AgEcon SEARCH
RESEARCH IN AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS

The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search
http://ageconsearch.umn.edu
aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

SCHRIFTEN DER GESELLSCHAFT FÜR WIRTSCHAFTS- UND SOZIALWISSENSCHAFTEN DES LANDBAUES E.V.

Schmitz, B., Starp, M.: Wetterderivate zur Absicherung des Energiekostenrisikos im Unterglasanbau. In: Hagedorn, K., Nagel, U.J., Odening, M.: Umwelt- und Produktqualität im Agrarbereich. Schriften der Gesellschaft für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues e.V., Band 40, Münster-Hiltrup: Landwirtschaftsverlag (2005), S. 455-465.

Schriften der Gesellschaft für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues e.V., Bd. 40, 2005: 455 - 465

WETTERDERIVATE ZUR ABSICHERUNG DES ENERGIEKOSTENRISIKOS IM UNTERGLASANBAU

Bernhard Schmitz und Michael Starp[*]

1 Einleitung

Während Wetterderivate in der Energiewirtschaft bereits eine bedeutende Rolle im Risikomanagement erlangt haben, ist dieses innovative Finanzinstrument in der Landwirtschaft noch weitgehend ungenutzt. Wetterderivate dienen der monetären Absicherung von wetterbedingten Geschäftsrisiken, die in der Landwirtschaft eine erhebliche Rolle spielen. Diese sind sowohl auf der Ertrags- als auch auf der Kostenseite in der Tierhaltung über den Ackerbau bis hin zum Gartenbau zu finden.

Der Unterglasanbau ist durch einen hohen Energieverbrauch gekennzeichnet. Insbesondere in der Winterperiode muss bei niedrigen Außentemperaturen in großem Umfang Wärme zugeführt werden. Schwankende Temperaturen führen zu erheblichen Kostenveränderungen, die für Energielieferanten in genau entgegen gesetzter Richtung verlaufen.

Daher liegt es nahe, für den Unterglasanbau den Wirkungsmechanismus von Wetterderivaten zu analysieren. Dazu werden zunächst die Eigenschaften von Wetterderivaten sowie deren Konstruktionsmerkmale vorgestellt. Am Beispiel eines Modellbetriebes wird sodann die Energiekostenschwankung analysiert und geprüft, ob auf Basis eines bereits bestehenden Temperaturindex das finanzielle Risiko verringert werden kann.

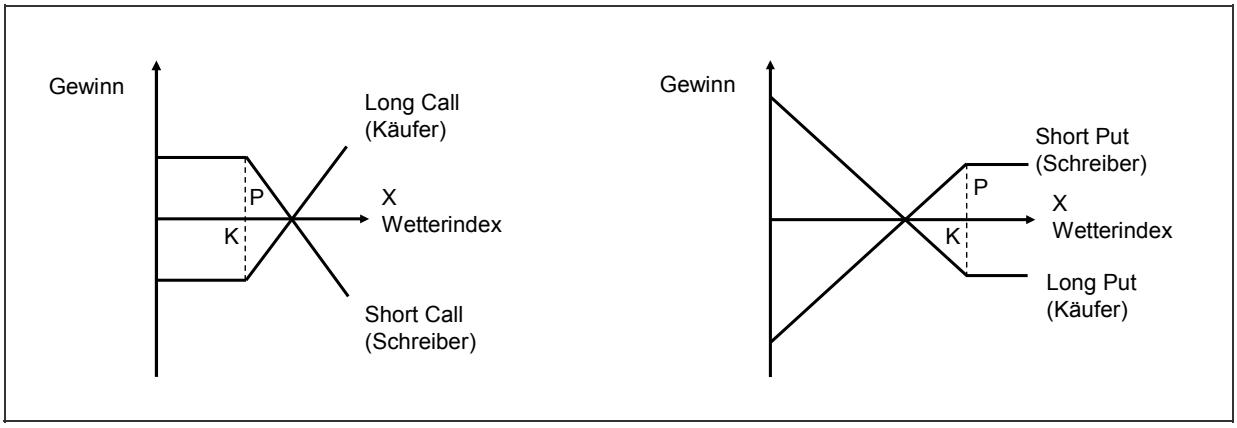
2 Eigenschaften und Konstruktion von Wetterderivaten

Ein Wetterderivat ist ein „derivatives Finanzinstrument, bei dem meteorologische Daten, wie z.B. die Temperatur, als Basisprodukt verwendet werden“ (http://www.gabler.de). Es können allerdings auch andere Basisvariablen wie Niederschlag, Schneehöhe, Windgeschwindigkeit oder Sonnenscheinstunden Verwendung finden. Somit liegt Wetterderivaten kein handelbares und finanziell bewertbares Basisobjekt zugrunde. Sie zielen vielmehr auf eine Ausgleichszahlung bei ungünstiger Entwicklung der Basisvariablen ab. Die meisten Wetterderivate werden „Over the Counter“ (OTC) gehandelt, d.h. sie sind nicht börsennotiert, sondern die Vertragspartner einigen sich bilateral.

