.119	-37.29	0.0000
10	-4.342	0.110	-39.63	0.0000
15	-3.583	0.073	-48.96	0.0000
20	-3.391	0.045	-74.71	0.0000
25	-3.133	0.038	-82.84	0.0000
30	-2.797	0.032	-86.94	0.0000
35	-2.524	0.029	-88.30	0.0000
40	-2.097	0.024	-86.73	0.0000
45	-1.646	0.021	-80.03	0.0000
50	-1.219	0.018	-67.73	0.0000
55	-0.817	0.016	-50.65	0.0000
60	-0.432	0.015	-29.39	0.0000
70	0.493	0.012	40.46	0.0000
75	1.059	0.011	93.33	0.0000
80	1.703	0.011	157.17	0.0000
85	2.346	0.011	218.25	0.0000
90	2.918	0.011	261.89	0.0000
95	3.360	0.013	263.07	0.0000
<b>Nationalité (ref. Suisse)</b>				
Europe de l'Ouest	-0.037	0.015	-2.42	0.0155
Europe du Sud	-0.132	0.013	-10.35	0.0000
Europe de l'Est	0.076	0.046	1.65	0.0982
Europe du Nord	-0.147	0.047	-3.10	0.0020
Amérique du Nord	-0.144	0.070	-2.05	0.0400
Amérique du Sud	-0.204	0.086	-2.38	0.0172
Asie orientale	-0.214	0.063	-3.38	0.0007
Afrique du Nord et Moyen Orient	-0.234	0.050	-4.73	0.0000
Afrique subsaharienne	0.105	0.108	0.98	0.3276
Océanie	-0.003	0.239	-0.01	0.9901
<b>Statut matrimonial (ref. Célibataire)</b>				
Marié	-0.317	0.007	-44.88	0.0000
Veuf	-0.061	0.007	-9.30	0.0000
Divorcé	-0.002	0.010	-0.23	0.8175
<b>Niveau d'éducation (ref. Primaire)</b>				
Secondaire	-0.136	0.005	-28.88	0.0000
Tertiaire	-0.278	0.012	-24.11	0.0000
Inconnu	0.233	0.011	20.74	0.0000
Âge scolaire	-0.206	0.079	-2.61	0.0091
<b>Période d'observation (ref. 1990)</b>				
2000	-0.134	0.004	-31.59	0.0000
<b>Type de commune (ref. Urbain)</b>				
Périurbain	-0.006	0.005	-1.30	0.1938
Rural	0.005	0.005	0.97	0.3314

# Chapitre 3

## Conclusion

Ce mémoire de géomatique a permis d'explorer les techniques de cartographie de la mortalité. Si les méthodes fréquentistes de modélisation sont courantes dans les sciences sociales avec des modèles linéaires généralisés quantifiant l'apport de chaque caractéristique, les méthodes bayésiennes sont quand à elles encore peu utilisées. Le *bayesian mapping* qu'exploitent les épidémiologues est sans doute la meilleure méthode pour représenter l'effet spatial de maladies ou de la mortalité. L'étude du lien entre géographie et mortalité mériterait d'être pour la Suisse davantage exploré. Le présent travail s'est essentiellement intéressé aux aspects techniques et statistiques mais une vraie analyse plus approfondie avec une dimension compréhensive devrait voir le jour ces prochaines années. En effet, mon doctorat en démographie sur les différentiels de mortalité des migrants en Suisse a pour ambition d'approfondir ces questions. Dans la quête des explications à ces différences spatiales que nous avons mis en exergue dans ce travail, il est fondamental d'étudier davantage les spécificités des migrants dans l'espace et par la suite de procéder à une analyse par cause de décès pour aller aux sources des inégalités. En outre, dans ma thèse, il y aura second volet dans l'étude des différentiels spatiaux de mortalité des migrants s'intéressant au lien entre concentration et mortalité. Nous verrons si une concentration de migrants, en quelque sorte une *ghettoïsation* bien que le terme ne fasse pas tout à fait sens dans le contexte suisse, a un effet protecteur sur la santé. Pour ce faire nous créerons un indice de concentration en utilisant la localisation à l'hectare de chaque migrant vivant en Suisse. Enfin pour conclure ce travail, revenons un bref instant sur la modélisation spatiale, le lissage. Nous critiquions précédemment le fait que les modèles bayésiens font tendre la valeur du risque relatif à chaque commune vers une moyenne régionale pondérée sans considérer les spécificités géographiques. Or le modèle avec autocorrélation spatiale que nous avons choisi,

$$y \sim \text{Poisson}(e_i \theta_i)$$

$$\log(\theta_i) = \alpha + v_i + u_i$$

avec  $\alpha$  un niveau général du risque relatif,  $u_i$  l'hétérogénéité corrélée et  $v_i$  l'hétérogénéité non corrélée, pourrait être complexifié en ajoutant des covariables dans l'estimation de  $\theta$ . Il serait parfaitement envisageable de faire un modèle hiérarchique en insérant des variables contextuelles et environnementales. Nous avons par exemple modélisé la mortalité individuelle en considérant le type de commune mais s'il s'agit en fait d'une donnée géographique que l'on devrait plutôt insérer au niveau de la commune dans un modèle bayésien du type

$$\log(\theta_i) = \alpha + v_i + u_i + x_i' \beta$$

avec  $x_i$  un vecteur de variables qualifiant la commune et  $\beta$ , le vecteur de paramètres associé à  $x_i$ .

Cette spécification autorise l'utilisation de facteurs explicatifs géographiques et nous pourrions alors contrôler pour des effets de santé publique ou de comportements dont les mesures sont agrégées au niveau des communes ou des cantons. Dans le cas des variations cantonales, il est parfaitement possible d'ajouter un niveau pour capter les effets des cantons. Ces modèles seraient sans doute plus pertinents et permettraient de décomposer les effets et d'évaluer la part de variabilité expliquée par les variables contextuelles, les communes et l'aléatoire. Affaire à suivre donc...

# Annexe A

## Tables de mortalité lissées

Les tables ci-dessous servent d'indication des différents niveaux de survie pour les grandes régions de notre étude. La mortalité évolue passablement d'année en année et ces tables sur 18 ans ne peuvent tenir compte de l'évolution annuelle des décès mais aussi de l'exposition.

Ces tables de mortalité pour chaque région ont été calculées en prenant la somme des durées d'expositions des individus selon le sexe et la nationalité. Les années vécues au delà de 95 ans ont été compilées une classe 95<sup>+</sup>. La colonne  ${}_n a_x$ , la durée moyenne de vie vécue par les individus qui décèdent dans l'année a également été calculée sur les données. Nos données sont de mauvaise qualité pour la première classe d'âge [0,1[ car on ne considère que le triangle de lexis supérieur des cohortes de la première année d'observation (1989-1990 et 1999-2000) alors que la mortalité infantile frappe davantage lors des premiers mois. Ce phénomène se répète dans une moindre mesure pour la seconde classe [1,4] c'est pourquoi j'ai appliqué à toutes les régions les valeurs fixes suivantes  ${}_n m_x$  et  ${}_n a_x$  inspirée de la [Human mortality database](#) :

Hommes :  ${}_1 m_0 = 0.0055$ ,  ${}_4 m_1 = 0.0003$ ,  ${}_1 a_0 = 0.06$ ,  ${}_4 a_1 = 1.6$   
Femmes :  ${}_1 m_0 = 0.0045$ ,  ${}_4 m_1 = 0.0002$ ,  ${}_1 a_0 = 0.06$ ,  ${}_4 a_1 = 1.5$

Les tables de certaines régions et pour certaines classes d'âge où les effectifs sont faibles sont influencées par la variabilité des décès, faussant passablement certains taux. Les résultats présentés ci-dessous ont tous été lissés sur un modèle relationnel de Brass explicité dans le manuel X des Nations Unies (United Nations, Department of International Economic and Social Affairs, Population Division, 1983). La table relationnel est issue des récents modèles de tables de survie contemporaines (Clark et Sharrow, 2011).

