

# Gestion des risques de santé en milieu urbain

## Une orientation géostatistique et géospatiale d'un système multi-agents

### Introduction

La complexité du milieu urbain constitue un défi aussi bien dans le domaine de la recherche scientifique fondamentale que de celui du management. En effet, la tentative de représentation de la réalité du milieu urbain, au travers de modèles, à des fins de gestion planifiée, souffre de la complexité sans cesse grandissante de cet espace particulier. Cette complexité est de nature aussi bien environnementale que sociale et économique. La gestion des problèmes urbains résultant de ces processus complexes s'en trouve fortement pénalisée.

La santé publique en agglomération est l'un des thèmes actuels et à venir les plus importants. Les aléas économiques, à l'exemple de l'actuelle crise mondiale, les risques dus aux changements climatiques sont autant de phénomènes majeurs ayant un impact direct sur

les populations des villes et leur santé. La qualité et l'intensité de cet impact va varier d'un type de région urbaine à un autre. Il paraît urgent de développer de nouveaux outils permettant de progresser dans l'identification et la compréhension de ces risques. Cette identification et cette compréhension des facteurs intervenant dans la dynamique de la production du risque urbain devront servir de base à la mise en place d'actions visant à prédire et intervenir. Les *Systèmes Multi-Agents (SMA)* et la philosophie inhérente à ces systèmes apparaissent comme étant des outils adaptés.

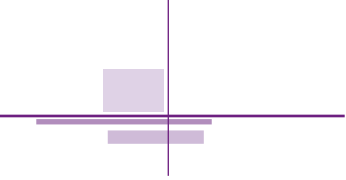
On estime à 247 millions le nombre de cas de paludisme (malaria) en 2006, dont 86 % en Afrique [19]. Les multiples études de divers champs scientifiques témoignent de la complexité de cette maladie. Les géographes munis des outils décisifs que constituent les *Systèmes d'Informations Géographiques (SIG)* et

la télédétection sont d'un apport non négligeable, notamment dans le domaine de l'étiologie du paludisme liée aux facteurs environnementaux. L'apport de la géographie est également remarquable dans l'élaboration des stratégies de prévention. En effet, la connaissance et l'administration du territoire à objectifs de santé publique ne peuvent se passer de la géographie ainsi que de ses outils et méthodes.

Si certaines études à composante géographique ont abordé le paludisme sous un angle socio-économique, rares sont celles qui se sont focalisées sur le paludisme urbain avec la prétention de construire des modèles prédictifs : la nature des données socio-économiques ne se prête pas à une analyse quantitative aisée, permettant l'élaboration de modèles prédictifs robustes, pouvant aboutir sur une utilisation appliquée en vue de la prévention du paludisme dans des espaces géographiques aussi

**Roland NGOM** ■ ngom@ph-heidelberg.de ngom\_roland@yahoo.fr  
Tél. : +49 6221 477 795 Fax : +49 6221 477 699  
**Alexander SIEGMUND** ■ siegmund@ph-heidelberg.de  
Tél. : +49 6221 477 795 Fax : +49 6221 477 699

Research Group for Earth Observation, Université Pédagogique de Heidelberg,  
Département de Géographie - Czernyring 22/11-12 69115 Heidelberg, Allemagne



réduits que les villes africaines. Cependant, la complexité du paludisme urbain impose de prendre en compte de multiples agents de nature aussi bien écologiques que socio-économiques. La complexité d'un modèle prédictif dans lequel seraient introduites ces variables invite à la simplification et à l'intelligibilité de leur relation au paludisme, d'où l'apport des *Systèmes Multi-Agents (SMA)*. Dans le cadre de ce projet, il s'agit d'implémenter une méthode à forte composante géostatistique et spatiale permettant de prendre en compte des facteurs écologiques et sociaux associés au paludisme dans un Système Expert (SE). Le SE, en soi, ne constitue qu'un agent du SMA.

## Le paludisme urbain

Le paludisme en Afrique subsaharienne demeure pour l'instant une maladie à dominante rurale. Les premières études du paludisme en milieu urbain en Afrique remontent aux années 1930 (Wiseman et al., 1939), la population urbaine africaine ne constituait alors que 10 % de la population totale. À cette époque, il était communément admis que les vastes campagnes de pulvérisation d'insecticides, couplées au développement urbain inéluctable, provoqueraient le recul voire la disparition du paludisme. En effet, les chercheurs et responsables de santé publique de l'époque avaient en mémoire le scénario de la transition épidémiologique telle que l'avait vécu l'occident. Il était supposé que le développement urbain en lui-même était un vecteur de lutte anti-paludique.

L'échec des campagnes de pulvérisation de Dichloro-Diphényl-Trichloroéthane (DDT)[1], la rapide croissance de la population urbaine due à l'exode rural et à un taux de natalité plus élevé que

partout ailleurs dans le monde, le manque d'infrastructures d'accueil, ont permis de réaliser qu'il existe un problème latent, celui du paludisme urbain.

