

El Niño-Southern Oscillation und mögliche Effekte auf die raumzeitliche Ausbreitung von Malaria im östlichen Äquatorialafrika im Jahr 2030/31

Anika Pinzner¹, Hans-Joachim Rosner¹

¹Geographisches Institut, Universität Tübingen · anika.pinzner@gmail.com

Zusammenfassung: Für starke ENSO-Ereignisse werden Fernwirkungen auf das Klima der Ostafrikanischen Gemeinschaft (EAC) angenommen. Mithilfe von ArcMap wurde der mögliche Einfluss von Fernwirkungen von ENSO für die Jahre 2030/2031 modelliert, um daraus resultierende zeitliche und räumliche Malariaübertragungen in der Region berechnen zu können. Relevante Klimavariablen wurden mit dem Werkzeug ‚Fuzzy-Membership‘ in Übereinstimmung mit den Voraussetzungen für eine Übertragung der Krankheit normalisiert, um monatliche Karten mit Eignungswerten der klimatischen Bedingungen zu generieren. Die Ergebnisse lassen erkennen, dass eine ganzjährige Malariaübertragung entlang der Küste des Indischen Ozeans zu erwarten ist, während der übrige Teil der EAC niedrige Eignungswerte aufweist. Allerdings lässt die Einbeziehung weiterer Faktoren in die Analyse den Schluss zu, dass auch die Bedingungen in den übrigen Regionen im Untersuchungszeitraum für eine Übertragung mit der Krankheit geeignet wären.

Schlüsselwörter: ENSO, Malaria, Modellierung, Klimawandel, Ostafrika

Abstract: *It is assumed, that the East African Community (EAC) is influenced by climatological teleconnections during an ENSO event. ArcMap was utilized to generate potential climate conditions for the EAC during a strong ENSO event occurring in the years 2030/2031, in order to model possible temporal and spatial malaria transmission patterns of the region under these conditions. The relevant climate variables have been normalized with the tool 'fuzzy membership' in accordance with the prerequisites of malaria transmission so as to generate monthly maps displaying malaria suitability values. The final malaria suitability maps display quasi perennial transmission along the Indian Ocean coast and low malaria suitability in the remaining parts of the EAC. Yet, incorporating complementary factors in the data analysis suggest for suitable conditions in these regions as well.*

Keywords: ENSO, Malaria, Modeling, Climate Change, East Africa

1 Motivation und Stand der Wissenschaft

Diese Arbeit zeigt einen Weg auf, mithilfe Geographischer Informationssysteme Karten zu erstellen, welche die mögliche Intensität der Übertragung und damit der Ausbreitung von Krankheiten aufgrund von klimatischen Veränderungen effizient und umfassend darstellt. Dies ermöglicht den Vergleich zu anderen Methoden (LYSENKO & SEMASHO 1968; MALONE et al. 1997). Von besonderer Bedeutung ist die Darstellung der klimatischen Fernwirkungen des Klimaphänomens El Niño-Southern Oscillation und dessen Auswirkung auf die Übertragung von Malaria in der Ostafrikanischen Gemeinschaft (East African Community – EAC).

Mehr als 20.000 malariabedingte Sterbefälle in der EAC sowie die weit höhere Zahl an Erkrankungsfällen (*2013; KIENBERGER & HAGENLOCHER 2014) sind nicht nur tragische persönliche Verluste, sondern stellen diese in Teilen noch wenig entwickelte Region Ostafrikas zudem vor wirtschaftliche Herausforderungen (THE WORLD BANK 2015). Die häufigen Fälle von Malaria, die durch den Stich einer infizierten weiblichen Anophelesmücke hervorgerufen

werden, sind einer Vielzahl unterschiedlicher Faktoren geschuldet. Hierzu gehören u. a. Immunschwächen bei gefährdeten Bevölkerungsgruppen wie Kinder und Schwangeren, einer mangelnden Vorsorge zum Schutz vor Mosquitobissen sowie vor allem einem in den Peripherien ungenügend ausgebautem Gesundheitswesen (WHO 2015, UNICEF 2014). Grund für die ungenügende medizinische Versorgung großer Teile der Bevölkerung sind nicht nur fehlende finanzielle und technische Mittel, politische Instabilität in einigen Regionen des Untersuchungsgebiets und eine teils unzureichende Verkehrsinfrastruktur, sondern vor allem eine lückenhafte bis nicht vorhandene Datengrundlage auf deren Basis fundierte Entscheidungen zum Schutz der Bevölkerung getroffen werden können (KIRIGA & BARRY 2008).

Der Zusammenhang zwischen dem ENSO-Phänomen und Veränderungen in der raumzeitlichen Intensität der Übertragung von Malaria wurden im Untersuchungsgebiet zwar durch einzelne Forschungen nachgewiesen, allerdings lag bisher der Fokus der Wissenschaft v. a. auf den Auswirkungen des Klimawandels auf das Auftreten von Malaria im Ostafrikanischen Hochland (WHO 1999, HAY et al. 2002, GITHEKO et al. 2000, Jones et al. 2007, MINAKAWA et al. 2005). Einige frühere Methoden, welche die Bestimmung der Eignung eines Gebietes für die Übertragung von Malaria auf Basis von Klimadaten zum Thema hatten, verwenden die boolesche Logik („geeignet“ oder „nicht geeignet“) für die Angabe ihrer Ergebnisse (u. a. NJAR et al. 2013). Dieser Ansatz birgt das Problem, dass es der Realität wenig entspricht, gefährdete Gebiete als „nicht geeignet“ klassifiziert oder mit NoData Werten belegt, da die Übertragung von Malaria einem sehr komplexen Wirkungsgefüge aus unterschiedlichen Faktoren unterliegt und eine Übertragung der Krankheit auch unter extrem unwirtlichen Bedingungen noch möglich sein kann (WHO 2015, CRAIG et al. 1999).

