

# La température diminue les paramètres de la dynamique de propagation des nouveaux cas de Covid-19

Biology 2020, 9(5), 94

Jacques Demongeot, Yannis Flet-Berliac, Hervé Seligmann

(traduction post-éditée par N. Bacaër, suggestions d'amélioration : nicolas.bacaer@ird.fr)



## Résumé

(1) Contexte: La virulence des maladies à coronavirus dues à des virus comme le SRAS-CoV ou le MERS-CoV diminue par temps humide et chaud. La dépendance putative de l'infectiosité à la température pour le nouveau coronavirus SARS-CoV-2 ou covid-19 présente un intérêt médical prédictif élevé. (2) Méthodes: La température externe et les nouveaux cas de covid-19 dans 21 pays et dans les régions administratives françaises ont été collectés à partir de données publiques. Les associations entre les paramètres épidémiologiques de la dynamique des nouveaux cas et la température ont été examinées à l'aide d'un modèle ARIMA. (3) Résultats: Nous montrons que, dans les premiers stades de l'épidémie, la vitesse de contagion diminue avec la température du pays ou de la région. (4) Conclusions: Les résultats indiquent que les températures élevées diminuent les taux de contagion initiaux, mais les effets de la température saisonnière aux stades ultérieurs de l'épidémie restent discutables.

## 1. Introduction

Deux pandémies de coronavirus se sont produites au cours des 20 dernières années, transmises de l'animal à l'homme:

- en 2002, le virus SRAS-CoV a provoqué un syndrome respiratoire aigu sévère (SRAS) et s'est propagé depuis la Chine, avec plus de 8000 cas et 774 décès en 30 pays (environ 10% de mortalité) [1]
- en 2012, le virus MERS-CoV a également provoqué un syndrome respiratoire et s'est propagé depuis l'Arabie saoudite, avec 1589 cas et 567 décès dans 26 pays (environ 30% de mortalité) [1].

En 2019, l'épidémie du virus SARS-CoV-2 (également appelé covid-19) a débuté en Chine en décembre à Wuhan (province du Hubei) [2]. Les génomes du SARS-CoV-2 et du SARS-CoV sont très similaires [3] et la propagation du SRAS-CoV dépend de la température [4]. Par conséquent, le SRAS-CoV-2 est soupçonné, comme d'autres coronavirus, d'avoir une virulence dépendante de la météo. Les changements météorologiques à eux seuls ne réduiraient pas nécessairement le nombre de cas confirmés pendant toute l'épidémie, mais le temps chaud et humide pourrait rendre le SRAS-CoV-2 moins transmissible et moins stable, provoquant une rupture dans la chaîne de transmission, et par conséquent diminuant la force contagieuse de la maladie [5]. Des études anciennes [1, 4, 5], ainsi que les caractéristiques de la maladie covid-19 par rapport aux infections corona antérieures comme celle du SRAS [3, 6, 7, 8], suggèrent que la propagation du covid-19 pourrait diminuer par temps chaud, en particulier au début de l'épidémie, et pourrait avoir un seuil de température bas sous lequel il pourrait se propager le plus rapidement. Ces changements saisonniers peuvent se produire exactement de la même manière que pour d'autres agents pathogènes, comme le rhume ou la grippe [9, 10, 11, 12]. Ce phénomène peut être modélisé et les modèles déterministe et stochastique [2, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25] incluent des paramètres potentiellement dépendant de la température, comme le coefficient de contagion qui augmente avec le temps froid et sec en raison de l'évaporation plus rapide des gouttelettes d'aérosol. Le présent article vise à identifier ces paramètres à partir de la dynamique de propagation de la covid-19. La section 2 décrit comment nous avons collecté des informations sur la propagation de covid-19 depuis début mars 2020. Ensuite, nous avons proposé deux types de modélisation dans lesquels les paramètres peuvent dépendre de la température et nous donnons une méthode statistique pour étudier l'anti-corrélation entre la vitesse de propagation et la température extérieure. Dans la section 3, nous donnons les résultats de l'analyse de corrélation pour toutes les régions administratives françaises et pour 21 pays touchés par l'épidémie de covid-19.

## 2. Matériels et méthodes

## 2.1. Extraction de données épidémiques

Nous avons utilisé des sites Web donnant des données météorologiques mondiales, comme

- <https://www.weather-atlas.com>
- <http://data.un.org/Data.aspx?d=CLINO&f=ElementCode%3A11>.

Les analyses au niveau national ont utilisé les températures annuelles moyennes pour ce pays (à partir de [https://en.wikipedia.org/wiki/List\\_of\\_countries\\_by\\_average\\_yearly\\_temperature](https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_countries_by_average_yearly_temperature)) et les températures quotidiennes moyennes pour la première quinzaine de mars dans la capitale administrative de chaque région administrative française. Les données de propagation de Covid-19 existent dans des bases de données telles que

- [www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019](http://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019),
- [www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov](http://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov),
- [www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/fields](http://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/fields),
- [www.worldometer.info/coronavirus](http://www.worldometer.info/coronavirus),
- [www.fr.statista.com/statistiques/1101324/morts-coronavirus-monde](http://www.fr.statista.com/statistiques/1101324/morts-coronavirus-monde),
- [www.santepubliquefrance.fr/recherche/#search=COVID-19%20:%20point%20epidemiologique&sort=date](http://www.santepubliquefrance.fr/recherche/#search=COVID-19%20:%20point%20epidemiologique&sort=date)).