Les paludologues s'accordent pour dire que, grâce à l'effet conjugué des facteurs ci-dessus cités, l'avenir du paludisme est inéluctablement urbain. Dès lors, il s'agit de comprendre la complexité du paludisme urbain pour pouvoir le prédire et le prévenir et en limiter ainsi l'impact sur les populations.

Plusieurs modèles spatiaux prédictifs du paludisme ont été développés [10]. Ces modèles utilisent des outils SIG couplés à de la télédétection pour optimiser leur rendement spatial [10]. La plupart, sinon la quasi-totalité, de ces modèles demeurent très limités quant à leur utilisation pratique dans la prédiction et la prévention du paludisme urbain. En effet l'ingrédient géographique de base qu'est l'échelle spatiale induit une erreur écologique [14] dès que l'on souhaite appliquer ces modèles à un milieu urbain qui, par ailleurs, pour la plupart des cas, se trouve réduit à un espace habité de moins 140 km<sup>2</sup> (cas de Yaoundé au Cameroun). De plus, les facteurs sociaux identifiés par de nombreuses études comme étant associés au paludisme en milieu urbain sont complètement absents de ces modèles.

L'erreur écologique se manifeste théoriquement par des prédictions paludiques dégradées pour ces cadres urbains et, par conséquent, une pertinence sous-optimale dans la prévention du paludisme urbain. Dans un contexte politico-économique marqué par une insuffisance flagrante de moyens logistiques, il est important d'optimiser l'utilisation de la moindre ressource disponible. Plutôt que d'épouser une approche géographique qui va du global (continent) vers le local (ville), il paraît judicieux de considérer le point de vue inverse : aller

d'une ville vers un réseau de villes. Cette considération repose sur tous les éléments précédemment cités, mais également sur la simple observation empirique suivante : l'Afrique demeure un continent sous-peuplé avec de vastes zones non-habitables tels les déserts du Sahara, du Kalahari et le Bassin du Congo avec sa forêt équatoriale.

## Yaoundé : des conditions propices

Yaoundé est la capitale administrative du Cameroun. Elle est le siège des institutions administratives dans un schéma politique national encore très centralisé. La ville constitue le nœud du réseau routier et ferroviaire national, elle a donc pour ainsi dire une importance stratégique non seulement nationale mais également sous-régionale. Cette ville créée par les Allemands au XIX<sup>e</sup> siècle a vu sa population croître de façon exponentielle. Les Nations-Unies estiment le taux de croissance de la population de Yaoundé à 5,7 % [18], c'est l'un des plus rapides en Afrique subsaharienne et au Monde.

Yaoundé appartient à la ceinture équatoriale africaine, qualifiée de zone de paludisme endémique. La ville est confrontée à des problèmes d'urbanisation anarchique, ce qui en fait une niche écologique favorable au paludisme. Nombre d'études ont d'ailleurs démontré que le Taux d'Inoculation Entomologique (EIR) était plus élevé à Yaoundé que dans d'autres villes subsahariennes de taille comparable [8]. Fondjo et al. [3] ont trouvé un taux de parité similaire entre la périphérie de Yaoundé et les zones rurales environnantes. Tous ces éléments font de Yaoundé un site intéressant pour l'étude du paludisme urbain.

