

Sensitivitätsanalyse eines *Land Use Change Modells*

Bachelorarbeit

Max Höltgen

407776

m_hoel15@uni-muenster.de

Westfälische Wilhelms-Universität Münster

16.07.2018

BetreuerIn

Jun. Prof. Dr. Judith Verstegen

Institut für Geoinformatik

Westfälische Wilhelms-Universität Münster

Prof. Dr. Edzer Pebesma

Institut für Geoinformatik

Westfälische Wilhelms-Universität Münster

Abstract

Sensitivitätsanalysen sind vor allem in den Wirtschaftswissenschaften weit verbreitet, werden jedoch bisher in der Raumplanung bzw. Raumordnung kaum berücksichtigt. In dieser Bachelorarbeit wird die One-Factor-at-a-Time Sensitivitätsanalyse auf das „PCRaster Land Use Use Change“ Modell für Mosambik angewendet. Dabei werden alle 35 Eingabeparameter jeweils um einen geringen Faktor erhöht und reduziert, um durch Vergleichen der Outputs ihre Sensitivität zu überprüfen. Die Ergebnisse zeigen, dass bei Anwendung dieser Methode viele Parameter sensibel bis stark sensibel reagieren. Der Autor möchte durch diese Bachelorarbeit dazu anregen, häufiger Sensitivitätsanalysen auf „Land Use Change“ Modelle (LUC) anzuwenden. So kann eine Methodik erstellt werden, die Entwicklern hilft die Parameter ihrer LUCs effektiv zu kalibrieren. Dies ist vor allem für Modelle, die Entwicklungen in ärmeren Staaten prognostizieren, essentiell.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	i
Tabellenverzeichnis	i
Abkürzungen.....	ii
1 Einleitung.....	1
2 Daten und Methoden	2
2.1 Das PCRaster Land Use Change Model für Mosambik	3
2.2 Sensitivitätsanalyse.....	6
2.3 Mosambik.....	8
3 Vorgehen.....	9
4 Ergebnis	11
5 Fazit.....	22
6 Quellen	24
7 Appendix.....	26
8 Plagiatserklärung des Studierenden	28

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Ertragseffektivität einzelner Zellen für den Eukalyptusausbau.....	3
Abbildung 2: Kreislauf des PCRaster Land Use Change Modells	4
Abbildung 3: Parameteränderung im LUT Ackerland	16
Abbildung 4: Parameteränderung im LUT Ackerland-Wiese	17
Abbildung 5: Parameteränderung im LUT Ackerland-Weide	18
Abbildung 6: Parameteränderung im LUT Weide.....	19
Abbildung 7: Parameteränderung im LUT Wald.....	20

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: zurückgegebene Dateien pro Timestamp	6
Tabelle 2: Gewichtung der Eignungsfaktoren.....	9
Tabelle 3: ermittelte Eukalyptuswerte des Jahres 2030 mit Parametererhöhung. ...	11
Tabelle 4: ermittelte Eukalyptuswerte des Jahres 2030 mit Parametersenkung.....	12
Tabelle 5: Parameteränderungen in den einzelnen LUTs.	21
Tabelle 6: ermittelte Zuckerrohrwerte des Jahres 2030 mit Parametererhöhung	26
Tabelle 7: ermittelte Zuckerrohrwerte des Jahres 2030 mit Parametersenkung	27

Abkürzungen

LUC	<i>Land Use Change Model</i>
PLUC	<i>PCRaster Land Use Change Model</i>
MC	Monte-Carlo
OFTA	One-factor-at-a-time
euTo	potentielle Fläche, die für den Anbau von Eukalyptus zur Verfügung steht
eYTo	potentieller Ertrag durch den Anbau von Eukalyptus
scTo	potentielle Gesamtfläche, die für den Anbau von Zuckerrohr zur Verfügung steht
sYTo	potentieller Ertrag durch den Anbau von Zuckerrohr
HDI	Index der menschlichen Entwicklung
SA	räumliche Autokorrelation
CE	Umwandlungselastizität (<i>engl. conversion elasticity</i>)
LUT	Landnutzungstyp (<i>engl. land use type</i>)

1 Einleitung

„Land Use Change“, also die Veränderung der Art und Weise wie bestimmte Flächen einer Region genutzt werden, ist das Ergebnis komplexer sozial-ökonomischer und ökologischer Prozesse (vgl. Lambin & Meyfroidt, 2010). Um Entwicklungen in diesem Bereich möglichst präzise und zuverlässig vorhersagen zu können, werden „Land Use Change Modelle“ erstellt. Die Modelle werden auf Basis heutiger bzw. bekannter Daten und mithilfe mathematischer und stochastischer Methoden angefertigt und sollen das zukünftige Szenario räumlicher Entwicklung möglichst genau repräsentieren. Sie können jedoch keine präzisen Ergebnisse garantieren, weshalb Unsicherheit Teil eines jeden Ergebnisses ist.

Das „PCRaster Land Use Change model“ (PLUC) für Mosambik ist ein Modell, welches versucht, den Grad der Unsicherheit durch Verwendung der Monte-Carlo (MC) Methode zu reduzieren (vgl. Verstegen et al., 2012). Grundsätzlich hat es zum Ziel, Flächen für die Kultivierung von Energiepflanzen zu lokalisieren, die nicht die örtliche Nahrungsmittelproduktion gefährden (vgl. van der Hilst et al., 2012). Dabei werden für einen beliebigen Zeitraum Karten erstellt, die die Flächennutzung zu einem bestimmten Zeitpunkt in der Zukunft darstellen. Dem PLUC für Mosambik liegt ein mathematisches Modell mit unterschiedlichen Parametern und Variablen zugrunde, das mögliche Szenarien für die Zukunft prognostiziert. Die Monte-Carlo Methode setzt dabei auf eine möglichst große Anzahl gleichartiger Zufallsexperimente, die letztlich ein gemeinsames Resultat bilden (vgl. Verstegen et al., 2012). Im Rahmen dieser Arbeit war es jedoch nicht möglich, eine Sensitivitätsanalyse für das Modell unter Verwendung der Monte-Carlo Methode zu erstellen, da eine sinnvolle Grundlage für die Monte-Carlo Methode mindestens 100 Zufallsexperimente erfordert und somit den zeitlichen Rahmen überschritten hätte. Deswegen wird der Fokus in der Sensitivitätsanalyse auf den jeweils ersten Durchlauf des Modells und der Prognose für das Jahr 2030 gelegt. Weitere Informationen zum detaillierten Vorgehen befinden sich in Kapitel 2.

Die Sensitivitätsanalyse ist eine Methodik zur Prüfung der Empfindlichkeit eines Rechenergebnisses (Output) bei veränderten Eingabeparametern (Input). In der Forschung haben sich einige unterschiedliche Ansätze zur Durchführung von Sensitivitätsanalysen herausgebildet. In Kapitel 2.2 wird die One-Factor-at-a-Time Methode (OFTA) genauer erläutert, da diese Methodik letztendlich angewendet wurde. Sie zählt zu der Gruppe der klassischen Sensitivitätsanalysen an (vgl. Andersson und

Burt, 1995). Das Verfahren hat seinen Ursprung in den Wirtschaftswissenschaften und wird bei der Modellierung von Umgebungen gerne und häufig genutzt (vgl. Shin et al., 2013). Nach dem Kenntnisstand des Autors findet die Sensitivitätsanalyse bei LUCs bisher kaum Anwendung.

In dieser Arbeit wird sich zum Ziel gesetzt, Gründe dafür aufzuzeigen, dass Sensitivitätsanalysen auch im Bereich der räumlichen Planung und Flächennutzung ihre Berechtigung haben. Darüber hinaus sollen durch die Thesis und die damit einhergehende Sensitivitätsanalyse Rückschlüsse auf das „PCRaster Land Use Change model“ ermöglicht werden, da hier aufgezeigt wird, welche Parameter aus welchem Grund besonders sensibel auf Veränderung reagieren.

Relevant ist diese Bachelorarbeit in erster Linie für Menschen, die im Bereich der räumlichen Planung und Entwicklung arbeiten oder forschen. Durch die Thesis werden neue Ideen für weitere Analyseansätze ermöglicht und dadurch die Forschung bereichert. Aber auch Personen, die andere Modelle entwickeln oder bereits entwickelt haben, könnten Interesse an dieser Arbeit haben. Möglicherweise ist in den jeweiligen Themenfeldern auch nie über eine Sensitivitätsanalyse nachgedacht worden und durch die Thesis könnte Interesse geweckt werden, die eigene Forschung noch einmal aus einem neuen Blickwinkel zu betrachten.

Der sinnvolle Gebrauch und die effektive Weiterentwicklung von Nutzflächen wird vor dem Hintergrund einer immer zügiger wachsenden Bevölkerung immer wichtiger. Dass Sensitivitätsanalysen bisher nur selten zu diesem Zweck genutzt werden, ist nicht sinnvoll. Meiner Meinung nach können sie signifikant zu einer effektiveren räumlichen Planung in einer bestimmten Region beitragen. Deswegen ist es attraktiv, Teil dieser Entwicklung zu sein. Auch die Möglichkeit, realistische Szenarien für die Zukunft entwerfen zu können, finde ich höchst spannend. Das PLUC für Mosambik gibt mir die Möglichkeit mit einem solchen Tool zu arbeiten.

2 Daten und Methoden

In diesem Kapitel werden die der Thesis zugrunde liegende Modelle, Techniken und Daten erläutert. Zunächst wird das PLUC für Mosambik betrachtet, welches für die Berechnung des Outputs verantwortlich ist. Anschließend wird der Begriff Sensitivitätsanalyse definiert und abgegrenzt. Abschließend wird ein Blick auf Mosambik geworfen, da sich sämtliche Daten auf diese Region beziehen.

2.1 Das PCRaster Land Use Change Model für Mosambik

Es wird angenommen, dass dedizierte Energienutzpflanzen in naher Zukunft einen Großteil der verfügbaren Bioenergie generieren (vgl. Smeets et al., 2007; Dornburg et al., 2010). Das PC Raster Land Use Change Modell für Mosambik, erstellt von J. A. Versteegen (2011), hat das Ziel Flächen offen zu legen, auf denen Energiepflanzen wie Eukalyptus und Rohrzucker kultiviert werden können, ohne dabei die Produktion von Nahrungsmittel oder Naturschutzgebiete zu gefährden, die bei wachsender Bevölkerungszahl und dem damit einhergehenden wachsenden Bedarf an Nahrung benötigt wird (vgl. van der Hilst et al. 2012). Denn in der Vergangenheit sind bereits Wälder und forstwirtschaftlich genutzte Flächen zugunsten kultivierter Plantagen geschrumpft (vgl. Jansen et al., 2008). Deswegen prognostiziert das Modell auf Basis der Bevölkerungsentwicklung und landwirtschaftlichen Produktivität das Wachstum von Städten, den Bedarf an Nahrung und somit den Bedarf an landwirtschaftlichen Nutzflächen vom Jahr 2005 bis ins Jahr 2030 (vgl. van der Hilst et al., 2012). Die jeweils freien Gebiete oder frei gewordenen Gebiete sind potentielle Flächen, die für den Anbau von Energienutzpflanzen in Betracht gezogen werden können. Dabei ist zu beachten, dass nicht jede freie Fläche gleich effektiv bei Kultivierung von Zuckerrohr oder Eukalyptus zu gebrauchen ist. Verschiedene biotische und abiotische Faktoren haben Einfluss auf das Wachstum der Pflanzen und deswegen haben sie an unterschiedlichen Standorten nicht dieselbe Produktivität (vgl. van der Hilst et al., 2012). Zuckerrohr und Eukalyptus verhalten sich in diesem Modell sehr ähnlich

0	0	1	1	0	2
0	0	1	1	2	3
4	1	0	2	1	2
1	1	2	1	1	1
0	2	1	2	1	0
1	2	1	0	0	0
0	2	0	0	0	0
0	1	3	0	0	0
0	2	2	0	0	0
0	4	0	0	0	0

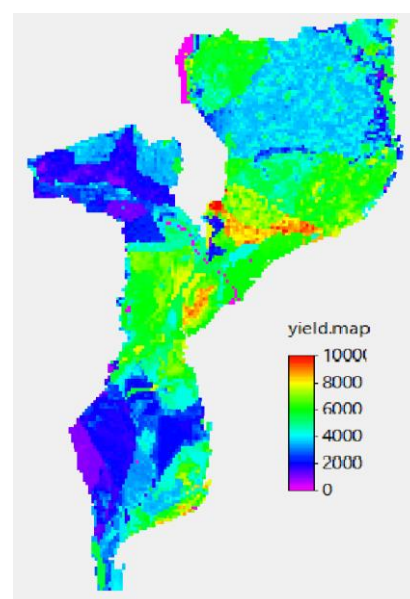


Abbildung 1: Ertragseffektivität einzelner Zellen für den Eukalyptusausbau. Links: eine vereinfachte Darstellung mit Beispielwerten. Rechts: ein Screenshot aus der tatsächlichen Ertragskarte. Rote Flächen eignen sich optimal, violette Flächen sind hingegen kaum effektiv.

gegenüber den verschiedenen Standortfaktoren. Der wichtigste Unterschied ist, dass Eukalyptus etwas besser auf Böden mit steilerer Neigung anzubauen ist.