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	30789	67	0.0066	0.06	0.0066	0.9934	100000	658	99383	7640488	76.40
1	752515	222	0.0004	1.63	0.0015	0.9985	99342	147	397019	7541104	75.91
5	2332493	367	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	99195	90	495748	7144085	72.02
10	2959834	516	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	99105	94	495289	6648337	67.08
15	2961411	1838	0.0006	2.50	0.0031	0.9969	99011	306	494290	6153047	62.15
20	3089835	3508	0.0010	2.50	0.0048	0.9952	98705	472	492345	5658758	57.33
25	3362248	3760	0.0010	2.50	0.0049	0.9951	98233	477	489973	5166413	52.59
30	3611227	4411	0.0011	2.50	0.0054	0.9946	97756	528	487460	4676441	47.84
35	3763239	5201	0.0014	2.50	0.0069	0.9931	97228	672	484459	4188980	43.08
40	3731999	7240	0.0020	2.50	0.0099	0.9901	96556	952	480397	3704522	38.37
45	3604827	10496	0.0030	2.49	0.0149	0.9851	95604	1427	474446	3224125	33.72
50	3338233	14983	0.0046	2.49	0.0229	0.9771	94177	2157	465474	2749679	29.20
55	3027060	21730	0.0072	2.49	0.0353	0.9647	92020	3249	451930	2284205	24.82
60	2663752	30362	0.0114	2.48	0.0556	0.9444	88771	4936	431397	1832276	20.64
65	2274873	42557	0.0184	2.46	0.0879	0.9121	83835	7370	400466	1400879	16.71
70	1942691	59494	0.0306	2.44	0.1418	0.8582	76465	10845	354519	1000413	13.08
75	1496009	76382	0.0528	2.39	0.2319	0.7681	65619	15217	288382	645894	9.84
80	995753	88213	0.0927	2.31	0.3710	0.6290	50402	18698	201665	357513	7.09
85	496090	74163	0.1605	2.17	0.5519	0.4481	31704	17497	108987	155847	4.92
90	159472	39299	0.2595	1.97	0.7268	0.2732	14207	10326	39788	46860	3.30
95	29709	10674	0.5488	1.48	1.0000	0.0000	3881	3881	7072	7072	1.82

Tableau A.1 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Suisse - Total nNx : 46624058

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	29304	50	0.0051	0.07	0.0051	0.9949	100000	507	99527	8283431	82.83
1	717170	172	0.0002	1.51	0.0009	0.9991	99493	89	397750	8183905	82.26
5	2229101	232	0.0001	2.50	0.0006	0.9994	99404	57	496878	7786155	78.33
10	2830496	344	0.0001	2.50	0.0006	0.9994	99347	60	496586	7289277	73.37
15	2835202	803	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	99287	134	496099	6792692	68.41
20	2974851	1051	0.0003	2.50	0.0016	0.9984	99153	156	495373	6296593	63.50
25	3314771	1438	0.0003	2.50	0.0017	0.9983	98996	172	494551	5801220	58.60
30	3686662	2026	0.0005	2.50	0.0023	0.9977	98824	229	493548	5306669	53.70
35	3942778	2743	0.0007	2.50	0.0034	0.9966	98595	334	492141	4813121	48.82
40	3971268	4195	0.0011	2.50	0.0053	0.9947	98261	523	489997	4320979	43.97
45	3855161	6333	0.0017	2.50	0.0085	0.9915	97738	832	486606	3830982	39.20
50	3613836	9255	0.0026	2.49	0.0128	0.9872	96906	1245	481408	3344377	34.51
55	3349673	12835	0.0038	2.49	0.0190	0.9810	95660	1818	473744	2862968	29.93
60	3067083	17369	0.0057	2.49	0.0282	0.9718	93843	2651	462556	2389225	25.46
65	2802538	25263	0.0092	2.48	0.0448	0.9552	91192	4082	445678	1926668	21.13
70	2592736	39295	0.0154	2.47	0.0740	0.9260	87110	6450	419219	1480990	17.00
75	2249079	62247	0.0270	2.44	0.1265	0.8735	80660	10203	377218	1061771	13.16
80	1781329	97885	0.0495	2.40	0.2193	0.7807	70457	15452	312063	684553	9.72
85	1111354	120687	0.0902	2.31	0.3631	0.6369	55005	19974	221348	372490	6.77
90	470302	92660	0.1582	2.17	0.5465	0.4535	35031	19146	121048	151141	4.31
95	121245	37770	0.5279	1.51	1.0000	0.0000	15885	15885	30094	30094	1.89

Tableau A.2 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Suisse - Total nNx : 51545939

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	787	2	0.0077	0.07	0.0077	0.9923	100000	767	99283	7710000	77.10
1	17283	7	0.0004	1.63	0.0014	0.9986	99233	143	396594	7610716	76.70
5	46126	8	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	99090	90	495226	7214123	72.80
10	53765	10	0.0002	2.50	0.0010	0.9990	99000	97	494757	6718897	67.87
15	55876	38	0.0007	2.50	0.0034	0.9966	98903	337	493671	6224140	62.93
20	71788	95	0.0010	2.50	0.0052	0.9948	98566	509	491557	5730469	58.14
25	109574	147	0.0010	2.50	0.0051	0.9949	98057	501	489034	5238911	53.43
30	157620	205	0.0011	2.50	0.0056	0.9944	97557	546	486415	4749878	48.69
35	185659	233	0.0014	2.50	0.0071	0.9929	97010	689	483325	4263463	43.95
40	182133	362	0.0020	2.50	0.0101	0.9899	96321	972	479171	3780137	39.25
45	172883	498	0.0031	2.49	0.0152	0.9848	95349	1449	473114	3300966	34.62
50	183623	867	0.0047	2.49	0.0230	0.9770	93900	2163	464072	2827852	30.12
55	180957	1295	0.0071	2.49	0.0349	0.9651	91737	3200	450637	2363780	25.77
60	153275	1644	0.0110	2.48	0.0534	0.9466	88537	4727	430759	1913143	21.61
65	104990	1748	0.0171	2.46	0.0819	0.9181	83810	6861	401653	1482385	17.69
70	61610	1728	0.0273	2.44	0.1276	0.8724	76949	9820	359637	1080731	14.04
75	34529	1581	0.0453	2.41	0.2029	0.7971	67129	13619	300314	721094	10.74
80	18855	1483	0.0777	2.34	0.3219	0.6781	53510	17224	221710	420781	7.86
85	9147	1196	0.1343	2.22	0.4891	0.5109	36286	17749	132129	199070	5.49
90	3254	675	0.2238	2.04	0.6733	0.3267	18537	12482	55782	66942	3.61
95	802	209	0.5426	1.49	1.0000	0.0000	6056	6056	11160	11160	1.84

Tableau A.3 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Europe de l’Ouest - Total nNx : 1804535

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	759	2	0.0067	0.07	0.0066	0.9934	100000	661	99386	8254595	82.55
1	16349	1	0.0003	1.51	0.0012	0.9988	99339	115	397068	8155209	82.09
5	44323	7	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99223	70	495942	7758142	78.19
10	51832	8	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99154	72	495589	7262199	73.24
15	54012	22	0.0003	2.50	0.0016	0.9984	99082	156	495020	6766610	68.29
20	75280	45	0.0004	2.50	0.0018	0.9982	98926	181	494178	6271590	63.40
25	120469	67	0.0004	2.50	0.0020	0.9980	98745	200	493225	5777412	58.51
30	157787	109	0.0005	2.50	0.0026	0.9974	98545	261	492074	5284187	53.62
35	162251	115	0.0008	2.50	0.0038	0.9962	98284	376	490482	4792113	48.76
40	134756	141	0.0012	2.50	0.0059	0.9941	97909	574	488107	4301631	43.94
45	114078	217	0.0018	2.50	0.0091	0.9909	97335	890	484446	3813523	39.18
50	119325	347	0.0027	2.49	0.0136	0.9864	96445	1307	478951	3329077	34.52
55	120128	436	0.0040	2.49	0.0197	0.9803	95138	1878	470980	2850126	29.96
60	105794	634	0.0059	2.49	0.0291	0.9709	93260	2711	459492	2379146	25.51
65	82441	692	0.0093	2.48	0.0453	0.9547	90550	4098	442424	1919654	21.20
70	57459	927	0.0154	2.47	0.0739	0.9261	86451	6388	416082	1477231	17.09
75	40687	1120	0.0267	2.44	0.1249	0.8751	80063	10003	374752	1061148	13.25
80	30802	1647	0.0484	2.40	0.2148	0.7852	70060	15050	311160	686396	9.80
85	19625	2030	0.0884	2.32	0.3571	0.6429	55010	19646	222328	375236	6.82
90	9253	1718	0.1572	2.18	0.5443	0.4557	35363	19249	122457	152909	4.32
95	2866	820	0.5292	1.51	1.0000	0.0000	16115	16115	30452	30452	1.89

Tableau A.4 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Europe de l’Ouest - Total nNx : 1520276

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	5864	12	0.0062	0.06	0.0061	0.9939	100000	614	99424	7714511	77.15
1	140215	37	0.0004	1.63	0.0017	0.9983	99386	169	397145	7615087	76.62
5	412643	70	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	99217	94	495852	7217942	72.75
10	503245	97	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	99124	91	495390	6722090	67.82
15	515766	318	0.0005	2.50	0.0027	0.9973	99033	271	494485	6226699	62.88
20	562678	602	0.0009	2.50	0.0043	0.9957	98761	427	492739	5732214	58.04
25	697506	705	0.0009	2.50	0.0044	0.9956	98334	437	490578	5239475	53.28
30	836173	868	0.0010	2.50	0.0049	0.9951	97897	481	488282	4748898	48.51
35	881866	952	0.0012	2.50	0.0062	0.9938	97416	605	485567	4260616	43.74
40	835625	1210	0.0017	2.50	0.0086	0.9914	96811	835	481967	3775048	38.99
45	721506	1679	0.0026	2.49	0.0128	0.9872	95977	1224	476816	3293081	34.31
50	610576	2283	0.0039	2.49	0.0193	0.9807	94753	1830	469173	2816265	29.72
55	491623	3043	0.0060	2.49	0.0296	0.9704	92923	2755	457691	2347092	25.26
60	345442	3637	0.0098	2.48	0.0477	0.9523	90168	4298	440006	1889402	20.95
65	204791	3586	0.0162	2.47	0.0776	0.9224	85870	6664	412465	1449395	16.88
70	111577	3169	0.0282	2.44	0.1314	0.8686	79206	10408	369399	1036930	13.09
75	55196	2670	0.0516	2.39	0.2275	0.7725	68798	15654	303174	667531	9.70
80	25768	2229	0.0962	2.30	0.3819	0.6181	53144	20296	210927	364357	6.86
85	10090	1426	0.1733	2.14	0.5796	0.4204	32848	19037	109858	153430	4.67
90	3045	653	0.2790	1.94	0.7522	0.2478	13811	10388	37231	43572	3.15
95	706	176	0.5397	1.49	1.0000	0.0000	3422	3422	6341	6341	1.85