Ces référentiels sont mis à jour quotidiennement et offrent un accès gratuit aux informations concernant les nouveaux cas, les décès et les cas récupérés, ce qui est suffisant pour construire et évaluer des modèles mathématiques. Les données pour les pays proviennent de [www.worldometer.info/coronavirus](http://www.worldometer.info/coronavirus), et pour les régions administratives françaises de [www.statista.com/statistics/1101388/coronavirus-france-confirmed-cases](http://www.statista.com/statistics/1101388/coronavirus-france-confirmed-cases). La collecte de données était limitée par la date d'accès au site Web - la troisième semaine de mars - et par la disponibilité de données adéquates pour des pays spécifiques à cette date. Cela implique l'inclusion du premier enregistrement avec au moins 100 cas après le 15 février, ce qui exclut certains pays pour lesquels la propagation du virus était plus avancée à cette période. La figure 1 donne un exemple de données extraites de ces bases de données. La cinétique épidémiologique varie d'un pays à l'autre et pourrait être due à des différences de variables météorologiques telles que la température.

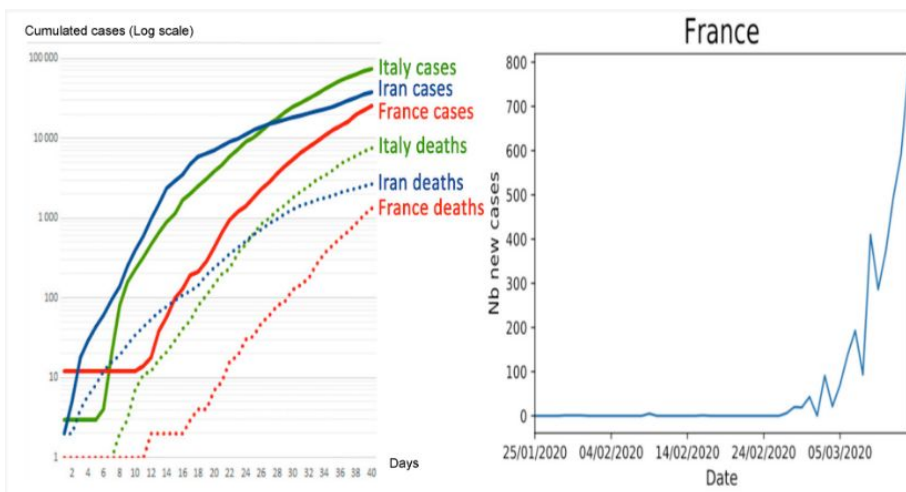


Figure 1. Gauche: Début de l'épidémie de covid-19 dans des pays aux climats divers. À droite: Nombre quotidien de nouveaux cas du 25 janvier au 14 mars 2020 en France.

## 2.2. Modélisation de la propagation épidémique avec des paramètres dépendant de la température

La modélisation épidémique classique utilise l'approche différentielle continue, qui décrit le changement infinitésimal de la taille de la population d'individus sensibles (S), infectieux (I) et en convalescence (R) entre les instants  $t$  et  $t + dt$ . Ce modèle explique la dynamique de propagation épidémique, en suivant les équations classiques de Bernoulli-d'Alembert-Ross [14]:

$$\frac{\partial S}{\partial t} = rS - bSI - k_1S + v_S\Delta S, \quad \frac{\partial I}{\partial t} = bSI - k_2I - k'_2I - k_1I + v_I\Delta I, \quad \frac{\partial R}{\partial t} = k'_2I - k_1R + v_R\Delta R, \quad (1)$$

où  $r$  est un coefficient de renouvellement (en fonction de la natalité et de l'immigration), les  $v$  sont des coefficients de diffusion (en fonction des déplacements de population),  $b$  est le coefficient de contagion, qui peut dépendre de la température, et les constantes  $k_1$  et  $k_2$  sont respectivement, le taux de mortalité naturelle et le taux de mortalité épidémique spécifique. Un exemple de cette approche différentielle continue, appliquée à la propagation de covid-19, a été développé par P. Magal [2], et des approches plus sophistiquées prendraient en compte des variations plus générales

démographiques (classes d'âge), sociologiques (catégories socio-économiques), géographiques (latitude et altitude) et climatiques (température et humidité) expliquant l'hétérogénéité des données entre les régions des mêmes pays et entre les pays du même cluster géo-climato-démographique. Certaines dépendances de paramètres sont décrites dans [14, 15, 16], comme la dépendance de  $v$  sur l'altitude,  $b$  sur la température et l'humidité et  $k$  sur l'âge. Les applications décrites dans [14, 16] ont été réalisées, respectivement, sur les données classiques de la peste noire de l'Ordre de Saint-Antoine et des données sur le paludisme au Mali d'O.K. Doumbo.