Der boolesche Ansatz wurde vor allem durch die im MARA/ARMA Modell verwendete Methode der Fuzzy Logic weiterentwickelt (CRAIG et al. 1999). Die mit dem Raster-GIS TerrSet (bisher: IDRISI) erstellten Karten des MARA/ARMA Projekts basieren auf den historischen Klimadaten bis 1951-1995 (ADJUK et al. 1998), die relative Luftfeuchtigkeit wird nicht einbezogen und es kommen andere Fuzzyfunktionen zur Anwendung als in dieser Arbeit vorgestellt.

Die klimatischen Eignungswerte für Malaria in Afrika im Hinblick auf den Einfluss des Klimawandels haben THOMAS et al. (2004) untersucht. Diese Analysen basieren ebenfalls auf den MARA/ARMA-Algorithmen und Grenzwerten. Der Einfluss eines ENSO-Ereignisses in der Zukunft wurde bisher nicht vorgestellt und ist somit ein Novum. Als Basis für die Modellierung wird das starke ENSO-Ereignis der Jahre 1997/1998 herangezogen, da dessen Stärke zukünftigen Ereignissen gleichen könnte (CAI et al. 2015).

2 Daten und Methodik

2.1 Datengrundlage

Die Basis dieser Arbeit bilden Klimadaten, welche in drei Kategorien unterteilt werden können: Die Datensätze für den Referenzzeitraum (1950-2010), welche die fünf für die Übertragung mit Malaria relevanten Klimavariablen Minimum-, Durchschnitts-, und Maximum Temperatur, Niederschlag und relative Luftfeuchtigkeit wiedergeben (BASE Maps), die Werte für jede der fünf Variablen aus den Jahren 1997/1998 (ANOMALY Maps) und die Daten der Klimaprojektion aus dem Jahr 2030 für jede der fünf Variablen (CLIMATE

CHANGE Maps). Alle Daten wurden der Auflösung der Basis-Daten (30 Bogensekunden) angepasst und geben die Region Ostafrikas zwischen 6°8' N; 13°5' S, 26° W und 43° W wieder.

Bis auf die Daten zur relativen Luftfeuchtigkeit stammen alle BASE Layer von ‚WorldClim‘ und wurden aus globalen monatlichen Durchschnittswerten aus Datensätzen unterschiedlicher Quellen mit der Interpolation ‚thin plate smoothing splines‘ erstellt (HIJMAN et al. 2005). Da diese Datensätze maximal den Zeitraum 1950-2000 wiedergeben, wurden sie auf Basis der Studie von COLLINS (2011, 364) an den Zeitraum 1950-2010 angepasst. Der Zugang zu globalen monatlichen Daten der relativen Feuchtigkeit wurde durch das Konsortium ‚VMERGE‘ ermöglicht (LAURENS 2015). Die Daten haben eine niedrigere Auflösung von fünf Bogenminuten und stellen Berechnungen aus Daten von WorldClim v1.03 und den Ensembles von 17 General Circulation Models (GCM) aus dem CMIP5 Klimamodell dar (JONES & WINT 2015).

Daten zu den Anomalien der monatlichen Durchschnittstemperatur der Jahre 1997/1998 im Vergleich zum Bezugszeitraum stammen von NOAA Merged Land-Ocean Surface Temperature Analysis (NOAA 2015b). Die Daten der monatlichen durchschnittlichen Minimum- und Maximum-Temperaturen (Auflösung: 0,5 × 0,5 km²), der Niederschlagswerte (Auflösung: 0,5 × 0,5 km²) und der relativen Luftfeuchtigkeit (bei 1000 bar, Auflösung 0,5 × 0,5 km²) wurden NOAAs Earth a System Research Laboratory, Physical Science Division entnommen (NOAA 2015a). Die geringe Auflösung dieser Datensätze wird der hohen klimatischen Heterogenität des Untersuchungsgebietes leider nicht gerecht, ein Problem, das sich in den Ergebniskarten widerspiegeln wird.

Im Hinblick auf den dritten Summand zur Erstellung der NIÑO Layer wurde das A2-Szenario des IPCC als einheitliche Vorgabe festgelegt (NCAR 2015). Die Shapefiles der Durchschnittstemperatur des Jahres 2030 basieren auf dem Community Climate System Model (CCSM3; Auflösung 155 km). Die Klimaprojektionen der Minimum- und Maximum-Temperatur wie auch des Niederschlags und der relativen Luftfeuchtigkeit stammen von ‚CliMond‘ (KRITICOS et al. 2012), welche ihre historischen Daten von ‚WorldClim‘ und der Climate Research Unit (CL1.0 and CL2.0) anhand zweier globalen Klimamodelle CSIRO Mk3.0 und Miroc-H anpassen (Auflösung: 10 Bogenminuten).

Die Daten des Höhenmodells stammen von CGIAR CSI Consortium for Spatial Information (JARVIS et al. 2008) und wurden auf „Africa_Albers_Equal_Area_Conic“ projiziert, da dies für die Region der EAC genauere Ergebnisse liefert als das Koordinatensystem WGS_1984 (EPSG: 4326; Datum: D_WGS_1984). Die Shapefiles der Ländergrenzen als auch des Gewässersystems stammen von ‚Natural Earth‘ (NATURAL EARTH 2015), die „terrestrial ecoregions“ wurden auf Daten des World Wildlife Fund aufgebaut (OLSON et al. 2001).