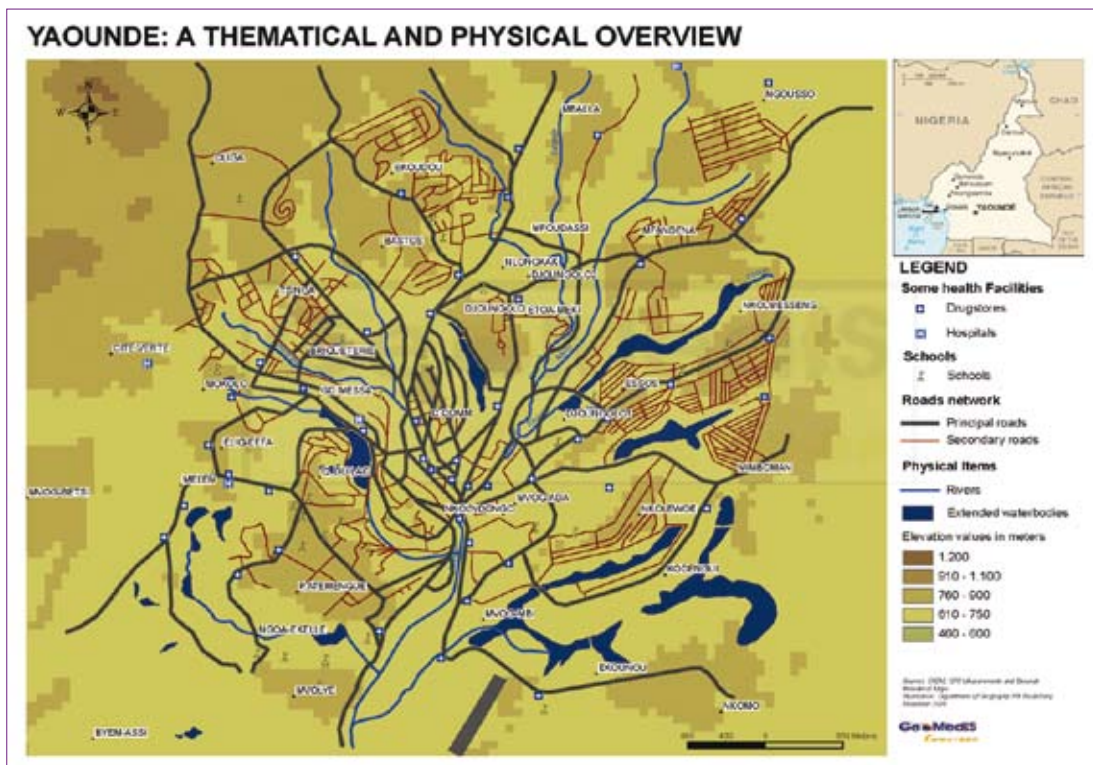


Figure 1: Un cliché physique et thématique de Yaoundé.

## Variables et analyses

L'approche méthodologique se résume en des séquences logiques devant aboutir à la mise en place du SMA. La première étape a consisté à conceptualiser thématiquement et spatialement des variables associées au paludisme. En deuxième lieu, il a fallu créer ces variables. Au cours de la troisième étape, on a sélectionné rigoureusement les variables les plus fortement corrélées au paludisme ; cette étape a permis l'optimisation statistique du modèle à mettre en

place. Dans la quatrième étape, il a fallu construire une application spatiale du modèle statistique. Les deux dernières étapes ont servi d'éléments clefs pour la mise en place du Système Expert (SE). En dernier lieu, on a défini fonctionnellement le SMA.

### 1. Conceptualisation thématique et spatiale des variables associées au paludisme

L'identification des variables potentiellement associées au paludisme s'est basée sur une multitude de travaux de recherches ayant abouti à des associations entre variables de multiples natures et le paludisme.

Si l'une des règles fondamentales d'un SMA est de laisser le système ouvert sans aucune hypothèse au départ, il est évident que le SE deviendra très vite chaotique et la base de données physiques excessivement lourde. Le système reste ouvert dans sa conceptualisation grâce à l'usage de variables qui, quoique théoriquement associées au paludisme, ne le sont pas forcément dans le cas de Yaoundé. Les évidences scientifiques combinées à une bonne connaissance empirique de la maladie ont également permis de dégager un paradigme original du paludisme urbain. Ce paradigme intègre l'habitat comme étant à la lisière entre le social et l'écologique (Figure 2).

### 2. Création des variables et analyses

Le processus de création des variables s'est fait en deux grandes étapes, suivant la nature des ces variables. Une grande partie des variables a été créée au travers d'enquêtes de terrain à caractère rétrospectif. Une méthode stratifiée a permis la couverture

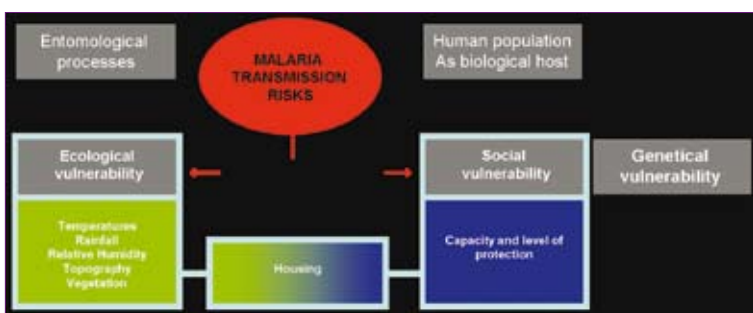


Figure 2: Le paradigme du paludisme urbain.

