



Assurons
un monde
plus ouvert



Digital insurance
and long term risk
Chaire d'Excellence

Livre vert

Risque climatique
et impact en assurance

Juin 2024

PRÉFACE



Nous le mesurons tous au quotidien, le changement climatique s'accélère, menaçant les vies humaines, les biens et les économies tout entières.

Les récents rapports de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) sont sans appel. 3,6 milliards de personnes vivent déjà dans des zones très sensibles au changement climatique, c'est la moitié de l'humanité. Entre 2030 et 2050, le changement climatique devrait causer environ 250 000 décès supplémentaires chaque année.

plémentaires chaque année.

Le risque climatique vient challenger les modèles des actuaires, experts en quantification des risques, et la mission de CNP Assurances de protéger le plus grand nombre. Il questionne aussi son métier d'investisseur et l'incite à orienter ses financements vers une économie décarbonée.

Nous avons décidé de faire de ce grand défi une opportunité. C'est pourquoi nous mobilisons experts et chercheurs dans le pivotement de l'assurance vers de nouvelles solutions techniques. Ce Livre Vert en est la première pierre.

L'équipe de la Chaire d'Excellence DIALog¹ s'appuie sur la pluridisciplinarité des experts climatiques pionniers pour quantifier l'impact du risque climatique sur l'assurance, en particulier dans les domaines santé et vie, métier historique de CNP Assurances.

J'ai confiance dans l'expertise et la créativité des équipes CNP Assurances, la mobilisation des acteurs de place pour exploiter ces réflexions qui font progresser la science du climat.

Marie-Aude Thépaut, directrice générale de CNP Assurances

1. Digital insurance and long term risk



**Digital insurance
and long term risk**
Chaire d'Excellence



Risque climatique et impact en assurance



Auteurs : José Garrido
Chaire DIALog



Xavier Milhaud
Chaire DIALog



Anani Olympio
CNP Assurances



Max Popp
EcoAct

Ce Livre vert a été réalisé par la chaire Digital Insurance And Long term risk - DIALog et le département de recherche et prospective stratégique de CNP Assurances, sous la co-direction de José Garrido, Xavier Milhaud et Anani Olympio. Il a mobilisé plusieurs experts, chercheurs et des collaborateurs que nous tenons à remercier pour leur contribution et leur temps.

Nos remerciements à J.-L. Gouthon, M. Hyvernaud, E. Mauboussin et M. Valla pour leur contribution aux travaux de rédaction.

Nous remercions également la direction générale de CNP Assurances ; les membres du comité exécutif ; la direction dialogue parties prenantes, communication et mécénat ; les équipes du département de recherche et prospective stratégique ; les membres du conseil d'orientation de la chaire DIALog et notre partenaire la Fondation du risque de l'Institut Louis Bachelier.

Date de publication : 21 juin 2024 (2ème édition, 12 juillet 2024)

Table des matières

Introduction	4
1 Risque climatique et actuariat	6
1.1 Le risque climatique	6
1.2 Indices actuariels climatiques	7
1.2.1 Revue de la littérature	7
1.2.2 La méthodologie de calcul de l'ACI nord-américain	11
1.2.3 L'indice actuariel climatique français	13
1.2.4 Comparaisons des indices	13
1.2.5 Applications en assurance	16
2 Vagues de chaleur et mortalité	18
2.1 Vague de chaleur et santé	18
2.2 Construire un modèle	19
2.2.1 Observations de vagues de chaleur et mortalité	20
2.2.2 Classe de modèle et validation	21
2.3 Prévisions de vagues de chaleur	26
3 Changement climatique et longévité	31
3.1 Les modèles de longévité, revue de littérature	32
3.2 Retour sur la relation entre température et mortalité	35
3.2.1 Données de mortalité	35
3.2.2 Données de température	36
3.2.3 Le taux de mortalité comme fonction de la température	37
3.3 Un nouveau modèle	38
3.3.1 Le modèle	38
3.3.2 Estimation	39
3.4 Prévision de taux de mortalité par notre modèle	41
Conclusion	46
Bibliographie	54
Annexes	57
A Haute résolution par région/saison	57
A.1 ICAF par région/saison	57
A.2 Températures saisonnières par région	60
A.3 Précipitations saisonnières par région	64
A.4 Sécheresse saisonnière par région	74

Introduction

Ce livre présente une introduction pour non-initiés à la science du climat du point de vue de l'assurance. L'accent est mis sur la mesure du changement climatique et de son impact sur les assurés et leurs assureurs.

Le changement climatique présente plusieurs défis pour la société, menaçant l'approvisionnement alimentaire et la sécurité de l'eau, affectant la santé humaine, et menaçant les systèmes de transport (Dundon et al., 2016) ainsi que les biens immobiliers (Warren-Myers et al., 2018; Miljkovic et al., 2018). Il affecte également l'économie (Pryor, 2017). Les conséquences de ce changement environnemental devraient être profondes et étendues, en particulier dans les secteurs de l'assurance tels que l'agriculture, les biens et responsabilités, la santé et la vie.

Le changement climatique représente une menace pour la durabilité de certains programmes d'assurance, de différentes façons. Premièrement, parce que l'augmentation des pertes totales peut nécessiter des hausses de primes et de capital de solvabilité. Une évaluation quantitative précise de cette augmentation n'a pas encore été déterminée, mais il est clair que les coûts récents et futurs représentent une menace sérieuse; selon Munich Re (2024), les pertes causées par des catastrophes naturelles en 2023 ont atteint 250 milliards de dollars, dont 95 milliards de dollars étaient assurés. Bien qu'aucune catastrophe de l'ampleur de l'ouragan Ian ne se soit pas produite en 2023, une part importante des pertes était associée à plusieurs tempêtes sévères survenues aux États-Unis et en Europe. Ces événements connexes sont considérés comme des preuves de la tendance au réchauffement climatique, avec un impact potentiel notamment sur l'assurance des biens et des responsabilités (Gupta and Venkataraman, 2024; Golnaraghi, 2021). Dans ce secteur particulier de l'assurance, Swiss Re (2021) prévoit une augmentation de la fréquence et de la gravité des événements due au changement climatique, qui coûterait 30% à 63% de plus en pertes assurées par catastrophes d'ici 2040. Cette augmentation des coûts pourrait même atteindre 90% à 120% dans certains marchés, tels que la Chine, le Royaume-Uni, la France et l'Allemagne.

Deuxièmement, le changement climatique remet en question certains principes fondamentaux de l'assurance, tels que l'assurabilité des risques, la mutualisation, la diversification et le transfert des risques. La littérature discute des résultats et implications possibles pour l'industrie de l'assurance (Charpentier, 2008; Thistlethwaite and Wood, 2018; Courbage and Golnaraghi, 2022). D'autres perspectives, plus optimistes, suggèrent que loin d'être victime du changement climatique, le secteur de l'assurance pourrait y trouver une opportunité, grâce au développement de nouvelles solutions techniques (Rao and Li, 2023; Savitz and Dan Ga-

vriletea, 2019; Wagner, 2022). Pour l'instant, le changement climatique a déjà forcé le retrait stratégique des assureurs de certains marchés aux États-Unis (California, 2023).

L'objectif général de ce livre est de présenter une perspective actuarielle sur l'étude du changement climatique et son impact sur l'industrie de l'assurance. Les actuaires sont des experts dans la mesure et la gestion des risques. L'équipe de la Chaire de recherche DIALog regroupe plusieurs membres, à la fois de l'industrie et du milieu universitaire, possédant une expertise actuarielle. Il était donc naturel pour l'équipe DIALog de s'attaquer à ce projet et d'explorer l'impact du changement climatique sur l'industrie de l'assurance, plus particulièrement en assurance santé et en assurance vie.

Cette étude commence par explorer la nécessité d'une méthode standardisée pour mesurer le changement climatique. Cela est crucial pour comparer différentes régions et périodes dans une analyse commune. Ces dernières années, la communauté actuarielle a développé des indices climatiques actuariels pour mesurer le changement climatique de manière factuelle, objective et cohérente. D'abord, le chapitre 1 passe en revue la littérature scientifique récente sur les quelques indices climatiques actuariels qui ont été définis jusqu'à présent, et étend la méthodologie existante pour calculer un indice actuariel basé sur les données climatiques en France.

Ensuite, le chapitre 2 décrit comment la science du climat peut être utilisée pour lier un risque climatique physique aux coûts de l'assurance. En particulier, il se concentre sur l'impact des vagues de chaleur sur l'excès de mortalité. Un modèle déterministe et un modèle stochastique sont proposés pour lier l'indice de chaleur à la surmortalité. Le chapitre inclut une discussion des avantages et des difficultés de l'approche.

Enfin, le chapitre 3 explore plus en détail le lien entre les températures extrêmes et la surmortalité en France. Une présentation plus technique est utilisée, afin de proposer un nouveau modèle de prévision de la mortalité incluant des termes explicatifs qui puissent capturer la corrélation entre la température et la mortalité, ainsi que l'effet des anomalies de température élevée.

1

Risque climatique et actuariat

1.1. Le risque climatique

Le changement climatique fait référence aux variations à long terme de la température, des précipitations, des niveaux de la mer et d'autres aspects du système climatique terrestre. Atténuer les effets du changement climatique est l'un des défis les plus complexes et urgents auxquels la société est confrontée, avec de lourdes implications en particulier pour le secteur de l'assurance, affecté par une fréquence et une sévérité accrues des pertes dans différentes branches d'activité. Outre des événements météorologiques extrêmes plus fréquents et intenses, le changement climatique est associé à la montée des niveaux de la mer qui menace les zones côtières, à la rareté de l'eau et aux sécheresses dans d'autres régions, à la perturbation des écosystèmes et à la perte de biodiversité, à des impacts négatifs sur l'agriculture et la sécurité alimentaire, aux risques pour la santé, à des conséquences économiques importantes et au déplacement et à la migration des populations.

Selon le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC), la température moyenne de surface globale observée de 2011 à 2020 était de 1,1°C supérieure à la moyenne de la seconde moitié du 19^{ème} siècle, avec une augmentation de la température de surface terrestre de 1,59°C; voir [IPCC \(2023\)](#). Pour les compagnies d'assurance, toute augmentation des événements météorologiques extrêmes tels que les ouragans, les inondations, les incendies de forêt et les sécheresses, qui peuvent causer des dommages importants, se traduirait par davantage de sinistres (en nombre et en coût moyen). De plus, si les données historiques ne sont plus représentatives en raison des changements des régimes météorologiques, les assureurs doivent réévaluer les modèles de risque qu'ils utilisent et incorporer les projections de changement climatique et les évaluations des risques climatiques à long terme dans leur tarification pour déterminer les primes avec davantage de précision.

Afin d'aider les compagnies d'assurance à prédire et gérer les risques climatiques, les actuaires nord-américains ont défini l'Actuaries Climate Index™ (ACI), qui combine des informations provenant de plusieurs variables météorologiques importantes issues des archives historiques des États-Unis et du Canada. La section suivante présente une introduction aux différents indices actuariels qui ont été définis jusqu'à présent.

1.2. Indices actuariels climatiques

Tout comme l'Indice des prix à la consommation (IPC) suit, au fil du temps, les variations du coût d'un panier standard de biens et de services, l'Actuaries Climate Index™ (ACI) mesure les risques climatiques à travers un panier d'événements climatiques extrêmes et de variations du niveau de la mer.

Les actuaires mesurent et gèrent des risques divers. L'ACI fournit un outil simple pour les aider à étendre leur expertise aux risques climatiques. Il sert de proxy au phénomène complexe du changement climatique, à utiliser comme facteur d'entrée pour les modèles actuariels. Une augmentation de l'indice indique des événements climatiques extrêmes plus fréquents.

Pour les compagnies d'assurance, toute augmentation des événements climatiques extrêmes, tels que les vagues de chaleur, les tempêtes de vent, les inondations, les incendies de forêt et les sécheresses, peuvent causer des décès et des dommages importants, entraîne davantage de sinistres. De plus, si les données historiques ne sont plus représentatives dû aux changements des régimes météorologiques, les assureurs doivent réévaluer leurs modèles de risque et incorporer les projections du changement climatique et les évaluations des risques climatiques à long terme dans leur tarification, pour déterminer avec précision les primes.

1.2.1. Revue de la littérature

Au tournant du 20ème siècle, le Programme Mondial de Recherche sur le Climat proposait plusieurs indices pouvant fournir des informations utiles sur le changement climatique (voir [Peterson et al., 2001](#)). En 2012, le Climate Index Working Group (CIWG) du Comité sur le Changement Climatique de la CAS résumait les connaissances scientifiques sur le changement climatique et proposait dans un rapport le développement d'un indice composite, appelé l'Actuaries Climate Change Index (ACCI), groupant l'information de plusieurs variables climatiques, (voir [Solterra Solutions, 2012](#)). Le développement de l'Actuaries Climate Index™ (ACI), qui étudie le changement climatique aux États-Unis et au Canada, fut proposé par ce groupe de travail CIWG en 2014 et lancé en novembre 2016.

L'Actuaries Climate Index™ a été développé conjointement par l'Institut Canadien des Actuaires (ICA), la Society of Actuaries (SOA), la Casualty Actuarial Society (CAS), et l'American Academy of Actuaries (AAA), à partir de données climatiques en Amérique du Nord; (voir [ACI, 2018](#)). Il est destiné à fournir aux actuaires, aux décideurs publics et au grand public un outil de surveillance du changement climatique, neutre, factuel et utile, pour en apprendre davantage sur le changement climatique et ses risques associés.

L'accent est mis sur les événements météorologiques extrêmes plutôt que sur les moyennes. Les extrêmes ont un impact plus important sur les assurés et leurs biens, ainsi que sur la société et l'économie. L'indice combine six composants, chacun formant une série chronologique mensuelle débutant en 1961, tirés des données de la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA, [Menne et al., 2012](#)), GHCNDEX1 (CLIMDEX, [Donat et al., 2013](#)), et du Permanent Service for Mean Sea Level ([PSMSL, 2023](#)).

L'ACI est calibré pour avoir une moyenne de 0 sur la période de référence 1961-1990. À partir de la Figure 1.1, nous voyons que depuis lors, l'évolution des valeurs saisonnières de l'indice (barres verticales) sont presque exclusivement au-dessus de la moyenne, ainsi qu'une augmentation systématique de la moyenne mobile sur 5 ans de l'indice depuis 1990.

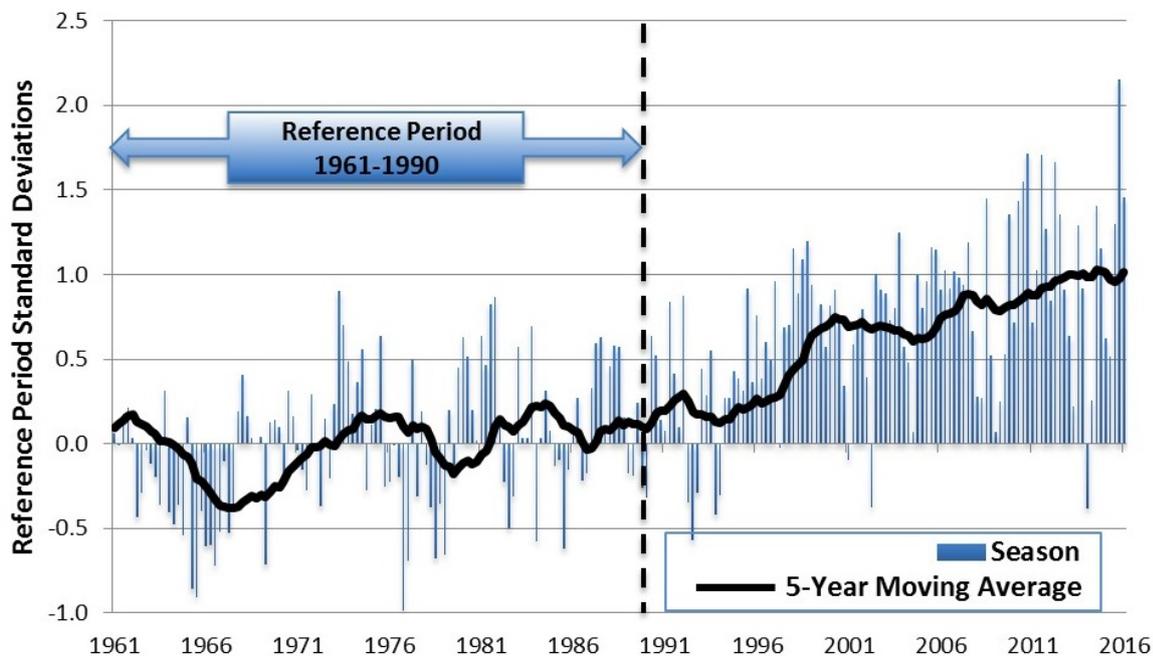


Figure 1.1. Valeurs de l'ACI de 1961 à 2021.

Source : <https://actuariesclimateindex.org/explore/>.

En regardant la Figure 1.2, montrant la progression des pertes assurées sur une période similaire, on note une forte corrélation.

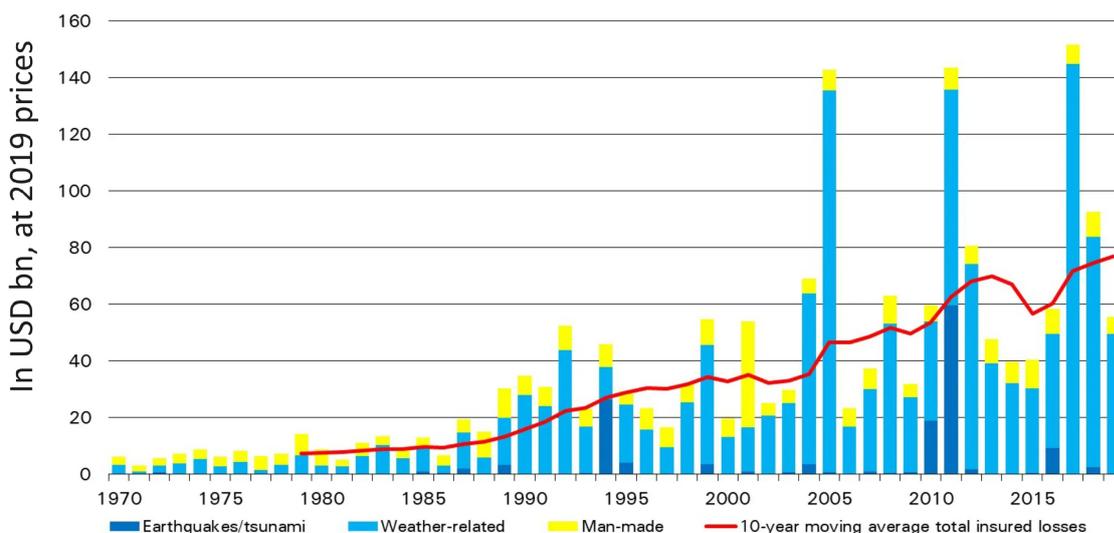


Figure 1.2. Pertes assurées liées aux catastrophes naturelles.

Source : www.swissre.com/media/press-release/nr-20191219-global-catastrophes-estimate.html.

Curry (2015) considère étendre la formule de l'ACI au Royaume-Uni et en Europe. Il examine la définition et la méthodologie de l'ACI et les juge directement applicables à cette région, sans modification, bien que certaines données climatiques sont manquantes pour la zone géographique étudiée, par exemple pour les précipitations extrêmes.

En 2018, l'Institut des Actuaraires d'Australie a développé l'Indice Climatique des Actuaraires Australiens (AACI), en utilisant la méthodologie de l'ACI, pour surveiller le changement climatique en Australie; AACI (2018). L'AACI est également calibré pour une moyenne nulle, mais sur une période de référence différente, 1981-2010. La Figure 1.3 montre que, comme pour l'ACI, les valeurs saisonnières de l'AACI sont presque exclusivement au-dessus de la moyenne et que la moyenne mobile sur 5 ans de l'AACI a systématiquement augmenté depuis environ 2001.

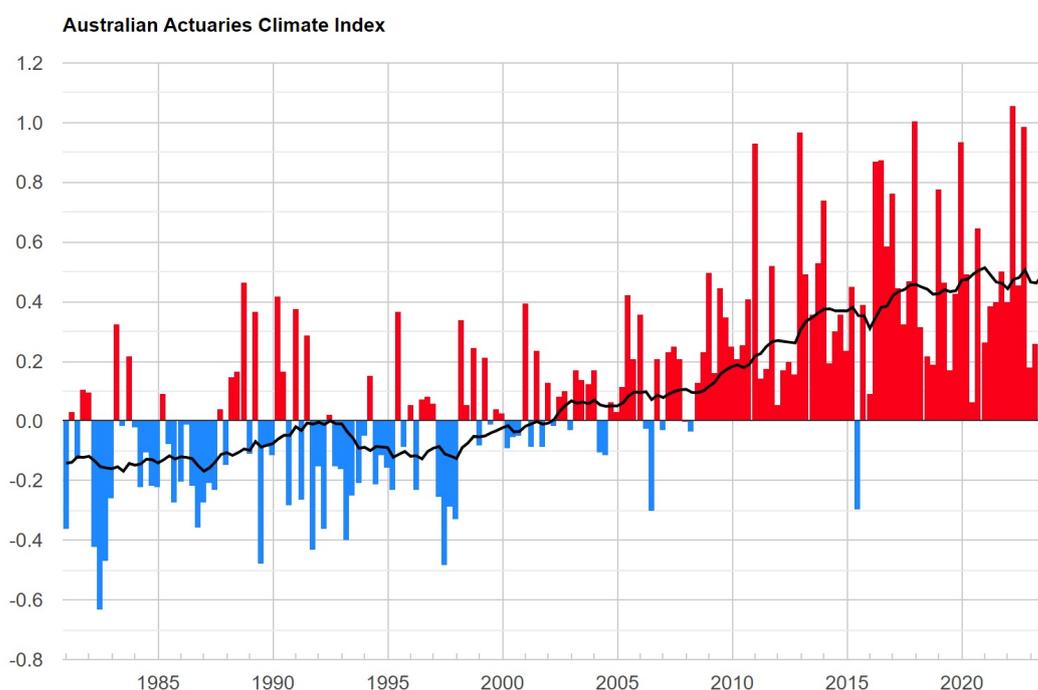


Figure 1.3. Valeurs de l'AACI sur la période de référence 1981-2010, et jusqu'à 2023.

Source : <https://actuaries.asn.au/microsites/climate-index/explore/component-graphs>.

De plus, Nevruz et al. (2022) proposent d'appliquer l'ACI en Turquie, en l'adaptant aux conditions à Ankara, et développer un indice pour cette région. Ils suggèrent que le choix de la grille dans la découpe du territoire¹ est plus important que la façon dont l'indice est calculé.

Liant le risque physique à l'assurance, Pan et al. (2022) étudient l'efficacité de l'ACI dans la prédiction des rendements agricoles pour la tarification en (ré)assurance. Ils constatent que l'ACI a un pouvoir prédictif significatif pour les pertes de rendement agricole, et soutiennent

1. Une grille de découpage du territoire correspond à une portion du territoire (mesurée en longitude et latitude)

qu'un indice à haute résolution pourrait bénéficier à l'industrie de l'assurance.

Plus récemment, lors d'un événement de l'Institut des Actuaire Espagnols (IAE), une présentation résumait un premier projet d'une version espagnole de l'ACI, défini sur une période de référence plus courte et plus récente que l'ACI (1975-1995 en général, et 1993-2000 pour les niveaux de la mer). Leurs variables de température diffèrent également, utilisant des moyennes de températures maximales et minimales pour leur indice composite. Cet indice n'est pas encore publié, mais on peut voir certains détails à [IAE \(2023\)](#).

[Zhou et al. \(2023\)](#) est le premier indice climatique actuariel publié pour un pays européen. Il utilise la même méthodologie et période de référence que l'ACI nord-américain, permettant des comparaisons directes entre les indices sur les trois continents. Les données climatiques utilisées proviennent de la péninsule ibérique (Espagne et Portugal), extraites de la base de données Copernicus ERA-5 (voir [Copernicus Climate Change Service \(C3S\), Climate Data Store \(CDS\), 2022](#)). Cet indice est dénoté IACI (Indice Actuariat Climatique Ibérique). Il utilise la même méthodologie que l'ACI nord-américain; il est également calibré pour produire une moyenne de 0 sur la période de référence 1961-1990.

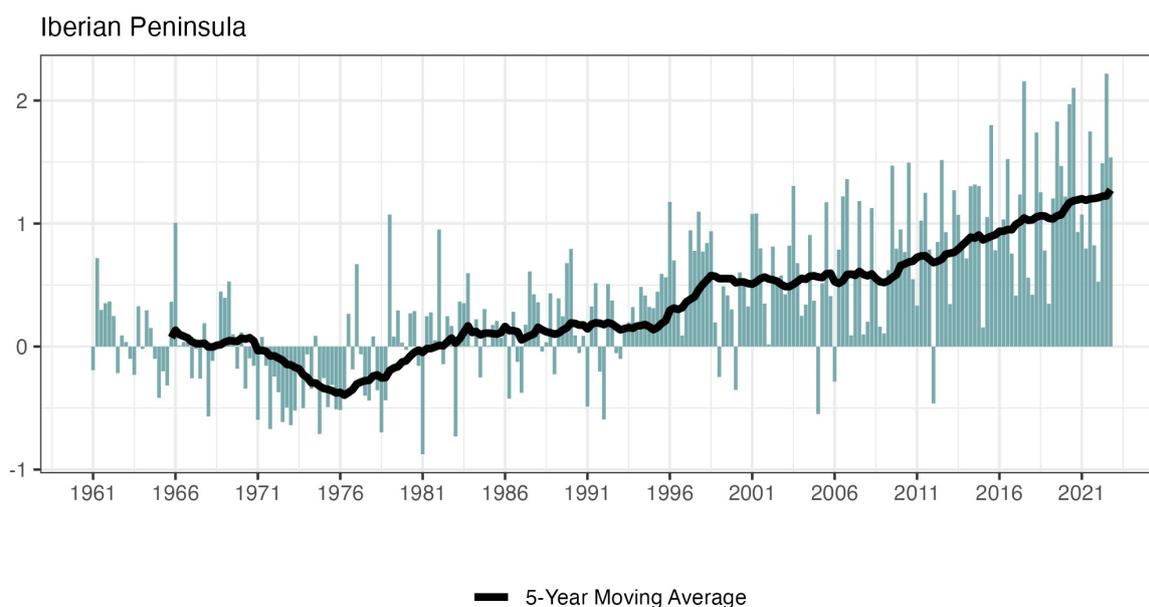


Figure 1.4. Valeurs de l'IACI sur la période de référence 1961-1990, et jusqu'en 2022.

Source : [Zhou et al. \(2023\)](#).

À partir de la Figure 1.4, nous constatons à nouveau que, comme pour l'ACI et l'AACI, les valeurs saisonnières de l'IACI sont principalement au-dessus de la moyenne et que la moyenne mobile sur 5 ans de l'indice a systématiquement augmenté depuis 1990.

Enfin, [Garrido et al. \(2023\)](#) calcule un indice climatique actuariel pour la France, en utilisant également des données climatiques provenant de ERA-5 et les constats sont assez similaires (voir Figure 1.5). Nous passons en revue ici les premiers résultats pour cet indice français, et comparons les résultats aux quelques indices mentionnés ci-dessus.

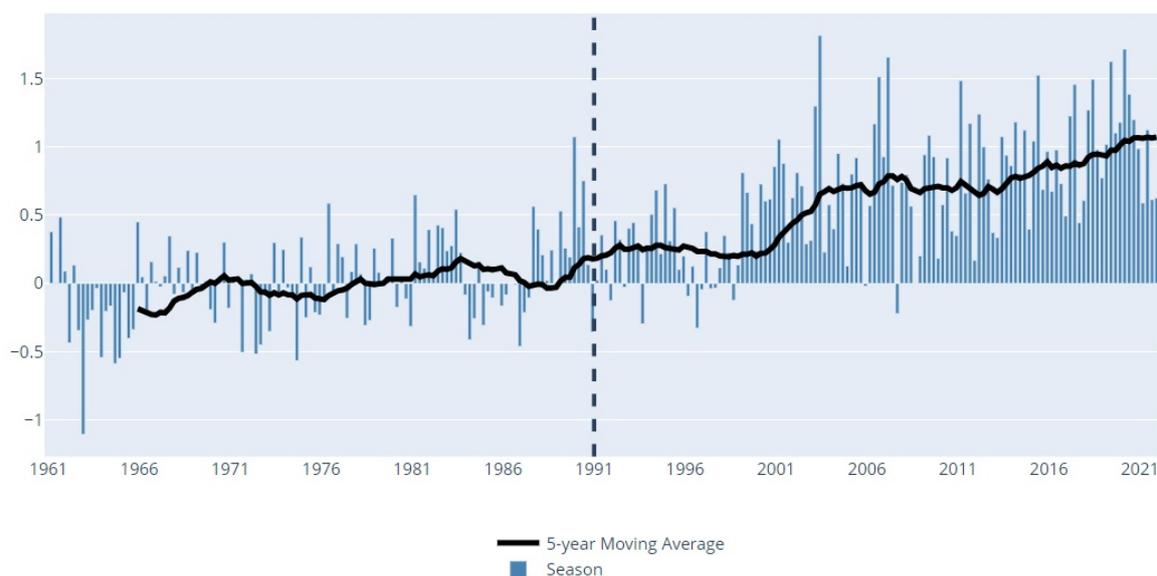


Figure 1.5. Valeurs de l'ICAF sur la période de référence 1961-1990, et jusqu'en 2022.

Source : Garrido et al. (2023).

La prochaine section rappelle d'abord les principales caractéristiques de la méthodologie du ACI nord-américain, car la plupart des autres indices climatiques actuariels définis jusqu'à présent sont basés sur celui-ci.

1.2.2. La méthodologie de calcul de l'ACI nord-américain

La version 1.1² de l'Actuaries Climate Index™ (ACI) combine six composantes, énumérées dans le Tableau 1.1, chacune étant une série chronologique mensuelle commençant en 1961.

Les données de la période de référence 1961-1990 produisent les moyennes et les écarts-types utilisés pour standardiser les anomalies pour chaque composante.

Composante	Notation	Définition
Pic de température	$T90$	Fréquence de températures $> 90^{\text{e}}$ percentile
Pic de froid	$T10$	Fréquence de températures $< 10^{\text{e}}$ percentile
Précipitation	P	Max. précipitation/mois sur 5 jours consécutifs
Sécheresse	D	Nombre maximum de jours consécutifs sans pluie
Vitesse de vent	W	Fréquence de vitesse de vent $> 90^{\text{e}}$ percentile
Niveau de la mer	S	Changement du niveau de la mer

Tableau 1.1. Définition des composantes de l'ACI.

Chaque valeur mensuelle mesurée est standardisée avec la moyenne et l'écart-type des valeurs mensuelles du mois concerné sur la période de référence (comme une cote Z). Par

2. La version 2.0 de l'ACI est actuellement en cours de conception.

exemple, pour une observation sur le mois de janvier, on standardise par la moyenne et l'écart-type des 30 mois de janvier sur la période de référence.

Ensuite, les anomalies standardisées des 6 composantes sont moyennées pour former l'indice composite :

$$ACI = \frac{1}{6}(T90_{std} - T10_{std} + P_{std} + D_{std} + W_{std} + S_{std}),$$

où les températures minimales $T10_{std}$ sont soustraites au lieu d'être ajoutées. En effet, puisque le climat se réchauffe, l'occurrence de températures extrêmement basses diminue et la courbe de distribution des températures se déplace vers la droite. Une formule linéaire avec des poids de composantes égaux pourrait sembler simpliste. En réalité ce qui importe ici, c'est l'évolution relative de la valeur de l'ACI au fil du temps et non pas sa valeur absolue.

L'ACI est calculé mensuellement, ou sur une base saisonnière (trimestriellement en pratique). Cette dernière est déterminée en prenant des moyennes saisonnières, par exemple, la moyenne de l'hiver est basée sur les mois de décembre, janvier et février du calendrier. Ensuite, la standardisation saisonnière est effectuée de la même manière que pour l'indice mensuel.

La Figure 1.6 trace les moyennes mobiles sur 5 ans des valeurs saisonnières des six composantes, ainsi que de l'ACI composite, de 1961 à 2022 inclus. Pour plus de détails sur la méthodologie et quelques exemples de calcul des six composantes et de l'indice composite, voir [ACI \(2018, 2019\)](#).