### 2.3. Modélisation de séries chronologiques statistiques

La modélisation statistique des séries chronologiques a été introduite par N. Wiener pour la prédiction et la prévision [26]. Son approche paramétrique suppose que le processus stochastique stationnaire sous-jacent des nouveaux cas quotidiens de covid-19  $N(t)$  peut être décrit en utilisant un petit nombre de paramètres en utilisant le modèle ARIMA autorégressif  $N(t) = \sum_{i=1,s} a(i)N(i) + W(t)$ , où  $W$  est un résidu aléatoire dont la variance est à minimiser. L'analyse d'autocorrélation se fait en calculant la corrélation  $A(k)$  entre les  $N(t)$  et les  $N(t-k)$  ( $t$  appartenant à une fenêtre temporelle mobile) en utilisant la formule:

$$A(k) = \frac{E[N(t) - E(N(t))]E[N(t-k) - E(N(t-k))]}{\sigma(N(t))\sigma(N(t-k))}, \quad (2)$$

où  $E$  désigne l'espérance et  $\sigma$  l'écart type. La fonction d'autocorrélation  $A$  permet d'examiner la dépendance sérielle des  $N(t)$ .

### 2.4. Analyses statistiques pour les régions administratives françaises et certains pays

Les taux quotidiens de nouveaux cas dans les régions administratives françaises et certains pays ont été corrélés aux températures moyennes dans les capitales administratives, en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson  $r$ .

## 3. Résultats

### 3.1. La température diminue la pente d'autocorrélation négative initiale de la propagation de l'épidémie dans cinq pays

En utilisant l'approche classique ARIMA sur les séries chronologiques des nouveaux cas dans cinq pays aux conditions météorologiques différentes (doux pour la France, méditerranéen pour l'Italie, continental pour l'Allemagne, océanique pour le Chili et continental pour la Chine), nous montrons que, pour tous les pays, la régression minimisant l'écart-type (STD) du résidu  $W$  est d'ordre 6 (tableau 1), ce qui est en accord avec la durée de la présence de virus dans l'urine et le sang après le temps d'incubation moyen de 6 jours, ce qui correspond au maximum de contagion pour les expectorations, les selles et l'écouvillon (Figure 2 a).