Die Standortfaktoren und der Einfluss auf die Pflanzen werden über ein Raster ermittelt (siehe Abbildung 1). Wenngleich stark vereinfacht und vor allem zu gering aufgelöst, wird auf diese Weise die unterschiedliche Effektivität dargestellt. Eine Zelle, in der beispielsweise die Zahl 4 gespeichert ist, ist doppelt so effektiv wie eine Zelle mit einer 2 und sorgt demgemäß für einen höheren Ertrag. Die größte Fläche Eukalyptus sorgt nicht unbedingt für den größten Ertrag. Im späteren Verlauf der Thesis wird dieser Effekt weiter zu sehen sein. Die effektivsten Flächen befinden sich häufig in der Nähe von Städten und Gemeinden.

Mit Hilfe von Abbildung 2 wird die grundlegende Funktionalität des Modells erklärt. Auf der linken Seite der Graphik sind die verschiedenen „Treiber des Bedarfs“ Gesamtbevölkerung, GDP (Bevölkerungswachstum), SSR (gibt das Verhältnis der einheimischen Nahrungsmittelherstellung zum einheimischen Nahrungsmittelbedarf an) und Nahrung (durchschnittliche Kalorienaufnahme pro Tag) zu sehen (vgl. van der Hilst et al., 2012). Die Treiber beeinflussen den Bedarf an tierischen und pflanzlichen Nahrungsmitteln oder „nicht-Nahrungsmitteln“ wie Holz. Daraus ergibt sich zusammen mit den örtlichen Voraussetzungen wie Gesetzeslage, Agrar- und Viehzuchtmanagement und dem Bedarf an Brennholz der Gesamtholzbedarf und der Bedarf an Acker- und Weideland.

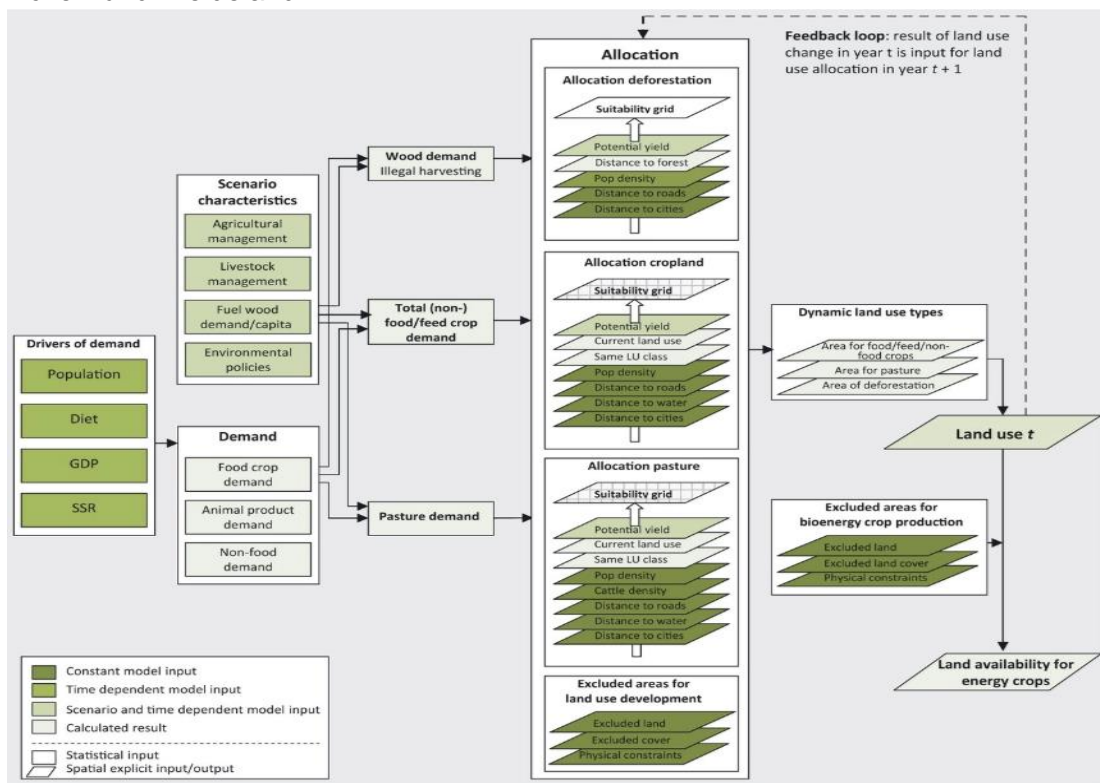


Abbildung 2: Kreislauf des PLUC (Quelle: van der Hilst et al., 2012)

An der Stelle „Allocation“ besitzt der Algorithmus eine Schleife, welche für jedes weitere benötigte Jahr einmal durchlaufen wird. Diese Werte führen zusammen mit ihren jeweiligen Parametern (siehe Tabelle 1) zu einem Netz aus Eignungsfaktoren für die Landnutzungstypen (Wald, Ackerland und Weideland). Nun werden die dynamischen Flächentypen ergänzt, sodass die Land- und Flächennutzung zum Zeitpunkt t generiert werden. Für jedes weitere Jahr ($t + 1$) wird die Schleife erneut durchlaufen. Nach 26 Durchläufen gibt das Modell den Land- und Flächenbedarf im Jahr 2030 an und NutzerInnen können dementsprechend entscheiden, wo sie ihre Eukalyptus- oder Zuckerrohrplantagen anlegen.

Nichtsdestotrotz unterliegen Prognosen, die auf Grundlage derartiger Modelle erstellt werden, immer einer Unsicherheit (vgl. Verstegen et al., 2012). Selten gelingt es, alle Variablen bis auf die letzte Nachkommastelle genau anzugeben und aus diesem Grund bietet das PLUC für Mosambik zusätzlich die Monte-Carlo Methode an. Dabei werden für die „Fehlerquellen“ Intervalle festgelegt, in denen sich der Eingabewert befinden muss. Aus diesen Intervallen entnimmt das Modell bei jedem Durchlauf beliebig einen Wert. Je größer die Anzahl der Durchläufe ist (mind. > 100), desto genauer ist das Ergebnis (vgl. Verstegen et al., 2012). Nachdem die entsprechende Anzahl an Wiederholungen absolviert wurden, ist sichergestellt, dass mindestens 95% der Eingabewerte den „wahren“ Parameter enthalten.

Letztendlich erfolgt der Output des PLUCs in Dateien des Formats *map*. Visualisiert werden können diese mit der Software *Aguila* oder *RStudio*. Bei *RStudio* werden entsprechende *libraries*, wie *rgdal* und *sp*, vorausgesetzt. Das Modell erstellt für einen nicht-MC Durchlauf für jedes Jahr im Berechnungszeitraum fünfzehn verschiedene Dateien:

Dateiname	Inhalt
eu	ist eine Zelle für Eukalyptus verfügbar (<i>boolean</i>)
euPr	für Eukalyptus verfügbare Fläche pro Provinz (km ² , <i>scalar</i>)
euSc	ist eine Zelle für Eukalyptus verfügbar (benutzt als Input für den Output mit MC, <i>scalar</i>)
euTo	gesamtfläche, die für Eukalyptus verfügbar ist (km ² , <i>scalar</i>)
eY	potentieller Ertrag durch Bioenergie mit Eukalyptus (<i>scalar</i>)
eYPr	potentieller Ertrag durch Bioenergie pro Provinz mit Eukalyptus (<i>scalar</i>)
eYTo	potentieller Gesamtertrag durch Bioenergie mit Eukalyptus (<i>scalar</i>)
sc	ist eine Zelle für Zuckerrohr verfügbar (<i>boolean</i>)

scPr	für Zuckerrohr verfügbare Fläche pro Provinz (km ² , <i>scalar</i>)
scSc	ist eine Zelle für Zuckerrohr verfügbar (benutzt als Input für den Output mit MC, <i>scalar</i>)
scTo	gesamtfläche, die für Zuckerrohr verfügbar ist (km ² , <i>scalar</i>)
sY	potentieller Ertrag durch Bioenergie mit Zuckerrohr (<i>scalar</i>)
sYPr	potentieller Ertrag durch Bioenergie pro Provinz mit Zuckerrohr (<i>scalar</i>)
sYTo	potentieller Gesamtertrag durch Bioenergie mit Zuckerrohr (<i>scalar</i>)
landUse	flächennutzung (<i>nominal</i>)

Tabelle 1: Zurückgegeben Dateien pro Timestamp (Quelle: https://github.com/JudithVerstegen/PLUC_Mozambique)

In Tabelle 1 sind alle fünfzehn Dateien, die das Modell pro Jahr zurückgibt, aufgeführt. Die Tabelle ist einer Darstellung aus dem *GitHub-Repository des PLUCs für Mosambik* (https://github.com/JudithVerstegen/PLUC_Mozambique) nachempfunden. Für die im späteren Verlauf folgende Sensitivitätsanalyse gilt es zu beachten, dass sich alle Daten auf *euTo* und *eYTo* beziehen. Unterschiede sind hier am deutlichsten zu erkennen. Auch *sYTo* und *scTo*, die Daten für Zuckerrohr, hätten verwendet werden können, aber beide Pflanzen verhalten sich nahezu analog zueinander. Die Werte für Zuckerrohr sind gegenüber Eukalyptus nur marginal geringer, da Zuckerrohr nicht so effektiv auf Flächen mit Steigung angebaut werden kann. Letztendlich habe ich mich aufgrund persönlicher Vorlieben für Eukalyptus entschieden.

2.2 Sensitivitätsanalyse

„Um die Verlässlichkeit der erhaltenen Resultate abschätzen zu können, ist eine Sensitivitätsanalyse erforderlich. Gemeint ist das Variieren von Anfangs oder Modellkonstanten um kleine Beträge und der Vergleich der so erhaltenen Ergebnisse mit den ursprünglichen. Reagiert das Modell auf bestimmte Veränderungen sehr sensibel, also mit stark abweichenden Resultaten, so muss man die kritischen Größen besonders exakt bestimmen oder bei dem Resultat sehr stark streuende Werte in Kauf nehmen.“ (Mandl 1977, S. 62)

Beschrieben wird das klassische Vorgehen bei einer Sensitivitätsanalyse. Diese, aus den Wirtschaftswissenschaften stammende Methode, zeigt auf, wie abhängig ein Resultat oder Output von einem bestimmten Eingabewert oder Input ist. Ein Parameter wird sensitiv genannt, wenn die Reaktion des Modellergebnisses entsprechend stark ist (vgl. McCuen, 1973). Um die Qualität der Prognosen eines bestimmten Modells zu gewährleisten, muss sichergestellt sein, dass die verwendeten Daten und Variablen gut eingestellt werden. Die Sensitivitätsanalyse ist genau an dieser Stelle sinnvoll. Mit dieser Methode ist es möglich, herauszufinden an welcher Stelle des Modells

Parameteroptimierungen notwendig sind (vgl. Kirkby et al. 1993). Infolgedessen können Parameter, deren Veränderung wenig Einfluss auf das Modellergebnis haben, fixiert werden, sodass in einem weiteren Schritt weniger Parameter zu kalibrieren sind (vgl. Kirkby et al. 1993). Außerdem kann die Sensitivitätsanalyse (wechselseitige) Beziehungen zwischen Parametern aufzeigen, welche die Kalibrierung des Modells zusätzlich erschweren (Schröder, 2000). Das Wissen um diese Beziehungen ist nichtsdestotrotz für den Konstrukteur eines Modells viel wert, da er somit die Herkunft der Modellunsicherheit benennen und lokalisieren kann (vgl. Schröder, 2000).

