

Prédiction de quelques normales agroclimatiques à l'aide de modèles empiriques

M. Omoko¹

Keywords: Agroclimatic data- Land use planning- Simulation- Empirical models- Cameroon

Résumé

L'inexistence des normales climatiques dans de vastes régions d'Afrique rend souvent difficile la planification de l'utilisation efficiente de leurs ressources en terres. L'objectif de la présente étude est de suppléer à ce manque en estimant les normales climatiques à l'aide de modèles empiriques utilisant les paramètres géographiques du site (latitude, longitude, altitude, mois de l'année). Pour ce faire, 66 stations agrométéorologiques ont été sélectionnées sur une bande de territoire couvrant 2 - 14° de latitude N, 3 - 23° de longitude E, et d'altitude variant entre 13 et 1890 m. Les normales mensuelles de température maximale et minimale de l'air, de hauteur des pluies et d'insolation dans chacune des stations ont généré 792 observations mensuelles pour chacun des 4 paramètres. Les simulations polynomiales de ces paramètres climatiques ont donné des équations prédictives dont les coefficients de détermination (R^2) sont respectivement de 0,997; 0,990; 0,879 et 0,986. Dans le même ordre, les moyennes géométriques du ratio d'erreur des différents modèles sont tous proches de 1 (0,9998; 1,0035; 1,354 et 1,0107 respectivement), alors que les valeurs de l'écart-type géométrique du ratio d'erreur sont respectivement de 1,059; 1,116; 2,257 et 1,175. Tous ces indices d'évaluation statistique sont très satisfaisants et montrent que les modèles proposés simulent très bien les données observées.

Summary

Predicting some Agroclimatic Data Using Empirical Models

The lack of climatic data in large areas of Africa is a major drawback in the efficient planning of land resources use. The objective of this study is to fill that gap whenever necessary, by estimating climatic data with empirical models using geographic parameters of the site such as its latitude, longitude, altitude and month of the year. Data from 66 agroclimatological stations were used, covering a region stretching between latitude 2 and 14° N, longitude 3 and 23° E, and altitude 13 to 1890 m. Average monthly maximum and minimum temperatures, rainfall and sunshine duration were computed for each of the stations, thus generating 792 monthly observations for each of the 4 climatic parameters. Polynomial simulations were used to derive predictive equations for these parameters, with coefficients of determination (R^2) of 0.997, 0.990, 0.879 and 0.986, respectively. The values of the geometric mean error ratio were close to 1 for the 4 models (0.9998, 1.0035, 1.354 and 1.0107, respectively). Likewise, the geometric standard deviations of the error ratios for the respective models were 1.059, 1.116, 2.257 and 1.175. All these statistical evaluations are very satisfactory, which shows the very good fitness of the proposed models.

Introduction

Les données climatiques ont de nombreuses applications en pédologie. Leur connaissance permet de mieux expliquer les phénomènes pédogénétiques et les propriétés des sols (6). De manière plus spécifique, les paramètres du climat sont nécessaires à la détermination du pédoclimat utilisé dans la classification américaine des sols et dans l'inventaire et l'évaluation biophysique des ressources naturelles d'une région. En effet, dans le contexte de l'évaluation des terres en vue de déterminer leurs potentialités agricoles, les paramètres climatiques constituent des caractéristiques de terre au même titre que les propriétés du sol, le relief, l'hydrologie,... (17, 24). C'est d'ailleurs le climat qui détermine dans une large mesure les zones de production possible des cultures et le potentiel de rendement de celles-ci (5).