Tableau A.5 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Europe du Sud - Total nNx : 7971900

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	5500	8	0.0048	0.07	0.0047	0.9953	100000	473	99558	8271181	82.71
1	131693	31	0.0003	1.51	0.0012	0.9988	99527	121	397805	8171623	82.10
5	387154	55	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99405	65	496865	7773818	78.20
10	467131	54	0.0001	2.50	0.0006	0.9994	99341	61	496549	7276953	73.25
15	466870	105	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	99279	123	496088	6780404	68.30
20	492112	193	0.0003	2.50	0.0015	0.9985	99156	150	495405	6284316	63.38
25	563035	247	0.0003	2.50	0.0017	0.9983	99006	168	494611	5788911	58.47
30	626288	317	0.0004	2.50	0.0022	0.9978	98838	217	493649	5294300	53.57
35	625122	340	0.0006	2.50	0.0031	0.9969	98621	306	492341	4800652	48.68
40	567158	484	0.0009	2.50	0.0046	0.9954	98315	452	490446	4308311	43.82
45	480505	662	0.0014	2.50	0.0070	0.9930	97864	682	487612	3817864	39.01
50	399841	787	0.0021	2.50	0.0105	0.9895	97182	1019	483358	3330252	34.27
55	316341	1064	0.0032	2.49	0.0158	0.9842	96163	1515	477019	2846895	29.60
60	230079	1194	0.0050	2.49	0.0246	0.9754	94648	2328	467397	2369876	25.04
65	159497	1350	0.0082	2.48	0.0401	0.9599	92320	3698	452292	1902479	20.61
70	102564	1479	0.0146	2.47	0.0702	0.9298	88622	6222	427365	1450187	16.36
75	62395	1634	0.0277	2.44	0.1295	0.8705	82400	10675	384694	1022822	12.41
80	37918	2043	0.0555	2.38	0.2423	0.7577	71725	17379	313170	638128	8.90
85	20073	2068	0.1122	2.27	0.4295	0.5705	54346	23340	207950	324958	5.98
90	8331	1467	0.2092	2.07	0.6487	0.3513	31006	20115	96132	117008	3.77
95	2436	651	0.5217	1.52	1.0000	0.0000	10891	10891	20876	20876	1.92

Tableau A.6 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Europe du Sud - Total nNx : 6152046

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	87	0	0.0095	0.07	0.0094	0.9906	100000	938	99128	7364550	73.65
1	2554	1	0.0006	1.62	0.0024	0.9976	99062	241	395677	7265422	73.34
5	8408	2	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	98822	138	493763	6869744	69.52
10	12093	1	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	98684	136	493077	6375981	64.61
15	14077	15	0.0008	2.50	0.0042	0.9958	98547	418	491691	5882904	59.70
20	13616	29	0.0013	2.50	0.0066	0.9934	98129	651	489017	5391213	54.94
25	14693	31	0.0014	2.50	0.0068	0.9932	97478	661	485735	4902196	50.29
30	17633	25	0.0015	2.50	0.0075	0.9925	96817	726	482267	4416460	45.62
35	20560	32	0.0019	2.50	0.0095	0.9905	96091	912	478172	3934193	40.94
40	23270	56	0.0027	2.49	0.0132	0.9868	95179	1259	472742	3456021	36.31
45	23137	76	0.0040	2.49	0.0196	0.9804	93920	1841	464983	2983279	31.76
50	19527	116	0.0060	2.49	0.0295	0.9705	92079	2720	453561	2518297	27.35
55	14548	135	0.0092	2.48	0.0448	0.9552	89359	4003	436710	2064735	23.11
60	10216	159	0.0145	2.47	0.0701	0.9299	85356	5981	411644	1628025	19.07
65	6738	166	0.0232	2.45	0.1095	0.8905	79374	8695	374714	1216381	15.32
70	4459	191	0.0383	2.42	0.1743	0.8257	70679	12322	321610	841667	11.91
75	2803	148	0.0651	2.36	0.2777	0.7223	58358	16208	249076	520057	8.91
80	1619	159	0.1107	2.27	0.4251	0.5749	42150	17918	161841	270982	6.43
85	774	104	0.1836	2.12	0.6008	0.3992	24231	14558	79270	109141	4.50
90	278	64	0.2847	1.93	0.7592	0.2408	9674	7344	25792	29871	3.09
95	61	15	0.5711	1.45	1.0000	0.0000	2330	2330	4079	4079	1.75

Tableau A.7 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Europe de l'Est - Total nNx : 211149

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	99	0	0.0062	0.07	0.0061	0.9939	100000	613	99430	8016862	80.17
1	2516	3	0.0005	1.51	0.0022	0.9978	99387	214	397017	7917432	79.66
5	8038	3	0.0002	2.50	0.0011	0.9989	99173	105	495606	7520415	75.83
10	11900	3	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	99069	94	495109	7024809	70.91
15	14152	7	0.0004	2.50	0.0018	0.9982	98975	178	494428	6529699	65.97
20	15079	10	0.0004	2.50	0.0022	0.9978	98796	222	493427	6035271	61.09
25	25225	17	0.0005	2.50	0.0025	0.9975	98575	248	492251	5541844	56.22
30	34558	28	0.0006	2.50	0.0032	0.9968	98326	311	490852	5049592	51.36
35	29945	21	0.0009	2.50	0.0043	0.9957	98015	423	489017	4558740	46.51
40	24823	27	0.0012	2.50	0.0061	0.9939	97592	592	486479	4069723	41.70
45	21164	36	0.0018	2.50	0.0088	0.9912	97000	853	482865	3583244	36.94
50	15945	41	0.0026	2.49	0.0131	0.9869	96147	1258	477585	3100379	32.25
55	10743	20	0.0040	2.49	0.0197	0.9803	94889	1866	469768	2622794	27.64
60	6930	50	0.0064	2.49	0.0314	0.9686	93024	2917	457788	2153027	23.14
65	5111	60	0.0106	2.48	0.0515	0.9485	90107	4640	438832	1695239	18.81
70	4138	92	0.0193	2.46	0.0918	0.9082	85467	7845	407409	1256407	14.70
75	3230	125	0.0375	2.42	0.1711	0.8289	77622	13278	353880	848998	10.94
80	2580	164	0.0751	2.34	0.3132	0.6868	64345	20152	268195	495118	7.69
85	1787	193	0.1473	2.20	0.5213	0.4787	44192	23038	156356	226923	5.13
90	993	174	0.2557	1.98	0.7216	0.2784	21154	15264	59691	70566	3.34
95	343	96	0.5416	1.49	1.0000	0.0000	5890	5890	10875	10875	1.85

Tableau A.8 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Europe de l'Est - Total nNx : 239297

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	177	0	0.0064	0.06	0.0064	0.9936	100000	637	99402	8000778	80.01
1	3757	1	0.0003	1.63	0.0011	0.9989	99363	113	397184	7901376	79.52
5	9862	0	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99250	71	496071	7504192	75.61
10	11326	0	0.0002	2.50	0.0008	0.9992	99179	77	495701	7008121	70.66
15	11284	4	0.0005	2.50	0.0027	0.9973	99102	265	494848	6512419	65.71
20	11772	13	0.0008	2.50	0.0040	0.9960	98837	396	493196	6017572	60.88
25	15543	8	0.0008	2.50	0.0039	0.9961	98442	385	491244	5524376	56.12
30	21954	42	0.0009	2.50	0.0043	0.9957	98056	417	489237	5033132	51.33
35	26672	37	0.0011	2.50	0.0054	0.9946	97639	523	486886	4543894	46.54
40	27869	37	0.0015	2.50	0.0076	0.9924	97116	734	483743	4057008	41.77
45	26569	64	0.0023	2.50	0.0113	0.9887	96382	1089	479183	3573265	37.07
50	23479	81	0.0034	2.49	0.0170	0.9830	95293	1622	472399	3094082	32.47
55	20118	81	0.0052	2.49	0.0256	0.9744	93671	2403	462324	2621683	27.99
60	14857	112	0.0080	2.48	0.0392	0.9608	91269	3575	447346	2159359	23.66
65	9603	113	0.0124	2.47	0.0603	0.9397	87693	5292	425100	1712013	19.52
70	6840	136	0.0201	2.46	0.0955	0.9045	82401	7867	392011	1286913	15.62
75	4960	180	0.0341	2.43	0.1566	0.8434	74535	11668	342675	894902	12.01
80	3223	207	0.0608	2.37	0.2620	0.7380	62866	16470	271073	552227	8.78
85	1675	184	0.1116	2.27	0.4276	0.5724	46396	19840	177789	281154	6.06
90	590	110	0.1981	2.09	0.6286	0.3714	26556	16693	84266	103365	3.89
95	139	34	0.5164	1.53	1.0000	0.0000	9863	9863	19099	19099	1.94