Es gibt viele Arten von Sensitivitätsanalysen, in denen jeweils ein etwas anderer Ansatz gewählt wird, die alle jedoch dasselbe Ziel verfolgen. So zum Beispiel die Methode „Local Sensitivity“ (vgl. Cullen und Frey, 1999), die normalerweise für deterministische Modelle und nicht für Wahrscheinlichkeitsanalysen verwendet wird (vgl. Frey und Patil, 2002). Eine weitere Methode ist die „Regression Analysis“. Allerdings ist diese Methode aufwändig und funktioniert am zuverlässigsten, wenn die Eingabeparameter statistisch unabhängig voneinander sind (vgl. Devore and Preck, 1996). Um Beziehungen zwischen Output und einem (oder mehreren) Input(s) zu erkennen, eignet sich die „Response Surface Method“ (RSM) (vgl. Myers und Montgomery, 1995). Diese Methode ist jedoch durch ihre Komplexität sehr zeitaufwändig (vgl. Frey und Patil, 2002). Die „Scatter Plots“ sind eine graphische Sensitivitätsanalyse und funktionieren ähnlich wie die Monte-Carlo Simulation (vgl. Frey und Patil, 2002). Daher ist auch sie sehr zeitaufwändig, sofern Berechnungen nicht automatisiert werden können (vgl. Frey und Patil, 2002). Außerdem ist die Auswertung eines „Scatter Plots“ nicht eindeutig, sondern lässt Interpretationsspielraum (vgl. Frey und Patil, 2002). Die Analyse der Varianz (ANOVA) ist modelunabhängig und eignet sich dazu, statistische Beziehungen zwischen einem Output und einem (oder mehreren) Input(s) darzustellen (vgl. Krishnaiah, 1981). Allerdings ist diese Methode bei einer großen Parameterzahl ungeeignet (Frey und Patil, 2002).

In dieser Thesis wird eine klassische Sensitivitätsanalyse durchgeführt, die One-Factor-At-a-Time Methode (OFTA) (vgl. Murphy, 2004). Dabei wird in einem System von allen Eingabeparametern nur einer verändert und das Ergebnis notiert. Anschließend wird erneut der ursprüngliche Zustand hergestellt und der nächste Parameter um denselben Faktor geändert. Dieses Vorgehen wird für alle weiteren Parameter wiederholt und NutzerInnen erreichen eine hohe Vergleichbarkeit der Ergebnisse (vgl. Murphy, 2004). Ein weiterer Vorteil ist, dass der für einen Absturz des Systems verantwortliche Parameter sofort identifiziert werden kann. Deswegen wird OFTA auch aufgrund ihrer einfachen und zugänglichen Methodik häufig von Laien verwendet. Gleichwohl gilt es

zu berücksichtigen, dass diese Methode nicht dafür geeignet ist, die oben genannten Wechselbeziehungen zwischen Parametern offen zu legen, da nie mehr als ein Parameter verändert wird (vgl. Czitrom, 1999). Weitere Nachteile sind, dass OFTA bei einer hohen Parameterzahl aufwändig ist und sollte es um direkte Optimierung gehen, häufig optimale Einstellungen verpasst werden können (vgl. Czitrom, 1999), da stets nur ein Parameter verändert wird.

2.3 Mosambik

Mosambik ist ein Staat in Südafrika mit 28.861.863 Einwohnern (Zensus 2017) und der Hauptstadt Maputo. Das Staatsgebiet umfasst eine Fläche von 799.380 km², was zu einer durchschnittlichen Bevölkerungsdichte von 31 Einwohnern pro km² führt. Mosambik ist eines der ärmsten Länder der Welt und rangiert laut Bundesministerium für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung auf dem 181. Rang von 188 im Index der menschlichen Entwicklung (HDI), allerdings mit leicht ansteigender Tendenz (vgl. BMZ, 2018). Die Vegetation in Mosambik ist von trockenem Grasland und einigen Trockenwäldern geprägt, was einer Trockensavanne entspricht (vgl. Wikipedia – Mosambik o.J.). Das vorherrschende Klima ist das Savannenklima mit einer trockenen und einer feuchten Jahreszeit, in der 80% der Jahresniederschläge fallen (vgl. Wikipedia – Mosambik o.J.). Das vorherrschende Klima (vgl. Batidzirai et al., 2006) und die bisher vergleichsweise geringe landwirtschaftliche Produktion (vgl. Arndt et al., 2010) lassen viel Spielraum für Optimierung. Deshalb wird Mosambik, vor allem wegen seiner riesigen Anzahl ungenutzter Ländereien, als eines der vielversprechendsten Länder angesehen, wenn es um die Produktion von Bioenergie durch Energiepflanzen geht (vgl. Smeets, 2007). Für die Regierung Mosambiks sollte vor allem die Reduzierung der Abhängigkeit von Ölimporten im Fokus stehen. Diese hindern das Land wegen der vorherrschenden Unsicherheit im Energiesektor an einer nachhaltigen und sozialökonomischen Entwicklung (vgl. Conselho de Ministros da republica de Mocambique, 2009). Ein stärkerer Fokus auf die Produktion eigener Bioenergie durch Eukalyptus oder Zuckerrohr könnte die eigene Wirtschaft nachhaltig stärken. Trotzdem sollte eine nachhaltige wirtschaftliche und ökologische Entwicklung angestrebt werden (vgl. Verstegen et al., 2012). In den letzten Jahrzehnten sind einige bewaldete Gebiete (z.B. Naturschutzgebiete) und Gebiete für die Nahrungsmittelproduktion (z.B. Viehzucht) Plantagen zur Produktion von Bioenergie gewichen (vgl. Jansen et al., 2008). Um einer solchen Entwicklung zukünftig vorzubeugen, werden Modelle wie das PLUC für Mosambik entwickelt (Verstegen et al., 2012). Durch diese

werden Freiflächen visualisiert, die keinen anderen Wirtschaftszweig oder ein Naturschutzgebiet bedrohen.

3 Vorgehen

In der Bachelorarbeit wird eine Sensitivitätsanalyse auf das PLUC für Mosambik angewendet. Hierbei wird aus zeitlichen Gründen auf die bereits vorgestellte Monte-Carlo Methode verzichtet. Das PLUC mit Monte-Carlo benötigt pro Durchlauf deutlich mehr Zeit für die Berechnungen, sodass es im Rahmen dieser Thesis nicht möglich war, die Sensitivitätsanalyse mit aktiver Monte-Carlo Methode anzufertigen. Zusätzlich ist der Mehrwert in einer Sensitivitätsanalyse eher gering, da hier der Fokus lediglich auf den Parametern aus Tabelle 1 liegt. Für die Sensitivitätsanalyse wird die OFTA-Methode angewendet. Da die Unterschiede zwischen den Erträgen von Eukalyptus und Zuckerrohr nur marginal sind¹, bezieht sich die Sensitivitätsanalyse ausschließlich auf Eukalyptus.

Flächentypen (n)	Eignungsfaktoren (i)								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Ackerland	0.2	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	0	0	0.1
Ackerland-Wiese	0.2	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	0	0	0.1
Ackerland-Weide	0.2	0.1	0.1	0.1	0.15	0.15	0.1	0	0.1
Weide	0.3	0.05	0.15	0.05	0.1	0.05	0.2	0	0.1
Wald	0.25	0	0	0.2	0.05	0.3	0	0.2	0

Tabelle 2: Gewichtung der Eignungsfaktoren (Quelle: Eigene Darstellung nach Verstegen et. Al., 2012)

In Tabelle 2 sind die einzelnen Parameter und Gewichtungen des Modells zu sehen. Dabei schlüsseln sich die Faktoren 1-9 wie folgt auf: (1) *räumliche Autokorrelation*, (2) *Entfernung zu Straßen und Wegen*, (3) *Entfernung zu Wasser*, (4) *Entfernung zu Städten und Gemeinden*, (5) *Ertrag* (6) *Bevölkerungsdichte*, (7) *Viehbestand*, (8) *Abstand zu Grundstücksgrenzen* und (9) *Umwandlungselastizität*. Diese Parameter werden jeweils um den Faktor 0.1 reduziert bzw. addiert, die restlichen Faktoren jedoch möglichst konstant gelassen. Sie können nicht vollständig konstant gelassen werden, weil das Modell in jeder Zeile, zum Beispiel Ackerland, eine Summe von 1 erwartet. Aus diesen Grund wird das Erhöhen bzw. Reduzieren eines Parameters auf alle anderen Faktoren dieser Zeile gleichzeitig verteilt, sodass die Chance einer Verzerrung

¹ Die Werte für Zuckerrohr befinden sich im Appendix.

des Resultats möglichst gering bleibt². Gleichzeitig werden Faktoren, die im Ausgangsmodell bereits mit einem Gewicht von Null versehen waren, ignoriert. Demzufolge hat der Viehbestand für gewöhnliches Ackerland keinen Einfluss. Es ist im Kontext der Landnutzung nicht üblich, Vieh auf gewöhnlichem Ackerland oder im Wald weiden zu lassen. Allerdings kann nicht jeder Parameter um 0.1 reduziert werden. Der Anfangswert im Landnutzungstyp (LUT) „Weide“ für die Variablen *räumliche Autokorrelation*, *Entfernung zu Wasser* und *Ertrag* beträgt jeweils nur 0.05, sodass dieser Wert maximal um 0.05 gesenkt werden kann (siehe Tabelle 2). Auch im LUT „Wald“ ist der Wert der Variable *Entfernung zu Städten und Gemeinden* lediglich 0.05, weswegen auch dieser entsprechend nur um 0.05 reduziert wurde.

Anschließend wird geprüft, welche Parameter besonderen bzw. eher geringen Einfluss auf das Ergebnis haben. Der Output des PLUCs erfolgt in Dateien des Formats *map*. Visualisiert werden diese mit der Software *Aguila*. Um jedoch die Unterschiede der einzelnen Berechnungen besser herauszuarbeiten, reicht die reine Betrachtung der prognostizierten Karte nicht aus. Deshalb werden die Ergebnisse nicht nur über Karten visualisiert, sondern statistisch aufbereitet, beispielsweise mit den Programmen *R* und *Excel*. Durch Grafiken und Tabellen werden die Resultate verglichen, analysiert und abschließend erläutert. Hier wird deutlich, welche Input-Faktoren den größten bzw. geringsten Einfluss auf den Output ausüben. Das lässt Rückschlüsse darauf zu, welche Parameter möglicherweise zu optimieren sind.

² An dieser Stelle wäre auch die Veränderung der Parameter über prozentuale Erhöhung oder Reduzierung denkbar gewesen. Der Rechenaufwand bei diesem Vorgehen ist noch etwas höher, als beim Durchgeführten und im zeitlichen Rahmen dieser Arbeit nicht umsetzbar. Nichtsdestotrotz halte ich das Vorgehen über die prozentuale Veränderung für interessant und wert ausprobiert zu werden.

4 Ergebnis

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse (siehe Tabelle 3 und 4) der durchgeführten OFTA Sensitivitätsanalyse präsentiert und erläutert.

