



Sciences Economiques et Sociales de la Santé
& Traitement de l'Information Médicale

sesstim.univ-amu.fr

Cédric Stephane BATIONO

Doctorant au sein de l'équipe QuanTIM - UMR 1252 - SESSTIM

Analyse de la dynamique spatio temporelle des cas de paludisme dans le district sanitaire de Diebougou, Burkina Faso.

Février 2021



Cliquez ici pour voir l'intégralité des ressources associées à ce document

Dynamique spatio-temporelle et prédiction des cas de paludisme dans le district sanitaire de Diébougou, Burkina Faso, 2016-2017

Cédric Stéphane BATIONO

cedric-stephane.bationo@etu.univ-amu.fr



Jean GAUDART, Nicolas MOIROUX
Aix Marseille Univ, INSERM, IRD, SESSTIM

12 Février 2021



Contexte

Objectifs

Matériel et méthodes

Résultats

Discussion et conclusion

- ▶ Principal motif de consultation (45,7%), d'hospitalisation (45,6%) et de décès (25,2%) dans les formations sanitaires.
- ▶ Contribution à hauteur de 6% aux nombre de décès dus au paludisme dans le monde.
- ▶ Prévalence parasitaire en moyenne de 46% chez les enfants de moins de 5 ans.
- ▶ Pour des raisons stratégiques ou par manque de moyens, les stratégies de lutte et de prévention pas toujours optimale partout et tout le temps.

Analyse spatio-temporelle et la prédiction des cas de paludisme dans 27 villages du district de Diébougou.

- ▶ Identifier, à l'échelle du village, les clusters spatiaux des cas de paludisme dans un district sanitaire (Diébougou) du Sud-Ouest du Burkina Faso.
- ▶ Modéliser la dynamique temporelle des cas en relation avec les conditions météorologiques et la distance des villages aux centres de santé.
- ▶ Tester la capacité prédictive de ce modèle sur la saison de transmission suivante.

- ▶ 27 villages du district sanitaire de Diébougou (taille comprise entre 200 et 500 habitants et une distance minimale de 2km entre deux villages).
- ▶ 13 centres de santé dont dépendent les villages.
- ▶ 7408 habitants au total.
- ▶ Diébougou est situé au Sud-ouest, climat tropical avec une saison sèche d'octobre à avril et une saison des pluies de mai à septembre.
- ▶ Les villages et les centres de santé ont été géo-référencés à l'aide de GPS (Figure 2)