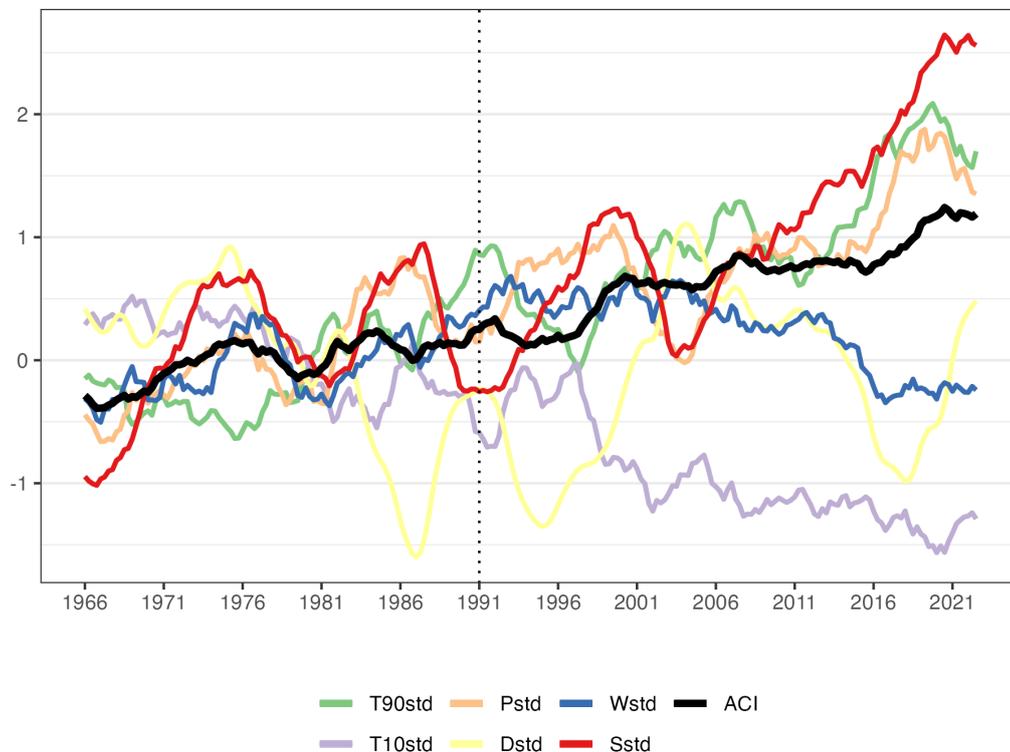


Figure 1.6. Moyennes mobiles sur 5 ans de l'ACI et ses 6 composantes.
Source : [Zhou et al. \(2023\)](#).

1.2.3. L'indice actuariel climatique français

Garrido et al. (2023) définit l'indice climatique actuariel français (ICAF), en utilisant des données provenant de l'ensemble de données de réanalyse ERA5-Land (Copernicus Climate Change Service (C3S), Climate Data Store (CDS), 2022) et des données de marégraphe provenant de PSMSL (2023). Tous les calculs sont effectués au niveau de chaque cellule d'une grille couvrant le territoire, puis agrégés au niveau régional puis national (pour toute la France et la Corse) en prenant des moyennes, composante par composante.

Les données de réanalyse ERA5-Land ont une haute résolution, définie à $0,1^\circ \times 0,1^\circ$ de latitude et de longitude (environ 122 km^2), ce qui représente plus de 10 000 cellules pour couvrir le territoire. Cette base de données combine les données du modèle avec des observations provenant de diverses sources (par exemple des satellites, des stations météorologiques et des bouées océaniques) pour créer un ensemble de données globalement complet et cohérent en utilisant les lois de la physique ; voir Muñoz-Sabater et al. (2021). Contrairement aux données d'observation, qui peuvent présenter une non-homogénéité et certains biais instrumentaux, cette base de données fournit une représentation plus précise des conditions climatiques passées. Le Tableau 1.2 répertorie les quelques variables de ERA5 utilisées dans l'analyse de Garrido et al. (2023).

La Figure 1.7 trace les moyennes mobiles sur 5 ans des valeurs saisonnières des six composantes, ainsi que de l'indice climatique actuariel français composite, de 1961 à 2021 inclus, obtenu dans Garrido et al. (2023). La prochaine section le compare aux autres indices énumérés précédemment.

Nom	Unité	Description
Température 2m	<i>k</i>	Température de l'air 2m au-dessus du sol, de la mer, ou des lacs et rivières. Conversion des températures de Kelvin en degrés Celsius () en soustrayant 273.15.
Précipitation totale	<i>m</i>	Eau liquide et gelée accumulée, incluant pluie et neige tombées sur le sol. N'inclut pas le brouillard, la rosée, ou l'évaporation.
Composante-u du vent 10m	<i>m/s</i>	Vitesse horizontale du vent en direction de l'Est, à 10m au-dessus du sol, en mètres par seconde.
Composante-v du vent 10m	<i>m/s</i>	Idem pour le vent en direction du Nord.

Tableau 1.2. Variables sélectionnées dans la base ERA5-Land.

1.2.4. Comparaisons des indices

Les indices IACI définis pour la péninsule ibérique (le SACI pour l'Espagne et le PACI pour le Portugal) sont basés exactement sur la même méthodologie que l'ACI nord-américain (pour les États-Unis et le Canada). Ils peuvent donc être comparés directement au ICAF français. Nous n'incluons pas l'indice AACI australien dans cette comparaison. Bien qu'il soit initialement basé également sur la méthodologie de l'ACI nord-américain, il a été révisé en ne conservant que trois des six variables climatiques, ce qui le rend moins comparable aux autres indices.

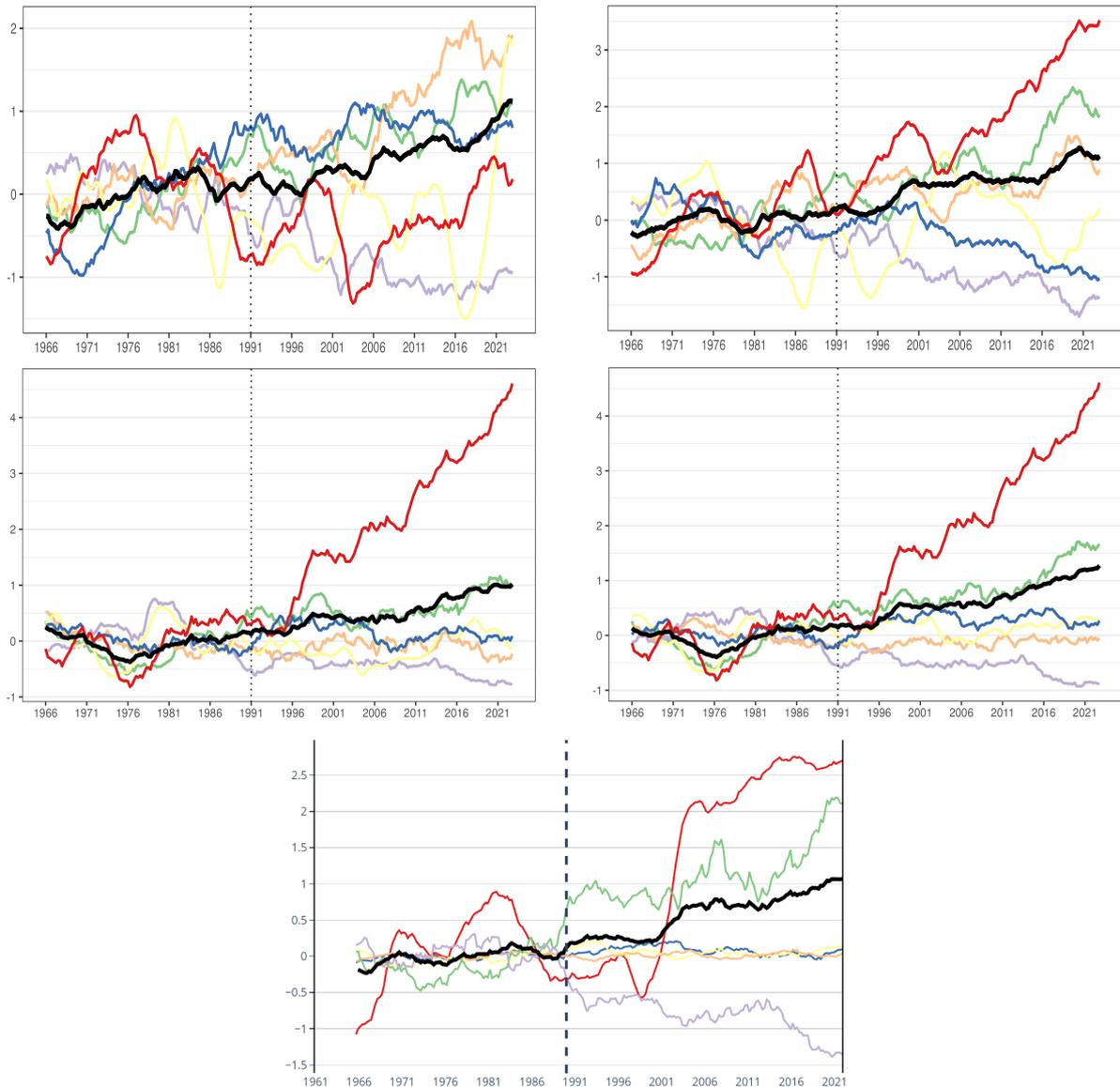


Figure 17. Moyennes mobiles saisonnières sur 5 ans des composantes d'indices actuariels climatiques (vert : $T90_{std}$, violet : $T10_{std}$, orange : P_{std} , jaune : D_{std} , bleu : W_{std} , rouge : S_{std} , noir : ACI). De haut en bas et de gauche à droite : Canada, Etats-Unis, Portugal, Espagne et France.

De plus, l'AACI est calibré sur une période de référence différente, en l'occurrence 1981-2010. Néanmoins, nous voyons dans la Figure 1.3 que, comme pour l'ACI, les valeurs saisonnières de l'AACI sont presque exclusivement au-dessus de la moyenne et que la moyenne mobile sur 5 ans de l'indice a systématiquement augmenté depuis environ 2001.

La Figure 1.7 combine les graphiques des moyennes mobiles sur 5 ans de l'ACI saisonnier et de ses six composantes pour les États-Unis, sur le même graphique pour le Canada, ainsi que sur les indices IACI séparés pour le Portugal et pour l'Espagne (voir Zhou et al., 2023) et l'ICAF pour la France.

La première observation est que le changement du niveau de la mer est dominant dans tous les graphiques (courbe rouge), sauf celui du Canada. Les quatre autres pays montrent des tendances similaires, en termes de croissance ou de date de début des phénomènes (vers le milieu des années 90). Le Portugal et l'Espagne ont connu les plus fortes augmentations, avec une anomalie S_{std} maintenant à plus de 4,5 écarts-types par rapport à sa moyenne de 0. Aux États-Unis, il se situe actuellement à un niveau d'environ 3,5, et en France autour de 2,5. L'anomalie S_{std} au Canada a connu une forte baisse cyclique à la fin des années 1990, et n'a jamais rattrapé les États-Unis depuis. Notez que les changements océaniques et du niveau de la mer dépendent de la région, à l'intérieur de ces pays. Par exemple, en Alaska, les moyennes mobiles sur 5 ans de S_{std} ont constamment diminué depuis 1961; voir <https://actuariesclimateindex.org/maps/>. La littérature souligne également des cycles à plus long terme dans les variations du niveau de la mer, qui ne sont pas captés par les périodes de référence de 30 ans comme celle de l'ACI (voir Pineau-Guillou et al., 2021). De plus, il n'est pas clair comment les changements dans les océans et les niveaux de la mer affectent le climat des régions intérieures. Pour toutes ces raisons, il est difficile de tirer des conclusions générales sur les tendances, autre que la signification du changement dans la variable S_{std} après la période de référence, et le fait que les eaux côtières plus froides du Canada semblent subir un impact moindre que dans les quatre autres pays.

L'autre changement dominant, pour les cinq graphiques, concerne les températures maximales (courbe verte). Les anomalies $T90_{std}$ sont actuellement les plus élevées en France, autour de 2,5, et similaires dans les autres pays, avec des valeurs entre 1 et 2, avec à nouveau des oscillations plus importantes aux États-Unis et au Canada que dans les trois autres graphiques. Comme déjà noté, la composante des températures basses $T10_{std}$ présente essentiellement une tendance miroir à celle de $T90_{std}$, donc sur des valeurs négatives. Autrement dit, les deux contribuent de manière significative à l'augmentation de leurs indices composites respectifs.

Les résultats sont assez différents pour les trois composantes restantes; i.e. les précipitations maximales sur cinq jours (P_{std}), la sécheresse (D_{std}) et la puissance du vent (W_{std}). Dans la péninsule ibérique et en France, les moyennes mobiles saisonnières sur 5 ans de ces trois variables présentent un comportement stationnaire, avec de petites oscillations autour de leur moyenne de 0. Celles-ci ne contribuent pas de manière significative à l'augmentation du PACI au Portugal, du SACI en Espagne ou du l'ICAF en France. En bref, nous pouvons conclure que les augmentations de ces indices sont essentiellement dues au niveau de la mer et aux composantes de température élevée et basse.

En revanche, l'Amérique du Nord a connu une augmentation significative des précipitations maximales sur cinq jours (P_{std}) après la période de référence. Sa tendance à la hausse montre une certaine périodicité. En ce qui concerne les sécheresses, les superficies terrestres des États-Unis et du Canada sont très vastes, chaque région ayant des périodes de sécheresse différentes. Dans l'ensemble, la composante sécheresse (D_{std}) ne montre pas de tendance claire, mais est restée légèrement plus faible après la période de référence. Ainsi, les tendances des composantes précipitations (P_{std}) et sécheresse (D_{std}) indiquent toutes deux un temps plus humide aux États-Unis et au Canada, par rapport à la France ou la péninsule ibérique.

Même si la contribution de chaque composante de l'Actuaries Climate Index™, diffère pour l'IACI et l'ICAF, en raison de la géographie distincte de chaque pays, leurs indices composites montrent une tendance à la hausse similaire. De plus, les valeurs des indices sont similaires, variant de -0,5 à 1,5. En particulier, les trois indices composites ont atteint la valeur de 1 ces dernières années. Cela indique que le changement climatique a conduit à une augmentation similaire (en termes de multiple de l'écart-type), tant dans la fréquence que dans la gravité des événements météorologiques extrêmes, en France, au Portugal, en Espagne ou aux États-Unis et au Canada, par rapport à la période de référence 1961-1990. En résumé, l'occurrence d'événements climatiques extrêmes devient de plus en plus fréquente, dans l'ensemble, dans toutes ces régions. Pour une analyse plus détaillée et des cartes à haute résolution de l'ICAF par région, saison et variable climatique, le lecteur intéressé est renvoyé aux annexes.

1.2.5. Applications en assurance

Les parties précédentes discutent de la construction des indices climatiques actuariels. Avant d'examiner plus en détail le lien entre le changement climatique et la mortalité, et pour compléter ce premier chapitre, nous donnons ici un bref aperçu des applications des indices climatiques actuariels dans le domaine de l'assurance. Plus précisément, de la manière dont ces indices peuvent aider à quantifier l'impact du changement climatique sur les bilans des compagnies d'assurance et, par conséquent, sur la pérennité de l'activité d'assurance.

Par exemple, [Kim et al. \(2016\)](#) utilisent une régression pour relier l'occurrence des vagues de chaleur aux décès par troubles liés à la chaleur en Corée. De même, en utilisant des données américaines, [Miljkovic et al. \(2018\)](#) montrent que les événements météorologiques liés au changement climatique contribuent significativement aux dommages matériels, ce qui a un impact sur les taux de mortalité. Sur le même thème, [Crisóstomo Mazaira \(2022\)](#) trouve de fortes corrélations entre la mortalité excessive et le 95e percentile des températures maximales, pour la plupart des régions d'Espagne. Il s'appuie sur les travaux précoces de [Díaz et al. \(2015\)](#), qui ont examiné la relation entre les températures extrêmes et la mortalité à Madrid. Des modèles plus avancés, tels que la théorie des valeurs extrêmes, aident [Li and Tang \(2022\)](#) à analyser les extrêmes conjoints de température et de mortalité, en utilisant une approche bivariée de seuils de dépassement, pour mettre en évidence une dépendance plus forte de ces quantités sur les données américaines.

Une technique couramment utilisée par les actuaires pour prédire les améliorations futures de la mortalité est le modèle Lee-Carter, (voir [Lee and Carter, 1992](#)). Dans une série de documents, la méthode a été étendue pour inclure des termes explicatifs, dont un basé sur un indice de chaleur (voir [Seklecka et al., 2017, 2019](#)). Ces termes lient avec succès le risque climatique physique, par le biais d'un indice, aux prédictions du risque de mortalité. Le Chapitre 2 donne plus de détails sur la relation entre la chaleur, l'humidité et la mortalité excessive, tandis que le Chapitre 3 se concentre sur la relation entre les vagues de chaleur et la mortalité humaine en France. Pour des références supplémentaires sur l'impact du changement climatique sur l'assurance santé et vie (voir [Bhattacharya-Craven et al., 2024](#), et le Chapitre 3, ainsi que les références qui y sont mentionnées).

Enfin, pour des références sur l'application des indices climatiques à l'assurance non-vie, voir

par exemple [Garrido et al. \(2023\)](#) qui détaillent la conception et la tarification d'un produit d'assurance paramétrique basé sur l'indice climatique actuariel français (ICAF), ou l'article de synthèse récent [Zhou et al. \(2024\)](#) qui répertorie plusieurs autres études reliant le risque climatique, les indices et les pertes d'assurance, tant en vie qu'en non-vie.

2

Vagues de chaleur et mortalité

2.1. Vague de chaleur et santé

La chaleur a depuis longtemps été reconnue pour son impact sur la santé ; la plupart des gens ont déjà ressenti au moins des symptômes légers de stress thermique. Alors que les premiers symptômes du stress thermique peuvent être légers, une exposition prolongée à la chaleur peut avoir des effets graves sur la santé et même entraîner la mort. Les personnes âgées sont particulièrement vulnérables à la chaleur, en raison d'une capacité réduite à transpirer (Du-four and Candas, 2007), d'une prévalence plus élevée de pathologies qui augmentent avec le stress thermique et potentiellement d'une mobilité réduite entre autres facteurs (Åström et al., 2011).

Alors que les impacts négatifs de la chaleur sur la santé sont connus depuis longtemps, des données robustes permettant de quantifier ces impacts ne sont devenues disponibles que tout au long du 20^e siècle. La raison principale est l'amélioration progressive de la fiabilité et de la qualité des observations météorologiques et des données de santé, nécessaire pour établir une relation robuste entre la chaleur et son impact sur la santé. Alors que les données météorologiques sont de nos jours facilement disponibles, la collecte de données adéquates sur les impacts sur la santé reste une tâche complexe (Adélaïde et al., 2022). De nombreux types de pathologies peuvent être causés par la chaleur (Song et al., 2017), et donc la collecte de données nécessaire doit couvrir de nombreuses sources différentes. De plus, la disponibilité et la qualité des données pertinentes dépendent de la capacité des autorités sanitaires responsables à catégoriser et à stocker de manière adéquate des informations sur les pathologies.

La complexité peut être réduite en se concentrant uniquement sur l'impact de la chaleur sur la mortalité, car le résultat (décès) est bien défini et les informations sur les décès sont plus largement disponibles. Il s'agit également de l'impact le plus grave à aborder, et c'est aussi pourquoi nous nous concentrons ici sur cet impact.

Les décès pendant une vague de chaleur peuvent survenir pour de nombreuses raisons (Song et al., 2017), et tous les décès enregistrés ne sont pas liés à la chaleur pendant de tels événements. Mais le nombre total de décès quotidiens est généralement plus élevé pendant les vagues de chaleur que pendant la même période de l'année sans un tel événement. Ce concept est connu sous le nom de surmortalité, et il a largement été utilisé comme indica-

teur des décès liés à la chaleur. Par exemple, lors de la vague de chaleur de l'été 2003 en Europe occidentale, 14 802 décès supplémentaires ont été enregistrés en France, 2 045 en Angleterre et au Pays de Galles, et 3 134 en Italie (Kovats et al., 2004). Des vagues de chaleur avec une surmortalité ont malheureusement été enregistrées dans de nombreux endroits du monde comme en Russie occidentale (Barriopedro et al., 2011), à Houston aux États-Unis (Zhang et al., 2015), à Adelaide en Australie (Faunt et al., 1995), à Ahmedabad en Inde (Azhar et al., 2014), ou à Rio de Janeiro au Brésil (Geirinhas et al., 2019).

En plus du fait que l'augmentation de la mortalité est flagrante pendant les vagues de chaleur, la recherche a montré que la mortalité augmente systématiquement au-dessus d'une certaine température optimale (Gasparrini et al., 2015a). Ces constatations sont particulièrement préoccupantes à la lumière du réchauffement climatique, car il est pratiquement certain que le stress thermique et les vagues de chaleur augmenteront selon le dernier rapport du GIEC (Seneviratne et al., 2021). Cela soulève la question de savoir comment le réchauffement climatique affectera la mortalité future et quelles actions sont appropriées pour réduire les décès liés à la chaleur.

2.2. Construction d'un modèle de prévision de la surmortalité due aux vagues de chaleur

Même si les données disponibles montrent clairement le lien entre la chaleur et la surmortalité, la modélisation de la mortalité basée sur les données de chaleur reste un défi. Différents aspects de la chaleur et des vagues de chaleur peuvent avoir des impacts distincts sur la mortalité (Pascal et al., 2006), et modéliser l'impact combiné est une tâche complexe. Par exemple, ce n'est pas seulement la température qui affecte le stress thermique, mais aussi l'humidité, le rayonnement (lumière du soleil et rayonnement thermique provenant des structures environnantes) et le vent (Di Napoli et al., 2019). Le temps d'exposition, l'intensité de la vague de chaleur et la présence de périodes de soulagement entre elles, peuvent tous avoir un impact sur les décès liés à la chaleur, tout comme l'infrastructure pour se protéger de la chaleur (bâtiments bien isolés, présence de climatisation), l'infrastructure des services de santé et la sensibilisation au comportement approprié pendant les vagues de chaleur (Bouchama et al., 2007).

Une stratégie adéquate pour relever ce défi commence par séparer l'exposition aux facteurs environnementaux (température, humidité, etc.) des facteurs de vulnérabilité de la population. Le raisonnement sous-jacent est que nous pouvons aborder les deux aspects indépendamment. Comme mentionné précédemment, différents facteurs environnementaux contribuent à la perception de la chaleur : la température, l'humidité, le rayonnement et le vent. Lors de l'évaluation de l'impact sur la santé d'une situation spécifique, tous ces facteurs doivent être pris en compte, mais lorsque l'on considère les liens entre les vagues de chaleur et la mortalité de manière plus agrégée, des études ont montré qu'il est souvent suffisant de considérer les effets de la température et de l'humidité, voire même l'effet de la température seule (Pascal et al., 2006; Gasparrini et al., 2015a; Song et al., 2017). Cela simplifie considérablement l'analyse car la température tend à être spatialement plus homogène que la lumière du soleil ou le vent, et donc nécessite un ensemble de mesures moins dense.

Dans ce travail, nous utilisons l'indice de chaleur NOAA comme mesure de la chaleur (Rothfus and Headquarters, 1990). Cet indice prend en compte les effets de la température et de la vapeur d'eau (humidité). Il a été spécifiquement conçu comme indicateur de l'impact de la chaleur, a été largement utilisé dans la recherche et pour l'émission d'avis de canicule (Hawkins et al., 2017). Il est également repris dans le dernier rapport du GIEC (Gutiérrez et al., 2021). Ici, nous utilisons l'équivalent en degrés Celsius (comme unité pour l'indice de chaleur), que nous notons °C pour simplifier.

2.2.1. Observations de vagues de chaleur et mortalité

Muni d'un indice de chaleur approprié, nous commençons par construire un modèle pour prédire les décès excédentaires dus à la chaleur en traçant les données de l'indice de chaleur par rapport aux décès, dans une région d'intérêt. Dans notre cas, une région peut être n'importe quelle zone géographique terrestre. La Figure 2.1 montre les données quotidiennes de chaleur et de décès en France pendant les mois d'été (juin-août) en fonction de l'indice de chaleur moyen en France. Nous notons que le nombre de décès tend à être plus élevé lorsque l'indice de chaleur est plus élevé également. Il y a une certaine dispersion des décès pour un indice de chaleur donné, en raison de variations des décès dus à d'autres causes que la chaleur et éventuellement de quelques hypothèses, mais cela est normal et attendu; dans l'ensemble, la figure suggère que les données utilisées étaient appropriées pour illustrer l'impact de la chaleur sur les décès.

Avant de procéder à la construction d'un modèle simple de prédiction des décès liés à la chaleur, il vaut la peine de considérer deux implications intéressantes de la Figure 2.1. Premièrement, pour calculer l'indice de chaleur sur la France, des données de réanalyse ERA5 (Hersbach et al., 2020) avec une résolution spatiale de 12 km x 12 km ont été utilisées, tout comme dans le Chapitre 1. Ce jeu de données présente naturellement des biais par rapport aux observations locales, en raison de la résolution et pour d'autres raisons techniques. Mais cela n'est pas primordial, car les jours avec un indice de chaleur plus élevé dans les observations auront également tendance à avoir des valeurs d'indice de chaleur plus élevées dans les données ERA5, et donc la relation de plus grand nombre de décès avec des valeurs plus élevées de l'indice de chaleur est conservée. Deuxièmement, comme la chaleur est rarement très localisée, des résultats exploitables peuvent généralement être obtenus même pour des régions plus vastes, si nécessaire, comme pour la France dans ce cas. Bien sûr, si les régions deviennent trop grandes (exemple : États-Unis, ou Russie) ou couvrent différentes zones climatiques (exemple : Chili), les informations statistiques peuvent éventuellement être perdues. En règle générale, s'il est peu probable qu'un temps exceptionnellement froid persiste dans une grande partie d'une région étudiée pendant un épisode de vague de chaleur dans une autre grande partie de la région, alors on peut considérer que le choix de la zone climatique régionale est plus adaptée à l'étude des impacts liés à la chaleur.

La Figure 2.1 montre la tendance à une augmentation de la mortalité avec l'augmentation de l'indice de chaleur. Cependant, le nombre de points de données rend difficile à discerner la forme précise d'une relation déterministe potentielle. Par conséquent, nous prenons des moyennes des décès sur des intervalles de 1°C de l'indice de chaleur et traçons les valeurs

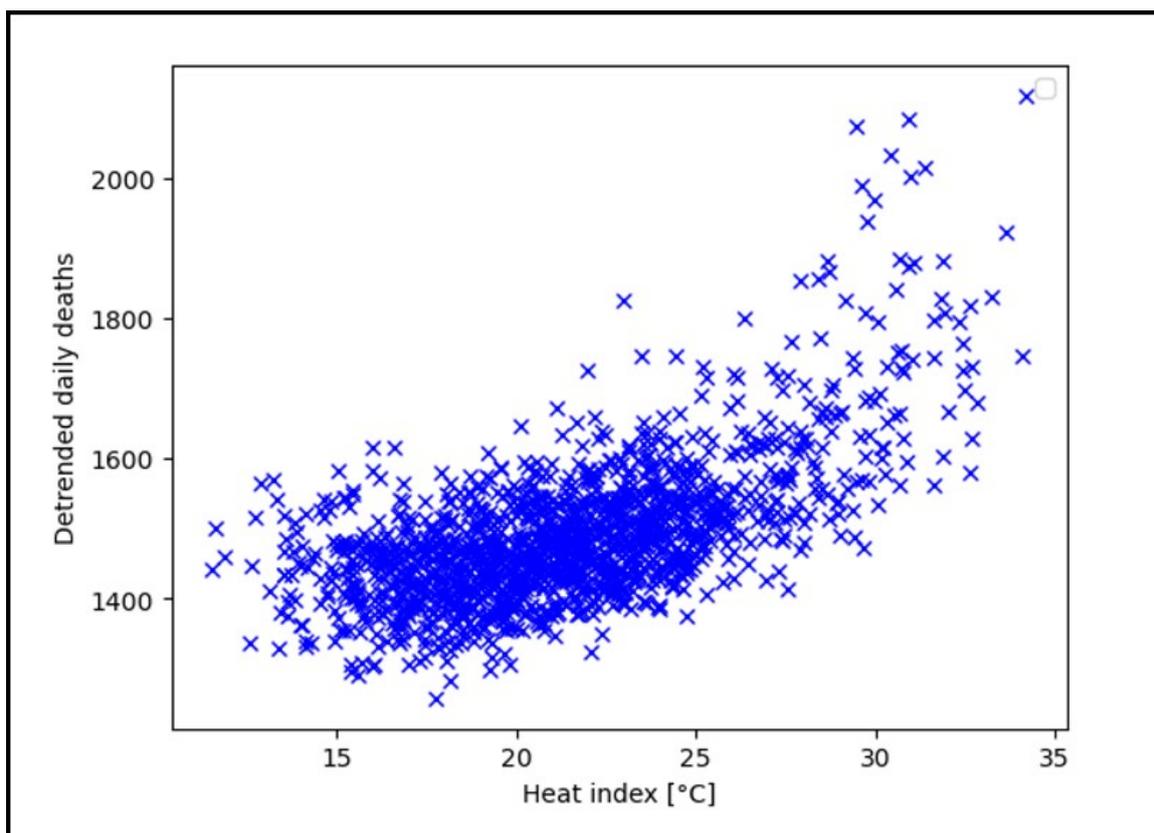


Figure 2.1. Évolution du nombre de décès quotidien (hors tendance) en fonction de l'indice de chaleur (Heat Index) en France pour chaque jour des mois d'été entre 1970 et 1990. L'indice est calculé à partir des données ERA5, et les données de décès proviennent de l'INSEE.

résultantes en fonction des décès (Figure 2.2).

La figure révèle deux choses. Premièrement, dans cette approche déterministe, la fonction est de nature convexe, ce qui implique que le taux d'augmentation des décès augmente avec l'augmentation de l'indice de chaleur. Deuxièmement, la relation résultante entre l'indice de chaleur et les décès est raisonnablement lisse, ce qui implique que les données disponibles sont suffisantes pour représenter une relation déterministe sous-jacente.

2.2.2. Classe de modèle et validation

La relation simple convexe entre les décès et l'indice de chaleur trouvée dans l'approche déterministe peut être approximée de manière satisfaisante avec un polynôme du deuxième ordre (Figure 2.2). De même, un polynôme du deuxième ordre peut également être utilisé en conjonction avec un modèle linéaire généralisé pour obtenir un ajustement raisonnable pour la représentation stochastique des données (Figure 2.3).

Ayant trouvé un ajustement apparemment adéquat pour les données, nous pouvons maintenant procéder à tester la capacité du modèle à prédire les décès dus à l'indice de chaleur.