Neben der *Basisvariablen* müssen weitere Kontraktparameter wie die Laufzeit des Kontrakts (monatliche oder saisonale Perioden) festgelegt werden. Der *Strike Level* ist der Wert des Index, ab dem eine Auszahlung geleistet wird. Die Höhe der Auszahlung wird über die *Tick Size* bestimmt. Diese ist der zu zahlende Geldbetrag je Indexpunkt. Die Basisvariablen, auf die sich Wetterderivate beziehen, werden an einer fest definierten *Wetterstation* gemessen (CAO und WEI, 2003).

[*] Dipl.-Ing. agr. Bernhard Schmitz und Dipl.-Ing. agr. Michael Starp, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, Institut für Landwirtschaftliche Betriebslehre, Professur für Produktions- und Umweltökonomie, Meckenheimer Allee 174, 53115 Bonn, bernhard.schmitz@uni-bonn.de, m.starp@uni-bonn.de.

Abbildung 1: Auszahlungsstruktur verschiedener Optionstypen und Positionen



Die dominierende *Kontraktart* bei Wetterderivaten stellen Optionen dar (BECKER und BRACHT, 1999), deren Auszahlungsstruktur in Abbildung 1 wiedergegeben ist. Durch eine Option auf eine Basisvariable (z.B. Temperaturindex) erwirbt der Käufer (long position) gegen Zahlung einer Optionsprämie das Recht auf eine Auszahlung, die aus der Differenz zwischen dem realisierten Index am Ende der Optionslaufzeit und dem Strike Level berechnet wird. Der Verkäufer (short position) übernimmt die Pflicht und erhält die Prämie (HULL, 2003). Aus der Sicht der Long Position ergibt sich bei einer Call-Option der Auszahlungsbetrag aus der Differenz des realisierten Index x abzüglich des Strike Levels K multipliziert mit der Tick Size V. Liegt der realisierte Index unterhalb des Strike Levels, wird die Option nicht wahrgenommen und es erfolgt keine Auszahlung. Die Long Call Position sichert sich also gegen einen steigenden Index ab (vgl. Abbildung 1). Abzüglich der fairen Prämie P beträgt demnach der Gewinn aus der Call-Option für den Käufer

$$G_C^L(x,K) = V \cdot Max[0,(x-K)] - P_C \tag{1}$$

Analog ergibt sich die Auszahlung aus einer Put-Option, mit der sich der Käufer gegen einen sinkenden Index absichert, aus der Differenz des Strike Levels K abzüglich des realisierten Index x multipliziert mit der Tick Size V. Der Gewinn ist

$$G_P^L(x,K) = V \cdot Max[0,(K-x)] - P_P \tag{2}$$

Für die entsprechenden Short Positionen ergibt sich der Gewinn symmetrisch dazu:

$$G_C^S(x,K) = -V \cdot Max[0,(x-K)] + P_C \tag{3}$$

$$G_P^S(x,K) = -V \cdot Max[0,(K-x)] + P_P \tag{4}$$

Die faire Prämie[1] für eine Putoption errechnet sich folgendermaßen:

$$P_P = \left[\left(K - E(x \mid x < K)\right)\varpi(x < K)\,V\right]\, e^{-rT} \tag{5}$$

Dabei stellt $E(x \mid x < K)$ den Erwartungswert unter der Bedingung dar, dass der Index unterhalb des Strike Levels K liegt. $\varpi(x < K)$ ist die Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Index unterhalb des Strike Levels liegt und e^{-rT} zinst den Betrag über die Laufzeit ab. Die faire Prämie für eine Calloption ergibt sich analog dazu als

$$P_C = \left[\left(E(x \mid x > K) - K\right)\varpi(x > K)\,V\right]\, e^{-rT} \tag{6}$$

[1] Die faire Prämie ist so definiert, dass der erwartete Gewinn (für beide Parteien) gerade Null ist und keine Transaktionskosten anfallen.

3 Definition und Verteilung der Basisvariable

Nachfolgend wird zunächst die ausgewählte Basisvariable vorgestellt. Anschließend werden deren stochastische Eigenschaften analysiert.

3.1 Definition des Temperaturindex

Da die Verwender von Wetterderivaten hauptsächlich im Energiesektor angesiedelt sind und deren Absatzmengen von Energieträgern in Abhängigkeit vom Temperaturverlauf während einer Betrachtungsperiode variieren (SCHIRM, 2001), stellen die temperaturbasierten Wetterkontrakte mit 89 % den bei weitem höchsten Anteil. Sie basieren meist auf dem Konzept der sog. Gradtage (DEUTSCHE BANK RESEARCH, 2003). Dabei wird die Basisvariable aus der Summe der Differenz zwischen der täglichen Durchschnittstemperatur und einem Referenzwert über die Laufzeit eines Derivats bestimmt (ELLITHORPE und PUTNAM, 1999). Aufgrund des Verlusts von Temperaturinformationen beim Konzept der Gradtage gewinnen Derivate, die als Basisvariable die Durchschnittstemperatur einer Periode haben, zunehmend an Bedeutung. Dieses Konzept findet bereits Anwendung in den wintersaisonalen Wetterindizes der London International Financial Futures Exchange (LIFFE), deren Ziel ein breites Anwendungsspektrum ist (MEYER, 2002). Der Index wird für die Standorte London Heathrow, Paris Orly und Berlin Tempelhof notiert (http://www.liffeweather.com[2]). Historische Daten reichen zurück bis ins Jahr 1980. Der Saisonindex ergibt sich aus dem Mittelwert der Tagesmaximal- und Tagesminimaltemperaturen vom 1. November (i=1) bis 31. März (i=N) zuzüglich einem Basiswert von 100.

