

Statische Kalibrierung eines SVAT-Modells unter Einfluss der Vegetationsdynamik

Jan-Geert Bliefernicht

März 2002

Studienarbeit

Betreuung: Wolfgang Durner und Karsten Schulz

Abteilung Bodenkunde und Bodenphysik

Institut für Geoökologie

Technische Universität Braunschweig

Inhaltsverzeichnis

| | |
|--|-----------|
| ABBILDUNGSVERZEICHNIS | 3 |
| TABELLENVERZEICHNIS | 3 |
| ZUSAMMENFASSUNG | 4 |
| 1. EINFÜHRUNG | 5 |
| 2. METHODE | 7 |
| 2.1. DAS TOPUP MODELL | 7 |
| 2.2. DIE EINGANGSGRÖßEN DES MODELLS UND DIE BESCHREIBUNG DES STANDORTES | 13 |
| 2.3. DIE GLUE-METHODE | 13 |
| 2.4. DIE UNTERTEILUNG DER VEGETATIONSPERIODE | 18 |
| 2.5. DIE ZEITLICHE VARIABILITÄT DER ZIELGRÖßE | 20 |
| 3. ERGEBNISSE UND DISKUSSION | 21 |
| 3.1. KALIBRIERUNG DER DRITTEN VEGETATIONSPHASE | 21 |
| 3.2. VERGLEICH DES KALIBRIERTEN MODELLS MIT DEM LATENTEN WÄRMESTROM DER VEGETATIONSPHASEN I, II, IV UND V | 27 |
| 4. AUSBLICK | 31 |
| 5. LITERATURVERZEICHNIS | 32 |
| ANHANG | 34 |

Abbildungsverzeichnis

| | |
|---|----|
| Abb. 1: Schemenhafte Abbildung des TOPUP (nach Schulz, 2002) | 7 |
| Abb. 2: Die Einteilung der Simulationsperiode in 5 Vegetationsphasen | 19 |
| Abb. 3: Der Verlauf des latenten Wärmestromes in den 5 Vegetationsphasen..... | 20 |
| Abb. 4: Die Equifinality der Modellparameter RSMAX, RSMIN, ROUGH, XMAXINT, SRMAX und XINSR..... | 22 |
| Abb. 5: Die Parameterkombination mit der besten Anpassung für vier Ausschnitte der dritten Vegetationsperiode..... | 25 |
| Abb. 6: Das 5 %- und 95 %-Quantil für drei Ausschnitte aus der dritten Vegetationsperiode..... | 26 |
| Abb. 7: Der Vergleich des Modellverlaufs des Best Fit der dritten Vegetationsphase mit den gemessenen latenten Wärmestrom der weiteren vier Vegetationsphasen | 28 |
| Abb. 8: Vergleich der Unsicherheitsgrenzen der dritten Vegetationsphase mit dem gemessenen latenten Wärmestrom der vier weiteren Vegetationsphasen..... | 31 |

Tabellenverzeichnis

| | |
|--|----|
| Tab. 1: Die Parameterwerte zur Berechnung der kapillaren Aufstiegshöhe in Abhängigkeit des Bodentyps nach Eagleson (1978)..... | 11 |
| Tab. 2: Der Intervallbereich der Modellparameter aus denen zufällig Parameterwerte erzeugt werden. | 15 |
| Tab. 3: Der Zeitraum und die Dauer der 5 Vegetationsphasen. | 19 |
| Tab. 4: Der Effizienzkoeffizient des Best Fit für die Vegetationsphasen. | 29 |

Zusammenfassung

Bei der Kalibrierung von SVAT-Modellen zur Berechnung des latenten Wärmestromes wurde in der Studie von Schulz und Beven (2002) unter Anwendung der GLUE-Methode festgestellt, dass für einen Kalibrierzeitraum von zwei bis drei Wochen keine Identifizierung der Modellparameter möglich ist, so dass das Problem der Parameter Equifinality auftrat. Dabei besaßen die verwendeten SVAT-Modelle kein vegetationsdynamisches Modul, so dass es fraglich ist, ob die kalibrierten Modelle in der Lage sind, den latenten Wärmestrom auch für längere Zeiträume geeignet vorherzusagen. Das Ziel dieser Studienarbeit ist die Prüfung der Frage, ob die Kalibrierung eines SVAT-Modells für einen längeren Zeitraum, als die von Schulz und Beven gewählten Zeiträume, der Parameter Equifinality entgegen wirken kann und ob eine Erweiterung des Modells um ein vegetationsdynamisches Modul erforderlich ist, falls eine Kalibrierung über einen Zeitraum mit verschiedenen vegetationsdynamischen Phasen angestrebt wird. Für die Umsetzung dieser Fragen wird ein Datensatz der Länge einer Vegetationsperiode in fünf Vegetationsphasen mit differenzierten Vegetationsdynamiken unterteilt. Unter Anwendung der GLUE-Methode erfolgt die Kalibrierung des ausgewählten SVAT-Modells (TOPUP) für die dritte Vegetationsphase, deren Zeitraum sieben Wochen beträgt. Das kalibrierte Modell wird dann verwendet, um den latenten Wärmestrom für die vier weiteren Phasen vorherzusagen. Bei dieser Untersuchung stellt sich heraus, dass eine „gute“ Kalibrierung des TOPUP für die dritte Phase möglich ist, sie aber der Parameter Equifinality nicht entgegenwirken kann. Des Weiteren ist das kalibrierte Modell nicht in der Lage, den latenten Wärmestrom für die vier weiteren Vegetationsphasen vorherzusagen. Daher ist es notwendig TOPUP zu erweitern, falls eine Kalibrierung des Modells für einen Zeitraum durchgeführt werden soll, der sich durch eine hohe Vegetationsdynamik auszeichnet.

1. Einführung

Wie wird das Wetter heute oder in den nächsten Tagen? Diese Frage hat sich jeder Mensch schon mindestens einmal in seinem Leben gestellt hat. Leider hat jeder Mensch schon mal feststellen müssen, dass die Vorhersage des Wetters immer mit einer gewissen Unsicherheit belegt ist, so dass man wortwörtlich „im Regen gestanden“ hat. In einer solchen Situation ist man zuerst wütend auf den „Wettervorhersager/in“. Aber danach bemerkt man, dass die Prozesse, die einen hohen Einfluss auf die tägliche Wettervorhersage besitzen, nicht so leicht zu bestimmen sind. Anscheinend können die Modelle, die zur Berechnung des Wetters benutzt werden, nicht alle komplexen Wechselwirkungen der Atmosphäre erfassen, so dass eine Diskrepanz zwischen berechneten und tatsächlichen Werten besteht. Zwar besitzt die tägliche Wettervorhersage einen gewissen Stellenwert für unser Alltagsleben, sie wird aber nahezu unbedeutend, wenn es um die Folgen der sich abzeichnenden Klimaveränderungen geht. Dies ist eine der Gründe warum eine Vielzahl verschiedener Soil Vegetation Atmosphere Transfer (SVAT) Modelle entwickelt wurde. Die SVAT-Modelle werden in General Circulation Models (GCMs) integriert, mit deren Hilfe mögliche Klimaszenarien simuliert werden. Des Weiteren ist auch möglich, sie in Modelle für die Wettervorhersage zu implementieren. Die Modellstruktur eines SVAT-Modell besteht generell aus drei Ebenen: den Boden, die Pflanze und die sich unmittelbar anschließende Atmosphäre. Dabei es möglich die Modellebene der Pflanze nicht in weitere Schichten zu untergliedern, sondern sie als ein einziges großes Blatt (big leaf) zu betrachten, das direkt über den Boden liegt (*Foken, 2001*). In den letzten Jahren hat sich aufgrund der fortschreitenden Entwicklung leistungsfähiger Rechner eine große Anzahl verschiedenster SVAT-Modelle entwickelt, die sich hinsichtlich ihrer Komplexität und ihrer Modellstruktur stark unterscheiden können. Das ist insbesondere dann der Fall, wenn eine Kopplung der SVAT-Modelle mit bereits vorhandenen Modellstrukturen erfolgt.

Die genaue Beschreibung der Prozesse in einem SVAT-Modell erfolgt durch mathematischen Funktionen, mit deren Hilfe die Zielgröße des Modells berechnet wird. Die Zielgrößen der SVAT-Modelle sind die Prozessgrößen des Energie und Wasserhaushaltes wie zum Beispiel der latente Wärmestrom. Zur Berechnung der Zielgrößen ist es nötig den Eingangsgrößen Informationen zum Beispiel in Form von Datenreihen zur Verfügung zu stellen. Des Weiteren ist es erforderlich die Größen der Prozessbeschreibungen, die Parameter des Modells, zu identifizieren. Diese Identifizierung kann entweder direkt über die Messung eines Parameters oder indirekt über die Kalibrierung eines Modells gegen die gemessene Zielgröße erfolgen (Inverse Parameteridentifizierung), so dass in diesem Falle der Parameter geschätzt wird. Für die Schätzung der Parameter gibt es verschiedene Methoden wie zum Beispiel die Maximum Likelihood Methode oder die lineare Regression. Diese „klassischen“ Methoden gehen davon aus, dass es eine klare Identifizierung der Modellparameter gibt, das heißt, dass ein optimaler Wert für ein Parameter ermittelt werden kann. Somit gibt es ein korrektes Modell zur Beschreibung des Prozesses. Ist keine genaue Identifizierung der Parameter möglich, so werden dem Modell weitere Module hinzugefügt. Eine solche Erweiterung des Modells geht immer mit der Hoffnung einher, dass die Prozessbeschreibung dadurch verbessert bzw. realistischer wird. Aber *Schulz und Beven (2002)* haben bei der Kalibrierung von

SVAT-Modellen gezeigt, dass es keine genaue Identifizierung aller Modellparameter möglich ist. Es ist daher schwierig einen optimalen Parametersatz bzw. eine korrektes Modell für das SVAT-Modell anzugeben. Sie haben in ihrer Arbeit festgestellt, dass gute Anpassungen an den zu beschreibenden Prozess von einer Vielzahl verschiedener Modellstrukturen oder Parametersätze geleistet wird. Tritt bei einer Kalibrierung ein solches Problem auf, so findet der Begriff Parameter Equifinality Anwendung. Die Parameter Equifinality zeigt, dass das Modell überparametrisiert ist und dass keine genaue Kalibrierung des Modells erreicht werden kann. Dabei ist die Parameter Equifinality nicht nur bei der Kalibrierung von SVAT-Modellen sondern auch bei der Kalibrierung eines Modells zur Berechnung des Stickstoffhaushaltes (*Schulz et al.*, 1998) aufgetreten. Es scheint daher ein generelles Problem von Modellen zu sein. Da die klassischen Methoden der Parameterschätzung die Parameter Equifinality nicht kennen bzw. nicht berücksichtigen, wurde das Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) Methode (*Beven und Binley*, 1992) entwickelt. Die Basis der GLUE-Methode bildet das Monte-Carlo-Verfahren, mit deren Hilfe eine Vielzahl von Parametersätzen erzeugt wird. Sie werden je nach Güte der Anpassung an die Daten in den weiteren Ablauf der GLUE-Methode integriert oder ausgeschlossen. Die dann verbleibenden Parametersätze bzw. Modellstrukturen werden somit als mögliche Beschreibungen des Modells angesehen. Demnach gestattet die GLUE-Methode nicht nur eine Kalibrierung des Modells sondern auch Unsicherheitsabschätzungen für die Zielgröße des Modells durchzuführen.

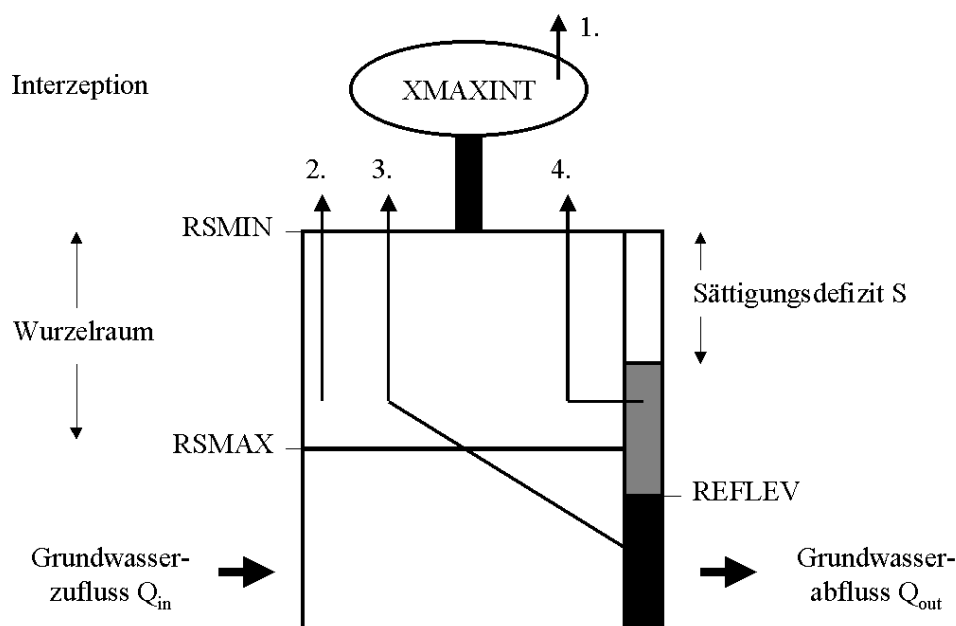
In der Studie von *Schulz und Beven* (2002) wurden drei SVAT-Modelle zur Berechnung des latenten Wärmestroms unter Anwendung der GLUE-Methode kalibriert. Hierfür wurden fünf Datensätzen mit einer Länge von zwei bis drei Wochen verwendet. Sie stellten fest, dass eine gute Anpassung der Modelle an vier der fünf Datensätzen möglich ist. Es trat aber bei allen Datensätzen die Parameter Equifinality auf, so dass keine klare Identifizierung der Modellparameter möglich war. Es besteht nun die Möglichkeit eine Identifizierung der Parameter über einen längeren Kalibrierzeitraum zu erzwingen. Hierbei würde das Problem entstehen, dass in den verwendeten SVAT-Modellen kein Modul integriert ist, der die Vegetationsdynamik berücksichtigt. Um eine klare Identifizierung der Parameter zu erreichen, müssen daher die Modelle eventuell mit einem Vegetationsterm erweitert werden. Aber eine solche Modellerweiterung kann eine zusätzliche Überparametrisierung hervorrufen, so dass die Möglichkeit einer Zunahme der Parameter Equifinality besteht.