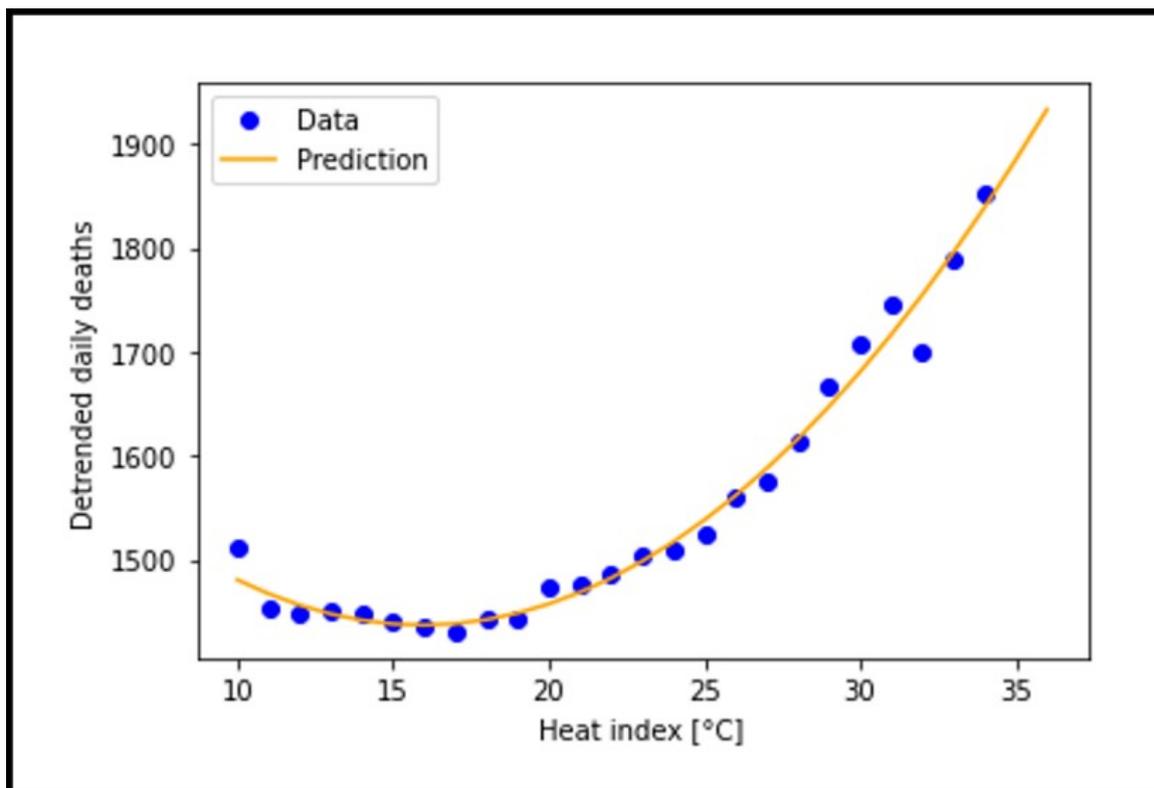


Figure 2.2. Évolution du nombre de décès moyen (hors tendance) en fonction de l'indice de chaleur (intervalles de 1°C) en France pour chaque jour des mois d'été de 1970 à 2003. L'indice est calculé à partir des données ERA5, et les données de décès proviennent de l'INSEE. Polynôme du second ordre estimé (orange courbe).

À cette fin, nous divisons l'ensemble de données en différentes parties. Pour la France, nous avons obtenu des données quotidiennes sur le nombre de décès nationaux de 1968 à 2022 auprès de l'Institut National de la Statistique et des Études Économiques (INSEE). Pour diviser les ensembles de données en différentes parties, nous devons prendre en compte trois effets. Premièrement, pour éviter les effets de la démographie changeante, nous avons soustrait la tendance générale. Deuxièmement, pour éviter l'effet de la pandémie de COVID-19, nous avons omis les années de 2020 à 2022. Troisièmement, après la canicule meurtrière de 2003, un plan d'adaptation a été mis en œuvre en France pour réduire les impacts des vagues de chaleur (Pascal et al., 2006), ce qui a probablement modifié la relation entre les décès et l'indice de chaleur (Fouillet et al., 2008). Par conséquent, nous divisons l'ensemble de données en trois périodes : 1970-1990, 1991-2003 et 2005-2017. Nous nous concentrerons principalement sur les deux premières périodes et garderons la période de 2005 à 2017 pour discussion.

Nous entraînons nos modèles (déterminons les paramètres libres du modèle) sur la période 1970-1990 et testons les résultats sur la période 1991-2003. Le test n'a pas pour but de prédire les décès correctement pour chaque jour, mais de prédire le nombre total de décès pendant la saison estivale. Les résultats du test montrent que la prédiction des décès estivaux sur la période d'entraînement présente des erreurs (de 16% à 17% par rapport à la dispersion), mais

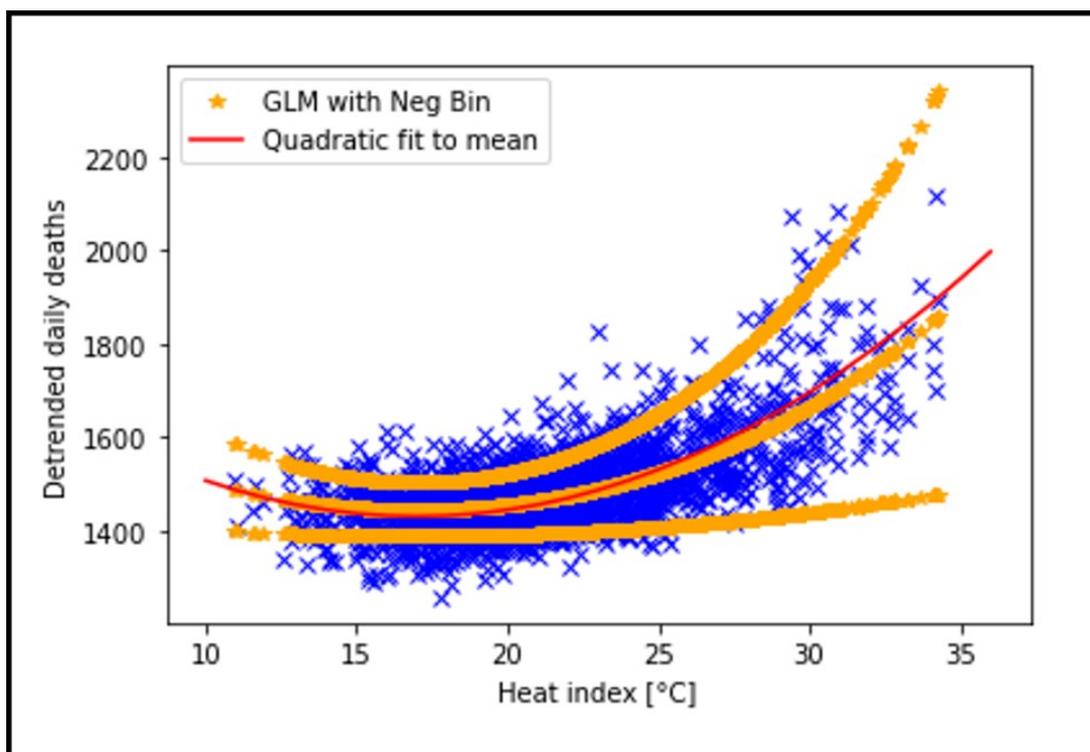


Figure 2.3. Polynôme déterministe du 2^{me} ordre (ligne rouge) et modèle linéaire généralisé (GLM) stochastique; distribution binomiale négative avec lien logarithmique (orange). Les courbes oranges donnent la meilleure estimation (courbe centrale) et bornes supérieures et inférieures de l'intervalle de confiance. En bleu le nombre de décès quotidiens en France en sus de la tendance vs l'Indice de Chaleur moyen en France, chaque jour durant les mois d'été, de 1970 à 1990. l'Indice de Chaleur provient des données ERA5 et le nombre de décès quotidiens en sus de la tendance provient de l'INSEE.

capture correctement les années avec un petit et un grand nombre de décès estivaux (Figure 2.4). Les modèles capturent également les années avec un petit et un grand nombre de décès de manière satisfaisante pendant la période de test. Mais dans chaque année sauf 2003, le nombre de décès prédit est plus élevé que le nombre observé.

Pour comprendre pourquoi les modèles surestiment le nombre de décès prévus pendant la période de test, sauf pour 2003, il est utile de visualiser le nombre de décès en fonction de l'indice de chaleur dans les deux périodes de temps avec l'approche déterministe (Figure 2.5). Pour des valeurs données de l'indice de chaleur supérieures à 25°C, la mortalité attendue était plus élevée dans la période de 1970 à 1990 que dans la période de 1991 à 2003 (Figure 2.5). Cela signifie que la vulnérabilité de la population à la chaleur a diminué entre les deux périodes. Par conséquent, le modèle a supposé une vulnérabilité trop élevée pour la période de 1991 à 2003 et a donc prédit trop de décès.

Nous avons mentionné précédemment que la vulnérabilité de la population à la chaleur de-

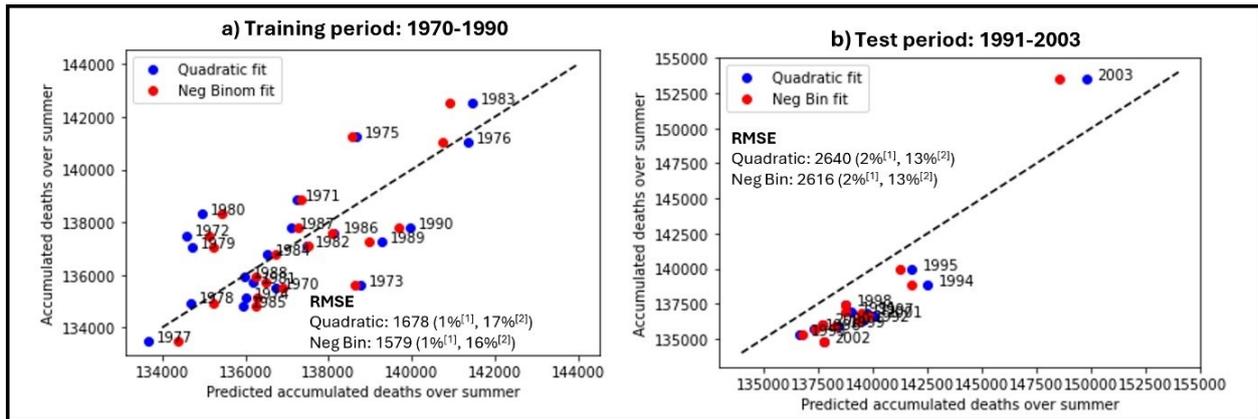


Figure 2.4. Prédiction des décès estivaux (juin à août) en France pour différentes années, approche déterministe (bleu) et stochastique (rouge). Prévisions parfaites (diagonale en pointillé); les points sous la diagonale correspondent à une surestimation du modèle et les points au-dessus à une sous-estimation. A gauche les résultats sur la période d'entraînement (a), à droite ceux sur la période de test(b). La mesure RMSE (Residual Mean Squared Error) correspond à une mesure d'erreur d'adéquation du modèle aux données.

vaît être modélisée et nos modèles le font en ajustant la manière dont le nombre de décès augmente avec la chaleur (le paramètre quadratique dans nos modèles). Ainsi, si la population est plus vulnérable à la chaleur, le nombre de décès augmente plus rapidement avec l'indice de chaleur comme c'est le cas dans la période de 1970 à 1990 par rapport à la période de 1991 à 2003 (Figure 2.5).

Les résultats soulignent également un aspect important de la modélisation de la vulnérabilité. Le choix de la période de référence pour laquelle la vulnérabilité est déterminée est crucial, car la vulnérabilité peut et a évolué au fil du temps. Par conséquent, des études menées à différents moments, même lorsqu'elles sont réalisées sur la même région, peuvent suggérer des décès liés à la chaleur différents. Cela signifie également que les incertitudes concernant l'évolution future de la vulnérabilité doivent être prises en compte lors de la projection des futurs décès dus à la chaleur.

Bien que nos modèles surestiment généralement le nombre de décès en été, pourquoi le nombre de décès a-t-il été sous-estimé en 2003? On peut noter dans la Figure 2.5 que le nombre moyen de décès pour l'Indice de Chaleur (IC) le plus élevé rapporté pendant la période 1991-2003 est significativement plus important que toutes les valeurs d'IC. Cela peut être en partie dû au faible nombre de jours avec des valeurs aussi élevées d'IC, mais cela peut également indiquer une augmentation brutale de la mortalité lorsqu'une valeur critique de l'IC est dépassée.

Pour mettre cela en évidence, nous explorons la relation entre l'Indice de Chaleur et le nombre de décès dans la région Sud du Brésil (Região Sul do Brasil), entre 1998 et 2017 (Figure 2.6). Cette période est divisée en deux (1998-2007 et 2008-2017). Le nombre de décès a été cal-

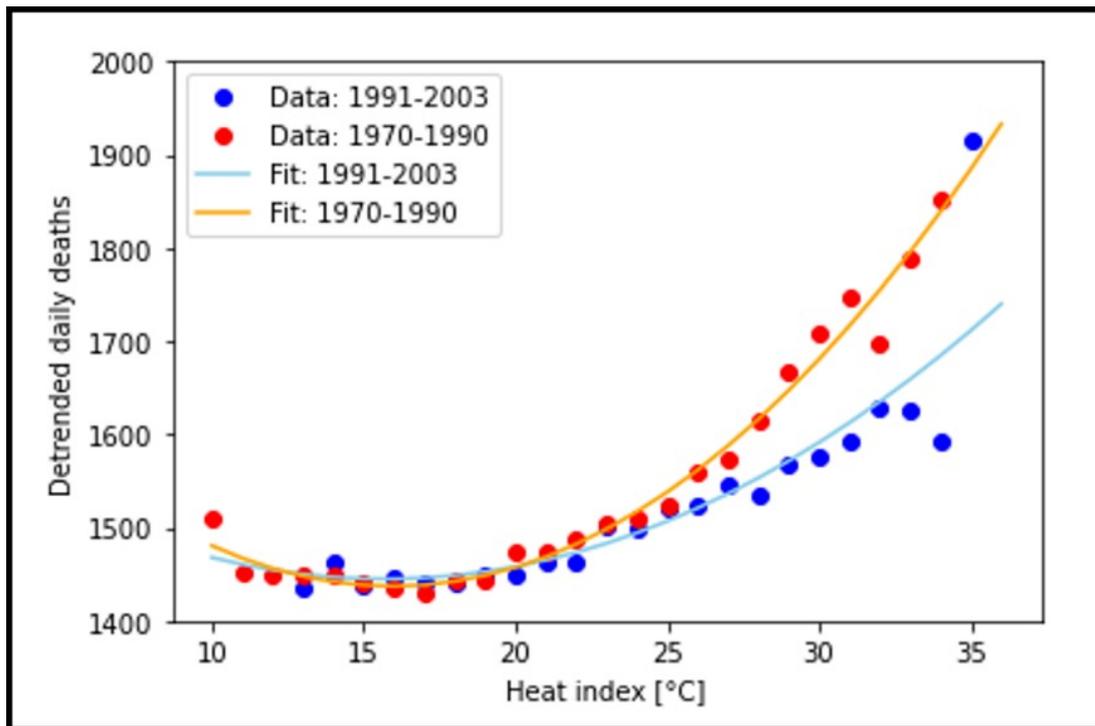


Figure 2.5. Évolution du nombre moyen de décès quotidiens en fonction de l'indice de chaleur (intervalles de 1°C) en France, chaque jour pour les mois d'été de 1970 à 1990 (rouge) et de 1991 à 2003 (bleu). Les points sont les données observées, et les courbes sont les modèles calibrés (polynômes du 2^e ordre).

culé à partir des données obtenues auprès de l'Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Au cours de la première période, le nombre de décès augmente avec l'Indice de Chaleur (Figure 2.6). Nous trouvons une relation similaire entre les deux variables au cours de la deuxième période également, mais il y a un nouveau phénomène : au-delà d'environ 45°C, le nombre de décès augmente fortement (Figure 2.6). Les valeurs les plus élevées de l'indice de chaleur au cours de la deuxième période dépassent toutes les valeurs observées pendant la première période, ce qui suggère qu'il s'agit en effet d'un nouveau type de phénomène. Par conséquent, une interprétation possible est que la région est entrée dans un régime de températures auquel elle n'était pas adaptée, entraînant une forte augmentation des décès. Cette interprétation serait similaire à celle du grand nombre de décès enregistrés lors de la canicule de 2003 en France et dans d'autres parties de l'Europe occidentale. Cependant, les valeurs quotidiennes de l'indice de chaleur enregistrées en France pendant la canicule de 2003 n'ont même pas atteint en moyenne 40°C, et n'auraient donc pas posé de problèmes substantiels dans la région Sud du Brésil.

Ces résultats mettent en lumière deux aspects importants. Premièrement, l'impact de la chaleur sur la mortalité dépend fortement de la localisation. Deuxièmement, au-delà de certaines valeurs critiques spécifiques à chaque lieu des indicateurs de chaleur, le nombre de décès peut augmenter brusquement. Ces aspects ont déjà été discutés dans la littérature scientifique auparavant (e.g. [Gasparrini et al., 2015a](#)), mais il est important de considérer leurs impli-

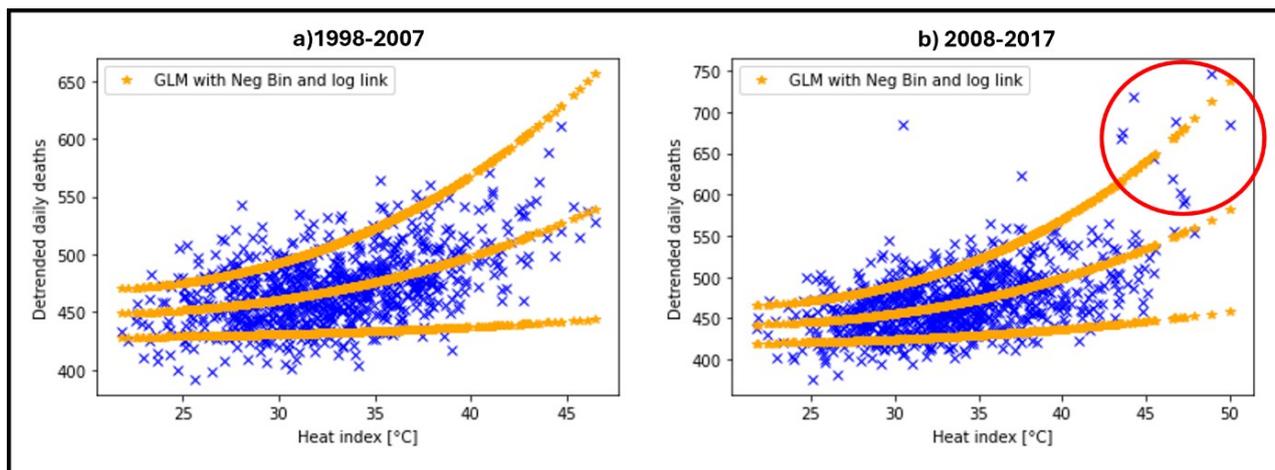


Figure 2.6. Modèle linéaire généralisé (GLM) stochastique, distribution binomiale négative avec lien logarithmique, (orange). Les courbes centrales oranges donnent la meilleure estimation et les bornes supérieures et inférieures de l'intervalle de confiance. En bleu le nombre déterministe de décès quotidiens au sud du Brésil en sus de la tendance. Tous vs l'Indice de Chaleur moyen pour la même région, chaque jour durant les mois d'été, de 1998 à 2007 (panneau a) et 2008-2017 (panneau b). L'Indice de Chaleur provient des données ERA5 et le nombre de décès quotidiens en sus de la tendance provient de l'IBGE (Brazilian National Institute of Statistics).

cations lorsqu'on souhaite modéliser des projections futures de la mortalité liée à la chaleur. La présence de valeurs seuils inconnues de chaleur qui pourraient entraîner une augmentation brutale de la mortalité est particulièrement inquiétante, en raison de ses implications pour les êtres humains et parce qu'il est impossible de les capturer avec un modèle basé sur les données. La Figure 2.5 peut nous aider à illustrer l'ampleur des décès en excès qui peuvent survenir dans ces cas : la valeur aberrante avec un nombre élevé de décès pour un indice de chaleur d'environ 31°C pour la période de 2008 à 2017 a été causée par un incendie qui a tué plus de 240 personnes (l'incendie de la discothèque Kiss), et cette valeur est comparable au nombre de décès quotidiens en excès pour de grandes valeurs de l'indice de chaleur. Mais même en l'absence de tels cas extrêmes, il est important de rappeler que le nombre de décès quotidiens augmente considérablement avec la chaleur. Par conséquent, l'approche de modélisation présentée prend toujours en compte la plupart des décès liés à la chaleur dans de nombreux cas, car les cas de chaleur extrême sont relativement rares. Ainsi, l'approche de modélisation présentée est adéquate pour modéliser l'augmentation statistique future de la mortalité due au réchauffement climatique.

2.3. Prévisions de vagues de chaleur

Dans les sections précédentes, nous avons vu plusieurs facteurs importants pour modéliser la mortalité induite par la chaleur ainsi que deux modèles simples conçus pour traduire les valeurs de l'Indice de Chaleur en mortalité. Pour projeter le nombre futur de décès quotidiens,

il faut également prendre en compte les projections de la vulnérabilité de la population et de l'exposition à la chaleur. Dans cette sous-section, nous nous concentrons sur les projections de la chaleur et donc du climat, tandis que les projections de la vulnérabilité seront discutées dans de futurs travaux.

Les projections climatiques de pointe sont réalisées avec les modèles dits "systèmes-Terre" (Flato, 2011). Ils consistent en un modèle de circulation générale de l'atmosphère couplé à un modèle de circulation générale de l'océan, ainsi qu'aux surfaces de glace de mer et de terres émergées. Ces modèles de circulation générale sont construits sur des principes physiques. Ils modélisent les équations du mouvement et d'autres processus physiques pertinents, tels que les changements de phase ou le rayonnement. Étant donné que les équations de base, qui sont généralement des équations différentielles, n'ont pas de solutions analytiques, elles doivent être résolues avec des méthodes dites numériques. À cette fin, le système Terre est représenté sur une grille, chaque cellule de la grille ayant une valeur pour les variables pertinentes telles que la température (Figure 2.7). Les ordinateurs sont ensuite utilisés pour résoudre les équations résultantes en avançant dans le temps à partir d'un état initial. Les processus pertinents qui se produisent à des échelles spatiales plus fines que la grille du modèle sont représentés par des sous-modèles appelés paramétrisations. Des exemples de processus souvent traités de cette manière incluent les processus radiatifs, les changements de phase tels que la condensation et les échanges turbulents entre la surface et l'atmosphère. En général, plus la résolution de la grille d'un modèle est fine, moins il est nécessaire de modéliser les processus pertinents avec des sous-modèles. Mais des grilles plus fines impliquent également plus de cellules de grille, nécessitant ainsi beaucoup plus de puissance de calcul. Par conséquent, les processus représentés par des sous-modèles tendent à être les mêmes dans la plupart des modèles climatiques. Cependant, les sous-modèles eux-mêmes diffèrent entre les modèles et constituent une source majeure de différences entre les modèles.

Les simulations climatiques sont réalisées en fournissant au modèle un état initial ainsi que des conditions aux limites telles que l'insolation, la topographie, la bathymétrie, des aspects de la composition atmosphérique et l'évolution de l'insolation, puis en laissant le modèle climatique avancer dans le temps. Contrairement aux prévisions météorologiques, les simulations climatiques n'ont pas pour objectif de prédire les futurs motifs météorologiques exacts au bon moment et au bon endroit. Elles doivent plutôt représenter correctement les propriétés statistiques du système terrestre, telles que la température moyenne à Lyon, la fréquence correcte des tempêtes en Bretagne ou la variabilité interannuelle des précipitations à Nice. Par conséquent, même si les simulations climatiques représentent une évolution réaliste des motifs météorologiques pour représenter le climat, ces motifs ne doivent pas nécessairement se produire simultanément avec les événements réels. Par exemple, les simulations climatiques réalistes doivent représenter un nombre réaliste de vagues de chaleur extrêmes sur une période donnée, mais il n'est pas attendu qu'elles placent une vague de chaleur extrême sur l'Europe de l'Ouest en 2003. Cela s'explique par le fait que le climat est défini comme les propriétés statistiques du système terrestre (dans des conditions climatiques stables).

La description et la connaissance du climat sont très utiles, puisque les motifs météorologiques ne peuvent pas être prédits loin dans le futur en raison de la nature chaotique de l'atmosphère. Cependant, une description statistique est possible pour des conditions aux li-

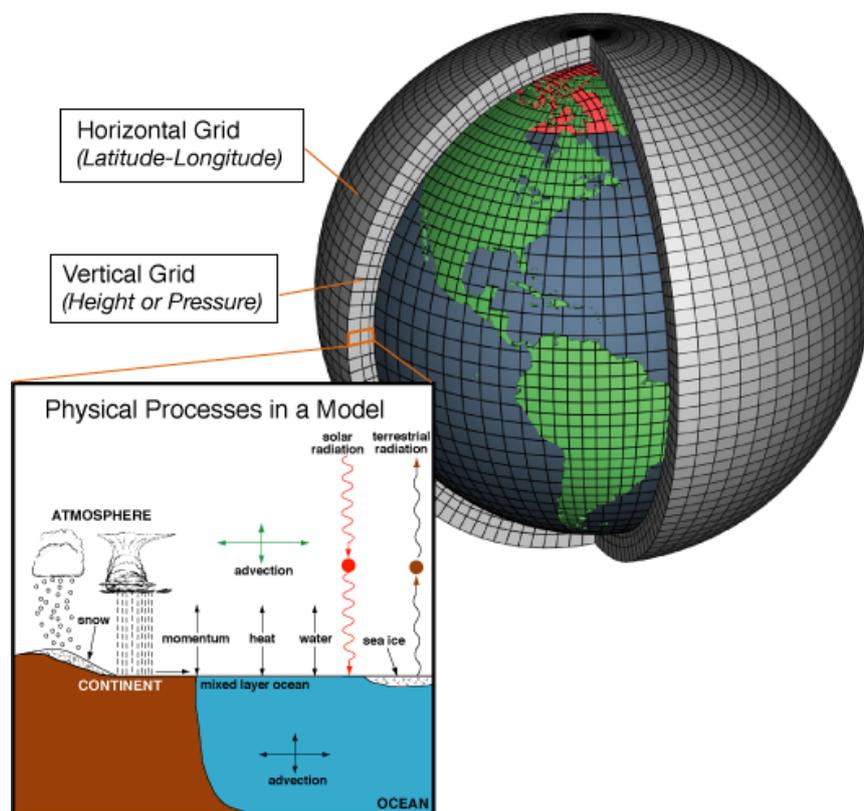


Figure 2.7. Schéma d'une composante atmosphérique d'un modèle de climat à mailles et exemples de processus physiques.

Source : https://celebrating200years.noaa.gov/breakthroughs/climate_model/modeling_schematic.html.

mites suffisamment stables et des échelles de temps appropriées. Cela est dû aux contraintes énergétiques et dynamiques sur le système terrestre qui empêchent les changements majeurs à long terme pour des conditions aux limites stables. En revanche, les changements des conditions aux limites, tels que les variations des concentrations de CO₂, obligent le système terrestre à réagir à ces nouvelles contraintes et induisent ainsi des changements climatiques.

Les échelles de temps typiques pour l'analyse climatique sont de 20 à 30 ans. En principe, plus les échelles de temps sont longues, plus les statistiques sont robustes, mais il est souvent plus pratique d'utiliser ces échelles de temps intermédiaires de 20 à 30 ans. Ces échelles de temps limitent la quantité de données requises pour l'analyse tout en permettant un nombre suffisant d'occurrences de nombreux événements climatiques principaux, tels que les cycles annuels ou les oscillations ENSO (El Niño - oscillation australe).

Le changement climatique en cours est quasiment certain d'être causé par l'augmentation des concentrations de gaz à effet de serre due aux émissions anthropiques, qui constituent un changement des conditions aux limites (Masson-Delmotte et al., 2021). Les gaz à effet de serre réduisent l'émission de rayonnement thermique de la surface terrestre et de la basse atmosphère vers l'espace, conduisant à une accumulation d'énergie à la surface et donc à un

réchauffement de cette dernière. Par conséquent, pour obtenir des projections climatiques adéquates du réchauffement futur et du changement climatique, il est nécessaire de faire des hypothèses sur les futurs scénarios d'émissions de gaz à effet de serre. Les scénarios de changement climatique les plus couramment utilisés sont les Representative Concentration Pathways (RCP) (RCP, [Meinshausen et al., 2011](#)) et les Shared Socioeconomic Pathways (SSP) (SSP, [Meinshausen et al., 2019](#)). Ces deux scénarios modélisent une narration des développements économiques, sociaux, politiques et technologiques futurs qui conduisent à différentes trajectoires futures des émissions de gaz à effet de serre. Ces trajectoires d'émissions futures sont ensuite fournies aux modèles climatiques pour des projections du réchauffement futur. La principale source des projections climatiques de pointe, qui sont des simulations climatiques du futur, est le Coupled Model Intercomparison Project (CMIP). Il regroupe les simulations climatiques du futur de la plupart des centres de modélisation climatique du monde, suivant une approche méthodologique rigoureuse basée sur des scénarios. Pour la dernière phase, le CMIP6 ([Eyring et al., 2016](#)), les scénarios SSP ont été utilisés et pour son prédécesseur, le CMIP5 ([Taylor et al., 2012](#)), les scénarios RCP ont été utilisés. Une grande quantité de données de simulations climatiques générées dans le cadre du CMIP est librement et publiquement disponible (une inscription peut être nécessaire en fonction du cadre de données exact) et ce sont les données que nous utilisons.

Les simulations climatiques fournissent une large gamme de variables climatiques possibles, y compris toutes les variables nécessaires pour caractériser la chaleur : température, humidité, rayonnement (lumière solaire et rayonnement thermique des structures environnantes) et vent. Pour l'Indice de Chaleur, nous n'avons besoin que de la température et de l'humidité, qui sont toutes deux largement disponibles dans les dépôts CMIP. Avec l'aide des projections climatiques, nous pouvons donc projeter l'indice de chaleur futur dans différents scénarios d'émissions et pour divers modèles climatiques.

Avant de nous tourner vers les projections de la mortalité future basées sur les projections de la chaleur future, il convient de traiter brièvement les incertitudes des projections climatiques futures. Ces incertitudes font partie intégrante des projections climatiques et doivent toujours être prises en compte dans le discours scientifique sur le climat futur. Les incertitudes ont trois sources principales : les incertitudes sur les futures concentrations de gaz à effet de serre, les incertitudes provenant des modèles climatiques et les incertitudes provenant des différences dans l'état initial des simulations climatiques (Figure 2.8).

Les incertitudes liées aux concentrations futures de gaz à effet de serre sont prises en compte avec l'approche par scénarios (RCP, SSP) qui conduit à une gamme de trajectoires différentes de gaz à effet de serre et donc de changements climatiques.

Enfin, les incertitudes dues aux différences entre les modèles climatiques et aux différences dans l'état initial des simulations climatiques sont traitées en analysant ce que l'on appelle des ensembles de simulations. Au lieu d'utiliser uniquement les résultats d'une seule simulation climatique par scénario d'émissions de gaz à effet de serre, plusieurs simulations (appelées ensembles) avec différents modèles et différents états initiaux sont utilisées. Cela crée une gamme de résultats futurs possibles qui peuvent ensuite être interprétés comme une incertitude supplémentaire. Cela permet également de résoudre un autre problème lié à l'étude du

Cascade of uncertainties in climate projections

Different sources of uncertainty dominate the total uncertainty in projections for different variables, regions and time periods

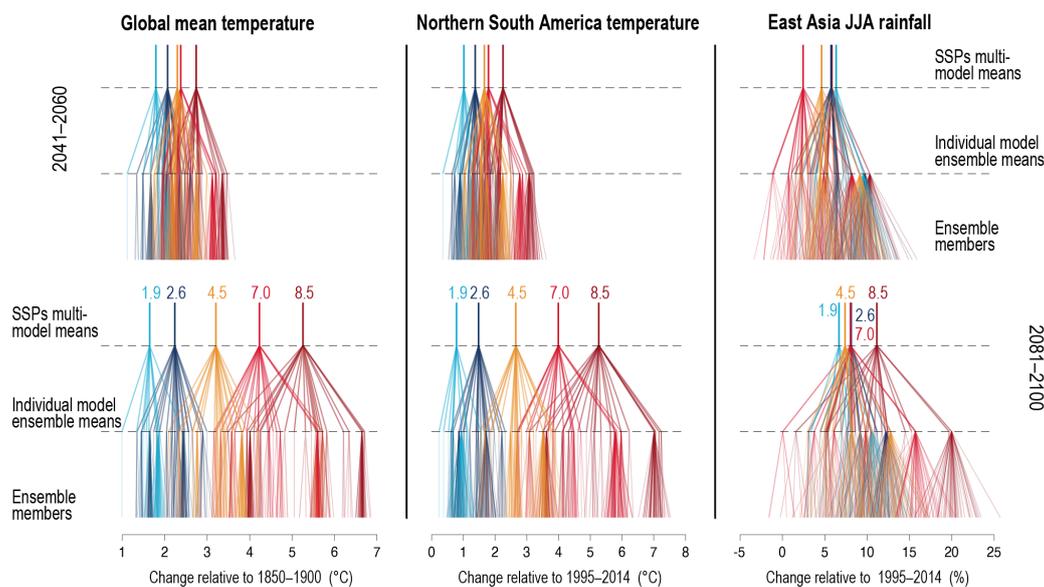


Figure 2.8. Cascade d'incertitudes dans les projections climatiques CMIP6. La première séparation de lignes vient de la différence dans les scénarios d'émission, la seconde provient des différences entre modèles, et la dernière des différences entre états initiaux des modèles.