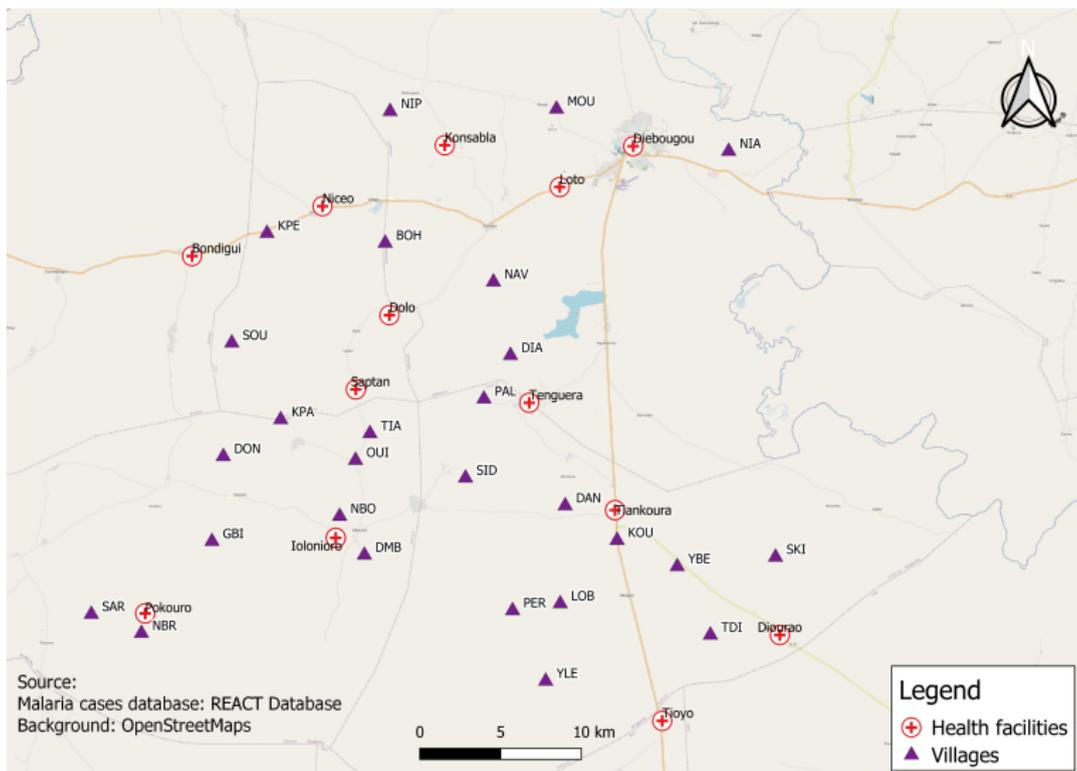


Figure 2: La localisation des 27 villages et des 13 centres de santé.

- ▶ Consultation des registres pour enregistrer les individus des 27 villages sur 2016 + 2017/36.
- ▶ Enregistrés grâce à des tablettes équipées de formulaires *ODK Collect* .
- ▶ Cas= fièvre + TDR positif.

- ▶ 52 semaines correspondant à une année épidémique (minimum au démarrage du pic épidémique + 52) (Figure 3).

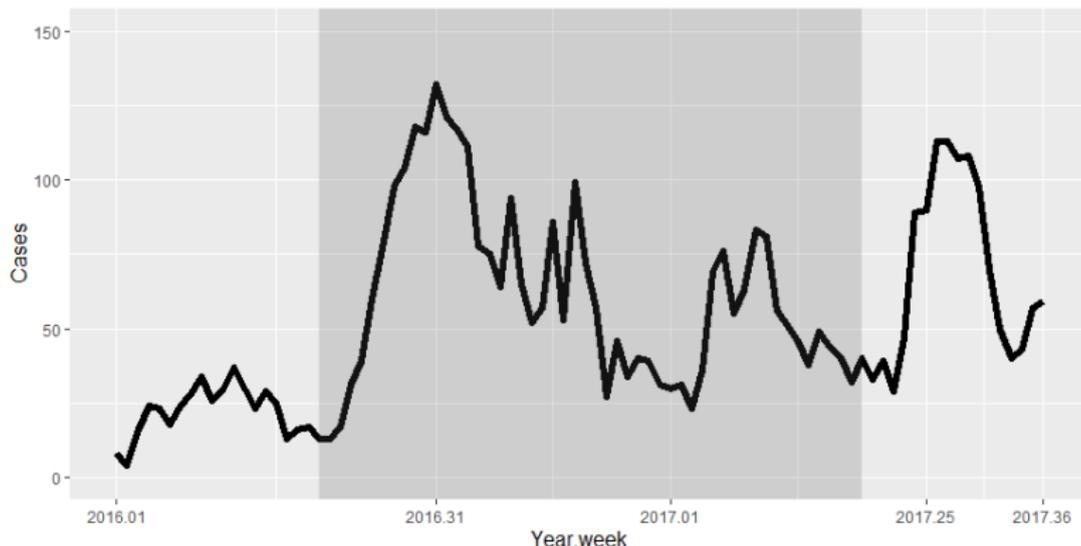


Figure 3: Série temporelle du nombre de cas du paludisme du suivi passif (2016-2017/36) avec la période de l'épidémie complète mise en évidence.

- ▶ Données Era-5 qui rend disponible des données horaires sur de nombreux paramètres atmosphériques et de surface à une résolution spatiale de 0.25°.
- ▶ Traitement pour obtenir des statistiques hebdomadaires.
- ▶ La description des variables sont consignées dans la table 1
- ▶ Construction d'indicateurs synthétiques météorologiques (ISM) grâce à une ACP et critère de Kaiser utilisé pour selection du nombre d'ISM.

Var	Mean	St. Dev.	Min	Pctl(25)	Median	Pctl(75)	Max
weekly mean of daily average temperature (° C)	28.7	2.2	25.7	26.6	28.8	30.2	33.9
weekly number of rainy events	4.8	2.9	0	2	7	7	7
weekly average of daily atmospheric pressure (hPa)	975.3	1.6	972.3	974.0	975.5	976.7	978
weekly average of daily cloud cover (%)	0.6	0.2	0.1	0.4	0.6	0.7	0.9
weekly average of daily wind speed(km/h)	7.6	3.6	2.8	4.7	7.2	9.5	17.4
weekly average of daily relative humidity (%)	0.5	0.2	0.1	0.3	0.6	0.8	0.8
weekly average of daily maximum temperatures(°C)	34.4	3.5	28.6	31.2	35.4	36.6	40.7
weekly average of daily minimum temperatures (°C)	23.3	1.8	19.1	22.4	23.0	24.2	27.0
Accumulated weekly precipitation (mm)	14.4	18.3	0.0	0.005	5.0	24.5	69.8
Weekly average of daily thermal amplitude (° C)	11.1	3.4	5.9	7.7	10.6	14.4	17.1

Table 1: Liste des variables météo et statistiques

- ▶ Méthode de balayage de Kulldorf avec SatScan pour détecter les clusters à haut risque de cas dans un contexte purement spatial.