Tableau A.9 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Europe du Nord - Total nNx : 252268

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	169	0	0.0054	0.07	0.0054	0.9946	100000	540	99497	8299828	83.00
1	3609	0	0.0004	1.51	0.0016	0.9984	99460	163	397433	8200331	82.45
5	9283	0	0.0002	2.50	0.0008	0.9992	99297	80	496282	7802898	78.58
10	11002	2	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99216	73	495900	7306616	73.64
15	11551	4	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	99144	139	495371	6810716	68.70
20	14310	8	0.0003	2.50	0.0017	0.9983	99005	170	494600	6315345	63.79
25	18693	7	0.0004	2.50	0.0019	0.9981	98835	188	493705	5820745	58.89
30	22875	15	0.0005	2.50	0.0024	0.9976	98647	235	492645	5327040	54.00
35	23794	22	0.0006	2.50	0.0032	0.9968	98411	319	491259	4834395	49.12
40	22386	24	0.0009	2.50	0.0046	0.9954	98092	448	489341	4343136	44.28
45	21118	35	0.0013	2.50	0.0066	0.9934	97645	644	486612	3853795	39.47
50	19496	25	0.0019	2.50	0.0097	0.9903	97001	940	482652	3367183	34.71
55	16798	41	0.0029	2.49	0.0143	0.9857	96061	1377	476855	2884531	30.03
60	11824	51	0.0045	2.49	0.0224	0.9776	94684	2122	468094	2407676	25.43
65	7751	61	0.0074	2.48	0.0363	0.9637	92562	3357	454364	1939582	20.95
70	5911	79	0.0132	2.47	0.0640	0.9360	89205	5709	431594	1485217	16.65
75	4678	114	0.0256	2.45	0.1202	0.8798	83496	10038	391849	1053623	12.62
80	3579	183	0.0525	2.39	0.2310	0.7690	73458	16972	323003	661774	9.01
85	2213	192	0.1107	2.27	0.4249	0.5751	56486	24002	216918	338771	6.00
90	1000	169	0.2125	2.07	0.6545	0.3455	32483	21260	100027	121853	3.75
95	360	69	0.5142	1.53	1.0000	0.0000	11224	11224	21826	21826	1.94

Tableau A.10 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Europe du Nord - Total nNx : 232398

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	98	0	0.0117	0.08	0.0116	0.9884	100000	1161	98928	7874983	78.75
1	2024	0	0.0006	1.62	0.0025	0.9975	98839	248	394768	7776055	78.67
5	5336	0	0.0003	2.50	0.0013	0.9987	98592	133	492627	7381288	74.87
10	6252	5	0.0003	2.50	0.0013	0.9987	98459	126	491980	6888661	69.96
15	6657	7	0.0007	2.50	0.0037	0.9963	98333	362	490761	6396680	65.05
20	6879	13	0.0011	2.50	0.0055	0.9945	97971	538	488511	5905919	60.28
25	7868	13	0.0011	2.50	0.0054	0.9946	97434	521	485863	5417408	55.60
30	11106	9	0.0011	2.50	0.0056	0.9944	96912	547	483192	4931545	50.89
35	14034	19	0.0014	2.50	0.0068	0.9932	96365	659	480176	4448353	46.16
40	14210	21	0.0018	2.50	0.0091	0.9909	95706	868	476358	3968177	41.46
45	13047	27	0.0026	2.49	0.0127	0.9873	94838	1207	471167	3491820	36.82
50	10705	45	0.0037	2.49	0.0182	0.9818	93631	1702	463886	3020653	32.26
55	8568	39	0.0053	2.49	0.0262	0.9738	91929	2406	453601	2556767	27.81
60	6431	61	0.0080	2.48	0.0393	0.9607	89523	3517	438762	2103165	23.49
65	4404	53	0.0123	2.47	0.0597	0.9403	86005	5135	417057	1664404	19.35
70	3189	70	0.0200	2.46	0.0951	0.9049	80870	7691	384802	1247347	15.42
75	2324	73	0.0346	2.43	0.1588	0.8412	73179	11618	336011	862545	11.79
80	1400	87	0.0631	2.37	0.2707	0.7293	61560	16662	263959	526534	8.55
85	746	82	0.1187	2.25	0.4477	0.5523	44898	20102	169294	262575	5.85
90	319	57	0.2102	2.07	0.6504	0.3496	24797	16127	76730	93281	3.76
95	102	20	0.5238	1.52	1.0000	0.0000	8669	8669	16551	16551	1.91

Tableau A.11 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Amérique du Nord - Total  
nNx : 125701

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	86	0	0.0044	0.07	0.0044	0.9956	100000	442	99587	8347407	83.47
1	1934	0	0.0002	1.51	0.0007	0.9993	99558	75	398045	8247821	82.84
5	5118	0	0.0001	2.50	0.0005	0.9995	99483	50	497291	7849776	78.91
10	6059	0	0.0001	2.50	0.0005	0.9995	99433	54	497032	7352485	73.94
15	6583	0	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	99379	122	496591	6855452	68.98
20	7686	3	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	99257	141	495933	6358861	64.06
25	9829	7	0.0003	2.50	0.0016	0.9984	99116	156	495191	5862928	59.15
30	12520	9	0.0004	2.50	0.0021	0.9979	98960	207	494283	5367738	54.24
35	13350	6	0.0006	2.50	0.0031	0.9969	98753	305	493002	4873455	49.35
40	11962	11	0.0010	2.50	0.0049	0.9951	98448	484	491029	4380453	44.50
45	10023	16	0.0016	2.50	0.0079	0.9921	97964	778	487875	3889424	39.70
50	8065	14	0.0024	2.49	0.0120	0.9880	97187	1168	483006	3401549	35.00
55	5845	20	0.0036	2.49	0.0178	0.9822	96018	1710	475805	2918543	30.40
60	3820	27	0.0054	2.49	0.0264	0.9736	94309	2490	465291	2442738	25.90
65	2485	19	0.0086	2.48	0.0420	0.9580	91819	3856	449386	1977447	21.54
70	2104	31	0.0144	2.47	0.0696	0.9304	87963	6119	424335	1528061	17.37
75	1844	43	0.0254	2.45	0.1192	0.8808	81844	9753	384324	1103726	13.49
80	1428	62	0.0467	2.40	0.2081	0.7919	72091	15002	321494	719402	9.98
85	1036	89	0.0853	2.32	0.3471	0.6529	57089	19813	232404	397908	6.97
90	565	90	0.1495	2.19	0.5265	0.4735	37276	19625	131260	165504	4.44
95	223	52	0.5154	1.53	1.0000	0.0000	17651	17651	34244	34244	1.94

Tableau A.12 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Amérique du Nord - Total  
nNx : 112563

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	124	1	0.0106	0.07	0.0105	0.9895	100000	1050	99027	7886679	78.87
1	3135	0	0.0005	1.62	0.0020	0.9980	98950	199	395329	7787651	78.70
5	8866	2	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	98752	115	493471	7392322	74.86
10	11928	3	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	98637	115	492895	6898852	69.94
15	13771	15	0.0007	2.50	0.0036	0.9964	98522	354	491721	6405957	65.02
20	13735	18	0.0011	2.50	0.0053	0.9947	98167	520	489534	5914235	60.25
25	15048	20	0.0010	2.50	0.0051	0.9949	97647	502	486978	5424701	55.55
30	19443	39	0.0011	2.50	0.0055	0.9945	97145	532	484392	4937724	50.83
35	21500	25	0.0013	2.50	0.0067	0.9933	96612	650	481436	4453332	46.09
40	18748	33	0.0018	2.50	0.0091	0.9909	95963	875	477622	3971895	41.39
45	14039	35	0.0026	2.49	0.0131	0.9869	95087	1245	472319	3494273	36.75
50	9594	39	0.0038	2.49	0.0190	0.9810	93843	1781	464748	3021954	32.20
55	5839	31	0.0056	2.49	0.0276	0.9724	92062	2540	453929	2557207	27.78
60	3320	19	0.0084	2.48	0.0412	0.9588	89522	3688	438323	2103277	23.49
65	1826	27	0.0128	2.47	0.0621	0.9379	85833	5331	415696	1664954	19.40
70	1072	26	0.0204	2.46	0.0972	0.9028	80502	7823	382619	1249258	15.52
75	695	20	0.0345	2.43	0.1586	0.8414	72679	11526	333751	866639	11.92
80	418	33	0.0616	2.37	0.2649	0.7351	61153	16202	263185	532888	8.71
85	196	27	0.1135	2.26	0.4332	0.5668	44951	19473	171491	269703	6.00
90	61	12	0.2010	2.09	0.6339	0.3661	25478	16151	80363	98211	3.85
95	17	1	0.5226	1.52	1.0000	0.0000	9327	9327	17849	17849	1.91

