



Le défi de l'assurabilité des risques climatiques

Arthur Charpentier (UQAM & Univ. Rennes)

Data Driven Montréal

Septembre 2023

September 19, 2023



Arthur Charpentier

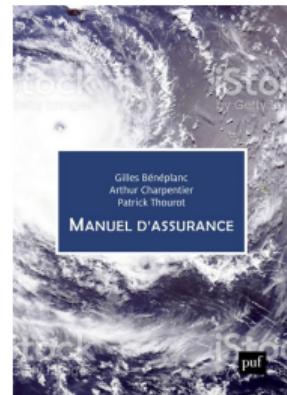
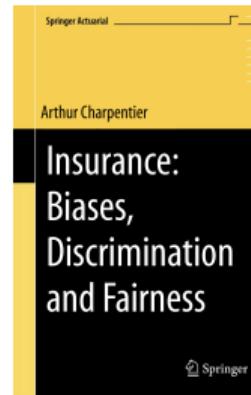
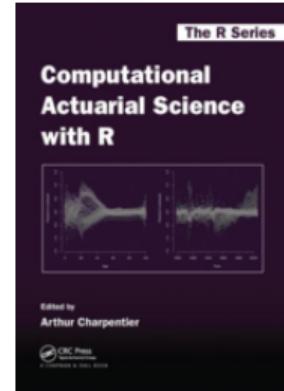
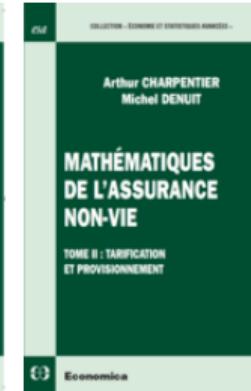
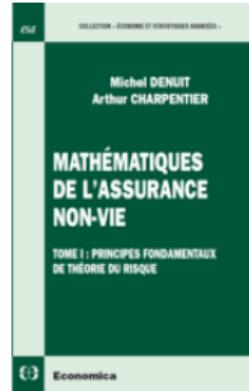
Université du Québec à Montréal
& Université de Rennes (France)

 @freakonometrics

 freakonometrics

 freakonometrics.hypotheses.org

Predictive Modeling, Actuarial Science,
Mathematical Economics, Risk, Inequalities,
Econometrics, Statistics, Machine Learning
Climate Modeling, Extremes, Fairness





Data Driven Montréal #83

Assurance, Science des données et Actuariat

Mardi 05 Janvier 2021 – 5:00pm-6:15pm

Événement en ligne gratuit

En partenariat avec la compétition Insurance Pricing Game organisée par

Imperial College London

SINGAPORE ACTUARIAL SOCIETY

Actuaries Institute Australia

CAS

Institute and Faculty of Actuaries

IAA ASTIN Non-Life Insurance

UQÀM

DATA DRIVEN MONTREAL

See talk in January 2021 about insurance pricing (and market competition)

Insurance [3]

The **geometric distribution** gives the probability that the first occurrence of success requires k independent trials, each with success probability p . If the probability of success on each trial is p , then the probability that the k th trial is the first success is



$$\mathbb{P}(X = k) = (1 - p)^{k-1} p, \begin{cases} k \in \{1, 2, 3, \dots\} \\ p \in (0, 1). \end{cases}$$

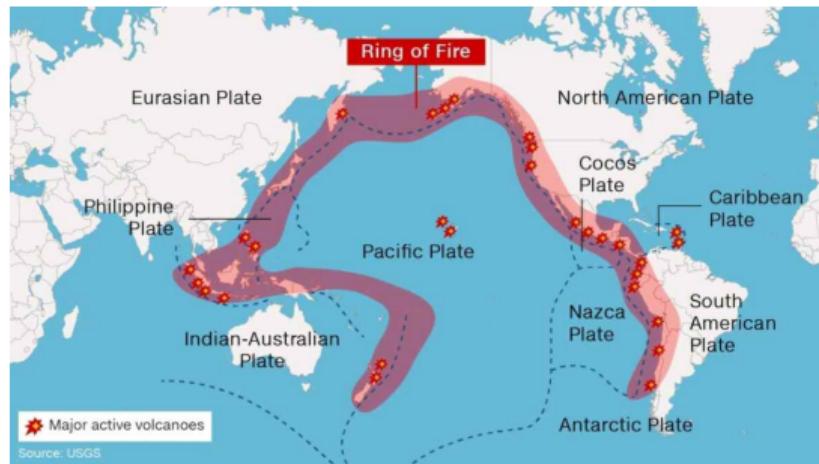
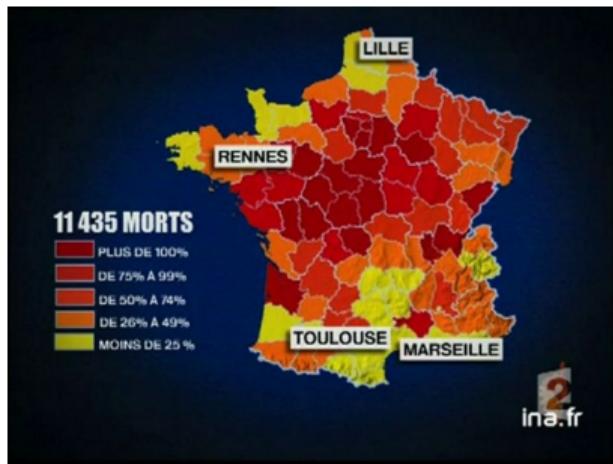
In that case, $\mathbb{E}[X] = \frac{1}{p}$.

A **return period** is an average time (or an estimated average time) between events such as earthquakes, floods, landslides, or river discharge flows to occur.



Gumbel, E. J. (1958). *Statistics of extremes*. Columbia university press.

Dynamics of Natural Catastrophes (incl. Climate) [1]



- Charpentier, A. (2011). On the return period of the 2003 heat wave. *Climatic change*.
- Charpentier, A., & Durand, M. (2015). Modeling earthquake dynamics. *Journal of Seismology*.
- Charpentier, A., & Sibaï, D. (2009). Dynamic flood modeling: Combining hurst and gumbel's approach. *Environmetrics*.

Dynamics of Natural Catastrophes (incl. Climate) [2]



IRIS is a university research consortium dedicated to monitoring the earth and exploring its interior through the collection and distribution of geophysical data.

IRIS programs contribute to federally funded research, education, earthquake hazard mitigation, and the verification of the Comprehensive Test Ban Treaty.

Support for IRIS comes from the National Science Foundation, other federal agencies, universities, and private foundations.

This figure was produced in cooperation with University of Arizona, University of California, Berkeley, University of California, San Diego, Purdue University, and the US Geological Survey.

1200 New York Ave, NW #800
Washington, DC 20004
Phone: (202) 467-0200
Fax: (202) 467-0444
www.IRIS.edu

Education & Outreach Series

No. 6

How are Earthquakes Located?

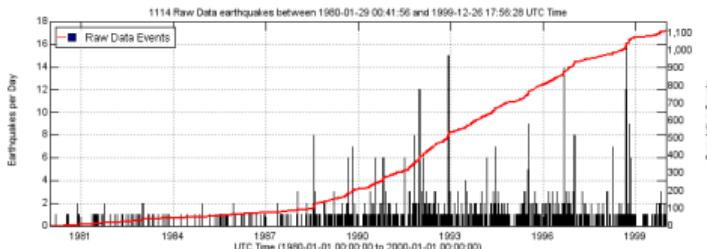
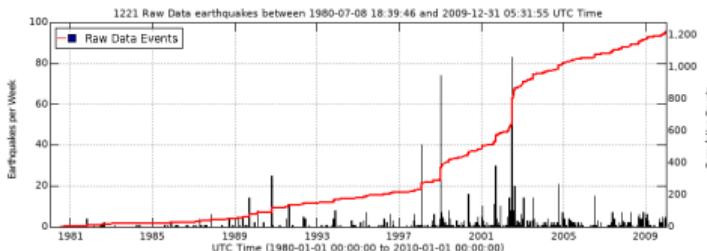
We can locate earthquakes using a simple fact: an earthquake creates different seismic waves (P waves, S waves, etc.) The different waves each travel at different speeds and therefore arrive at a seismic station at different times. P waves travel the fastest, so they arrive first. S waves, which travel at about half the speed of P waves, arrive later. A seismic station close to the earthquake records P waves and S waves in quick succession. With increasing distance from the earthquake the time difference between the arrival of the P waves and the arrival of the S waves increases.