$$x = \frac{1}{N}\sum_{t=i}^{N}\frac{T_{\max t} + T_{\min t}}{2} + 100 \tag{7}$$

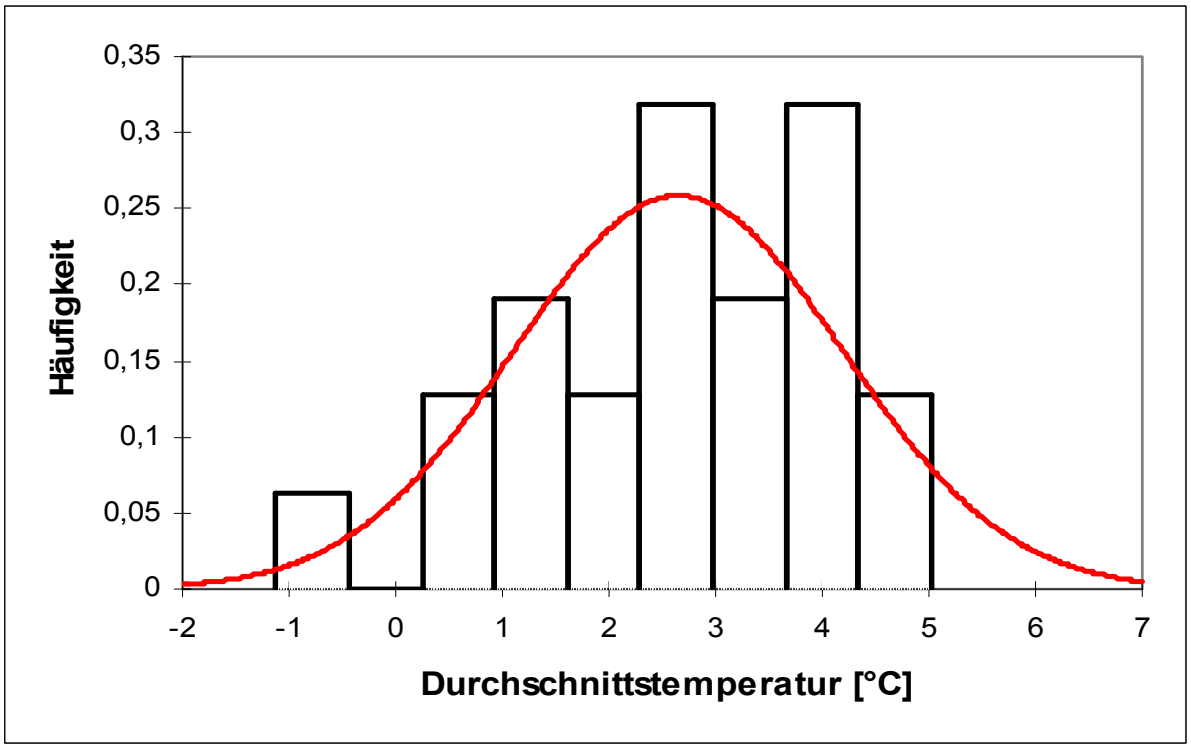
Temperaturindizes weisen hinsichtlich ihrer Verteilungsfunktion einige Besonderheiten auf, auf die im Folgenden näher eingegangen wird.

3.2 Stochastik des Saisonindex

Grundsätzlich lassen sich zwei Vorgehensweisen zur Gewinnung der Verteilung der Basisvariable, bzw. des von der Basisvariablen abgeleiteten Index bei Fälligkeit unterscheiden. Zum einen kann aus historischen Daten für jedes Jahr der Index berechnet werden (SCHIRM, 2001: 25; TURVEY, 2001: 5; DORNIER und QUERUEL, 2000: 1; BRODY, 2002: 189). Da es sich bei dem Index in der Regel um eine stetige Zufallsvariable handelt, wird aus den historischen Realisationen eine Verteilung des Index geschätzt. Diese Vorgehensweise ist besonders einfach in der Handhabung. Sie setzt allerdings voraus, dass sich die Vertragspartner vor Beginn der Laufzeit auf einen Preis einigen und ein Handel innerhalb der Laufzeit nicht in Betracht kommt. Diese Einschränkung ist im Hinblick auf die in diesem Artikel anvisierte Konstruktion eines betriebsspezifischen Index hinnehmbar, da infolge der hohen Spezifität ohnehin nicht mit einem liquiden Markt zu rechnen ist. Gravierender ist aber, dass für diese Methode eine große Anzahl von Jahren notwendig ist, um die Wahrscheinlichkeitsverteilung des Index zur Fälligkeit hinreichend genau schätzen zu können, da für jedes Jahr nur ein Indexwert berechnet werden kann. Dies wird deutlich bei Betrachtung der beobachteten Durchschnittstemperatur von November bis März über den Zeitraum von 1980 bis 2003 in Abbildung 2. Zwar ist es möglich, anhand der Momente der empirischen Verteilung auf die Verteilungsfunktion zu schließen, wie in Abbildung 2 mit der angegeben Normalverteilung geschehen. Jedoch lässt die linksschiefe Verteilung Zweifel an der Normalverteilungshypothese zu. Weitere Jahresdaten wären notwendig, um sich Gewissheit zu verschaffen.