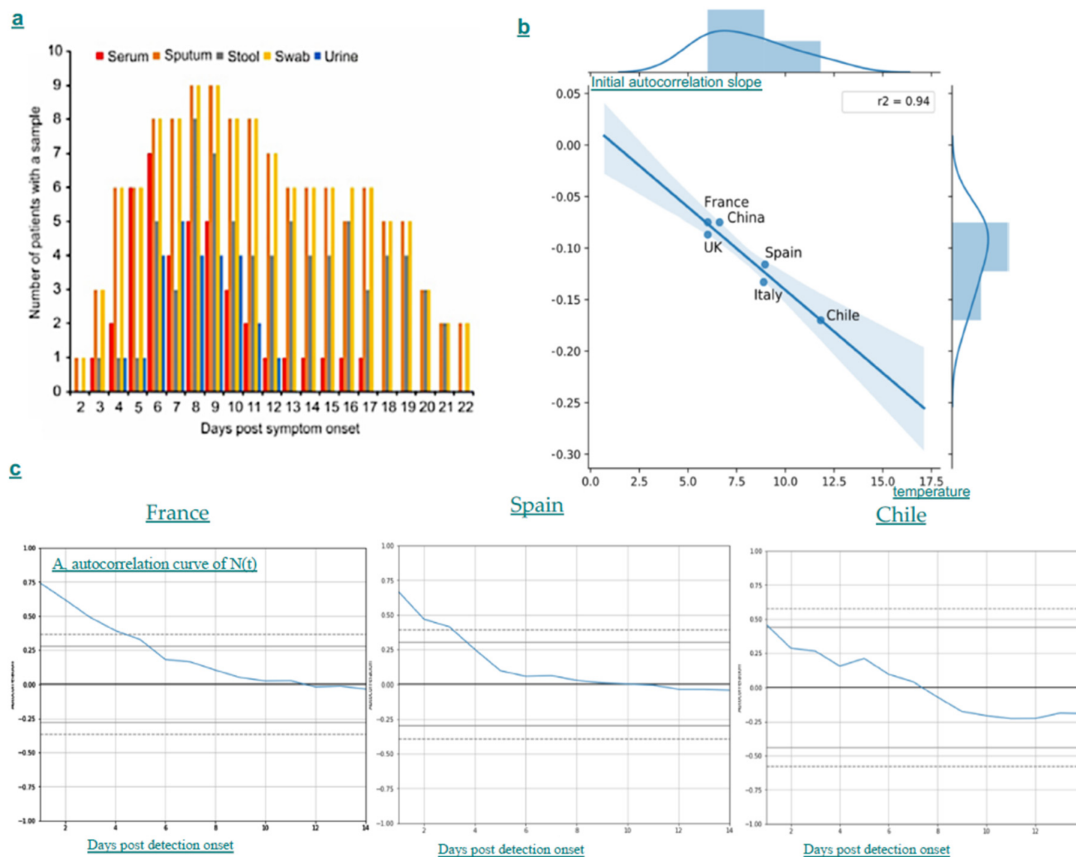


Figure 2. (a) Virulence de la covid-19 dans les liquides et les sécrétions (d'après [27]); (b) Régression linéaire de la pente d'autocorrélation initiale négative sur la température météorologique moyenne de six pays, France, Royaume-Uni, Espagne, Italie, Chine et Chili (coefficient de corrélation Pearson  $R = 0,97$ ,  $p$  unilatéral =  $0,001$ ). (c) Fonction d'autocorrélation  $A$  pour trois pays, la France, l'Espagne et le Chili montrant entre février et 14 mars 2020 une diminution de la durée de corrélation positive et de la pente initiale négative de la courbe d'autocorrélation lorsque la température moyenne du pays augmente.

Tableau 1. Longueur de régression ARIMA des nouveaux cas de covid-19 sur la température ambiante et l'écart-type du résidu  $R(t)$  pour cinq pays, la France, l'Italie, l'Allemagne, le Chili et la Chine. (en utilisant [https://www.statsmodels.org/stable/generated/statsmodels.tsa.arima\\_model.ARIMA.html](https://www.statsmodels.org/stable/generated/statsmodels.tsa.arima_model.ARIMA.html))

Country	ARIMA (3,1,0) Residual STD	ARIMA (4,1,0) Residual STD	ARIMA (5,1,0) Residual STD	ARIMA (6,1,0) Residual STD	ARIMA (3,1,1) Residual STD
France	51.85	46.80	45.83	41.25	48.06
Italy	252.72	198.51		184.90	230.10
Germany	99.98	99.97	99.96	95.54	99.97
Chile	1.99	2.00		1.78	
China	361.52	344.30	343.50	342.61	349.15

À partir des données de l'atlas météorologique, nous pouvons calculer une température moyenne, obtenue comme la moyenne des températures les plus élevées moins la moyenne des températures les plus basses observées chaque jour de février jusqu'au 14 mars 2020. Les courbes d'autocorrélation de la régression ARIMA ont des formes dépendantes de la température et la pente initiale négative de leur fonction d'autocorrélation diminue avec la température moyenne (Figure 2 b, c), renforçant la plausibilité de notre hypothèse selon laquelle la propagation de la covid-19 pourrait diminuer par temps chaud, en particulier au début de l'épidémie.

### 3.2. La température diminue les taux initiaux régionaux de propagation de l'épidémie en France

Le tableau 2 présente la température moyenne de la première quinzaine de mars dans les 16 régions administratives de France métropolitaine, les nombres de cas confirmés de covid-19 au 4 mars et les taux journaliers ultérieurs par rapport aux données de la date de publication précédente. La dernière ligne montre les coefficients de corrélation de Pearson entre les taux régionaux d'infection et les températures moyennes au cours de la période. Les corrélations montrent une augmentation plus lente des taux d'infection dans les régions plus chaudes. La force de cette tendance diminue vers la fin de cette courte période d'augmentation rapide. Cela suggère que la température affecte le plus les premières phases de la dynamique épidémique. La figure 3 présente des analyses de corrélation pour deux dates, les 6 et 15 mars 2020.

Notez que la figure 3 comprend  $R^2$ , qui est le carré du coefficient de corrélation de Pearson R. Ces ajustements se font selon des modèles logarithmiques et exponentiels pour les 6 et 15 mars, respectivement. Nous donnons les meilleurs modèles ( $R^2$  le plus élevé) pour ces dates parmi les modèles de régression linéaire ( $y = aT + b$ ), logarithmique ( $y = a \cdot \ln(T) + b$ ), exponentiel ( $\ln(y) = aT + b$ ) et puissance ( $\ln(y) = a \cdot \ln(T) + b$ ).