Source : [Chen et al. \(2021\)](#).

changement climatique : le climat est généralement caractérisé sur une période de 20 à 30 ans, mais pendant le changement climatique, le climat n'est pas stable sur de telles périodes prolongées. L'utilisation de plusieurs simulations nous permet de multiplier le nombre d'années de simulation sur une période de temps donnée et même avec seulement 5 simulations, nous pouvons déjà obtenir vingt ans de simulation pour n'importe quelle période de 4 ans.

Le prochain chapitre approfondira davantage la relation entre les vagues de chaleur et la mortalité en France.

3

Étude de cas actuarielle : quantification de l'impact des vagues de chaleur sur la mortalité

Les impacts du changement climatique sont vastes et affectent divers aspects de l'environnement, de la société et de l'économie. Ces dernières années, la fréquence et l'intensité des vagues de chaleur et des vagues de froid, ainsi que leur impact sur la mortalité humaine, ont fait du changement climatique un sujet brûlant pour les grandes puissances mondiales. Selon des rapports récents de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), 3,6 milliards de personnes vivent déjà dans des zones très sensibles au changement climatique, et entre 2030 et 2050, il est prévu que le changement climatique cause environ 250 000 décès supplémentaires par an (dus à la sous-nutrition, au paludisme, et au stress thermique notamment). La question est de savoir si les êtres humains s'adapteront au changement climatique, ou si l'impact continuera de croître.

Dans ce chapitre, la relation entre les vagues de chaleur et la mortalité en France est étudiée. Nous visons d'abord à intégrer le scénario d'une forte surmortalité due à des températures exceptionnellement élevées (comme ce qu'il s'est passé en France en 2003, voir Figure 3.1). Ensuite, nous aimerions capturer l'impact du réchauffement climatique sur les taux de mortalité. Dans cette optique, nous développons un modèle stochastique qui permette de prédire l'impact global des vagues de chaleur sur la mortalité.

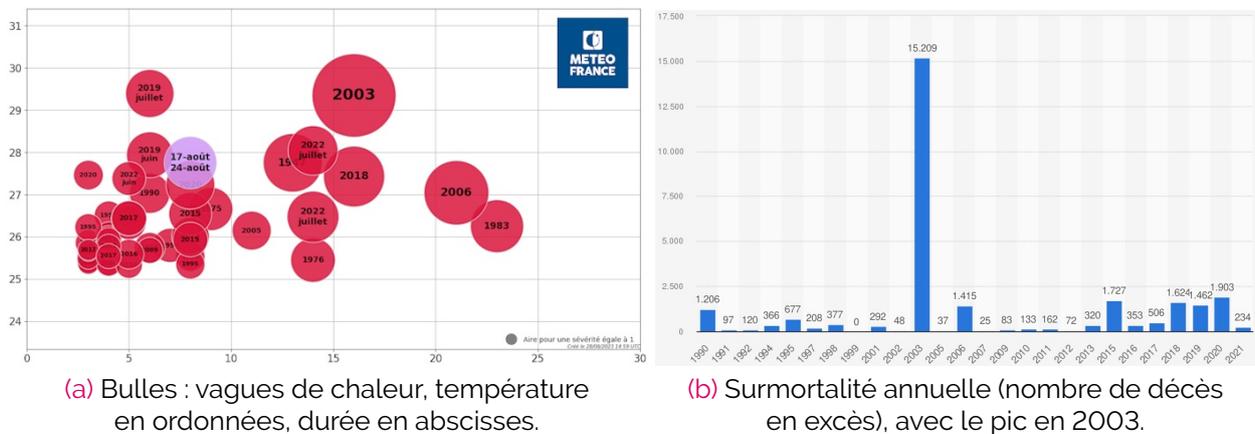


Figure 3.1. Surmortalité due aux vagues de chaleur (ex. : France, 2003).

3.1. Les modèles de longévité, revue de littérature

Les modèles de longévité sont des outils statistiques utilisés pour prédire les taux de mortalité dans une population donnée. Ils peuvent être utilisés dans divers domaines, notamment l'assurance, la finance, la santé publique et la démographie, pour évaluer les risques et planifier des politiques publiques. Ces modèles prennent en compte divers facteurs, tels que l'âge, le sexe, les conditions de santé et les tendances historiques, pour estimer la probabilité de décès à différents moments de la vie.

Les premières constructions de tables de mortalité représentent l'étape fondatrice de la modélisation de la mortalité, remontant aux XVII^e et XVIII^e siècles. John Graunt, statisticien anglais, est souvent crédité d'avoir produit l'une des premières tables de mortalité dans son œuvre "Observations naturelles et politiques faites sur les comptes de mortalité" (Graunt, 1662). En utilisant des données des registres paroissiaux de Londres, Graunt a présenté des taux de mortalité spécifiques à l'âge et des estimations de l'espérance de vie, posant ainsi les bases de l'analyse démographique.

Halley (1693), mieux connu pour le calcul de l'orbite de la comète de Halley, a ensuite fait progresser l'analyse de la mortalité en construisant des tables de mortalité basées sur les données de Breslau, un ensemble d'enregistrements de mortalité de la ville de Breslau (aujourd'hui Wrocław, Pologne). Le travail de Halley a contribué au développement de la science actuarielle et a permis de comprendre les schémas de mortalité. Ces premières constructions de tables de mortalité ont été des efforts pionniers dans la quantification des schémas de mortalité et l'estimation de l'espérance de vie, basés sur des données empiriques. Cela a posé les bases du développement de modèles de mortalité plus sophistiqués au cours des siècles suivants.

Cette première vague de travaux a conduit aux modèles de mortalité traditionnels. Ceux-ci se réfèrent à des cadres mathématiques utilisés pour décrire et prévoir les schémas de mortalité, basés sur des données historiques. Voici les trois approches traditionnelles clés :

1. Le **modèle de Gompertz** (proposé par Gompertz, 1825) : il décrit une augmentation exponentielle des taux de mortalité avec l'âge, et est largement utilisé pour décrire les schémas de mortalité chez les adultes. Ce modèle se caractérise par sa simplicité et son efficacité pour capturer les tendances de mortalité spécifiques à l'âge.
2. Le **modèle de Makeham** : introduit par Makeham (1825), il étend le modèle de Gompertz en ajoutant un terme constant pour tenir compte de facteurs extrinsèques tels que les accidents et les maladies non liées au vieillissement. Ce modèle est souvent utilisé en conjonction avec le modèle de Gompertz pour fournir une description plus complète des schémas de mortalité.
3. Le **modèle de Heligman-Pollard** : développé par Heligman and Pollard (1980), c'est un modèle de mortalité à deux paramètres qui fournit un ajustement flexible et précis aux taux de mortalité spécifiques à l'âge. Ce modèle a été largement utilisé dans les prévisions de mortalité et les applications actuarielles.

Ces modèles de mortalité traditionnels fournissent un cadre pour comprendre et analyser les

schémas de mortalité basés sur les taux de mortalité spécifiques à l'âge.

Ensuite, la prochaine vague de modèles de mortalité a commencé au début des années 1990 avec les modèles de prévision de la mortalité, également appelés modèles de longévité. Ces modèles sont des outils essentiels pour projeter les taux de mortalité futurs et l'espérance de vie, fournissant des informations précieuses pour les applications actuarielles, financières et de santé publique. Le modèle de longévité stochastique le plus populaire, l'approche Lee-Carter (LC), a été proposé pour la première fois par [Lee and Carter \(1992\)](#). Ce modèle offre une approche simple mais efficace pour décomposer les taux de mortalité spécifiques à l'âge en deux composantes principales : les effets de l'âge et les effets de la période. Il suppose que le logarithme des taux de mortalité spécifiques à l'âge est expliqué par une combinaison linéaire d'un paramètre spécifique à l'âge α_x et du produit d'un paramètre spécifique à l'âge β_x et d'un composant spécifique à la période κ_t , ce qui est cohérent avec les tendances observées dans la Figure 3.2 (les taux de mortalité diminuent au fil du temps en raison des progrès médicaux ou d'autres facteurs, quel que soit l'âge).

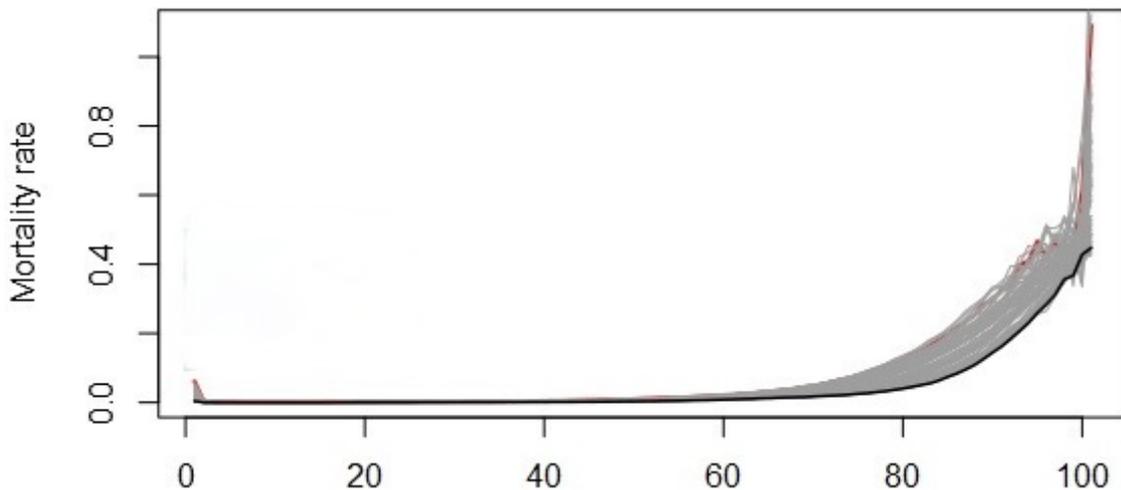


Figure 3.2. Relation exponentielle entre mortalité et âge, avec amélioration des taux de mortalité dans le temps (1950 : - , de 1951 à 2018 : -, 2019 : -).

Le modèle LC est défini par

$$\ln(m_{x,t}) = \alpha_x + \beta_x \kappa_t + \varepsilon_{x,t}$$

où

- $m_{x,t} = \frac{D_{x,t}}{E_{x,t}}$ représente le taux de mortalité central à l'âge x l'année t . $D_{x,t}$ représente le nombre de personnes d'âge x mortes l'année t , et $E_{x,t}$ l'exposition au risque de décès à l'âge x l'année t ,
- α_x est la dynamique générale des taux de mortalité en fonction de l'âge,
- κ_t capture l'amélioration de la mortalité dans le temps,
- β_x représente la modulation de cette amélioration en fonction de l'âge,

- $\varepsilon_{x,t}$ est l'erreur, ou résidus issus de fluctuations aléatoires (souvent définis comme des réalisations indépendantes et identiquement distribuées d'une loi gaussienne).

Dans le travail de [Lee and Carter \(1992\)](#), les paramètres du modèle $(\alpha_x, \beta_x, \kappa_t)$ sont estimés à l'aide de données historiques sur la mortalité grâce à une décomposition en valeurs singulières (SVD), et la composante temporelle κ_t est ajustée à l'aide d'une composante autorégressive ou d'une marche aléatoire (avec dérive).

Au fil des ans, le modèle LC a été étendu et modifié pour répondre à diverses problématiques. Les extensions comprennent l'ajout d'une amélioration spécifique à certaines tranches d'âge ([Renshaw and Haberman, 2003](#)), l'incorporation d'effets cohorte ([Renshaw and Haberman, 2006](#)), l'introduction de composantes stochastiques pour tenir compte de l'incertitude et le raffinement du cadre de modélisation pour améliorer la précision et la robustesse ([Cairns et al., 2006](#); [Currie, 2006](#)). Pour plus de détails et de compréhension sur la littérature de ces modèles, voir [Cairns et al. \(2008, 2011\)](#). Après ces modèles stochastiques est apparu le modèle de [Plat \(2009\)](#) :

$$\ln(m_{x,t}) = \alpha_x + \kappa_t^{(1)} + (\bar{x} - x)\kappa_t^{(2)} + (\bar{x} - x)^+\kappa_t^{(3)} + \gamma_{t-x} + \varepsilon_{x,t}$$

où $(\bar{x} - x)^+$ représente la partie positive de la différence entre la valeur moyenne \bar{x} et l'âge spécifique x , définie comme $\max(\bar{x} - x, 0)$. Le facteur $\kappa_t^{(1)}$ représente les changements dans le niveau de mortalité pour tous les âges. Le terme avec le coefficient $\kappa_t^{(2)}$ permet aux changements de mortalité de varier entre les âges, pour refléter l'observation historique que les taux d'amélioration peuvent différer pour différentes classes d'âge, et $\kappa_t^{(3)}$ est ajouté pour capturer la différence observée dans la dynamique des taux de mortalité chez les jeunes âges (jusqu'à 40/50 ans) dans les données historiques. Enfin, γ_{t-x} capture l'effet cohorte comme dans [Currie \(2006\)](#) et [Cairns et al. \(2007\)](#). Ce modèle combine les avantages du modèle de Lee-Carter et de ses diverses extensions, tout en éliminant leurs inconvénients.

Plus tard, [O'Hare and Li \(2012\)](#) ont constaté que le coefficient d'âge linéaire du facteur $\kappa_t^{(3)}$ utilisé pour capturer la différence observée dans la dynamique des taux de mortalité était insuffisant et qu'un terme quadratique supplémentaire devait être ajouté. Cela a donné lieu à

$$\ln(m_{x,t}) = \alpha_x + \kappa_t^{(1)} + (\bar{x} - x)\kappa_t^{(2)} + [(\bar{x} - x)^+ + [(\bar{x} - x)^+]^2]\kappa_t^{(3)} + \gamma_{t-x} + \varepsilon_{x,t}.$$

Dans leur article, le modèle est adapté aux données des différents pays considérés et conserve les avantages des différents modèles stochastiques précédents.

Il convient de noter qu'en dehors de la méthode de décomposition en valeurs singulières (SVD) utilisée dans l'article de Lee-Carter, plusieurs autres approches statistiques basées sur des hypothèses probabilistes ont été développées pour estimer les paramètres de ces modèles. Par exemple, dans [Brouhns et al. \(2002\)](#), les auteurs supposent que le nombre de décès suit une distribution de Poisson (voir également [Currie \(2016\)](#)), où une approche basée sur les modèles linéaires généralisés (GLM) est développée en détail pour le modèle de Lee-Carter et ses extensions).

Aucun de ces modèles n'a incorporé un facteur exogène lié au réchauffement climatique pour tenter d'expliquer et de prédire les tendances de la mortalité à l'avenir. [Seklecka et al. \(2017\)](#)

proposent donc un modèle qui intègre un coefficient lié aux effets de la température comme un proxy du changement climatique. Pour expliquer l'évolution des taux de mortalité en fonction de la température, ce modèle est défini comme suit :

$$\ln(m_{x,t}) = \alpha_x + \kappa_t^{(1)} + (\bar{x} - x)\kappa_t^{(2)} + (\bar{x} - x)^+ \kappa_t^{(3)} + [(a - x)^+ + ct_x(x - a)^+]^2 \kappa_t^{(4)} + \gamma_{t-x} + \varepsilon_{x,t}$$

où ct_x représente le coefficient de corrélation de Pearson entre les températures et les taux de mortalité, a représente la plage d'âge à laquelle ce coefficient commence à devenir plus fort et plus stable, et le facteur dépendant du temps $\kappa_t^{(4)}$ est conçu pour capturer certains des effets non linéaires et de la température. Cependant, bien que cette approche intègre un terme lié à la température, elle souffre de problèmes cruciaux. En particulier, l'ampleur des vagues de chaleur ne peut pas être prise en compte, et le coefficient de corrélation de Pearson estimé est négatif (puisque l'effet de l'amélioration de la mortalité au fil du temps l'emporte sur l'effet des températures plus élevées à certains moments). En pratique, une propriété souhaitable de la modélisation serait l'augmentation des taux de mortalité lorsque les températures augmentent significativement.

3.2. Retour sur la relation entre température et mortalité

Afin de remettre en question la relation bien connue existant entre la température et les taux de mortalité, nous avons utilisé des données open source. Décrivons donc d'abord ces données.

3.2.1. Données de mortalité

Nous utilisons deux bases de données pour la mortalité : la base de données *Human Mortality Database* (HMD) et la base de données *Short-term Mortality Fluctuations* (STMF).

La HMD fournit des informations détaillées sur la mortalité dans plusieurs pays. Dans notre étude, nous considérons les données sur les décès observés en France, chaque année de 1980 à 2019, et pour chaque tranche d'âge de 20 à 85 ans et plus. Une limitation de cette base de données est que les données ne sont disponibles qu'annuellement, alors que les décomptes de décès hebdomadaires ou même quotidiens sont les moyens les plus objectifs et comparables pour évaluer l'ampleur des augmentations de la mortalité à court terme entre les pays et au fil du temps. En réponse à la pandémie de COVID-19, l'équipe de la HMD a décidé de créer une nouvelle ressource de données : l'ensemble de données STMF. Grâce à cette base de données, nous disposons désormais de données hebdomadaires sur les décès de la population française, par sexe et par groupe d'âge : 0-14, 15-64, 65-74, 75-84 et 85 ans et plus. Ces informations datent de l'année 2000 à la semaine complétée la plus récente de l'année en cours. Nous verrons que ces données seront utiles pour étudier la corrélation entre la température et la mortalité. Dans notre étude, la base de données sur la mortalité de la HMD est divisée en deux sous-ensembles : 1980-2011 comme données d'entraînement et 2012-2019 comme période de test.

3.2.2. Données de température

Les vagues de chaleur correspondent à des températures anormalement élevées, observées pendant plusieurs jours consécutifs. Cependant, il n'existe pas de définition universelle du phénomène : les niveaux de température et la durée de l'épisode utilisés pour caractériser une vague de chaleur varient d'une région du monde à l'autre et d'une zone à l'autre (caractérisation climatologique, activité de recherche, vigilance météorologique). En France, une vague de chaleur est définie par des critères statistiques précis, qui dépendent de l'indice national de chaleur. L'indice national de chaleur est défini comme la température quotidienne moyenne sur 30 stations météorologiques françaises (Nice, Marseille, Caen, Cognac, Bastia, Dijon, Besançon, Montélimar, Brest, Nîmes, Toulouse, Bordeaux, Rennes, Châteauroux, Nantes, Orléans, Agen, Reims, Nancy, Nevers, Lille, Clermont-Ferrand, Pau, Perpignan, Strasbourg, Lyon, Le Mans, Bourg-Saint-Maurice, Paris, Poitiers). Selon Météo-France, une vague de chaleur est définie comme un phénomène dans lequel la valeur quotidienne de l'indicateur national de chaleur atteint ou dépasse 25,3°C et reste à 23,4°C ou plus pendant au moins trois jours. De plus, une vague de chaleur est un phénomène dans lequel un épisode de températures élevées est observé à la fois de jour et de nuit, avec des seuils spécifiques définis pour chaque département français. Compte tenu de cela, nous avons travaillé avec deux bases de données différentes.

La première base de données provient de l'Institut Goddard des études spatiales¹ (GISS), et la seconde du site web de Météo-France². GISS est un laboratoire de recherche américain spécialisé dans l'étude de l'atmosphère terrestre et des exoplanètes. En tant que tel, il est l'un des principaux acteurs de l'étude du réchauffement climatique. Grâce à la plateforme GISS, nous avons accès à des mesures de température moyenne sur une base mensuelle, et sur une profondeur d'observation allant de 1950 à nos jours, selon la station météorologique sélectionnée. Les problèmes rencontrés lors de l'extraction des données de cette plateforme résident dans la présence de données manquantes pour certaines plages horaires et pour certaines stations météorologiques. Il convient également de noter que sur les 30 stations définissant l'indicateur thermique, seules 14 sont disponibles sur cette plateforme. En fonction de ces contraintes, nous calculons l'indicateur thermique à partir des mesures de température prises dans les stations météorologiques des villes suivantes : Bordeaux, Brest, Dijon, Lyon, Marseille, Montélimar, Nancy, Nantes, Nice, Perpignan, Reims, Rennes, Strasbourg et Toulouse.

La deuxième base de données concerne les données d'observation des messages d'observation de surface internationale (SYNOP) circulant sur le Système mondial de télécommunications de l'Organisation météorologique mondiale (OMM). Les paramètres atmosphériques mesurés comprennent la température, l'humidité, la direction et la force du vent, la pression atmosphérique et la hauteur des précipitations, tandis que les paramètres observés comprennent la météo sensible, la description des nuages et la visibilité. Tous ces paramètres sont mesurés ou observés depuis la surface de la Terre. En fonction de l'instrumentation et des conditions locales, d'autres paramètres peuvent également être disponibles (hauteur de neige, conditions au sol, etc.). Ces données sont collectées toutes les trois heures à partir de

1. https://data.giss.nasa.gov/gistemp/station_data_v4_globe/

2. https://donneespubliques.meteofrance.fr/?fond=produit&id_produit=90&id_rubrique=32

plus de 60 stations en France métropolitaine et d'outre-mer, et sont disponibles à partir de janvier 1996 jusqu'à nos jours.

3.2.3. Le taux de mortalité comme fonction de la température

La température est connue pour avoir une relation en forme de U avec la mortalité. Les températures extrêmes, telles que les vagues de chaleur ou les vagues de froid, augmentent le risque de décès, en particulier parmi les populations vulnérables telles que les personnes âgées, les enfants et les personnes souffrant de problèmes de santé chroniques. Une étude représentative menée par [Fu et al. \(2018\)](#) sur la mortalité attribuable aux températures ambiantes chaudes et froides en Inde a révélé que la plupart des problèmes de santé liés à la température survenaient au-dessus de l'âge de 30 ans.

La mortalité due à toutes les causes médicales entre 30 et 69 ans présentait des risques excessifs à des températures modérément froides et chaudes. Le risque de mortalité le plus faible était à 30°C et augmentait fortement à des températures plus chaudes, avec un excès moyen de risque d'environ 9% pour chaque degré d'augmentation de la température de 35°C à 40°C. De même, le risque de mortalité médicale augmente avec la diminution des températures, avec un excès moyen de risque d'environ 3% pour chaque degré de diminution de la température de 30°C à 16°C, moment à partir duquel les courbes de risque s'infléchissent et diminuent.

Les risques de mortalité étaient similaires pour tous les âges et pour ceux de 70 ans et plus, mais avec des risques significatifs et plus élevés à des températures plus chaudes pour les personnes de 70 ans et plus. Des études similaires ont été menées pour la population chinoise ([Renjie et al., 2018](#)) et pour d'autres populations ([Gasparrini et al., 2015b](#)), avec des conclusions similaires. Les différences résident principalement dans les seuils à partir desquels une mortalité excessive est observée, en gardant à l'esprit que chaque population a sa propre capacité intrinsèque à s'adapter aux températures extrêmement chaudes ou froides (rappelons que cela a été discuté dans le chapitre 2).

Par la suite, pour évaluer la corrélation entre la mortalité et les vagues de chaleur, nous nous concentrons sur les périodes estivales (de juin à août) et définissons un ensemble de points $(x_i, y_i)_k$ où x_i représente le nombre de décès enregistrés, y_i la température maximale enregistrée, dans la i -ème semaine d'été à partir de la première année d'étude considérée, et k représente la tranche d'âge dans la base de données STMF. Nous effectuons ensuite un test de corrélation de Pearson ([Pearson, 1985](#)) pour sélectionner l'âge auquel les vagues de chaleur ont un impact sur la mortalité. De cette manière, nous établissons un lien entre les pics de mortalité et les pics de température.

Afin de décider d'un seuil à partir duquel les températures chaudes sont censées augmenter le risque de décès, nous devrions effectuer ce test pour chaque âge. En raison du manque de granularité dans les données, nous nous limitons à étudier des groupes d'âge. Les résultats du test de corrélation sont présentés dans le tableau 3.1. Le choix final pour le seuil lié à l'âge est de 65 ans, ce qui est également conforme à la littérature sur ce sujet.

	Hommes		Femmes	
	Coefficient	<i>p</i> -valeur	Coefficient	<i>p</i> -valeur
Tranche d'âge de 0 à 14 ans	0.087849	0.243595	0.023190	0.758646
de 15 à 64 ans	-0.019469	0.796446	0.091434	0.224810
de 65 à 74 ans	0.225189	0.002510	0.297935	5.3666e-05
de 75 à 84 ans	0.150618	0.044771	0.180854	0.015699
85 ans ou plus	0.149829	0.045915	0.246246	0.000922

Tableau 3.1. Test de Pearson pour la sélection d'un seuil sur l'âge. Corrélation positive significative entre la surmortalité et les températures élevées à partir de 65 ans, pour les femmes comme pour les hommes.

Il convient également de noter que les corrélations obtenues ici sont presque toutes positives, ce qui est cohérent avec le fait qu'une augmentation soudaine de la température doit nécessairement entraîner une augmentation de la mortalité et non l'inverse. Ceci doit donc être intégré dans la modélisation, à l'inverse du modèle SPO développé par [Seklecka et al. \(2019\)](#) dans lequel la corrélation apparaît négative.

3.3. Un nouveau modèle intégrant l'intensité des vagues de chaleur

3.3.1. Le modèle

Basé sur toutes ces études préliminaires, le nouveau modèle que nous proposons s'exprime comme suit :

$$\ln(m_{x,t}) = \alpha_x + \kappa_t^{(1)} + (\bar{x} - x)\kappa_t^{(2)} + (\bar{x} - x)^+\kappa_t^{(3)} + [(x_1 - x)^+ + c(x - x_2)^+]^2\kappa_t^{(4)} + [(x - a_c)^+][I_t - \bar{I}_t]^+\kappa_t^{(5)} + \gamma_{t-x} + \varepsilon_{x,t}. \quad [3.1]$$

Au départ, la construction du modèle était basée sur l'intégration d'un indicateur de vague de chaleur, égal à 1 si la température moyenne estivale dépassait le seuil défini par Météo-France, et 0 sinon. Les investigations menées selon cette approche ont conduit à un phénomène flagrant de surapprentissage, bien connu en statistique. Une autre limite était le faible nombre de vagues de chaleur observées dans les données historiques, ce qui impliquait un facteur $k_t^{(5)}$ avec un nombre insuffisant de points pour calibrer et faire des prévisions à l'aide de modèles ARIMA standards. Une alternative aurait été de baisser le seuil de Météo-France, mais le risque est de perdre la notion de vague de chaleur que nous essayons de capturer. Toutes ces analyses ont conduit à considérer une déviation par rapport à la température moyenne estivale afin de pouvoir quantifier l'impact des vagues de chaleur, ainsi que de prendre en compte l'ampleur de la vague de chaleur. En approfondissant le terme $[(a - x)^+ + ct_x(x - a)^+]^2$ par [Seklecka et al. \(2017\)](#), nous avons réalisé que ce dernier peut être modifié pour ne prendre en compte que la non-linéarité dans les données de mortalité. Dans cet esprit, nous pouvons séparer l'effet de la température des effets non linéaires.

Le modèle [3.1] conserve donc les mêmes caractéristiques que les modèles précédents, la seule différence étant l'ajout d'un nouveau terme pour contrôler l'impact de la température.

Les paramètres c , x_1 et x_2 sont considérés comme des hyperparamètres, choisis par validation croisée, après estimation des autres paramètres du modèle. Dans le deuxième terme ajouté, a_c représente l'âge auquel les humains deviennent vulnérables aux températures élevées. Selon l'analyse de corrélation précédente, nous fixons $a_c = 65$. Enfin, I_t représente la température moyenne sur la période estivale de l'année t (du 1^{er} juin jusqu'à la fin d'août), \bar{I}_t désigne la moyenne de I_t pour toutes les valeurs de t dans la période d'apprentissage, et la différence $(I_t - \bar{I}_t)^+$ quantifie l'ampleur de l'impact de la température sur la mortalité.

3.3.2. Estimation

Estimation des paramètres du modèle

Le premier paramètre α_x du modèle n'est pas tracé ici par souci de concision, mais est en accord avec l'aspect global de la courbe de mortalité en fonction de l'âge, voir Figure 3.2. En revanche, la Figure 3.3 fournit les illustrations des différentes séries temporelles intégrées dans notre modèle, ainsi que l'effet de cohorte ajusté.

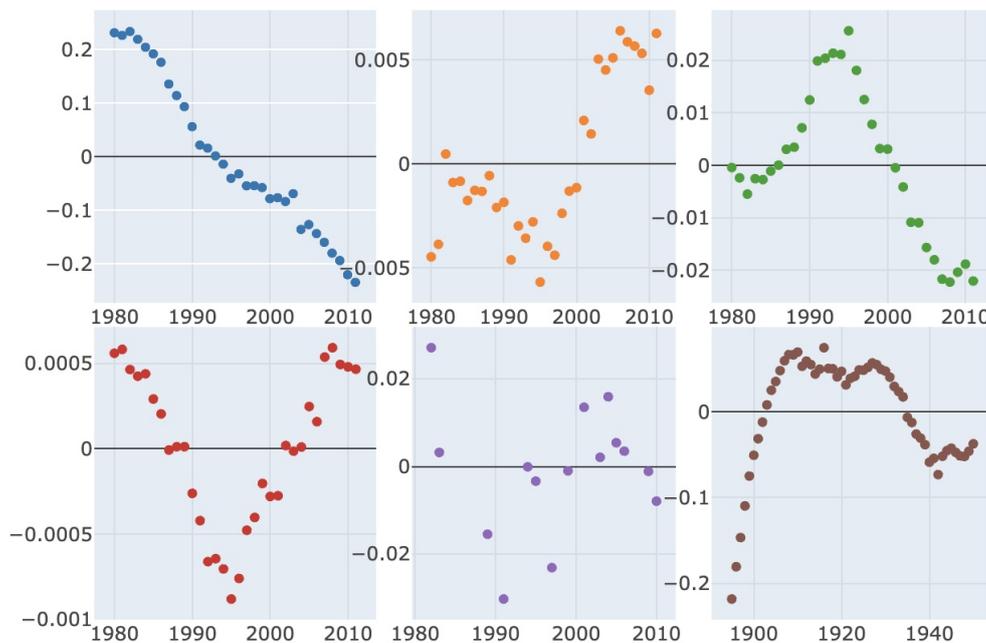


Figure 3.3. Estimation des facteurs basée sur des données pour les hommes en France, âgés de 20 to 85 ans, entre 1980 et 2011. Du coin haut gauche au bas à droite : $\kappa_t^{(1)}$, $\kappa_t^{(2)}$, $\kappa_t^{(3)}$, $\kappa_t^{(4)}$, $\kappa_t^{(5)}$, γ_{t-x} .

Les séries temporelles calibrées ainsi que les autres paramètres sont en accord avec les publications précédentes sur ce sujet, bien que notre modélisation intègre également l'effet des vagues de chaleur sur la mortalité. À ce stade, il n'est pas évident d'interpréter cet effet au fil du temps, ce qui dépend également de la capacité de la population à s'adapter aux conditions climatiques changeantes. En effet, la vulnérabilité des populations évolue elle aussi dans le temps.

Sélection des hyperparamètres du modèle

Pour évaluer la qualité d'ajustement du modèle et le comparer à d'autres modèles existants, nous pouvons utiliser des critères de sélection de modèle. Nous choisissons ici d'utiliser le pourcentage d'erreur moyenne en valeur absolue (MAPE), ainsi que le critère d'information bayésien (BIC). La formule du MAPE est intuitive :

$$MAPE = \frac{1}{XT} \sum_{x,t} \frac{|\hat{m}_{x,t} - m_{x,t}|}{m_{x,t}},$$

où $X = 66$ représente la dimension de la tranche d'âge considérée (de 20 à 85 ans) et $T = 32$ le nombre d'années de la période d'étude (1980-2011 pour la période d'apprentissage). En utilisant la définition de Cairns et al. (2006), le critère BIC est donné par

$$BIC = L(\psi) - \frac{p}{2} \ln(n),$$

où $L(\psi)$ est la log-vraisemblance du modèle en le paramètre estimé ψ dans le cadre probabiliste choisi, n est le nombre d'observations, et p est le nombre de paramètres estimés. Lorsqu'il est utilisé sur un échantillon de test, le MAPE évalue la capacité du modèle à projeter dans le futur les événements passés. Le critère BIC permet de trouver un compromis entre la qualité d'ajustement du modèle et sa complexité, en gardant à l'esprit que les meilleurs modèles statistiques sont suffisamment paramétrés pour tenir compte des effets principaux, mais ont une dimension limitée pour éviter le surapprentissage (surajustement). C'est le principe de parcimonie : plus le modèle est complexe, plus la perte de pouvoir prédictif peut être grande.