[2] Dies ist der Stand vom 22.02.2004. Inzwischen wurde dieser Internetauftritt von der LIFFE eingestellt. Ein ähnlicher Index wird auf der Internetseite http://www.guaranteedweather.com angeboten. Bei diesem Index entfällt die Addition von 100 in Formel (7).

Abbildung 2: Häufigkeitsverteilung der Durchschnittstemperatur von November bis März für die Jahre 1980 bis 2003



Quelle: http://www.liffeweather.com.

Die zweite Vorgehensweise besteht darin, die Entwicklung der Tagestemperatur über die Laufzeit zu simulieren. Aus dem Simulationspfad, der sich am Ende der Laufzeit ergibt, lässt sich der Durchschnitt bilden. Durch mehrmalige Simulation ergibt sich schließlich die Verteilung der Durchschnittstemperatur.

Für die Simulation ist ein stochastisches Modell der Temperaturentwicklung notwendig. Der stochastische Prozess, der die Temperaturdynamik im Zeitablauf widerspiegelt, hat vor allem folgende Eigenschaften:

- Tagestemperaturen weisen ausgeprägte Saisoneinflüsse auf, die durch den Jahreszeitenrhythmus bedingt sind. Diese Saisonfigur wird in der Regel um einen positiven linearen Trend ergänzt.
- Die Tagestemperaturen korrelieren mit den Temperaturen der Vortage.
- Die Tagestemperaturen folgen einem Mean-Reversion-Prozess, d.h. sie können nur für kurze Zeitperioden vom langfristigen Saisonmittel abweichen und kehren dann zurück.
- Die Standardabweichung der Temperaturzeitreihen verändert sich im Saisonverlauf.

Grundsätzlich ist die Temperatur eine zeitstetige Größe. Folglich ist der Prozess eigentlich als zeitstetiger Diffusionsprozess zu modellieren. Es liegen aber nur Tagesmittelwerte vor, so dass die Schätzung der Parameter mit diskreten Variablen erfolgen muss. Darüber hinaus verlangt die anschließende Simulation diskrete Größen. Schließlich ermöglichen einfaktorielle Diffusionsprozesse nicht die Berücksichtigung von Autokorrelationen für mehr als eine Zeitverschiebung. (CAO und WEI, 2000: 9).

In Anlehnung an CAO und WEI (2000), ALATON et al. (2001), TIGLER und BUTTE (2001) sowie SCHIRM (2001) wurde eine Zeitreihenanalyse durchgeführt, der folgendes Modell zugrunde liegt:

$$Y_t = \overline{Y}_t + U_t + \sigma_t \varepsilon_t \tag{8}$$

mit

$$\overline{Y}_t = a_0 + a_1 t + a_2 \sin(\omega t) + a_3 \cos(\omega t) \tag{9}$$

$$U_t = Y_t - \overline{Y}_t = \phi_1 U_{t-1} + \phi_2 U_{t-2} + \phi_3 U_{t-3} \text{ und} \tag{10}$$