Although modern techniques are more complex, we have illustrated the basic concept using an example of an earthquake near Mexico and seismic stations in North America. The following two steps show how we determine distance from the seismograms and estimate the location using three stations.

Step 1. The time between the arrival of the P wave and the arrival of the S wave (S-P time) is measured at each station. The S-P time indicates the distance to the earthquake similar to how the time interval between the flash of light and the sound of thunder indicates the distance to a thunderstorm. In our example, station TEIG (with an S-P time of 1.5 minutes) is closest to the earthquake, and station SSPA (with an S-P time of 5 minutes) is farthest away.

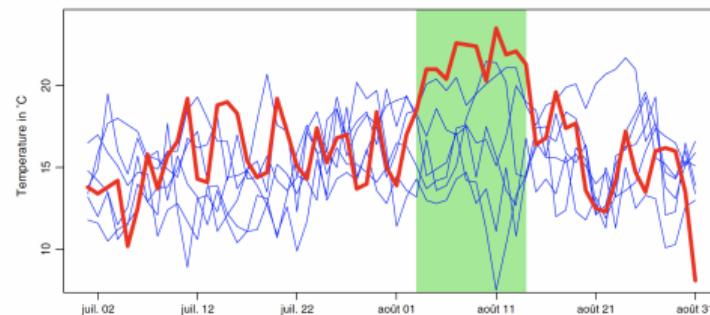
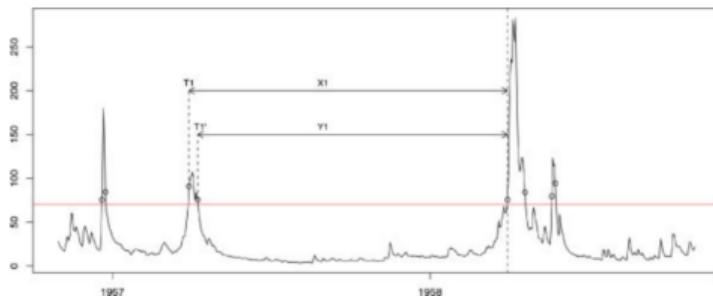
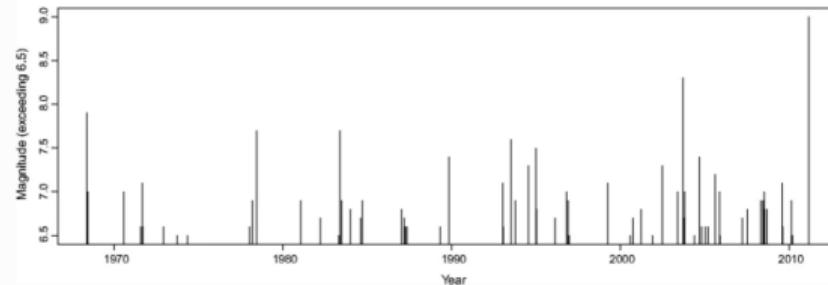
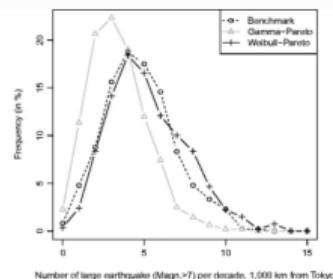
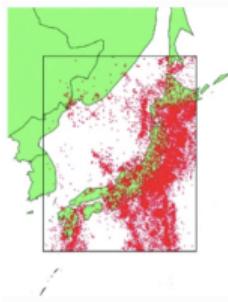
From observing and analyzing many earthquakes, we know the relationship between the S-P time and the distance between the station and the earthquake. We can therefore convert each measured S-P time to distance. A 1 minute interval of 1.5 minutes corresponds to a distance of 900 kilometers, 3 minutes to 1800 kilometers, and 5 minutes to 3300 kilometers.

Step 2. Once we know the distance to the earthquake for three stations, we can determine the location of the earthquake. For each station we draw a circle around the station with a radius equal to its distance from the earthquake. The earthquake occurred at the point where all three circles intersect.



Dynamics of Natural Catastrophes (incl. Climate) [3]

“seismic gap hypothesis” / dynamic of flood events / heat wave persistence



Flood Risk in France [1]



Thomery La vie après les inondations

12/13 National



ROUTE
BARREE



Charpentier, A., Barry, L., & James, M. (2021). Insurance against Natural Catastrophes: Balancing Actuarial Fairness and Social Solidarity. *Geneva Papers on Risk & Insurance*.
<https://doi.org/10.1057/s41288-021-00233-7>



France Info. (2018). Seine-et-marne : La ville de thoméry se remet progressivement des inondations.
<http://tinyurl.com/mtc9tprm>

Flood Risk in France [2]

Charpentier, A., Barry, L., & James, M. (2021). Insurance against Natural Catastrophes: Balancing Actuarial Fairness and Social Solidarity. *Geneva Papers on Risk & Insurance*. <https://doi.org/10.1057/s41288-021-00233-7>

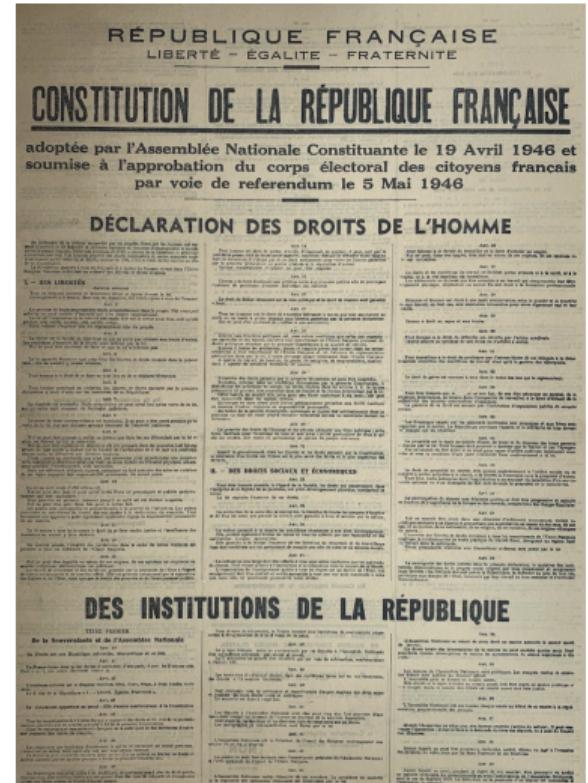
On fairness & solidarity

➤ French Constitution (1946)

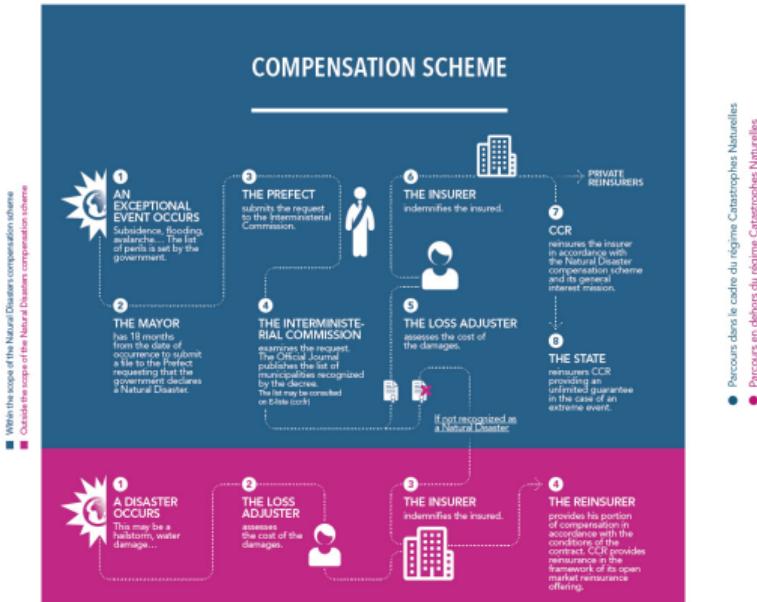
12. *La Nation proclame la solidarité et l'égalité de tous les Français devant les charges qui résultent des calamités nationales.*