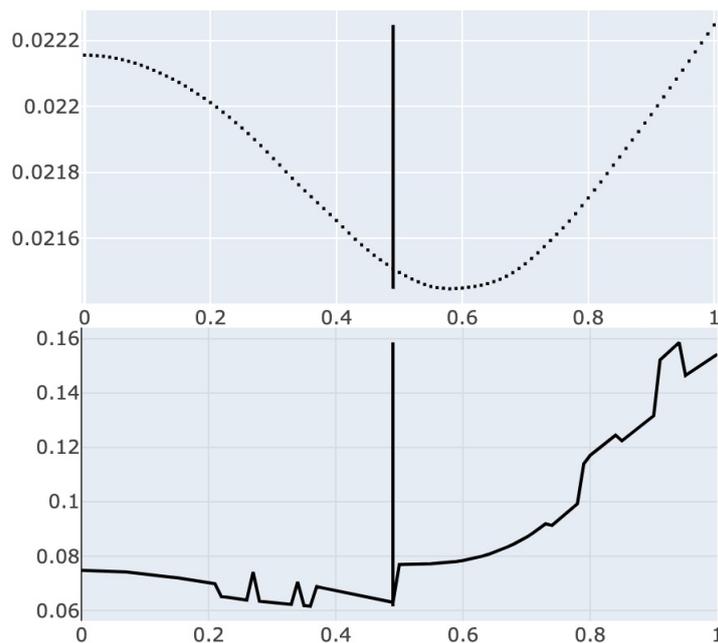


Figure 3.4. Graphique du MAPE. En haut pour les années 1980-2005, en bas pour les années 2006-2011, avec $x_1 = 50$ ans et $x_2 = 60$ ans (c variant de 0 à 1). Le choix optimal pour c est ici de 0,49.

Pour choisir les hyperparamètres optimaux c , x_1 et x_2 , nous divisons l'ensemble d'apprentissage (1980-2011) en deux parties (1980-2005 et 2006-2011) et recherchons les paramètres

c , x_1 et x_2 qui optimisent simultanément le MAPE sur ces deux sous-ensembles (une fois les autres paramètres calibrés sur la période 1980-2005). Choisissons $x_1 \in [45, 52]$, $x_2 \in [52, 60]$ et, sachant a priori que la non-linéarité est plus prononcée à des âges plus jeunes, prenons $c \in [0, 1]$. À titre illustratif, nous fixons $x_1 = 50$ ans et $x_2 = 60$ ans, et présentons la courbe du MAPE et le choix de c (voir Figure 3.4). Le choix final effectué après avoir testé toutes les valeurs de la grille pour ces hyperparamètres dans le cas des hommes et des femmes est présenté dans le Tableau 3.2.

	c	x_1	x_2	MAPE (1980-2005)	MAPE (2006-2011)
Hommes	0.54	45	60	2.16%	5.50%
Femmes	0	45	60	3.09%	11.71%

Tableau 3.2. Choix des hyperparamètres optimaux pour les deux sexes.

Pour revenir aux critères de sélection utilisés, les résultats de cette comparaison sont présentés dans le Tableau 3.3.

Modèle	MAPE Hommes	MAPE Femmes
Lee and Carter	4.87%	4.32%
Plat	3.15%	3.65%
O'Hare and Li	2.81%	3.61%
Seklecka et al.	2.63%	3.30%
Modèle proposé	2.52%	3.25%
	BIC Hommes	BIC Femmes
Lee and Carter	-16735.85	-12619.43
Plat	-13468.45	-12266.24
O'Hare and Li	-12958.99	-12331.3
Seklecka et al.	-12842.01	-12189.61
Modèle proposé	-12738.59	-12176.78

Tableau 3.3. Comparaison de la qualité d'adéquation des différents modèles sur l'échantillon d'apprentissage (1980-2011). Rappelons que le MAPE doit être minimisé, alors que le BIC doit être maximisé.

3.4. Prédiction de taux de mortalité par notre modèle

La prédiction consiste à générer des valeurs futures pour les séries temporelles du modèle $k_t^{(1)}$, $k_t^{(2)}$, $k_t^{(3)}$, $k_t^{(4)}$, $k_t^{(5)}$ ainsi que l'effet cohorte γ_{t-x} . Étant donné que les données sont disponibles jusqu'en 2020, nous considérons la période de 2012 à 2019 comme une période de test pour évaluer la performance de notre modèle (l'année 2020 étant exclue en raison de la pandémie de COVID-19).

Cette évaluation est réalisée en comparant le critère MAPE avec le modèle de Lee and Carter (1992) (qui sert de benchmark classique en modélisation stochastique de la mortalité) et avec le modèle de Seklecka et al. (2017) (seule extension de Lee and Carter intégrant un effet température). Les résultats sont rapportés dans le Tableau 3.4. Notre modèle [3.1] est géné-

Modèle	MAPE Hommes	MAPE Femmes
Lee and Carter	8.33%	10%
Seklecka et al.	10.95%	7.99%
Modèle proposé	8.01%	7.84%

Tableau 3.4. Pouvoir de généralisation en termes de MAPE sur l'échantillon test (2012-2019). MAPE doit être minimisée.

ralement mieux adapté aux données de test, tant pour les femmes que pour les hommes. Le pouvoir prédictif a ainsi été amélioré, en plus du fait que les vagues de chaleur donnent désormais lieu à un excès de mortalité pour la population plus âgée.

Puisque l'objectif ici est d'incorporer les impacts des vagues de chaleur dans les modèles de mortalité, il reste à vérifier si nos estimations et prévisions du taux de mortalité répondent à nos attentes. La Figure 3.5 montre une comparaison en 2003 des taux de mortalité réels, ceux estimés par notre modèle, et celui développé dans Seklecka et al. (2019), pour les âges de 75, 80 et 84 ans.

Les prévisions sont assez proches les unes des autres, sauf pour les personnes les plus âgées où notre modèle a tendance à surestimer le taux de mortalité observé. De plus, la Figure 3.6 montre une comparaison entre les taux de mortalité réels et les projections obtenues sur la période de test (2012 à 2019) pour les hommes âgés de 75 et 80 ans en utilisant notre modèle et celui de Seklecka et al. (2019). Comme on peut le voir, notre modèle [3.1] répond mieux au pic de chaleur de 2015 et se rapproche davantage de la tendance générale des taux de mor-

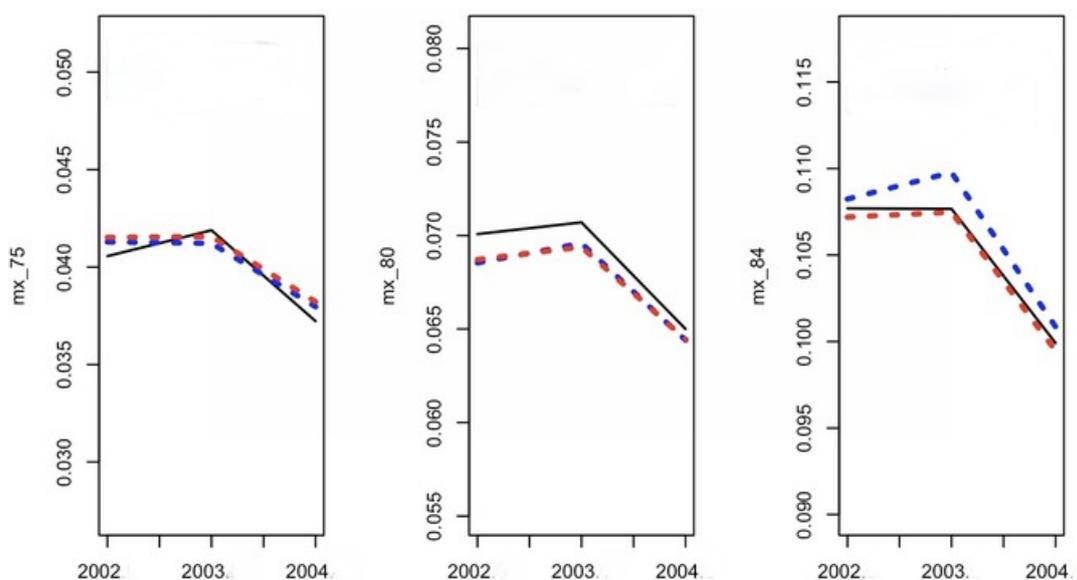


Figure 3.5. Taux de mortalité en 2003 en France à 75 ans, 80 ans et 84 ans (de gauche à droite). Observations (trait -), estimation par le modèle [3.1] (pointillé -) et par Seklecka et al. (2019) (pointillé -).

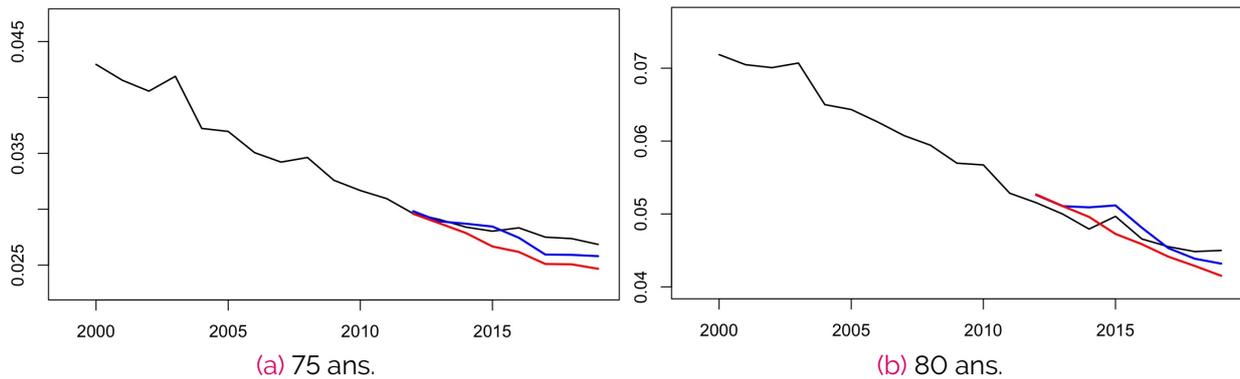


Figure 3.6. Taux de mortalité projeté pour les hommes entre 2012 et 2019 (— : modèle [3.1], - : modèle SPO, - : observé).

talité au cours de cette période de test.

Pour fournir des projections futures, il est nécessaire de prendre en compte différents scénarios climatiques qui permettent d'intégrer l'incertitude dans les prédictions de mortalité. Le nouveau modèle proposé [3.1] utilise la température moyenne estivale par année, ce qui signifie que la prévision pour les années futures nécessite la prévision des températures futures. Comme cette tâche n'est pas au coeur de notre travail, nous utilisons diverses projections de température de Météo-France; leur site Web DRIAS Climate Futures³ fournit des projections régionalisées pour la France de divers facteurs climatiques (température, vent, humidité, etc.) basées sur les différents scénarios RCP du 5^{me} rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC). Dans ce travail, des données de température projetées selon les scénarios RCP2.6, RCP4.5 et RCP8.5 étaient nécessaires, pour toutes les régions en France.

A titre d'illustration, nous nous concentrons sur le scénario RCP2.6, qui est le scénario le plus optimiste. Pour améliorer la robustesse des projections de notre modèle, nous construisons des intervalles de confiance par simulation pour différentes projections, en utilisant la deuxième méthode de simulation proposée par Renshaw and Haberman (2008). Dans notre cas, étant donné que le paramètre $\kappa_t^{(5)}$ n'a pas la même dimension que les autres séries temporelles $(\kappa_t^{(1)}, \dots, \kappa_t^{(4)})$, nous avons simulé 5 000 scénarios de marche aléatoire multivariée basés sur les estimations du vecteur $(\kappa_t^{(1)}, \kappa_t^{(2)}, \kappa_t^{(3)}, \kappa_t^{(4)})$, et 5 000 scénarios futurs basés sur les estimations ARIMA obtenues pour le paramètre $\kappa_t^{(5)}$. Une fois les scénarios obtenus, nous sommes revenus aux taux de mortalité pour produire des intervalles de confiance, disponibles dans les Figures 3.7 et 3.8.

3. <https://www.drias-climat.fr/>

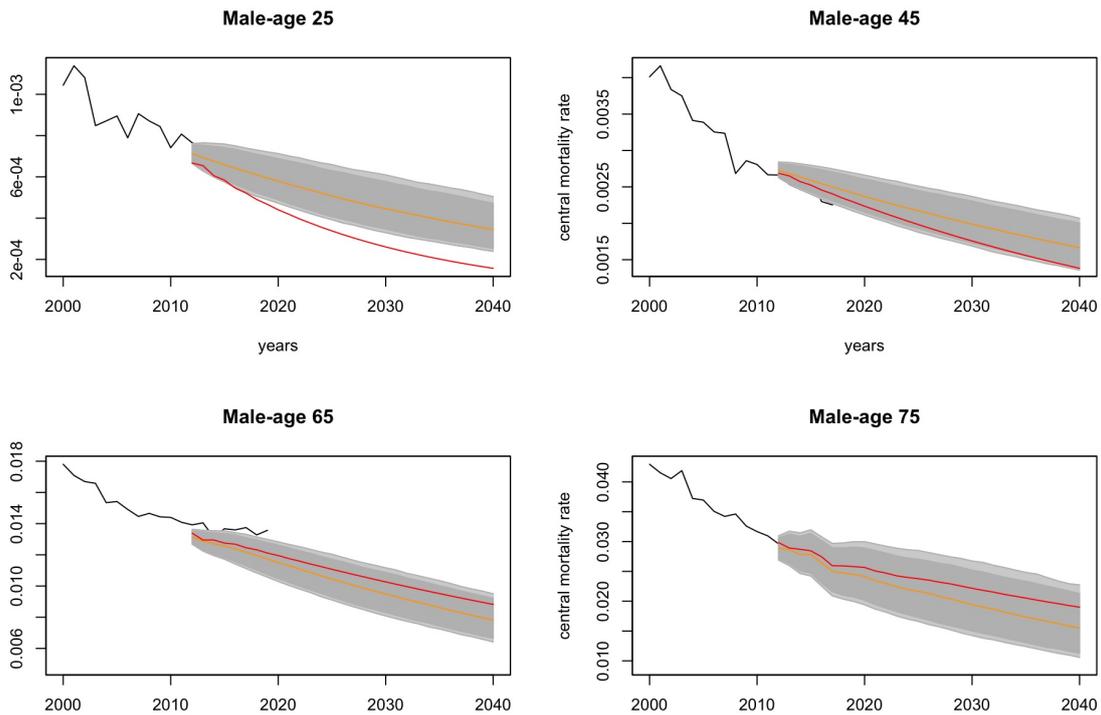


Figure 3.7. Taux de mortalité masculins projetés jusqu'en 2040, avec intervalles de confiance à 90% et 95% dans le scénario RCP2.6 (- : observé, - : prévision, - : trajectoire centrale des simulations).

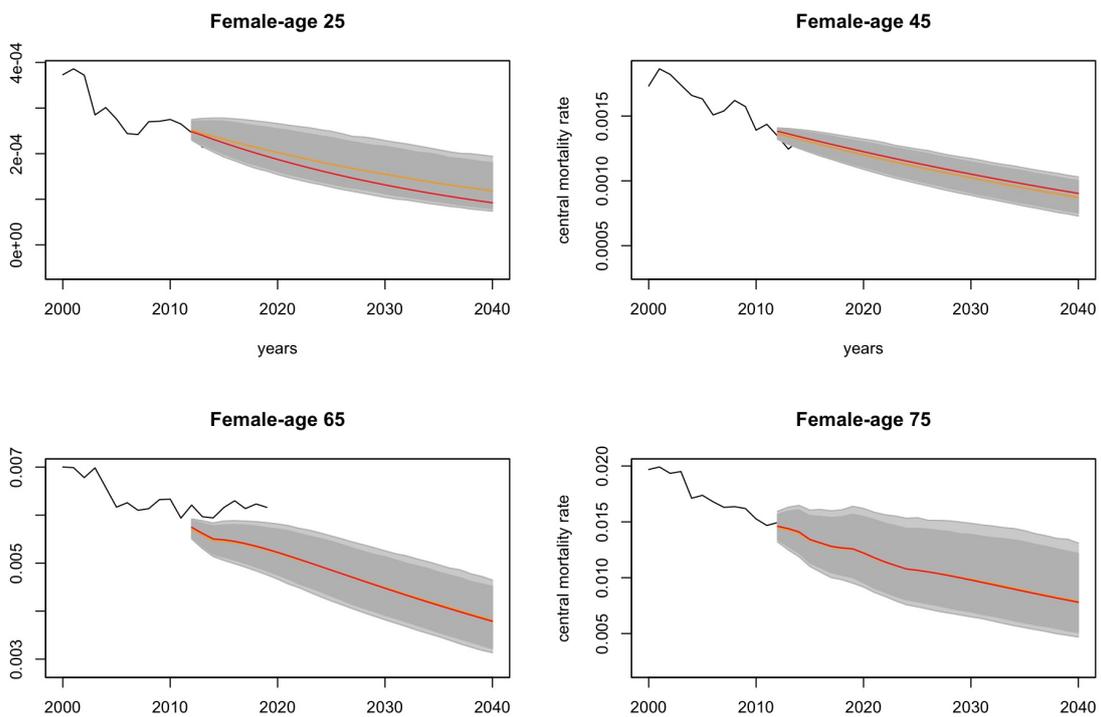


Figure 3.8. Taux de mortalité féminins projetés jusqu'en 2040, avec intervalles de confiance à 90% et 95% dans le scénario RCP2.6 (- : observé, - : prévision, - : trajectoire centrale des simulations).

Tout d'abord, l'impact du scénario RCP2.6 n'est clairement pas négligeable. En effet, la borne supérieure des intervalles de confiance correspond au scénario le plus pessimiste pour les

projections de température (augmentation importante de la température moyenne dans le futur). D'autre part, la borne inférieure est liée au scénario le plus optimiste. Deuxièmement, remarquez que plus les personnes vieillissent, plus l'incertitude sur les taux de mortalité futurs est grande. Cela signifie que la variabilité des taux de mortalité prédits augmente avec l'âge, ce qui n'est pas surprenant. Troisièmement, les pentes de ces courbes suggèrent que les taux de mortalité continueront de diminuer au même rythme d'amélioration pour les jeunes (quel que soit le sexe), mais cette amélioration de la mortalité semble être plus équilibrée pour les personnes âgées, car elles sont la population la plus susceptible d'être impactée par les vagues de chaleur. Les mêmes graphiques peuvent être réalisés pour d'autres scénarios RCP, conduisant aux mêmes conclusions mais avec des impacts encore plus prononcés.

Enfin, cette analyse permet de confirmer l'importance pour les assureurs et les politiques publiques d'intégrer le réchauffement climatique dans leurs projections démographiques futures. Ce faisant, ils peuvent anticiper dans une certaine mesure l'aggravation induite par le changement climatique et plus spécifiquement par les vagues de chaleur. Cependant, les modèles de longévité visent à fournir uniquement une image globale. En pratique, cela signifie que ces modèles donnent des résultats en espérance, mais ne sont pas adaptés pour prédire ce qui se passerait dans des circonstances exceptionnelles. Ils sont donc plus utiles dans une perspective de gestion globale des risques que dans le cas d'une crise (par exemple, une pandémie), ce qui doit être pris en compte lors de la focalisation sur les analyses de scénarios extrêmes et les exigences de capital de solvabilité. Plus globalement, les modèles statistiques restent efficaces tant qu'il n'y a pas de changement majeur dans le futur par rapport au passé. En ce qui concerne le changement climatique, il n'est pas évident que les tendances futures soient bien représentées par les tendances actuelles. Il est donc crucial d'utiliser ces modèles uniquement comme outils quantitatifs ; ils ne sont pas conçus pour prendre en compte de grands changements soudains.

Conclusion

Les actuaires, en tant qu'experts dans la quantification et la gestion des risques, peuvent et ont contribué à apporter des solutions aux défis générés par le changement climatique. Les sociétés actuarielles professionnelles en Amérique du Nord et en Australie ont ouvert la voie, en définissant en 2018 des indices climatiques actuariels qui capturent et récapitulent les anomalies climatiques dans leurs pays et régions respectifs. Ces indices se sont avérés utiles à plusieurs égards ; d'abord pour mesurer et quantifier le risque climatique, ensuite pour sensibiliser et éduquer les actuaires aux problématiques du changement climatique, et enfin pour aider à mesurer l'impact du changement climatique sur l'industrie de l'assurance.

Ce livre offre une introduction au travail pionnier de ces premiers "actuaires climatiques". Il passe ensuite en revue des travaux plus récents réalisés par l'équipe de la Chaire de recherche DIALog qui a défini un indice climatique actuariel pour la France (ICAF), et compare son évolution à celle des indices calculés dans d'autres pays, tels que le Canada, les États-Unis, l'Australie, le Portugal et l'Espagne. Des applications de l'ICAF à différents secteurs de l'assurance sont proposées, notamment la définition et la tarification d'un produit d'assurance paramétrique basé sur l'indice français. Tout au long des chapitres, l'accent est mis sur l'impact du risque climatique sur l'industrie de l'assurance, et plus particulièrement dans les domaines de la santé et de l'assurance vie.

Une exposition prolongée à la chaleur a été démontrée comme ayant un impact négatif sur la santé et en augmentant la mortalité, notamment chez les personnes âgées. Cet impact a été particulièrement préoccupant lors des vagues de chaleur du 21^{ème} siècle, telles que la canicule européenne de 2003, où des pics significatifs de mortalité ont été enregistrés lors d'événements de chaleur extrême. Malgré les liens bien documentés entre la chaleur et la mortalité excessive, la prédiction de la mortalité due à la chaleur reste un défi, en raison de facteurs tels que la disponibilité limitée des données de mortalité, la dépendance de la vulnérabilité à l'emplacement et à l'âge, et les différents facteurs environnementaux contribuant à l'impact de la chaleur.

En utilisant des données de France, nous montrons néanmoins qu'il est possible de construire des modèles basés sur les données pour prédire le nombre de décès estivaux en fonction d'un indice de chaleur. Les approches statistiques et déterministes suggèrent qu'il existe une relation convexe simple entre l'indice de chaleur (combinant température et humidité) et le nombre de décès. Cependant, certaines réserves subsistent. Premièrement, nous montrons en particulier que la qualité de la prédiction peut rapidement se détériorer si la vulnérabilité de la population à la chaleur change au fil du temps. Par conséquent, la période de référence sélectionnée pour estimer les paramètres du modèle est cruciale, et les hypothèses sur l'évo-

lution future de cette vulnérabilité à la chaleur sont essentielles. Deuxièmement, un modèle prédictif qui fonctionne dans une région ne fonctionne pas nécessairement dans d'autres régions, car la vulnérabilité à la chaleur peut différer. Troisièmement, les résultats suggèrent que des valeurs seuil dépendantes de l'emplacement pour la chaleur existent, au-dessus desquelles le nombre de décès augmente à un rythme beaucoup plus accéléré. Nos résultats suggèrent également que cela se produit lorsque des niveaux de chaleur sans précédent sont atteints à un endroit particulier.

Afin d'obtenir des projections de la mortalité induite par la chaleur dans le futur, des simulations de l'évolution future de la chaleur, et plus généralement du climat, sont nécessaires. Ces simulations sont effectuées avec des modèles de système terrestre qui représentent différents chemins d'évolution climatique futurs, basés sur des scénarios qui tiennent compte de différents développements socio-économiques. Ces modèles sont construits sur des principes physiques bien établis et représentent toutes les variables nécessaires pour calculer des indicateurs de chaleur tels que la température et l'humidité. Malgré les incertitudes inhérentes à ces modèles, les simulations en ensemble fournissent une gamme de résultats possibles, assurant des projections robustes de la chaleur future, permettant ainsi de modéliser son impact sur la mortalité.

Une fois que les projections climatiques ont été réalisées, des modèles de longévité doivent être conçus pour intégrer le changement climatique dans les projections de mortalité. Le modèle présenté ici s'appuie sur des extensions récentes du modèle Lee-Carter, mais cette approche sous-estime encore la mortalité excessive due à des événements imprévus importants. Cela souligne l'importance d'utiliser une approche basée sur des scénarios lors de l'investigation de l'impact futur de la chaleur sur la mortalité à des fins de solvabilité.

BIBLIOGRAPHIE

- AACI. Design documentation : Australian Actuaries Climate Index, 2018. URL <https://www.actuaries.asn.au/microsites/climate-index/about/development-and-design>.
- ACI. Actuaries Climate Index™ development and design. (for Version 1.1, April 2019, see <https://actuariesclimateindex.org/wp-content/uploads/2019/05/ACI.DevDes.2.20.pdf>), 2018.
- ACI. Actuaries Climate Index™ sample calculations, 2019. URL <https://actuariesclimateindex.org/wp-content/uploads/2019/05/SampleCalcEng.5.19.pdf>.
- L. Adélaïde, O. Chanel, and M. Pascal. Health effects from heat waves in France : an economic evaluation. *The European Journal of Health Economics*, pages 1–13, 2022.
- D. O. Åström, B. Forsberg, and J. Rocklöv. Heat wave impact on morbidity and mortality in the elderly population : A review of recent studies. *Maturitas*, 69 :99–105, 2011.
- G. S. Azhar, D. Mavalankar, A. Nori-Sarma, A. Rajiva, P. Dutta, A. Jaiswal, P. Sheffield, K. Knowlton, and J. J. Hess. Heat-related mortality in India : excess all-cause mortality associated with the 2010 Ahmedabad heat wave. *PLOS ONE*, 9(3) :e91831, 2014.
- D. Barriopedro, E. M. Fischer, J. Luterbacher, R. M. Trigo, and R. García-Herrera. The hot summer of 2010 : redrawing the temperature record map of Europe. *Science*, 332(6026) :220–224, 2011.
- A. Bhattacharya-Craven, M. Golnaraghi, M. Thomson, and T. Caplan. Climate change : What does the future hold for health and life insurance?, 2024. URL https://www.genevaassociation.org/sites/default/files/2024-02/cch-report_web-270224.pdf.
- A. Bouchama, M. Dehbi, G. Mohamed, F. Matthies, M. Shoukri, and B. Menne. Prognostic factors in heat wave–related deaths : a meta-analysis. *Archives of Internal Medicine*, 167(20) : 2170–2176, 2007.
- N. Brouhns, M. Denuit, and J. K. Vermunt. A Poisson log-bilinear regression approach to the construction of projected lifetables. *Insurance : Mathematics and Economics*, 31 :373–393, 2002. URL [https://doi.org/10.1016/S0167-6687\(02\)00185-3](https://doi.org/10.1016/S0167-6687(02)00185-3).
- A. Cairns, D. Blake, K. Dowd, G. Coughlan, D. Epstein, A. Ong, and I. Balevich. A quantitative comparison of stochastic mortality models using data from England & Wales and the United States. *Working paper, Heriot-Watt University and Pensions Institute Discussion*, Paper PI-0701, 2007.

- A. J. Cairns, D. Blake, and K. Dowd. A two-factor model for stochastic mortality with parameter uncertainty : Theory and calibration. *Journal of Risk and Insurance*, 73(4) :687--718, 2006. URL <http://www.ma.hw.ac.uk/~andrewc/papers/jri2006e.pdf>.
- A. J. Cairns, D. Blake, and K. Dowd. Modelling and management of mortality risk : A review. *Scandinavian Actuarial Journal*, 2008 :79--113, 2008. URL <https://doi.org/10.1080/03461230802173608>.
- A. J. Cairns, D. Blake, K. Dowd, G. D. Coughlan, D. Epstein, and M. Khalaf-Allah. Mortality density forecasts : An analysis of six stochastic mortality models. *Insurance : Mathematics and Economics*, 48 :355--367, 2011. URL <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2010.12.005>.
- California. California insurance market rattled by withdrawal of major companies, 2023. URL <https://apnews.com/article/california-wildfire-insurance-e31bef0ed7eeddcde096a5b8f2c1768f>.
- A. Charpentier. Insurability of climate risks. *The Geneva Papers on Risk and Insurance-Issues and Practice*, 33 :91-109, 2008.
- D. Chen, M. Rojas, B. Samset, K. Cobb, A. Diongue Niang, P. Edwards, S. Emori, S. Faria, E. Hawkins, P. Hope, P. Huybrechts, M. Meinshausen, S. Mustafa, G.-K. Plattner, and A.-M. Tréguier. Framing, context, and methods. *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Chapter 1, 2021.
- Copernicus Climate Change Service (C3S), Climate Data Store (CDS). ERA5-land hourly data from 1950 to present, 2022. URL <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-land?tab=overview>.
- C. Courbage and M. Golnaraghi. Extreme events, climate risks and insurance. *The Geneva Papers on Risk and Insurance-Issues and Practice*, 47(1) :1-4, 2022.
- C. Crisóstomo Mazaira. Modelo actuarial de la medida del impacto del cambio climático en los riesgos de mortalidad y longevidad. Master's thesis, University Carlos III of Madrid, Spain, 2022. URL <https://e-archivo.uc3m.es/handle/10016/36527>.
- I. D. Currie. Smoothing and forecasting mortality rates with P-splines. *Talk given at the Institute of Actuaries*, June 2006. URL <https://www.actuaries.org.uk/system/files/documents/pdf/currie.pdf>.
- I. D. Currie. On fitting generalized linear and non-linear models of mortality. *Scandinavian Actuarial Journal*, 2016 :356-383, 2016. URL <https://doi.org/10.1080/03461238.2014.928230>.
- C. Curry. Extension of the actuaries climate index to the UK and Europe. a feasibility study, 2015. URL https://www.actuaries.org.uk/system/files/field/document/UK_ACI_scoping_FINAL.pdf.
- C. Di Napoli, F. Pappenberger, and H. L. Cloke. Verification of heat stress thresholds for a health-based heat-wave definition. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(6) : 1177-1194, 2019.

- M. G. Donat, L. V. Alexander, H. Yang, I. Durre, R. Vose, and J. Caesar. Global land-based datasets for monitoring climatic extremes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 94(7) : 997–1006, 2013.
- A. Dufour and V. Candau. Ageing and thermal responses during passive heat exposure : sweating and sensory aspects. *European Journal of Applied Physiology*, 100 :19–26, 2007.
- L. A. Dundon, K. S. Nelson, J. Camp, M. Abkowitz, and A. Jones. Using climate and weather data to support regional vulnerability screening assessments of transportation infrastructure. *Risks*, 4(3) :28, 2016.
- J. Díaz, R. Carmona, I. Mirón, C. Ortiz, and C. Linares. Comparison of the effects of extreme temperatures on daily mortality in Madrid (Spain), by age group : The need for a cold wave prevention plan. *Environmental Research*, 143 :186–191, 2015.
- V. Eyring, S. Bony, G. A. Meehl, C. A. Senior, B. Stevens, R. J. Stouffer, and K. E. Taylor. Overview of the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5) :1937–1958, 2016.
- J. Faunt, T. Wilkinson, P. Aplin, P. Henschke, M. Webb, and R. Penhall. The effect in the heat : heat-related hospital presentations during a ten day heat wave. *Australian and New Zealand Journal of Medicine*, 25(2) :117–121, 1995.
- G. M. Flato. Earth system models : an overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change*, 2(6) :783–800, 2011.
- A. Fouillet, G. Rey, V. Wagner, K. Laaidi, P. Empereur-Bissonnet, A. Le Tertre, P. Frayssinet, P. Bessemoulin, F. Laurent, P. De Crouy-Chanel, et al. Has the impact of heat waves on mortality changed in France since the European heat wave of summer 2003? A study of the 2006 heat wave. *International Journal of Epidemiology*, 37(2) :309–317, 2008.
- S. H. Fu, A. Gasparrini, P. S. Rodriguez, and J. Prabhat. Mortality attributable to hot and cold ambient temperatures in India : A nationally representative case-crossover study. *PLOS Medicine*, Juillet 2018. URL <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002619>.
- J. Garrido, X. Milhau, and A. Olympio. On the definition of a French actuarial climate index, 2023. URL <https://hal.science/hal-04491982>. preprint.
- A. Gasparrini, Y. Guo, M. Hashizume, E. Lavigne, A. Zanobetti, J. Schwartz, A. Tobias, S. Tong, J. Rocklöv, B. Forsberg, et al. Mortality risk attributable to high and low ambient temperature : a multicountry observational study. *The Lancet*, 386(9991) :369–375, 2015a.
- A. Gasparrini, Y. Guo, M. Hashizume, E. Lavigne, A. Zanobetti, P. J. Schwartz, A. Tobias, S. Tong, J. Rocklöv, B. Forsberg, M. Leone, M. D. Sario, M. L. Bell, Y.-L. L. Guo, C.-F. Wu, H. Kan, S.-M. Yi, M. de Sousa Zanotti Stagliorio Coelho, P. H. N. Saldiva, Y. Honda, H. Kim, and B. Armstrong. Mortality risk attributable to high and low ambient temperature : a multicountry observational study. *The Lancet*, 386 :369–375, 2015b. URL [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(14\)62114-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(14)62114-0).