Im Rahmen dieser Studienarbeit gilt es nun zu überprüfen, ob die Kalibrierung eines SVAT-Modells über einen längeren Zeitraum, als die von Schulz und Beven gewählten Zeiträume, der Parameter Equifinality entgegen wirken kann und ob eventuell eine Erweiterung des Modells um ein vegetationsdynamisches Modul notwendig ist. Zur Lösung dieser Aufgabe wird als SVAT-Modell TOPUP verwendet. Es handelt sich hierbei um ein von *Schulz et al.* (1998) dokumentiertes Modell zur Berechnung des latenten Wärmestroms, dessen Basis die Penman-Monteith-Gleichung bildet. Der verwendete Datensatz wird mit Hilfe einer Größe zur Beschreibung der vegetativen Dynamik, dem Blattflächenindex, in fünf charakteristische Vegetationsphasen eingeteilt. Die Kalibrierung des TOPUP erfolgt dann für die dritte Vegetationsphase unter Anwendung der GLUE-Methode. Der Kalibrierzeitraum entspricht ungefähr sieben Wochen.

2. Methode

2.1. Das TOPUP Modell

TOPUP ist ein SVAT-Modell zur Berechnung des latenten Wärmestroms. Das Modellkonzept sieht als Basis die Penman-Monteith-Gleichung vor. Neben dieser Formel zur Berechnung des latenten Wärmestroms sind in dem Modell in einer sehr vereinfachten Weise die wichtigsten oberflächennahen hydrologischen Prozesse implementiert. Die Abb. 1 zeigt das Modellkonzept des TOPUP.



1. Evaporation aus dem Interzeptionspeicher ($r_s = 0$)
2. Evapotranspiration (ET_p) aus dem Wurzelraumspeicher ($RSMIN < r_s < RSMAX$)
3. ET_p aus dem Grundwasser, wenn der Grundwasserstand sich im Wurzelraum befindet
4. ET_p infolge des kapillaren Aufstiegs aus dem Grundwasser

Abb. 1: Schematische Abbildung des TOPUP (nach Schulz, 2002)

2.1.1. Die Penman-Monteith-Gleichung

Bei der Penman-Monteith-Gleichung handelt es sich um eine Formel zur Berechnung der Evapotranspiration. Sie beruht auf einer von Monteith durchgeführten Weiterentwicklung des klassischen Penman-Ansatzes zur Berechnung der potentiellen Evaporation. Somit beinhaltet die Penman-Monteith-Gleichung nicht nur die meteorologischen Größen des klassischen Ansatzes, sondern zwei Größen, die die Evaporation hemmen. Diese Größen sind der Stomatawiderstand r_s und der aerodynamische Widerstand r_a . Der Stomatawiderstand beschreibt den Strömungswiderstand der Leitbahnen in einem

Pflanzenkörper. Er kann als approximierte Größe für den Gesamtwiderstand einer Pflanze angenommen werden. Direkt oberhalb einer Pflanzenoberfläche oder einer vegetationslosen Erdoberfläche in Richtung Atmosphäre beginnt der Wirkungsbereich des aerodynamischen Widerstandes. Er beschreibt den Widerstand, den die laminare Grenzschicht einer bewachsenen bzw. unbewachsenen Geländeoberfläche ausübt. Demnach lautet die Penman-Monteith-Gleichung (Baumgartner und Liebscher, 1996)

$$\lambda E = \frac{\Delta R_n + (\rho c_p \delta q) / r_a}{\Delta + \gamma (1 + (r_s / r_a))} \quad (1)$$

- mit λE = latenter Wärmestrom [W m^{-2}]
 Δ = Steigung der Sättigungsdampfdruckkurve [$\text{kg kg}^{-1} \text{K}^{-1}$]
 R_n = Nettostrahlung [W m^{-2}]
 ρ = Dichte trockener Luft [kg m^{-3}]
 c_p = spezifische Wärme der Luft [$\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$]
 r_a = aerodynamischer Widerstand [s m^{-1}]
 δq = Sättigungsdefizit [kg kg^{-1}]
 γ = Psychrometerkonstante [$\text{kg kg}^{-1} \text{K}^{-1}$]
 r_s = Stomatawiderstand [s m^{-1}].

2.1.2. Die Beschreibung der hydrologischen Prozesse im TOPUP

Die passende Bestimmung des latenten Wärmestromes hängt nicht nur von den Größen in der Penman-Monteith-Gleichung ab. Sie wird auch von oberflächennahen hydrologischen Prozessen beeinflusst, die den Gehalt an verfügbarem Wasser kontrollieren. Daher ist es erforderlich die Penman-Monteith-Gleichung mit einem Modellansatz zu kombinieren, der die wichtigsten oberflächennahen hydrologischen Prozesse beschreibt. Diese Idee wird in dem TOPUP-Modell verwirklicht. Demnach besitzt das Modell drei Speicher, die durch hydrologische Prozesse gefüllt bzw. entleert werden. Diese Speicher sind

1. der Interzeptionspeicher mit der maximalen Interzeptionskapazität MAXINT,
2. der Wurzelraumspeicher mit der maximalen Kapazität SRMAX,
3. und der Grundwasserspeicher, der durch einen variablen Grundwasserstand REFLEV charakterisiert wird.

Die Wechselwirkungen der Speicher können folgendermaßen beschrieben werden:

Bei einem Niederschlagsereignis wird zunächst nur der Interzeptionsspeicher aufgefüllt. Der Wurzelraumspeicher und der Grundwasserspeicher bleiben unbeeinflusst. Ist die Kapazitätsgrenze des Interzeptionsspeichers erreicht, fließt der Niederschlag in den Wurzelraumspeicher. Der Grundwasserspeicher wird erst dann aufgefüllt, wenn auch die Kapazitätsgrenze dieses Speichers erreicht ist. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass

die Auffüllung des Grundwasserspeicher mit der vertikalen Transportverzögerung VTD belegt ist, der die Leitfähigkeit der ungesättigten Zone charakterisiert.

Neben den Austauschprozessen der Speicher besitzt das Modell einen weiteren hydrologischen Term, der die Zu- und Abflüsse durch das Grundwasser berücksichtigt. Der Ansatz zur Beschreibung des Grundwasserflusses wurde aus einem von *Beven et al.* (1995) entwickeltem Niederschlags-Abflussmodell (TOPMODEL) übernommen. In TOPUP wird demnach der Grundwasserabfluss Q_{out} folgendermaßen berechnet:

$$Q_{out} = T_0 \tan \beta e^{-S_i/m} \quad (2)$$

- mit $\tan \beta$ = dem hydraulischen Gradienten
- T_0 = der Transmissivität des Bodens
- S_i = dem Speicherdefizit der ungesättigten Zone
- m = einem Skalierungsparameter für die Transmissivität.

Dabei ist der Grundwasserzufluss Q_{in} linear abhängig von dem Grundwasserabfluss und wird je nach Größe des Konstanten F_a vermindert bzw. vergrößert.

$$Q_{in} = F_a Q_{out} \quad (3)$$

Bei der Darstellung der hydrologischen Prozesse des TOPUP wird deutlich, dass alle hydrologischen Prozesse so einfach wie möglich gehalten sind. Es wurde vermieden, komplexere Prozessbeschreibungen wie zum Beispiel die Richards-Gleichung mit einzubauen (Sie ist eine mögliche Beschreibung der Wasserbewegung in der ungesättigten Zone).

2.1.3. Die Berechnung des Stomatawiderstandes

Die Penman-Monteith-Gleichung wurde um zwei Widerstandsgrößen erweitert, die die Höhe des latenten Wärmestroms entscheidend beeinflussen. Die Berechnung dieser Widerstände wird von verschiedenen Faktoren gesteuert. Der Stomatawiderstand wird im wesentlichen von dem Wassergehalt in den Modellspeichern beeinflusst, während der aerodynamische Widerstand von dem Verhalten meteorologischer Größen abhängig ist.

Zunächst wird die Berechnung des Stomatawiderstandes anhand des Aufbaus des TOPUP-Modells beschrieben. In diesem Modell kann das zur Verfügung stehende Wasser nicht nur direkt von der Pflanzenoberfläche, sondern auch vom Wurzelraumspeicher bzw. Grundwasserspeicher (falls die Höhe des Grundwasserstandes sich im Bereich der Wurzelraumspeichers befindet) in die Atmosphäre gelangen. Dabei steuert der Wassergehalt in den Modellspeichern die Größe des Stomatawiderstandes, der für jeden Zeitschritt berechnet wird. Welche Auswirkungen der Wassergehalt in den Modellspeichern auf die Größe des Stomatawiderstandes besitzt, kann folgendermaßen beschrieben werden:

Der Stomatawiderstand wird gleich 0 sm^{-1} gesetzt, wenn durch ein Niederschlagsereignis der Interzeptionsspeicher bis zur seiner maximalen Kapazität gefüllt wird. Verdunstet aus diesem Speicher allmählich Wasser in die Atmosphäre, so strebt der Stomatawiderstand linear dem Parameter RSMIN zu. RSMIN bezeichnet den Stomatawiderstand einer trockenen Vegetationsoberfläche, die nicht durch Wasserzufuhr limitiert ist. Er wird dann erreicht, wenn der Interzeptionsspeicher vollständig entleert ist. Ist dieses der Fall, dann hängt die Berechnung des Stomatawiderstandes davon ab, inwiefern Wasser für die Vegetation bereitgestellt werden kann. Die Höhe des für diese Zwecke zur Verfügung stehende Wassers hängt zu einem vom Wassergehalt im Wurzelraumspeicher ab und zum anderen von der Zufuhr des Wassers über den kapillaren Aufstieg aus dem Grundwasserspeicher sowie von einer möglichen Überlappung des Grundwasserspeichers mit dem Wurzelraumspeicher. Nimmt der Wassergehalt in diesen beiden Speichern ab, so nimmt der Stomatawiderstand bis zu dem Grenzwert RSMAX zu. Dieser Parameter bezeichnet den maximalen Stomatawiderstand. Er wird nur dann erreicht, wenn kein Wasser in den drei Modellspeicher zur Verfügung steht. Die Größe dieses Parameters wird im wesentlichen von der Vegetationsart bestimmt.

2.1.4. Die Berechnung der kapillaren Aufstiegshöhe

Wie wir erfahren haben, ist es in dem TOPUP-Modell möglich, das Grundwasser durch kapillaren Aufstieg in die ungesättigte Zone gelangen kann. Dabei erfolgt die Berechnung der kapillaren Aufstiegshöhe Q_{rise} nach folgender Gleichung:

$$Q_{\text{rise}} = K_s \left(1 + \frac{3/2}{m^* c - 1} \right) \left(\frac{\psi_{\text{air}}}{z} \right)^{m^* c} \quad c = (2 - 3m^*) / m^* \quad (4)$$

- mit k_s = der gesättigten hydraulischen Leitfähigkeit [m h^{-1}]
- ψ_{air} = dem Matrixpotential am Lufteintrittspunkt [m]
- z = die Tiefe des Grundwasserstandes [m]
- m^* = Formparameter, der die Porengrößenverteilung beschreibt [-]

Demnach hängt die kapillare Aufstiegshöhe nicht nur von der Höhe des Grundwasserstandes ab, sondern auch von bodenphysikalischen Größen, die wiederum von der Wahl des Bodentypen bestimmt werden. Bei diesem Modell werden insgesamt vier Bodentypen unterschieden, die die Bandbreite der Bodenarten von Sand bis Ton umfassen. Die Tab. 1 stellt die Bodenarten mit den bodenhydraulischen Kenngrößen nach *Eagleson* (1978) dar.

Tab. 1: Die Parameterwerte zur Berechnung der kapillaren Aufstiegshöhe in Abhängigkeit des Bodentyps nach Eagleson (1978)

| Bodentyp | ψ_{air} [m] | m^* [-] | k_s [m h ⁻¹] |
|----------|-------------------------|-----------|----------------------------|
| 1 | 0.9 | 0.44 | 0.001224 |
| 2 | 0.45 | 1.2 | 0.01224 |
| 3 | 0.25 | 3.3 | 0.1224 |
| 4 | 0.15 | 5.4 | 0.3056 |

2.1.5. Die Berechnung des aerodynamischen Widerstandes

Neben der Berechnung des Stomatawiderstandes erfordert die Penman-Monteith-Gleichung auch eine Bestimmung des aerodynamischen Widerstandes. Dieser Widerstand ist eine entscheidend Größe für die Höhe des latenten Wärmestroms. Ihre Berechnung erfolgt über eine empirische ermittelte Beziehung (Verma, 1989 und Wright et al., 1992, zit. in Schulz et al., 1998):

$$r_a = \frac{u_z}{u_*^2} + \frac{1}{\kappa u_*} \left[\ln \left(\frac{z_0}{z_h} \right) + \psi_m - \psi_h \right] \quad (5)$$

$$\text{mit } u_* = \frac{u_z \kappa}{\ln \left[(z - d_0) / z_0 \right] - \psi_m} \quad (6)$$

- und u_z = Windgeschwindigkeit in der Höhe z [m s⁻¹]
- u_* = Schubspannungsgeschwindigkeit [m s⁻¹]
- κ = von Karman-Konstante [-] (ihr Wert beträgt 0,41)
- z = Messhöhe der Windgeschwindigkeit [m]
- z_0 = Rauigkeitslänge für den Impuls [m]
- z_h = Rauigkeitslänge für die Wärme [m]
- δq = Sättigungsdefizit [kg kg⁻¹]
- d_0 = Verschiebungshöhe bzw. Verdrängungshöhe [m].