2.2 Datenbearbeitung

Der Ablauf der Modellierung der unterschiedlichen Zwischenschritte bis zu den „MALARIA SUITABILITY Maps“, welche die klimatische Eignung der EAC für die Verbreitung von Malaria zeigen, ist schematisch in Abbildung 1 dargestellt.

Mithilfe der GIS Software Esri ArcMap 10 wurden zunächst die sogenannten BASE Layer erstellt, monatliche Karten, welche die Ausgangssituation als Durchschnittswerte der Jahre

1950-2010 der fünf Klimavariablen wiedergeben (Abb. 1). Anschließend wurden die Unterschiede der Proxydaten der Jahre 1997 und 1998 zur Referenzperiode 1950-2010 (ANOMALY Layer) berechnet. Die ‚CLIMATE CHANGE Layer‘ wiederum zeigen die Unterschiede der klimatischen Bedingung im Jahr 2030 im Vergleich zum Referenzzeitraum 1950-2010 an. Diese drei Datenebenen wurden dann zu den sogenannten ‚NIÑO Layern‘ verbunden [‘BASE layer’ + ‘ANOMALY layer’ + ‘CLIMATE CHANGE layer’]. Diese Karten zeigen die klimatische Situation in der EAC in den Jahren 2030 und 2031 unter dem Einfluss eines starken ENSO Phänomens. Um die Eignung dieser Ergebnisse für eine Malariaübertragung darzustellen, wurden diese Daten mit den Tools ‚Fuzzy Membership‘ (Ergebnis: ‚FUZZY Maps‘) und ‚Fuzzy Overlay‘ (‚MALARIA SUITABILITY Maps‘) normalisiert. Als weitere Zusatzdaten wurden die Gewässerstruktur, die Ökoregionen und die Landnutzung ebenfalls als Esri ArcMap Shapefiles generiert.

Den Kern dieser Arbeit bildet die Anwendung von ‚Fuzzy Methoden‘ auf das komplexe Problem der Bestimmung von Malaria-Eignungswerten. Der besondere Vorteil dieses Tools liegt je nach Zugehörigkeit zu einer festgelegten Wertemenge in der Zuweisung von Werten zwischen 0 und 1 für das Eingabe-Raster. Der Wert 1 wird bei vollständiger Zugehörigkeit zugeteilt, während 0 die Nichtzugehörigkeit zu einer Menge angibt (ESRI 2015). Mit dem Werkzeug ‚fuzzy membership‘ (Fuzzy Zugehörigkeit) können unterschiedliche physikalische Einheiten (°C, mm, %) normalisiert werden. Es wurden unterschiedliche Fuzzy-Funktionen sowie unterschiedliche Eingabeparameter verwendet, um für jede Klimavariablen ein optimales Ergebnis erzielen zu können. Die Spanne (spread) bestimmt dabei, wie schnell sich die Fuzzy-Zugehörigkeit von 1 auf 0 verringert: Je größer der Wert der Spanne, desto steiler die Fuzzy-Funktion um den Mittelpunkt (Gaussian) beziehungsweise desto steiler die Form der Übergangszone (MS Large, Large). Zudem können unterschiedliche ‚Hedges‘ gewählt werden, die die Fuzzy-Zugehörigkeitsfunktionen erhöhen (Somewhat) oder verringern (Very).

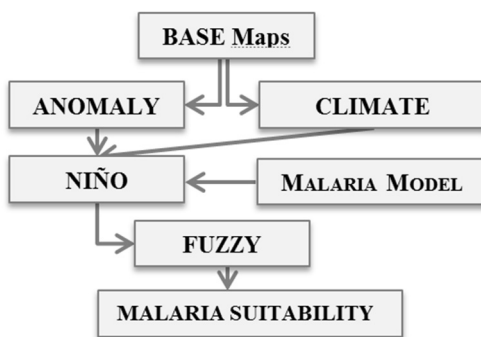


Abb. 1:
Schematische Abbildung des Workflows

Für die relative Luftfeuchtigkeit wurde die Funktion ‚Large‘ gewählt (Abb. 2), da diese dann besonders geeignet ist, wenn die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu einer Menge mit höheren Werten steigt (ESRI 2015). Dies ist bei der relativen Luftfeuchtigkeit der Fall: Je höher die Luftfeuchtigkeit, desto höher die Überlebenschancen der krankheitsübertragenden Mücke (LYONS et al. 2014). Aus der Literatur ist zu entnehmen, dass Werte um 60 % relative Luftfeuchtigkeit die Grenze für eine stabile Malariaübertragung darstellen, was durch die

Definition des Mittelpunktes bei 55 % (bei 55 % wird der Eignungswert 0,5 vergeben) gegeben ist (RAHMAN et al. 2010). Für ‚Spread‘ wurde der Wert 5 gewählt, da dies die Kurve steiler um den Mittelwert abfallen bzw. ansteigen lässt. Es wurde kein Hedge-Wert definiert (None), was zu einem Eignungswert von 0.7 für 60 % relativer Luftfeuchte führt.