De plus, le suivi agrométéorologique des cultures est d'un intérêt direct aussi bien pour les paysans que pour les planificateurs et les décideurs (9). Il permet entre autre, de rationaliser et d'optimiser la gestion et l'exécution de certains travaux et activités agricoles. Les observations et mesures des données climatiques sont faites à partir des stations au sol du «réseau international synoptique». Ce réseau est constitué d'environ 14 000 stations dont 9 000 stations terrestres et 5 000 navires de commerce sélectionnés, disséminés dans le monde (19). La grande majorité des observations synoptiques est concentrée sur les continents, avec malheureusement de grandes lacunes sur les océans, les zones polaires et une partie de l'Afrique. C'est ainsi que dans de nombreux pays d'Afrique, les données agroclimatiques relevées

¹ Faculté d'Agronomie & des Sciences Agricoles, Université de Dschang, B.P. 294, Dschang, Cameroun.
E-mail: cdeuds@yahoo.fr

Reçu le 08.05.03. et accepté pour publication le 09.03.05.

sur des périodes ininterrompues de trente ans et plus (normales climatiques) ne sont pas souvent disponibles. De vastes régions restent encore dépourvues du moindre équipement rudimentaire pouvant permettre la collecte de telles données, compromettant ainsi même leurs chances de développement agricole durable. Au Cameroun, sur une superficie de 475 442 km² on dénombre seulement 23 stations météorologiques synoptiques pouvant disposer de normales de température de l'air, de hauteur des pluies, de durée d'insolation, d'humidité relative de l'air et de vitesse du vent, soit une densité moyenne d'une station pour plus de 20 000 km², contre 138 stations synoptiques en France pour une superficie de 543 965 km² (3).

Pour pallier au manque de données agroclimatiques, certains chercheurs et planificateurs ont souvent recours à des extrapolations de valeurs prises entre des stations agrométéorologiques voisines, lorsqu'elles existent. De telles extrapolations ont généralement une portée limitée puisque seules les variations de la température de l'air peuvent être calculées de manière satisfaisante en se basant sur le principe de l'adiabatique. C'est ainsi qu'un gradient de correction des températures de -0,5 °C/100 m d'élévation est souvent utilisé en zone tropicale (7). Mais ce gradient peut être fortement influencé par l'humidité relative de l'air et d'autres facteurs environnementaux (végétation, exposition de la surface, voisinage de grandes étendues d'eau,...). L'insolation est parmi les facteurs agroclimatiques dont les données sont les moins disponibles au Cameroun. En se basant sur 105 observations dans la région cotonnière du nord Cameroun, Mahop (16) a proposé le modèle statistique suivant pour l'estimation de ce paramètre:

$$n = 9,15 - 0,01 P \quad R^2 = 0,94$$

où n est le nombre moyen d'heures d'ensoleillement par jour du mois considéré, et P la pluviométrie moyenne du mois en mm.

Aucune indication n'a été donnée concernant le nombre de stations ou la période de l'année impliquées. Cette équation suppose que pendant les mois de saison sèche où P est nul, n ne dépasse pas 9,15 heures /jour, ce qui n'est guère le cas.

Il existe à l'heure actuelle une multitude de modèles mathématiques permettant de simuler la croissance et le rendement des cultures en fonction des facteurs écologiques. La variabilité des paramètres climatiques étant la principale cause des risques et aléas dans la production agricole, le développement de tels modèles doit pouvoir intégrer cette incertitude liée au climat. La relation entre un processus agronomique et les variables météorologiques est complexe et demande très souvent une modélisation très sophistiquée. Ceci peut exiger, suivant le type de modèle, la connaissance de ces variables sur une base soit horaire ou journalière, soit mensuelle ou saisonnière.

Deux alternatives sont possibles lorsque l'on veut incorporer les conditions climatiques dans les modèles de simulation de la production agricole. La première est d'utiliser une série de données climatiques réelles et la seconde de faire appel aux techniques de Monte Carlo pour créer une série simulée (25). Les méthodes de simulation des données climatiques sont variées. Certains chercheurs ont pu mettre au point des techniques de simulation des orages individuels (10, 21, 23), ou des pluies à l'échelle journalière (11, 18, 28). La plupart de ces derniers modèles sont basés sur le principe des processus en chaîne de Markov combiné à une loi de distribution des probabilités. Etant donné qu'il n'existe aucune base théorique permettant le choix d'une fonction de distribution donnée pour simuler des observations de nature stochastique, diverses techniques de régression ont souvent été utilisées pour choisir la loi de probabilité qui convient le mieux (15).