$$\sigma_t = \sigma_0 + b_1 \sin(\omega t) + b_2 \cos(\omega t) \tag{11}$$

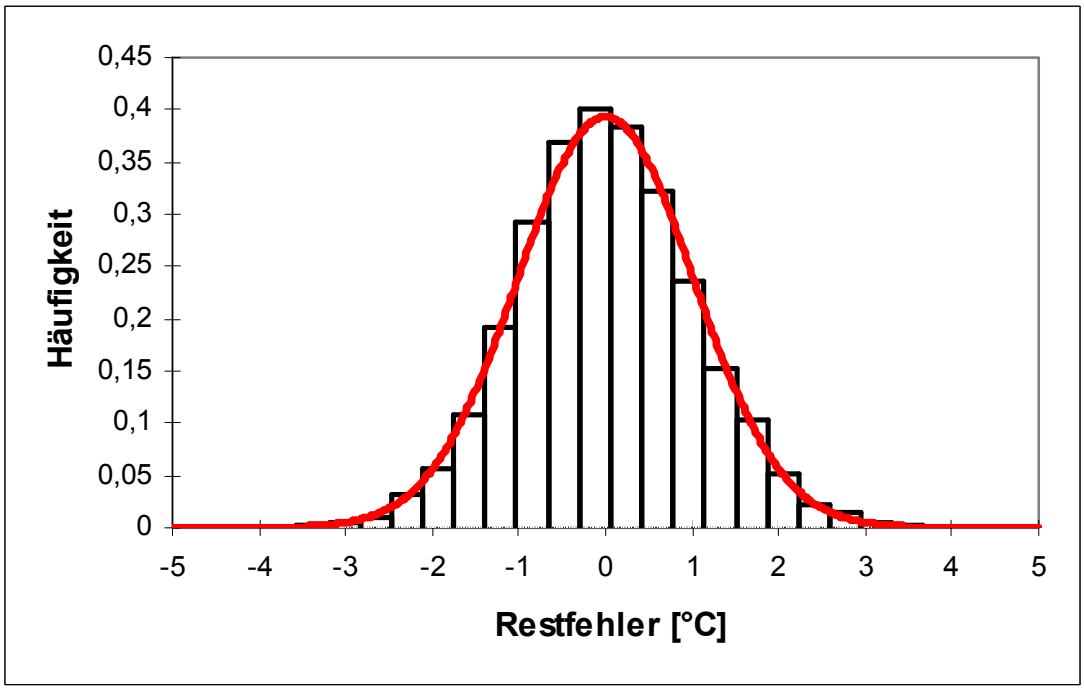
Dabei fasst $\overline{Y}_t$ die zeitabhängige Trend- und Saisonkomponente zusammen und U_t den autoregressiven Prozess 3. Ordnung für die trend- und saisonbereinigten Werte. Der am 1. Januar 1980 mit 1 beginnende Parameter *t* gibt die Zeitvariable an. ε_t stellt ein weißes Rauschen dar, dessen Standardfehler σ_t eine sinoide Funktion der Jahreszeit ist. Da die Periodenlänge 365 Tage beträgt (Schaltjahre bleiben unberücksichtigt) ergibt sich $\omega = 2\pi / 365$. Die Koeffizienten wurden mit der Methode der kleinsten Quadrate geschätzt und sind in Tabelle 1 mit ihren Standardfehlern wiedergegeben.

Tabelle 1: Schätzwerte und Standardfehler für die Koeffizienten der Regressionsgleichung

Koeffizient	a_0	a_1	a_2	a_3	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	σ_0	b_1	b_2
Schätzwerte	9,25	0,0001	3,34	-9,07	0,966	-,251	0,095	2,132	0,125	0,112
Standardfehler	0,08	0,00002	0,06	0,06	0,011	0,015	0,011	0,019	0,026	0,026

Der Restfehler (s. Abbildung 3) ist in guter Näherung standardnormalverteilt. Der autoregressive Prozess 3. Ordnung sorgt dafür, dass keine Autokorrelationen des Restfehlers vorliegen.

Abbildung 3: Häufigkeitsverteilung des Restfehlers



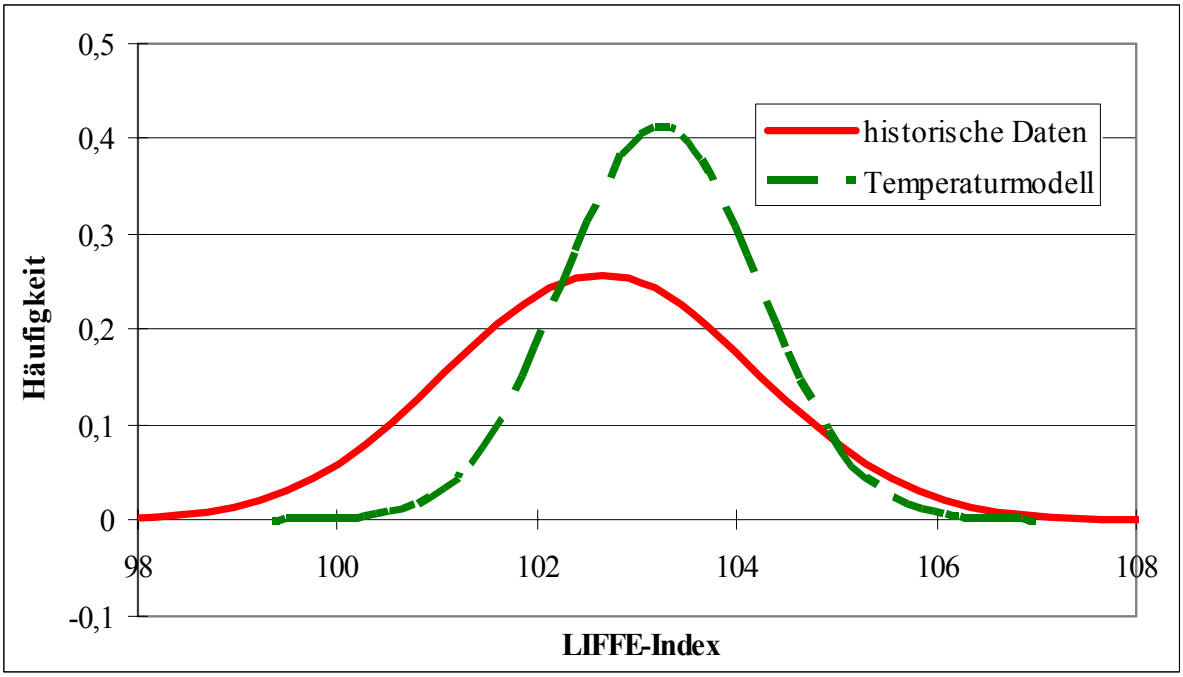
Gleichung (8) wurde anschließend genutzt, um 10.000 Temperaturpfade vom 1. November 2004 bis zum bis zum 31. März 2005 zu simulieren. Als Startwert wurde der Trendwert herangezogen. In Abbildung 4 wird die Verteilung der durchschnittlichen Temperaturen aus dem Modell mit der Verteilung der oben geschätzten Normalverteilung (s. Abbildung 3) an die empirischen Mittelwerte verglichen. Der Mittelwert der empirischen Werte (2,65 °C) ist