- ▶ Paramètres du balayage: fenêtre elliptique, non chevauchement des agrégats, taille maximale d'un cluster fixée à 50% de la population à risque, nombre de réplication de Monte Carlo fixées à 999.

- ▶ Modélisation à l'aide de GAMs (distribution Négative-binomiale, fonction de lissage spline) de la série temporelle des cas totaux en fonction de chaque ISM avec un décalage allant de 1 à 30 semaines.
- ▶ $g(\mu_i) = A_i\theta + \sum_j f_j(x_{ji})$, $Y_i \sim \text{EF}(\mu_i, \phi)$ avec
 $f_j(x) = \sum_{k=1}^l b_{jk}(x)\beta_{jk}$
- ▶ Pour chaque ISM, les 30 modèles obtenus ont été comparés avec le Unbiased Risk Estimator (UBRE).
- ▶ Le décalage produisant le meilleur modèle (qui minimise le UBRE) pour chaque ISM retenu pour l'analyse multivariée.

- ▶ Analyse de la série temporelle des cas à l'aide de GAMM (distribution Négative-binomiale, fonction de lissage spline) avec un intercept aléatoire sur les villages et les centres de santé (nested)
- ▶ Champ gaussien, avec un variogramme exponentiel négatif pour prendre en compte l'autocorrélation spatiale.
- ▶ Une structure d'autocorrélation auto régressive d'ordre 1 pour prendre en compte autocorrélation temporelle des cas.

- ▶ Modélisation des cas en fonction des ISM décalés (avec une fonction de lissage spline) + distance euclidienne entre les villages et les centres de santé.
- ▶ $\text{cases} = \text{distance} + s(\text{ISM1}) + s(\text{ISM2} + s(\text{long}, \text{lat})) + \text{offset}(\text{logpop})$,
 $\text{random} = \text{list}(\text{csps} = 1, \text{village} = 1 | \text{csps}), \text{correlation} = \text{corAR1}()$,
 $\text{family} = \text{negbin}()$
- ▶ Transformée logarithmique de la population en offset pour estimer les SIR associés à chaque prédicteur.
- ▶ Modèle multivarié a été testé pour prédire les cas sur 2016 et 2017/36.

- ▶ 3179 cas pour l'année épidémique (429.13 cas pour 1000 personnes-année).
- ▶ Moyenne= 61.13 cas (StdDev = 30.68) par semaine; Maximum= 132 cas à la 31ème semaine de 2016 (Figure 3).
- ▶ 37.5% (1796) des cas observé entre les semaines 27 et 45 de l'année 2016 (entre juillet - novembre) avec en moyenne 90 cas par semaine pour l'ensemble des 27 villages (Figure 3).
- ▶ Deux pics ; un premier pic très prononcé (2016/27-2016/45) et un deuxième pic moins prononcé (2017/7-2017/11).

Deux indicateurs synthétiques météo (ISM) représentant 85,4% de l'inertie grâce à ACP avec critère de Kaiser. (Figure 4).