Tableau A.13 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Amérique du Sud - Total nNx : 163374

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	109	0	0.0043	0.07	0.0043	0.9957	100000	432	99596	8280483	82.80
1	2874	0	0.0004	1.52	0.0015	0.9985	99568	149	397902	8180887	82.16
5	8501	0	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99419	73	496914	7782985	78.28
10	11961	1	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99346	65	496568	7286071	73.34
15	14454	5	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	99281	124	496095	6789503	68.39
20	17012	8	0.0003	2.50	0.0016	0.9984	99157	154	495400	6293408	63.47
25	25768	6	0.0003	2.50	0.0017	0.9983	99003	172	494585	5798007	58.56
30	37113	19	0.0004	2.50	0.0022	0.9978	98831	216	493615	5303422	53.66
35	37096	33	0.0006	2.50	0.0030	0.9970	98615	293	492343	4809808	48.77
40	27747	26	0.0008	2.50	0.0042	0.9958	98322	411	490582	4317465	43.91
45	18067	25	0.0012	2.50	0.0061	0.9939	97911	593	488073	3826883	39.09
50	10867	13	0.0018	2.50	0.0090	0.9910	97319	877	484397	3338810	34.31
55	6329	14	0.0027	2.49	0.0136	0.9864	96442	1309	478928	2854413	29.60
60	3718	22	0.0044	2.49	0.0218	0.9782	95132	2071	470466	2375485	24.97
65	2258	14	0.0074	2.48	0.0361	0.9639	93061	3363	456848	1905020	20.47
70	1455	15	0.0136	2.47	0.0659	0.9341	89698	5907	433556	1448172	16.14
75	999	35	0.0274	2.44	0.1281	0.8719	83791	10737	391501	1014616	12.11
80	695	34	0.0583	2.38	0.2529	0.7471	73055	18475	316845	623115	8.53
85	345	36	0.1251	2.24	0.4649	0.5351	54580	25373	202897	306271	5.61
90	166	20	0.2355	2.02	0.6919	0.3081	29206	20207	85822	103374	3.54
95	68	11	0.5127	1.53	1.0000	0.0000	8999	8999	17551	17551	1.95

Tableau A.14 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Amérique du Sud - Total nNx : 227604

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	597	1	0.0101	0.07	0.0100	0.9900	100000	1003	99069	7966618	79.67
1	13904	3	0.0005	1.62	0.0022	0.9978	98997	217	395470	7867549	79.47
5	36813	15	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	98780	117	493606	7472079	75.64
10	33986	7	0.0002	2.50	0.0011	0.9989	98663	111	493038	6978472	70.73
15	27917	20	0.0006	2.50	0.0032	0.9968	98552	319	491964	6485434	65.81
20	41058	62	0.0010	2.50	0.0048	0.9952	98234	476	489978	5993470	61.01
25	68399	97	0.0009	2.50	0.0047	0.9953	97758	463	487632	5503492	56.30
30	93128	104	0.0010	2.50	0.0050	0.9950	97295	487	485257	5015861	51.55
35	93109	120	0.0012	2.50	0.0061	0.9939	96808	589	482567	4530604	46.80
40	70182	111	0.0016	2.50	0.0081	0.9919	96219	778	479149	4048037	42.07
45	44278	92	0.0023	2.50	0.0114	0.9886	95441	1088	474483	3568888	37.39
50	25175	80	0.0033	2.49	0.0163	0.9837	94354	1542	467904	3094404	32.80
55	14270	72	0.0048	2.49	0.0237	0.9763	92812	2196	458547	2626500	28.30
60	8001	49	0.0073	2.48	0.0358	0.9642	90616	3241	444929	2167953	23.92
65	5075	57	0.0113	2.48	0.0548	0.9452	87375	4792	424783	1723024	19.72
70	3077	62	0.0185	2.46	0.0884	0.9116	82583	7300	394386	1298241	15.72
75	1919	63	0.0325	2.43	0.1499	0.8501	75284	11283	347447	903856	12.01
80	1058	66	0.0604	2.37	0.2606	0.7394	64000	16678	276211	556409	8.69
85	408	33	0.1159	2.26	0.4399	0.5601	47322	20818	179564	280197	5.92
90	143	19	0.2082	2.07	0.6470	0.3530	26504	17148	82342	100633	3.80
95	24	4	0.5115	1.53	1.0000	0.0000	9356	9356	18291	18291	1.95

Tableau A.15 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Asie orientale - Total nNx : 582520

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	560	1	0.0055	0.07	0.0054	0.9946	100000	543	99494	8300024	83.00
1	13586	6	0.0004	1.51	0.0018	0.9982	99457	174	397394	8200531	82.45
5	36221	4	0.0002	2.50	0.0008	0.9992	99282	84	496202	7803137	78.60
10	33197	7	0.0002	2.50	0.0008	0.9992	99198	75	495804	7306935	73.66
15	25992	13	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	99123	141	495264	6811131	68.71
20	29851	15	0.0004	2.50	0.0018	0.9982	98982	174	494476	6315867	63.81
25	47178	22	0.0004	2.50	0.0019	0.9981	98808	192	493561	5821391	58.92
30	66591	30	0.0005	2.50	0.0024	0.9976	98616	238	492484	5327830	54.03
35	65646	45	0.0007	2.50	0.0033	0.9967	98378	320	491087	4835345	49.15
40	47831	38	0.0009	2.50	0.0045	0.9955	98058	443	489179	4344258	44.30
45	29565	43	0.0013	2.50	0.0064	0.9936	97614	630	486496	3855079	39.49
50	17919	30	0.0019	2.50	0.0094	0.9906	96985	916	482631	3368583	34.73
55	10709	30	0.0028	2.49	0.0140	0.9860	96069	1341	476985	2885952	30.04
60	6496	30	0.0044	2.49	0.0219	0.9781	94728	2076	468430	2408967	25.43
65	4583	26	0.0072	2.48	0.0355	0.9645	92652	3293	454978	1940537	20.94
70	3281	45	0.0130	2.47	0.0631	0.9369	89359	5640	432543	1485558	16.62
75	2280	68	0.0255	2.45	0.1197	0.8803	83719	10021	393009	1053016	12.58
80	1345	66	0.0529	2.39	0.2323	0.7677	73698	17122	323800	660006	8.96
85	696	49	0.1126	2.27	0.4304	0.5696	56576	24352	216317	336206	5.94
90	247	38	0.2165	2.06	0.6612	0.3388	32223	21306	98425	119890	3.72
95	81	11	0.5086	1.54	1.0000	0.0000	10917	10917	21464	21464	1.97

Tableau A.16 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Asie orientale - Total nNx : 443854

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	1030	1	0.0091	0.07	0.0090	0.9910	100000	901	99161	7850383	78.50
1	25069	11	0.0005	1.63	0.0020	0.9980	99099	200	395920	7751221	78.22
5	73595	21	0.0002	2.50	0.0011	0.9989	98899	111	494215	7355301	74.37
10	85817	22	0.0002	2.50	0.0011	0.9989	98787	108	493666	6861086	69.45
15	80220	57	0.0007	2.50	0.0033	0.9967	98679	322	492590	6367420	64.53
20	93501	150	0.0010	2.50	0.0049	0.9951	98357	485	490571	5874830	59.73
25	130816	172	0.0010	2.50	0.0049	0.9951	97872	478	488164	5384259	55.01
30	156008	152	0.0011	2.50	0.0052	0.9948	97394	510	485694	4896095	50.27
35	145402	181	0.0013	2.50	0.0065	0.9935	96884	626	482854	4410400	45.52
40	115545	175	0.0018	2.50	0.0088	0.9912	96258	843	479182	3927546	40.80
45	80629	195	0.0025	2.49	0.0126	0.9874	95416	1201	474071	3448364	36.14
50	52635	172	0.0037	2.49	0.0184	0.9816	94215	1733	466729	2974293	31.57
55	33277	184	0.0055	2.49	0.0271	0.9729	92482	2507	456112	2507565	27.11
60	20171	207	0.0085	2.48	0.0415	0.9585	89974	3735	440469	2051453	22.80
65	11621	153	0.0133	2.47	0.0643	0.9357	86239	5548	417172	1610984	18.68
70	6420	141	0.0220	2.45	0.1040	0.8960	80691	8394	382085	1193812	14.79
75	3191	115	0.0385	2.42	0.1751	0.8249	72297	12662	328813	811727	11.23
80	1587	89	0.0707	2.35	0.2976	0.7024	59635	17750	251192	482914	8.10
85	709	88	0.1315	2.23	0.4818	0.5182	41885	20182	153482	231722	5.53
90	328	45	0.2271	2.04	0.6787	0.3213	21703	14729	64872	78240	3.60
95	126	20	0.5217	1.52	1.0000	0.0000	6974	6974	13368	13368	1.92