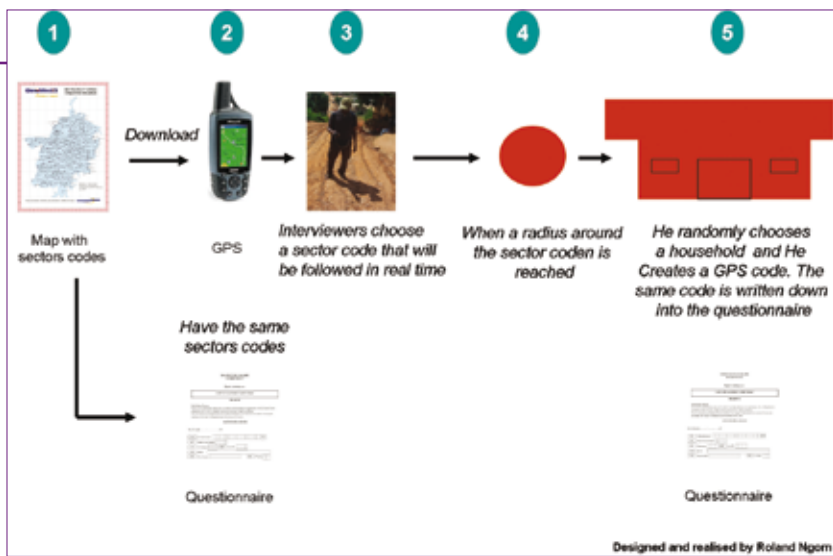


Figure 3: Une méthode stratifiée et aléatoire pour la collecte des données socio-épidémiologiques.

spatiale de la ville entière, tandis que l'échantillonnage au hasard à l'intérieur des strates permettait de respecter les règles d'échantillonnage en épidémiologie (Figure 3). Cette méthode a permis la création d'une multitude de variables géo-épidémiologiques et géo-sociales. L'information géographique que sous-jacente se révélait être d'une résolution spatiale très fine. En effet, le réseau dense de points formés par les individus/ménages interrogés a permis une exploration intra-spatiale (à l'intérieur des limites administratives de la ville) de toutes ces informations (figure 4). Des indicateurs mathématiques additionnels ont été construits à partir de ces variables [14].

Pour éviter des artefacts inhérents au calcul d'une prévalence par ménage, un risque relatif du paludisme a été calculé [14] :

$$Mh_i = \frac{m_i \div n_i}{M \div N}$$

$i$  représente un ménage;  $Mh_i$  est le risque relatif du paludisme calculé pour un ménage  $i$ ,  $m$  représente le nombre de cas de paludisme dans un ménage pendant la période concernée;  $m$  est le nombre de personnes vivant en permanence dans un ménage pendant la période concernée;  $M$  est le nombre moyen de cas de paludisme dans un ménage pendant la période concernée,  $M$  est calculé pour tout l'échantillon;  $N$  est le nombre moyen de personnes vivant dans un ménage pendant la période concernée,  $N$  est calculé pour tout l'échantillon.

Une autre partie des variables dites écologiques ou naturelles a été créée à partir de diverses sources : images *Quickbird* de la

ville de Yaoundé (0,6 et 2,4 m de résolution), données topographiques Aster de 30 mètres de résolution, données Aster (15 mètres - 30 mètres et 90 mètres de résolution), qui ont permis d'obtenir des valeurs de NDVI par saisons (table 1). Les données de climat ont également été introduites dans la modélisation (table 1).

L'analyse statistique a été conduite dans un objectif discriminatoire. Il s'agissait, dans un premier temps, d'éliminer les variables statistiquement non associées au risque relatif du paludisme; cette étape a été réalisée au travers de simples analyses bivariées réalisées avec Stata. En second lieu, les variables qui, bien qu'associées au risque relatif du paludisme, étaient également statistiquement et thématiquement corrélées entre-elles ont été soumises à un second processus de discrimination. Ainsi, par exemple, la variable définissant un index économique fondé sur les revenus des ménages et les dépenses a été sélectionnée au détriment d'une variable telle que le type d'emploi du chef du ménage. La troisième étape a consisté en l'élaboration de modèles logistiques multinômiaux [15] [16]. Quatre