- J. L. Geirinhas, R. M. Trigo, R. Libonati, L. C. Castro, P. M. Sousa, C. A. Coelho, L. F. Peres, and F. Mônica de Avelar. Characterizing the atmospheric conditions during the 2010 heatwave in Rio de Janeiro marked by excessive mortality rates. *Science of The Total Environment*, 650 : 796–808, 2019.
- M. Golnaraghi. Climate change risk assessment for the insurance industry. *The Geneva Association, Switzerland*, 2021.
- B. Gompertz. On the nature of the function expressive of the law of human mortality, and on a new mode of determining the value of life contingencies. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 115 :513--585, 1825.
- J. Graunt. *Natural and political observations made upon the bills of mortality*. London, 1662.
- A. Gupta and S. Venkataraman. Insurance and climate change. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 67 :101412, 2024.
- J. Gutiérrez, R. Ranasinghe, A. Ruane, R. Vautard, N. Arnell, E. Coppola, et al. Climatic impact-driver and extreme indices. *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate. 2021, Annex VI :2205–2214*, 2021.
- E. Halley. VI. An estimate of the degrees of the mortality of mankind; drawn from curious tables of the births and funerals at the city of Breslaw; with an attempt to ascertain the price of annuities upon lives. *Royal Society*, 17, January 1693.
- M. D. Hawkins, V. Brown, and J. Ferrell. Assessment of NOAA national weather service methods to warn for extreme heat events. *Weather, Climate, and Society*, 9(1) :5–13, 2017.
- L. Heligman and J. Pollard. The age pattern of mortality. *Journal of the Institute of Actuaries*, 107 :49–80, January 1980.
- H. Hersbach, B. Bell, P. Berrisford, S. Hirahara, A. Horányi, J. Muñoz-Sabater, J. Nicolas, C. Peubey, R. Radu, D. Schepers, et al. The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730) :1999–2049, 2020.
- IAE. El ICA español. In *Sostenibilidad y cambio climático. Índice Climático Actuarial*, June 2023. URL <https://formacion.actuarios.org/courses/webinar-sostenibilidad-y-cambio-climatico-indice-climatico-actuarial/>.
- IPCC. Climate change 2023. AR6 synthesis report. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/>, 2023.
- D.-W. Kim, J.-H. Deo, R.C.and Chung, and J.-S. Lee. Projection of heat wave mortality related to climate change in Korea. *Natural Hazards*, 80 :623--637, 2016.
- S. Kovats, T. Wolf, and B. Menne. Heatwave of August 2003 in Europe : provisional estimates of the impact on mortality. *Weekly Releases (1997–2007)*, 8(11) :2409, 2004.
- R. D. Lee and L. R. Carter. Modeling and forecasting U.S. mortality. *Journal of the American Statistical Association*, 87(419) :659–671, 1992.

- H. Li and Q. Tang. Joint extremes in temperature and mortality : A bivariate pot approach. *North American Actuarial Journal*, 26(1) :43–63, 2022.
- W. M. Makeham. On the law of mortality and the construction of annuity tables. *Journal of the Institute of Actuaries*, 8(6) :301–310, January 1825.
- V. Masson-Delmotte, P. Zhai, A. Pirani, S. L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M. Gomis, et al. Climate change 2021 : the physical science basis. *Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, 2(1) :2391, 2021.
- M. Meinshausen, S. J. Smith, K. Calvin, J. S. Daniel, M. L. Kainuma, J.-F. Lamarque, K. Matsumoto, S. A. Montzka, S. C. Raper, K. Riahi, et al. The RCP greenhouse gas concentrations and their extensions from 1765 to 2300. *Climatic Change*, 109 :213–241, 2011.
- M. Meinshausen, Z. Nicholls, J. Lewis, M. J. Gidden, E. Vogel, M. Freund, U. Beyerle, C. Gessner, A. Nauels, N. Bauer, et al. The SSP greenhouse gas concentrations and their extensions to 2500. *Geoscientific Model Development Discussions*, 2019 :1–77, 2019.
- M. J. Menne, I. Durre, B. Korzeniewski, S. McNeill, K. Thomas, X. Yin, S. Anthony, R. Ray, R. S. Vose, B. E. Gleason, and T. G. Houston. Global Historical Climatology Network - Daily, 2012.
- T. Miljkovic, D. Miljkovic, and K. Maurer. Examining the impact on mortality arising from climate change : important findings for the insurance industry. *European Actuarial Journal*, 8 : 363–381, 2018.
- Munich Re. Record thunderstorm losses and deadly earthquakes : the natural disasters of 2023, 2024. URL <https://www.munichre.com/en/company/media-relations/media-information-and-corporate-news/media-information/2024/natural-disaster-figures-2023.html>.
- J. Muñoz-Sabater, E. Dutra, A. Agustí-Panareda, C. Albergel, G. Arduini, G. Balsamo, S. Boussetta, M. Choulga, S. Harrigan, H. Hersbach, et al. ERA5-land : A state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. *Earth System Science Data*, 13(9) :4349–4383, 2021.
- E. Nevruz, R. Y. Atici, and K. Yildirak. Actuaries Climate Index : An Application for Turkey. *İstatistik Araştırma Dergisi*, 12(2) :14–25, 2022.
- C. O'Hare and Y. Li. Explaining young mortality. *Insurance : Mathematics and Economics*, 50 : 12–25, 2012. URL <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2011.09.005>.
- Q. Pan, L. Porth, and H. Li. Assessing the effectiveness of the actuaries climate index for estimating the impact of extreme weather on crop yield and insurance applications. *Sustainability*, 14(11) :6916, 2022.
- M. Pascal, K. Laaidi, M. Ledrans, E. Baffert, C. Caserio-Schönemann, A. Le Tertre, J. Manach, S. Medina, J. Rudant, and P. Empereur-Bissonnet. France's heat health watch warning system. *International Journal of Biometeorology*, 50 :144–153, 2006.
- K. Pearson. VII. Note on regression and inheritance in the case of two parents. *The Royal Society of London*, 58 :240–242, 1985. URL <https://doi.org/10.1098/rsp1.1895.0041>.

- T. Peterson, C. Folland, G. Gruza, W. Hogg, A. Mokssit, and N. Plummer. Report on the activities of the working group on climate change detection and related rapporteurs, 2001. URL <https://core.ac.uk/download/pdf/9700748.pdf>.
- L. Pineau-Guillou, P. Lazure, and G. Wöppelmann. Large-scale changes of the semidiurnal tide along North Atlantic coasts from 1846 to 2018. *Ocean Science*, 17(1) :17–34, 2021. doi : 10.5194/os-17-17-2021. URL <https://os.copernicus.org/articles/17/17/2021/>.
- R. Plat. On stochastic mortality modelling. *Insurance : Mathematics and Economics*, 45 : 393–404, 2009. URL <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2009.08.006>.
- L. Pryor. The impacts of climate change on health. *A paper presented to the Institute & th Faculty of Actuaries in London on July 6, 2017*.
- PSMSL. Tide gauge data, 2023. URL <http://www.psmsl.org/data/obtaining/>.
- S. Rao and X. Li. China's experiences in Climate Risk Insurance and suggestions for its future development. *Annual Report on Actions to Address Climate Change (2019) Climate Risk Prevention*, pages 157–171, 2023.
- C. Renjie, Y. Peng, W. Lijun, L. Cong, N. Yue, W. Weidong, J. Yixuan, L. Yunning, L. Jiangmei, Q. Jinlei, Y. Jinling, K. Haidong, and Z. Maigeng. Association between ambient temperature and mortality risk and burden : time series study in 272 main Chinese cities. *BMJ*, 2018. URL <https://doi.org/10.1136/bmj.k4306>.
- A. E. Renshaw and S. Haberman. Lee-Carter mortality forecasting with age-specific enhancement. *Insurance : Mathematics and Economics*, 33 :255–272, October 2003.
- A. E. Renshaw and S. Haberman. A cohort-based extension to the Lee-Carter model for mortality reduction factors. *Insurance : Mathematics and Economics*, 38 :556–570, June 2006.
- A. E. Renshaw and S. Haberman. On simulation-based approaches to risk measurement in mortality with specific reference to Poisson Lee–Carter modelling. *Insurance : Mathematics and Economics*, 42(2) :797–816, 2008.
- L. P. Rothfus and N. S. R. Headquarters. The heat index equation (or, more than you ever wanted to know about heat index). *Fort Worth, Texas : National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service, Office of Meteorology*, 9023 :640, 1990.
- R. Savitz and M. Dan Gavrilitea. Climate change and insurance. *Transformations in Business & Economics*, 18(1), 2019.
- M. Seklecka, A. A. Pantelous, and C. O'Hare. Mortality effects of temperature changes in the United Kingdom. *Journal of Forecasting*, 36 :824–841, 2017. URL <https://doi.org/10.1002/for.2473>.
- M. Seklecka, A. A. Pantelous, and C. O'Hare. The impact of parameter uncertainty in insurance pricing and reserve with the temperature-related mortality model. *Journal of Forecasting*, 38(4) :327–345, 2019.

- S. I. Seneviratne, X. Zhang, M. Adnan, W. Badi, C. Dereczynski, A. Di Luca, S. Ghosh, I. Iskander, J. Kossin, S. Lewis, et al. Weather and climate extreme events in a changing climate. *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Chapter 11, 2021.
- Solterra Solutions. Determining the impact of climate change on insurance risk and the global community, Phase I : Key climate indicators, Nov 2012. URL https://www.actuary.org/sites/default/files/files/ClimateChangeRpt_FINAL_12Nov_Web_0.pdf.
- X. Song, S. Wang, Y. Hu, M. Yue, T. Zhang, Y. Liu, J. Tian, and K. Shang. Impact of ambient temperature on morbidity and mortality : an overview of reviews. *Science of the Total Environment*, 586 :241–254, 2017.
- Swiss Re. More risk : the changing nature of p&c insurance by 2040. No4/2021, 2021.
- K. E. Taylor, R. J. Stouffer, and G. A. Meehl. An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(4) :485–498, 2012.
- J. Thistlethwaite and M. O. Wood. Insurance and climate change risk management : rescaling to look beyond the horizon. *British Journal of Management*, 29(2) :279–298, 2018.
- K. R. Wagner. Designing insurance for climate change. *Nature Climate Change*, 12(12) : 1070–1072, 2022.
- G. Warren-Myers, G. Aschwanden, F. Fuerst, and A. Krause. Estimating the potential risks of sea level rise for public and private property ownership, occupation and management. *Risks*, 6 (2) :37, 2018.
- K. Zhang, T.-H. Chen, and C. E. Begley. Impact of the 2011 heat wave on mortality and emergency department visits in Houston, Texas. *Environmental Health*, 14 :1–7, 2015.
- N. Zhou, J.-L. Vilar-Zanón, J. Garrido, and A.-J. Heras Martínez. On the definition of an actuarial climate index for the Iberian Peninsula. *Anales del Instituto de Actuarios Españoles*, 29 :37–59, 2023. URL https://doi.org/10.26360/2023_3.
- N. Zhou, J.-L. Vilar-Zanón, J. Garrido, and A. Heras-Martínez. Measuring climate change from an actuarial perspective : a survey of insurance applications. *Preprint*, 2024. URL <https://hal.science/hal-04507165>.

Glossaire

GIEC : Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat

ICAF : indice climatique actuariel français

IPC : indice des prix à la consommation, "l'instrument de mesure de l'inflation. Il permet d'estimer, entre deux périodes données, la variation moyenne des prix des produits consommés par les ménages. C'est une mesure synthétique de l'évolution de prix des produits, à qualité constante."⁴

NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration

RCP : scénario RCP. "Representative Concentration Pathway" en anglais, "Trajectoires représentatives de concentration" en français

4. Définition **INSEE**

POSTFACE



En 2023, les pertes causées par les catastrophes naturelles dans le monde ont atteint 250 milliards de dollars⁵, dont 95 milliards de dollars assurés. D'ici 2040, on prévoit une hausse de 30 à 63 % des pertes assurées par catastrophe⁶.

Jusqu'où les assureurs pourront-ils tenir ? Et comment augmenter leur capital de solvabilité sans faire exploser les primes des assurés ?

Aux États-Unis, le dérèglement climatique a déjà contraint les assureurs au retrait stratégique de certains marchés. Faudra-t-il en arriver à cet extrême en Europe, et notamment en France ?

Le changement climatique vient percuter les principes fondamentaux de l'assurance que sont l'assurabilité des risques et la mutualisation. À nous, les assureurs et investisseurs de la place, de les réinventer ensemble.

L'union des acteurs est l'avenir de notre secteur. Des initiatives telles que le "Fonds Objectif Climat", récemment reconduit et ouvert à de nouveaux investisseurs institutionnels, ou la Fédération des Garanties et Assurances Affinitaires font avancer la compréhension des risques et la performance des garanties. Le partage des connaissances et des indicateurs pertinents issus des Livres Vert ou Blanc publiés par les assureurs français majeurs va dans le même sens.

Vous pouvez compter sur CNP Assurances, acteur engagé à repousser les limites de l'assurabilité, membre du grand pôle financier public français et bénéficiaire du soutien de la Caisse des Dépôts, pour faire progresser solidairement la science de l'assurance en France et dans le monde.

Véronique Weill, présidente du conseil d'administration de CNP Assurances

5. Munich RE (2024)

6. Swiss RE (2021)

A. Haute résolution par région/saison

Cette annexe présente une analyse en haute résolution de l'évolution de l'ICAF et de toutes ses composantes. Cela permettra de mieux comprendre ce qui influence le changement climatique en France et dans quelle mesure il faut se concentrer sur certaines régions spécifiques lors de la conception de mesures pratiques efficaces à un niveau micro.

A.1. ICAF par région/saison

Les Figures A.1 à A.4 montrent l'évolution de l'ICAF au cours des 11 dernières années, avec une très haute résolution (cellules de $0,1^\circ$ latitude \times $0,1^\circ$ longitude). Considérons d'abord l'évolution des valeurs saisonnières de l'ICAF d'hiver sur les années 2011-2021, puis celles des autres saisons. Il est à noter que la variable du niveau de la mer n'est pas disponible dans la plupart des stations marégraphiques françaises pour les années récentes (à partir de l'hiver 2022). Nous ne représentons donc les valeurs de l'ICAF de printemps, d'été et d'automne que pour les années 2011-2021. Remarquez l'évolution des couleurs au fil des ans, quelle que soit la saison. Le rouge tend à être plus présent, confirmant la tendance globale à la hausse observée précédemment pour l'ICAF.

Deuxièmement, les climats extrêmes semblent se produire plus fréquemment au printemps, dans la majeure partie de la France (Figure A.2). Le sud de la France semble être plus à risque, comparé au nord-est ou au nord-ouest. Les années les plus chaudes peuvent être détectées facilement grâce à ces cartes ; par exemple, 2020 apparaît comme ayant été particulièrement chaude (surtout printemps et automne), un fait bien connu en France et en Europe.

Dans certaines régions, l'indice atteint des valeurs autour de 3. Au niveau d'une seule composante, cela signifierait que l'indice a augmenté en moyenne de 3 écarts-types par rapport à la moyenne sur la période de référence. Pour l'ICAF composite (combinant 6 composantes), l'interprétation n'est pas aussi simple ; ici, l'écart-type de la moyenne de 6 composantes corrélées n'est pas de 1. Il serait plus proche de $1/\sqrt{6}$ si elles étaient indépendantes. Par conséquent, une valeur d'indice saisonnier de 3 est significativement élevée, car c'est un multiple potentiellement grand de $1/\sqrt{6}$.

Cependant, notez comment l'évolution de l'ICAF varie entre les différentes cellules au sein d'une région. Chaque cellule de la grille est affectée par le changement climatique de manière unique. Cela signifie que l'impact du changement climatique dans chaque zone spécifique peut différer. Cette hétérogénéité implique également que la fréquence des événements climatiques extrêmes varie selon la région. Cela pourrait aussi indiquer que le niveau de vulnérabilité et/ou d'adaptabilité aux conditions météorologiques extrêmes peut différer d'une cellule à l'autre, ce qui signifie qu'une étude aussi granulaire pourrait avoir une très

grande valeur ajoutée pour la conception de produits d'assurance, par exemple pour l'assurance agricole.

Pour mieux séparer la contribution de chaque composante à l'ICAF, on pourrait effectuer la même analyse pour toutes ses composantes séparément (température, précipitations, sécheresse, vent, niveau de la mer). Pour plus de concision, nous avons choisi de nous concentrer sur la température, car cette dernière semble être la variable qui contribue le plus à l'ICAF. Cependant, le lecteur intéressé peut accéder à l'analyse complète dans l'Annexe C de [Garrido et al. \(2023\)](#), qui trace l'évolution des variables de température, précipitations, sécheresse et vent au cours des années 2011-2022.

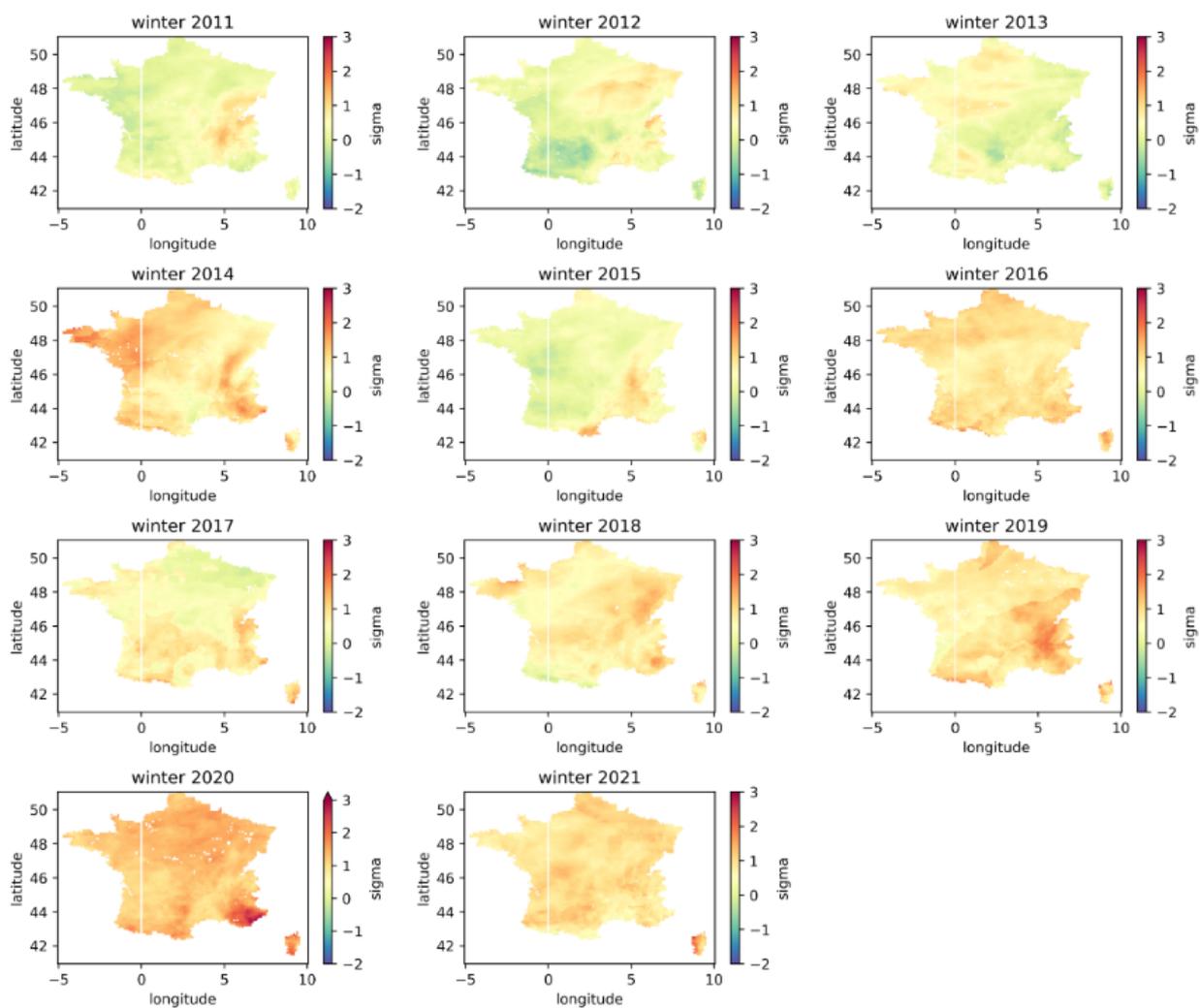


Figure A.1. Valeurs de l'ICAF l'hiver, 2011-2021.

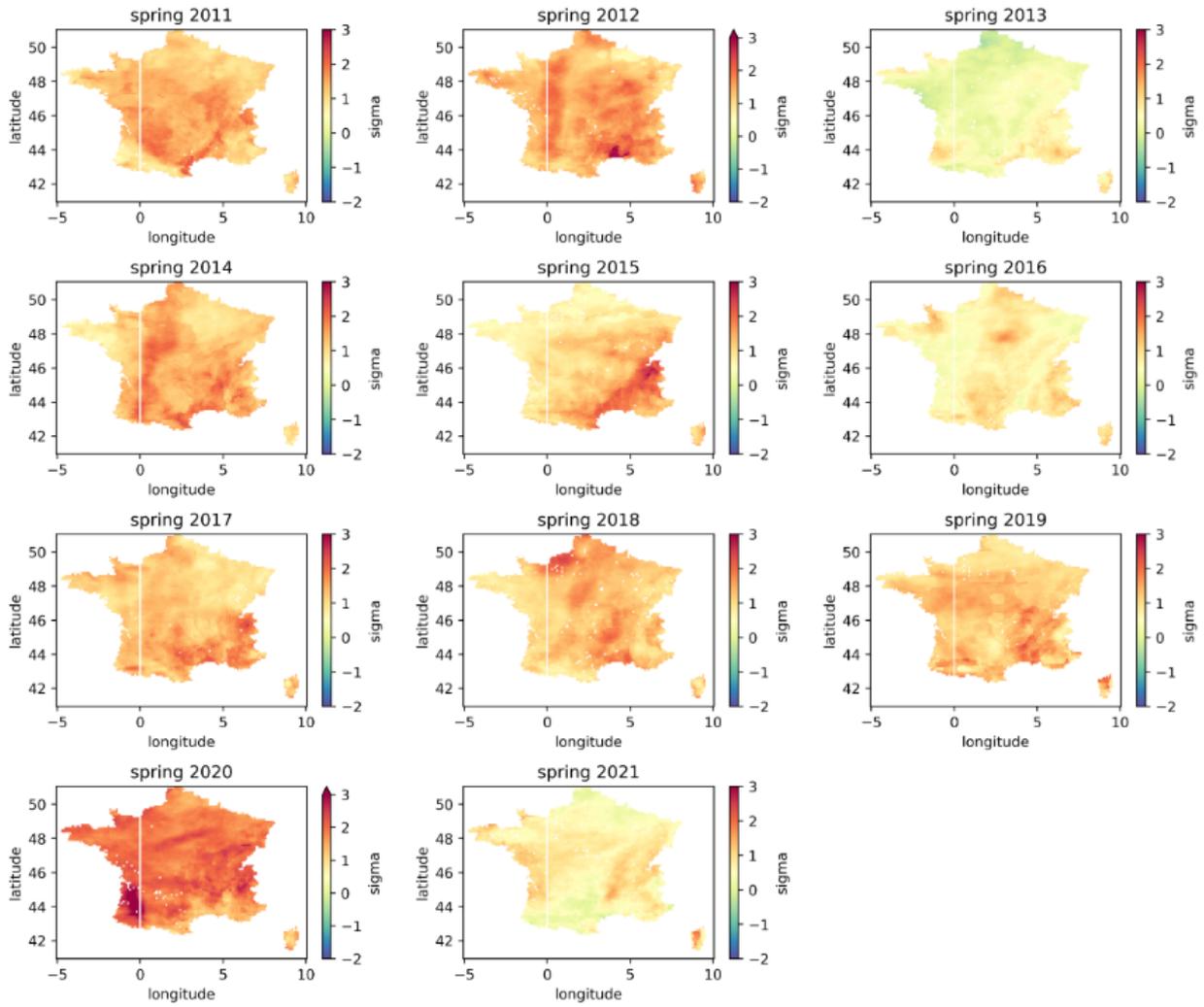


Figure A.2. Valeurs de l'ICAF le printemps, 2011-2021.

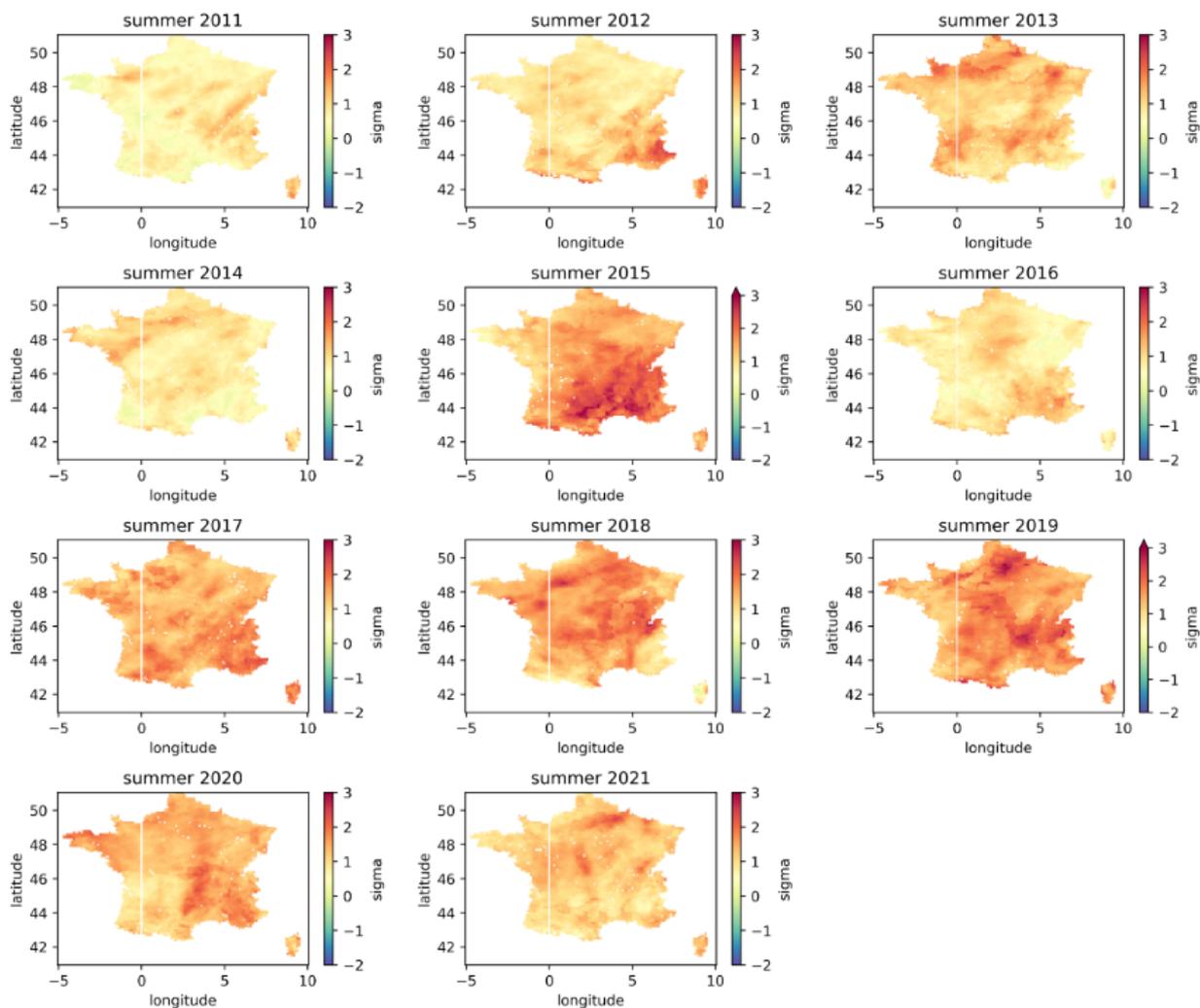


Figure A.3. Valeurs de l'ICAF l'été, 2011-2021.

A.2. Températures saisonnières par région

Lorsque l'on se concentre sur les températures, deux phénomènes nous intéressent : ce sont les extrêmes de températures chaudes et froides. Les Figures A.5 à A.12 tracent l'évolution des températures au cours des années 2011-2022. Considérons d'abord la variable mesurant les anomalies des températures maximales $T90_{std}$. Notez comment les étés produisent des températures basses extrêmes moins fréquentes, tout en ayant des températures élevées plus fréquentes (voir Figure A.7). Dans une certaine mesure, on peut dire la même chose pour les hivers. Le cas des printemps et des automnes n'est pas aussi clair. Quelle que soit la saison, ces cartes confirment clairement la tendance au réchauffement. Sans surprise, les valeurs les plus élevées de l'ICAF ont été observées au printemps et en été. Des valeurs significativement élevées de l'ICAF ont également été observées en hiver, bien que beaucoup plus dispersées géographiquement. Grâce à ces cartes en haute résolution, il est facile de voir que l'impact (en termes de valeurs de l'ICAF) peut être très différent même pour deux régions proches (prenez par exemple le printemps 2015), ce qui est logique compte tenu de la topographie de la France. Cependant, ce qui est frappant, c'est que certaines régions (comme le Sud-Est)

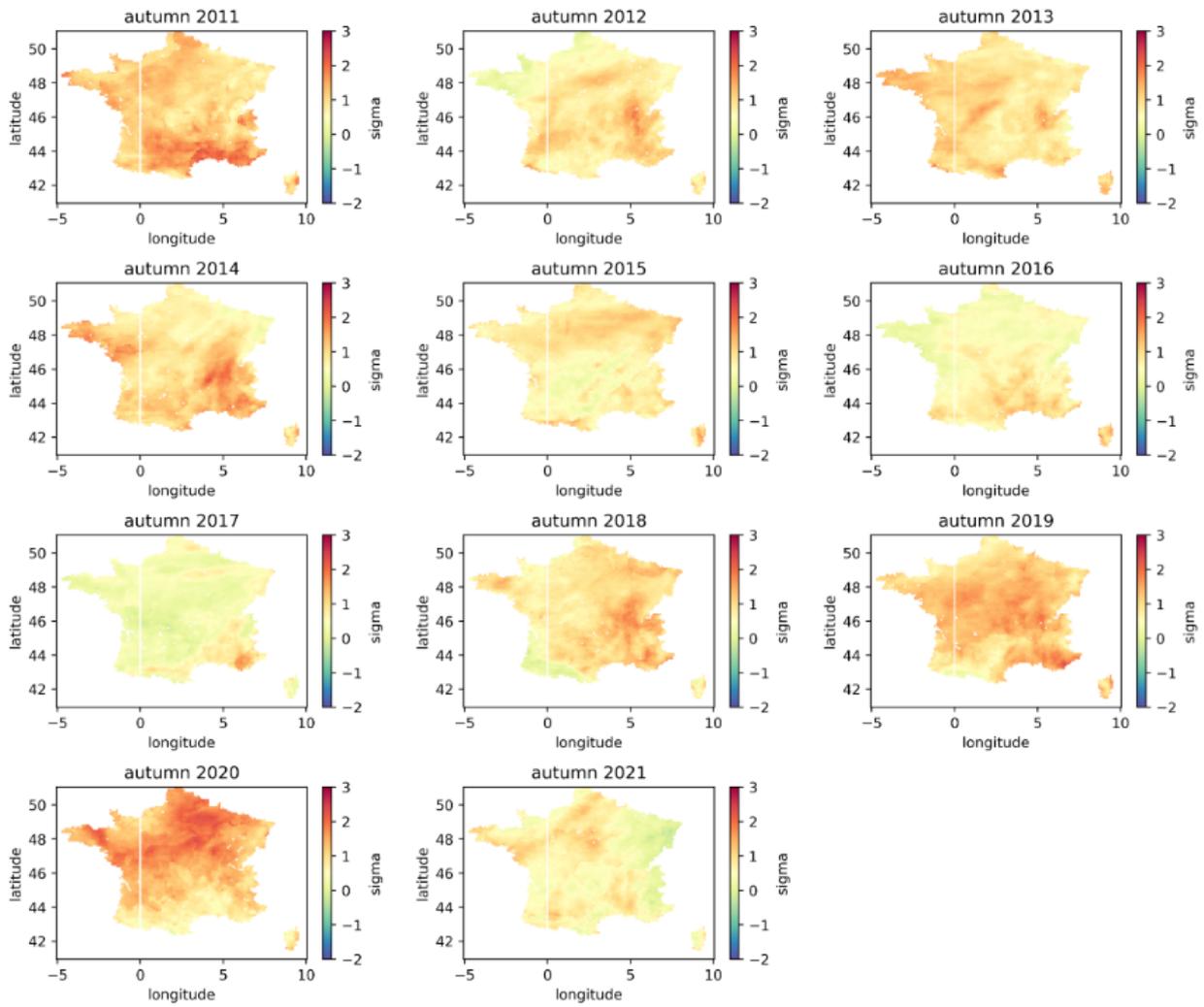


Figure A.4. Valeurs de l'ICAF l'automne, 2011-2021.

sont presque exclusivement des zones où l'ICAF est en rouge, ce qui signifie que ces régions semblent être les plus impactées par le changement climatique (selon les variables météorologiques sélectionnées).