La prédiction des températures maximales ou minimales journalières de l'air a aussi fait l'objet de plusieurs modèles stochastiques dans lesquels la valeur de ces paramètres est aussi fonction de la pluie du jour (1, 20). Le modèle de Gates & Timmons (13) détermine la température moyenne journalière sous forme d'une relation sinusoïdale ayant comme paramètres les températures maximales et minimales mensuelles. Van Tassel *et al.* (25) ont utilisé les techniques de Monte Carlo pour simuler les précipitations et les températures mensuelles, tout en essayant de préserver les corrélations historiques existant entre ces variables.

Le problème avec tous ces modèles est qu'ils ne permettent pas de créer des séries de données climatiques dans les régions où ces données n'existent pas du tout. L'objectif du présent article est de suppléer au manque total de données climatiques. Il se propose de simuler la température maximale et minimale de l'air, la pluviométrie et la durée d'insolation moyennes mensuelles en fonction des paramètres géographiques que sont la latitude, la longitude, l'altitude et le mois de l'année. Une telle modélisation de ces paramètres participe de la caractérisation agroécologique des zones concernées.

Matériels et méthodes

Le rôle du climat est primordial dans la différenciation du monde en zones agroécologiques. Les facteurs climatiques les plus importants dans cette différenciation sont la pluviométrie et la température de l'air, ainsi que leur répartition dans l'année. La partie du continent africain située entre le Sahara et l'Equateur peut être subdivisée en quatre zones éco-climatiques caractérisées par une gradation latitudinale de la pluviométrie et des températures. Le Cameroun qui s'étend du 2^{ème} au 13^{ème} degré de latitude nord fait partie de trois de ces quatre zones.

On note en effet du nord au sud, la zone subaride ou sahélienne, avec une pluviométrie annuelle de 350-600 mm, la zone tropicale subhumide ou soudanienne (pluviométrie 600-1200 mm/an), et la zone tropicale humide où la hauteur des pluies annuelle varie de 1200 à plus de 4000 mm.

Pour les besoins de la présente étude, 66 stations agrométéorologiques du Cameroun et des pays voisins (Nigeria, République Centrafricaine, Tchad), disposant de longues séries ininterrompues de relevés climatiques, ont été sélectionnées. La zone d'étude couvre une bande comprise entre 2° et 14° de latitude N, 3° et 23° de longitude E. L'altitude des stations varie de 13 à 1890 m au-dessus du niveau de la mer. Les bulletins météorologiques mensuels du Cameroun (4) et les données agroclimatiques pour l'Afrique (8) ont permis de calculer les moyennes mensuelles de la température maximale et minimale de l'air, de la hauteur des pluies et du nombre d'heures d'insolation dans chacune des stations. Ceci a donné 792 observations mensuelles pour chacun des 4 paramètres.

Si l'on admet que la valeur de chacun de ces paramètres climatiques, Y, est conditionnée par le mois de l'année (M), l'altitude du lieu (AL), sa latitude (LA) et sa longitude (LO), on peut écrire la relation $Y = f(M, AL, LA, LO)$ et simuler les données existantes par une équation polynomiale de la forme:

$$Y = \beta_1(M) + \beta_2(AL) + \beta_3(LA) + \beta_4(LO) + \beta_5(M)^2 + \beta_6(AL)^2 + \beta_7(LA)^2 + \beta_8(LO)^2 + \beta_9(M)^3 + \beta_{10}(AL)^3 + \beta_{11}(LA)^3 + \beta_{12}(LO)^3 \quad [1]$$

où M= mois de l'année, valeurs de 1 à 12;

AL= altitude du lieu en mètres; LA= latitude du lieu; LO= longitude du lieu en degrés et dixièmes de degré.

Les coefficients β_i ont ensuite été estimés en simulant les données avec une régression multiple, tout en éliminant toute variable indépendante dont le coefficient s'avérait non significatif au seuil de probabilité de 25% (12). Etant donné la nature des paramètres indépendants utilisés, il ne nous a pas paru approprié d'ajouter un intercepte à cette équation.