etwa 0,59 °C niedriger als die des Modells (3,24 °C). Ferner ist die Standardabweichung um 0,6°C höher (1,54°C bzw. 0,95 °C). Der niedrigere Mittelwert ist zum Teil darauf zurückführbar, dass ein Trendanstieg bei den Temperaturen zu verzeichnen war. Ferner können Ausreißer die Häufigkeitsverteilung nach unten verzerrt haben. Auch die Zweifel an der Symmetrie der empirischen Verteilung könnten damit bestätigt werden. Es ist allerdings auch nicht auszuschließen, dass Spezifikationsfehler des Temperaturmodells zu den Abweichungen führen.

Da beide Methoden einen Informationsgehalt haben, soll im Folgenden mit einer Normalverteilung weitergearbeitet werden, deren Mittelwert und Standardabweichung zwischen den Momenten der o. g. Verteilungen liegen. Der Mittelwert beträgt μ = 2,95 und die Standardabweichung σ = 1,25. Die Werte müssen nach (7) noch um die Konstante 100 erhöht werden. Insgesamt ergibt sich folgende Funktion für den Index:

$$x = 100 + \mu + \sigma\, \varepsilon_1 \qquad (12)$$

Abbildung 4: Vergleich der geschätzten Häufigkeitsverteilung für die Durchschnittstemperatur von November bis März



4 Modellrechnungen für den Beispielsbetrieb

4.1 Kalkulation des Heizenergiebedarfs

Der Betrieb, der zur Berechnung des Energieverbrauchs herangezogen wird, umfasst 10 Gewächshausabteilungen von jeweils 1000 m² Grundfläche. Die Stehwandhöhe beträgt 4 m. Die Außenwände bestehen aus Isoglas und die Dachflächen aus einer Einfachverglasung. Zusätzlich ist ein einlagiger Energieschirm installiert, der während der Nachtzeit ausgefahren wird. Als Energieträger wird Heizöl verwendet. Die Hauptkulturen stellen Begonien und Poinsettien dar. In diesem sog. Warmhaus wird eine Tagestemperatur von 18 °C und eine Nachttemperatur von 16 °C eingestellt (LANGE et al., 2002). Da die zur Verfügung stehenden Wetterdaten vom Institut für Gemüse- und Obstbau der Universität Hannover stammen, liegt der Modellbetrieb ebenfalls dort.

Zur Abschätzung des Heizenergieverbrauchs wird *Hortex-Light*, ein computergestütztes Beratungssystem für die Planung und den Betrieb von Gewächshausheizungsanlagen, genutzt. Der Wärmebedarf wird mittels arithmetischer Gleichungen bestimmt. Die Berechnungen basieren

auf einem flächenbezogenen k'-Modell. Der Heizmaterialverbrauch resultiert aus benötigter Energie, um die Innentemperatur des unbeheizten Gewächshauses auf den gewünschten Sollwert anzuheben (RATH, 1992). Es wird unterstellt, dass ein konstanter Heizölpreis vorliegt:

$$Q_{Seg} = \sum_{n=1}^{8760} \left(\left(\left(\upsilon_{i\,n} - \upsilon_{i,oH\,n} - \Delta\upsilon_{Sp\,n} \right) \cdot k'_a \cdot \sum_{r \in HF_a} A_r \cdot \left(1 - EE_{ES\,n}\right) - \dot{Q}_{IWn} \right) \cdot t_{Si} \right) \tag{13}$$

Dabei ist

Q_{Seg} = Jahresheizenergieverbrauch des Gewächshaussegmentes [Wh]

n = Stunde des Jahres

$\upsilon_{i\,n}$ = tatsächliche Innentemperatur des Gewächshaussegments zur Stunde n [°C]

$\upsilon_{i,oH\,n}$ = fiktive Innentemperatur des Gewächshaussegments zur Stunde n ohne Heizung [°C]

$\Delta\upsilon_{Sp\,n}$ = Innentemperaturanhebung bedingt durch Tag-Nachtspeicherung in einem beheiztem Gewächshaus [°C]

k'_a = Wärmeverbrauchskoeffizient der Außenflächen [$\frac{W}{m^2K}$]

HF_a = Hüllfläche außen [m²]