Um die Stabilitätskorrekturfaktoren ψ_m and ψ_h in der Gleichung 5 zu ermitteln ist es zunächst erforderlich eine Bestimmung der Monin-Obukhow-Stabilitätslänge L durchzuführen, da diese in die Berechnung der Stabilitätskorrekturfaktoren einfließt. Die Stabilitätsvariable wird nach folgender Gleichung berechnet:

$$L = -\frac{u_*^3 c_p \rho T}{\kappa g H} \quad (7)$$

mit L = Monin-Obukhov-Stabilitätslänge [m]
 T = Lufttemperatur [K]
 g = Gravitationskonstante [m s^{-2}].
 H = sensibler Wärmestrom [W m^{-2}].

Zur Berechnung der Monin-Obukhov-Stabilitätslänge müsste exakter Weise die potentielle Temperatur θ_v verwendet werden. Da diese Größe schwer zu bestimmen ist, kann als approximierte Größe die Lufttemperatur benutzt werden (Foken, 2001). Nach der Berechnung der Stabilitätslänge werden die Stabilitätskorrekturfaktoren ψ_m und ψ_h folgendermaßen berechnet:

$$\psi_m = 2 \ln[(1 - x')/2] + \ln[(1 + x'^2)/2] - 2 \tan^{-1}(x') + \pi/2 \quad (8)$$

$$\psi_h = 2 \ln[(1 + x'^2)/2] \quad (9)$$

$$\text{mit } x' = \left(1 - \gamma \frac{z_m - d}{L}\right)^{1/4} \text{ und } \gamma = 16 \quad (10)$$

mit z_m = Messhöhe der Windgeschwindigkeit [m]

Der Parameterwert für γ wurde von Paulsen (1970) durch eine Kalibrierung bestimmt. Für die Berechnung der Schubspannungsgeschwindigkeit u_* ist eine iterative Lösung notwendig, deren Schritte im folgenden aufgeführt sind:

1. Unter der Annahme neutraler Bedingungen wird eine Anfangsschätzung für die Schubspannungsgeschwindigkeit durchgeführt.
2. Dieser Wert wird in die Gleichung 7 eingesetzt, um die Monin-Obukov-Stabilitätslänge zu berechnen.
3. Die Stabilitätslänge wird verwendet um die Stabilitätskorrekturfaktoren zu berechnen.
4. die Schubspannungsgeschwindigkeit wird unter der Verwendung der Gleichung 6 neu berechnet.
5. Der neue Wert der Schubspannungsgeschwindigkeit wird dann benutzt um nochmals die Monin-Obukov-Länge zu berechnen. Die Schritte 2 bis 5 wiederholen sich.

Die Prozedur stoppt, wenn die Schubspannungsgeschwindigkeit konvergiert. Dieser Wert wird dann für die Berechnung des aerodynamischen Widerstandes verwendet.

2.2. Die Eingangsgrößen des Modells und die Beschreibung des Standortes

Die Eingangsgrößen des TOPUP-Modells sind die Nettostrahlung R_N , die Lufttemperatur T , die Windgeschwindigkeit v , die spezifische Feuchtigkeit s und der Niederschlag P . Der Datensatz dieser Größen wurde von dem Forschungsprojekt AmeriFlux zur Verfügung gestellt. Er stammt von einer meteorologischen Messstation, deren Standort sich im mittleren Westen der USA im Bundesstaat Illinois befindet. Die Umgebung der Messstation zeichnet sich durch ebene, weitflächige, intensiv genutzt Agrarflächen aus und ist somit typisch für die Standorte des Mittleren Westens. Die Daten sind aus dem Jahr 1999. In diesem Untersuchungsjahr wurde Mais auf dem Standort angebaut. Die Aufzeichnungen der meteorologischen Größen begann am 10. Mai mit der Saat und endet am 23. Oktober mit der Ernte. Sie umfasst somit die gesamte Vegetationsperiode des Mais, deren Dauer 167 Tage beträgt. Während dieser Zeit wurden kontinuierlich halbstündliche Messungen der Eingangsgrößen durchgeführt. Neben diesen Größen wurde auch die Zielgröße des Modells, der latente Wärmestrom, halbstündlich aufgezeichnet. Die Messung des latenten Wärmestromes erfolgte mit dem eddy-flux-Verfahren. Neben der Erfassung der Eingangsgrößen und der Zielgröße des Modells wurden auch weitere nichtmeteorologische Kenngrößen des Standortes wie zum Beispiel die Bodenfeuchte oder der Blattflächenindex aufgezeichnet.

2.3. Die GLUE-Methode

2.3.1. Arbeitsschritte der GLUE-Methode

Die Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) Verfahren wurde von *Beven & Binley* (1992) entwickelt. Es lässt sich generell in folgende Arbeitsschritte untergliedern (*Schulz, 2002*):

- Die Wahl des Parameterbereiches
- Monte-Carlo-Simulationen
- Die Bestimmung des Gütemaßes für jede Simulation
- Die Festlegung des Rejection Criterias
- Die Bestimmung, Normierung und Skalierung der Gewichte einer Parameterkombinationen
- Sortieren und Bestimmung der kumulativen Verteilung der Zielgrößen

Unter Anwendung der Monte-Carlo-Methode ist es möglich eine Vielzahl von Parameterkombinationen zu erzeugen, die je nach Güte der Modellanpassung in das weitere

GLUE-Verfahren integriert werden können. Das GLUE-Verfahren gestattet demnach nicht nur die Kalibrierung eines Modells sondern auch Unsicherheitsabschätzungen hinsichtlich der zur vorhersagenden Zielgröße durchzuführen. Die einzelnen Schritte der GLUE-Methode werden im folgenden erläutert.

2.3.2. Wahl des Wertebereiches der Modellparameter

Bevor die Monte-Carlo-Methode angewendet wird, muss den Modellparametern ein Intervallbereich zugeordnet werden. Dieser Intervallbereich sollte sich zunächst in einem physikalisch nachvollziehbaren Bereich bewegen. Sind weitere Informationen über den Parameter vorhanden, dann sollte der Intervallbereich zusätzlich eingeschränkt werden. Dieses ist zum Beispiel der Fall, wenn Informationen über die Standortbedingungen vorhanden sind oder eine Beschreibung der Messinstrumente bzw. der Versuchsanlage vorliegt. Das Problem ist jedoch, dass nur selten für alle Parameter Vorinformation vorhanden sind, so dass in der Literatur auf empirisch ermittelte Größen zurückgegriffen werden muss. Dabei kann es durchaus vorkommen, dass mehrere Autoren für einen und denselben Parameter verschiedene Werte angeben. In solchen Fällen ist es schwierig zu entscheiden, welcher Wert der Parameter erhält. Daher ist es einfacher den Parameter einen Intervallbereich zuzuordnen, der alle empirisch ermittelten Werte einer Größe umfasst.

TOPUP besitzt 17 Modellparameter, deren Wertebereiche es festzulegen galt. Es wurde sich entweder an der Arbeit von *Schulz und Beven* (2002) oder an den Lehrbüchern von *Scheffer und Schachtschabel* (1998), *Foken* (2001) und *Bruitsaert* (1992) orientiert. Die Parameter FA und XM konnten aufgrund der Beschreibung des Standortes bzw. der Versuchseinrichtung festgelegt werden. In Tab. 2 sind die Parameter des TOPUP Modells mit ihren zugehörigen Wertebereichen aufgelistet. Die Bedeutung der Modellparameter kann im Anhang in der Tab. 6 nachgelesen werden.

2.3.3. Monte-Carlo-Simulation

Die Basis des GLUE-Verfahrens bildet die Monte Carlo-Methode. Die Bezeichnung dieser Methode geht auf die beiden amerikanischen Mathematiker Metropolis und Ulam zurück (*Hengartner und Theodorescu*, 1978). Sie stellten im berühmten Casino von Monte Carlo anhand der Ergebnisse des Roulettespiels die ersten Tabellen von Zufallszahlen auf.

Es handelt sich bei der Monte-Carlo-Methode um ein numerisches Verfahren, bei dem zuerst ein Modell entsprechend der Problemstellung aufgestellt wird (z.B. TOPUP). Mit Hilfe von Zufallszahlen werden dann Simulationen durchgeführt, die eine mögliche Schätzung der gesuchten Zielgröße (z.B. der latente Wärmestrom) ermöglichen. Die Genauigkeit der Schätzung hängt im wesentlichen von der Anzahl der Simulationen ab. In dieser Studienarbeit wurden 30.000 Simulationen durchgeführt. Zum einen hat sich die Anzahl der Simulationen nach den Studien von *Schulz et al.* (1999) und *Schulz und Beven* (2002) gerichtet. Zum anderen wäre eine größere Anzahl von Simulationen nicht möglich gewesen, da diese über Nacht durchgeführt wurden und möglichst am nächsten Tag abgeschlossen sein mussten. Die Erzeugung der Zufallszahlen kann mittels verschiedenster Verfahren erfolgen, die in *Hengartner und Theodores-*

cu (1978) nachgelesen werden können. Im Rahmen dieser Studienarbeit wurde ein Verfahren verwendet, welches gleichverteilte Zufallszahlen für einen Parameter erzeugt. Dabei ist zu berücksichtigen, dass jedem Modellparameter ein festgelegter Intervallbereich zugeordnet ist, aus dem die Zufallszahlen ermittelt werden. Somit ergibt sich für jeden der 30000 Simulationen ein zufällig ermittelter Parametersatz, der in das TOPUP eingegeben wird. Es ist dabei zu berücksichtigen, dass jeder dieser Parametersätze eine mögliche Beschreibung des Modells sein kann, da alle Parameterwerte aus einem physikalisch sinnvollen Bereich stammen.

Tab. 2: Der Intervallbereich der Modellparameter aus denen zufällig Parameterwerte erzeugt werden. Die Bedeutung der Modellparameter kann in der Tab. B des Anhangs nachgelesen werden.

| Parameter | Intervallgrenze | Einheit |
|---|------------------------|-------------------|
| Fixierte Parameter | | |
| FA | 1 | - |
| XM | 10 | m |
| Varierte meteorologische Parameter | | |
| RSMAX | 50 - 50 | s m ⁻¹ |
| RSMIN | 10 - 10 | s m ⁻¹ |
| ROUGH | 0,2 - 0,2 | m |
| RLZS | 1 - 1 | - |
| D | 0,2 - 0,2 | m |
| Varierte bodenphysikalische und hydrologische Parameter | | |
| SRMAX | 0,1 - 0,1 | m |
| XMAXINT | 0,05 - 0,05 | m |
| TTANB | 0,0005 - 0,0005 | m ² h |
| REFLEV | 0,01 - 0,01 | m |
| VTD | 0,05 - 0,05 | h m ⁻¹ |
| SOIL | 1 - 1 | - |
| XINSR | 0,4 - 0,4 | - |
| XM | 0,005 - 0,005 | m ² h |
| DTH1 | 0,05 - 0,05 | - |
| DTH2 | 0,05 - 0,05 | - |

2.3.4. Die Bestimmung des Gütemaßes

Nach jeder Monte-Carlo-Simulation werden die vorhergesagten Daten des Modells mit den gemessenen verglichen, um so die Güte der Anpassung abzuschätzen. Dieser Vergleich kann unter der Berechnung eines Gütemaß z. B. mit dem Bestimmtheitsmaß oder mit dem mittlere quadratische Fehler (Mean Square Error) erfolgen. In dieser Studienarbeit wurde als Gütemaß der von *Nash und Sutcliffe* (1970) entwickelte Effizienzkoeffizient verwendet, der nach folgender Gleichung berechnet wird:

$$G = 1,0 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (11)$$

mit O_i = gemessener Wert an der Stelle i

P_i = vorhergesagter Wert an der Stelle i

\bar{O} = Mittelwert aller O_i

N = Anzahl der Messungen

Der Wertebereich, in dem der Effizienzkoeffizient liegen kann, ist der Intervallbereich zwischen 1 und $-\infty$. Dabei wird die Güte der Modellanpassung besser, je näher sich der Effizienzkoeffizient der linken Intervallgrenze annähert. Entfernt er sich von dieser Intervallgrenze, desto schlechter wird sie. Bei der Monte-Carlo-Methode besitzt das Modell mit der Parameterkombination die beste Anpassung an die Daten, deren Effizienzkoeffizient der linken Intervallgrenze am nächsten liegt. Ein solche Modellstruktur bzw. ein solche Parameterkombination wird auch als Best Fit bezeichnet.