Plusieurs tests statistiques ont été utilisés pour retenir ou évaluer les différents modèles. Il y a d'abord la déviation standard de l'erreur σ . Plus σ est petite, mieux le modèle simule les données (2, 14). Le coefficient de détermination R^2 rend compte de la proportion de la variation de Y qui est expliquée par la variation des paramètres indépendants. Plus R^2 est grand, mieux le modèle simule les données mesurées. Pour éviter que le modèle ne contienne plus de paramètres que nécessaire, nous avons aussi utilisé le R^2 ajusté défini comme suit:

$R^2 \text{ aj.} = 1 - (1 - R^2) \frac{(n-1)}{(n-m-1)}$ où n est le nombre d'observations et m le nombre de paramètres dans le modèle, hormis l'intercepte. Alors que R^2 peut

augmenter avec m jusqu'à atteindre 1, R^2 ajusté tend à se stabiliser à une certaine valeur une fois que le modèle renferme un nombre adéquat de paramètres (12).

Tietje & Hennings (26) ont introduit deux indices d'évaluation statistique des modèles; il s'agit de la Moyenne Géométrique du Ratio d'Erreur (MGRE) et de l'Ecart-Type Géométrique du Ratio d'Erreur (ETGRE), définis par:

$$MGRE = \text{Exp} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Ln}(\epsilon_i) \right]$$

$$ETGRE = \text{Exp} \left[\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [\text{Ln}(\epsilon_i) - \text{Ln}(MGRE)]^2 \right)^{1/2} \right]$$

$$\epsilon = V_p / V_M$$

V_p et V_M sont les valeurs prédites et mesurées respectivement, et n est le nombre d'observations.

Une valeur de MGRE égale à 1 correspond à une égalité parfaite entre les données mesurées et les données prédites.

MGRE < 1 indique que les données prédites sont en général sous-estimées, alors que MGRE > 1 indique plutôt une surestimation.

De même, ETGRE = 1 équivaut à une égalité parfaite entre les valeurs mesurées et les valeurs simulées. Ce paramètre sera d'autant plus grand que les données prédites s'éloignent des valeurs mesurées. Un bon modèle doit donc avoir un MGRE voisin de 1 et un ETGRE faible (27). Les simulations ont été réalisées à l'aide du logiciel SAS (22).

Résultats et discussion

Les paramètres des équations de simulation des normales climatiques mensuelles dans la zone d'étude sont présentés dans les tableaux 1.

Pluviométrie moyenne mensuelle

La pluviométrie moyenne (mm/mois) est simulée par les équations dont les paramètres sont résumés dans le tableau 1a où TMAX est la température moyenne maximale du mois considéré en °C. Les données de pluies ont été regroupées en 2 saisons, à savoir la saison sèche (Pluviométrie en mm/mois $\leq 2 \times$ température moyenne mensuelle en °C) et la saison des pluies (Pluviométrie en mm/mois $> 2 \times$ température moyenne mensuelle en °C). Les coefficients respectifs représentent les valeurs des β_i dans l'équation [1], accompagnées des erreurs standard de leurs estimations respectives ainsi que du test de Student y relatif; p est la plus petite valeur de probabilité de se tromper en concluant que le test de Student est significatif alors qu'il ne l'est pas en réalité.

Les indices d'évaluation du modèle de simulation de la pluviométrie mensuelle sont respectivement:

$\sigma = 9,769$; $R^2 = 0,767$; $R^2 \text{ aj.} = 0,757$ en saison sèche et

$\sigma = 77,031$; $R^2 = 0,879$; $R^2 \text{ aj.} = 0,875$ en saison des pluies.

La pluviométrie est donc mieux simulée en saison pluvieuse ($R^2=0,879$) qu'en saison sèche ($R^2=0,767$), la valeur plus grande de la déviation standard de l'erreur étant due au fait que les données pluviométriques sont beaucoup plus élevées au cours de la saison des pluies. La moyenne géométrique du ratio d'erreur (MGRE) et l'écart-type géométrique du ratio d'erreur (ETGRE) ont été calculés pour l'ensemble des données simulées et sont respectivement de 1,354 et 2,257. Ces valeurs sont assez proches de 1. Les 2 modèles prédisent donc la pluviométrie moyenne mensuelle de manière satisfaisante, comme le montre la figure 1a. Le modèle est très fiable pour des normales mensuelles n'excédant pas 350 mm; il a tendance à sous-estimer les valeurs lors des grandes pluies de mousson qui surviennent dans les basses latitudes côtières.