Modèle écologique (processus naturels ou morphologiques à échelle non individuelle)			
Nombre de variables de départ: 14			
<b>Variables introduites dans le modèle logistique</b>	<b>Source de données</b>	<b>Analyses</b>	<b>Logiciels</b>
Altitudes	Aster MNT	Stockage des variables, requêtes SQL, regression	ArcGIS, Stata
Index d'urbanité	Quickbird	Classification orientée objet, calcul de l'index, extraction, stockage, requêtes SQL et regression	E-cognition, Access, ArcGIS, Stata
Zones urbaines à morphologie dense	Quickbird	Classification orientée objet, segmentation, extraction, stockage, requêtes SQL et regression	E-cognition, Access, ArcGIS, Stata
Zones urbaines à morphologie mi-dense mi isolée	Quickbird	Classification orientée objet, segmentation, extraction, stockage, requêtes SQL et regression	E-cognition, Access, ArcGIS, Stata
Zones urbaines à morphologie isolée	Quickbird	Classification orientée objet, segmentation, extraction, stockage, requêtes SQL et regression	E-cognition, Access, ArcGIS, Stata
% de prédiction correcte de la présence du paludisme dans les ménages: 0%			
Modèle socioéconomique			
Nombre de variables de départ: 7			
<b>Variables introduites dans le modèle logistique</b>	<b>Source de données</b>	<b>Analyses</b>	<b>Logiciels</b>
Index de revenu par personne et par ménage	Interviews	Stockage des variables, requêtes SQL, regression	Access, Stata
% de prédiction correcte de la présence du paludisme dans les ménages: 0%			
Modèle socioécologique (A forte empreinte humaine et à une échelle individuelle)			
Nombre de variables de départ: 18			
<b>Variables introduites dans le modèle logistique</b>	<b>Source de données</b>	<b>Analyses</b>	<b>Logiciels</b>
Présence de toilettes à l'extérieur de la maison	Interviews	Stockage des variables, requêtes SQL, regression	Access, Stata
Bâtiment à plusieurs étages	Interviews	Stockage des variables, requêtes SQL, regression	Access, Stata
Index de promiscuité lié au nombre de chambres à coucher	Interviews	Stockage des variables, requêtes SQL, regression	Access, Stata
Distance aux zones agricoles	Quickbird	Fusion des image, Numérisation et extraction, requêtes SQL et regression.	Env, ArcGIS, Access, Stata
% de prédiction correcte de la présence du paludisme dans les ménages: 13%			
Modèle de prévention antipaludique (variables liées à la prévention paludique)			
Nombre de variables de départ: 7			
<b>Variables introduites dans le modèle logistique</b>	<b>Source de données</b>	<b>Analyses</b>	<b>Logiciels</b>
Index de prévention lié à l'usage d'insecticides, au nettoyage régulier des alentours et de la présence de moustiquaires aux fenêtres	Interviews	Stockage des variables, requêtes SQL, Création de l'index et regression	Access, Stata
Nombre de personnes dormant sous une moustiquaire	Interviews	Stockage des variables, requêtes SQL, Création de l'index et regression	Access, Stata
% de prédiction correcte de la présence du paludisme dans les ménages: 0,2%			
% de prédiction correcte de la présence du paludisme dans les ménages: 15%			
% de prédiction correcte de l'absence du paludisme dans les ménages: 95%			
% surestimé de prédiction de la présence du paludisme dans les ménages: 0%			
% sousestimé de prédiction de la présence du paludisme dans les ménages: 85%			
% surestimé de prédiction de l'absence du paludisme dans les ménages: 0%			
% sousestimé de prédiction de l'absence du paludisme dans les ménages: 0%			
Combinaison de tous les tous les modèles			

Table 1: Variables introduites et performances des modèles

modèles prédictifs ont été ainsi définis suivant la thématique des variables (table 1). Une évaluation de leur performance a été faite (table 1) : le modèle final a regroupé les bonnes prédictions de chacun des modèles distincts (table 1).

Les modèles spatiaux ont été construits au travers d'une méthode d'interpolation spatiale en l'occurrence la méthode des Fonctions à Base Radiale ou *Radial Basis Function* (RBF). Le choix de cette méthode n'est pas fortuit : elle a tenu compte du type de la distribution géostatistique (normalité et densité) de l'échantillon (les points constitués par les ménages). Une analyse préalable par une méthode *bootstrap* avec pour objectif de comparer l'exactitude des prédictions par diverses méthodes a été également conduite (figure 4).

## Automatisation de la prédiction

Automatiser la prédiction des risques paludiques revient à se servir des modèles précédents pour construire un Système d'Alerte Précoce (SAP). Ce SAP se veut un être un outil interactif pratique servant d'interface à un « utilisateur lambda » pas forcément expert dans le domaine. L'un des éléments essentiels de ce système d'alerte précoce est la construction d'un module dédié. Trois approches ont été envisagées afin d'optimiser l'utilisation des modèles dans l'élaboration d'un outil automatique. La première a consisté à trouver un proxy aux variables sociales et de le combiner aux autres variables écologiques, l'objectif étant d'éviter le processus lourd de collecte de données sur le terrain. La deuxième approche entreprend de transformer toutes les variables retenues en variables binaires afin de produire un modèle spatial

logistique. La troisième approche se sert des coefficients produits dans les modèles de régression et applique simplement l'équation de régression logistique multiple en y insérant des nouvelles variables.

### 1. Trouver un proxy aux variables sociales

Cette approche est basée sur la morphologie urbaine. Des analyses statistiques additionnelles sont venues confirmer l'hypothèse selon laquelle la morphologie urbaine est à l'image de la morphologie sociale [11]. Dans le cas de Yaoundé, on assiste effectivement à une multi-segmentation sociale répondant à des facteurs tels que le revenu, le degré de protection antipaludique, la promiscuité. Des éléments fortement corrélés autant au risque relatif du paludisme qu'aux segments morphologiques (habitat isolé, moins isolé et dense).