➤ 82-600 Law (1982)

régime d'indemnisation des catastrophes naturelles

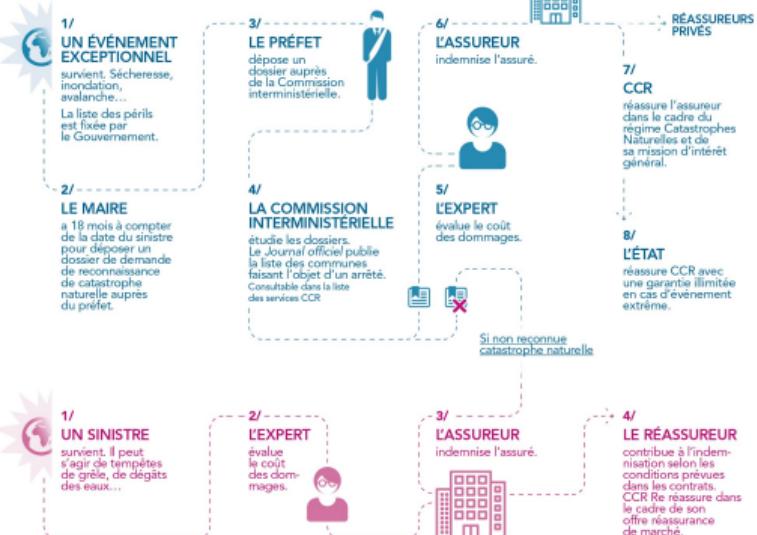


Flood Risk in France [3]



Parcours dans le cadre du régime Catastrophes Naturelles

Parcours en dehors du régime Catastrophes Naturelles

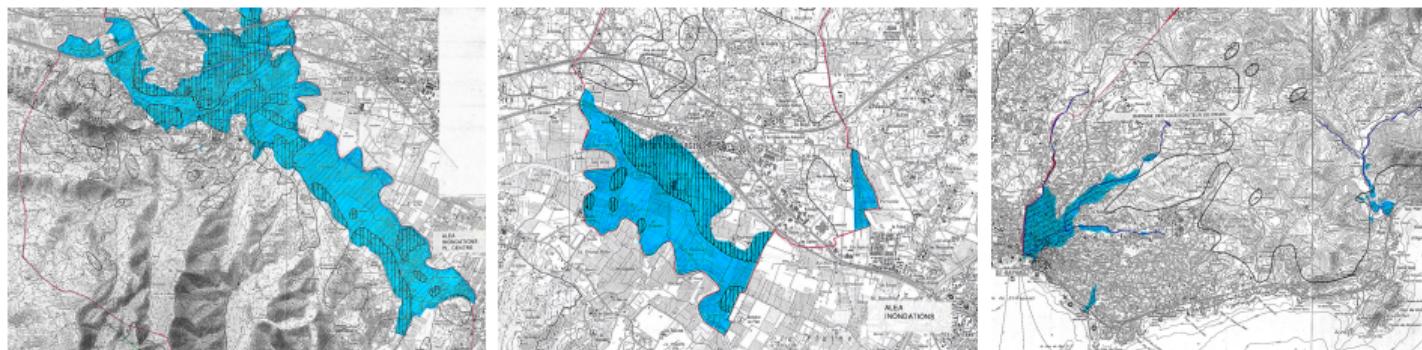


source: <https://www.ccr.fr/en/-/indemnisation-des-catastrophes-naturelles-en-france>

Flood Risk in France [4]

Two different flood perils : overflow vs. coastal

PPRIs ([plan de prévention du risque inondation](#)) in Roquebrune-sur-Argens, Puget and Saint-Raphaël. The plain area (in blue) is the risky area.



Areas clearly identified as risky, from documented (historical) floods.

Flood Risk in France [5]



Procès tempête Xynthia : deux élus condamnés à des peines de prison

René Marratier
• Ancien maire de La Faute
• 4 ans ferme

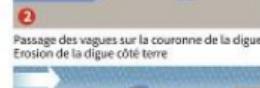
Françoise Babin
• Ancienne adjointe
• 2 ans ferme



AFP Source: Bouchet & Haug (Interbassin Dijon-Vesoul, Poitou-Charentes)



Le "Renard hydraulique" Comment la mer renverse une digue



France 3. (2019). Tempête xynthia: La responsabilité de la faute-sur-mer pourrait être alourdie.

Flood Risk in France [6]

PPRLs ([plan de prévention des risques littoraux](#)) in Vendée. The dashed area is the risky area. Areas with possible coastal risk.

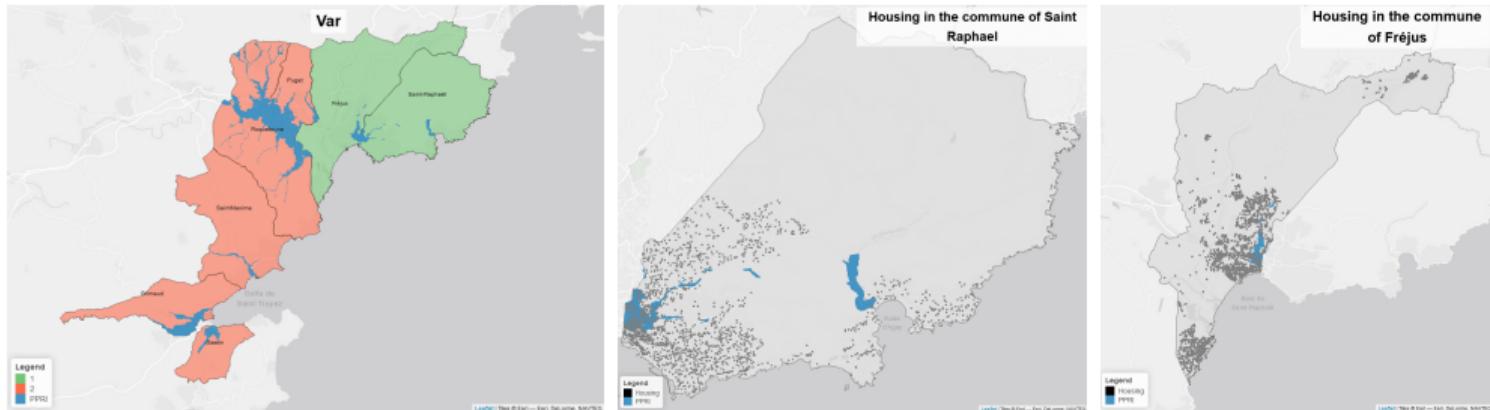


See <https://github.com/freakonometrics/floods>

Flood Risk in France [7]

10% of households represent 73.6% of the losses... who lives in those risky areas ?