Für den Niederschlag wurde die Transformationsfunktion ‚MS Large‘ verwendet. Diese Funktionsdefinition vergibt hohe Eignungswerte, wenn der Wert des Niederschlags über dem Durchschnittswert liegt (ESRI 2015). In der Literatur wird ein ungefährer Wert von 80 mm angegeben, um eine stabile Malariaübertragung zu ermöglichen. Dieser Wert ist allerdings stark von den ganzjährigen Witterungsbedingungen und dem Vegetationsbestand abhängig ist (OKUMU 2011; CAMINADE et al. 2014, MULAMBALAH et al. 2011, HAY et al. 2002). Den unterschiedlichen klimatischen Bedingungen der EAC wurde versucht mit einem Mittelwert von 75 mm gerecht zu werden. Die Standardabweichung wurde auf 0.05 und der Faktor ‚spread‘ auf 0.15 festgelegt.

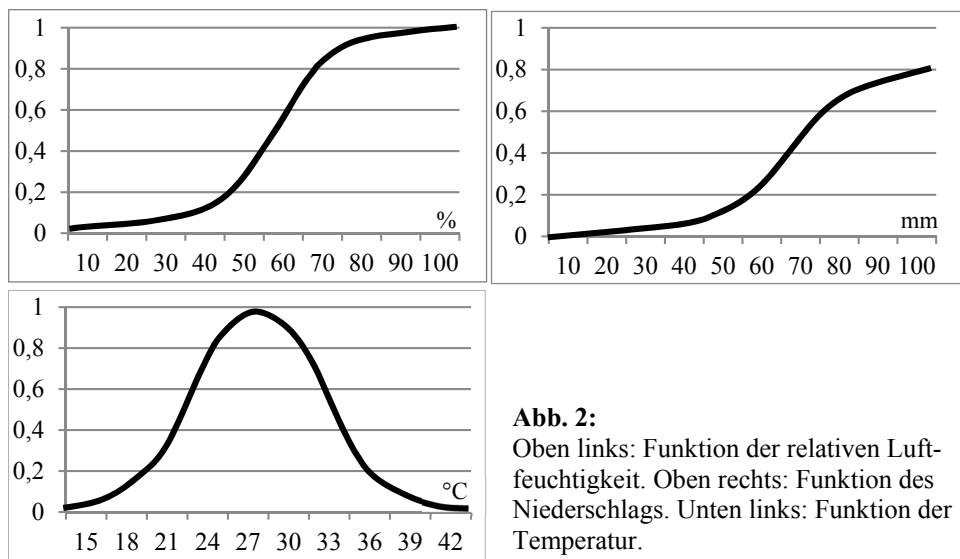


Abb. 2:

Oben links: Funktion der relativen Luftfeuchtigkeit. Oben rechts: Funktion des Niederschlags. Unten links: Funktion der Temperatur.

Um die Temperaturdaten zu normalisieren, wurde die Fuzzy-Funktion ‚Gaussian‘ mit einem Mittelpunkt bei 27 °C und einem ‚spread‘ von 0.01 gewählt. Der Mittelpunkt entspricht der optimalen Temperatur für ideale Verbreitungsvoraussetzungen der Malaria (KREFIS et al. 2011). Die Spannweite der Kurve wurde auf die von CRAIG et al. (1999) und BECK-JOHNSON et al. (2013) genannten Grenzwerte von ~15 °C und 39 °C bis 42 °C festgelegt. Bei ~15 °C ist die Entwicklung des Plasmodiums aufgrund der Kälte zu langsam und die Wahrscheinlichkeit, dass die Mücke vor Erreichen des infektiösen Stadiums abstirbt, ist hoch, während bei 39 °C bis 42 °C die Mücke aufgrund der hohen Temperaturen stirbt. Die Funktion wurde durch den Hedge-Wert ‚Very‘ etwas abgeschwächt.

Anschließend wurden die Fuzzy-Layer mit ‚Fuzzy Overlay‘ (‚AND‘) so kombiniert, dass nur die jeweils geringsten Eignungswerte der fünf FUZZY Layer in den MALARIA Maps angezeigt werden.

2.3 Umsetzung in ArcGIS

Für die Weiterverarbeitung der Daten wurde Esri ArcMap 10.2.2 und 10.3.1 verwendet. Um ein räumlich übereinstimmendes Bild der Ergebniskarten zu erhalten, wurden alle Datensätze bis auf die fünf Basisklimadaten (1950-2010) auf eine Auflösung von $8,3E-03^\circ$ Gitterweite reklassifiziert. Dies führte allerdings zu einer Verschiebung der Temperaturwerte um $0,1\text{ K}$, was in der späteren Analyse berücksichtigt werden musste. Nur der Datensatz ‚ANOMALY precipitation‘ wurde zusätzlich mit ‚Focal statistics‘ bearbeitet (Neighborhood: Circle; Radius: 60, Cell Statistic Type: Mean; Ignore NoData in calculations), um NoData values in besonderen geographischen Positionen auszuschließen (Victoria See). Das Relief des Untersuchungsgebietes wurde in 50-facher Überhöhung dargestellt, um die Geomorphologie auf den Ergebniskarten noch erkennen zu können.