Il s'est agi de considérer cette segmentation morphologique comme proxy à ces variables sociales. La contribution de cette variable aux modèles est malheureusement très loin de celle des variables réelles. Alternativement, on a essayé de produire des modèles prédictifs de ces variables sociales clés avec comme seul prédicteur la segmentation morphologique, puis d'introduire les prédictions dans les modèles généraux. Cette approche n'a pas non plus donné de résultats probants.

### 2. Utiliser une régression logistique simple

Dans ce cas, on transforme toutes les variables intervenant dans la construction des modèles en variables binaires, afin de produire de nouveaux modèles prédictifs construits à partir d'une régression logistique simple. Cette

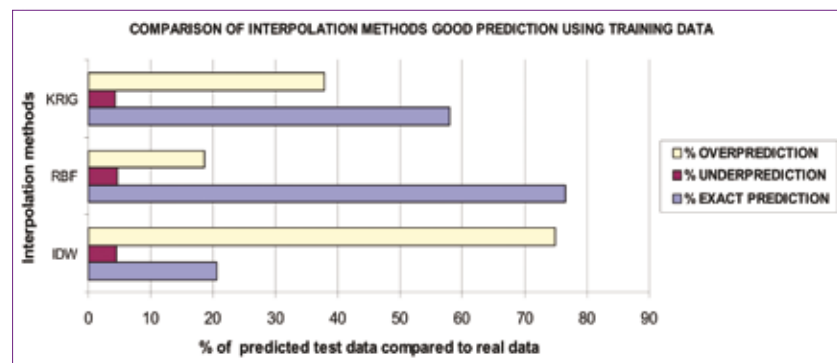


Figure 4: Comparaison des performances des méthodes d'interpolation spatiale.

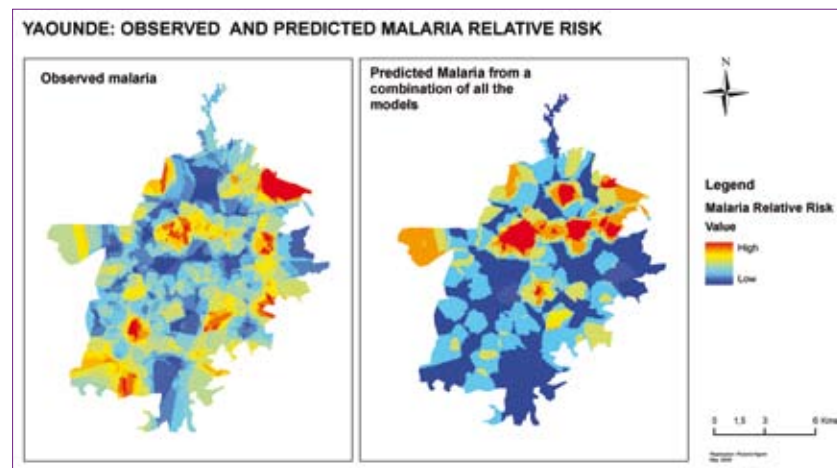


Figure 5: Modèles spatiaux observés et prédits.

méthode présente les inconvénients suivants : duplication d'une même variable en plusieurs nouvelles variables, altération sérieuse de l'information de départ. Au surplus, les résultats de ce modèle ne sont pas probants.

### 3. Se servir des coefficients du modèle multinomial

La technique consiste à introduire les constantes et les coefficients obtenus à partir des modèles multinomiaux dans les tables correspondant aux variables X et d'appliquer la formule de régression multiple sous ArcGIS. Cette technique est actuellement en train d'être éprouvée.

## Mise en place du SMA

L'objectif général de la mise en place d'un SMA dans le contexte actuel consiste à utiliser le modèle à des fins pratiques tout en intégrant la variété d'agents y intervenant. Ces agents définis dans la figure 6, ne se limitent pas aux seuls prédicteurs du paludisme précédemment identifiés. Le système se définit selon deux entités d'agents distincts : une entité, qui pourrait être qualifiée de haut niveau, et qui correspond en particulier à la conceptualisation, à la création et à l'intégration des données nécessaires [17]. L'entité correspondant au bas niveau se veut plus matérielle, elle est à l'interface directe du potentiel utilisateur (figure 6) [17]. Le système est suffisamment souple et ouvert pour tenir compte de facteurs additionnels (ou de l'évolution de ceux présents) pouvant intervenir à un moment ou un autre en fonction de l'évolution des caractéristiques du risque et de leur gestion. C'est un système qui a une ontologie définissant les relations entre agents [7], c'est un système intelligent [13].