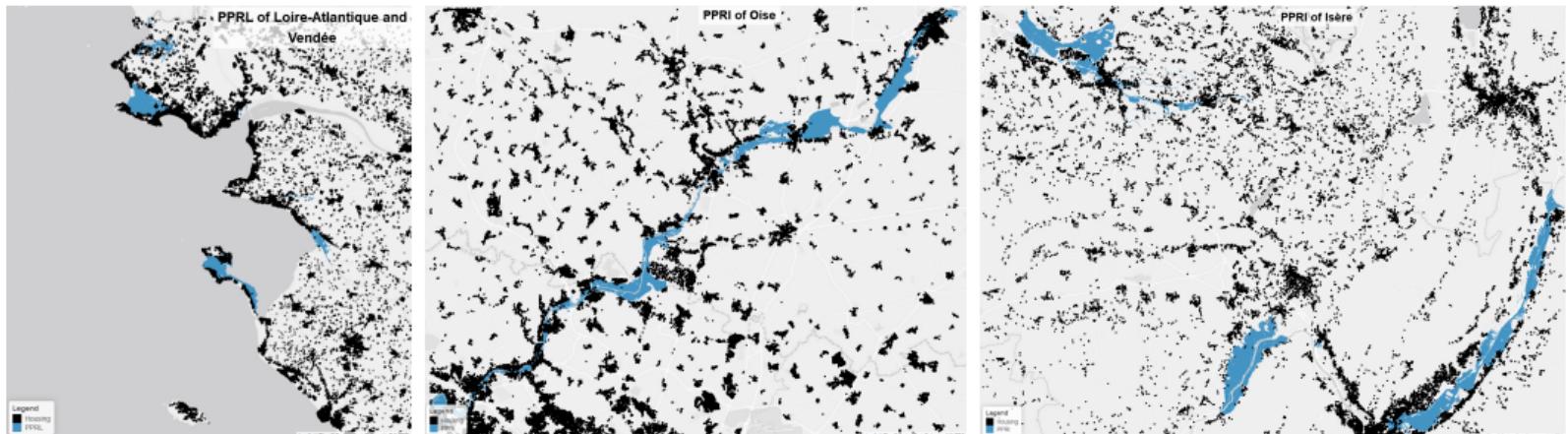
“ventes de biens fonciers” dataset, <https://cadastre.data.gouv.fr/dvf>, 2014-2018,



(possible bias on those 5-year notarial transactions...)

Flood Risk in France [8]

E.g. in 4 “departements” (Loire-Atlantique, Vendée, Oise, Isère)



- sold houses / apartments, ■ PPRI-PPRL areas

Flood Risk in France [9]

Table 1: coastal risk areas vs. Table 2: overflow / non-costal risk areas

			Average Price	Difference (%)	Maximum Price	Number	Proportion (%)	Welch <i>t</i> test
Vendée	Non risky	Apartments	4293		21840	329	9%	
		Houses	2928		65909	2795	74%	
	Risky	Apartments	3302	-23%	9773	39	1%	1.0
		Houses	10253	+250%	71483	637	17%	-60.1
Pays-Loire	Non risky	Apartments	4399		79913	8411	37%	
		Houses	3019		75472	12678	55%	
	Risky	Apartments	6784	+54%	68478	1001	4%	-8.6
		Houses	3245	+7%	22895	765	3%	-2.7

Table 1: Prices (€ per m^2) of houses sold (2014-2018) for Vendée - Western part of France, with PPRL (**coastal risk**). The *Difference* is the relative difference between average prices (per m^2) between the risky and the non-risky zones, either for apartments or houses.

Flood Risk in France [10]

			Average Price	Difference (%)	Maximum Price	Number	Proportion (%)	Welch t value
Var	Non risky	Apartments	5392			9874	53%	
		Houses	5957			6913	37%	
	Risky	Apartments	4190	-22%		1471	8%	6.4
		Houses	4172	-30%		226	1%	5.2
Haute Loire	Non risky	Apartments	2399		38333	3403	27%	
		Houses	1314		20625	8857	69%	
	Risky	Apartments	2163	-11%	28125	319	2%	1.6
		Houses	1247	-5%	7432	272	2%	0.9
Seine et Marne	Non risky	Apartments	6260		79710	82133	44%	
		Houses	3356		79167	98824	53%	
	Risky	Apartments	4333	-30%	40000	2177	1%	8.0
		Houses	2693	-20%	54096	1784	1%	7.5

Flood Risk in France [11]

			Average Price	Difference (%)	Maximum Price	Number	Proportion (%)	Welch t value
Isère	Non risky	Apartments	4960		79800	27982	52%	
		Houses	2429		69375	24600	45%	
	Risky	Apartments	3252	-3%	35714	885	2%	6.1
		Houses	2543	+5%	14067	435	1%	-1.2
Oise	Non risky	Apartments	6170		79963	24613	34%	
		Houses	3126		78214	44737	62%	
	Risky	Apartments	5725	-7%	50000	1385	2%	2.1
		Houses	2866	-8%	62184	1640	2%	4.6

Table 2: Prices (€ per m^2) of houses sold (2000-2020) for several départements in France, with PPRI (overflow risk, or non-costal).

Subsidence Risk in France [1]



- Charpentier, A., James, M. R., & Ali, H. (2022). Predicting drought and subsidence risks in france. *Natural Hazards and Earth System Sciences*.
- France Bleu. (2019). La sécheresse coûte de plus en plus cher en assurances.
<http://tinyurl.com/yeqr67xu>

Subsidence Risk in France [2]

Joint work with [Hani Ali](#) (Willis Re) and [Molly James](#) (EURIA / ACPR).



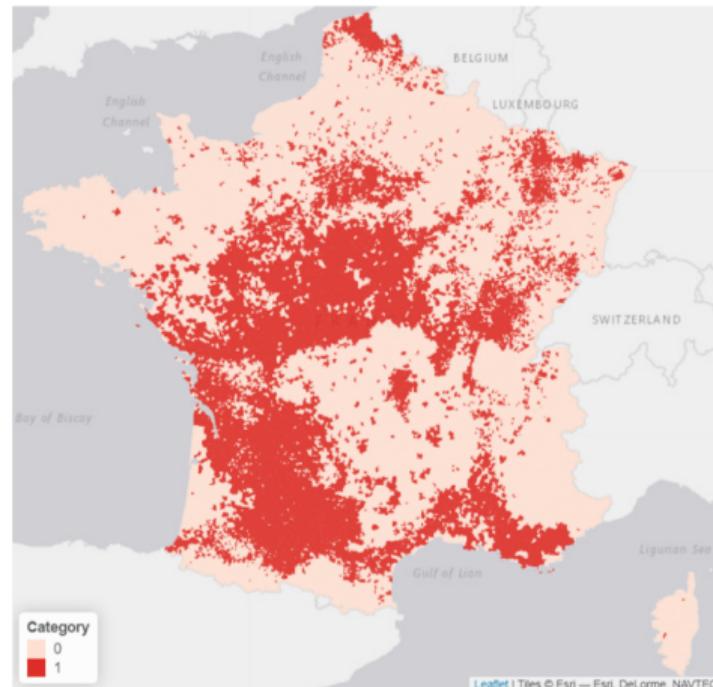
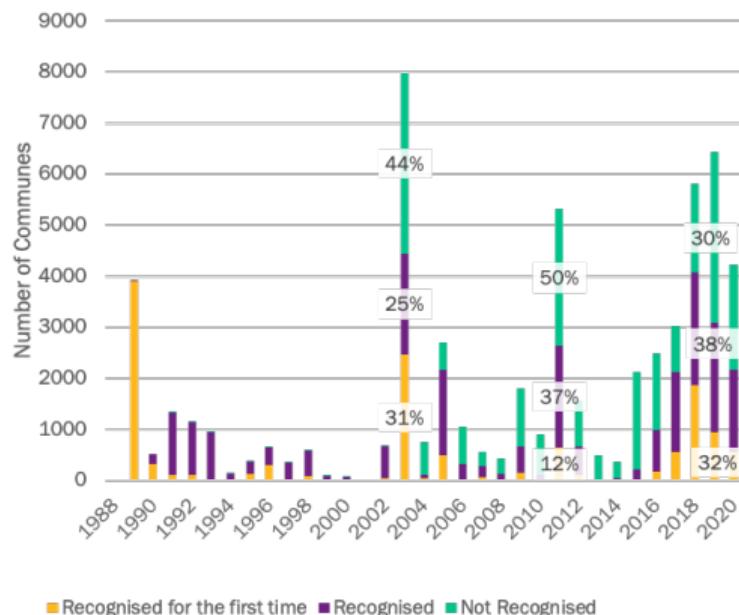
[Charpentier, A., James, M. R., & Ali, H. \(2022\)](#). Predicting drought and subsidence risks in france.
Natural Hazards and Earth System Sciences.