3 Ergebnisse

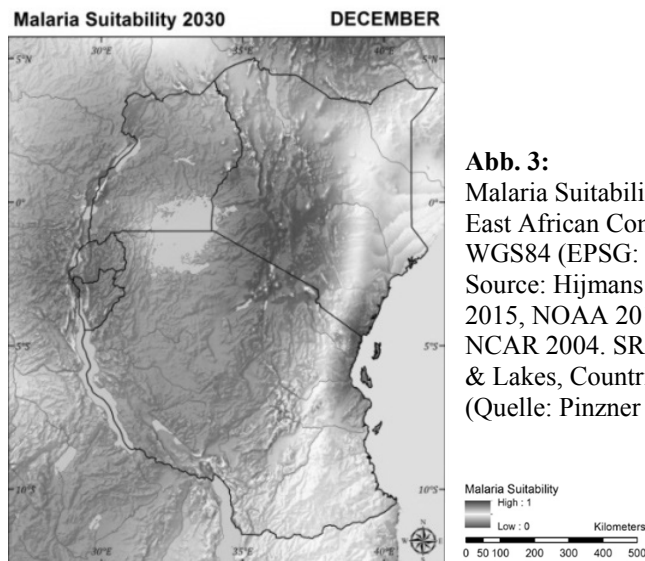


Abb. 3:

Malaria Suitability Map for December 2030. East African Community. Coordinate System: WGS84 (EPSG: 4326).

Source: Hijmans et al. 2005, Jones and Wint 2015, NOAA 2015a, Kriticos et al. 2012, NCAR 2004. SRTM: Jarvis et al. 2008. Rivers & Lakes, Countries: Natural Earth 2015.

(Quelle: Pinzner 2015)

Die Überprüfung der Ergebnisse erfolgte auf Basis von Angaben zu Erkrankungs- und Todesfällen in den Jahren 1997 und 1998 im Untersuchungsgebiet, welche direkt einer Infizierung mit Malaria zugeordnet werden konnten (MALAKOOTI et al. 1998, WHO 1998). Eine exakte Überprüfung der Ergebnisse ist nur insoweit möglich, als lokale Validierungsangaben einiger Beispielregionen, u. a. der Counties West Pokok und Uasin Gishu im Westen Kenias als Vergleich zu den jeweiligen regionalen Malaria Suitability Values (MSV) herangezogen wurden.

Zunächst wird deutlich, dass sowohl der Klimawandel als auch die drei Phasen des ENSO Phänomens Auswirkungen auf jede der fünf Klimavariablen Minimum-/Durchschnitts-/Maximumtemperatur, Niederschlag und relative Luftfeuchte haben. Dabei fallen die Veränderungen im Vergleich zum Bezugszeitraum 1950-2000/2010 unterschiedlich in Stärke und

Verlauf aus. Minimum- und Durchschnittstemperaturen folgen dem zu erwartenden ENSO-Verlauf, welchen die Indices MEI (Multivariate ENSO Index), ONI (Oceanic Nino Index) und SOI (Southern Oscillation Index) für die Jahre 1997/1998 vorzeichnen (NOAA 2015b).

Dies bedeutet ein Ansteigen der Minimumtemperaturen während der El Niño-Phase und generell abnehmende Durchschnittstemperaturen während La Niña-Bedingungen. Im Durchschnitt zeigen diese beiden Variablen höhere monatliche Werte als im Bezugszeitraum. Die Maximaltemperaturen folgen nicht dem La Niña-El Niño-La Niña-Muster, was unter anderem durch die starken Niederschlagsanomalien und den Einfluss anderer Oszillationen im Untersuchungszeitraum erklärt werden kann (KING'UYU et al. 1999). Letztere sind vor allem in den borealen Wintermonaten von einem extremen Anstieg gekennzeichnet, welcher deutlich auf die El Niño-Phase zurückzuführen ist. Die relative Luftfeuchtigkeit ist eng an Temperatur und Niederschlag gekoppelt und weist generell einen starken Anstieg der Werte auf.

Die resultierenden Malaria-Eignungskarten der Jahre 2030 und 2031 (vgl. beispielhaft Abb. 3) zeigen, dass eine nahezu ganzjährige Übertragung entlang der Küste des Indischen Ozeans in Kenia und Tansania zu erwarten ist. Die Höchstwerte der Eignung für eine erfolgreiche Malariaübertragung liegen hier bei 0.9, wobei die maximale Ausdehnung hoher Eignungswerte im Dezember und Januar vorliegt. Die Analysen ergeben, dass hohe Maximaltemperaturen im Norden und Süden des Untersuchungsgebietes sowie geringe Niederschlagswerte in den Trockenphasen zwischen den Regenzeiten der Monate März-April-Mai und Oktober-November-Dezember lokal als limitierende Größe auftreten. Die Klimavariablen, welche die Ausbreitung von Malaria am stärksten beeinflusst, ist die Minimumtemperatur. Sie schränkt die klimatische Eignung in den übrigen Gebieten der EAC deutlich ein. Durchschnittlich werden niedrige Eignungswerte zwischen 0.1 und 0.4 erreicht, im Hochland des ostafrikanischen Grabenbruchsystems tendieren die Werte gegen Null. Dass den höchsten Gipfeln leicht höhere Werte zugeschrieben werden, ist der groben Auflösung der Daten der Klimaprojektion und der Proxidaten der Jahre 1997/1998 zuzuschreiben. Einzig der Viktoriasee und Teile Ugandas weisen höhere Werte von 0.4 bis 0.6 auf.