	Parameter	euTo	euTo change (%)	euTo (km ²)	eYTo (kg/km ²)	eYTo change (%)
	default	0.09833	0.00	78820.34	89.95	0.00
	SA	0.1082	10.04	86732.04	103.8	15.40
Ackerland	Entf. Straßen	0.09883	0.51	79221.14	95.03	5.65
	Entf. Wasser	0.09698	-1.37	77738.20	95.92	6.64
	Entf. Städte	0.08838	-10.12	70844.52	82.39	-8.40
	Ertrag	0.1154	17.36	92503.49	149.5	66.20
	Bev. Dichte	0.1212	23.26	97152.71	104.8	16.51
	CE	0.111	12.89	88976.49	112.1	24.62
Ackerland-Wiese	SA	0.09824	-0.09	78748.20	84.21	-6.38
	Entf. Straßen	0.123	25.09	98595.57	122.5	36.19
	Entf. Wasser	0.1106	12.48	88655.85	120.1	33.52
	Entf. Städte	0.0977	-0.64	78315.34	82.55	-8.23
	Ertrag	0.1035	5.26	82964.57	103.3	14.84
	Bev. Dichte	0.1098	11.66	88014.58	106.7	18.62
Ackerland-Weide	CE	0.09825	-0.08	78756.22	94.18	4.70
	SA	0.1143	16.24	91621.74	118.5	31.74
	Entf. Straßen	0.0893	-9.18	71581.99	72.74	-19.13
	Entf. Wasser	0.09571	-2.66	76720.18	109.6	21.85
	Entf. Städte	0.1017	3.43	81521.70	91.64	1.88
	Ertrag	0.09392	-4.48	75285.33	100	11.17
Weide	Bev. Dichte	0.1057	7.50	84728.06	85.29	-5.18
	Viehbestand	0.1153	17.26	92423.33	114.9	27.74
	CE	0.09829	-0.04	78788.28	102	13.40
	SA	0.1045	6.27	83766.16	110.1	22.40
	Entf. Straßen	0.09521	-3.17	76319.38	100.3	11.51
	Entf. Wasser	0.1172	19.19	93946.35	121.5	35.08
Wald	Entf. Cities	0.1056	7.39	84647.90	115.7	28.63
	Ertrag	0.119	21.02	95389.21	109.4	21.62
	Bev. Dichte	0.1172	19.19	93946.35	136.8	52.08
	Viehbestand	0.0912	-7.25	73105.01	99.21	10.29
	CE	0.1079	9.73	86491.56	116.4	29.41
	SA	0.1118	13.70	89617.76	108.9	21.07
Wald	Entf. Städte	0.1234	25.50	98916.21	121.5	35.08
	Ertrag	0.1063	8.11	85209.02	119.4	32.74
	Bev. Dichte	0.08285	-15.74	66411.73	75.46	-16.11
	Entf. Grundstück	0.1095	11.36	87774.11	106.3	18.18

Tabelle 3: Ermittelte Eukalyptuswerte des Jahres 2030 mit Parametererhöhung. Dabei enthält euTo den Wert den das PLUC, zurückgibt. Dieser Wert, beispielsweise 0.09833 in der Spalte default, beschreibt nur den Anteil der potentiell freien Fläche in Bezug auf die Gesamtfläche Mosambiks. Die Fläche in absoluten Zahlen befindet sich in der orangen Spalte euTo (km²). Die prozentuelle Veränderung gegenüber dem default-Wert befindet sich in den grauen Spalten euTo change (%) und eYTo change (%). Die blaue Spalte eYTo enthält den Ertrag, der durchschnittlich pro Km² in einem Jahr erwirtschaftet wird.

	Parameter	euTo	euTo change (%)	euTo (km ²)	eYTo (kg/km ²)	eYTo change (%)
	default	0.09833	0.00	78820.34	89.95	0.00
Ackerland	SA	0.09746	-0.88	78122.96	108.5	20.62
	Entf. Straßen	0.09131	-7.14	73193.18	87.67	-2.53
	Entf. Wasser	0.1178	19.80	94427.30	128.3	42.63
	Entf. Städte	0.09538	-3.00	76455.65	105.1	16.84
	Ertrag	0.09842	0.09	78892.49	75.45	-16.12
	Bev. Dichte	0.09815	-0.18	78676.06	110.8	23.18
	CE	0.09715	-1.20	77874.47	116	28.96
Ackerland-Wiese	SA	0.09982	1.52	80014.71	104.7	16.40
	Entf. Straßen	0.1017	3.43	81521.70	82.12	-8.70
	Entf. Wasser	0.09997	1.67	80134.95	91.43	1.65
	Entf. Städte	0.1122	14.11	89938.40	106.5	18.40
	Ertrag	0.09417	-4.23	75485.73	81.53	-9.36
	Bev. Dichte	0.1335	35.77	107012.27	147.3	63.76
	CE	0.09962	1.31	79854.40	83.34	-7.35
Ackerland-Weide	SA	0.09383	-4.58	75213.19	105.8	17.62
	Entf. Straßen	0.1063	8.11	85209.02	129.3	43.75
	Entf. Wasser	0.09521	-3.17	76319.38	89.8	-0.17
	Entf. Städte	0.08631	-12.22	69185.23	82.75	-8.00
	Ertrag	0.08914	-9.35	71453.73	75.44	-16.13
	Bev. Dichte	0.09604	-2.33	76984.70	103.8	15.40
	Viehbestand	0.09719	-1.16	77906.53	99.99	11.16
CE	0.1268	28.95	101641.61	126.2	40.30	
Weide	SA	0.1207	22.75	96751.91	120.5	33.96
	Entf. Straßen	0.1247	26.82	99958.27	133.1	47.97
	Entf. Wasser	0.09588	-2.49	76856.45	99.9	11.06
	Entf. Cities	0.11	11.87	88174.90	101.6	12.95
	Ertrag	0.08535	-13.20	68415.71	78.57	-12.65
	Bev. Dichte	0.09195	-6.49	73706.20	87.93	-2.25
	Viehbestand	0.1284	30.58	102924.16	138.9	54.42
CE	0.1107	12.58	88736.01	98.57	9.58	
Wald	SA	0.1004	2.11	80479.64	116.3	29.29
	Entf. Städte	0.1119	13.80	89697.92	125.2	39.19
	Ertrag	0.1233	25.39	98836.05	95.41	6.07
	Bev. Dichte	0.1033	5.05	82804.25	98.63	9.65
	Entf. Grundstück	0.09828	-0.05	78780.27	120.2	33.63

Tabelle 4: Ermittelte Eukalyptuswerte des Jahres 2030 mit Parametersenkung. Ermittelte Eukalyptuswerte des Jahres 2030 mit Parametersenkung. Dabei enthält euTo den Wert, den das PLUC zurückgibt. Dieser Wert, beispielsweise 0.09833 in der Spalte default, beschreibt nur den Anteil der potentiell freien Fläche in Bezug auf die Gesamtfläche Mosambiks. Die Fläche in absoluten Zahlen befindet sich in der orangen Spalte euTo (km²). Die prozentuelle Veränderung gegenüber dem default-Wert befindet sich in den grauen Spalten euTo change (%) und eYTo change (%). Die blaue Spalte eYTo enthält den Ertrag, der durchschnittlich pro Km² in einem Jahr erwirtschaftet wird.

Die Sensitivität der einzelnen Parameter des Landnutzungstypen Ackerland (LUT) ist deutlich erkennbar (siehe Abbildung 3). Je steiler der Winkel eines Graphen ist, desto stärker ist die Abweichung des errechneten Outputs vom ursprünglichen Modell. Demzufolge hat die stärkere Gewichtung der *Bevölkerungsdichte* den größten Einfluss auf die Entwicklung der Freiflächen (+23.26 %) und den Eukalyptusertrag (+16.51). Im Gegensatz dazu ist die Veränderung bei Reduzierung dieses Parameters marginal (-0.18% Freiflächen). Trotzdem steigt der Eukalyptusertrag um 23.18%, somit werden die verfügbaren Flächen nun effektiver genutzt.

Auch bei den restlichen Parametern dieses LUTs ist ein ähnlicher Trend zu erkennen. Jeder Parameter reagiert in Bezug auf die Flächenentwicklung lediglich in eine Richtung verstärkt sensitiv. Allerdings scheinen Eukalyptusertrag und -fläche in diesem LUT in keinem Verhältnis zueinander zu stehen. Lediglich der Parameter *Entfernung zu Straßen* verhält sich für Ertrag und Fläche ähnlich (siehe Tabelle 5). *Räumliche Autokorrelation* (SA) führt bei positiver Änderung zu einer Steigerung der potentiellen Fläche um 10.04% und einer Steigerung des Ertrags um 15.40%. Eine starke räumliche Autokorrelation liegt dann vor, wenn Objekte vom selben Typ in einem Gebiet dazu neigen, sich näher beieinander und bei schwacher räumlicher Autokorrelation weiter voneinander weg zu befinden (vgl. Lo & Yeung, 2002). Aus diesem Grund ist die Vergrößerung der Freifläche die Konsequenz der „geordneteren“ Gebiete Ackerland. Die Reduzierung bewirkt hingegen einen Rückgang der Flächen um 0.88 % bei einer Ertragssteigerung von 20.62% auf den verfügbaren Flächen. Somit sind die so entstandenen Flächen effektiver als die durch verstärkte *räumliche Autokorrelation* entstandenen. Eine Steigerung des Parameters *Entfernung zu Straßen* bewirkt, dass sich neu entstandenes Ackerland zukünftig häufiger in der Nähe von Straßen befinden wird. Ein größerer Effekt bleibt allerdings aus, vermutlich aufgrund der Tatsache, dass Ackerland ohnehin häufig in der Nähe von Straßen vorkommt und dieser Faktor bereits annähernd optimal ist. Dafür würde auch sprechen, dass eine Reduzierung des Parameters zu einer Reduzierung der Freiflächen für Eukalyptus (-7.14%) führt, da neues Ackerland sich nun in Gebiete erstrecken würde, die im ursprünglichen Modell Freiflächen waren. Auch der Ertrag sinkt dadurch um -2.53%.

Durch die Reduzierung des Parameters *Entfernung zum Wasser* werden in Wassernähe Freiflächen frei, die für Eukalyptusanbau genutzt werden können. Dadurch wird nicht nur die Gesamtfläche um 19.80% gesteigert, sondern zusätzlich auch der durchschnittliche Ertrag auf den zweithöchsten Wert um 42.63% erhöht. Die Änderung des Parameters *Entfernung zu Städten und Gemeinden* führt in beiden Richtungen zu einem Rückgang der Gesamtfläche. Jedoch resultieren aus der Reduzierung einige Freiflächen in Stadtnähe, die eine effektivere Nutzung erlauben und zu einer Ertragssteigerung von 16.84% führen. Wie zu erwarten steigt der durchschnittliche Eukalyptusertrag pro Jahr durch die Erhöhung des Parameters *Ertrag* am stärksten (+66.20%). Doch auch die Freiflächen profitieren von der Erhöhung dieses Parameters (+17.36%). Analog dazu fällt der Ertrag durch die Reduktion des Parameters am stärksten (-16.12%), wobei sich die Freiflächen kaum verändern.

Der letzte Eignungsfaktor beschreibt die gegenwärtige Art und Weise der Landnutzung und die Wahrscheinlichkeit, dass sich diese ändert (vgl. Verstegen et al., 2012).

Dieser Faktor wird häufig als *Umwandlungselastizität* (engl. *conversion elasticity*) bezeichnet (vgl. Verburg & Overmars, 2009). So ist es wahrscheinlicher, dass Weideland den Platz einer momentan als „verlassen“ markierten Zelle einnimmt, als den Platz einer Zelle Ackerland (Verstegen et al., 2012). Die Veränderung der *CE* bedeutet für die Fläche, dass diese sich bei Steigerung vergrößert, da Ackerland sich auch auf bereits belegte Flächen ausbreitet und im geringeren Umfang verlassene Flächen vorzieht. Dies führt zu mehr Freiflächen, von denen der Eukalyptusanbau profitieren kann. Bei Reduktion verändert sich die Fläche jedoch kaum. Interessant ist, dass sich der Ertrag in beiden Durchläufen um 24.62% und 28.96% erhöht. Durch die Veränderung des Parameters werden stadtnahe Gebiete frei, die einen effektiveren Eukalyptusanbau ermöglichen.