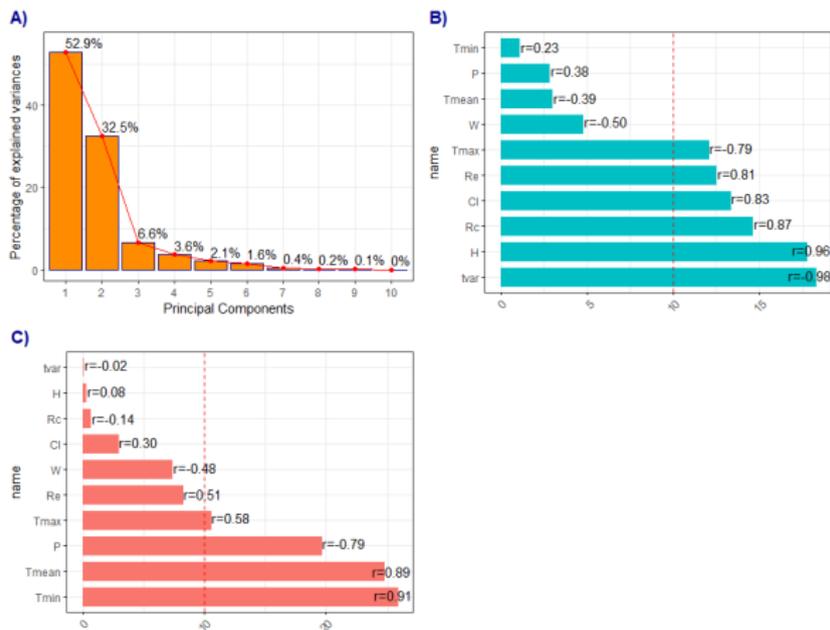


Figure 4: Pourcentage de l'inertie expliquée et contributions des variables météo aux ISM et corrélations associées

Les valeurs des ISM faibles resp début janvier- début juin et fin juin-début octobre correspondant resp à la saison sèche et à la saison pluvieuse(Figure 5).

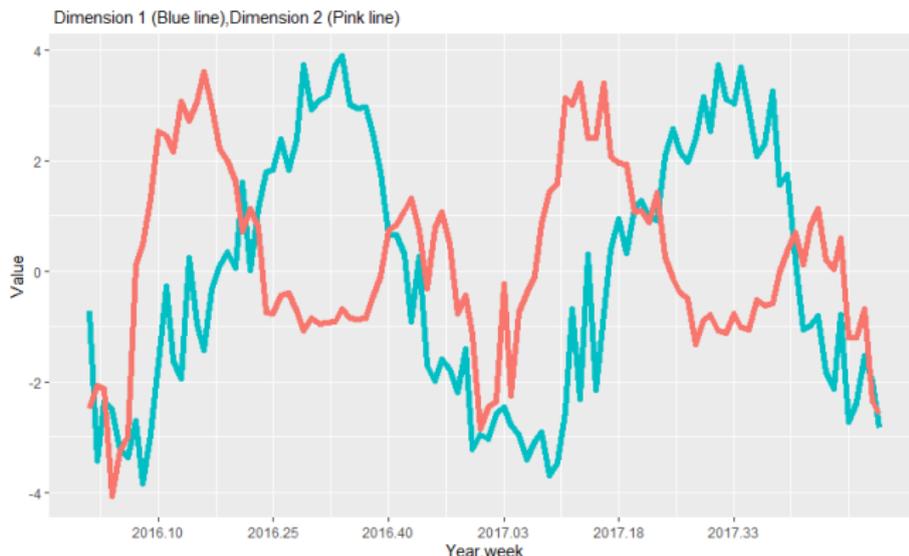


Figure 5: Série temporelle des deux ISM sur 2016 et 2017

- ▶ 4 clusters à haut risque qui cumulent 1685 cas pour 1973 habitants soit un taux d'incidence moyen de 854.02 cas pour 1000 habitants-année.
- ▶ Localisés au sud et au centre de la zone d'étude
- ▶ Le cluster le plus à risque (cluster numéro 1, Relative Risk $RR=4.06$)(Figure 6) constitué d'un seul village cumulant 400 cas pour 228 habitants soit un taux d'incidence de 1750.75 cas pour 1000 personnes-année. Les risques relatifs pour les 3 autres sont respectivement 1.84,1.92 et 1.24.