Die Einbeziehung unterschiedlicher Ökoregionen (Vegetation) und Landnutzungen als auch der Gewässersysteme sowie der Anpassungsmöglichkeiten der unterschiedlichen Anophelesarten (*An. Arabiensis*; *An. Funestus*, *An. Gambiae*, *An. Merus*) an das jeweilige Habitat legen nahe, dass sich durch die unterschiedlichen Anpassungsstrategien der Moskitos in allen Regionen der EAC zumindest in den Monaten nach den Starkregenereignissen im November und Dezember 2030 ein starker Anstieg der Malariainfektionen erwarten lässt. Grund hierfür ist die Dauer des Entwicklungszyklus sowohl der Malariamücke als auch des Plasmodiums, für welche circa 50 Tage angegeben werden (OKARA et al. 2010, CDC 2012, KREFIS 2011, SINKA et al. 2010, DRAKE & BEIER 2014, BRADLEY 1991). Setzt man die klimatischen Eignungswerte für Malaria mit den Ergebnissen Kienbergers und Hagenlochers zur sozialen Vulnerabilität gegenüber Malaria in Beziehung, kann von einem zusätzlich erhöhten Risiko für die Küstengebiete Kenias ausgegangen werden (KIENBERGER & HAGENLOCHER 2014).

4 Diskussion

Die relativ geringen Eignungswerte von 0.1 bis 0.3 in weiten Teilen der EAC sind insofern zunächst überraschend, als das Untersuchungsgebiet in den Jahren 1997/1998 einen sehr deutlichen Anstieg an Malariafällen bis hin zu Malaria-Epidemien in vielen Regionen zu

verzeichnen hatte. Zudem gelten bis auf einige Regionen Kenias und der Hochlagen weite Teile der EAC als ganzjährige oder zumindest saisonale Verbreitungsgebiete für Malaria. Es ist jedoch schon bei Werten um 0.2 bis 0.3 davon auszugehen, dass ein leicht erhöhtes Risiko für die Übertragung von Malaria durchaus gegeben ist. Eine genauere Bestimmung der Risikowahrscheinlichkeit war allerdings nicht möglich, da einheitliche und umfassende Vergleichsdaten zu Malariafällen in den Jahren 1997/1998 nicht vorhanden waren.

Des Weiteren geben die Ergebniskarten nur Eignungswerte auf der Basis relativ grob aufgelöster Klimadaten wieder, was der Vielzahl an Mikroklimaten im Untersuchungsgebiet besonders in den Hochlagen nicht gerecht wird. Für genauere Ergebnisse sind daher unbedingt höher aufgelöste Klimadaten notwendig. Es ist zudem davon auszugehen, dass die heutige Landnutzung und das Gewässersystem (u. a. der Victoriasee) durch ihren Einfluss auf das lokale Klima einen starken Einfluss auf das Überleben der Anopheles-Mücken und deren Reproduktionszyklen ausüben. Eine Einbeziehung weiterer Kontrollvariablen war in dieser Arbeit nur in der Analyse, nicht aber im eigentlichen Modell möglich, was weiteren Raum für Optimierungen bietet.

Der wichtigste Faktor, der beachtet werden muss, ist die extreme Sensibilität der Methode bezüglich des ‚Malaria Modells‘. Eine nur geringfügige Veränderung der Funktionen, z. B. die Senkung der Mindesttemperatur, die für das Überleben der Mücke und eine schnelle Entwicklung des Plasmodiums nötig ist, hat eine drastische Änderung der Ergebnisse zur Folge.

Literatur

- ADJUIK, M., BAGAYOKO, M., BINKA, F., COETZEE, M., COX, J., CRAIG, M., DEICHMAN, U., DESAVIGNY, D., FONDJO, E., FRASER, C., GOUWS, E., KLEINSCHMIDT, I., LEMARDELEY, P., LENGELER, C., LESUEUR, D., OMUMBO, J., SNOW, B., SHARP, B., TANSER, F., TEUSCHER, T. & TOURÉ, Y. (2003), Towards an Atlas of Malaria Risk in Africa First Technical Report of the MARA /ARMA Collaboration.
http://mara-database.org/docs/ENG_MARA_Tech_Rep.pdf (08.01.2016).
- BECK-JOHNSON, L. M., NELSON, W. A., PAAIJMANS, K. P., READ, A. F., THOMAS, M. B. & BJØRNSTAD, O. N. (2013), The Effect of Temperature on Anopheles Mosquito Population Dynamics and the Potential for Malaria Transmission. PLOS ONE, 8 (11), 1-12. doi: 10.1371/journal.pone.0079276.
- BRADLEY, D. J. (1991), Malaria. Disease and Mortality in Sub-Saharan Africa, 190-202.
- CAI, W., SANTOSO, A., WANG, G., YEH, S.-W., AN, S.-I., COBB, K. M., COLLINS, M., GUILYARDI, E., JIN, F.-F., KUG, J.-S., LENGAIGNE, M., MCPHADEN, M., TAKAHASHI, K., TIMMERMANN, A., VECCHI, G., WATANABE, M. & WU, L. (2014), ENSO and greenhouse warming. doi: 10.1038/NCLIMATE2743.
- CAMINADE, C., KOVATS, S., ROCKLOV, J., TOMPKINS, A. M., MORSE A. P., COLÓN-GONZÁLEZ, F. J., STENLUND, H., MARTENS, P. & LLOYD, S. J. (2014), Impact of climate change on global malaria distribution. PNAS 1.111 (9), 3286-3291.
doi: 10.1073/pnas.1302089111.
- CDC – CENTERS FOR DISEASE CONTROL AND PREVENTION (2012), Mosquito life cycle.
<http://www.cdc.gov/dengue/resources/factSheets/MosquitoLifecycleFINAL.pdf> (07.01.2016).