Bemerkenswert ist die Ausprägung der Sensitivität bei Parameteränderung im LUT Ackerland-Wiese, in welchem fünf von sieben Parametern ein ähnliches Sensitivitätsverhalten für die prognostizierte Fläche und Ertrag zeigen (siehe Abbildung 4 und Tabelle 5). Diese Parameter sind *räumliche Autokorrelation*, *Entfernung zu Wasser*, *Entfernung zu Städten und Gemeinden*, *Ertrag* und *Bevölkerungsdichte*. Demzufolge besteht bei diesem LUT und diesen Parametern eine besonders starke Verbindung zwischen Flächen- und Ertragsentwicklung. Eine Erhöhung des Parameters *Entfernung zu Straßen und Wegen* führt in beiden Fällen zu einer Steigerung des Outputs (siehe Abbildung 4). Anders als im LUT Ackerland führt dies jedoch zu einer erheblichen Ertragssteigerung (+36.19%). *CE* hat in Bezug auf die Fläche ein spiegelverkehrtes Verhalten im Vergleich mit Ackerland zur Folge (siehe Tabelle 5). Eine Reduzierung resultiert in einer Flächenvergrößerung und eine Erhöhung in einer Flächenverkleinerung. Zu beachten ist jedoch, dass beide Änderungen sehr gering sind (+1,3% und -0.08%). Da auch die Ertragsveränderungen mit -7.35% und 4.70% relativ schwach sind, gehört *CE* in diesem LUT zu stabilen Parametern. Anders ist es bei der *Bevölkerungsdichte*, welche in beiden Richtungen eine Ertrags- und Flächensteigerung zur Folge hat (siehe Abbildung 4). Vor allem die Steigerung des Ertrags um 66.73% bei Reduktion des Parameters ist bemerkenswert. Durch eine geringere *Bevölkerungsdichte* werden mehr Flächen für Eukalyptus frei, welche zusätzlich sehr effektiv nutzbar sind, weil sie sich in der Nähe von Städten und Gemeinden befinden.

Der LUT Ackerland-Weide setzt acht Parameter voraus, wovon sich nur drei ähnlich verhalten (siehe Tabelle 5). Deswegen haben Eukalyptusertrag und -fläche in diesem LUT eine weniger starke Beziehung als im LUT Ackerland-Wiese. Durch die Reduzierung des Parameters *CE*, dessen Änderung in anderen LUTs keine besonders starken Schwankung zur Folge hat, resultiert in einer Steigerung der Eukalyptusfläche

um 28.95% und des Eukalyptusertrags um 40.30%. Somit werden dadurch, dass der LUT Ackerland-Weide „verlassene Flächen“ präferiert, mehr und effektivere Flächen für die Kultivierung von Eukalyptus frei. Anders als im LUT Ackerland scheinen Eukalyptus und Ackerland-Weide hierbei nicht in Konkurrenz zueinander zu stehen, da hier Flächen frei werden. Der stabilste Parameter in diesem LUT ist *Entfernung zu Wasser*, welcher lediglich bei Erhöhung den Ertrag deutlich steigert (siehe Abbildung 5).

Im LUT Weide führen Änderungen an den Parametern fast ausschließlich zu einer Ertragssteigerung (siehe Tabelle 5). Lediglich das Reduzieren des *Ertrags* und der *Bevölkerungsdichte* führen zu einem Rückgang des Eukalyptusertrags. Vergleichbar in Bezug auf die Flächenentwicklung sind *CE* und *Entfernung zu Städten* sowie *Bevölkerungsdichte* und *Ertrag*. Diese Graphen nehmen beinahe denselben Verlauf (siehe Abbildung 6). Ansonsten ähnelt der Graph für die Flächenentwicklung sehr stark den vorangegangenen LUTs. Es gibt wenige Parameter, die geringe Schwankungen im Vergleich zum „default-Wert“ zur Folge haben, sodass es schwierig ist, stabile Parameter zu entdecken.

Im LUT Wald ähnelt sich der Verlauf der Graphen für Ertrag und Fläche am stärksten (siehe Abbildung 7). Die Graphen unterscheiden sich in der Stärke der Abweichung, allerdings nicht in der Richtung, sodass die Änderungen an vier von fünf Parametern einen ähnlichen Verlauf der Ertrags- und Flächengraphen zur Folge (siehe Tabelle 5) haben. Lediglich beim waldexklusiven Parameter *Abstand zu Grundstücksgrenzen* gibt es Unterschiede in der Entwicklung. Hier führt die Verringerung des Parameters zu einer marginalen Verkleinerung der prognostizierten Freiflächen -0.05%. Ansonsten steigen, wie bei den anderen Parametern dieser LUTs, sowohl Ertrag als auch Fläche. Somit ist Wald der LUT mit der stärksten Verbindung zwischen Ertrags- und Flächenentwicklung.

Werden die Verläufe aller Graphen gleichzeitig betrachtet und anhand der Parameter verglichen, so ist *räumliche Autokorrelation* der Parameter, bei dem sich Eukalyptusertrag und -fläche in den verschiedenen LUTs am ähnlichsten entwickeln (siehe Tabelle 5). In vier von fünf LUTs zeichnet sich eine ähnliche Entwicklung ab, wobei Ackerland die einzige Ausnahme darstellt. Die Eingabeparameter *Entfernung zu Städten und Gemeinden*, *Ertrag* und *Bevölkerungsdichte* sind mit drei von fünf LUTs auf dem zweiten Rang. *Entfernung zu Straßen und Wegen* belegt den dritten Rang mit einer Quote von 50%. *Viehbestand* und *Grundstücksgrenzen* weisen hierbei gar keine Ähnlichkeiten auf, doch diese Parameter sind deutlich weniger vertreten.

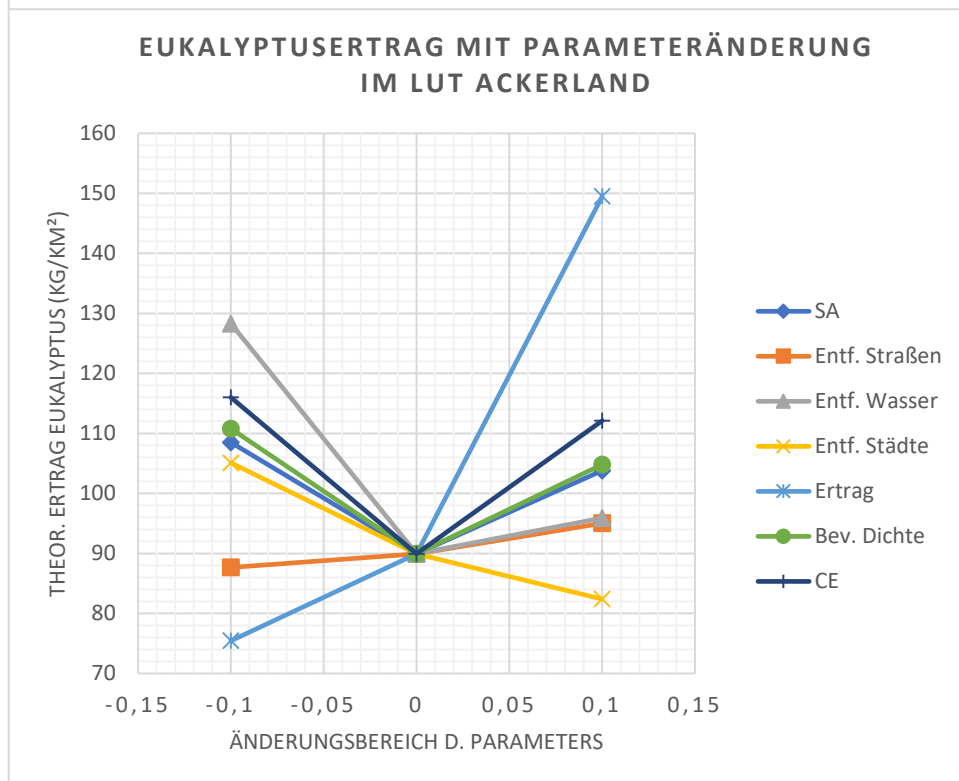
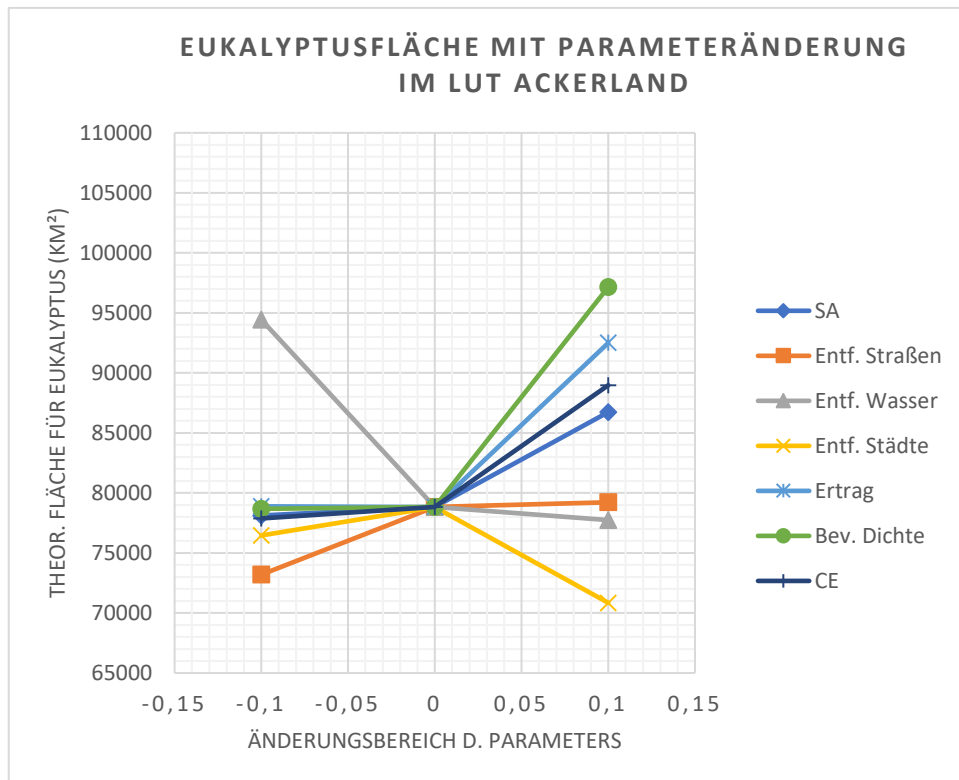


Abbildung 3: Parameteränderung im LUT Ackerland. Oben befindet sich die Sensitivität der Eukalyptusflächen, unten die des Ertrags.