Tableau A.17 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Afrique du Nord et Moyen Orient - Total nNx : 1117699

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	1040	1	0.0048	0.07	0.0047	0.9953	100000	475	99557	8294614	82.95
1	23754	9	0.0004	1.51	0.0016	0.9984	99525	159	397708	8195057	82.34
5	67025	11	0.0002	2.50	0.0008	0.9992	99367	77	496642	7797350	78.47
10	77474	15	0.0001	2.50	0.0007	0.9993	99290	69	496277	7300708	73.53
15	70564	29	0.0003	2.50	0.0013	0.9987	99221	130	495779	6804431	68.58
20	72511	25	0.0003	2.50	0.0016	0.9984	99091	161	495050	6308652	63.67
25	86311	33	0.0004	2.50	0.0018	0.9982	98929	180	494198	5813602	58.77
30	93403	50	0.0005	2.50	0.0023	0.9977	98750	224	493189	5319405	53.87
35	84431	63	0.0006	2.50	0.0031	0.9969	98526	302	491873	4826215	48.98
40	68313	48	0.0009	2.50	0.0043	0.9957	98223	422	490062	4334342	44.13
45	48066	44	0.0012	2.50	0.0062	0.9938	97802	604	487497	3844280	39.31
50	32671	53	0.0018	2.50	0.0091	0.9909	97198	887	483766	3356783	34.54
55	20465	49	0.0027	2.49	0.0136	0.9864	96310	1314	478260	2873017	29.83
60	12358	56	0.0044	2.49	0.0217	0.9783	94997	2058	469820	2394756	25.21
65	7975	58	0.0072	2.48	0.0356	0.9644	92939	3309	456371	1924936	20.71
70	5260	84	0.0133	2.47	0.0642	0.9358	89630	5751	433613	1468565	16.38
75	3275	87	0.0264	2.45	0.1235	0.8765	83879	10362	392920	1034953	12.34
80	2114	91	0.0555	2.38	0.2424	0.7576	73517	17822	320970	642033	8.73
85	1271	97	0.1190	2.25	0.4484	0.5516	55695	24975	209880	321063	5.76
90	528	76	0.2268	2.04	0.6783	0.3217	30719	20836	91866	111183	3.62
95	131	32	0.5117	1.53	1.0000	0.0000	9883	9883	19317	19317	1.95

Tableau A.18 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Afrique du Nord et Moyen Orient - Total nNx : 778940

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	220	0	0.0129	0.08	0.0128	0.9872	100000	1278	98824	7938244	79.38
1	5401	3	0.0007	1.61	0.0026	0.9974	98722	258	394274	7839420	79.41
5	14722	5	0.0003	2.50	0.0014	0.9986	98464	137	491979	7445146	75.61
10	15641	4	0.0003	2.50	0.0013	0.9987	98327	129	491313	6953167	70.71
15	15616	18	0.0008	2.50	0.0038	0.9962	98198	369	490065	6461854	65.80
20	20259	31	0.0011	2.50	0.0056	0.9944	97829	543	487783	5971788	61.04
25	26607	47	0.0011	2.50	0.0054	0.9946	97285	521	485123	5484005	56.37
30	34407	70	0.0011	2.50	0.0056	0.9944	96764	542	482465	4998882	51.66
35	36436	56	0.0014	2.50	0.0067	0.9933	96222	647	479490	4516417	46.94
40	27218	44	0.0018	2.50	0.0088	0.9912	95575	845	475758	4036927	42.24
45	16978	30	0.0025	2.49	0.0123	0.9877	94730	1165	470731	3561169	37.59
50	9245	31	0.0035	2.49	0.0174	0.9826	93565	1625	463751	3090438	33.03
55	4566	29	0.0050	2.49	0.0247	0.9753	91940	2271	453999	2626687	28.57
60	2443	14	0.0075	2.48	0.0366	0.9634	89669	3284	440085	2172687	24.23
65	1248	13	0.0113	2.48	0.0550	0.9450	86385	4748	419944	1732603	20.06
70	603	9	0.0181	2.46	0.0866	0.9134	81637	7070	390242	1312659	16.08
75	259	10	0.0310	2.44	0.1436	0.8564	74567	10709	345369	922417	12.37
80	106	7	0.0563	2.38	0.2455	0.7545	63858	15679	278253	577048	9.04
85	69	5	0.1067	2.28	0.4136	0.5864	48179	19925	186671	298795	6.20
90	35	4	0.1925	2.11	0.6180	0.3820	28254	17461	90720	112124	3.97
95	12	1	0.5042	1.55	1.0000	0.0000	10793	10793	21404	21404	1.98

Tableau A.19 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Afrique subsaharienne - Total  
nNx : 232091

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	210	0	0.0081	0.08	0.0081	0.9919	100000	808	99254	8211921	82.12
1	5122	3	0.0003	1.51	0.0013	0.9987	99192	131	396443	8112667	81.79
5	14409	4	0.0002	2.50	0.0008	0.9992	99061	81	495103	7716225	77.89
10	15793	1	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	98980	84	494690	7221122	72.96
15	15106	7	0.0004	2.50	0.0019	0.9981	98896	184	494020	6726431	68.02
20	16403	10	0.0004	2.50	0.0021	0.9979	98712	211	493033	6232411	63.14
25	21148	21	0.0005	2.50	0.0023	0.9977	98501	230	491928	5739378	58.27
30	25314	28	0.0006	2.50	0.0031	0.9969	98270	300	490602	5247450	53.40
35	22514	22	0.0009	2.50	0.0044	0.9956	97970	429	488779	4756848	48.55
40	15256	15	0.0013	2.50	0.0067	0.9933	97541	653	486072	4268069	43.76
45	8967	16	0.0021	2.50	0.0104	0.9896	96888	1004	481925	3781997	39.03
50	4616	16	0.0031	2.49	0.0152	0.9848	95884	1454	475774	3300072	34.42
55	2292	12	0.0044	2.49	0.0217	0.9783	94429	2052	466999	2824298	29.91
60	1180	5	0.0064	2.49	0.0313	0.9687	92378	2895	454612	2357299	25.52
65	748	7	0.0098	2.48	0.0479	0.9521	89483	4286	436612	1902686	21.26
70	536	6	0.0159	2.47	0.0764	0.9236	85197	6505	409508	1466075	17.21
75	370	15	0.0269	2.44	0.1257	0.8743	78692	9889	368186	1056567	13.43
80	189	6	0.0473	2.40	0.2105	0.7895	68803	14485	306380	688382	10.01
85	129	6	0.0838	2.33	0.3423	0.6577	54319	18596	221866	382001	7.03
90	70	11	0.1458	2.20	0.5175	0.4825	35723	18488	126828	160135	4.48
95	13	2	0.5175	1.53	1.0000	0.0000	17235	17235	33307	33307	1.93

Tableau A.20 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Afrique subsaharienne - Total  
nNx : 170384

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	11	0	0.0081	0.07	0.0081	0.9919	100000	808	99246	8061914	80.62
1	255	0	0.0005	1.63	0.0018	0.9982	99192	180	396339	7962668	80.28
5	630	0	0.0002	2.50	0.0010	0.9990	99011	97	494814	7566329	76.42
10	686	0	0.0002	2.50	0.0009	0.9991	98914	93	494339	7071515	71.49
15	691	1	0.0005	2.50	0.0027	0.9973	98822	268	493437	6577176	66.56
20	942	1	0.0008	2.50	0.0041	0.9959	98553	403	491760	6083738	61.73
25	1412	2	0.0008	2.50	0.0040	0.9960	98151	395	489766	5591979	56.97
30	2352	1	0.0009	2.50	0.0043	0.9957	97756	418	487734	5102213	52.19
35	2801	0	0.0010	2.50	0.0052	0.9948	97338	508	485417	4614479	47.41
40	2505	4	0.0014	2.50	0.0070	0.9930	96829	677	482454	4129062	42.64
45	1940	5	0.0020	2.50	0.0099	0.9901	96153	954	478377	3646609	37.93
50	1427	3	0.0029	2.49	0.0143	0.9857	95199	1366	472574	3168232	33.28
55	1076	5	0.0042	2.49	0.0210	0.9790	93833	1968	464229	2695658	28.73
60	686	4	0.0065	2.49	0.0321	0.9679	91865	2949	451914	2231429	24.29
65	439	5	0.0102	2.48	0.0499	0.9501	88916	4441	433384	1779515	20.01
70	272	6	0.0171	2.46	0.0820	0.9180	84475	6924	404818	1346131	15.94
75	159	4	0.0307	2.44	0.1421	0.8579	77551	11023	359493	941313	12.14
80	74	6	0.0585	2.38	0.2537	0.7463	66528	16877	288394	581820	8.75
85	37	3	0.1155	2.26	0.4388	0.5612	49651	21786	188578	293426	5.91
90	16	2	0.2116	2.07	0.6528	0.3472	27866	18192	85974	104848	3.76
95	2	1	0.5125	1.53	1.0000	0.0000	9674	9674	18874	18874	1.95