"Subsidence is caused by the shrinkage and swelling of clay soils"

- **Geotechnical factor:** Area of municipalities at medium or high risk $> 3\%$.
(categories based on clay concentration in the soil and historical statements)
- **Meteorological factor:** Standardized soil moisture index (SSWI), if an indicator of the season is lower than a return period of 25 years, then the whole season is eligible for the commune concerned.

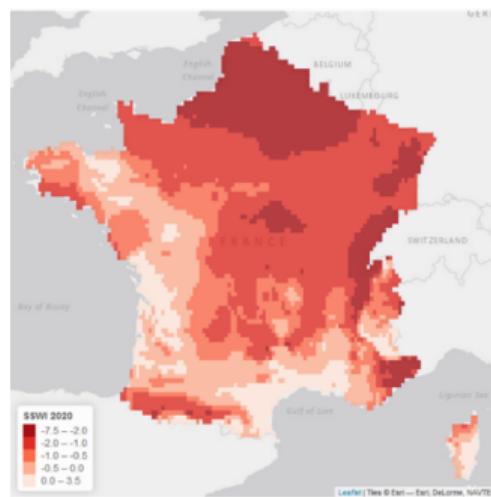
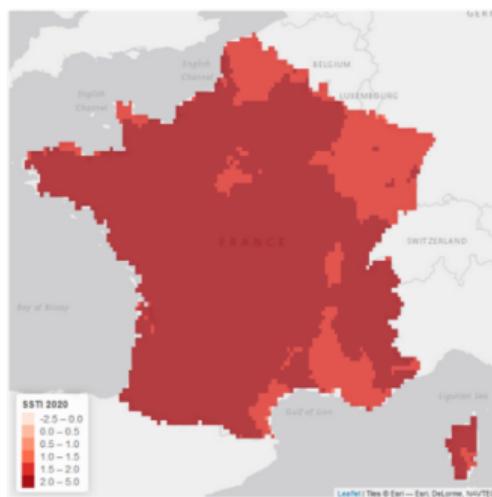
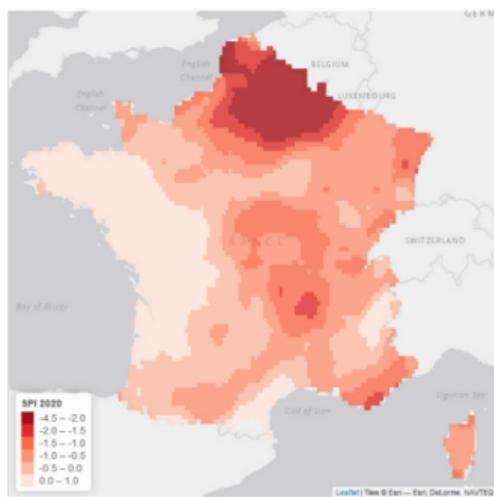
Subsidence Risk in France [3]

Data 1989-2018



Subsidence Risk in France [4]

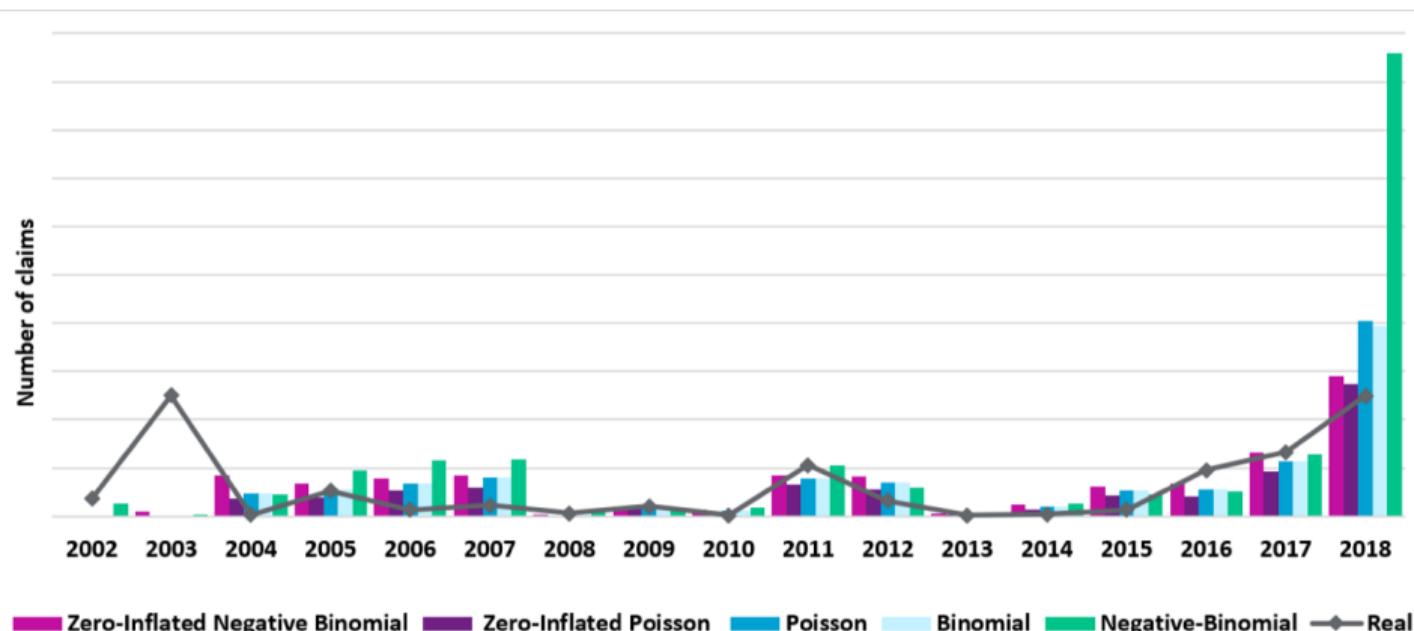
Indicators 2020: **ESPI** (precipitation) **ESSTI** (soil temperature) & **ESSWI** (soil humidity), ERA5-Land 9 km × 9 km



(via ESDAC (European Soil Data Centre) for soil concentration)