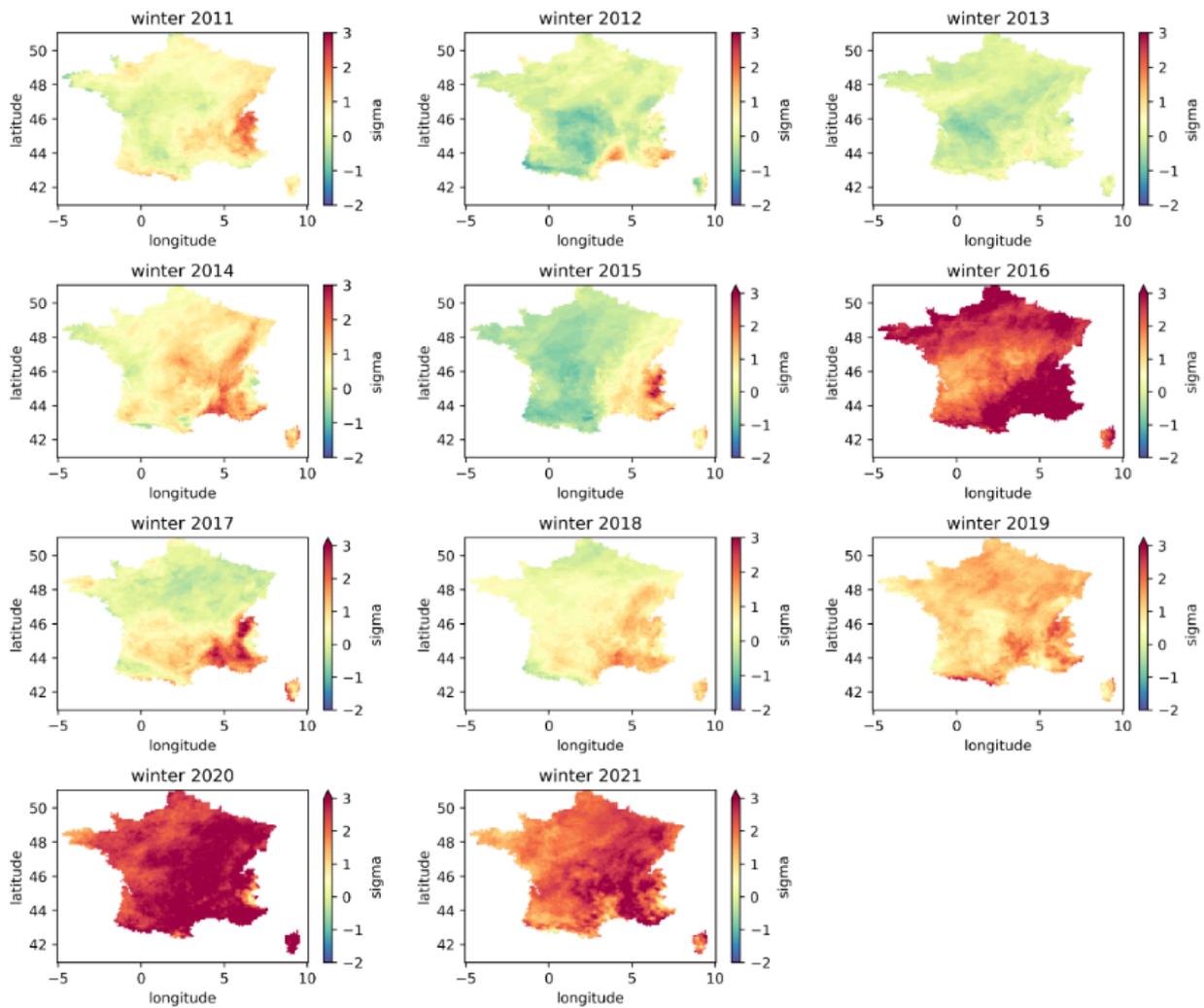


Figure A.5. Valeurs saisonnières hivernales de $T90_{std}$, 2011-2021.

Considérons maintenant les anomalies pour les températures minimales $T10_{std}$. Nous traçons $-T10_{std}$ à la place, de sorte que les valeurs élevées (en rouge) signifient des extrêmes bas moins fréquents, c'est-à-dire des journées plus chaudes.

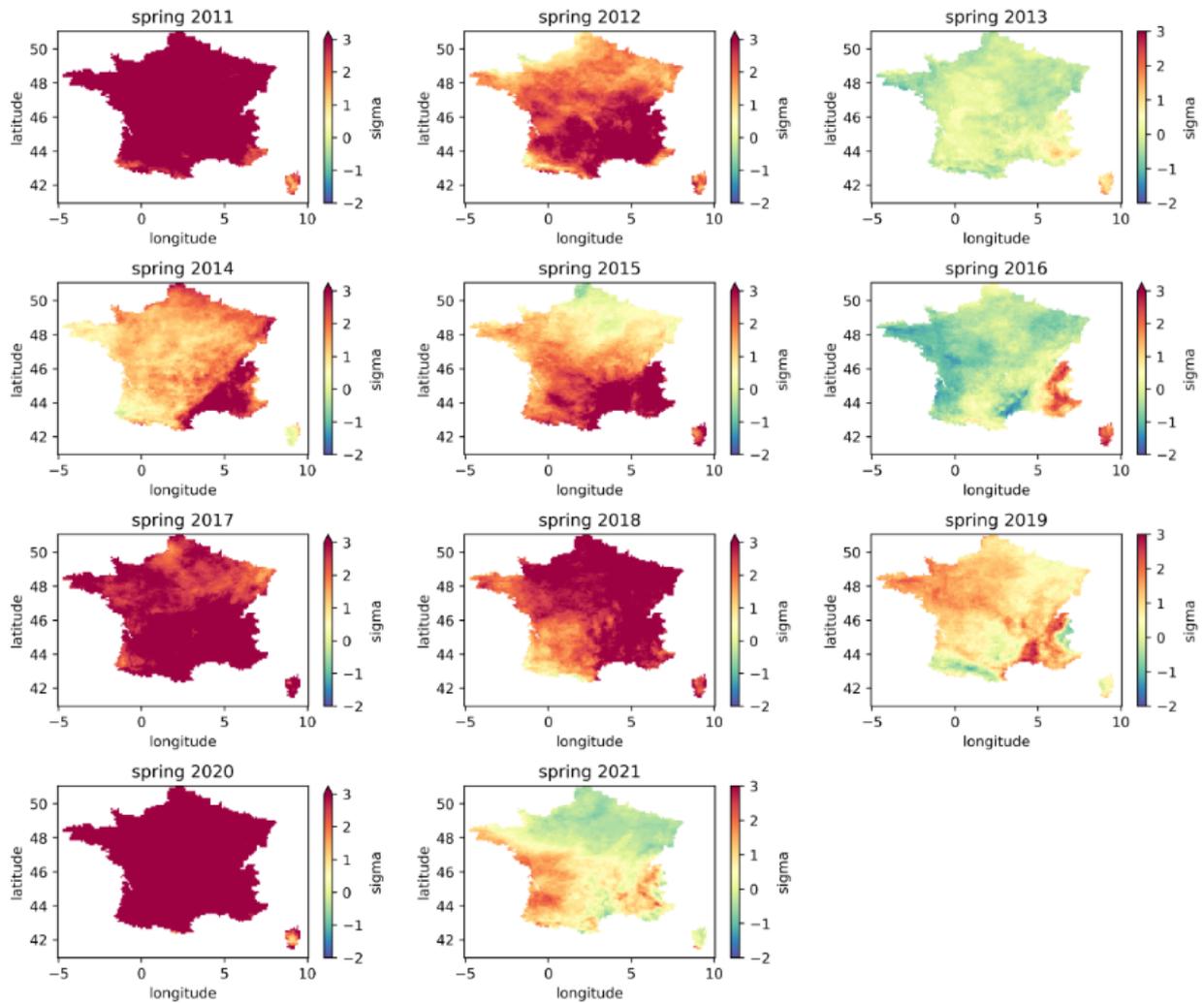


Figure A.6. Valeurs saisonnières printanières de $T90_{std}$, 2011-2021.

En examinant les températures les plus froides, le même phénomène apparaît. Pour la saison hivernale, il n'y a pas de valeurs négatives de l'ICAF pour les années récentes. De plus, il y a des changements très significatifs au printemps, surtout dans la partie sud du pays. Ce que nous observons ici avec les températures influence principalement l'évolution de l'ICAF au fil des ans. Cependant, ce qui est vraiment excitant ici, c'est la possibilité d'obtenir des valeurs ICAF à un niveau très granulaire. Cela est essentiel pour pouvoir s'adapter à des contraintes spécifiques et à l'environnement local, une information indispensable pour des actions efficaces à un micro-niveau.

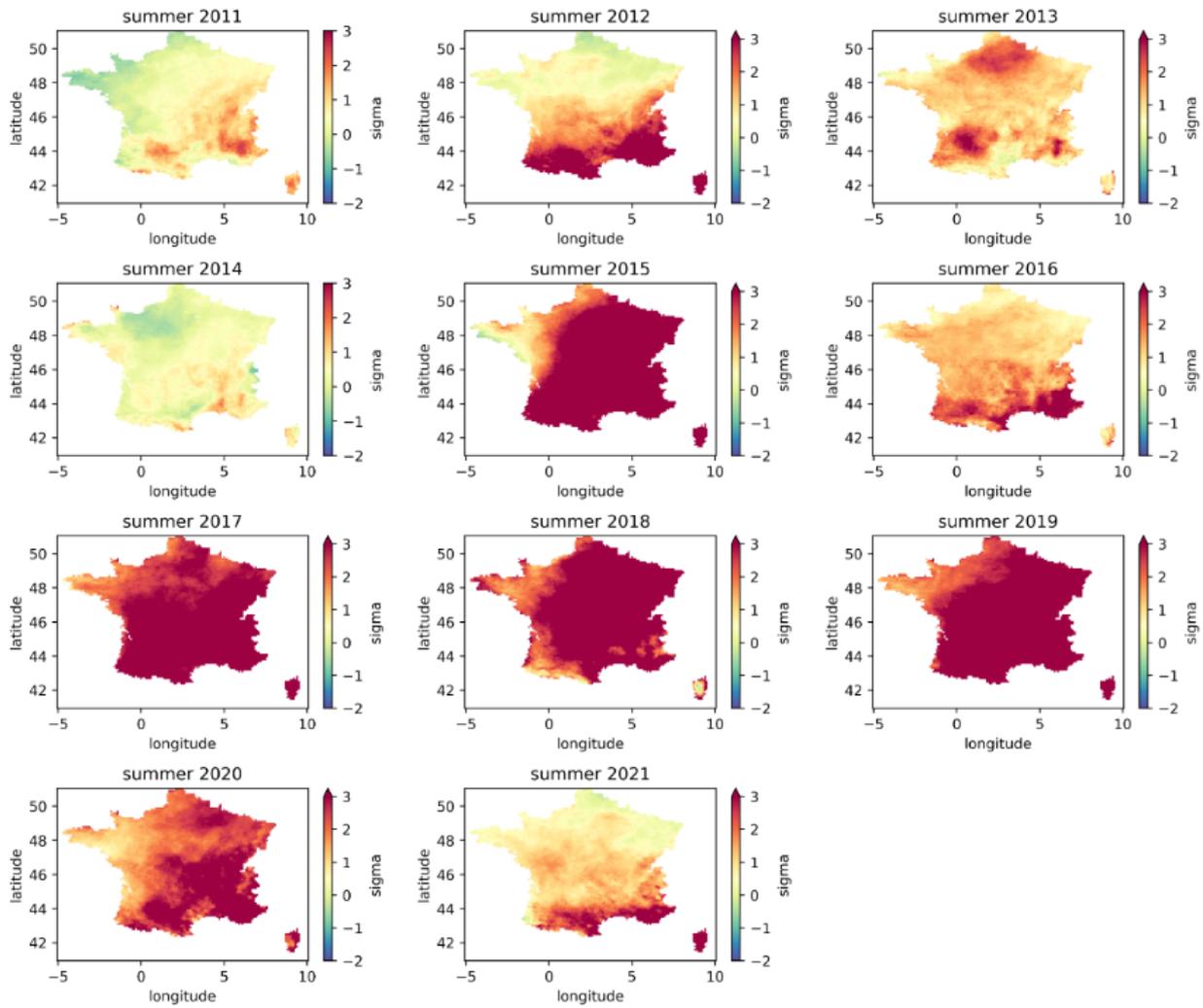


Figure A.7. Valeurs saisonnières estivales de $T90_{std}$, 2011-2021.

A.3. Précipitations saisonnières par région

Les graphiques suivants concernent la variable Précipitations, dénotée P_{std} .

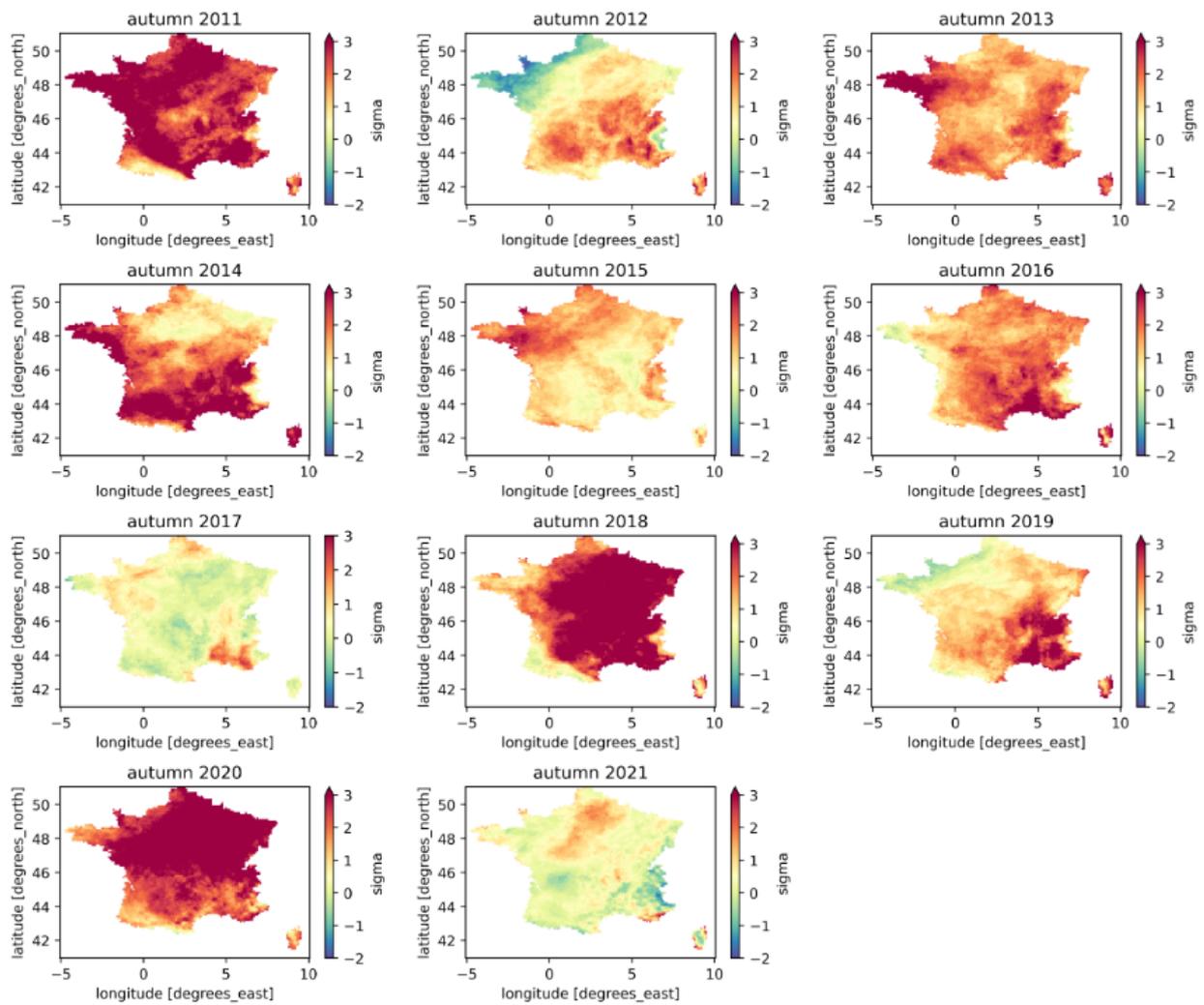


Figure A.8. Valeurs saisonnières automnales de $T90_{std}$, 2011-2021.

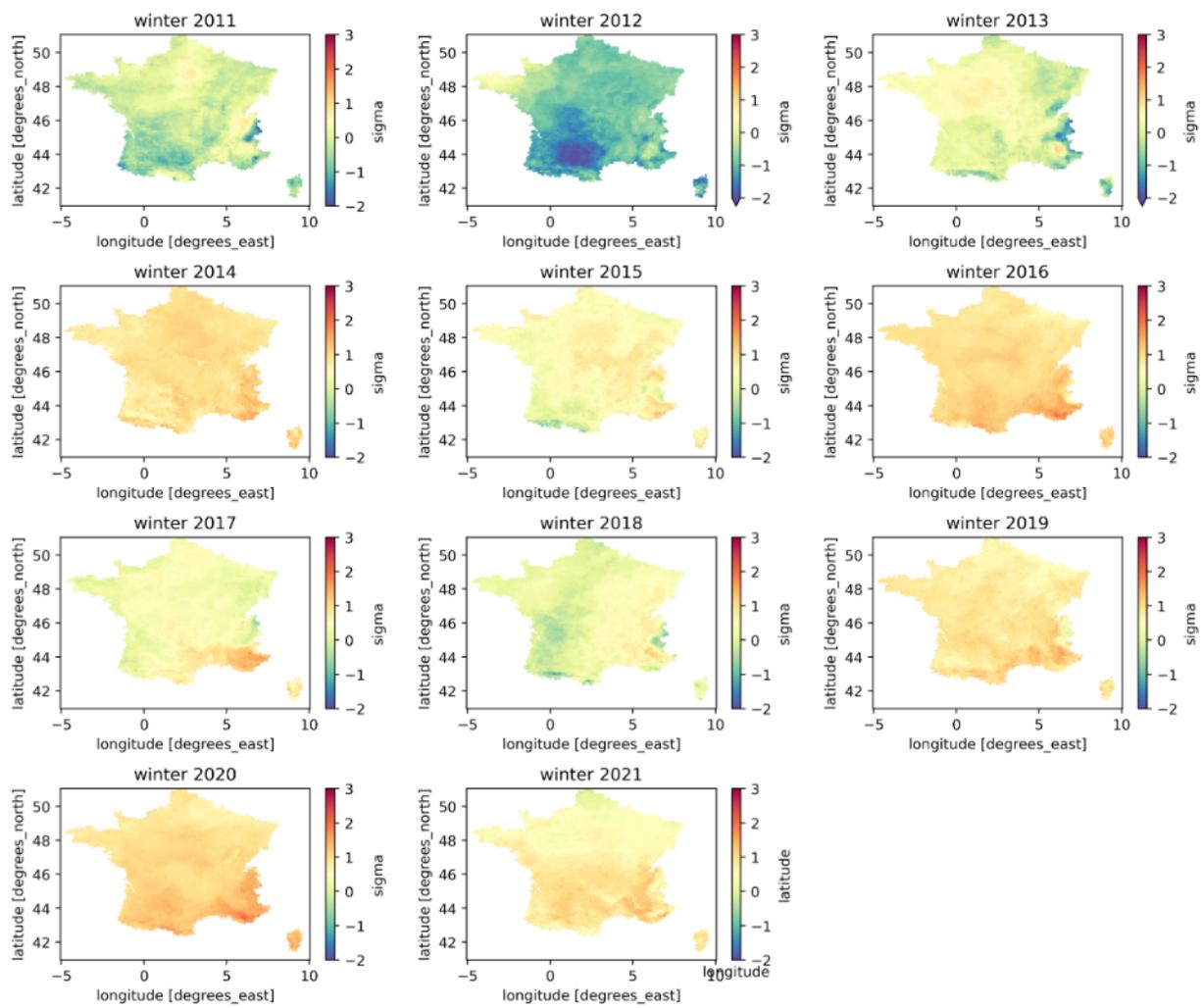


Figure A.9. Valeurs saisonnières hivernales de $-T10_{std}$, 2011-2021.

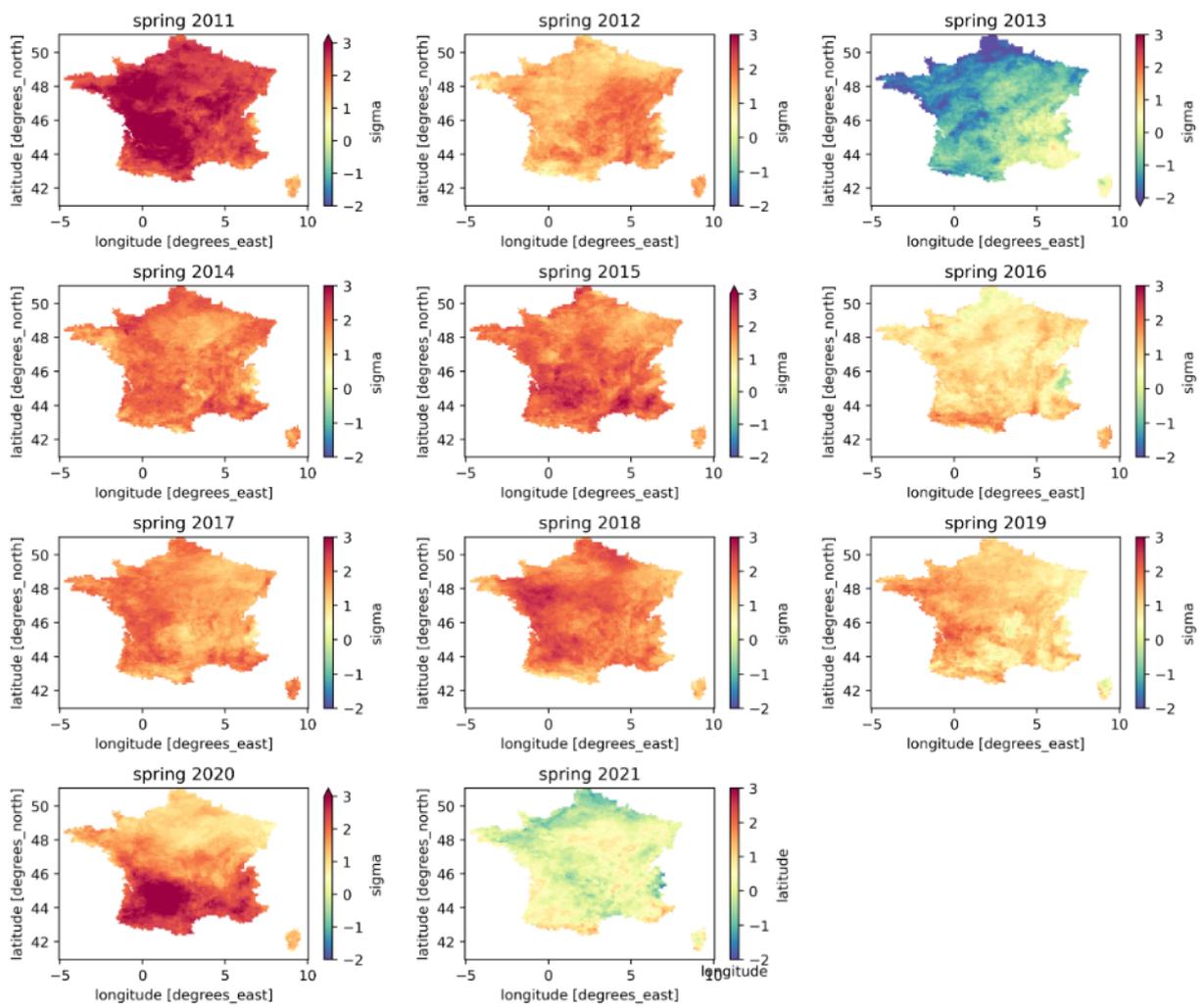


Figure A.10. Valeurs saisonnières printanières de $-T10_{std}$, 2011-2021.

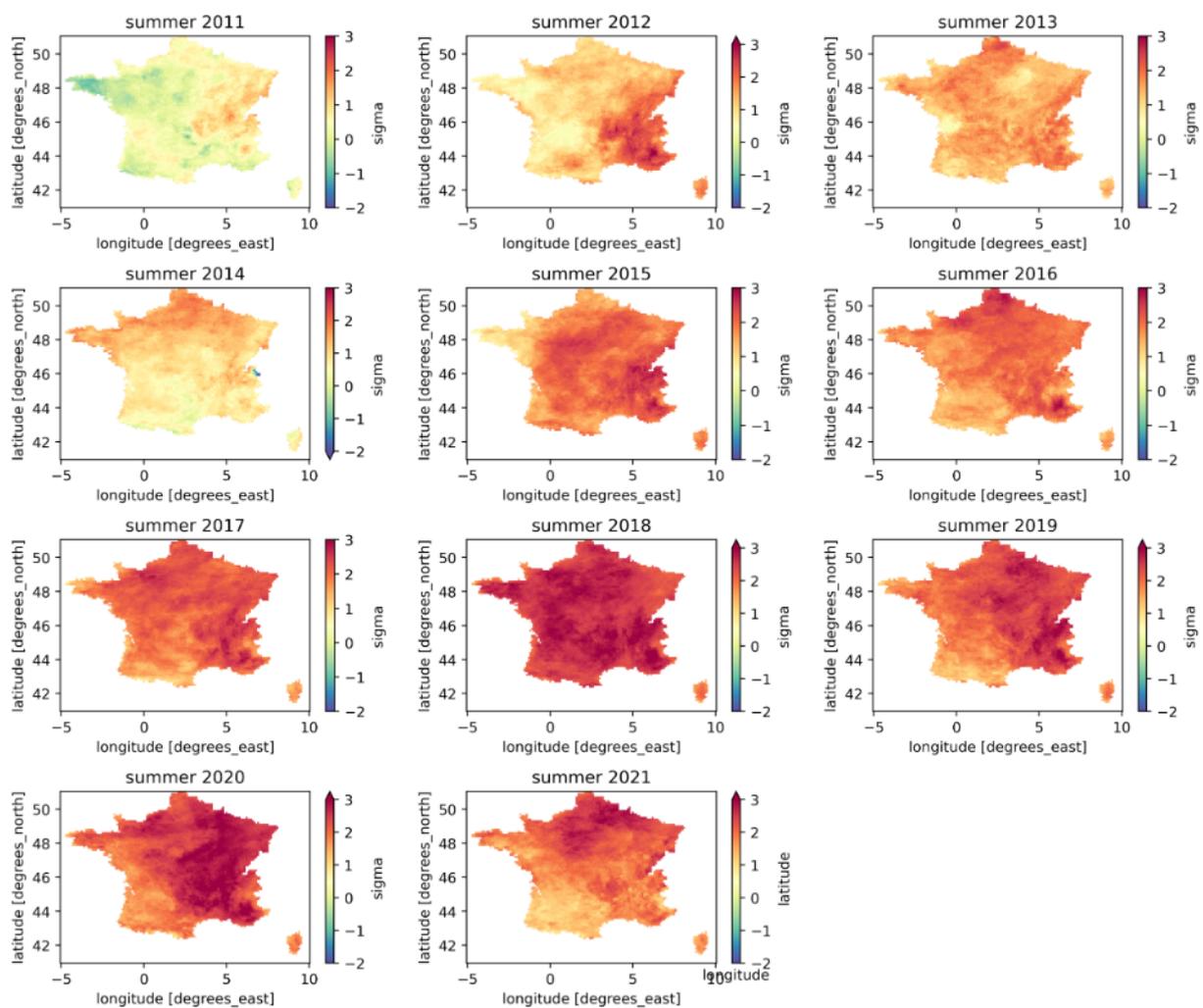


Figure A.11. Valeurs saisonnières estivales de $-T10_{std}$, 2011-2021.

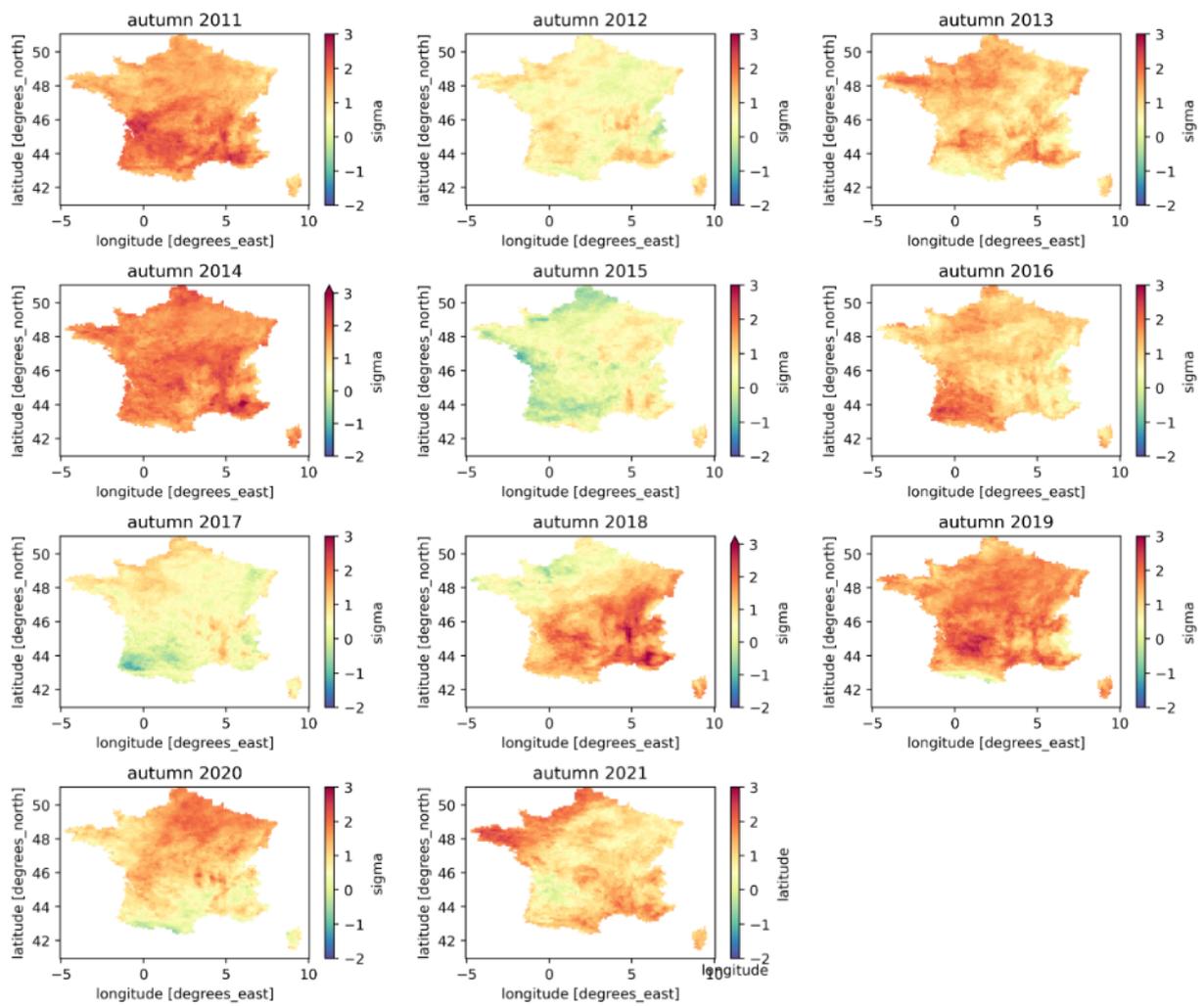


Figure A.12. Valeurs saisonnières automnales de $-T10_{std}$, 2011-2021.