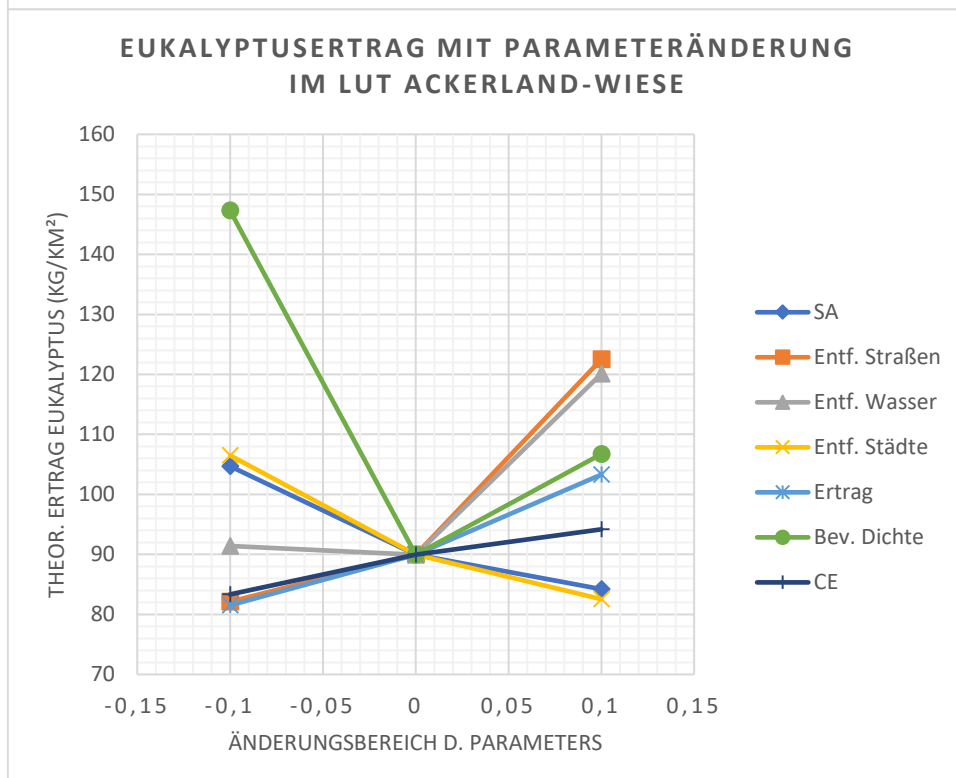
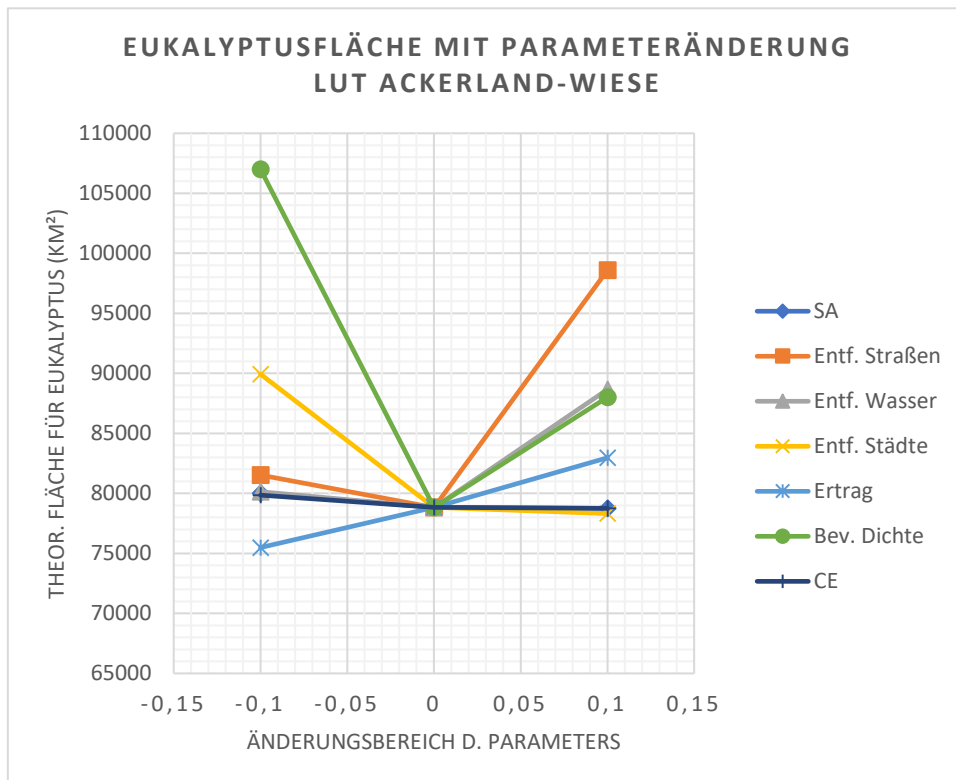


Abbildung 4: Parameteränderung im LUT Ackerland-Wiese. Oben befindet sich die Sensitivität der Eukalyptusflächen, unten die des Ertrags.

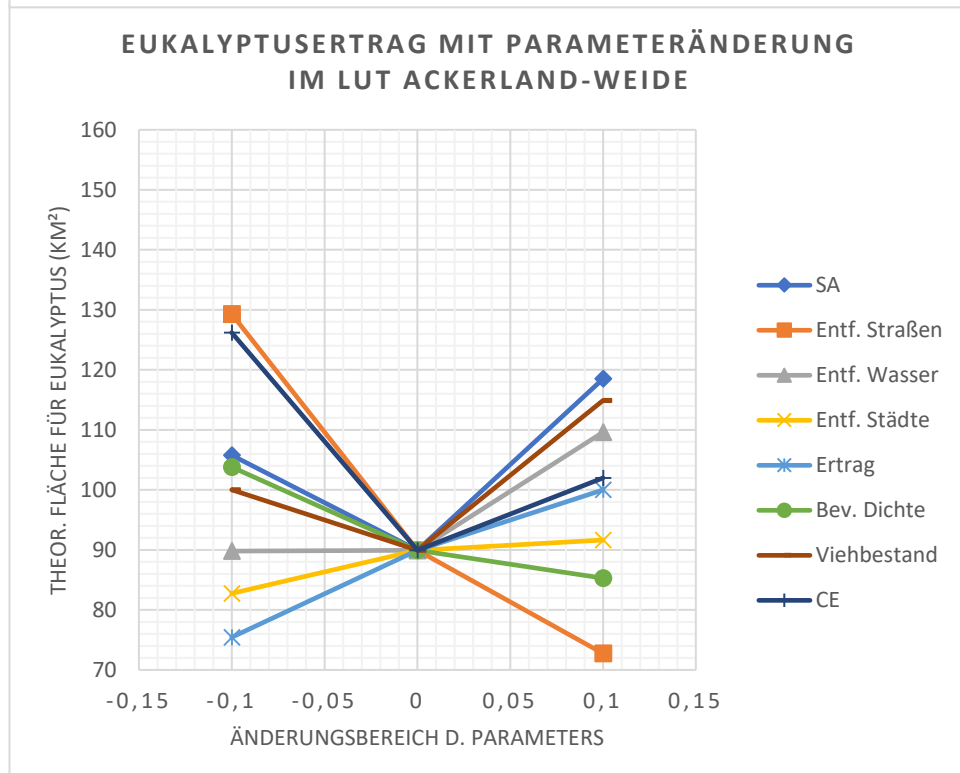
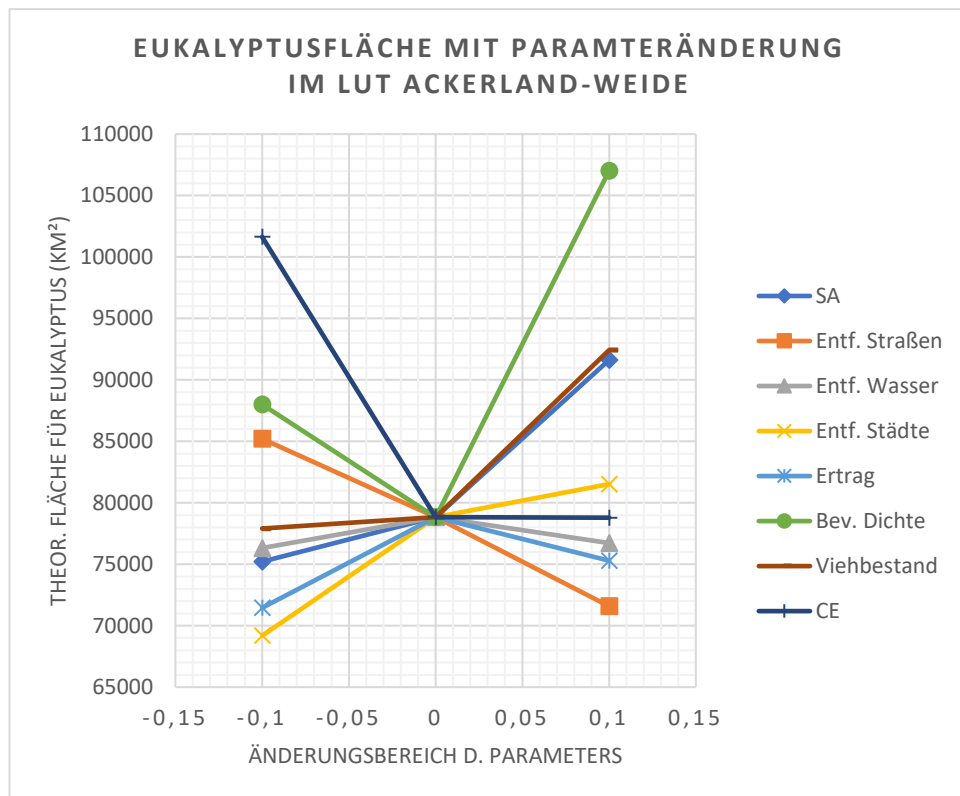


Abbildung 5: Parameteränderung im LUT Ackerland-Weide. Oben befindet sich die Sensitivität der Eukalyptusflächen, unten die des Ertrags.

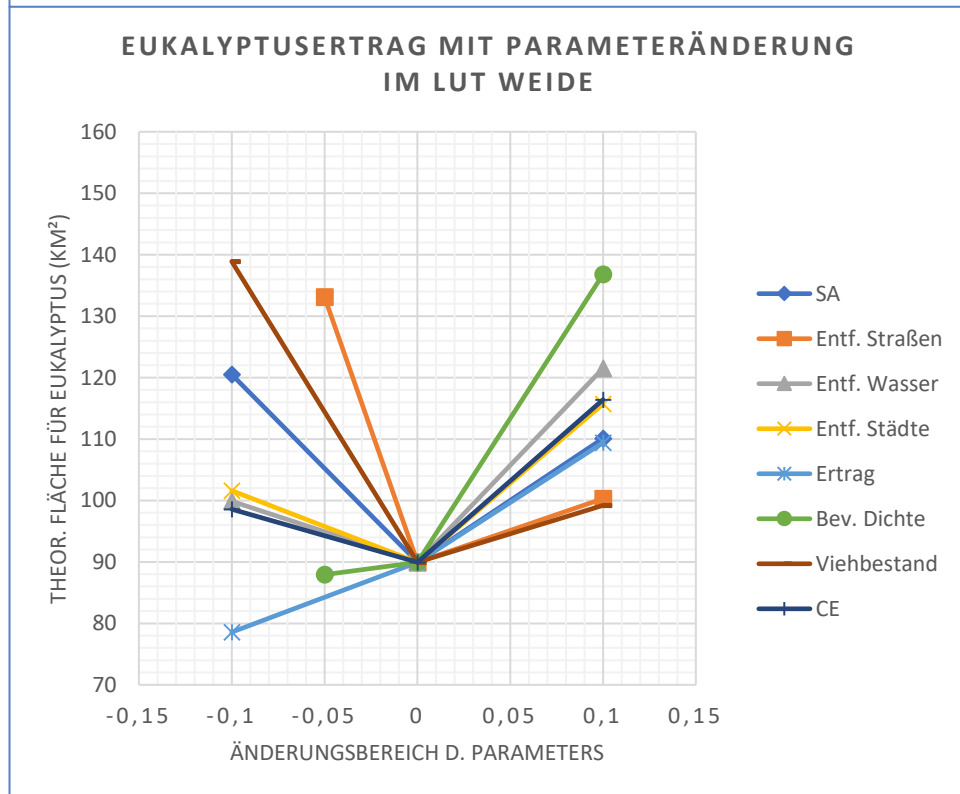
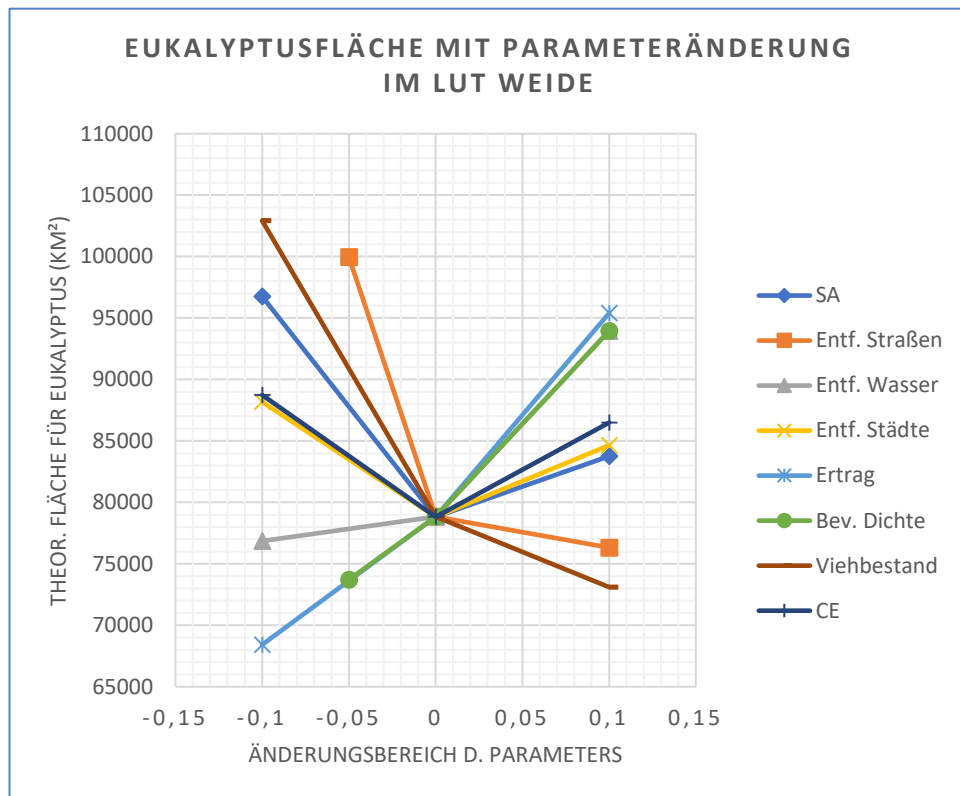


Abbildung 6: Parameteränderung im LUT Weide. Oben befindet sich die Sensitivität der Eukalyptusflächen, unten die des Eukalyptusertrags.