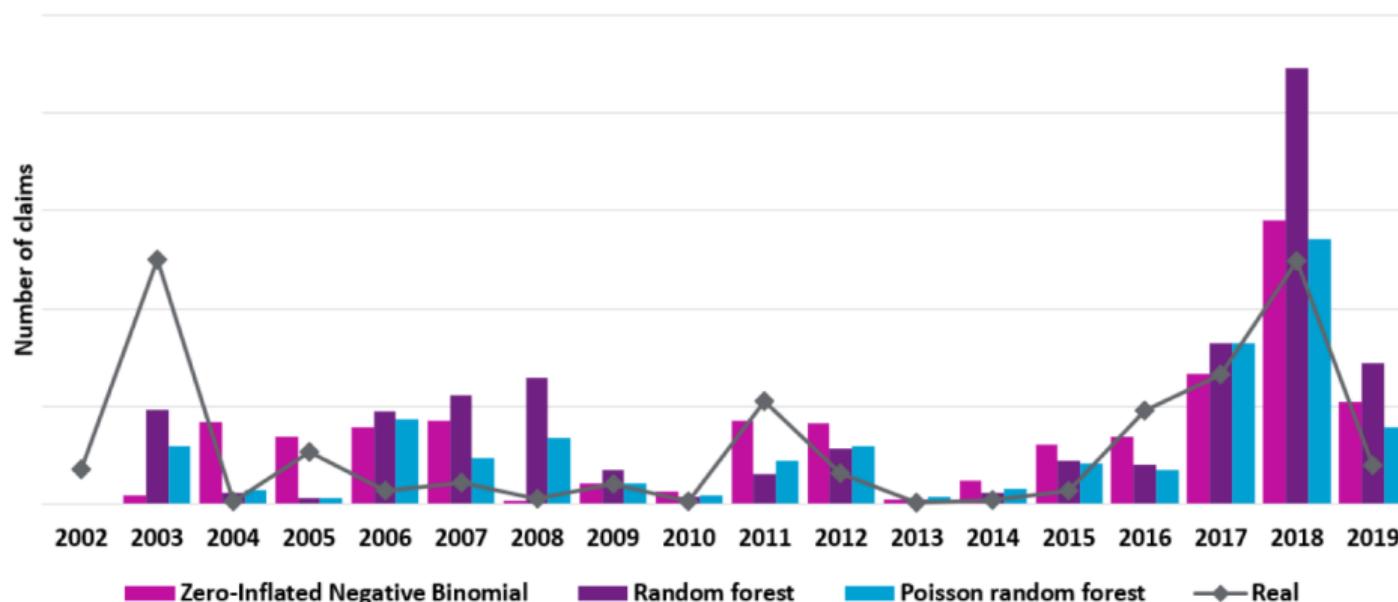
Subsidence Risk in France [5]

Regression models for frequencies: binomial, Poisson, negative binomial & zero-inflated Poisson, zero-inflated negative binomial,



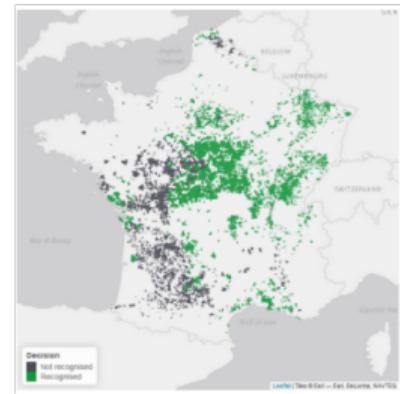
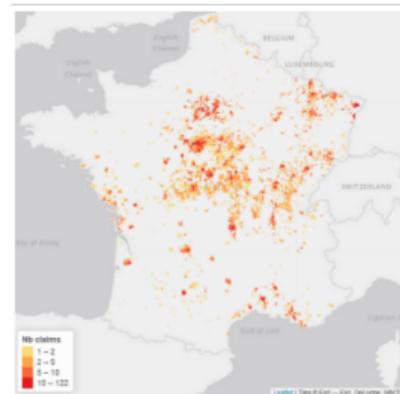
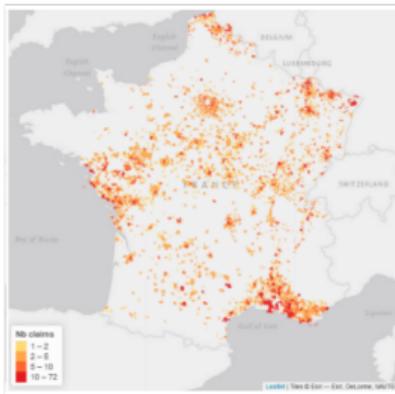
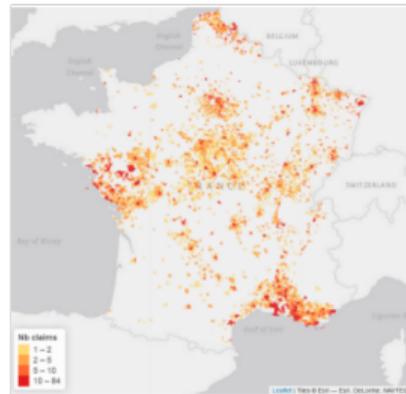
Subsidence Risk in France [6]

Random forest models for frequencies



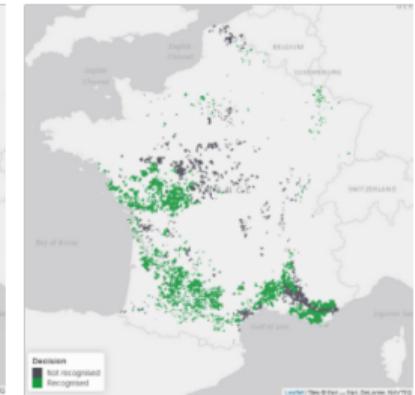
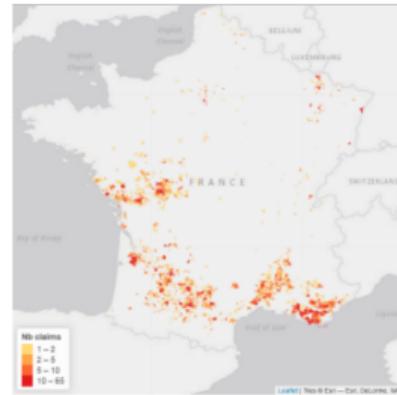
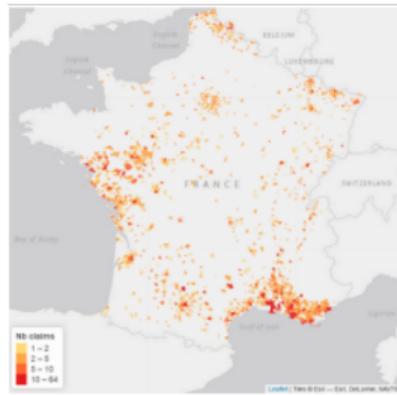
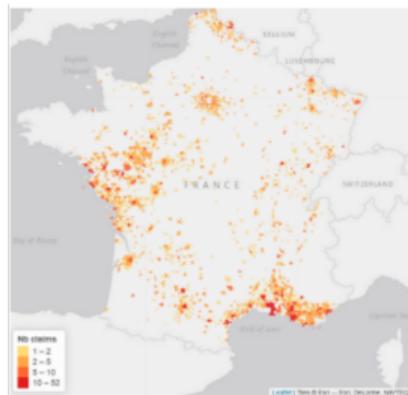
Subsidence Risk in France [7]

2017, random forest Poisson, zero inflated, observed, Nat Cat recognition



Subsidence Risk in France [8]

2018, random forest Poisson, zero inflated, observed, Nat Cat recognition



Wildfire Canada [1]

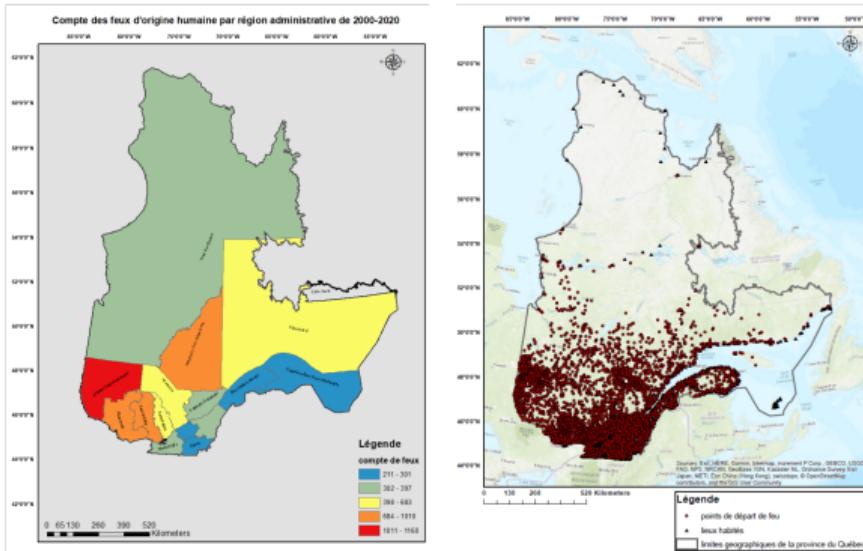


Charpentier, A., Benchallal, A., Kamga, G. A. F., & Bouroubi, Y. (2022). Fire occurrence prediction over the province of Québec using machine learning algorithms and geospatial datasets. *10th International Conference on Agro-Geoinformatics and 43rd Canadian Symposium on Remote Sensing*.