2.3.5. Die Festlegung des Rejection Criterias

Als nächster Schritt des GLUE-Verfahrens wird das Rejection Criteria festgelegt. Das Rejection Criteria bezeichnet einen Schwellenwert des Gütemaßes, mit dem entschieden wird, welche Parameterkombinationen in das weitere Verfahren einfließen und welche vernachlässigt werden können. In dieser Studienarbeit wurde ein Effizienzkoeffizient von 0,5 als Rejection Criteria festgelegt. Damit fließen nur die Parametersätze ein, die oberhalb dieses Wertes liegen. Sie werden somit als „gute“ Anpassungen an die gemessenen Daten interpretiert. Alle Parameterkombinationen, die unterhalb des Schwellenwertes liegen, werden im weiteren Verfahren nicht mehr berücksichtigt. Es sollte erwähnt werden, dass die Festlegung des Rejection Criterias nach subjektiven Kriterien erfolgt und die weiteren Ergebnisse des GLUE-Verfahrens dadurch beeinflusst werden. Welche Wirkungen eine solche Wahl hat, wird in *Schulz et al.* (1999) beschrieben.

Durch die Festlegung des Rejection Criterias wird eine große Anzahl von Parameterkombinationen in den weiteren Ablauf der Methode integriert. Jede dieser Parameterkombination kann als eine mögliche Beschreibung des Modells gedeutet werden. Das

bedeutet für die Vorhersage der Zielgröße, dass für jeden Zeitschritt nicht nur ein Wert sondern eine Vielzahl von Werten berechnet wird, deren Anzahl gleich der Anzahl der verbliebenen Parameterkombinationen ist. Demnach kann für die Zielgröße des Modells durch Angabe eines hohen und eines niedrigen Werte eine „Bandbreite“ vorhergesagter Werte für jeden Zeitschritt angegeben werden. Die graphische Darstellung dieser „Bandbreite“ erfolgt mit den Unsicherheitsgrenzen, den sogenannten Quantilen (z. B. das 5 %- und das 95 %-Quantil). Welche genaue Bedeutung diese Quantile haben und welche Schritte im GLUE-Verfahren notwendig sind, um diese Unsicherheitsgrenzen zu ermitteln, wird im weiteren erläutert.

2.3.6. Die Bestimmung, Skalierung und Normierung der Gewichte einer Parameterkombination

Nach der Festlegung des Rejection Criterias werden die verbleibenden Parameterkombinationen entsprechend dem erzielten Gütewert gewichtet. Das heißt, dass die Parameterkombinationen mit guten Anpassungen an die Daten ein hohes Gewicht bekommen, während die Parameterkombinationen mit schlechten Anpassungen ein entsprechend niedriges Gewicht erhalten. Die Gewichte der Parameterkombinationen werden dann auf den Intervallbereich zwischen 0 und 1 skaliert, so dass jede Parameterkombination ein „neues“ skaliertes Gewicht s_i erhält:

$$s_i = \frac{g_i - x_u}{x_o - x_u} \quad (12)$$

mit g_i = „altes“ Gewicht der i-ten Parameterkombination

x_u = Gütemaß der Parameterkombination mit der schlechtesten Anpassung an die Daten

x_o = Gütemaß des Best Fits

Demnach bekommt der Best Fit den Gewichtungswert 1 während die Parameterkombination mit der schlechtesten Anpassung den Gewichtungswert 0 erhält. In einem nächsten Schritt werden die skalierten Gewichte aller Parameterkombinationen addiert. Ihre Summe wird zur Normierung des Gewichtes einer Parameterkombination verwendet, so dass ein neues normiertes Gewicht n_i für jede Parameterkombination entsteht:

$$n_i = \frac{s_i}{\sum_i^N s_i} \quad (13)$$

mit N = Anzahl der Parameterkombinationen (nach der Festlegung des Rejection Criterias)

2.3.7. Sortieren und Bestimmung der kumulativen Verteilung der Zielgrößen

Mit Hilfe der Unsicherheitsgrenzen kann die sich aus der Parameter Equifinality ergebende Unsicherheit bei der Vorhersage der Zielgröße erfasst werden. Hierfür ist es notwendig die Zielvariable nach der Größe ihrer Werte für jeden Zeitschritt zu sortieren. Das erfolgt inklusive der zugehörigen normierten Gewichte und Parameterkombinationen. Hieraus wird die kumulative Verteilung der Zielgröße für jeden Zeitschritt ermittelt, in dem die normierten Gewichte ausgehend vom niedrigsten Wert der Zielgröße aufsummiert und gegen den entsprechenden Wert der Zielgröße aufgetragen werden. Mit Hilfe der kumulativen Verteilung können die Quantile für jeden Zeitschritt angegeben werden.

2.4. Die Unterteilung der Vegetationsperiode

Die Kalibrierung des Modells wird nicht für die gesamte Vegetationsperiode erfolgen, sondern nur für einen Teilbereich, der sich durch eine geringe Vegetationsdynamik auszeichnet. Daher ist es zunächst notwendig eine Größe zu finden, die die vegetative Dynamik einer Pflanze beschreibt. Hierfür bietet sich der Blattflächenindex (LAI = Leaf Area Index) an, der das Verhältnis der gesamten Blattoberfläche eines Bestandes zur gesamten Bestandsgrundfläche beschreibt:

$$LAI = \text{Blattfläche des Bestandes [m}^2\text{]} / \text{Grundfläche des Bestandes [m}^2\text{]}$$

Die Höhe des Blattflächenindex wird im wesentlichen durch die Belaubung der Einzelpflanzen und deren gegenseitigem Abstand bestimmt. Der Index kann Werte zwischen 0 und 16 annehmen. Ein niedriger Blattflächenindex zwischen 0 und 2 wird nur bei offenen, niederwüchsigen Pflanzengemeinschaften wie Tundragesellschaften erreicht. Im Gegensatz hierzu stehen geschlossene, hochwüchsige Kräuter oder Gehölze deren LAI-Werte meist zwischen 4 und 6 liegt. Hohertragreiche Getreidearten oder dichte Wälder (insbesondere Regenwälder der Immerfeuchten Tropen) besitzen sogar einen Index von 10 oder mehr. Der maximale Wert des LAIs beträgt 16 und wird in den immergrünen Wäldern der Westküste der USA erreicht (Larcher, 1995; Lech, 1991).

Die Abb. 2 zeigt den Verlauf des Blattflächenindexes des Mais während der gesamten Vegetationsperiode. Demnach kann sie in fünf charakteristische Vegetationsphasen eingeteilt werden. Die Vegetationsphasen I, III und V zeichnen sich durch einen nahezu konstanten Verlauf des Blattflächenindexes aus, wobei die dritte Vegetationsphase gegenüber den beiden anderen Phasen einen deutlich höheren täglichen LAI-Wert aufweist. Die Vegetationsphasen II und IV zeichnen sich im Gegensatz zu den anderen Phasen durch eine sehr hohe Dynamik des Blattflächenindexes aus.

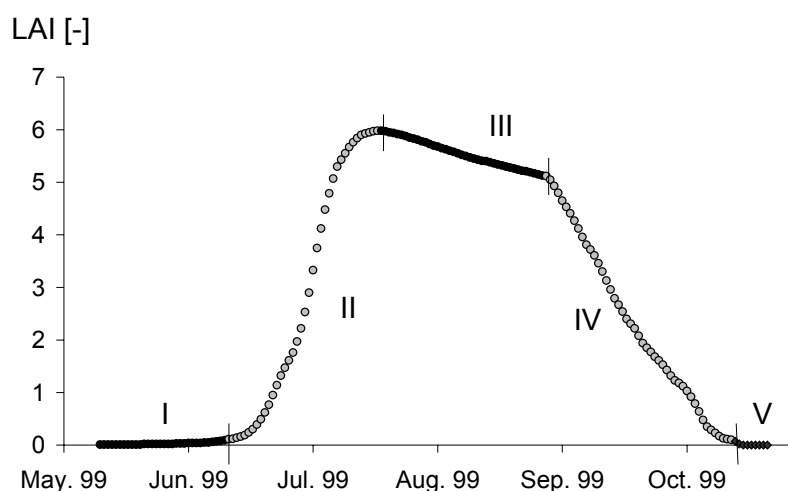


Abb. 2: Die Einteilung der Vegetationsperiode in fünf Vegetationsphasen anhand des Verlaufes der LAI-Werte von Mais

Mit Hilfe des BBCH-Codes (Eder, 1998) kann den fünf Vegetationsphasen verschiedene Entwicklungsstadien zugeordnet werden, die in der Tab. 3 wiedergegeben werden. Der BBCH-Code ist ein bundeseinheitlicher Nummerierungsschlüssel, der die einzelnen Wachstumsabschnitte einer Ackerfrucht in verschiedene Entwicklungsstadien einteilt.

Tab. 3: Der Zeitraum und die Dauer der 5 Vegetationsphasen. Mit Hilfe des BBCH-Code, konnte den 5 Vegetationsphasen verschiedene Entwicklungsstadien des Mais zugeordnet werden. Der BBCH-Code teilt die Wachstumsabschnitte einer Ackerfrucht in Entwicklungsstadien ein.

| Vegetationsphase | Zeitraum | Dauer [Tage] | Entwicklungsstadium des Mais (BBCH-Code) |
|------------------|---------------------|--------------|--|
| I | 10. Mai – 10. Juni | 32 | Keimung |
| II | 11. Juni – 18. Juli | 38 | Blattentwicklung Längenwachstum |
| III | 19. Juli – 28. Aug. | 41 | Erscheinen der Blütenanlage Blüte |
| IV | 29. Aug. – 14. Okt. | 47 | Fruchtbildung Frucht- und Samenreife |
| V | 15. Okt. – 23. Okt. | 9 | Absterben |

2.5. Die zeitliche Variabilität der Zielgröße

Um einen gewissen Einblick über die zeitliche Variabilität des latenten Wärmestromes während einer Vegetationsperiode zu gewinnen, werden die gemessenen Daten dieser Größe für jede der fünf Vegetationsphasen in der Abb. 3 anhand eines Ausschnitts dargestellt. Die Dauer dieser Ausschnitte beträgt drei Kalibriertage. Es ist zu berücksichtigen, dass in den Ausschnitten nur ein sehr begrenzter Teil einer Vegetationsphase dargestellt wird. Somit präsentieren die Graphiken der Vegetationsphase I bis IV weniger als ein Zehntel der gesamten Phase. Daher wurden die Ausschnitte so gewählt, dass sie möglichst einen charakteristischen Zeitraum aus der gesamten Vegetationsphase darstellen. Demzufolge befinden sie sich meist im mittleren Bereich der Phase.

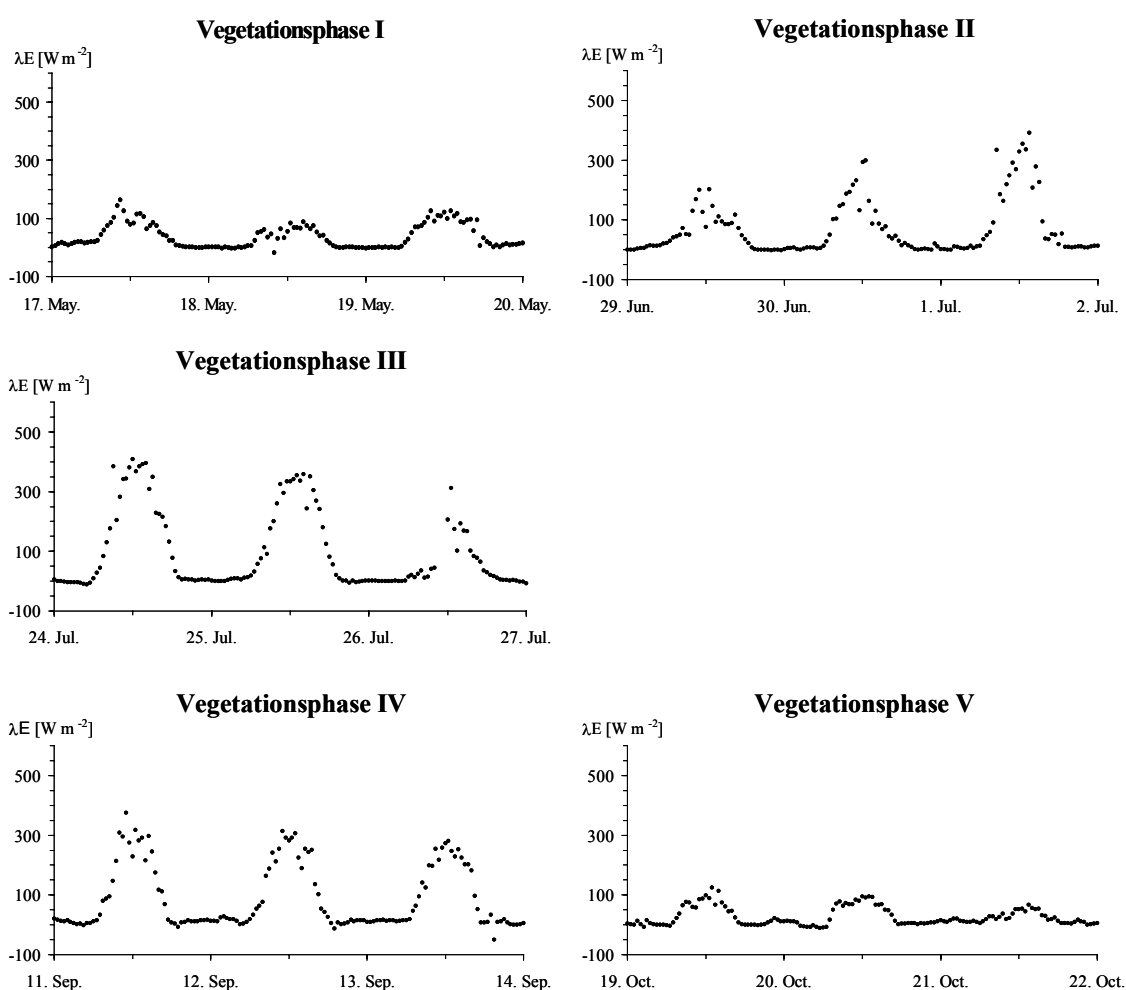


Abb. 3: Der Verlauf des latenten Wärmestroms in den 5 Vegetationsphasen.