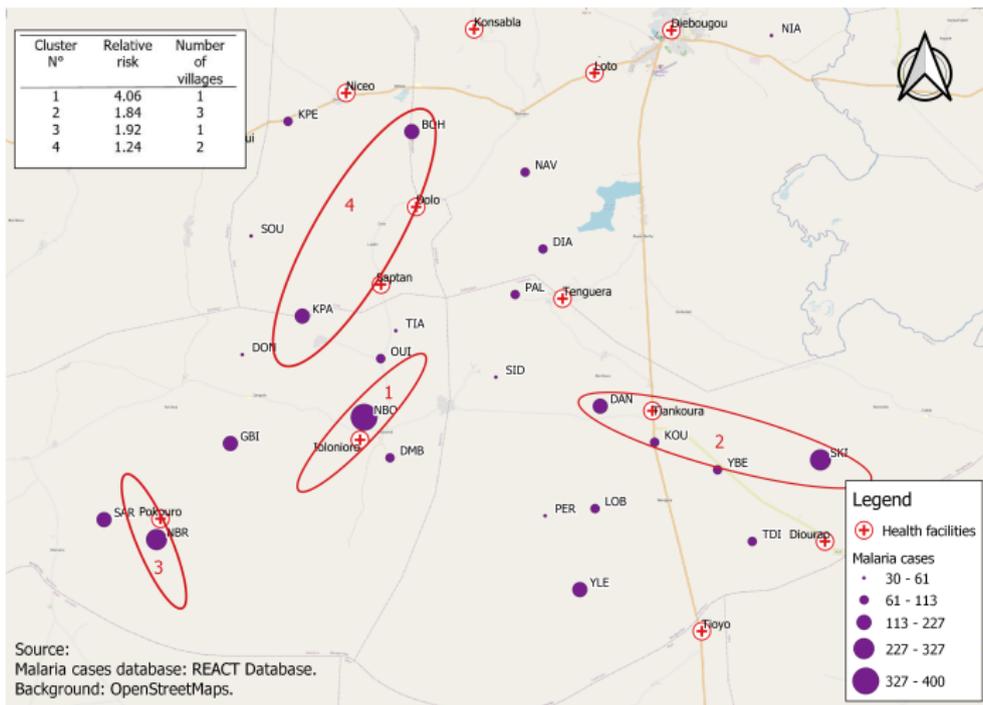


Figure 6: Carte du nombre de cas de paludisme détectés en centre de santé dans 27 villages du district de Diebougou, Burkina Faso, et agrégat de villages à haut risque.

- ▶ Le décalage qui minimisait l'UBRE était de 9 semaines pour l'ISM 1 et 16 semaines pour l' ISM 2.
- ▶ Effets aléatoires significatifs sur villages ($\text{StdDev} = 0.69$) et centre de santé ($\text{StdDev} = 5.74$)
- ▶ Autocorrélation temporelle des cas ($\text{Phi} = 0.32$).

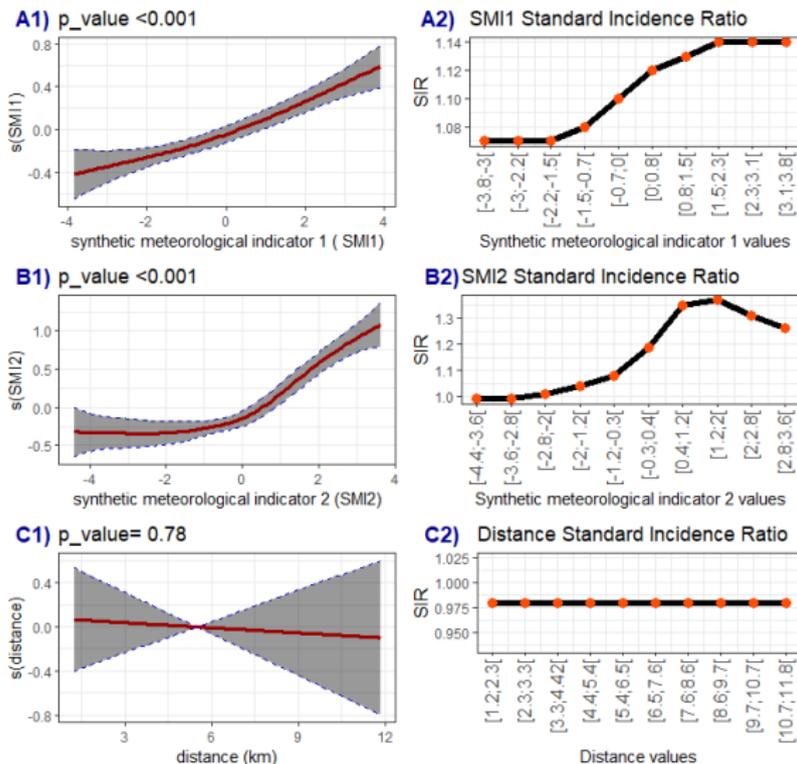


Figure 7: Relation entre le prédicteur et le prédicteur lissé selon les ISM avec leurs SIR associé.