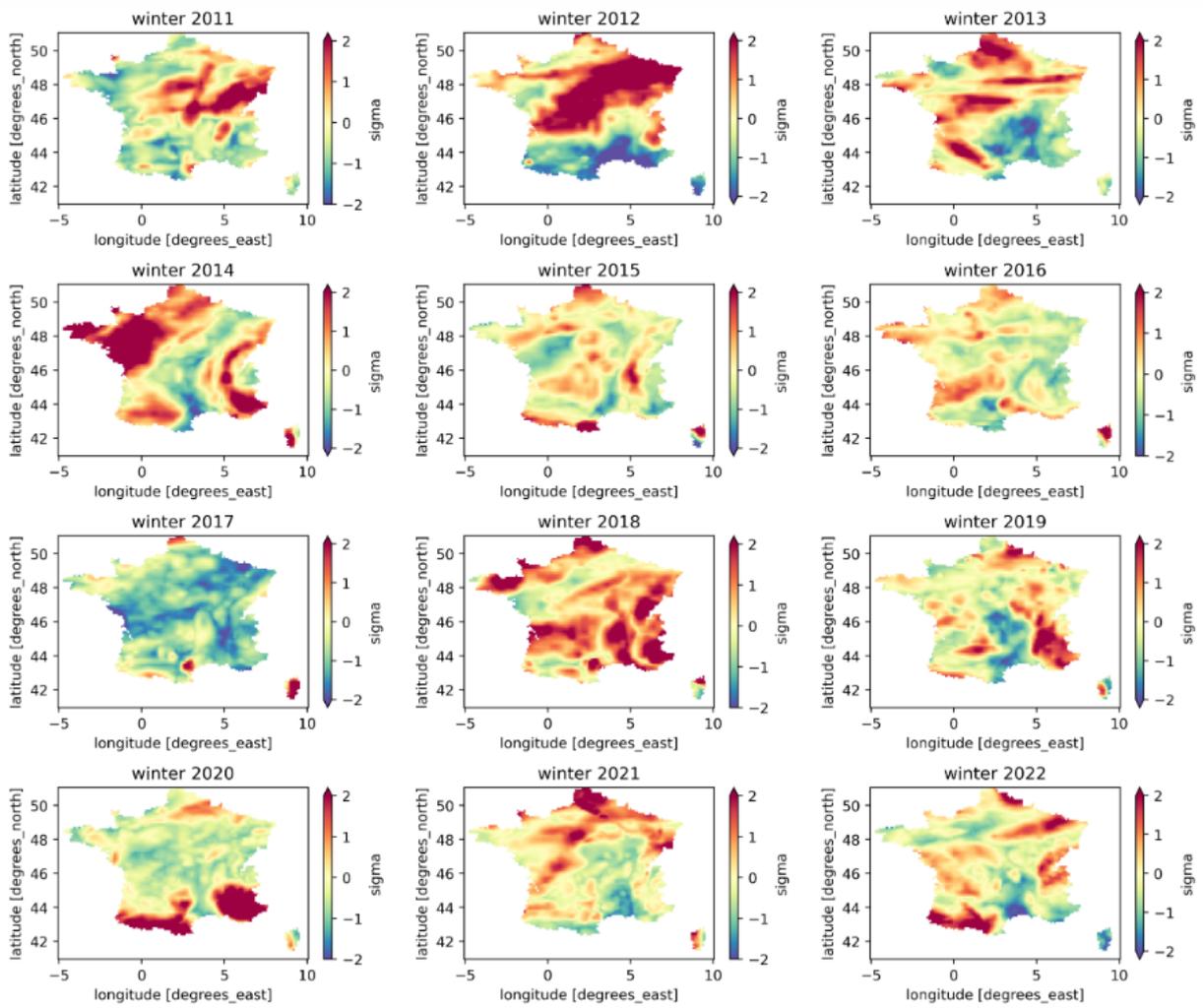


Figure A.13. Valeurs saisonnières hivernales de P_{std} , 2011-2022

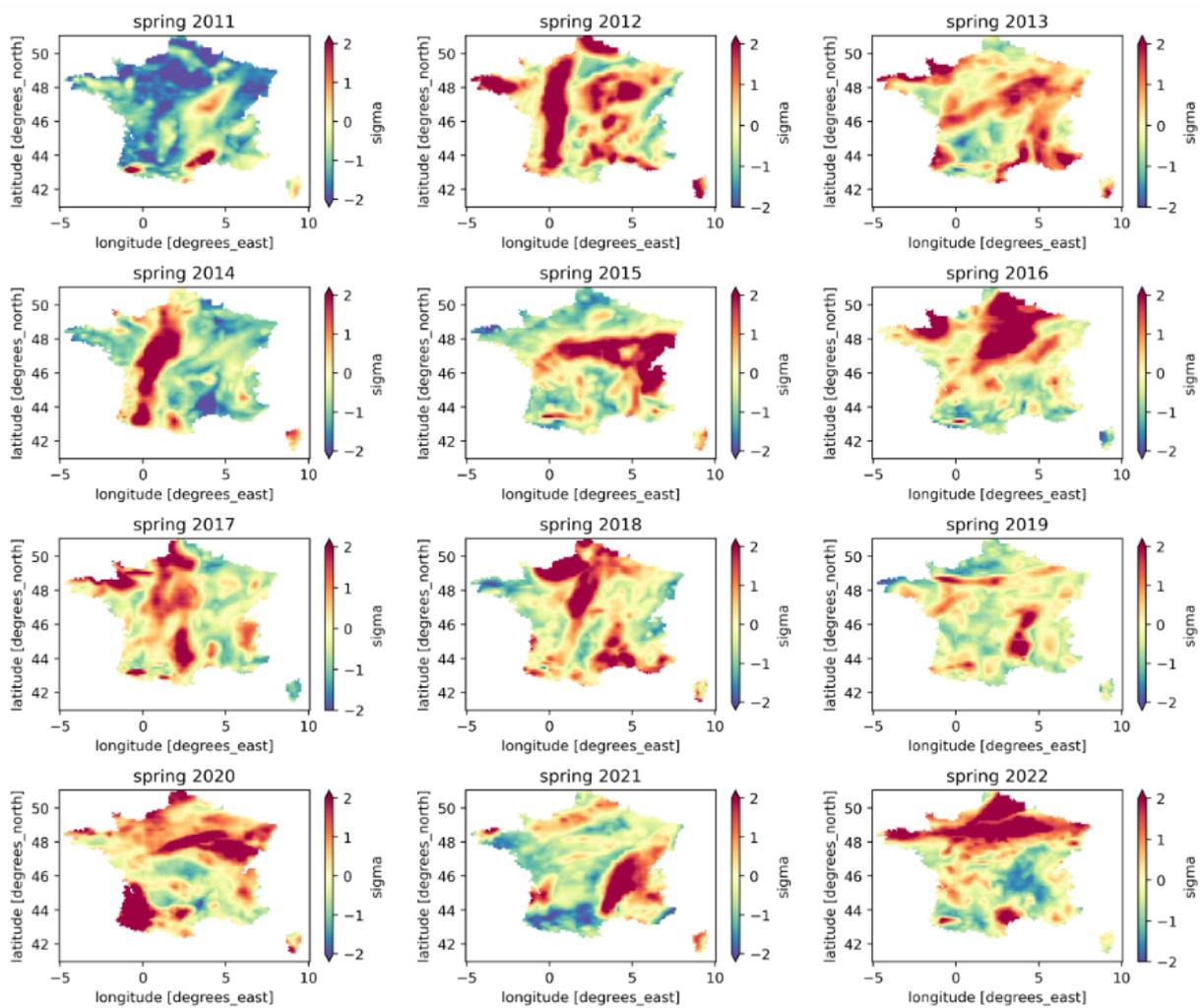


Figure A.14. Valeurs saisonnières printanières de P_{std} , 2011-2022

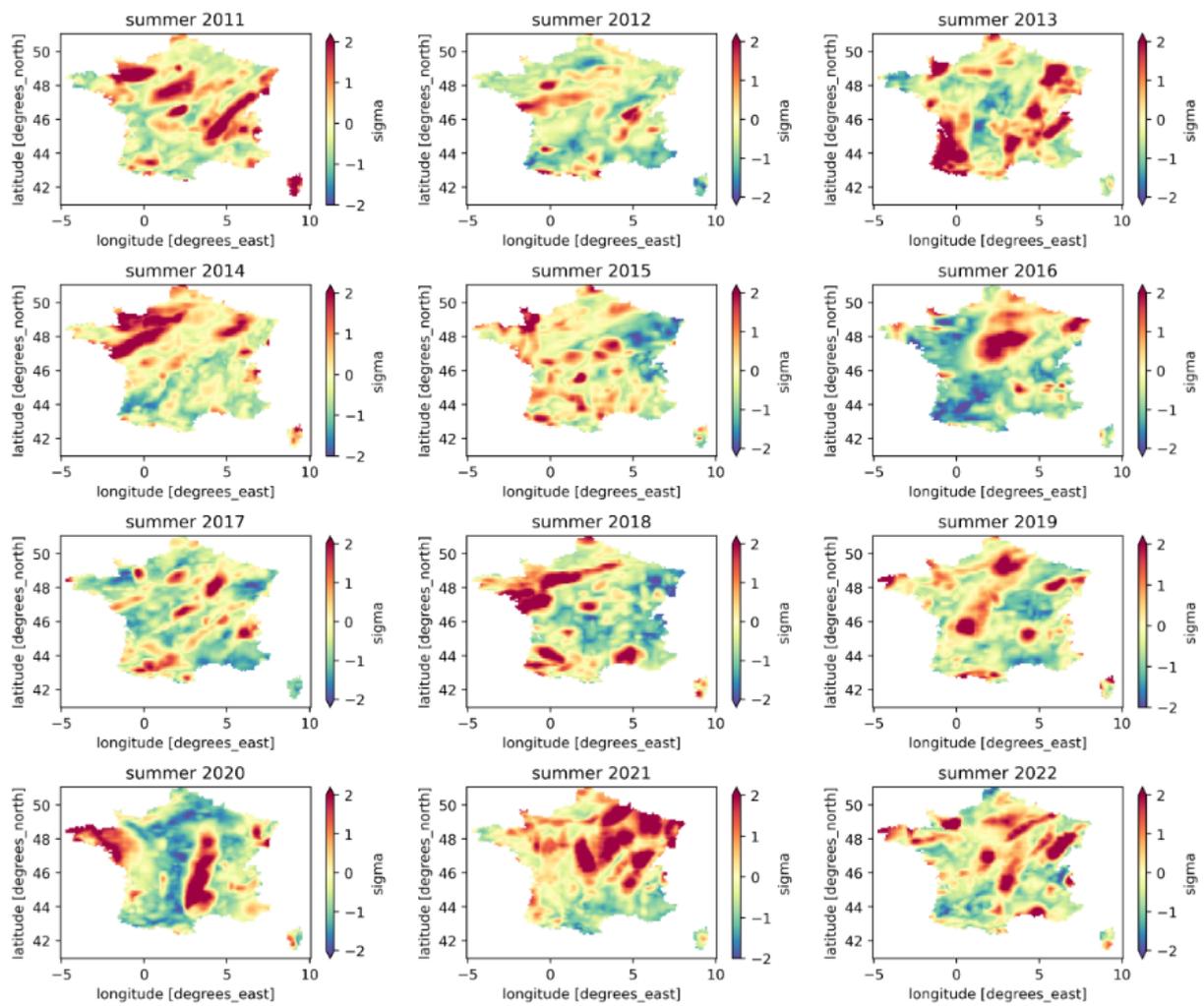


Figure A.15. Valeurs saisonnières estivales de P_{std} , 2011-2022

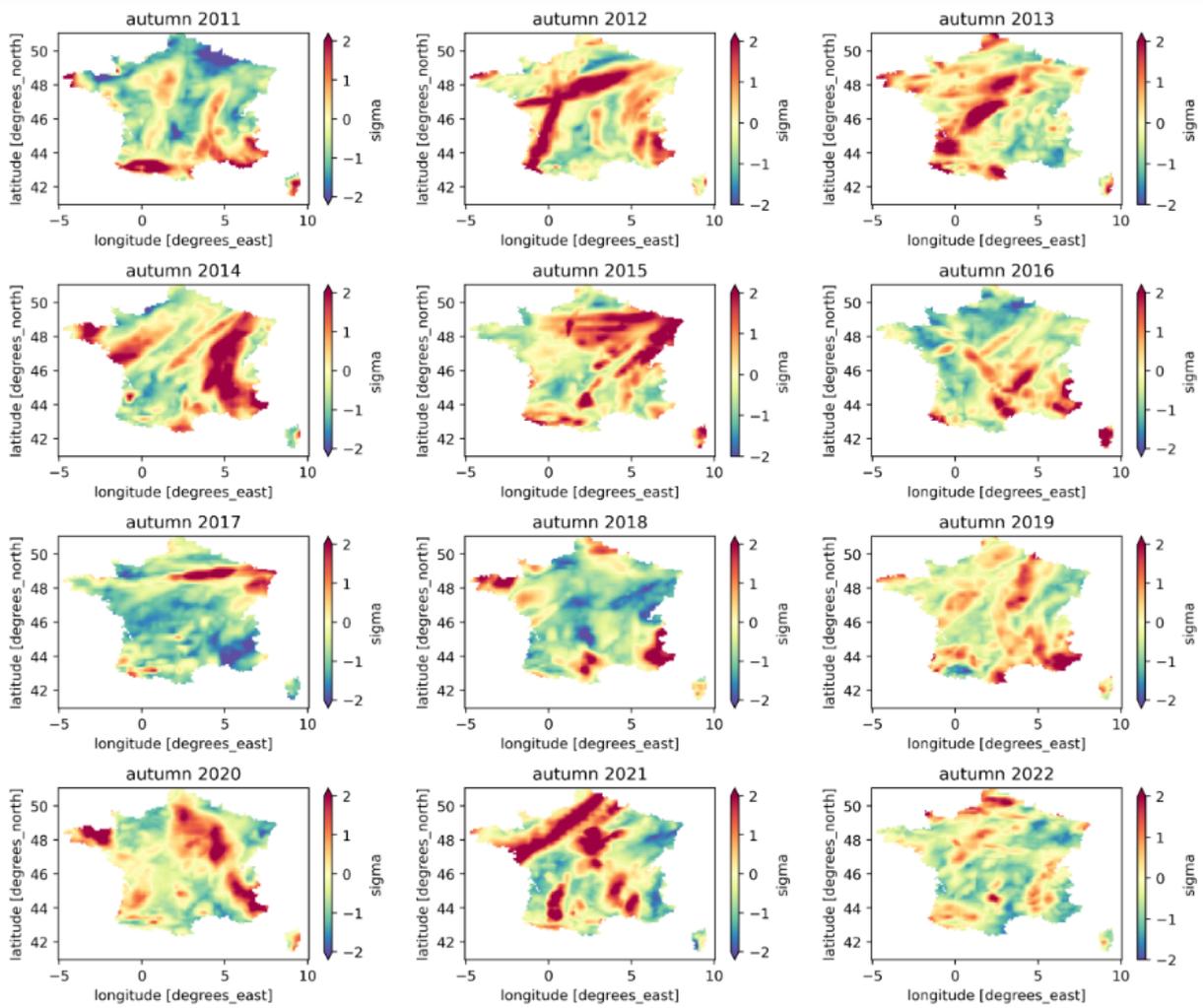


Figure A.16. Valeurs saisonnières automnales de P_{std} , 2011-2022

A.4. Sécheresse saisonnière par région

Cette section regroupe les graphiques de la variable sécheresse, dénotée D_{std} .

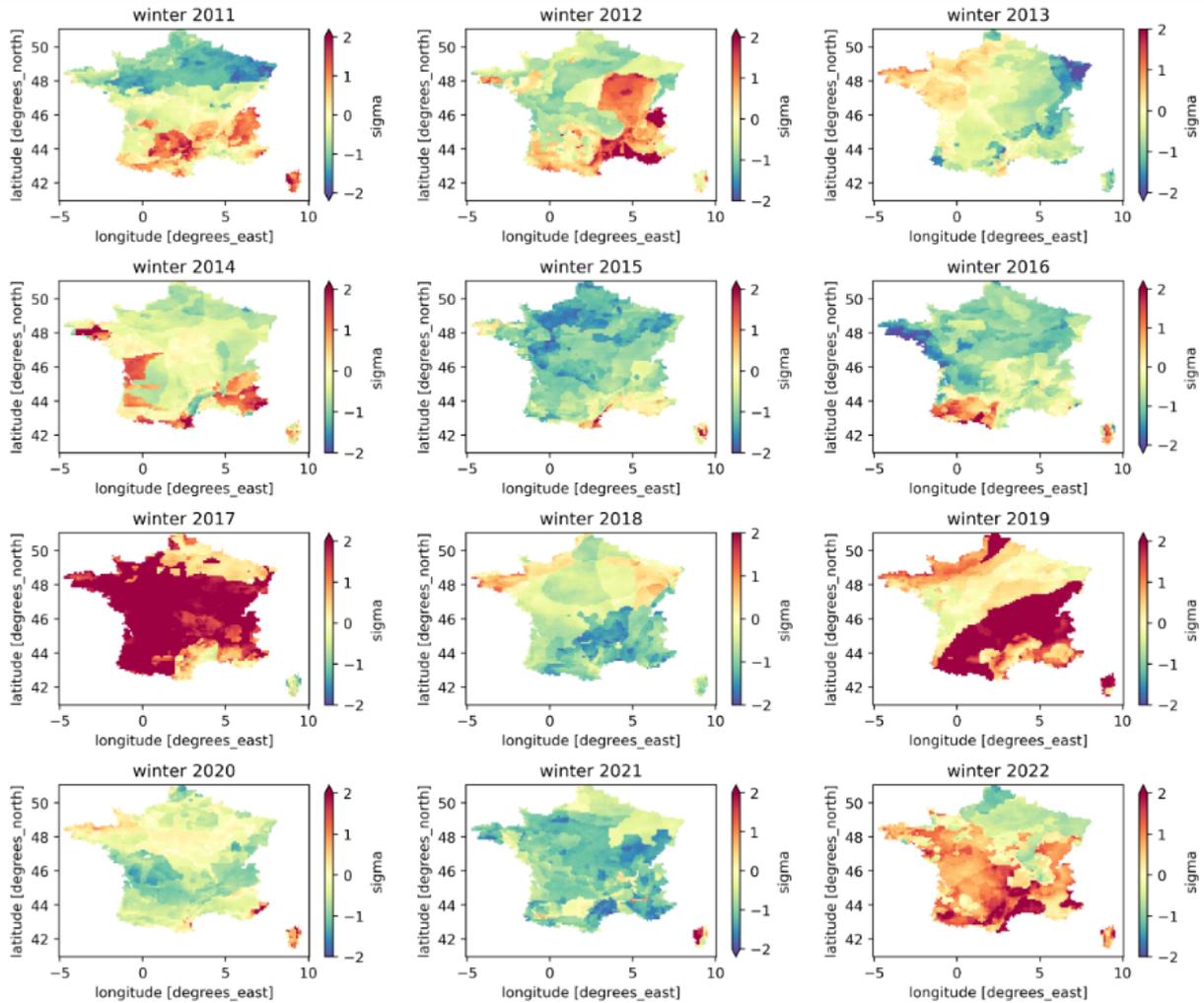


Figure A.17. Valeurs saisonnières hivernales de D_{std} , 2011-2022

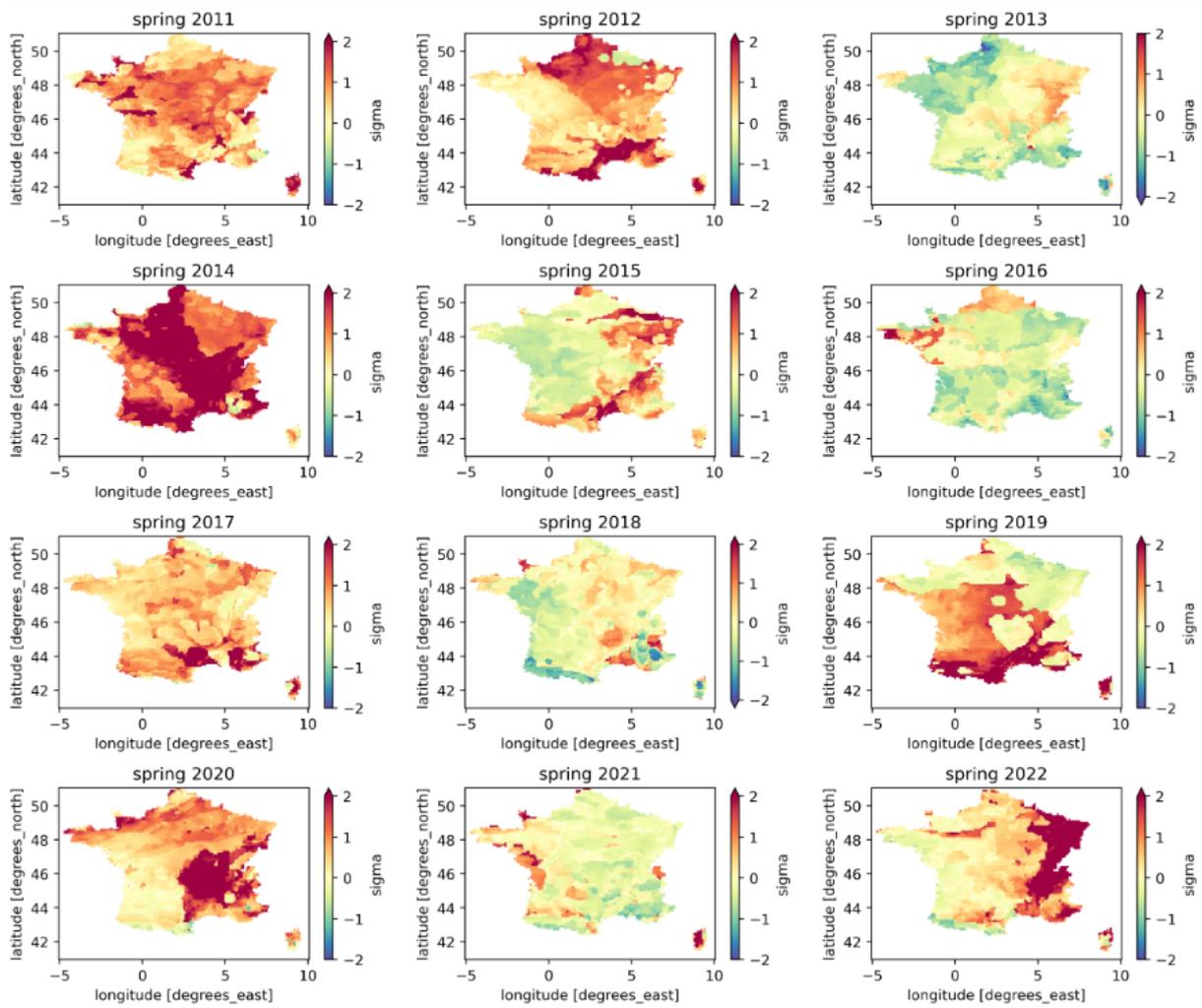


Figure A.18. Valeurs saisonnières printanières de D_{std} , 2011-2022

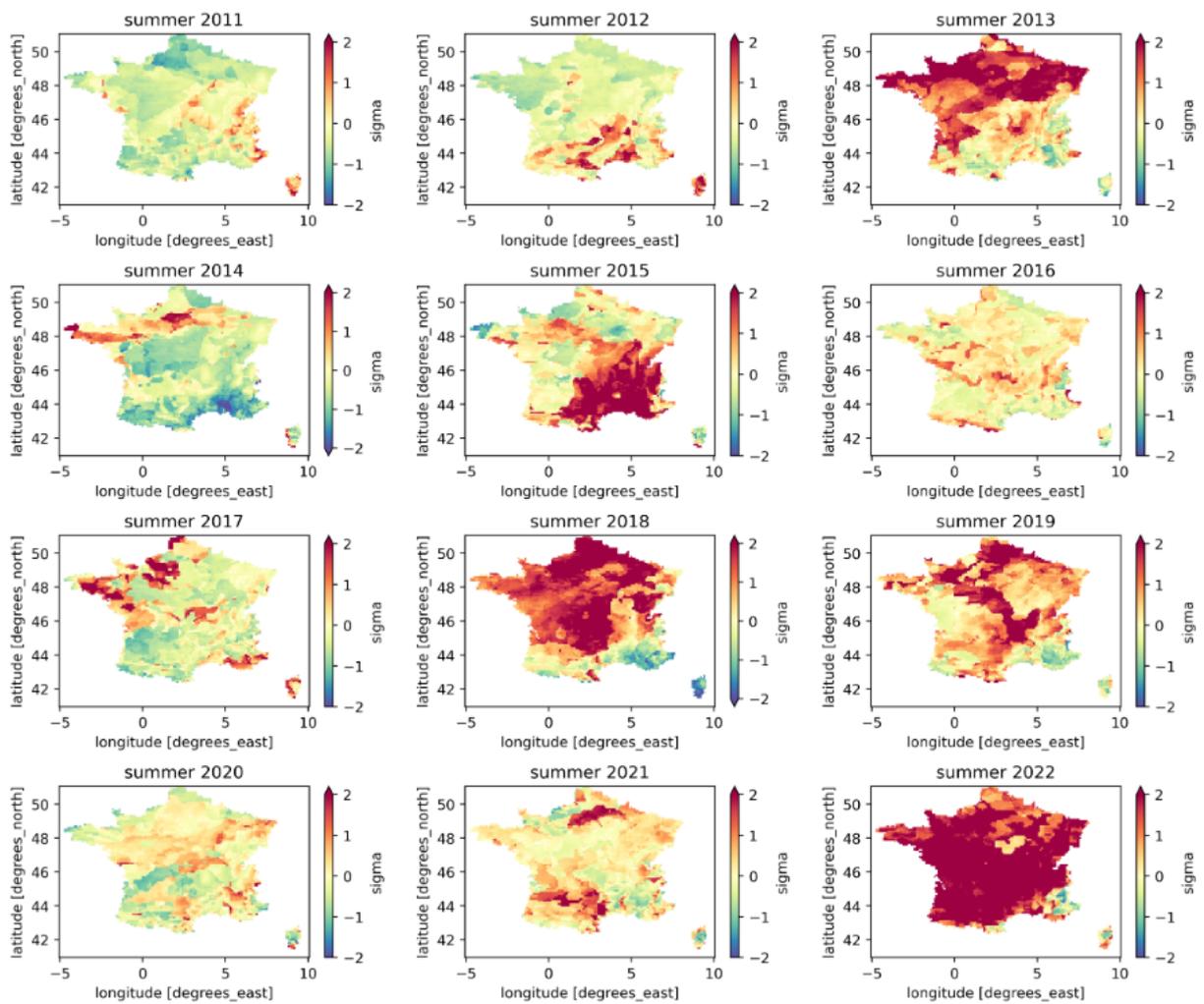


Figure A.19. Valeurs saisonnières estivales de D_{std} , 2011-2022

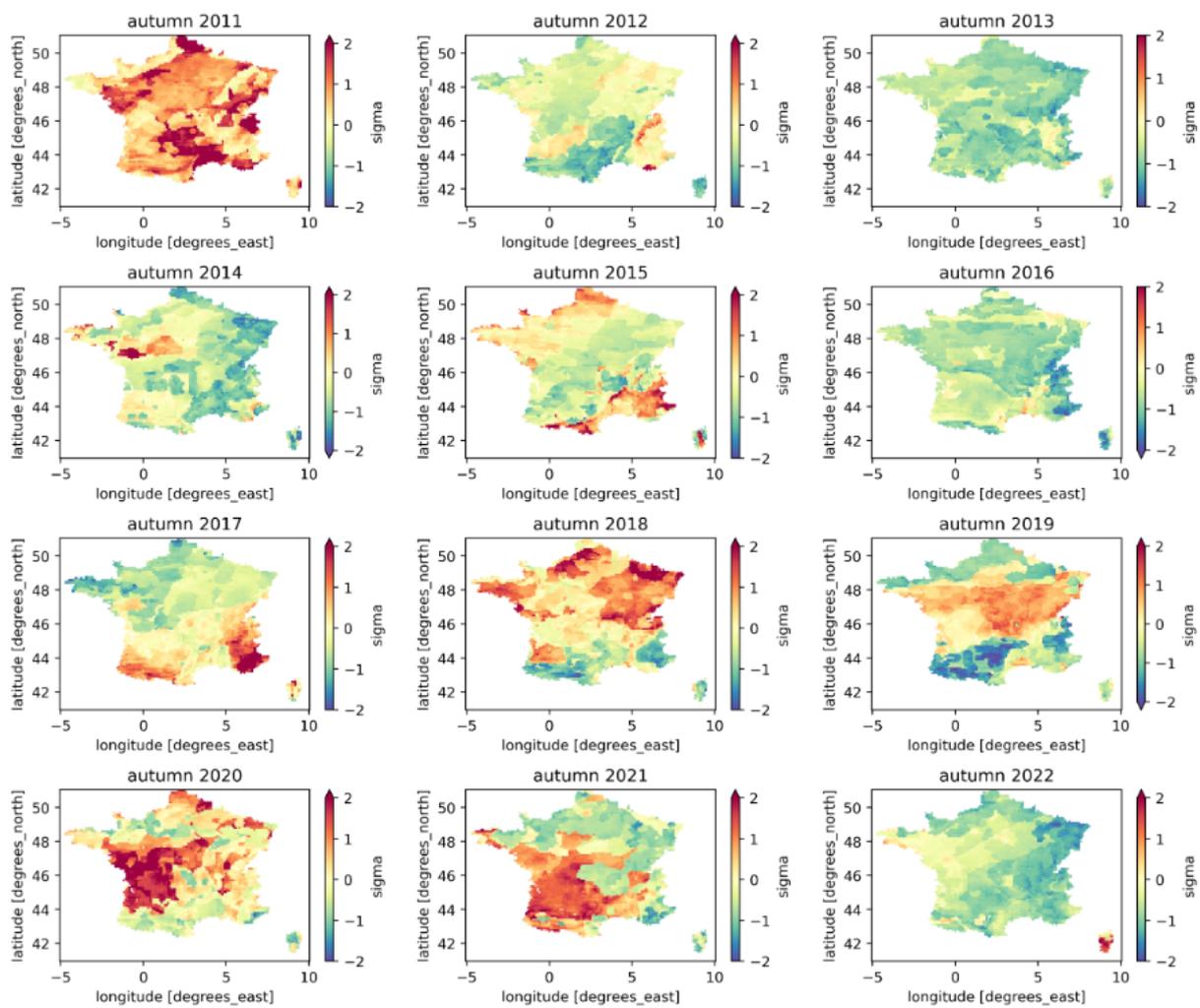


Figure A.20. Valeurs saisonnières automnales de D_{std} , 2011-2022

**Assurons
un monde
plus ouvert**