Tableau A.21 – Table de mortalité des hommes 1990-2008, Océanie - Total nNx : 18412

age	nNx	nDx	mx	ax	qx	px	lx	dx	Lx	Tx	ex
0	10	0	0.0089	0.08	0.0088	0.9912	100000	882	99187	8266489	82.66
1	256	0	0.0006	1.51	0.0025	0.9975	99118	247	395858	8167302	82.40
5	667	0	0.0002	2.50	0.0012	0.9988	98871	117	494064	7771444	78.60
10	740	1	0.0002	2.50	0.0010	0.9990	98755	103	493515	7277380	73.69
15	860	1	0.0004	2.50	0.0019	0.9981	98652	191	492780	6783864	68.77
20	1108	0	0.0005	2.50	0.0023	0.9977	98461	231	491725	6291084	63.89
25	1383	1	0.0005	2.50	0.0026	0.9974	98230	251	490521	5799359	59.04
30	1904	2	0.0006	2.50	0.0031	0.9969	97979	306	489129	5308838	54.18
35	1959	0	0.0008	2.50	0.0041	0.9959	97673	402	487360	4819710	49.35
40	1571	1	0.0011	2.50	0.0056	0.9944	97271	544	484995	4332350	44.54
45	1205	3	0.0016	2.50	0.0078	0.9922	96727	752	481755	3847355	39.78
50	977	2	0.0022	2.50	0.0110	0.9890	95976	1060	477223	3365600	35.07
55	722	0	0.0032	2.49	0.0158	0.9842	94915	1499	470820	2888377	30.43
60	465	5	0.0048	2.49	0.0239	0.9761	93416	2230	461485	2417558	25.88
65	256	1	0.0076	2.48	0.0371	0.9629	91187	3380	447430	1956072	21.45
70	188	3	0.0130	2.47	0.0627	0.9373	87807	5506	425118	1508642	17.18
75	137	3	0.0239	2.45	0.1129	0.8871	82300	9288	387818	1083524	13.17
80	72	4	0.0470	2.40	0.2094	0.7906	73012	15286	325353	695706	9.53
85	66	6	0.0967	2.30	0.3832	0.6168	57727	22123	228890	370354	6.42
90	30	5	0.1889	2.11	0.6111	0.3889	35604	21759	115185	141464	3.97
95	8	5	0.5269	1.51	1.0000	0.0000	13845	13845	26278	26278	1.90

Tableau A.22 – Table de mortalité des femmes 1990-2008, Océanie - Total nNx : 14586

# Annexe B

## Code R

### B.1 Modèle Bayesian Poisson-Gamma estimé par maximum de vraisemblance

Estimation des paramètres  $a$  et  $b$  d'une Poisson-Gamma par maximum de vraisemblance.

```
library(MASS)
yi<-D_obs_etr
ei<-D_pred_etr
smr<-yi/ei

##Estimation des paramètres a et b de la Prior par maximum de vraisemblance
  #Def du likelihood de la fonction Gamma
gamma.lik<-function(a,b,theta){
N<-length(theta)
b<-(a*N) /sum(theta)
logl<- (a-1)*sum(log(theta))-sum(theta*b)-N*1*log(1/b)-N*lgamma(a)
return(-logl)
}

  #Optimisation
optim(1, gamma.lik, theta=smr, method="BFGS")
a<-(optim(1, gamma.lik, theta=smr, method="BFGS")$par)
b<-(a*length(smr)) /sum(smr)

##La posterior est une gamma(a+yi, b+ei) dont l'espérance:
hat_theta<-(a+yi)/(b+ei)
smooth_smr<-hat_theta*100
```

### B.2 Modèle Bayésien hiérarchique Poisson-Gamma

Un modèle Poisson avec une prior Gamma et une loi exponentielle comme hyperprior pour les paramètres  $a$  et  $b$  de la Gamma.

MCMC avec trois chaînes, et après quelques essais, monté à 80'000 itérations dont 40'000 de *burn in*.

```
library(R2WinBUGS)
```

```

library(MASS)

yi<-D_obs_etr
ei<-D_pred_etr
smr<-yi/ei

## Définissons un modèle Poisson-Gamma pour WinBUGS
PG <- function(){
for (i in 1:N){
      y[i]~dpois(mu[i])
mu[i]<-e[i] *theta[i]
theta[i]~dgamma(a,b)
}
      #L'hyperpriors pour a et b
a~dexp(0.1)
b~dexp(0.1)
mean<-a/b
var<-a/pow(b,2)
}

write.model(PG, "PG")
parametersPG<-c("a","b","theta", "mean", "var")

##Les valeurs initiales
initsPG<-function(){list(a=1, b=1, theta=c(rep(1,length(yi))))}

## Les données
donnee<-list(y=yi, e=ei, N=length(yi))
type<-"PG"
parameters<-parametersPG
inits<-initsPG

## Le modèle pour WinBugs
model<-bugs(data=donnee,
inits=inits,
parameters.to.save= parameters,
model.file=type,
n.iter=80000,n.burnin=40000,
n.chains=3,
n.sims=2000,
bugs.directory="c:/Program Files/winbugs14/WinBUGS14/",
debug=F,
digits=4
)

```

## B.3 Modèle Bayésien hiérarchique Log-Normal

Un modèle Poisson avec une prior Log-Normal et une Gamma comme hyperprior pour  $\tau$ , la variance de la variable d'hétérogénéité de la Log-Normale.

MCMC avec trois chaînes, et a 20'000 itérations dont 10'000 de *burn in*.

```
library(R2WinBUGS)
library(MASS)

yi<-D_obs_etr
ei<-D_pred_etr
smr<-yi/ei

## Définissons un modèle Log normal
Ln <- function(){
for (i in 1:N)
{ y[i]~dpois(mu[i])
log(mu[i])<-log(e[i])+ alpha +v[i]
theta[i]<-exp(alpha + v[i])
#log normal prior
v[i]~dnorm(0,tau)}
#hyperprior
tau~dgamma(0.5,0.0005)
alpha~dnorm(0,0.00001)
mean<-exp(alpha)
}
write.model(Ln, "Ln")
parametersLn<-c("alpha","tau", "theta", "mean")

#Les valeurs initiales
inits1<-list(alpha=0.5, tau=0.005, v=c(rep(0,length(yi))))
inits2<-list(alpha=1, tau=0.001, v=c(rep(0,length(yi))))
inits3<-list(alpha=10, tau=0.2, v=c(rep(0,length(yi))))
initsLn<-list(inits1, inits2, inits3)

## Les données
donnee<-list(y=yi, e=ei, N=length(yi))
type<-"Ln"
parameters<-parametersLn
inits<-initsLn

## Le modèle pour WinBugs
model<-bugs(data=donnee,
inits=inits,
parameters.to.save= parameters,
model.file=type,
n.iter=20000,n.burnin=10000,
n.chains=3,
n.sims=6000,
```

```
bugs.directory="c:/Program Files/winbugs14/WinBUGS14/",
debug=F,
digits=4
)
```

## B.4 Modèle Bayésien hiérarchique Log-Normale avec autocorrélation spatiale

Un modèle Poisson avec une prior Log-Normale dont le paramètre d'hétérogénéité corrélée suit un CAR normal et celui de l'hétérogénéité non corrélée suit une normale. Les variances des paramètres de la Log-Normale suivent quant à elles des lois de Gamma.

MCMC avec trois chaînes, et a 50'000 itérations dont 25'000 de *burn in*.

```
library(R2WinBUGS)
library(MASS)
library(spdep)
library(gplots)
library(maps)
library(lattice)

yi<-D_obs_etr
ei<-D_pred_etr
smr<-yi/ei
carte<-readShapePoly("K4polg20001205vf_ch2007Poly.shp", IDvar="ID0")
Nb<-poly2nb(carte)

##### un log-Normal avec Corrélacion spatiale: CAR
Ln_CAR <- function(){
for (i in 1:N)
{ y[i]~dpois(mu[i])
log(mu[i])<-log(e[i])+ alpha +u[i]+v[i]
theta[i]<-exp(alpha +u[i]+ v[i])
v[i]~dnorm(0,tau.v)}
u[1:N]~car.normal(adj[],w[],n[],tau.u)
for (k in 1:Nadj){w[k]<-1}
alpha ~ dflat()
mean<-exp(alpha)
tau.u~dgamma(0.005,0.0005)
tau.v~dgamma(0.005,0.0005)
}
write.model(Ln_CAR, "Ln_CAR")
parametersLn_CAR<-c("alpha","tau.u","tau.v", "theta","mean")

##Les valeurs initiales
parametersLn_CAR<-c("alpha","tau.u","tau.v", "theta","mean")
inits1<-list(alpha=0, tau.v=317.6, tau.u=500.9,
v=c(rep(0,length(yi))), u=c(rep(0,length(yi))))
inits2<-list(alpha=0, tau.v=0.1,tau.u=0.1,
```

```

v=c(rep(0,length(yi))), u=c(rep(0,length(yi)))
inits3<-list(alpha=0, tau.v=1000,tau.u=1000,
v=c(rep(0,length(yi))), u=c(rep(0,length(yi))))
initsLn_CAR<-list(inits1, inits2, inits3)

## Les données
adj<-unlist(Nb)
n<-sapply(Nb, length)
Nadj<-length(adj)
donnee<-list(y=yi, e=ei, N=length(yi), adj=adj, n=n, Nadj=Nadj)

type<-"Ln_CAR"
parameters<-parametersLn_CAR
inits<-initsLn_CAR

## Le modèle pour WinBugs
model<-bugs(data=donnee,
inits=inits,
parameters.to.save= parameters,
model.file=type,
n.iter=50000,n.burnin=25000,
n.chains=3,
n.sims=6000,
bugs.directory="c:/Program Files/winbugs14/WinBUGS14/",
debug=F,
digits=4
)