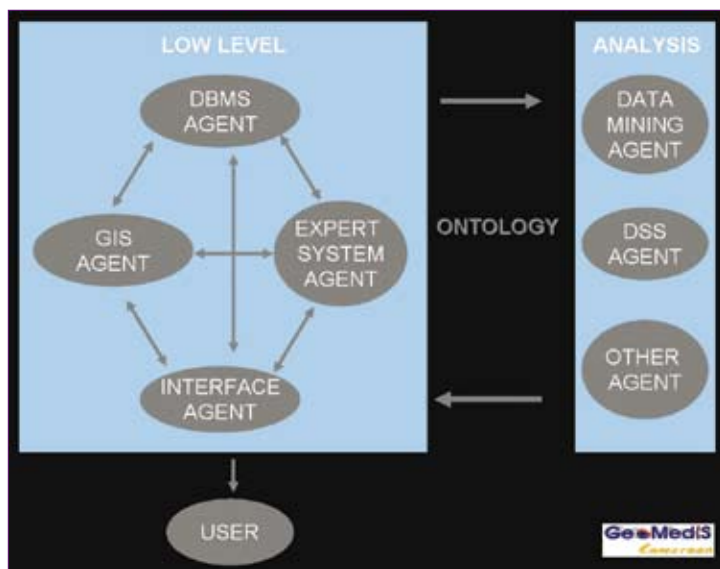


Figure 6 : Représentation simplifiée du SMA.

### 1. les analyses dans le SMA

L'élément clef de l'entité d'analyses est le *Data Mining System* (DMS) [6] (figure 6) : il correspond à la conceptualisation des données, à leur intégration, et à leur traitement statistique tel que défini précédemment. C'est l'élément dans lequel toute la richesse de la recherche fondamentale liée au paludisme urbain doit s'exprimer. Ceci laisse supposer que la méthode de conceptualisation, de création et d'analyse des données telle que définie peut être améliorée.

Le *Data Surveillance System* (DSS) (figure 6) correspondrait plus à la méthode mise en place pour collecter les données. Il s'agit, en fait, de garantir une source pérenne de données, tout en optimisant sur la méthodologie et les outils de collecte des données brutes. La mise à jour de la base de données dépend de cet agent.

Dans une perspective de gestion décentralisée, l'entité analyse peut inclure des agents représentant la vision de la gestion politique du risque soit par la municipalité, soit par le gouvernement. L'influence des acteurs politiques et de leurs décisions s'illustre à ce niveau. Dans ce cas de figure, toute décision d'aménagement ou de promotion de lutte antipaludique peut avoir une influence sur le risque paludique. La mise en place du DSS et de ressources avenantes dépendrait, dans un contexte socio-politique normal, de l'action des décideurs politiques. Dans une

dynamique temporelle, on pourrait ainsi assister soit à une baisse de la prévalence ou au contraire à une augmentation de la prévalence et cela pourrait bien être indirectement lié à une décision politique.

### 2. Le bas niveau dans le SMA

Le bas niveau se veut plus concret, c'est le niveau matériel [4]. Il intègre les éléments éprouvés au niveau des analyses et a une vocation automatique dans une approche d'alerte précoce. L'élément le plus original du bas niveau est le système expert (SE) [4]. Il sert de boîte noire dans cette abondance de variables. En fait la complexité du processus biologique du cycle paludique implique de prendre en compte la variation d'un certain nombre de critères. Il ne suffit pas de retenir des variables prédictives et de les représenter spatialement, encore faut-il en dégager la variabilité temporelle. Cette variabilité du risque est liée à un certain nombre de facteurs qui permettent de définir des seuils. De plus les interactions entre diverses variables doivent être prises en compte. Tous ces éléments rendent notre modèle prédictif un peu plus complexe. Le SE vient en définir l'intelligibilité en fixant des règles [20]. Il correspond à un module dédié, spécialisé, à l'intérieur d'un SIG et directement lié à une base de données.

L'agent Système de gestion des bases de Données (SGBD) contient des données prêtes à

être utilisées par l'agent SIG [9] [4]. Il joue ainsi le rôle normal d'un SGBD. Il n'intègre que les variables introduites dans le modèle statistique final. La base de données physique s'en trouve ainsi moins encombrée. Il tient compte des interactions entre variables et des spécificités intra-variables passées par le filtre du SE.

L'Agent SIG contient tous les outils de base nécessaires à la production des cartes via le système expert. Il correspond en l'occurrence dans le cas de figure présent au logiciel ArcGIS 9. Il dispose, pour ainsi dire, de plus de « moyens » d'analyse que le SE [9] [4]. Il est évidemment en relation avec le SGBD. Tout comme le SE, il produit les cartes de risques ainsi que différents documents graphiques et tabulaires.

Les documents produits peuvent être transmis par une interface pouvant prendre diverses formes : portail web et télévision pour diffusion vers large public, intranet (au sein d'une collectivité ou d'une administration par exemple).