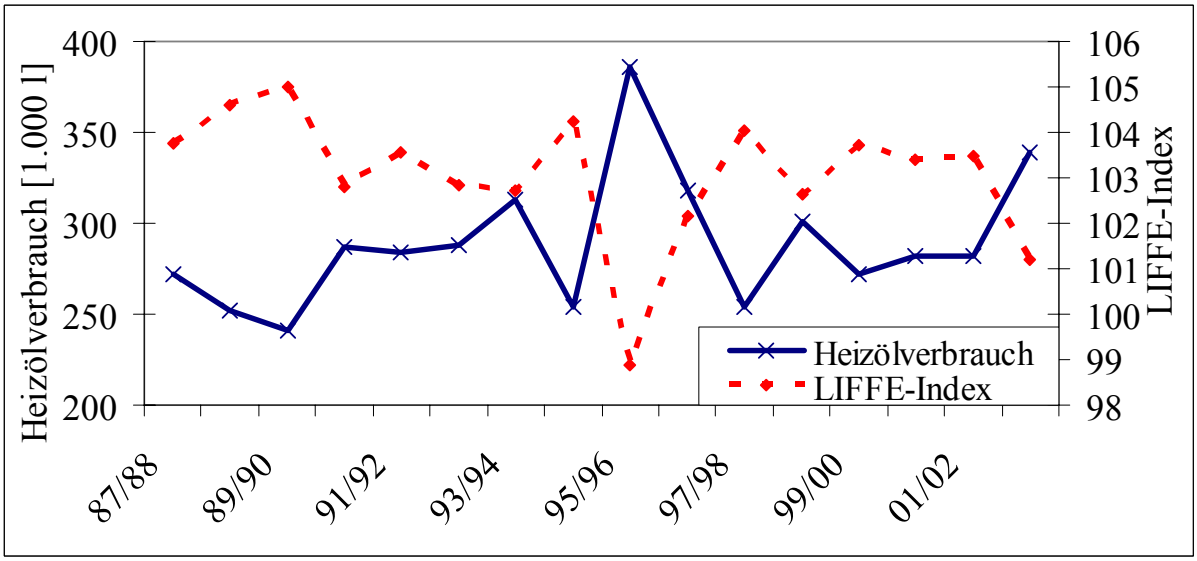
EE_{ES} = Energieeinsparung durch Energieschirmeinsatz [-]

$\dot{Q}_{IW}$ = Durch Innenwände zu-/abgeführte Wärmenergie [W]

t_{Si} = Zeitinkrement

Zur Simulation des Heizenergiebedarfs benötigt das System als Inputvariablen stündliche Werte der Außentemperatur und Globalstrahlung. Die Werte fließen in die o.a. Formel über die fiktive Innentemperatur des Gewächshaussegments ohne Heizung ein. Als Output liefert das Programm den stündlichen Heizölverbrauch. Dieser ist der Quotient aus Heizenergieverbrauch und Heizwert von Heizöl. Ein kg Heizöl liefert ca. 10 kWh. Bei Vergleichen des Modells mit realen Verbrauchswerten lag die relative Abweichung bei ca 5 % (RATH, 1992).

Abbildung 5: Heizölverbrauch und LIFFE-Saisonindex



In Abbildung 5 sind der jährliche Heizölverbrauch von November bis März und der LIFFE-Saisonindex dargestellt. Die negative Korrelation zwischen den beiden Werten wird deutlich.

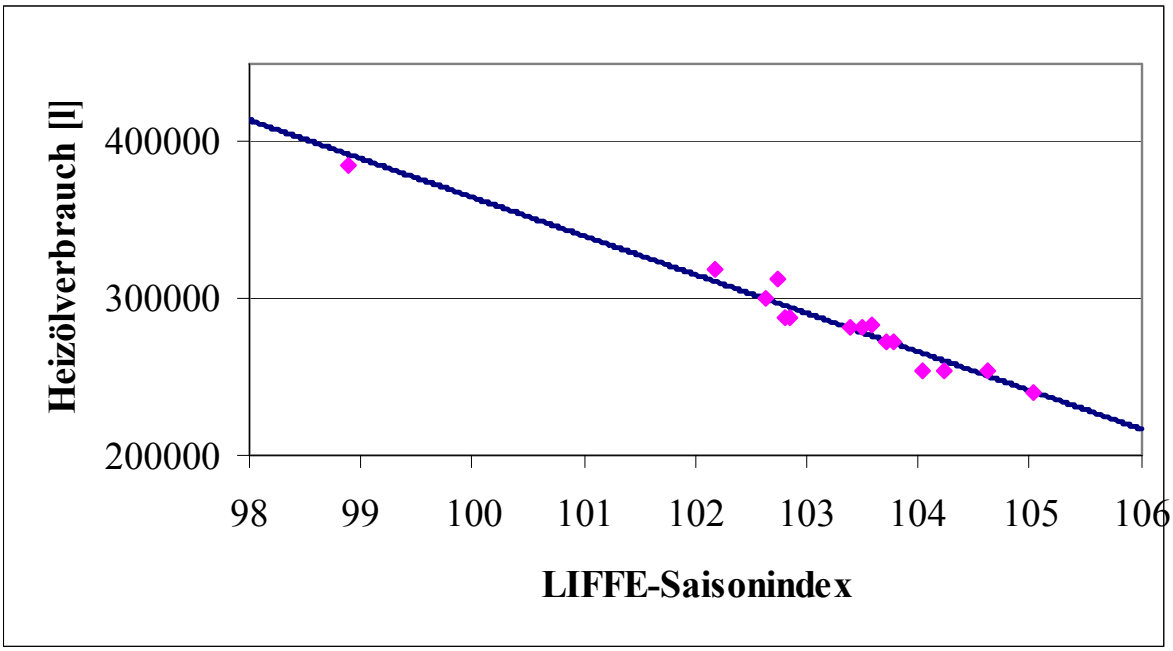
Sie beträgt -0,983. Da weitere Einflussfaktoren im Modell konstant gehalten werden, spielen diese in der nachfolgenden Betrachtung keine Rolle. Die Temperatur wird als einzige erklärende Variable angenommen.