Tableau 1a

Algorithmes des équations de simulation des normales climatiques: pluviométrie mensuelle en mm

Variable	Coefficient β_1	Erreur Std	Niv. de signification (prob. p)
<i>Saison sèche: PL en mm/mois $\leq 2(TMOY)$ en °C</i>			
M	21,22815	2,621806	0,0001
LA	30,42426	4,811569	0,0001
AL	0,01517	0,012107	0,2112
LO	2,91066	1,833790	0,1135
TMAX	-2,39365	0,437975	0,0001
M ²	-1,60364	0,440492	0,0003
LA ²	-4,22025	0,549835	0,0001
AL ²	-3,86E-5	1,728E-5	0,0263
LO ²	-0,24258	0,149191	0,1050
LA ³	0,16300	0,020335	0,0001
AL ³	1,158E-8	1,000E-8	0,0735
LO ³	0,00626	0,003757	0,0965

$\sigma=9,769$ $R^2=0,767$ $R^2_{aj}=0,757$

Saison des pluies: PL en mm/mois $> 2(TMOY)$ en °C

LA	53,83529	28,759104	0,0619
AL	-0,35409	0,062879	0,0001
LO	69,95621	11,504199	0,0001
TMAX	-8,37280	2,835655	0,0033
M ²	11,23641	5,093319	0,0279
LA ²	-7,89814	3,643299	0,0307
AL ²	3,66E-4	0,9197E-4	0,0001
LO ²	-5,53126	0,950689	0,0001
M ³	-0,94288	0,270950	0,0006
LA ³	0,31442	0,149588	0,0361
AL ³	-1,20E-7	0,300E-7	0,0004
LO ³	0,13278	0,024281	0,0001

$\sigma=77,031$ $R^2=0,879$ $R^2_{aj}=0,875$ MGRE= 1,354 ETGRE= 2,257

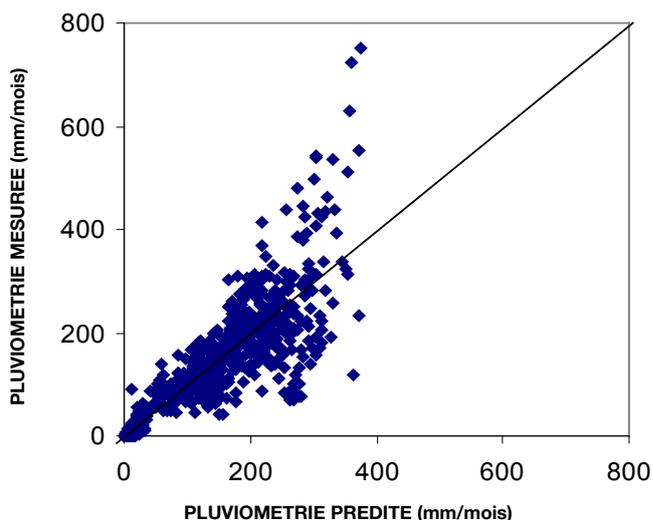


Figure 1a: Normales climatiques mensuelles mesurées vs simulées dans 66 stations agroclimatiques d'Afrique Centrale (792 données): pluviométrie moyenne en mm.

Température maximale moyenne mensuelle de l'air

Les paramètres de l'équation de simulation des normales mensuelles de température maximale de l'air sont résumés dans le tableau 1b. Les indices d'évaluation du modèle sont tous très satisfaisants. La déviation standard de l'erreur est très faible ($\sigma=1,854$). La variance de la température maximale moyenne est expliquée à 99,7% par ce modèle. De plus MGRE est égal à 0,9998 et ETGRE= 1,0590; valeurs toutes très proches de 1, ce qui dénote une égalité presque parfaite entre les données observées et les données prédites (27). Ce constat est confirmé par la figure 1b où l'on observe une très bonne concordance entre les températures mesurées et leurs valeurs prédites.