Die fünf Ausschnitte der Abb. 3 zeigen die hohe tageszeitliche wie auch jahreszeitliche Variabilität des latenten Wärmestroms. Daher wird deutlich welche Anforderungen an ein Modell zur Vorhersage dieser Größe gestellt werden. Die niedrigsten tageszeitlichen Unterschiede betragen rund 50 bis 100 W m^{-2} und werden am Beginn und am En-

de der Vegetationsperiode erzielt. Die höchsten tageszeitlichen Unterschiede liegen in dem Bereich zwischen 400 bis 500 W m⁻². Sie sind vornehmlich in der dritten Vegetationsphase zu finden. In dieser Vegetationsphase wird außerdem der höchste tägliche latente Wärmestrom erreicht, der gegen Mittag zur Zeit des Sonnenhöchststandes über 500 W m⁻² liegen kann. In der Nacht werden grundsätzlich sehr geringen latente Wärmeströme erreicht, die nur in den seltensten Fällen mehr als 10 W m⁻² erreichen. Eine Besonderheit der dritten Vegetationsphase ist, dass sie immer wieder durch Ausfälle der meteorologischen Messstation gekennzeichnet (26. August) ist, so dass kein latenter wie auch sensibler Wärmestrom gemessen werden konnte. Die Auslöser hierfür waren heftige Niederschlagsereignisse.

Es wird nun eine Kalibrierung des TOPUP für den gesamten Zeitraum der dritten Vegetationsphase unter Anwendung der GLUE-Methode durchgeführt. Der Kalibrierzeitraum beträgt 41 Tage und ist somit länger als die von *Schulz und Beven* (2002) verwendeten Zeiträume. Da das Modell kein vegetationsdynamisches Modul aufweist, wurde die dritte Vegetationsphase gewählt, da sie als einzige Phase eine nahezu konstante Vegetationsdynamik mit einem hohen LAI-Wert aufweist. Nach der Kalibrierung des Modells wird der Parametersatz des Best Fit verwendet, um für den Zeitraum der dritten Vegetationsphase den latenten Wärmestrom zu berechnen. Die berechneten Daten werden dann mit den gemessenen verglichen. Des Weiteren wird für den Zeitraum der dritten Phase das 5 %- und das 95 %-Quantil dargestellt, um so die Unsicherheiten in der Vorhersage des latenten Wärmestroms zu demonstrieren. Anhand der Ergebnisse der Kalibrierung wird sich zeigen, ob die Wahl eines längeren Kalibrierzeitraums das Problem der Parameter Equifinality beseitigt und eine Identifizierung der Parameter möglich wird. Danach wird der Parametersatz des Best Fit der dritten Vegetationsphase verwendet, um den latenten Wärmestrom für den Zeitraum der vier weiteren Vegetationsphasen zu berechnen. Ebenso werden die Quantile der dritten Vegetationsphase für die vier weiteren Vegetationsphasen dargestellt werden. Es wird sich dann zeigen, ob das kalibrierte Modell in der Lage ist, für die vier weiteren Vegetationsphasen die gemessenen Werte in einer geeigneten Weise vorherzusagen.

3. Ergebnisse und Diskussion

3.1. Kalibrierung der dritten Vegetationsphase

3.1.1. Die Equifinality der Modellparameter

Die Ergebnisse der Kalibrierung sind in der Abb. 4 für die folgenden sechs Modellparameter dargestellt: den minimalen Stomatawiderstand RSMIN, den maximalen Stomatawiderstand RSMAX, den maximalen Wurzelspeicher SRMAX, die maximale Interzeptionsspeicherkapazität XMAXINT, den Sättigungsgrad des Bodens zum Beginn der Simulation XINSR, und die Rauigkeitslänge des Impulsflusses ROUGH. Die Ergebnisse der weiteren Modellparameter spiegeln im wesentlichen die Ergebnisse der Para-

meter RSMIN und ROUGH wieder. Aufgrund dessen wird auf eine Darstellung dieser Modellparameter im Ergebnissteil verzichtet. Die Ergebnisse sind in der Abb. A des Anhangs dargestellt.

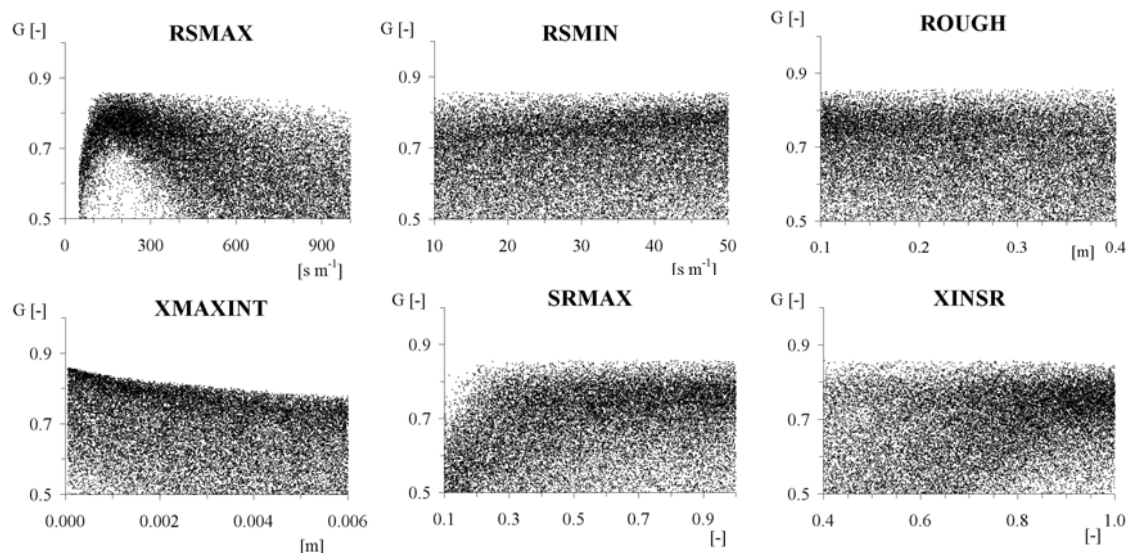


Abb. 4: Die Equifinality der Modellparameter RSMAX (maximaler Stomatawiderstand), RSMIN (minimaler Stomatawiderstand), ROUGH (Rauhigkeitslänge des Impulsflusses), XMAXINT (maximale Interzeptionskapazität), SRMAX (maximaler Wurzelspeicher) und XINSR (Sättigungsgrad zum Beginn der Simulation). Die Kalibrierung des SVAT-Modells erfolgte für die dritten Vegetationsphase.

In den graphischen Darstellungen der Abb. 4 wird der Effizienzkoeffizient von Nash und Sutcliffe (Gleichung 11) gegen den Wertebereich eines Parameters aufgetragen. Jeder Punkt dieser Graphik stellt somit das Gütemaß einer Simulation bzw. einer Parameterkombination dar. Es sind nur die Simulationen dargestellt, deren Effizienzkoeffizient größer als 0,5 ist. Es sind selbstverständlich Parameterkombinationen mit einem geringeren Effizienzkoeffizienten vorhanden. Da sie aber von geringerem Interesse sind, werden sie nicht berücksichtigt. Der Anteil der Simulationen, deren Effizienzkoeffizient unterhalb von 0,5 ist, liegt bei rund 20 %. Die Parameterkombination mit der besten Anpassung an die Daten, der Best Fit, besitzt ein Effizienzkoeffizient von genau 0,858. Im weiteren Verlauf der Arbeit wird diese Parameterkombination noch von Bedeutung sein.

In Abb. 3 wird die Parameteroberfläche für den gesamten Wertebereich der Modellparameter graphisch dargestellt. Jeder der sechs Graphiken stellt einen 1-dimensionalen Ausschnitt aus der multidimensionalen Parameteroberfläche der Modellparameter dar. Während der Monte-Carlo-Simulation wird nach jedem Modelldurchlauf das Gütemaß für den Parametersatz bestimmt. Somit steht jeder Punkt einer Graphik nicht nur für einen Parameter sondern für alle fünfzehn Modellparameter des TOPUP-Modells stellvertretend. Die Darstellung einer solchen Abhängigkeit könnte nur mit Hilfe einer multidimensionalen Parameteroberfläche erfolgen. Daher wird vornehmlich auf 1-dimensionale Projektierungen zurückgegriffen, die allerdings nicht die Abhängigkeit der Parameter untereinander zeigen können.

Die graphische Darstellung der Parameteroberfläche illustriert deutlich die Equifinality der sechs Modellparameter. Dabei wird offensichtlich, dass über den gesamten Intervallbereich eines Parameter neben guten Simulationen auch schlechte Simulationen durchgeführt werden. Die Struktur der Parameteroberfläche kann demnach als eine komplexe Oberfläche mit vielen kleinen sich überlagernden Optima gedeutet werden. Da kein einfaches Optimum der Parameteroberfläche zu bestimmen ist, ist es nicht möglich einen bestimmten Wert für die Modellparameter anzugeben. Es ist also keine eindeutige Identifizierung der Parameter möglich. Insbesondere die Graphiken der Modellparameter RSMIN und ROUGH zeigen deutlich, wie über den gesamten Parameterbereich gute aber auch schlechte Simulationen durchgeführt werden. Die Parameteroberfläche von RSMIN und ROUGH verläuft über den gesamten Parameterbereich parallel zur x-Achse, so dass kein Optimum der Oberfläche zu erkennen ist. Wie schwerwiegend das Phänomen der Equifinality für das TOPUP Modell ist, wird dadurch deutlich, dass die Ergebnisse von RSMIN und ROUGH stellvertretend für 11 weitere Modellparameter stehen. Wird dagegen der Parameter SRMAX betrachtet, kann im Intervall zwischen 0,1 und 0,2 ein Abknicken der Parameteroberfläche beobachten werden. In diesem Bereich nimmt demzufolge die Anzahl guter Simulationen stark ab.

Etwas anders als die bereits beschriebenen Parameter verhält sich XINSR. Zwar ist es nicht möglich bei diesem Parameter ein Optimum der Parameteroberfläche zu erkennen, dennoch ist er durch einen Bereich gekennzeichnet, in dem vornehmlich Simulationen mit einem hohen Gütemaß durchgeführt werden. Dieser Bereich liegt in dem Intervall zwischen 0,8 und 1,0. Daher könnte davon ausgegangen werden, dass vor Beginn der Datenerhebung der Boden nahezu gesättigt war. Leider gibt es in der Standortbeschreibung kein Hinweis darüber, ob diese Vermutung stimmt oder nicht.

Die Parameteroberfläche von XMAXINT besitzt eine etwas andere Struktur, denn sie steigt langsam in Richtung kleiner werdenden Parameterwert an. Auch die Anzahl der guten Simulationen nimmt in diese Richtung zu. Somit müsste XMAXINT bei einer Kalibrierung möglichst klein gewählt werden, damit Simulationen mit einem hohen Gütemaß anzutreffen sind. Aber das widerspricht sich mit der Modellvorstellung, die mit diesem Parameter verknüpft sind. Der Parameter XMAXINT beschreibt die maximale Interzeptionskapazität, dessen Parameterbereich zwischen 0,1 und 6 mm liegt. Die dritte Vegetationsphase zeichnet sich jedoch durch einen sehr hohen durchschnittlichen LAI aus. Demzufolge besitzt diese Phase auch eine hohe Interzeptionskapazität. Bei der Verlagerung der Intervallgrenzen in Richtung kleiner werdender Parameterwerte, kann zwar eine höhere Güte der Anpassung erreicht werden, aber der Parameter würde demnach in einen Intervallbereich gelangen, der nicht mehr realistisch wäre.

RSMAX hat von den sechs Parametern die komplexeste Struktur. Die Parameteroberfläche fällt in dem Intervall von 120 bis 150 ms^{-1} stark in Richtung der linken Intervallgrenze ab. Des Weiteren ist deutlich zu erkennen, dass im Bereich zwischen 150 und 300 ms^{-1} gehäuft Simulationen anzutreffen sind, die ein Effizienzkoeffizienten zwischen 0,70 und 0,85 besitzen. Dagegen nimmt die Anzahl der guten Simulationen in dem Bereich zwischen 300 und 1000 ms^{-1} in Richtung rechter Intervallgrenze leicht ab, so dass in dieser Richtung auch die Parameteroberfläche abnimmt. Demnach besitzt RSMAX als einziger Modellparameter zwischen 150 und 300 ms^{-1} einen Bereich, der sich deutlich von der Güte der Simulation gegenüber den anderen Parameterbereichen abgrenzt.

Die Beschreibung der Parameter Equifinality zeigt, dass das TOPUP-Modell in seiner Struktur überparametrisiert ist. In der Abbildung 4 wird deutlich, dass keine genaue Kalibrierung des Modells bzw. keine Identifizierung der Modellparameter möglich ist. Es könnte daher überlegt werden, dass die Prozessbeschreibungen des TOPUP-Modells nicht in der Lage sind, die Zielgröße vorherzusagen und es daher notwendig erscheint, sie durch eine komplexere Prozessbeschreibungen zu ersetzen, damit das Modell eine realistischere Beschreibung erhält. Eine solche Erweiterung bzw. Veränderung des Modells geht mit der Hoffnung einher, dass die Kalibrierung des neuen komplexeren Modells die Parameter Equifinality verringern kann und die Modellparameter besser identifiziert werden. Aber *Schulz und Beven* (2002) haben in ihrer Arbeit gezeigt, dass eine höhere Komplexität nicht unbedingt eine Verbesserung der Kalibrierung bedeutet. Denn eine größer werdende Komplexität bedeutet zugleich eine zunehmende Parametrisierung des Modells, so dass auch die Gefahr der Überparametrisierung des Modells zunehmen kann.