- ▶ Prédiction suit l'allure générale mais tendance à la sous-estimation (pic secondaire en debut 2017).(Figure 8)
- ▶ Prédiction avec retard de 3 semaines du démarrage du pic épidémique 2017-2018

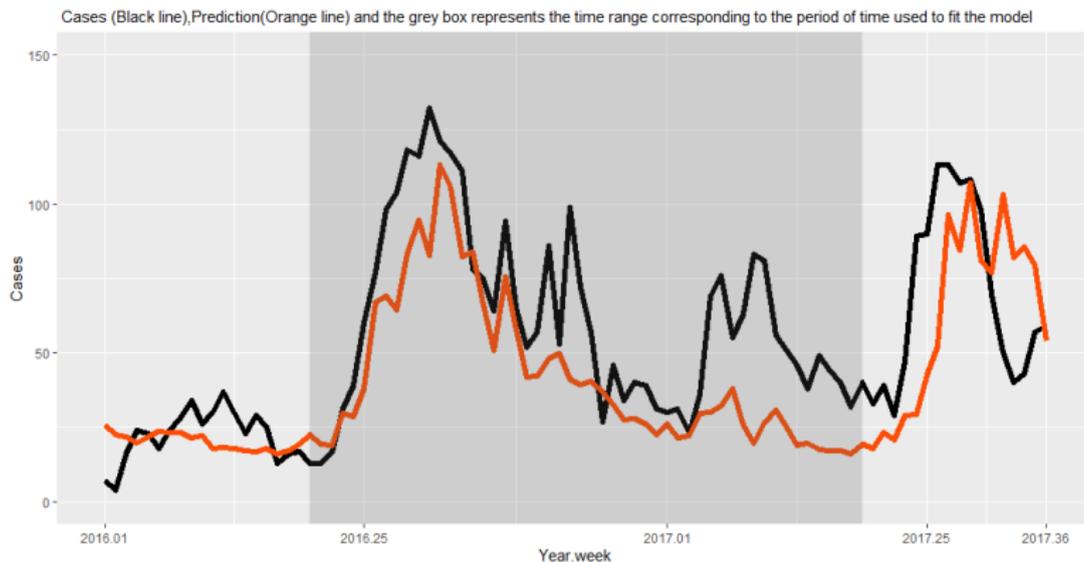


Figure 8: Nombre cumulé de cas observés (ligne noire) et prédit (ligne orange).

- ▶ L'hétérogénéité des densités vectorielles ne permettait pas d'expliquer les hotspots de cas (autres facteurs: socio-économique et comportements liés à l'accès aux dispositifs de prévention et de soins).
- ▶ Une association n'a pas été trouvée entre la distance et les cas; meilleure mesure de l'accès aurait été le temps de parcours.
- ▶ Des travaux complémentaires utilisant de meilleures approximations du temps de parcours et intégrer d'autres facteurs.
- ▶ L'analyse de cluster à haut risque permet d'identifier de manière simple et à faible coût des villages qui pourraient constituer des zones d'intervention prioritaires.

- ▶ Modèle spatio-temporel basé sur météo , construit avec les données d'une seule année épidémiologique a permis de prédire le démarrage de l'épidémie suivante 9 semaines à l'avance mais avec une erreur de 3 semaines.
- ▶ Néanmoins, la prédiction du démarrage de l'épidémie est suffisamment bonne pour permettre la mise en place d'alertes précoces et anticiper localement des campagnes de prévention.
- ▶ Améliorer le modèle en introduisant en routine des nouvelles données et en reconstruisant les prédictions.
- ▶ Dispositif nécessitant des données de consultations en centre de santé disponible rapidement , les données ERA5 étant disponibles en cinq jours.

- ▶ Wood S. Generalized Additive Models: An Introduction with R. First edition. Boca Raton, FL:Chapman Hall/CRC;2006.
- ▶ Wood, S.N. (2003) Thin-plate regression splines. Journal of the Royal Statistical Society (B) 65(1):95-114.
- ▶ Bousema T, Griffin JT, Sauerwein RW, Smith DL, Churcher TS, Takken W, et al. Hitting Hotspots: Spatial Targeting of Malaria for Control and Elimination. PLoS Med. 2012;9:e1001165.
- ▶ Kulldorff M: SaTScan™ User Guide for version 8.0. 2009 (Accessible à : <http://www.satscan.org>).

tak Thank you merci beaucoup arigato merci beaucoup grazie
 merci gakeyo Thank you merci gakeyo Thank you Enando
 tak Thank danke arigato Thank merci Thank kudos
 merci you schön tak you gakeyo you merci
 gakeyo gracias **Merçi** grazie grazie arigato
 grazie Enando dank tak Tack Thank you
 tak Thank you merci Enando Thank you merci gakeyo
 danke merci beaucoup gracias merci beaucoup dank
 schön gakeyo Thank you merci gakeyo Thank you Enando
 tak arigato gracias arigato gracias Enando
 gracias grazie arigato Thank you merci arigato tak