- COLLINS, J. M. (2011), Temperature Variability over Africa. *American Meteorological Society*, 24, 3649-3666. doi: 10.1175/2011JCLI3753.1.
- CRAIG, M. H., SNOW, R. W. & LESEUR, D. (1999), A Climate-base Distribution Model of Malaria Transmission in Sub-Saharan Africa. *Parasitology Today*, 15(3), 105-111. doi: 10.1016/S0169-4758(99)01396-4.
- DRAKE, J. M. & BEIER, J. C. (2014), Ecological niche and potential distribution of *Anopheles arabiensis* in Africa in 2050. *Mal. Jour.* 13 (213), 1-11. doi:10.1186/1475-2875-13-213.
- ESRI – ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE (2015), How Fuzzy Membership works.
<http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-analyst/how-fuzzy-membership-works.htm> (01.01.2016).
- GITHEKO A. K., LINDSAY S. W., CONFALONIERI U. E & PATZ J. A. (2000), Climate change and vector-borne diseases: a regional analysis. *Bulletin of the World Health Organization* 2000, 78, 1136-1147.
<http://ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2560843/> (05.01.2016).
- KIENBERGER, S. & HAGENLOCHER, M. (2014), Spatial-explicit modeling of social vulnerability to malaria in East Africa. *International Journal of Health Geographics* 2014, 13-29. doi: 10.1186/1476-072X-13-29.
- HAY, S. I., COX, J., ROGERS, D. J., RANDOLPH, S. E., STERN, D. I., SHANKS, G. D., MYERS, M. F. & SNOW R. W. (2002), Climate change and the resurgence of malaria in the East African highlands. *Nature*, 415, 905-909. doi:10.1038/415905a.
- HUMANS, R. J., CAMERON S. E., PARRA, J. L., JONES, P. G. & JARVIS, A. (2005), Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 25, 1965-1978.
<http://worldclim.org/> (02.01.2016).
- JARVIS, A., REUTER, H. I., NELSON, A. & GUEVARA, E. (2008), Hole-filled SRTM for the globe Version 4, available from the CGIAR-CSI SRTM 90m Database.
<http://cgiar-csi.org/data/srtm-90m-digital-elevation-database-v4-1#citation> (06.01.2016).
- JONES, A. E., UDDENFELT WORT, U., MORSE, A. P., HASTINGS, I. A. & GAGNON, A. S. (2007), Climate Prediction of El Niño malaria epidemics in north-west Tanzania. *Malaria Journal*, 2007, 6-162. doi:10.1186/1475-2875-6-162.
- JONES, P. & WINT, W. (2015), Data set produced by Waen Associates for Environmental Research Group Oxford, Limited.
<http://edenextdata.com/?q=content/global-relative-humidity-data-monthly-and-annual-min-mean-and-max-values> (09.01.2016).
- KING'UYU, S. M., OGALLO, L. A. & ANYAMBA, E. K. (1999), Recent Trends of Minimum and Maximum Surface Temperatures over Eastern Africa. *Journal of Climate*, 13, 2876-2886.
<http://journals.ametsoc.org/doi/pdf/10.1175/1520-0442%282000%29013%3C2876%3RTOMAM%3E2.0.CO%3B2> (15.01.2016).
- KIRIGIA, J. M., BARRY, S. P. (2008), Health challenges in Africa and the way forward. *International Archives of Medecine*, 1(27), 1-3. doi:10.1186/1755-7682-1-27.
- KREFIS, A. C., SCHWARZ, N. G., KRÜGER, A., FOBIL, J., NKURUMAH, B., ACQUAH, S., LOAG, W., SARPONG, N., ADU-SARKODIE, Y., RANFT, U. & MAY, J. (2011), Modeling the Relationship between Precipitation and Malaria Incidence in Children from a Holoendemic Area in Ghana. *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, 84 (2), 285-291. doi:10.4269/ajtmh.2011.10-0381.