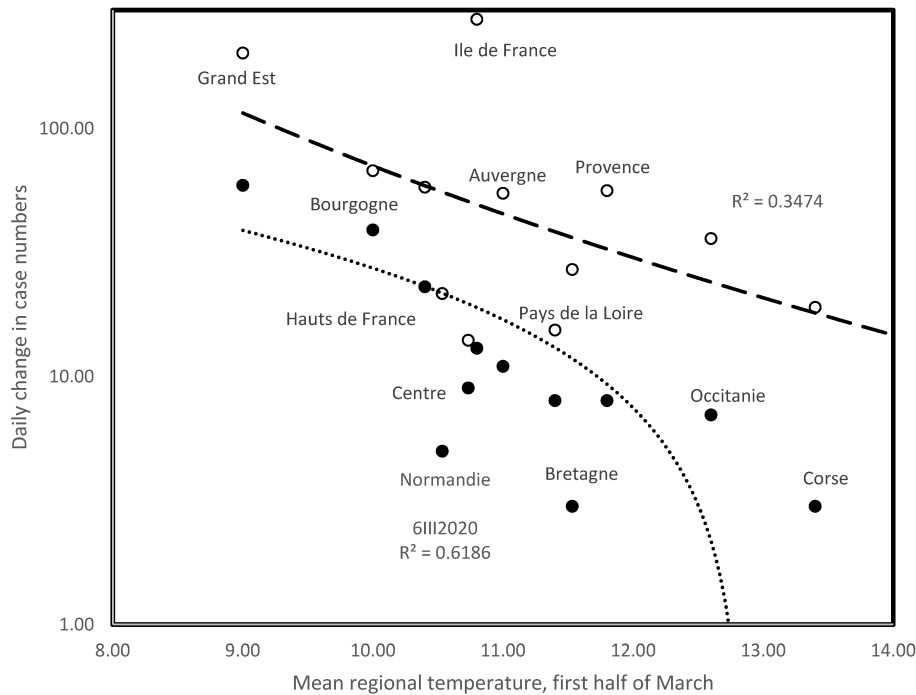


Figure 3. Augmentation quotidienne des cas confirmés de COVID-19 pour les régions administratives de France au 6 mars 2020 (symboles pleins, ligne pointillée, modèle de régression logarithmique) et au 15 mars 2020 (cercles, ligne interrompue, modèle de régression exponentielle).

Tableau 2. Dépendance des nouveaux cas de covid-19 à la température dans les régions administratives de la figure 2 . Les colonnes sont: 1. Région administrative; 2. Température moyenne dans la première quinzaine de mars; 3. Nombre de cas confirmés le 4 mars; 4–10. Taux journalier de variation du nombre de cas par rapport à la date précédente. La dernière ligne est le coefficient de corrélation de Pearson R des données ci-dessus dans cette colonne avec la température moyenne. Pour la colonne 3, cette dernière corrélation n'est pas avec un taux, car la date de la première infection dans cette région varie selon les régions. Tous les  $R < -0,47615$  et  $R < -0,63385$  ont  $p < 0,05$  et  $p < 0,01$ , respectivement, selon des tests unilatéraux. Les résultats indiquent que les effets négatifs de la température sur les taux d'infection sont les plus forts au début des épidémies régionales.

French Regions	New Cases vs. Previous Day								
	Temp	4III	5III	6III	7III	10III	15III	23III	25III
Auvergne-Rhône-Alpes	11.00	49	15	11	27	49.0	54.8	150.9	181.5
Bourgogne-Franche-Comté	10.00	16	23	39	51	-2.0	67.6	110.8	111.0
Bretagne	11.53	23	6	3	8	14.3	27.0	34.0	56.5
Centre-Val de Loire	10.73	0	2	9	5	1.0	14.0	34.0	100.0
Corse	14.13	0	3	0	2	12.3	14.6	9.9	15.5
Grand Est	9.00	38	39	59	114	79.7	201.4	345.0	611.5
Hauts de France	10.40	65	9	23	76	25.3	58.0	91.3	242.0
Ile de France	10.80	55	21	13	15	121.3	275.6	545.6	724.5
Normandie	10.53	2	4	5	0	9.7	21.6	45.4	88.5
Nouvelle-Aquitaine	13.40	5	3	3	6	13.3	19.0	65.5	118.0
Occitanie	12.60	9	2	7	18	11.3	36.0	64.6	157.5
Pays de la Loire	11.40	7	1	8	2	4.3	15.4	23.1	37.5
Provence-Alpes-Côte d'Azur	11.80	13	5	8	12	24.0	56.2	139.9	208.5
Pearson Rx100		-48.95	-68.34	-74.73	-65.17	-34.3	-48.1	-43.5	-43.8

### 3.3. La température diminue les taux initiaux de propagation de l'épidémie à l'échelle du pays

Le tableau 3 présente les nombres cumulés de cas confirmés pour les pays comptant plus de 100 cas en au moins deux jours au 14 mars (dernière mesure, outre la Corée du Sud (10 mars)). La constante et la pente sont pour le modèle de régression exponentielle à ces données  $\ln(N) = a \times D + b$ , où D est le nombre de jours depuis que N a traversé 100 cas confirmés dans ce pays. La figure 4 montre la pente de la dernière colonne du tableau 3 en fonction de la température annuelle moyenne dans ce pays. Les pentes sont plus basses et plus élevées que prévu par la température pour le Canada et l'Espagne, respectivement. Les causes peuvent aller de différences dans les politiques de confinement et / ou de conformité des populations, à d'autres facteurs climatiques (par exemple, l'humidité).