## Conclusion

L'urbanisation a des conséquences sur la santé publique. Ces conséquences sont d'autant plus complexes et difficiles à maîtriser que les démarches classiques de description morphologique et de modélisation démontrent leurs limites. Dans le projet *GeoMedIS Cameroon* il est question de prédiction et de prévention du paludisme au travers d'une approche orientée SMA. Le SMA construit montre qu'il est possible non seulement de

maintenir la finesse d'une analyse scientifique sur un problème aussi complexe que celui du paludisme urbain. Cette finesse scientifique prends ici la forme de modèles géostatistiques et spatiaux intégrant des facteurs écologiques et sociaux. La possibilité d'automatiser la prédiction au travers d'un module dédié, mais également l'intégration de de composantes (agents) telles le système de collecte de données démographiques, le Système Expert, viennent témoigner du caractère étendu du modèle. Cette extension aide à la dé complexification du problème tout en améliorant les performances liées à sa résolution. Le SIG apparaît comme élément clé non seulement pour l'automatisation de la prédiction, mais également pour la gestion territoriale de la problématique. ■

## Bibliographie

1. Curtis CF, Lines JD (2000). *Should DDT be banned by international treaty? Parasitology today* 16: 119-121.
2. Feber J. (1997). *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*. Inter Editions.
3. Fondjo E, Robert V, Le Goff G, Toto JC Carnevale P (1992). *Le paludisme urbain à Yaoundé, Cameroun : 2 études entomologiques dans deux quartiers peu urbanisés*. Bull Soc Pathol Exot 85: 57-63.
4. Gao G., Wang S., (2004). *A multi-Agent system architecture for geographic information gathering*. J. Zhejiang Univ SCI 5(11):1367-1373.
5. Hay SI, Omumbo JA Craig MH and Snow RW (2000) *Earth observation, Geographic Information Systems and Plasmodium falciparum malaria in Sub-Saharan Africa*. In Hay SI, Randolph SE, Rogers DJ (ed) *Remote Sensing and Geographical Information System in epidemiology, advances in parasitology volume 47*, Academic press.
6. Ian H, Witten, Eibe Frank (2005). *Data Mining: Practical Machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufman, San Francisco second Edition.
7. Jenings N.R, Wooldridge (1998). *Agent technology: foundations, applications and markets*. Springer verlag
8. Keiser J, Utzinger J, De Castro MC, Smith TA, Tanner M, Burton HS (2004) *Urbanization in sub-Saharan Africa and implication for malaria control*. *Emerging infectious diseases* vol 11 n° 8, august 2005.
9. Luo Y.W., Wang X.L., (2000). *Research on the Geo-Agents*. *Journal of Computer Research & Development*, 32(12): 1504-1511.
10. MARA/ARMA (1998) *Towards an Atlas of Malaria Risk in Africa-First Technical Report of MARA/ARMA collaboration*. MARA/ARMA, Durban.
11. Maurice Halbwachs (1938). *Morphologie Sociale*. Armand Colin.
12. Manga L, Robert V, Messi J, Desfontaine M, Carnevale P. (1992). *Le paludisme urbain à Yaoundé, Cameroun: 1. étude entomologique dans deux quartiers centraux*. Mém Soc R Belg Ent 35: 155 162
13. Newell A (1982). *The knowledge level, Artificial Intelligence*, 18: 87-127.
14. Ngom, R, Siegmund A. (2009). *Urban malaria in Africa - an environmental and socio-economic modelling approach for Yaoundé, Cameroon*. *Natural Hazards Journal of the International Society for Prevention and Mitigation of Natural Hazards*. Editors T.S Murty; V. Schenk; T. Glade. *Journal n° 11069 Extreme events: vulnerability, environment and society*, Springer Netherlands.
15. Ngom R, Siegmund A. (2006)a. *Using Remote Sensing and GIS to integrate various environmental factors into a predictive malaria transmission risks model in rural Burkina Faso*. In : Manfred E, Ulrich M (ed) *Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology IV*. Proceedings of SPIE, volume 6366 63660M-1.
16. Ngom, R, Siegmund A. (2006)b *Elaboration d'un modèle prédictif des risques de transmission paludique*. *Géomatique Expert*, 52, Août-Septembre 2006, S.54.
17. Tang C., Xu L.D., (2001). *An agent-based geographical information system*. *Knowledge-Based System*, 14: 233-242.
18. United Nations (2002). *World population prospects*. The 2002 revision dataset on CD-ROM
19. WHO (2008). *World Malaria Report*. World Health Organization WHO/HTM/GMP/2008.1
20. Wiseman RH, Symes CB, McMahan JB, Teesdale C (1939). *Report on a malaria survey of Mombassa*. Nairobi, Kenya: The government Printer.
21. Wooldridge M (1997). *Agent Based software engineering, IEEE Proc Software Engineering*, 144:26-37