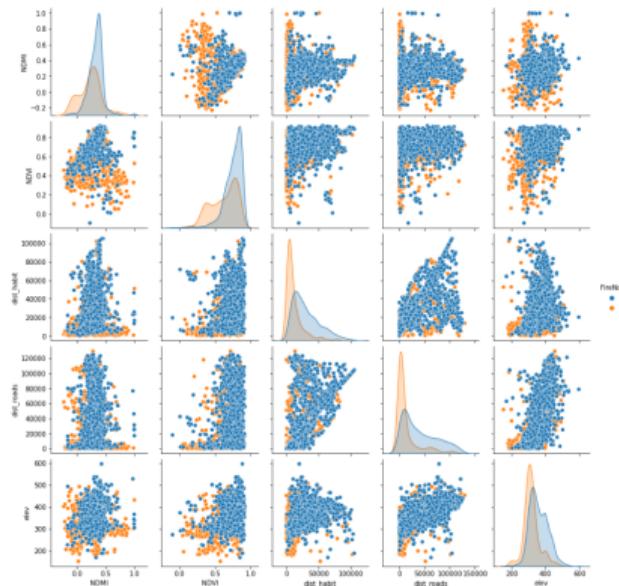
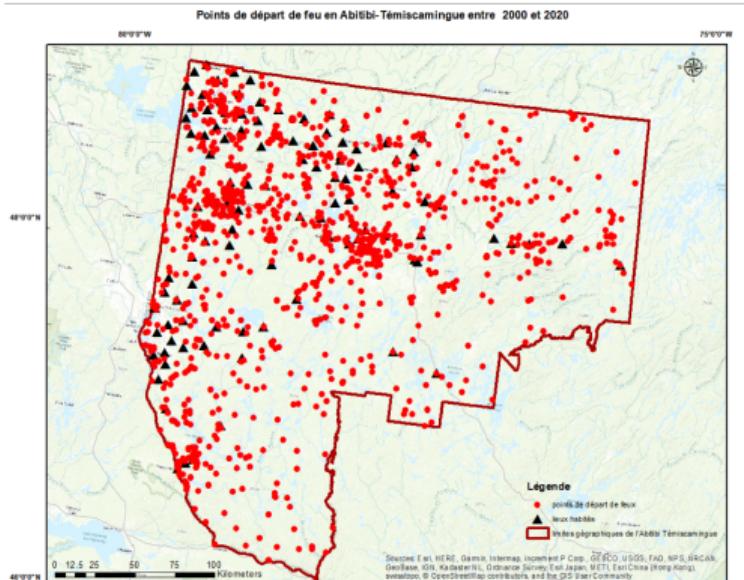
France Info. (2021). Canada : Le "dôme de chaleur" provoque de violents incendies à Lytton.

Wildfire Canada [2]



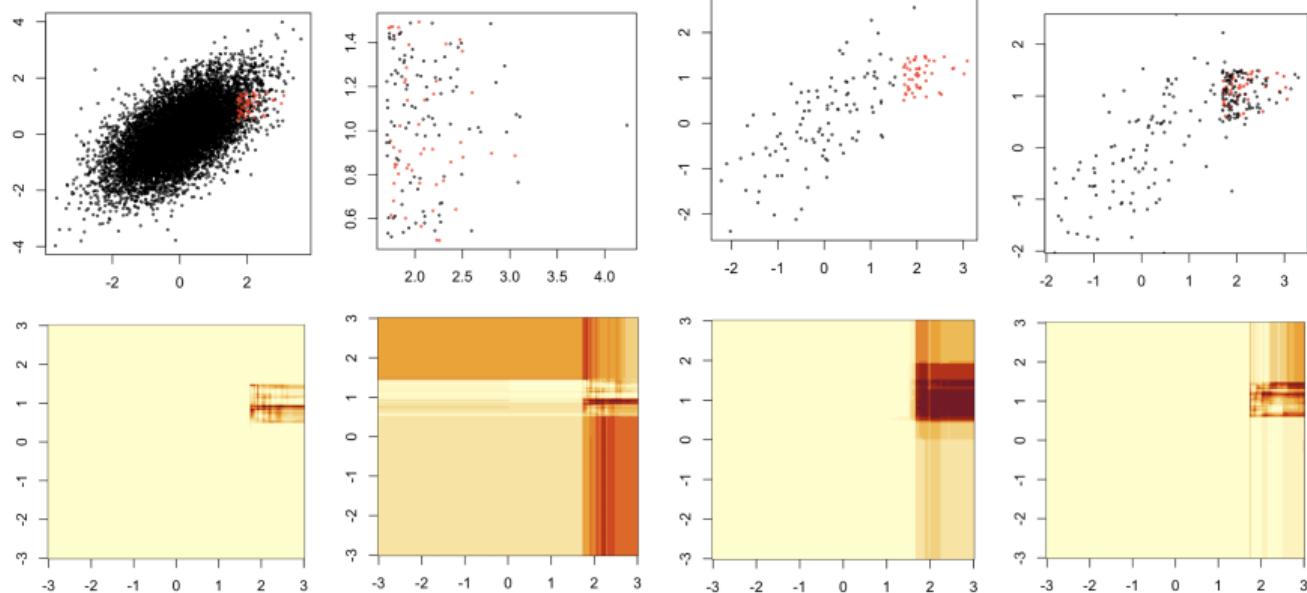
Charpentier, A., Benchallal, A., Kamga, G. A. F., & Bouroubi, Y. (2022). Fire occurrence prediction over the province of Québec using machine learning algorithms and geospatial datasets. *10th International Conference on Agro-Geoinformatics and 43rd Canadian Symposium on Remote Sensing*.

Wildfire Canada [3]



Wildfire Canada [4]

Theoretical issues on creating a balanced from largely unbalanced data



Hand, D. (2020). *Dark data: Why what you don't know matters*. Princeton University Press.

Why do we need (more) detailed data ? [1]

➤ Central Limit Theorem

The sum of independent random variables, properly normalized, tends toward a normal distribution even if the original variables themselves are not normally distributed (with finite variance)

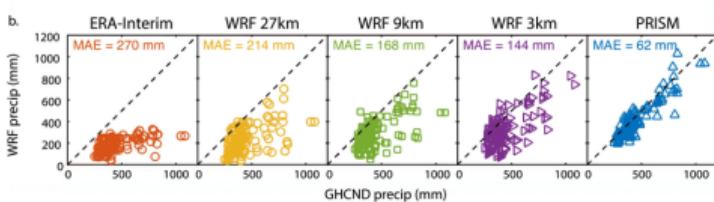
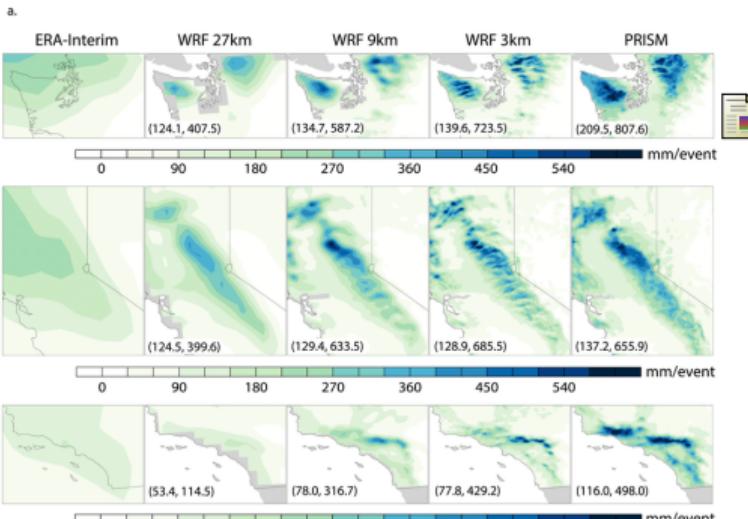
if X_i 's are i.i.d. with mean μ and variance σ^2 ,
$$\frac{(X_1 + \cdots + X_n)/n - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \approx \mathcal{N}(0, 1).$$

➤ Extreme Value Theory (Fisher & Tippett (1928))

there are a_n and b_n such that ,
$$\frac{\max\{X_1 + \cdots + X_n\} - a_n}{b_n} \approx GEV_\xi.$$

where ξ depends on the distributions of X_i 's ($\xi < 0$ Weibull domain of attraction: bounded X_i 's; $\xi = 0$ Gumbel domain of attraction: light tailed X_i 's; $\xi > 0$ Fréchet domain of attraction: heavy tailed X_i 's). E.g. $X_i \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $\xi = 0$.