Tableau 1b

Température maximale mensuelle en °C

Variable	Coefficient β_1	Erreur Std	Niv. de signification (prob. p)
M	3,48060	0,235305	0,0001
AL	0,00301	0,001215	0,0135
LA	7,79907	0,313808	0,0001
LO	1,49004	0,191861	0,0001
M ²	-0,77614	0,041317	0,0001
AL ²	-1,11E-5	0,17E-5	0,0001
LA ²	-0,85966	0,042735	0,0001
LO ²	-0,08820	0,016192	0,0001
M ³	0,04281	0,002099	0,0001
AL ³	3,6836E-9	0,000000	0,0001
LA ³	0,03178	0,001801	0,0001
LO ³	0,00177	0,000418	0,0001

$\sigma=1,854$ $R^2=0,997$ $R^2_{aj}=0,997$ MGRE= 0,9998 ETGRE= 1,0590

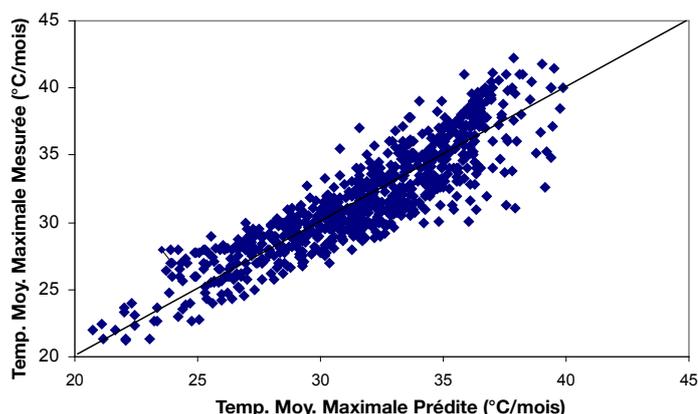


Figure 1b: Température maximale moyenne en °C.

Température minimale moyenne mensuelle de l'air

Le tableau 1c donne les paramètres de l'équation de simulation des températures moyennes minimales mensuelles. Comme précédemment, les indices d'évaluation statistique du modèle sont très satisfaisants ($\sigma = 1,979$; $R^2 = 0,990$; $MGRE = 1,0035$; $ETGRE = 1,1160$). La figure 1c confirme les bons résultats obtenus par ce modèle.

Tableau 1c
Température minimale mensuelle en °C

Variable	Coefficient β_1	Erreur Std	Niv. de signification (prob. p)
M	3,72370	0,250869	0,0001
AL	-0,00570	0,000197	0,0001
LA	5,04717	0,334776	0,0001
LO	0,85021	0,204263	0,0001
M ²	-0,47318	0,044061	0,0001
LA ²	-0,62075	0,045591	0,0001
LO ²	-0,05502	0,017286	0,0015
M ³	0,01588	0,002239	0,0001
LA ³	0,02343	0,001922	0,0001
LO ³	0,00104	0,000446	0,0207

$\sigma = 1,979$ $R^2 = 0,990$ $R^2_{aj} = 0,990$ $MGRE = 1,0035$ $ETGRE = 1,1160$

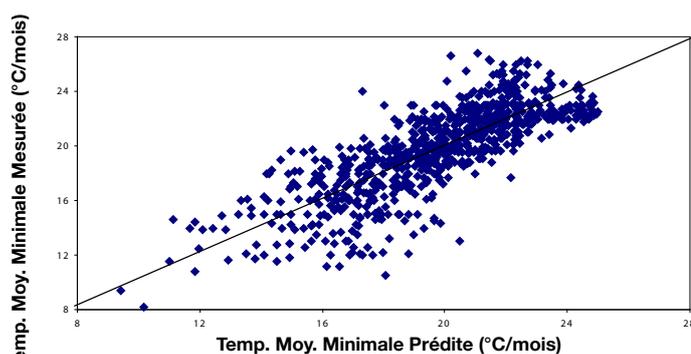


Figure 1c: Température minimale moyenne en °C.