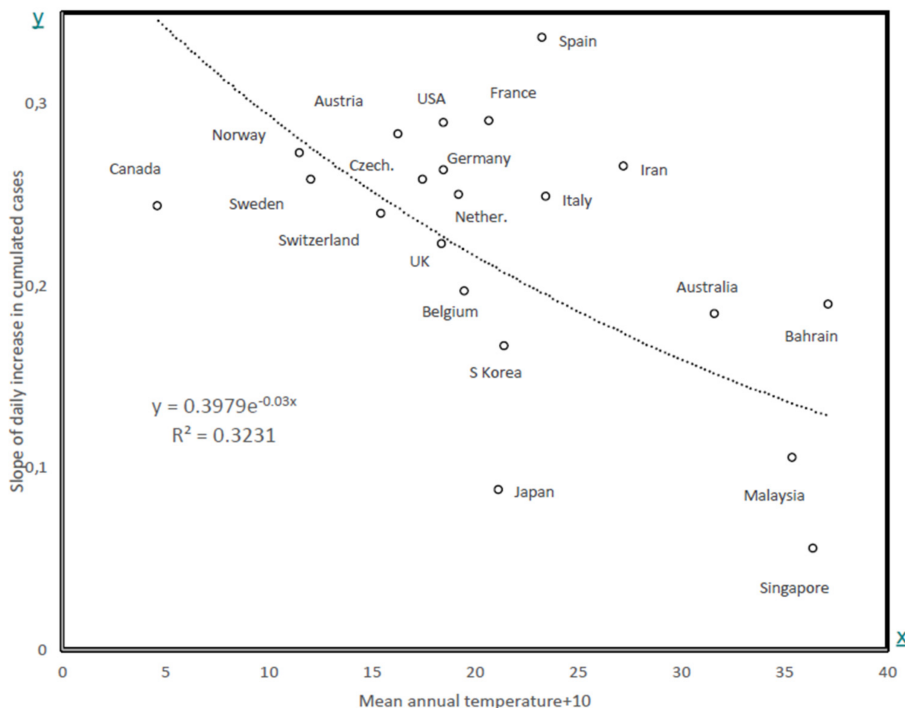


Figure 4. Pente du modèle exponentiel ajusté aux données du tableau 3 en fonction de la température annuelle moyenne dans ce pays. Le coefficient de corrélation de Pearson est  $R = -0,568$ ,  $p = 0,0036$  unilatéral.

Tableau 3. Pente du modèle exponentiel ajusté aux données du tableau 2 en fonction de la température annuelle moyenne dans ce pays. Le coefficient de corrélation de Pearson est  $R = -0,568$ ,  $p = 0,0036$  unilatéral.

Country/Day	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Australia	112	122	140	197									
Austria	104	112	131	182	302	361	504						
Bahrain	109	110	189	195	210								
Belgium	109	169	200	239	267	314	314	599					
Canada	138	176											
Czech Rep	116	150											
France	100	100	191	212	282	420	613	706	1116	1402	1774	2269	2860
Germany	129	157	196	262	534	639	795	1112	1139	1296	1567	2369	3062
Iran	141	245	388	593	978	1501	2336	2922	3513	4747	5823	6566	7161
Italy	124	229	322	400	650	888	1128	1689	2036	2502	3089	3858	4636
Japan	105	132	144	157	164	186	210	230	239	254	268	284	317
Malaysia	117	129	129	129	197								
Netherlands	128	188	265	321	382	503	614	804					
Norway	113	147	169	192	277	489	489	750					
S Korea	104	204	346	602	763	977	1261	1766	2337	3150	3736	4212	4812
Singapore	102	106	108	110	110	117	130	138	150	160	166	178	187
Spain	114	151	198	257	374	430	589	1024	1639	2140	2965	4231	
Sweden	137	161	203	248	326	461	620	775					
Switzerland	209	264	332	332	491	645	858	1125					
UK	118	167	210	277	323	373	460	594	802				
USA	108	129	148	213	213	213	472	696	987	1264	1678		

## 4. Discussion

Une étude (<https://www.accuweather.com/en/health-wellness/coronavirus-expert-says-the-virus-will-burn-itself-out-in-about-6-months/679415>) par J. Nicholls de l'Université Sun Yat-sen de Guangzhou, la capitale de la province du Guangdong, dans le sud de la Chine, a déterminé comment la propagation du nouveau coronavirus pourrait être affectée par les changements de saison et de température. Nous montrons dans la présente étude que la pente initiale négative de la courbe d'autocorrélation liée aux nouveaux cas quotidiens  $N(t)$  de propagation de covid-19 et la durée de la période d'autocorrélation positive diminue lorsque la température météorologique augmente, ce qui correspond à une durée de la période de contagiosité. L'entropie de la distribution des  $R_0$  quotidiens pendant cette période diminuerait si la période devenait plus courte, pour le même  $R_0$  global. Par exemple, si les  $R_0$  quotidiens ont tendance à être les mêmes (sans pic), l'entropie est maximale, égale au logarithme du nombre de jours contagieux. La diminution de la durée de la période de contagiosité est considérée comme favorable et correspond à «l'atténuation» de la contagion. Le calcul de l'entropie nécessite une estimation précise des coefficients ARIMA  $a(i)$  dans le développement  $N(t) = \sum_{i=1,s} a(i)N(i) + W(t)$  ce qui est difficile lors du début transitoire de la propagation, en raison du faible nombre de cas.