Why do we need (more) detailed data ? [2]



source picture:

Huang, X., Swain, D. L., Walton, D. B., Stevenson, S., & Hall, A. D. (2020). Simulating and evaluating atmospheric river-induced precipitation extremes along the us pacific coast: Case studies from 1980–2017. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*.

“Some light-tailed atmospheric variables like temperatures are often averaged in space, time or both. The central limit theorem makes them very close to Gaussian variables. So, don’t be surprised to find negative shape parameters for maxima of averaged values”
(Philippe Naveau)

Predictive or Contemplative Models ?



Grossi, P. (2005). *Catastrophe modeling: A new approach to managing risk*. Springer.

Arthur Charpentier Personne n'est préparé à l'augmentation exponentielle des pertes liées au risque climatique

Le mathématicien observe que les assureurs américains sont de plus en plus nombreux à renoncer à offrir une couverture contre les feux de forêt ou les inondations. Il est temps de prendre conscience des risques encourus

En 2015, à la veille de l'ouverture de la COP21, Henri de Castris, PDG d'Axa, affirmait qu'*« une augmentation exponentielle des pertes liées au risque climatique dans le monde [peut] encore être assurable, mais ce qui [était] certain, c'est qu'une hausse de quatre degrés ne l'est pas »*. Huit ans après, le ministre de la Transition écologique annonce que *« la France va se préparer à une élévation de 4 °C »*. Doit-on alors se préparer à un autre sans précédent ? L'assurance fonctionne par mutualisation des risques entre de larges groupes de personnes qui paient des primes, puis en versent cet argent aux personnes qui ont subi un sinistre. Cette vision, certes un peu simpliste, correspond au fonctionnement des assurances traditionnelles, ces, les cotisations servant à indemniser les plus malchanceux. Compte tenu de la nature fondamentalement aléatoire des contrats d'assurances, on espère (au sens mathématique) que les primes permettent de couvrir les pertes. Avec ce raisonnement, « en moyenne », les assureurs sur deux, qui portent profit et une année sur deux, ils n'auraient pas assez d'argent pour indemniser les personnes sinistrées. Pour éviter ce genre de désagrément, la législation impose aux assureurs d'avoir suffisamment de capital pour garantir leur solvabilité. Mais comment protéger les assureurs qui ont acheté la promesse d'une indemnisation dans plusieurs mois si une mésaventure survient.

Ce mécanisme fonctionne en assurance automobile ou en assurance habitation quand il faut indemniser un incendie ou une inondation. La situation est différente, mais il est mis à nu quand des catastrophes climatiques surviennent. L'assurabilité des risques est en effet caractérisée par trois facteurs : le risque assurable doit être quantifiable et distribué entre un grand nombre d'assurés, la population assurable doit être consciente du risque et être apte à payer la prime d'assurance, et un assureur solvable doit être prêt à porter les risques.

Paradoxe sur le marché

Malheureusement, le changement climatique menace ces trois conditions : les catastrophes climatiques se multiplient et nous accèdent de manière brutale ; leurs horizons de long terme peuvent brouiller la compréhension des risques par les consommateurs, des pertes temporellement massives et durables peuvent dépasser la capacité de couverture d'un assureur ; les inondations et les feux de forêt, les împaydes en Californie en 2017 et en 2018 ont consulté les assureurs à payer près de 20 milliards de dollars (56 milliards d'euros) de dégâts, alors qu'ils n'ont percé que 15 milliards de dollars. Et depuis 2010, huit catastrophes ont causé entre 20 milliards et 50 milliards de dollars de dégâts.

La Californie compte une centaine de compagnies proposant des contrats d'assurance habitation. Fin mai, la plus

grosse d'entre elles, State Farm, a fait publiquement le marché et déclaré qu'elle arrête de vendre les polices d'assurance de l'Etat, en raison de l'augmentation des coûts de construction, du risque croissant d'incendies de forêt et de l'augmentation du coût de la réassurance (journée échangée entre différents assureurs).

Le choc a été d'autant plus important que State Farm a toujours prétendu publiquement ce que d'autres compagnies d'assurances faisaient discrètement depuis plusieurs années. Même le géant American International Group a commencé à réduire son offre d'assurance habitation dans environ 200 codes postaux à haut risque d'inondations ou de risques d'incendie. Le chiffre record d'une perte d'assurance en Californie est de l'ordre de 1000 dollars par an, mais il a atteint 5000 dollars dans les villes les plus exposées aux catastrophes climatiques de Louisiane et de Floride.

Dans ces deux Etats, les gens ont du mal à se procurer des polices d'assurance, car de nombreux assureurs ont quitté l'Etat ou deviennent insolubles.

À la suite du passage de louragan Laura en Louisiane en 2020, plus de cinquante compagnies ont cessé d'accepter de nouveaux clients, et onze se sont déclarées en faillite. En Floride, plus de quinze compagnies ont fait faillite.

Assurance-santé, émerge sur les risques climatiques, probablement parce que les techniques d'assurance sont moins matures et d'analyse prédictive deviennent de plus en plus sophistiquées.

Sur la base de données météorologiques plus riches et de meilleures modèles climatiques, les assureurs peuvent mieux estimer l'impact potentiel local des événements climatiques et cela peut bien permettre de tarifier les polices avec plus de précision et d'adapter la couverture aux besoins spécifiques des assurés dans les zones à haut risque. Augmenter les primes d'assurance dans ces zones permet d'envoyer un signal, alors que cacher artificiellement le risque dans une partie de la population n'a rien à voir à la prévention. La contrepartie de ces stratégies sera probablement de subventionner les polices pour les personnes à faible revenu vivant dans ces zones.

Il est important que les citoyens mais aussi les gouvernements prennent rapidement les mesures nécessaires pour atténuer l'augmentation liée aux séismes et aux phénomènes météorologiques qui sont passées d'une moyenne annuelle (corrigée de l'inflation) de 10 milliards de dollars dans les années 1980 à 50 milliards de dollars au cours de la présente décennie.

Le problème de pagaille dans la mutualisation des risques qui porte l'assurance pose insuffisamment la question de savoir qui, dans la société, doit payer les coûts en augmentation rapide du changement climatique ? S'agit-il d'un fardeau que nous devons tous assumer de manière égale ? Doit-il faire partie du filtre de sécurité sociale, ou doit-il faire partie de la sécurité nationale ? Devons-nous le faire payer aux personnes les plus à risques ? Cette question éthique, classique en as-



L'AMÉRICAIN AIG
A RÉDUIT SON OFFRE
D'ASSURANCE
HABITATION DANS
ENVIRON 200 VILLES
À HAUT RISQUE
D'INONDATIONS
OU D'INCENDIES

Arthur Charpentier
mathématicien, professeur au Centre de recherches en statistique et en management de l'université de Rennes et dans le département de mathématiques de l'université du Québec à Montréal