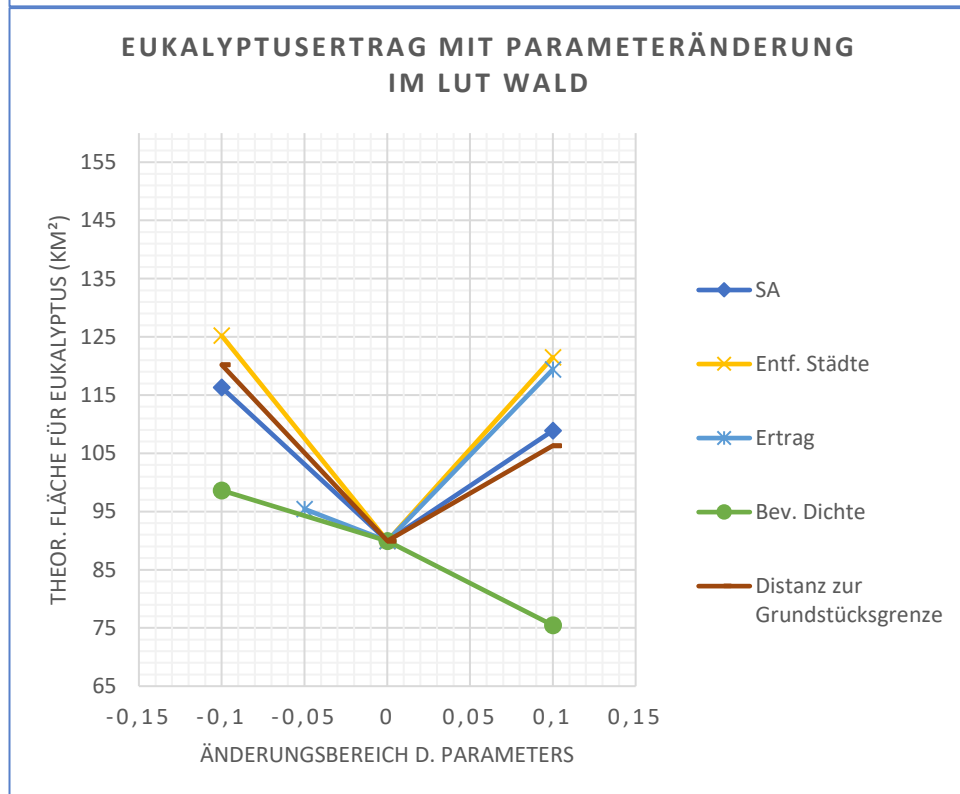
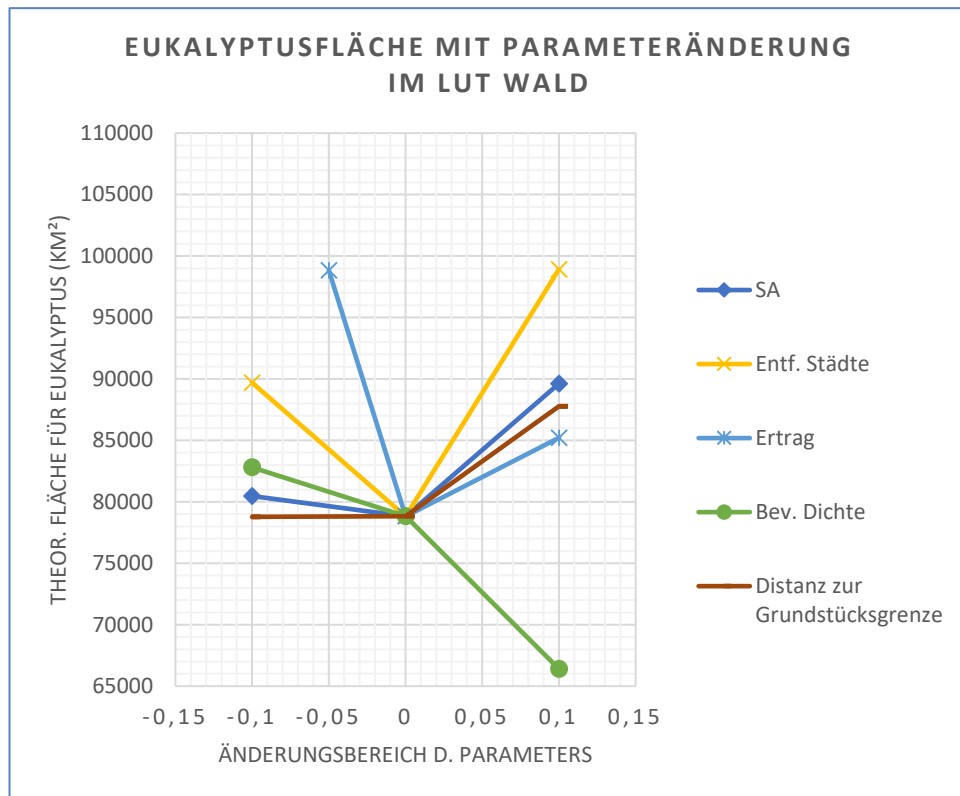


Abbildung 7: Parameteränderung im LUT Wald. Oben befindet sich die Sensitivität der Eukalyptusflächen, unten die des Eukalyptusertrags.

Eukalyptusertrag	Ackerland				Ack.-Wiese				Ack.- Weide				Weide				Wald			
	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓
SA			x			x					x				x				x	
Entf. Straße	x				x					x					x					
Entf. Wasser			x			x			x						x					
Entf. Städte		x				x			x						x				x	
Ertrag	x				x				x					x					x	
Bev. Dichte			x			x				x				x					x	
Viehbestand											x				x					
Entf. zu Grundstücken																			x	
CE			x			x					x				x					
Eukalyptusfläche	Ackerland				Ack.-Wiese				Ack.- Weide				Weide				Wald			
	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓	↓↑	↑↓	↑↑	↓↓
SA	x					x					x				x				x	
Entf. Straße	x							x		x				x						
Entf. Wasser		x				x						x	x							
Entf. Städte				x		x			x							x			x	
Ertrag			x		x							x	x						x	
Bev. Dichte	x					x			x				x						x	
Viehbestand									x					x						
Entf. zu Grundstücken																			x	
CE	x					x				x					x					

Tabelle 5: Parameteränderungen in den einzelnen LUTs. Der erste Pfeil gibt die Reaktion bei -0.1 bzw. -0.05 wieder und der zweite Pfeil entsprechend bei +0.1. Beispiel: Zeigen beide Pfeile nach oben, bedeutet das eine Ertragssteigerung bei Reduzierung und Erhöhung dieses Parameters. Die mit hellgrün gefüllte Zellen zeigen Gemeinsamkeiten zwischen Eukalyptusfläche und -ertrag an. Hellrote Zellen zeigen den Ort des Kreuzes in der jeweils anderen Grafik an. Die hellgrauen Zellen sind nicht belegt, weil der LUT diesen Parameter nicht verwendet.

5 Fazit

In dieser Bachelorarbeit wurde eine One-Factor-at-a-Time Sensitivitätsanalyse für das „PCRaster Land Use Change Modell für Mosambik“ durchgeführt. Dabei wurden sämtliche 35 Parameter betrachtet, um festzustellen, wie sensibel der Modelloutput auf eine Veränderung der Inputwerte reagiert.

Die Resultate zeigen, dass 33 dieser Parameter sensibel bis stark sensibel reagieren, sodass Eukalyptusertrag und/oder Eukalyptusfläche oft deutlich stärker als 10% abweichen. Lediglich die Änderung der Parameter Ackerland *Entfernung zu Straßen* und Ackerland-Wiese *CE* führen zu einer Änderung des Outputs um weniger als 8%. Deswegen eignen sich allenfalls diese Parameter für die Kalibrierung in einem weiteren Schritt. Dafür zeigen die restlichen Parameter zu instabile Ergebnisse, sodass eine Fixierung dieser aufgrund mangelnder Aussagekraft nicht sinnvoll ist. Folglich wäre es sinnvoll, sich vertiefend mit dem Thema auseinanderzusetzen und weitere Fragestellungen anzuschließen. Zum Beispiel wäre es interessant, eine andere Methode für die Sensitivitätsanalyse, wie die „Response Surface Methode“, zu wählen, da durch sie möglicherweise wechselseitige Beziehungen zwischen Parametern aufgezeigt werden könnten (vgl. Myers und Montgomery, 1995), sodass die Ergebnisse dieser Arbeit ideal ergänzt werden würden. Somit würden die Parameter nicht, wie in dieser Arbeit, nur isoliert betrachtet und die Ergebnisse wären somit aussagekräftiger.

Des Weiteren könnte der Ansatz verfolgt werden, die Parameter prozentual zu reduzieren und zu vergrößern, um eine größere Vergleichbarkeit zwischen den einzelnen Resultaten zu erreichen. Hier war die gewählte Veränderung um den festen Faktor 0.1 sicherlich nicht ideal.

Ferner wurde herausgearbeitet, dass in den LUTs Wald und Ackerland-Wiese eine besonders starke Beziehung zwischen Eukalyptusertrag und -fläche besteht. Werden Parameter dieser Landnutzungstypen geändert, so führt dies zu einem ähnlichen Verhalten der beiden Outputs. So geht eine größere mögliche Fläche für den Eukalyptusanbau auch mit einem verbesserten durchschnittlichen Jahresertrag einher. Andersherum ist *räumliche Autokorrelation* in den verschiedenen LUTs der konstanteste Parameter. In vier von fünf LUTs entwickeln sich Ertrag und Freiflächen gleich. Auch hier liegt ein möglicher Ansatzpunkt für künftige Analysen um die Gründe für dieses Phänomen ermitteln können.

Wenngleich die Resultate nicht den erwarteten Ergebnissen entsprochen haben, so war es wichtig, eine Sensitivitätsanalyse auf ein LUC angewendet zu haben. Dadurch wurde zum einen auf kognitiver Ebene ein tieferes Verständnis für das Modell erreicht. Zum anderen ergeben sich, wie bereits aufgezeigt wurde, weitere Fragestellungen, sodass anhand der Ergebnisse deutlich wird, dass es nicht ausreichend ist, OFTA zu verwenden.