Les deux ensembles de données indépendants, analysés au niveau des régions administratives métropolitaines françaises et des pays, montrent que la température influe sur l'augmentation du nombre de cas à des niveaux relativement locaux, mais aussi mondiaux. Les mécanismes par lesquels la température diminue les taux de cas détectés sont inconnus. Des températures plus élevées pourraient empêcher la propagation de gouttelettes qui transmettent des virus, peut-être par une évaporation plus rapide. D'autres facteurs, comme la diminution du temps de survie du virus dans l'atmosphère, affectent probablement également ces taux, en particulier au niveau de la variation inexplicée entre les pays illustrée à la figure 4. Ces résultats doivent être considérés avec prudence. Ils indiquent que la température affecte les premiers taux de propagation. On ne sait pas si des augmentations ultérieures des températures saisonnières diminueront les taux [28, 29, 30, 31]. En effet, une fois qu'une dynamique est définie, la température peut ne plus affecter cette dynamique, ou ne l'affecter que marginalement.

Certains articles sur la grippe montrent que si la période chaude est suivie d'une saison froide, le rebond de l'épidémie pourrait être sévère, en raison de la perte de défense immunitaire [8, 15], et les résultats actuels doivent servir de

modèle pour construire un système de surveillance systématique au cours des prochains mois de propagation du covid-19.

## 5. Conclusions

Depuis plus de cinquante ans, la relation entre les conditions météorologiques et les maladies est étudiée [32]. De telles études sont importantes pour prédire la propagation des maladies virales, en particulier si cela conduit à des pandémies comme dans le cas de la covid-19, afin d'aider les décisions dans les politiques de santé publique au niveau mondial.

## Contributions d'auteur

Conceptualisation, JD et HS; méthodologie, JD et HS; validation, JD et HS; analyse formelle, JD et HS; enquête, YF-B. et HS; ressources, JD et HS; conservation des données, YF-B. et HS; rédaction - préparation du projet original, JD et HS; rédaction - révision et édition, JD et HS; visualisation, HS; supervision, JD Tous les auteurs ont lu et accepté la version publiée du manuscrit.

## Le financement

Cette recherche n'a reçu aucun financement externe.

## Les conflits d'intérêts

Les auteurs ne déclarent aucun conflit d'intérêt.

## Références

1. Gong, S.R.; Bao, L.L. The battle against SARS and MERS coronaviruses: Reservoirs and Animal Models. *Animal Model Exp. Med.* 2018, 1, 125–133.
2. Liu, Z.; Magal, P.; Seydi, O.; Webb, G. Understanding Unreported Cases in the COVID-19 Epidemic Outbreak in Wuhan, China, and Importance of Major Public Health Interventions. *Biology* 2020, 9, 50.
3. Ahmed, S.F.; Quadeer, A.A.; McKay, M.R. Preliminary Identification of Potential Vaccine Targets for the COVID-19 Coronavirus (SARS-CoV-2) Based on SARS-CoV Immunological Studies. *Viruses* 2020, 12, 254.
4. Lin, K.; Fong, D.Y.T.; Zhu, B.; Karlberg, J. Environmental Factors on the SARS Epidemic: Air Temperature, Passage of Time and Multiplicative Effect of Hospital Infection. *Epidemiol. Infect.* 2006, 134, 223–230.
5. Chan, K.H.; Peiris, J.S.; Lam, S.Y.; Poon, L.L.; Yuen, K.Y.; Seto, W.H. The Effects of Temperature and Relative Humidity on the Viability of the SARS Coronavirus. *Adv. Virol.* 2011, 2011, 734690.
6. Duan, S.M.; Zhao, X.S.; Wen, R.F.; Huang, J.J.; Pi, G.H.; Zhang, S.X.; Han, J.; Bi, S.L.; Ruan, L.; Dong, X.P.; et al. Stability of SARS coronavirus in human specimens and environment and its sensitivity to heating and UV irradiation. *Biomed. Environ. Sci.* 2003, 16, 246–255.
7. Yunoki, M.; Urayama, T.; Yamamoto, I.; Abe, S.; Ikuta, K. Heat sensitivity of a SARS-associated coronavirus introduced into plasma products. *Vox Sang.* 2004, 87, 302–303.
8. Guan, W.J.; Ni, Z.Y.; Hu, Y.; Liang, W.-H.; Ou, C.-Q.; He, J.-X.; Liu, L.; Shan, H.; Lei, C.-L.; Hui, D.S.C.; et al. Clinical Characteristics of Coronavirus Disease 2019 in China. *N. Engl. J. Med.* 2020.
9. Shinde, G.R.; Kalamkar, A.B.; Mahalle, P.N.; Dey, N.; Chaki, J.; Hassani, A.B. Forecasting Models for Coronavirus (COVID-19): A Survey of the State-of-the-Art. *SN Comput. Sci. TechRxiv Prepr.* 2020. Available online: [https://www.techrxiv.org/articles/Forecasting\\_Models\\_for\\_Coronavirus\\_COVID19\\_A\\_Survey\\_of\\_the\\_State-of-the-Art/12101547/1](https://www.techrxiv.org/articles/Forecasting_Models_for_Coronavirus_COVID19_A_Survey_of_the_State-of-the-Art/12101547/1) (accessed on 30 April 2020). Sajadi, M.M.; Habibzadeh, P.; Vintzileos, A.; Shokouhi, S.; Miralles-Wilhelm, F.; Amoroso, A. Temperature, humidity, and latitude analysis to predict potential spread and seasonality for COVID-19. *SSRN Electron. J.* 2020. Available online: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3550308](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3550308) (accessed on 30 April 2020). Towers, S.; Chowell, G.; Hameed, R.; Jastrebski, M.; Khan, M.; Meeks, J.; Mubayi, A.; Harris, G. Climate change & influenza: Likelihood of early and severe influenza seasons following warmer than average winters. *PLoS Curr.* 2013, 5.
10. Liu, Q.; Tan, Z.M.; Sun, J.; Hou, Y.; Fu, C.; Wu, Z. Changing rapid weather variability increases influenza epidemic risk in a warming climate. *Environ. Res. Lett.* 2020, 15, 044004.
11. Rhodes, C.J.; Demetrius, L. Evolutionary entropy determines invasion success in emergent epidemics. *PLoS ONE* 2010, 5, e12951.
12. Gaudart, J.; Ghassani, M.; Mints, J.; Rachdi, M.; Waku, J.; Demongeot, J. Demography and Diffusion in epidemics: Malaria and Black Death spread. *Acta Biotheor.* 2010, 58, 277–305.
13. Scarpino, S.V.; Petri, G. On the predictability of infectious disease outbreaks. *Nat. Commun.* 2019, 10, 898.