Des Weiteren ist es möglich, dass die Güte der Kalibrierung nicht unbedingt bei größer werdenden Komplexität des Modells zunehmen muss. *Schulz & Beven* (2002) haben in ihrer Arbeit gezeigt, dass die Kalibrierung eines sehr einfachen Modells teilweise bessere Anpassung an die Daten liefert als die Kalibrierung eines komplexeren.

3.1.2. Best Fit

Bei der Betrachtung der Equifinality der Modellparameter in der Abb. 4 wird offensichtlich, dass es eine Vielzahl von Simulationen gibt, die einen ähnlichen hohen Effizienzkoeffizienten besitzen wie der des Best Fits. Auf Anblick ist es somit nicht möglich den Best Fit aus den Graphiken zu erkennen. Bei einer Erhöhung der Simulationszahl wäre es sogar möglich, Parameterkombinationen zu erzeugen, die eine noch bessere Anpassung an die Daten liefern als der Best Fit. Trotz alledem fällt es schwierig anhand eines Gütewertes zu entscheiden, inwiefern die Anpassung des Modells an die gemessenen Daten zu bewerten ist. Daher ist es wünschenswert sich den Modellverlauf einer Simulation mit einem hohen Gütemaß in einer Graphik zu veranschaulichen.

In der Abb. 5 wird der Verlauf des Best Fit für drei Zeiträume der dritten Vegetationsphase dargestellt. Obwohl die Zeiträume 12 Kalibriertage umfassen, wird weniger als ein Drittel der gesamten Vegetationsphase erfasst. Daher wurden die Ausschnitte so gewählt, dass sie möglichst über die gesamte Vegetationsphase verteilt sind. Die beiden oberen Ausschnitte stellen demnach die erste bzw. die letzte Woche dieser Vegetationsphase dar, während der untere Ausschnitt aus dem mittleren Bereich dieser Phase stammt. Der untere umfasst im Gegensatz zu den oberen Ausschnitten sechs Kalibriertage und ist daher doppelt so lang. Er wurde etwas länger gewählt, um die Kalibrierung des Modells über einen größeren Zeitraum verfolgen zu können.

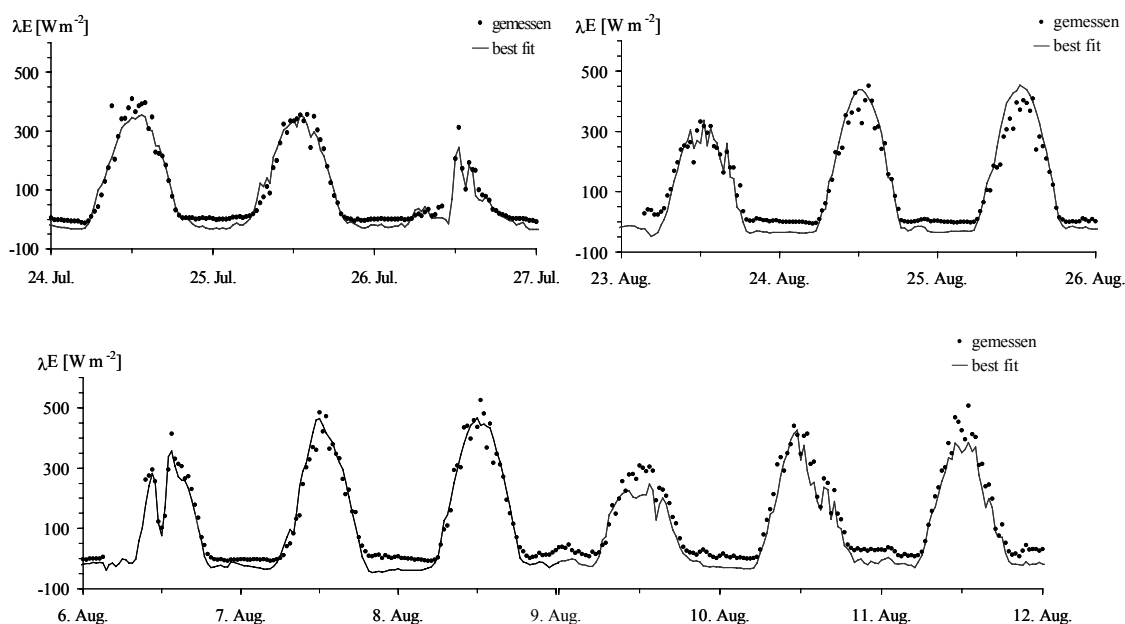


Abb. 5: In dieser Abbildung werden die mit der Parameterkombination des Best Fit berechneten Werte mit den gemessenen für vier Ausschnitte der dritten Vegetationsperiode verglichen. Die beiden unteren Ausschnitte wurden so zusammengefügt, dass sie sechs Kalibriertage dieser Vegetationsphase umfassen.

In allen drei Graphiken der Abb. 5 ist zu erkennen, dass die Parameterkombination des Best Fit eine geeignete Anpassung an den gemessenen Wärmestrom an allen Kalibriertagen liefert (welche genaue Parameterkombination mit dem Best Fit verbunden ist, kann in der Tab. A des Anhangs nachgeschlagen werden). Es ist zu berücksichtigen, dass dieses nur für positive latente Wärmeströme behauptet werden kann, da der Penman-Monteith-Ansatz nicht geeignet ist, negative Wärmeströme (sogenannte „Nachtwerte“) zu berechnen. Dieser Zusammenhang wird bei der Kalibrierung des Modells berücksichtigt. Demnach fließen negative latente Wärmeströme nicht in die Kalibrierung ein.

Des Weiteren ist aus den Grafiken erkennbar, dass während der Mittagszeit an fast allen Tagen der Modellverlauf unterhalb der gemessenen Daten liegt. Dieser Effekt ist am 9. August am deutlichsten ausgeprägt. Eine Überschreitung der Spitzenwerte eines Tages erfolgt nur am 25. August. Demnach scheint das Modell die maximalen Werte eines Tages nicht passend zu berücksichtigen. Allerdings sollte erwähnt werden, dass nur ein Modellverlauf der Monte-Carlo-Simulationen gezeigt wird und dass weniger als ein Drittel der Vegetationsphase betrachtet wird. Diese Vermutung kann aber mit Hilfe der Unsicherheitsgrenzen für die drei Ausschnitte leicht überprüft werden.

3.1.3. Die Unsicherheit in der Vorhersage des latenten Wärmestroms

Bei der Darstellung des Best Fit in der Abb. 5 wird der beste Modellverlauf der Kalibrierung gezeigt. Aber die Abb. 5 sagt nichts darüber aus, welchen Ausmaß die sich aus der Parameter Equifinality ergebende Unsicherheit in der Vorhersage der Zielgröße

annimmt. Daher werden in der Abb. 6 die Unsicherheitsgrenzen für die dritte Vegetationsphase dargestellt. Hierfür werden das 5 %- und das 95 %-Quantil verwendet. Sie werden wiederum für die Zeiträume abgebildet, die schon in der Abb. 4 und 5 vertreten sind.

Bei der Betrachtung der Unsicherheitsgrenzen wird deutlich, dass der größte Anteil der Daten innerhalb der Quantile liegt. Denn es überwiegen deutlich die Tage (24. und 25. Juli, 7. August), an denen sich der Datensatz in dem Unsicherheitsintervall befindet. Nur am 9. August liegt nahezu der komplette Datensatz des Tages außerhalb des Intervalls. Diese Aussage kann wiederum nur für den positiven latenten Wärmestrom getroffen werden. Für die „Nachtwerte“ kann das Modell keine bzw. nur eine geringe Differenzierung der Unsicherheitsgrenzen vornehmen. Des weiteren wird offensichtlich, dass der Abstand zwischen den Quantilen an einigen Tagen sehr groß ist. Diese „Bandbreite“ vorhergesagter latenter Wärmeströme ist insbesondere zur Mittagszeit eines Tages am größten. Sie beträgt dann zwischen 80 W m^{-2} am 7. August und 300 W m^{-2} am 26. Juli. Ferner kann die in dem vorherigem Abschnitt aufgestellte Vermutung, dass das Modell die gemessenen Werte unterschätzt, nicht bestätigt werden. Die Daten liegen zwar an einigen Tagen (8., 9. und 11. August) oberhalb des Unsicherheitsintervalls. Dafür gibt es aber auch Tage (24. und 25. August), an denen die Daten unterhalb des Intervalls liegen.

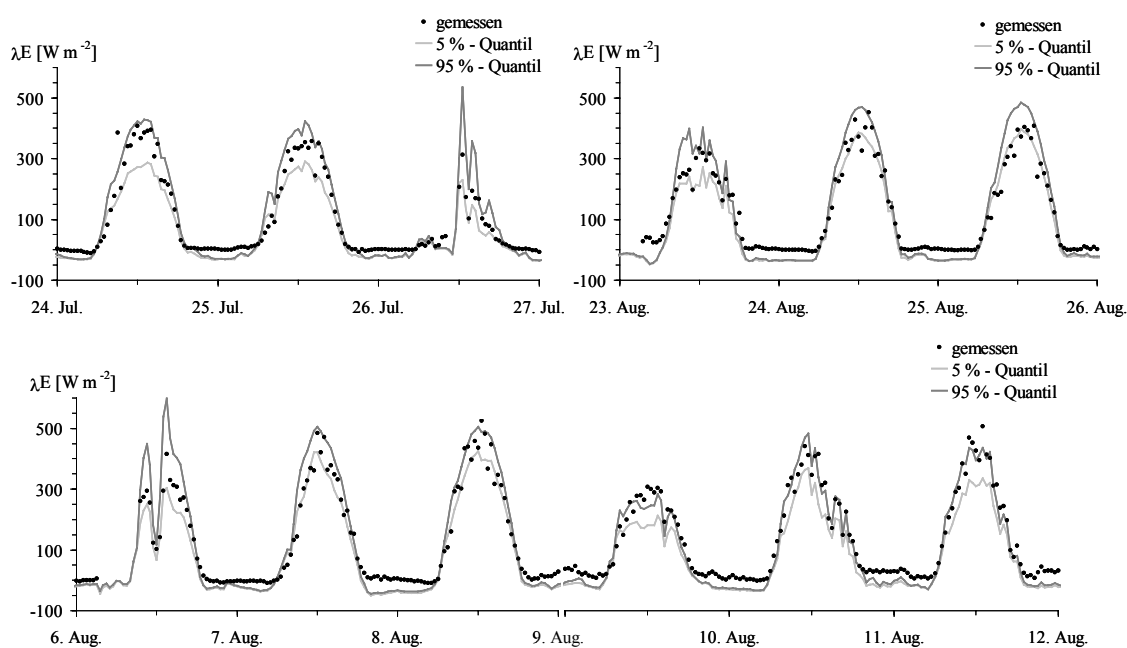


Abb. 6: Die nach der GLUE-Methode ermittelten Unsicherheitsgrenzen (5%-Quantil und 95%-Quantil) sind für drei Ausschnitte der dritten Vegetationsperiode dargestellt. Mit Hilfe der Quantile kann die aus der Parameter Equifinality ergebende Unsicherheit in der Vorhersage des latenten Wärmestroms verdeutlicht werden.

Wie bereits festgestellt wurde, liegt der gemessene latente Wärmestrom am 9. August nahezu komplett unterhalb der Bandbreite der vorhergesagten Werte. Des weiteren liegen die Messwerte an diesem Tag deutlich niedriger als an den anderen Tagen. Bei

einer solchen Konstellation liegt die Vermutung nahe, dass das ausgewählte Modell nicht in der Lage ist, die meteorologischen Bedingungen an diesem Tag zu repräsentieren. Daher stellt sich die Frage, inwiefern sich die meteorologischen Eingangsgrößen an diesem Tag verhalten haben. Werden jedoch die Eingangsgrößen dieses Tages mit den Eingangsgrößen der anderen Tages verglichen, dann kann kein signifikanter Unterschied festgestellt werden. Des weiteren wäre möglich, dass die Messbedingungen bzw. Messeinrichtungen für den latenten Wärmestrom beeinflusst wurden. Wie bereits erwähnt, kann die Messstation durch heftige Niederschlagsereignisse ausfallen. Die Rohdaten schließen diese Möglichkeit aber aus.

An fast allen Tagen der dritten Vegetationsphase liegt der gemessene latente Wärmestrom innerhalb der Unsicherheitsgrenzen. Damit ist das Modell durchaus in der Lage die Daten dieser Vegetationsphase zu repräsentieren. Dabei sollte aber erwähnt werden, dass die Breite des Unsicherheitsintervalls von einer Reihe subjektiver Kriterien gesteuert wird. So kann bei einer Veränderung dieser Kriterien die Breite des Unsicherheitsintervalls variiert werden, so dass der gemessene latente Wärmestrom, der zunächst innerhalb dieses Bereiches lag, dann außerhalb liegt. Ebenfalls ist es auch möglich, dass zunächst außerhalb liegende Daten innerhalb der Unsicherheitsgrenzen liegen.