- KRITICOS, D. J., WEBBER, B. L., LERICHE, A., OTA, N., MACADAM, I., BATHOLS, J. & SCOTT, J. K. (2012), CliMond: global high resolution historical and future scenario climate surfaces for bioclimatic modelling. *Methods in Ecology and Evolution*, 3, 53-64. doi: 10.1111/j.2041-210X.2011.00134.x.
- LAURENS, S. (2015), Vmerge. Emerging viral vector-borne diseases. Who we are. <http://vmerge.eu/the-project/who-we-are> (14.01.2016).
- LYONS, C. L., COETZEE, M., TERBLANCHE, J. S. & CHOWN, S. L. (2014), Desiccation tolerance as a function of age, sex, humidity and temperature in adults of the African malaria vectors *Anoph. arabiensis* and *Anoph. funestus*. *The Journal of Experimental Biology*, 217, 3823-3833. doi: 10.1242/jeb.104638.
- LYSENKO, A. Y. & SEMASHKO, I. N. (1968), *Medical Geography. A medical-geographical study of an ancient disease*. doi: 911.3:616.936(100).
- MALAKOOTI, M. A., BIOMNDO, K. & SHANKSÁ, G. D. (1998), Reemergence of Epidemic Malaria in the Highlands of Western Kenya. *Emerging Infectious Diseases*, 4 (4). <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2640260/pdf/9866748.pdf> (1.1.2016).
- MALONE, J. B., ABDEL-RAHMAN, M.S., EL BAHY, M. M., HUH, O. K., SHAFIK, M. & BAVIA, M. (1997), Geographic information systems and the distribution of *Schistosoma mansoni* in the Nile delta. *Parasitology Today*, 13 (13), 112-119. doi:10.1016/S0169-4758(97)01009-0.
- MINAKAWA, N., MUNGA, S., ATIEMI, F., MUSHINZIMANA, E., ZHOU, G., GITHEKO, A. K. & YAN, G. (2005), Spatial Distribution of Anopheline Larval Habitats in Western Kenyan Highlands: Effects of Land Cover Types and Topography. *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, 73 (1), 157-165. <http://www.ajtmh.org/content/73/1/157.full.pdf+html> (07.01.2016).
- MULAMBALAH, C. S., NGEIYWA, M. M., SIAMBA, D. N. & VULULE, J. M. (2011), Diversity of Anopheles species and prevalence of malaria in a highland area of Western Kenya. In: *Journal of Parasitology and Vector Biology*, 3 (3), 33-39. ISSN 2141-2510.
- NCAR – NATIONAL CENTER FOR ATMOSPHERIC RESEARCH COMMUNITY (2004), Community Climate System Model, version 3.0. <http://www.gisclimatechange.org> (09.01.2016).
- NCAR – NATIONAL CENTER FOR ATMOSPHERIC RESEARCH (2015), Climate Change Datasets. <http://gis.ucar.edu/data/climate> (07.01.2016).
- NATURAL EARTH (2015): + lakes centerlines. <http://www.naturalearthdata.com/downloads/10m-physical-vectors/10m-rivers-lake-centerlines/> (06.01.2016).
- NJAR, G. N., AKPAMA, W. A., IWARA, A. I. EKENG, A. & LASISI, C. J. 2013, Mapping Risk Zones of Malaria Vector Species in Cross River State, Nigeria. *Journal of Medical Sciences*, 13.2, 76-85, doi: 10.3923/jms.2013.76.85.
- NOAA – NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION ESRL PHYSICAL SCIENCES DIVISION (2015a), PSD Climate and Weather Data. <http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/> (10.01.2016).
- NOAA – NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION (2015b), Southern Oscillation Index (SOI). <https://www.ncdc.noaa.gov/teleconnections/enso/indicators/soi/> (07.01.2016).
- OKARA, R. M., SINKA, S. E., MINAKAWA, N., MBOGO, C. M., HAY, S. I. & SNOW, R. W. (2010), Distribution of the main malaria vectors in Kenya. *Malaria Journal*, 9 (69). doi: 10.1186/1475-2875-9-69.

- OKUMU, F. O. (2011), Using remotely sensed data to explore spatial and temporal relationships between photosynthetic productivity of vegetation and malaria transmission intensities in selected parts of Africa. LUMA-GIS Thesis No. 10, 1-66.
<http://lup.lub.lu.se/luur/download?func=downloadFile&recordId=3559180&file-Id=3559181> (12.01.2016).
- OLSON, D. M., DINERSTEIN, E., WIKRAMANAYAKE, E. D., BURGESS, N. D., POWELL, G. V. N., UNDERWOOD, E. C., D'AMICO, J. A., ITOUA, I., STRAND, H. E., MORRISON, J. C., LOUCKS, C. J., ALLNUTT, T. F., RICKETTS, T. H., KURA, Y., LAMOREUX, J. F., WETTENGEL, W. W., HEDAO, P. & KASSEM, K. R. (2001), Terrestrial ecoregions of the world: a new map of life on Earth. *Bioscience*, 51 (11), 933-938.
<http://www.worldwildlife.org/publications/terrestrial-ecoregions-of-the-world> (14.01.2016).
- RAHMAN, A., ROYTMAN, L., GOLDBERG, M. & KOGAN, F. (2010), Comparative Analysis on Applicability of Satellite and Meteorological Data for Prediction of Malaria in Endemic Area in Bangladesh. *Journal of Tropical Medicine*, Vol. 2010, 1-9.
doi:10.1155/2010/914094.
- SINKA, M. E., BANGS, M. J., MANGUIN, S., COETZEE, M., MBOGO, C. M., HEMINGWAY, J., ANAND, P. P., TEMPERLEY, W. H., GETHING, P. W., KABARIA, C. W., OKARA, R. M., VAN BOECKEL, T., GODFRAY, H. C. J., HARBACH, R. E. & HAY, I. S. (2010), The dominant Anopheles vectors of human malaria in Africa, Europe and the Middle East: occurrence data, distribution maps and bionomic précis. *Parasites & Vectors*, 117 (3), 1-34.
doi:10.1186/1756-3305-3-117.
- THE WORLD BANK (2015), Poverty headcount ratio at \$1.25 a day (PPP) (% of population).
<http://data.worldbank.org/indicator/SI.POV.DDAY> (07.01.2016).
- THOMAS, C. J., DAVIES, G. & DUNN, C. E. (2004), Mixed picture for changes in stable malaria distribution with future climate in Africa. *Trends in Parasitology*, 20 (5).
doi:10.1016/j.pt.2004.03.001.
- UNICEF – UNITED NATIONS CHILDREN'S FUND (2014), Access to healthcare through community health workers in East and Southern Africa. Maternal, Newborn and Child Health Working Paper. New York.
http://www.unicef.org/health/files/Access_to_healthcare_through_community_health_workers_in_East_and_Southern_Africa.pdf (05.01.2016).
- WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION (1999), El Niño and Health. Protection of the Human Environment. Task Force on Climate and Health, 1-46.
<http://www.who.int/globalchange/publications/en/elniño.pdf> (10.01.2016).
- WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION (2015), Malaria.
<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs094/en/> (06.01.2016).