Nombre moyen d'heures d'insolation mensuelle

Le nombre moyen d'heures d'ensoleillement mensuel est estimé par l'équation dont les paramètres sont consignés dans le tableau 1d où la variable PL représente la pluviométrie du mois en mm. Les indices d'évaluation et la figure 1d montrent que ce modèle prédit l'ensoleillement mensuel de manière très satisfaisante.

Il convient de remarquer que pour tous ces modèles, nous n'avons pas eu d'effet de covariance entre les variables utilisées. Par ailleurs, on peut noter que les valeurs de R^2 et R^2 ajusté sont restées pratiquement égales dans chacun des modèles retenus, ce qui veut dire qu'aucun d'entre eux n'est surparamétré (12).

Tableau 1d
Durée d'insolation mensuelle en heures

Variable	Coefficient β_1	Erreur Std	Niv. de signification (prob. p)
M	13,42784	3,412988	0,0001
LA	28,97983	4,403977	0,0001
LO	19,20921	2,706271	0,0001
PL	-0,14487	0,049763	0,0037
M ²	-4,92838	0,608004	0,0001
LA ²	-1,83331	0,600818	0,0024
LO ²	-1,14424	0,230652	0,0001
M ³	0,33769	0,033309	0,0001
LA ³	0,05240	0,025305	0,0387
LO ³	0,02335	0,005971	0,0001
PL ³	0,251E-6	0,18E-6	0,1583

$\sigma = 25,992$ $R^2 = 0,986$ $R^2_{aj} = 0,986$ $MGRE = 1,0107$ $ETGRE = 1,1756$

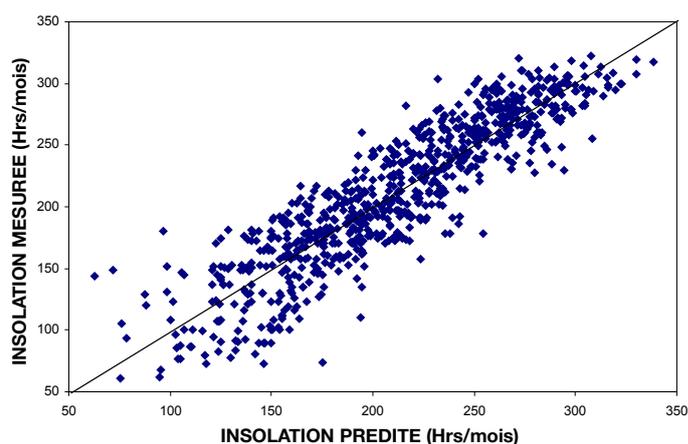


Figure 1d: Insolation moyenne en heures.

Conclusion et recommandations

Le climat joue un rôle primordial dans la pédogenèse et la productivité agricole des terres. Dans de nombreuses régions d'Afrique tropicale, le manque de normales climatiques sur de vastes étendues ne permet pas une

évaluation biophysique quantitative des terres. Les modèles proposés dans cet article peuvent ainsi pallier à l'absence de données climatiques dans l'ensemble du territoire camerounais et dans les pays limitrophes situés à des latitudes similaires. Ces modèles ont l'avantage de ne nécessiter que les paramètres

de positionnement des lieux. Ils peuvent ainsi permettre, grâce à l'usage des systèmes d'information géographique, de faire des études agroécologiques détaillées même dans les régions à relief fortement contrasté.