Trotz des siebenwöchigen Kalibrierzeitraums liefert die Kalibrierung des TOPUP-Modells eine Reihe von Modellstrukturen, die eine gute Anpassung an die Daten besitzen. Das wird anhand der Güte der durchgeführten Kalibrierung deutlich, denn fast 80 % der Modelldurchläufe besitzen ein Effizienzkoeffizient oberhalb von 0,5. Des weiteren ist zu erwähnen, dass trotz längerem Kalibrierzeitraums der Effizienzkoeffizient des Best Fits in dieser Studie teilweise höher ist als der Effizienzkoeffizient des Best Fits in der von *Schulz und Beven (2002)* verwendeten kürzeren Datenreihen. Anscheinend ist für die Güte der Kalibrierung nicht unbedingt die Länge des Zeitraums entscheidend. Solange der Kalibrierzeitraum durch eine geringe Vegetationsdynamik gekennzeichnet ist, ist es möglich eine Kalibrierung des TOPUP mit einem hohen Effizienzkoeffizienten zu erreichen.

Als weiteres Ergebnis kann festgehalten werden, dass die Parameter Equifinality trotz der Wahl des längeren Kalibrierzeitraums nicht reduziert wurde. Daher könnte vermutet werden, dass die Verlängerung des Kalibrierzeitraumes nicht der Parameter Equifinality entgegenwirken kann. Da die Kalibrierung des Modells nur an einem Datensatz erfolgt ist, müssten weitere Kalibrierungen durchgeführt werden, um diese Aussage zu bestätigen.

3.2. Vergleich des kalibrierten Modells mit dem latenten Wärmestrom der weiteren Vegetationsphasen.

Der vorherige Abschnitt zeigte, dass die Kalibrierung des TOPUP-Modell für einen Zeitraum von ca. 7 Wochen mit geringer Vegetationsdynamik eine Vielzahl von Modellstrukturen liefert, die einen hohen Effizienzkoeffizienten besitzen. Nun stellt sich die Frage, ob das kalibrierte Modell ohne vegetationsdynamisches Modul in der Lage ist, den latenten Wärmestrom für Vegetationsphasen vorherzusagen, die sich entweder durch eine hohe Vegetationsdynamik (Vegetationsphasen II und IV) auszeichnen oder durch eine konstante Vegetationsdynamik mit sehr niedrigen LAI-Werten (Vegetationsphasen I und V).

Die Abb. 7 zeigt ein Vergleich des Modellverlaufs des Best Fit der dritten Vegetationsphase mit den Datenreihen der vier weiteren Vegetationsphasen. Die Drei-Tagesauschnitte sind dieselben, die bereits in der Abb. 2 verwendet wurden. In der Abb. 7 ist deutlich zu erkennen, dass der Best Fit die Datenreihen größtenteils nicht repräsentieren kann. Insbesondere wird der latente Wärmestrom in den Vegetationsphasen I und V deutlich überschätzt. In diesen Vegetationsphasen liegt während der Mittagszeit der vorhergesagte latente Wärmestrom zwischen 100 und 250 W m^{-2} höher als der gemessene. Am deutlichsten ist dieser Effekt am 19. Mai zu erkennen. An diesem Tag wird der latente Wärmestrom um mehr als 300 W m^{-2} überschätzt. Der gemessene latente Wärmestrom in den Vegetationsphasen II und IV wird nicht in einem solchen Maße überschätzt. In der vierten Vegetationsphase während der Mittagszeit liegt der vorhergesagte latente Wärmestrom zwischen 80 und 150 W m^{-2} über dem gemessenen. Dagegen liegt der gemessene latente Wärmestrom der zweiten Vegetationsphase nur gering unter dem Verlauf des Best Fit. Am 1. Juli zeichnet der Best Fit sogar die Datenreihe teilweise nach, so dass ein hoher Effizienzkoeffizient für diesen Tag erwartet werden kann.

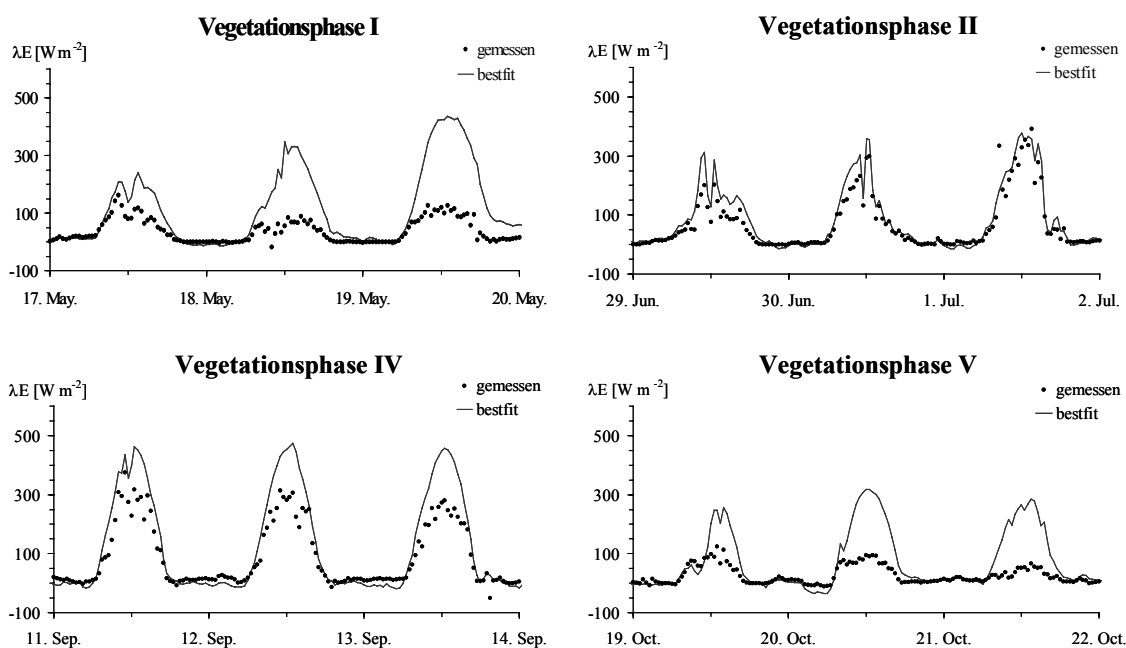


Abb. 7: Der Vergleich des Modellverlaufs des Best Fit der dritten Vegetationsphase mit den gemessenen latenten Wärmestrom der weiteren vier Vegetationsphasen

Die Vegetationsphasen II und IV kennzeichnen sich durch eine wesentlich höhere Vegetationsdynamik aus als die Vegetationsphasen I und V. Daher ist es zunächst erstaunlich, dass der Verlauf des Best Fit die Daten in diesen Vegetationsphasen besser beschreibt. Es ist aber zu berücksichtigen, dass die erste und fünfte Vegetationsphase einen sehr geringen LAI besitzen ($\text{LAI} < 0,1$). Demzufolge unterscheiden sich diese Phasen deutlich voneinander. Es besteht daher die Möglichkeit, dass das TOPUP-Modell nicht geeignet ist latente Wärmeströme für Bodenoberflächen zu simulieren, die nicht oder nur kaum bewachsen sind.

In der Abb. 7 kann der Vergleich des kalibrierten Modells mit den Datenreihen der weiteren Vegetationsphasen nur anhand von 3-Tagesausschnitten für jede Vegetationsphase gezeigt werden. Damit wird leider nur ein Bruchteil der gesamten Vegetationsphase erfasst. Daher wurde der Effizienzkoeffizient für die Parameterkombination des Best Fit für den gesamten Zeitraum für jede der Vegetationsphasen ein weiteres mal berechnet. Dieser „neuer“ Wert steht somit stellvertretend für den gesamten Zeitraum einer Vegetationsphase. Die Ergebnisse dieser Berechnung sind in der Tab. 3 aufgelistet. Dabei bestätigen sie im wesentlichen die Aussagen, die bereits zu den Graphiken in der Abb. 7 gemacht wurden. Sie zeigen deutlich, dass die Parameterkombination des Best Fit nicht geeignet ist, die Datenreihen der Vegetationsphasen I, IV und V vorherzusagen. Eine bessere Anpassung wird für die Daten der zweiten Vegetationsphase erreicht. Sie besitzt einen Effizienzkoeffizienten von 0,61.

Tab. 4: Der Effizienzkoeffizient des Best Fit für die Vegetationsphasen.

| Vegetationsphase | Effizienzkoeffizient des Best Fit |
|------------------|-----------------------------------|
| III | 0,86 |
| I | -0.64 |
| II | 0.61 |
| IV | -0.99 |
| V | -0.25 |

Es stellt sich die Frage, ob die Einteilung der Vegetationsperiode durch den Blattflächenindex eine geeignete Methode ist, um zu demonstrieren, dass eventuell eine Erweiterung des Modells um ein vegetationsdynamisches Modul nötig ist. Wie wir wissen, sind zwar eine Reihe von meteorologischer, hydrologischer bzw. bodenphysikalischer Größen im Modell implementiert. Dennoch sind die Prozessbeschreibungen im TOPUP sehr einfach gehalten. Das gilt gerade für die bodenphysikalischen Prozesse. Es ist daher möglich, dass diese einfachen Beschreibungen den latenten Wärmestrom nicht vorhersagen können. Die Kalibrierung des TOPUP an den Datenreihen der dritten Vegetationsphase zeigt aber, dass die bisherigen Prozessbeschreibungen im Modell durchaus in der Lage sind, eine Vielzahl geeigneter Modellverläufe zu erzielen. Verändert sich nun die Vegetationsdynamik, wie es in den Vegetationsphasen II und IV der Fall ist, wird auch die Güte der Anpassungen schlechter. Das zeigt deutlich, dass andere Faktoren wie die Vegetationsdynamik nicht so eine starke Rolle spielen können. Daher scheint es notwendig, das TOPUP um ein vegetationsdynamisches Modul zu erweitern, um eine Verbesserung der Kalibrierung für Zeiträume mit einer hohen Vegetationsdynamik zu erreichen.

Des weiteren wird bei der Betrachtung der Abb. 4 und 5 deutlich, dass in allen Ausschnitten eine etwa „gleichgute“ Anpassung des Modells an die Daten der dritten Vegetationsphase erfolgt. Dabei wurden die Ausschnitte so gewählt, dass sie den Anfang, die Mitte und das Ende dieser Phase präsentieren. Somit erfolgt anscheinend eine „gleichgute“ Anpassung des Modells an die Daten über den gesamten Zeitraum. Erst bei einer deutlichen Veränderung der Vegetationsdynamik in der zweiten bzw. vierten Vegetati-

onsphase nimmt die Güte der Kalibrierung ab. Dieses Verhalten wird durch den Verlauf der Unsicherheitsgrenzen oder des Best Fit in den diesen Vegetationsphase in den Abb. 6 und Abb. 7 deutlich gezeigt.

Die Abb. 8 zeigt den Vergleich der mit den Parameterkombinationen der dritten Vegetationsphasen ermittelten Unsicherheitsgrenzen und dem gemessenen latenten Wärmestrom der Vegetationsphasen I, II, III und IV. Es werden hierbei im wesentlichen die Ergebnisse des vorangegangenen Vergleiches bestätigt. Demnach liegt die „Bandbreite“ des vorhergesagten Wärmestroms in den Vegetationsphasen I, IV und V deutlich über den gemessenen. Zur Mittagszeit liegen die vorgesagten Werte teilweise über 100 Wm^{-2} höher als die gemessenen Werte. Nur an wenigen Tagen (z. B. am 17. Mai) sind vereinzelt Messungen in dem Intervall der Unsicherheitsgrenzen. In der zweiten Vegetationsphase befindet sich am 1. Juli nahezu der komplette Datensatz eines Tages innerhalb des Unsicherheitsintervalls (1. Juli). Des weiteren liegt in dieser Vegetationsphase der Datensatz der weiteren Tage nur knapp unter dem Unsicherheitsintervall. Damit unterscheidet sich diese Phase von den anderen Vegetationsphasen. Somit wird die Datenreihe der zweiten Vegetationsphase im Vergleich zu den drei anderen trotz der hohen Vegetationsdynamik am besten vom TOPUP-Modell beschrieben. Da aber die Datenreihe sich zum größten Teil sich außerhalb des Unsicherheitsintervalls befindet, ist auch in dieser Vegetationsphase das TOPUP Modell nicht in der Lage den latenten Wärmestrom in einer geeigneten Weise vorherzusagen.

Die Ergebnisse dieser Studienarbeit zeigen deutlich, dass eine geeignete Kalibrierung des TOPUP-Modells nur an Datenreihen möglich ist, deren Zeitraum durch eine geringe Vegetationsdynamik gekennzeichnet ist. Belegbar ist dieses durch die zahlreichen guten Modellanpassungen, die für die dritte Vegetationsphase durchgeführt wurden. Dabei scheint die Länge des Kalibrierzeitraumes nicht unbedingt eine entscheidende Rolle zu spielen, solange dieser durch eine geringe vegetative Dynamik geprägt ist. Denn es wurde für den siebenwöchigen Datensatz eine bessere Anpassung des Modells erreicht als für die wesentlich kürzeren Datensätze, die in der Studie von *Schulz und Beven (2002)* verwendet wurden. Wird das kalibrierte Modell jedoch für Zeiträume verwendet, die sich durch eine hohe Vegetationsdynamik (Vegetationsphase II und IV) auszeichnen, kann das Modell keinen geeigneten latenten Wärmestrom vorhersagen. Die gemessenen Daten wurden in den Vegetationsphasen II und IV teilweise deutlich überschätzt. Es ist somit notwendig, das TOPUP-Modell mit einem Modul zu erweitern, das die Dynamik der Vegetation parametrisiert. Die Erweiterung ist trotz der Equifinality der Modellparameter erforderlich und es muss daher eine zusätzliche Überparametrisierung des Modells in Kauf genommen werden. Daher wäre es sinnvoll, nicht nur das Modell um ein vegetationsdynamisches Modul zu erweitern, sondern bereits vorhandenen Module zu reduzieren, um der Überparametrisierung entgegen zu wirken. Für eine Reduzierung des Modells könnten die Parameter verwendet werden, die sich im allgemeinen durch eine einheitliche Parameteroberfläche auszeichnen.