```

# Bibliographie

- Abraido-Lanza A., Dohrenwend B., Ng-Mak D., et Turner J. (1999). The Latino mortality paradox : a test of the salmon bias and healthy migrant hypotheses. *American Journal of Public Health* 89(10), pp. 1543–1548.
- Bernardinelli L., Clayton D., et Montomoli C. (1995). Bayesian estimates of disease maps : how important are priors? *Statistics in Medicine* 14(21-22), pp. 2411–2431.
- Besag J., York J., et Mollié A. (1991). Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 43(1), pp. 1–20.
- Bopp M. et Gutzwiller F. (1999). Entwicklung der Mortalität in der Schweiz seit 1950. *Schweizerische Medizinische Wochenschrift* 129(20), pp. 760–771.
- Bopp M., Spoerri A., Zwahlen M., Gutzwiller F., Paccaud F., Braun-Fahrlander C., Rougemont A., et Egger M. (2009). Cohort profile : The swiss national cohort - a longitudinal study of 6.8 million people. *International Journal of Epidemiology* 38(2), pp. 379–384.
- Cameron C. A. et Trivedi P. K. (1998). *Regression analysis of count data*. Cambridge : Cambridge University Press.
- Caselli G., Cerbara L., Heinsg F., et Lipsi R. (2003). What impact do contextual variables have on the changing geography of mortality in italy? *European Journal of Population* 19(4), pp. 339–373.
- Clark S. et Sharrow D. (2011). Contemporary model life tables for developed countries.
- Congdon P. (2009). Life Expectancies for Small Areas : A Bayesian Random Effects Methodology. *International Statistical Review* 77(2), pp. 222–240.
- Deboosere P. et Gadeyne S. (2005). La sous-mortalité des immigrés adultes en Belgique : une réalité attestée par les recensements et les registres. *Population* 60(5), pp. 765–811.
- Desplanques G. et Mizrahi A. (1996). Mortalité et morbidité par catégorie sociale. *Solidarité santé* 4, pp. 75–85.
- Doblhammer G., Rau R., et Kytir J. (2005). Trends in educational and occupational differentials in all-cause mortality in Austria between 1981/82 and 1991/92. *Wiener Klinische Wochenschrift* 117(13), pp. 468–479.
- Faeh D., Gutzwiller F., et Bopp M. (2009). Lower mortality from coronary heart disease and stroke at higher altitudes in Switzerland. *Circulation* 120(6), pp. 495–501.

- Gastner M. et Newman M. (2004). Diffusion-based method for producing density-equalizing maps. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 101(20), pp. 7499–7504.
- Huisman M., Kunst A. E., Andersen O., Bopp M., Borgan J.-K., Borrell C., Costa G., Deboosere P., Desplanques G., Donkin A., Gadeyne S., Minder C., Spadea T., Valkonen T., et Mackenbach J. P. (2004). Socioeconomic inequalities in mortality among elderly people in 11 European populations. *Journal of Epidemiology and Community Health* 58(6), pp. 468–475.
- Huss A., Spoerri A., Egger M., et Roosli M. (2009). Residence near power lines and mortality from neurodegenerative diseases : longitudinal study of the swiss population. *American Journal of Epidemiology* 169, pp. 167–175.
- Lawson A. (2009). *Bayesian disease mapping : hierarchical modeling in spatial epidemiology*. Boca Raton : Chapman & Hall.
- Lawson A., Browne W., et Rodeiro C. (2003). *Disease mapping with WinBUGS and MLwiN*. Chichester : Wiley and Sons.
- Lerch M., Oris M., Wanner P., et Yannic F. (2010). Affiliation religieuse et mortalité en Suisse entre 1991 et 2004. *Population* 65(2), pp. 239–272.
- Liang J., Bennett J., Krause N., Kobayashi E., Kim H., Brown J., Akiyama H., Sugisawa H., et Jain A. (2002). Old age mortality in Japan : Does the socioeconomic gradient interact with gender and age? *Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences* 57(5), pp. 294–307.
- Lunn D., Thomas A., Best N., et Spiegelhalter D. (2000). WinBUGS - a Bayesian modeling framework : concepts, structure, and extensibility. *Statistics and Computing* 10(4), p. 325–337.
- Mackenbach J. P., Kunst A. E., Groenhouf F., Borgan J.-K., Costa G., Faggiano F., Jozan P., Leinsalu M., Martikainen P., Rychtarikova J., et Valkonen T. (1999). Socioeconomic inequalities in mortality among women and among men : an international study. *American Journal of Public Health* 89(12), pp. 1800–1806.
- Martelin T., Koskinen S., et Valkonen T. (1998). Sociodemographic mortality differences among the oldest old in finland. *The Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences* 53(2), S83–S90.
- Nelder J. et Wedderburn R. (1972). Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, pp. 370–384.
- OFSP (2007). Qu'est-ce qu'on sait de l'état de santé des populations migrantes? *Office fédéral de la santé publique*.
- Oris M. et Lerch M. (2009). La transition ultime. longévité et mortalité aux grands âges dans le bassin lémanique. In M. Oris (Ed.), *Transitions dans les parcours de vie et construction des inégalités*. Lausanne : Presses polytechniques et universitaires romandes, pp. 407–432.
- Pamuk E. (1985). Social class inequality in mortality from 1921 to 1972 in England and Wales. *Population studies* 39(1), pp. 17–31.

- Powers D. et Xie Y. (1999). *Statistical methods for categorical data analysis*. San Diego : Academic Press.
- R Development Core Team (2011). *R : A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria : R Foundation for Statistical Computing. ISBN 3-900051-07-0.
- Razum O., Zeeb H., Akgun H., et Yilmaz S. (1998). Low overall mortality of Turkish residents in Germany persists and extends into second generation : merely a healthy migrant effect ? *Tropical Medicine and International Health* 3(4), pp. 297–303.
- Schumacher R. et Vilpert S. (2011). Gender differences in social mortality differentials in Switzerland (1990-2005). *Demographic Research* 25(8), pp. 285–310.
- Spoerri A., Egger M., et von Elm E. (2011). Mortality from road traffic accidents in switzerland : Longitudinal and spatial analyses. *Accident Analysis and Prevention* 43(1), pp. 40 – 48.
- Spoerri A., Zwahlen M., Egger M., Gutzwiller F., Minder C., et Bopp M. (2006). Educational inequalities in life expectancy in the German speaking part of Switzerland between 1990 and 1997 : Swiss National Cohort. *Swiss Medical Weekly* 136(9-10), pp. 145–148.
- Turrell G., Kavanagh A., Draper G., et Subramanian S. (2007). Do places affect the probability of death in Australia ? A multilevel study of area-level disadvantage, individual-level socioeconomic position and all-cause mortality, 1998-2000. *British Medical Journal* 61(1), pp. 13–19.
- Uitenbroek D. et Verhoeff A. (2002). Life expectancy and mortality differences between migrant groups living in amsterdam, the netherlands. *Social Science & Medicine* 54(9), pp. 1379–1388.
- United Nations, Departement of International Economic and Social Affairs, Population Division (1983). Derivation of a smooth life table from a set of survivorship probabilities. In *Manuel X : Indirect techniques for demographic estimation*. New York : United Nations publication, Chapter 6, pp. 147–155.
- Vallin J., Caselli G., et Surault P. (2002). Comportements, styles de vie et facteurs socio-culturels de la mortalité. In G. Caselli, J. Vallin, et G. Wunsch (Eds.), *Démographie : analyse et synthèse. Vol III. Les déterminants de la mortalité*. Paris : INED, pp. 255–306.
- Van Rossum C., Vand de Mheen H., et Mackenbach J. (2000). Socioeconomic status and mortality in dutch elderly people. *The European Journal of Public Health* 10(4), pp. 255–261.
- Ver Hoef J. et Boveng P. (2007). Quasi-poisson vs. negative binomial regression : How should we model overdispersed count data ? *Ecology* 88(11), pp. 2766–2772.
- Wakefield J. (2007). Disease mapping and spatial regression with count data. *Biostatistics* 8(2), pp. 158–183.

- Wanner P., Fei P., et Cotter S. (1997). Mortalité par âge et cause de décès en Suisse : Une analyse des disparités cantonales durant la période 1978/83 à 1988/93. *European Journal of Population* 13(4), pp. 381–399.
- Winkelmann R. (2002). Work and health in Switzerland : Immigrants and Natives. Working paper 0203, University of Zurich, Socioeconomic Institute.