Références bibliographiques

1. Bruhn J.A., Fry W.E. & Fick G.W., 1980, Simulation of daily weather data using theoretical probability distributions. *J. Appl. Meteorol.* 19, 1029-1036.
2. Buchan G.D., Grewal K.S. & Robson A.B., 1993, Improved models of particle-size distribution: an illustration of model comparison techniques. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 57, 901-908.
3. Choïsnel E. & Payen D., 1988, Les climats de la France. La recherche météo: supplément n° 201 de la recherche, 32-41.
4. Direction de la Météorologie Nationale, Cameroun, 1960-1990, Bulletins météorologiques mensuels du Cameroun.
5. Doorenbos J. & Kassam A.H., 1979, Yield response to water. *FAO irrigation and drainage paper n° 33*. FAO, Rome. 193 p.
6. Duchaufour Ph., 1997, Abrégé de pédologie, 5^e édition. Masson, Paris. 291 p.
7. Estienne P. & Godard A., 1978, Climatologie. Armand Colin, Paris, 365 p.
8. FAO, 1984, Données agrométéorologiques pour l'Afrique. Volume 1. Pays au nord de l'équateur. Collection FAO: Production végétale et protection des plantes n° 22, FAO, Rome.
9. FAO, 1988, Directives: évaluation des terres pour l'agriculture pluviale. Bulletin pédologique n° 52, FAO, Rome. 220 p.
10. Fofoula-Georgiou E. & Guttorp P., 1986, Compatibility of continuous rainfall occurrence models with discrete rainfall observations. *Water Resources Res.*, 22, 1316-1322.
11. Fofoula-Georgiou E. & Lettenmaier D.P., 1987, A Markov renewal model for rainfall occurrences. *Water Resources Res.*, 23: 875-884.
12. Freund R.J., Littell R.C. & Spector P.C., 1986, SAS system for linear models. SAS series in statistical applications. SAS Institute Inc. Cary, NC. 211 p.
13. Gates R.S. & Timmons M.B., 1988, Method to assess economic risk applied to environmental control options for animal housing. *Trans. ASAE*, 31, 197-201.
14. Kern J.S., 1995, Evaluation of soil water retention models based on basic soil physical properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 59, 1134-1141.
15. Kline D.E., Bender D.A. & Nieber J.L., 1987, Modified regression approach for modeling probability distributions. *Trans. ASAE*, 30, 697-702.
16. Mahop F., 1996, Elaboration d'un modèle d'évaluation biophysique et économique pour la culture cotonnière (*Gossypium hirsutum* L.). Etude de cas: nord-Cameroun. Thèse de doctorat en science, Fac. Sc. Université de Gand, Belgique, 342 p.
17. Mettrick H., 1994, Recherche agricole orientée vers le développement. ICRA, Wageningen, 238 p.
18. Nicks A.D. & Harp J.F., 1980, Stochastic generation of temperature and solar radiation data. *J. Hydrol.* 48, 1-17.
19. Pastre C., 1988, Les outils de la météorologie. La recherche météo: Supplément n° 201 de la recherche, 8-12.
20. Richardson C.W., 1981, Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. *Water Resources Res.* 17, 182-190.
21. Rojani K.B., Tarbell K.A., Shanholtz V.O. & Woeste F.E., 1985, Simulation of correlated rainfall amount and duration data. *Trans. ASAE*, 28, 129-132.
22. SAS Institute Inc., 1999, SAS/STAT user's guide, version 6, 4th edition, vol. 1. Cary, N.C.
23. Smith J.A. & Karr A.F., 1985, Parameter estimation for a model of space-time rainfall. *Water Resources Res.* 21, 1251-1257.
24. Sys C., Van Ranst E. & Debaveye J., 1991, Land evaluation, part I. *Agricultural Publications n° 7 GADC*, Brussels, Belgium. 274 p.
25. Van Tassell L.W., Richardson J.W. & Conner J.R., 1990, Simulation of meteorological data for use in agricultural production studies. *Agricultural Systems* 34: 319-336.
26. Tietje O. & Hennings V., 1996, Accuracy of the saturated hydraulic conductivity prediction by pedo-transfer functions compared to the variability within FAO textural classes. *Geoderma*, 69, 71-84.
27. Wagner B., Tarnawski V.R., Hennings V., Müller U., Wessolek G. & R. Plagge, 2001, Evaluation of pedo-transfer functions for unsaturated soil hydraulic conductivity using an independent data set. *Geoderma*, 102, 275-297.
28. Wilks D.S., 1989, Conditioning stochastic daily precipitation models on total monthly precipitation. *Water Resources Res.* 25, 1429-1439.

M. Okomo, Camerounais, Titulaire d'un Ph.D en Sciences du sol, Chef du Département des Sciences du sol à la Faculté d'agronomie et des Sciences agricoles de l'Université de Dschang, Enseignant, Chercheur.