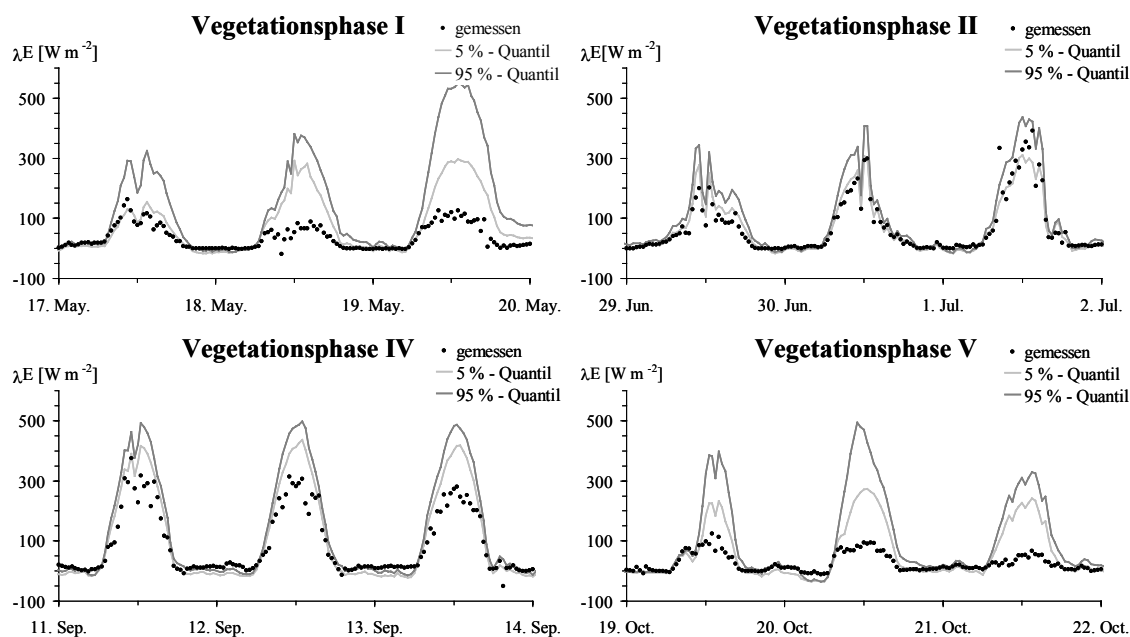


Abb. 8: Vergleich der mit der Parameterkombinationen der dritten Vegetationsphase ermittelten Unsicherheitsgrenzen mit dem gemessenen latenten Wärmestrom in den Vegetationsphasen I, II, III und IV.

4. Ausblick

Nach den Ergebnissen dieser Studienarbeit ist es notwendig das TOPUP-Modell um einen vegetationsdynamisches Modul zu erweitern. In der Literatur müsste nun nach Ansätze gesucht werden, mit denen der latente Wärmestrom unter Berücksichtigung der Vegetationsdynamik berechnet wird. Zum Beispiel werden in *Jensen et al. (1990)* einige Ansätze vorgestellt, in denen der Blattflächenindex die Grundlage für die Berechnung des latenten Wärmestromes bildet. Inwiefern diese Ansätze verwendet werden können, bedarf noch einer Klärung. Bei einer Integration eines geeigneten Ansatzes in das TOPUP-Modell wäre es sicherlich, interessant eine Kalibrierung entlang einer gesamten Vegetationsperiode durchzuführen. Die Ergebnisse können dann mit dem herkömmlichen SVAT-Modellen ohne vegetationsdynamisches Modul verglichen werden. Des weiteren bestehe die Möglichkeit die verschiedenen Ansätze nicht in ein bestehendes SVAT-Modell zu integrieren, sondern sie als eigenständiges Modell zur Berechnung des latenten Wärmestromes zu benutzen.

5. Literaturverzeichnis

- Baumgartner, A. und H.-J. Liebscher. 1996. *Allgemeine Hydrologie*, Band 1, 2. Auflage. Berlin und Stuttgart.
- Beven, K.J. und A. Binley. 1992. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrol. Process.* 6: S. 279-298.
- Beven, K.J., R. Lamb, P.F. Quinn, R. Romanowicz und J. Freer. 1995. *TOPMODEL*, in Singh, V.P., (Ed.), *Computer models of watershed hydrology*, Water Resource Publications, Highland Ranch, Littleton, CO.
- Beven, K.J., J. Freer, B. Hankin und K. Schulz. 2000. *The use of generalised likelihood measures for uncertainty estimation in high order model of environmental systems*. *Nonlinear and Nonstationary Signal Processing*, W. J. Fitzgerald, R. L. Smith, A. T. Walden and P. C. Young (Eds). CUP. Cambridge. 115-151.
- Brutsaert, W.. 1991. *Evaporation into the Atmosphere. Theory, History and Applications*. Dordrecht. Niederlande.
- Eagleson, P.S.. 1978. *Climate, soil and vegetation. A simplified model of soil moisture movement in the liquid phase*. *Water Resour. Res.* 14. 722-730
- Eder, J. 1998: *Getreideanbau: Mais*. S. 322 - S. 348. In: *Pflanzliche Erzeugung, Grundlagen des Acker und Pflanzenbaus – Grundlagen des integrierten Landbaus – Produktionstechnik der Kulturpflanzen – Dauergrünland – Nachwachsende Rohstoffe – Ökologischer Landbau – Naturschutz und Landschaftspflege*. Lehrbuch für Landwirtschaftsschulen. 11. völlig neu und erweiterte Auflage. München
- Foken, T. 2001. *Mikrometeorologie*. Begleitmaterial zur Vorlesung. Abteilung Mikrometeorologie. Universität Bayreuth.
- Hengartner, W. und R. Theodorescu. 1978. *Einführung in die Monte-Carlo-Methode*, Wien und München.
- Jensen, M. E., R.D. Burman und R.G. Allen. 1990. *Evapotranspiration and Irrigations Water Requirements*. ASCE Manuals and Reports on Engineering Practice No. 70. New York.
- Larcher, W. 1995. *Physiological Plant Ecology*. 3. Auflage. Heidelberg
- Lech, G. 1991. *Pflanzenökologie*. 1. Auflage. Berlin.
- Nash, J.E, und J.V. Sutcliffe. 1970. *River flow forecasting through conceptual models*. 1. A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10: 282-290.
- Paulson, C.A. 1995. Mathematical representation of wind speed and temperature profiles in the unstable atmospheric surface layer. *J. Appl. Meteorol.*, 9, S. 857-861
- Schulz, K. 2002. *Unsicherheiten in der Ökosystemmodellierung*. Vorlesungsskript. Abteilung Bodenkunde und Bodenphysik. Institut für Geoökologie. TU Braun-

- schweig. URL: [http://www.soil.tu-bs.de/deutsch/lehre/Unsicherheiten/WS 2001 2002/presentations/14 Glue2.pps](http://www.soil.tu-bs.de/deutsch/lehre/Unsicherheiten/WS_2001_2002/presentations/14_Glue2.pps), 3. März 2002)
- Schulz, K., S. W. Franks und K. Beven. 1998. *TOPUP – A TOPMODEL based SVAT model to calculate evaporite fluxes between the land surface and the atmosphere*. Version 1.1. Program Documentation. IENS. Dept. Environ. Sci. . Lancaster University, Lancaster, UK.
- Schulz, K., K. Beven und B. Huwe. 1999. *Equifinality and the Problem of Robust Calibration in Nitrogen Budget Simulations*. In : Soil Science of America Journal. Volume 63, No. 6. S. 1934 – 1941. Madison. Wi. USA.
- Schulz, K., und K. Beven. 2002. *Data supported robust parameterisations in land surface – atmosphere flux predictions: towards a Top-down approach*. (in review)
- Schachtschabel, P., H. P. Blume, G. Brümmer, K. H. Hartge und U. Schwertmann. 1998. *Scheffer/Schachtschabel - Lehrbuch der Bodenkunde*. 14. , neu bearbeitete und erweiterte Auflage. Stuttgart.

Anhang

Tab. A: Parameterwerte des Best Fit der dritten Vegetationsphase. Mit Hilfe des Parametersatzes wurde der Effizienzkoeffizient für die weiteren Vegetationsphasen bestimmt.

| Parameter | Parameterwert | Einheit | Parameter | Parameterwert | Einheit |
|-----------|---------------|-----------------------|-----------|---------------|-----------------------|
| RSMAX | 132.4 | s m^{-1} | REFLEV | 0.9925 | m |
| RSMIN | 43.31 | s m^{-1} | VTD | 6.238 | h m^{-1} |
| ROUGH | 0.3557 | m | SOIL | 3.524 | - |
| RLZS | 2.256 | - | XINSR | 0.4018 | - |
| D | 0.5928 | m | XM | 0.03207 | $\text{m}^2 \text{h}$ |
| XMAXINT | 0.0001128 | m | DTH1 | 0.1371 | - |
| SRMAX | 0.6946 | m | DTH2 | 0.1984 | - |
| TTANB | 0.01335 | $\text{m}^2 \text{h}$ | | | |

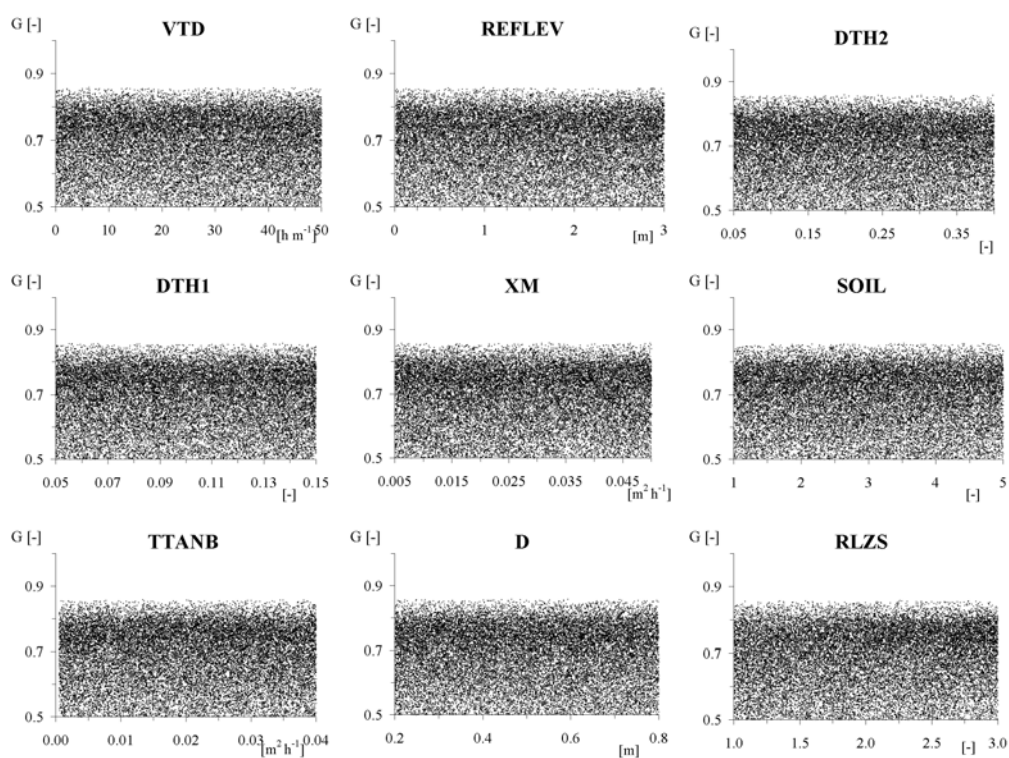


Abb. A: Die Equifinality der übrigen Modellparameter. Sie spiegeln im wesentlichen das Ergebnis der Modellparameter ROUGH und RSMIN wider.

Tab. B: Die Bedeutung der Parameter im TOPUP-Modell.

| Parameter | Bedeutung |
|---|---|
| Fixierte Parameter | |
| FA | Fractional upslope area |
| XM | Höhe der Windgeschwindigkeitsmessung |
| Variierte meteorologische Parameter | |
| RSMAX | maximaler Stomatawiderstand |
| RSMIN | minimaler Stomatawiderstand |
| ROUGH | Rauhigkeitslänge |
| RLZS | ln des Verhältnisses zwischen der Rauhigkeitslänge des Impuls und des Wärmestroms |
| D | Verdrängungshöhe |
| Variierte bodenphysikalische und hydrologische Parameter | |
| SRMAX | maximaler Wurzelraumspeicher |
| XMAXINT | maximaler Interzeptionspeicher |
| TTANB | Produkt aus der Transmissivität und dem hydraulischen Gradienten |
| REFLEV | Grundwasserstand |
| VTD | Vertikale Transportverzögerung durch die ungesättigte Zone |
| SOIL | Bodentyp für den kapillaren Aufstieg |
| XINSR | Grad der Sättigung des Wurzelraumspeichers zu Beginn der Simulation |
| XM | Rezessionskoeffizient zur Beschreibung der Abflussganglinie |
| DTH1 | Speicherkoefizient der ungesättigten Zone |
| DTH2 | Speicherkoefizient des Wurzelraumes |