14. Gaudart, J.; Touré, O.; Dessay, N.; Dicko, A.L.; Ranque, S.; Forest, L.; Demongeot, J.; Doumbo, O.K. Modelling malaria incidence with environmental dependency in a locality of Sudanese savannah area, Mali. *Malaria J.* 2009, 8, 61.
15. Demongeot, J.; Gaudart, J.; Lontos, A.; Promayon, E.; Mintsa, J.; Rachdi, M. Least diffusion zones in morphogenesis and epidemiology. *Int. J. Bifurc. Chaos* 2012, 22, 1250028.
16. Demongeot, J.; Gaudart, J.; Mintsa, J.; Rachdi, M. Demography in epidemics modelling. *Commun. Pure Appl. Anal.* 2012, 11, 61–82.
17. Guttman, A.; Ouchchane, L.; Li, X.; Perthus, I.; Gaudart, J.; Demongeot, J.; Boire, J.Y. Performance map of a cluster detection test using the extended power. *Int. J. Health Geogr.* 2013, 12, 47.
18. Demongeot, J.; Hansen, O.; Hessami, H.; Jannot, A.S.; Mintsa, J.; Rachdi, M.; Taramasco, C. Random modelling of contagious diseases. *Acta Biotheor.* 2013, 61, 141–172.
19. Demongeot, J.; Ghassani, M.; Rachdi, M.; Ouassou, I.; Taramasco, C. Archimedean Copula and Contagion Modeling in Epidemiology. *Netw. Heterog. Media* 2013, 8, 149–170.
20. Guttman, A.; Li, X.; Gaudart, J.; Gerard, Y.; Demongeot, J.; Boire, J.Y.; Ouchchane, L. Spatial heterogeneity of type I error for local cluster detection tests. *Int. J. Health Geogr.* 2014, 13, 15.
21. Demongeot, J.; Demetrius, L. Complexity and Stability in Biological Systems. *Int. J. Bifurc. Chaos* 2015, 25, 40013.
22. Guttman, A.; Li, X.; Feschet, F.; Gaudart, J.; Demongeot, J.; Boire, J.Y.; Ouchchane, L. Cluster detection tests in spatial epidemiology: A global indicator for performance assessment. *PLoS ONE* 2015, 10, e0130594.
23. Demongeot, J.; Jelassi, M.; Hazgui, H.; Ben Miled, S.; Bellamine Ben Saoud, N.; Taramasco, C. Biological Networks Entropies: Examples in Neural Memory Networks, Genetic Regulation Networks and Social Epidemic Networks. *Entropy* 2018, 20, 36.
24. Wiener, N. *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series*; The MIT Press: Cambridge, MA, USA, 1949.
25. Wolfel, R.; Corman, V.M.; Guggemos, W.; Seilmaier, M.; Zange, S.; Müller, M.A.; Niemeyer, D.; Jones Kelly, T.C.; Vollmar, P.; Rothe, C. Virological assessment of hospitalized cases of coronavirus disease 2019. *MedRxiv* 2020.
26. Oliveiros, B.; Caramelo, L.; Ferreira, N.C.; Caramelo, F. Role of temperature and humidity in the modulation of the doubling time of COVID-19 cases. *MedRxiv* 2020.
27. Araujo, M.B.; Naimi, B. Spread of SARS-CoV-2 Coronavirus likely to be constrained by climate. *MedRxiv* 2020.
28. Bukhari, Q.; Jameel, Y. Will Coronavirus Pandemic Diminish by Summer? *MedRxiv* 2020.
29. Bannister-Tyrrell, M.; Meyer, A.; Faverjon, C.; Cameron, A. Preliminary evidence that higher temperatures are associated with lower incidence of COVID-19, for cases reported globally up to 29th February 2020. *MedRxiv* 2020.
30. Faust, V.; Harlfinger, O.; Neuwirth, R. Weather and Disease. 3. Weather-dependent Diseases- Conclusion. *Fortschr. Med.* 1977, 95, 331–335.