6 Quellen

- Anderson, M.G & T.P. Burt (1995): Modelling Strategies. In Andersson, M.G. & T.P. Burt (Hrsg.): Hydrological Forecasting. Chichester, 1-14.
- Arndt, C., Benfica, R., Tarp, F., Thurlow, J., & Uaiene, R. (2010). Biofuels, poverty, and growth: a computable general equilibrium analysis of Mozambique. *Environment and Development Economics*, 15, 81–105.
- Batidzirai, B., Faaij, A. P. C., & Smeets, E. M. W. (2006). Biomass and bioenergy supply from Mozambique. *Energy for Sustainable Development*, X, 28.
- BMZ (2018): Bundesministerium für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung. Online unter: www.bmz.de/de/laender_regionen/subsahara/mosambik/profil.html (aufgerufen am 07.07.2018)
- Conselho de Ministros da republica de Mocambique (2009): Publicacao oficial da republica de Mocambique, Politica e Estrategia de Biocobustiveis Resolucao n.º22/2009. 2009: Maputo, Mocambique.
- Cullen, A. C., und H. C. Frey (1999), Probabilistic Techniques in Exposure Assessment. Plenum Press. New York.
- Czitrom (1999). "One-Factor-at-a-Time Versus Designed Experiments". *American Statistician*. 53.
- Daniel, C. (1973): One-at-a-Time Plans. *Journal of the American Statistical Association* 68, 353-360.
- Devore, J. L., und R. Peck (1996), Statistics: The Exploration and Analysis of Data. 3rd ed. Brooks/Cole Publishing Company. London.
- Dornburg, van Vuuren, van de Ven et Al. (2010): Bioenergie revisited: key factors in global potentials of bioenergy. *Energy & Environmental Science*, 3, 258-267.
- Frey, H. C. und Sumeet, R. P. (2002): Identification and Review of Sensitivity Analysis Methods. *Risk Analysis*, Vol. 22, No. 3.
- Jansen, Bagnoli, & Focacci (2008). Analysis of land-cover/use change dynamics in Manica Province in Mozambique in a period of transition (1990– 2004). *Forest Ecology and Management*, 254, 308–326.
- Kirkby, M.J.; Naden, P.S.; Burt, T.P. & Butcher, D.P (1993): Model calibration and verification. In: Kirkby, M.J.; Naden, P.S.; Burt, T.P. & Butcher, D.P (Hrsg.): Computer simulation in physical geography. Chichester, 155-176.
- Krishnaiah, P. R. (1981), Analysis of Variance. Elsevier. New York.
- Lambin, Meyfroidt (2010): Land use transitions: Ecological feedback versus exogenous socio-economic dynamics. *Land use policy* 27:108–118.
- Lo & Yeung (2002): Concepts and Techniques of Geographic Information Systems. New Jersey.

- Mandl (1977): Simulationstechnik und Simulationsmodelle in den Sozial- und Wirtschaftswissenschaften. Berlin, Heidelberg, New York.
- McCuen (1973): The role of sensitivity analysis in hydrologic modelling. *Journal of Hydrology* 18, 37-53.
- Murphy, J.; et al. (2004). "Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations". *Nature*. 430: 768–772.
- Myers, R. H., und D. C. Montgomery (1995), *Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments*. Wiley and Sons Ltd. New York.
- Schröder, A. (2000): WEPP, EUROEM, E-2D: Results of applications at the plot scale. In: Schmidt, J. (Hrsg.): *Soil Erosion – Application of physical based models*. Berlin, 199-250.
- Shin, Guillaume, Croke and Jakeman (2013): Addressing ten questions about conceptual rainfall–runoff models with global sensitivity analyses in R. *Journal of Hydrology* 503, 135-152.
- Smeets, Faaji, Lewandowski, Turkenburg (2007): A bottom-up assessment and review of global bio-energy potentials to 2050. *Progress in Energy and Combustion Science*, 33, 56-106.
- Van der Hilst, Verstegen, Karssenber, and Faaij (2012): Spatiotemporal land use modelling to assess land availability for energy crops – illustrated for Mozambique. *Global Change Biology Bioenergy*, Volume 4 Issue 6.
- Verburg, P. H., & Overmars, K. P. (2009): Combining top-down and bottom-up dynamics in land use modeling: Exploring the future of abandoned farmlands in Europe with the Dyna-CLUE model. *Landscape Ecology*, 24, 1167–1181.
- Verstegen, J. A. (2011): PCRaster Land Use Change model for Mozambique on GitHub. Online unter: https://github.com/JudithVerstegen/PLUC_Mozambique (aufgerufen am 16.04.2018)
- Verstegen, Karssenber, Van der Hilst and Faaij (2012): Spatio-temporal uncertainty in Spatial Decision Support Systems: A case study of changing land availability for bioenergy crops in Mozambique. *Computers, Environment and Urban Systems* 36, 30-42.
- Wikipedia – Mosambik (o.J.): Kurze Übersicht über das Land Mosambik. Online unter: <https://de.wikipedia.org/wiki/Mosambik> (aufgerufen am 07.07.2018)
- Zensus (2017): Club of Mozambique. Online unter: <http://clubofmozambique.com/news/mozambique-census-2017-we-are-more-than-27-million-ine/> (aufgerufen am: 07.07.2017)

7 Appendix

	Parameter	scTo	scTo change (%)	scTo (km ²)	sYTo (kg/km ²)	sYTo change (%)
	default	0.09756	0.00	78203.12	179.9	0.00
	SA	0.1072	9.88	85930.45	210.4	16.95
Ackerland	Entf. Straßen	0.09806	0.51	78603.92	190.5	5.89
	Entf. Wasser	0.09622	-1.37	77128.99	192.6	7.06
	Entf. Städte	0.08768	-10.13	70283.41	167.5	-6.89
	Ertrag	0.1141	16.95	91461.42	306.7	70.48
	Bev. Dichte	0.1197	22.69	95950.32	217.4	20.84
	CE	0.1098	12.55	88014.58	227.3	26.35
	SA	0.09742	-0.14	78090.90	167.8	-6.73
Ackerland-Wiese	Entf. Straßen	0.1215	24.54	97393.19	254.3	41.36
	Entf. Wasser	0.1095	12.24	87774.11	242	34.52
	Entf. Städte	0.09692	-0.66	77690.10	167.1	-7.12
	Ertrag	0.1026	5.17	82243.13	206.3	14.67
	Bev. Dichte	0.1086	11.32	87052.67	216.2	20.18
	CE	0.09748	-0.08	78138.99	188.6	4.84
	SA	0.1129	15.72	90499.51	242.9	35.02
Ackerland-Weide	Entf. Straßen	0.08858	-9.20	71004.84	148.1	-17.68
	Entf. Wasser	0.09496	-2.67	76118.99	220.5	22.57
	Entf. Städte	0.1009	3.42	80880.43	183.7	2.11
	Ertrag	0.09319	-4.48	74700.17	201.5	12.01
	Bev. Dichte	0.1047	7.32	83926.47	171.9	-4.45
	Viehbestand	0.114	16.85	91381.26	235.9	31.13
	CE	0.09752	-0.04	78171.06	204.2	13.51
	SA	0.1036	6.19	83044.72	219.4	21.96
Weide	Entf. Straßen	0.09446	-3.18	75718.19	202.6	12.62
	Entf. Wasser	0.1158	18.70	92824.12	250.8	39.41
	Entf. Cities	0.1046	7.22	83846.31	234.3	30.24
	Ertrag	0.1176	20.54	94266.98	222.9	23.90
	Bev. Dichte	0.1158	18.70	92824.12	281.2	56.31
	Viehbestand	0.09047	-7.27	72519.85	202.1	12.34
	CE	0.107	9.68	85770.13	231.8	28.85
	SA	0.1106	13.37	88655.85	222.7	23.79
Wald	Entf. Städte	0.1218	24.85	97633.66	252.7	40.47
	Ertrag	0.1054	8.04	84487.59	239.5	33.13
	Bev. Dichte	0.0822	-15.74	65890.70	154.3	-14.23
	Entf. Grundstück	0.1083	11.01	86812.20	216.3	20.23

Tabelle 6: Ermittelte Zuckerrohrwerte des Jahres 2030 mit Parametererhöhung. Dabei enthält scTo den Wert den das PLUC, zurückgibt. Dieser Wert, beispielsweise 0.09756 in der Spalte default, beschreibt nur den Anteil der potentiell freien Fläche in Bezug auf die Gesamtfläche Mosambiks. Die Fläche in absoluten Zahlen befindet sich in der orangen Spalte scTo (km²). Die prozentuelle Veränderung gegenüber dem default-Wert befindet sich in den grauen Spalten scTo change (%) und sYTo change (%). Die blaue Spalte sYTo enthält den Ertrag, der durchschnittlich pro Km² in einem Jahr erwirtschaftet wird.


	Parameter	scTo	scTo change (%)	scTo (km ²)	sYTo (kg/km ²)	sYTo change (%)
	default	0.09756	0.00	78203.12	179.9	0.00
Ackerland	SA	0.0967	-0.88	77513.75	217.8	21.07
	Entf. Straßen	0.0906	-7.13	72624.05	177.7	-1.22
	Entf. Wasser	0.1164	19.31	93305.08	264.3	46.91
	Entf. Städte	0.09463	-3.00	75854.46	211.6	17.62
	Ertrag	0.09765	0.09	78275.26	150.8	-16.18
	Bev. Dichte	0.09738	-0.18	78058.83	221.3	23.01
	CE	0.09638	-1.21	77257.24	232.7	29.35
Ackerland-Wiese	SA	0.09904	1.52	79389.47	209.1	16.23
	Entf. Straßen	0.1008	3.32	80800.27	164.3	-8.67
	Entf. Wasser	0.09918	1.66	79501.70	182.9	1.67
	Entf. Städte	0.1111	13.88	89056.65	215.7	19.90
	Ertrag	0.09344	-4.22	74900.57	164.2	-8.73
	Bev. Dichte	0.1316	34.89	105489.24	311.5	73.15
	CE	0.09879	1.26	79189.08	166.7	-7.34
Ackerland-Weide	SA	0.09311	-4.56	74636.04	213.7	18.79
	Entf. Straßen	0.1053	7.93	84407.43	261	45.08
	Entf. Wasser	0.09447	-3.17	75726.21	180.3	0.22
	Entf. Städte	0.08564	-12.22	68648.17	168.2	-6.50
	Ertrag	0.08843	-9.36	70884.60	153.2	-14.84
	Bev. Dichte	0.09529	-2.33	76383.51	209.1	16.23
	Viehbestand	0.09643	-1.16	77297.32	200.8	11.62
	CE	0.1251	28.23	100278.91	264	46.75
Weide	SA	0.1192	22.18	95549.53	248.3	38.02
	Entf. Straßen	0.1231	26.18	98675.73	276.5	53.70
	Entf. Wasser	0.09511	-2.51	76239.22	201.2	11.84
	Entf. Cities	0.1089	11.62	87293.15	205.5	14.23
	Ertrag	0.08466	-13.22	67862.61	163.6	-9.06
	Bev. Dichte	0.0912	-6.52	73105.01	179.6	-0.17
	Viehbestand	0.1267	29.87	101561.45	292.2	62.42
	CE	0.1095	12.24	87774.11	202.6	12.62
Wald	SA	0.09957	2.06	79814.32	232.4	29.18
	Entf. Städte	0.1107	13.47	88736.01	254.4	41.41
	Ertrag	0.1218	24.85	97633.66	199.7	11.01
	Bev. Dichte	0.1024	4.96	82082.82	198	10.06
	Entf. Grundstück	0.09751	-0.05	78163.04	240.5	33.69

Tabelle 7: Ermittelte Zuckerrohrwerte des Jahres 2030 mit Parametersenkung. Ermittelte Zuckerrohrwerte des Jahres 2030 mit Parametersenkung. Dabei enthält scTo den Wert den das PLUC zurückgibt. Dieser Wert, beispielsweise 0.09756 in der Spalte default, beschreibt nur den Anteil der potentiell freien Fläche in Bezug auf die Gesamtfläche Mosambiks. Die Fläche in absoluten Zahlen befindet sich in der orangenen Spalte scTo (km²). Die prozentuelle Veränderung gegenüber dem default-Wert befindet sich in den grauen Spalten scTo change (%) und sYTo change (%). Die blaue Spalte sYTo enthält den Ertrag, der durchschnittlich pro Km² in einem Jahr erwirtschaftet wird.

8 Plagiatserklärung des Studierenden

Hiermit versichere ich, dass die vorliegende Arbeit „Sensitivitätsanalyse eines Land Use Change Modells“ selbstständig verfasst worden ist, dass keine anderen Quellen und Hilfsmittel als die angegebenen benutzt worden sind und dass die Stellen der Arbeit, die anderen Werken – auch elektronischen Medien – dem Wortlaut oder Sinn nach entnommen wurden, auf jeden Fall unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht worden sind.

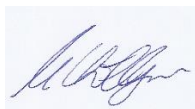
16.07.2018



(Datum, Unterschrift)

Ich erkläre mich mit einem Abgleich der Arbeit mit anderen Texten zwecks Auffindung von Übereinstimmungen sowie mit einer zu diesem Zweck vorzunehmenden Speicherung der Arbeit in eine Datenbank einverstanden.

16.07.2018



(Datum, Unterschrift)