Mit den berechneten Heizölverbrauchswerten und dem LIFFE-Saisonindex wird eine lineare Regressionsanalyse durchgeführt (vgl. BOSCH, 1993). Es wird der Heizölverbrauch H in Abhängigkeit vom LIFFE-Saisonindex x beschrieben:

$$H = m_0 + m_1 x \tag{14}$$

Dabei gibt m_0 den Schnittpunkt mit der y-Achse, m_1 die Steigung der Geraden und x nach (12) die Verteilung des Index an. Aus der Regressionsanalyse ergibt sich m_0 = 2.830.124 und m_1 = -24654. Daraus folgt, dass 24.654 l Heizöl mehr verbraucht werden, wenn der Index um einen Punkt sinkt. In Abbildung 6 ist die Regressionsgerade mit den ermittelten Werten dargestellt.

Abbildung 6: Regressionsgerade und tatsächlicher Heizölverbrauch in Abhängigkeit vom LIFFE-Saisonindex



Da auch die Heizölverbrauchsberechnungen für den Musterbetrieb zu wenig Ergebnisse liefern, um eine stetige Verbrauchsverteilung zu schätzen, wird der Heizölverbrauch H mit Hilfe der Regressionsgleichung simuliert.

$$H = m_0 + m_1 x + \sigma_1 \varepsilon_2 \tag{15}$$

wobei m_0 die Konstante und m_1 die Steigung der Regression des Heizölverbrauchs bezüglich des Index x darstellt. σ_1 gibt den Standardfehler der Regression an und ε ist eine standardnormalverteilte Zufallsvariable. Der Index x entspricht der Verteilung der Durchschnittstemperatur zuzüglich 100. Darüber hinaus wird berücksichtigt, dass das Energiebedarfsmodell den Energieverbrauch nicht exakt widerspiegeln kann. Aus dem Vergleich der gemessenen und simulierten Energieverbräuche (RATH, 1992: 132) für 4 Betriebe lässt sich ableiten, dass die Standardabweichung σ_2 des relativen Schätzfehlers ca. 5 % beträgt. Unter der Annahme,

dass die Kosten je Liter Heizöl k betragen, ergibt sich für die Energiekostenverteilung folgende Funktion:

$$C = (1+\sigma_2\varepsilon_3)\, H\, k\, (1-\frac{r\,T}{2}) \tag{16}$$

Es wird unterstellt, dass die Heizkosten kontinuierlich anfallen. Daher wird das durchschnittlich gebundene Kapital auf den Anfangszeitpunkt diskontiert. Die sich aus (16) ergebende Häufigkeitsverteilung (C)wird nun mit der Kostenverteilung nach Abschluss einer Putoption (C_{Put}) verglichen. Nach (2) und (16) ergibt sich:

$$C_{Put} = C - G_P^L = (1+\sigma_2\varepsilon_3)\, H\, k\, (1-\frac{r\,T}{2}) - V \cdot Max[0,(K-x)]e^{-r\,T} + P_P \tag{17}$$

Hier werden ebenfalls die Auszahlungen auf den Anfangszeitpunkt diskontiert.

Beide Verteilungen werden mit 10.000 Iterationen simuliert.

4.2 Ergebnisse der Simulation

Da es keine Vorgaben für den Strike Level und die Tick Size gibt, werden diese variabel gehalten und für den Modellbetrieb optimiert. Mit dem Regressionskoeffizienten für den Heizölverbrauch in Abhängigkeit vom Saisonindex m_1 sowie einem angenommenen Preis pro Liter Heizöl von k = 0,35 € lässt sich die optimale Tick Size V angeben:

$V = -m_1\, k$ = 8.629 €

Da der optimale Strike Level davon abhängt, wie stark der Betrieb sein Risiko für die Heizölkosten reduzieren möchte, werden für verschiedene Strike Levels die Risikoparameter angegeben (MARTIN et. al, 2001). Neben der Varianz bzw. der Standardabweichung, welche die Volatilität kennzeichnen, können auch Risikomaße herangezogen werden, die primär das Downside-Risiko beschreiben. Dies ist vor allem dann sinnvoll, wenn die betrachtete Verteilung asymmetrisch ist.

Da der Index normalverteilt ist, können der bedingte Erwartungswert und die Wahrscheinlichkeit ϖ, die zur Bestimmung der Prämie für die Putoption nach (5) notwendig sind, berechnet werden:

$$E(x \mid x < K) = E(x) + \sigma \frac{-\phi\left(\frac{K-E(x)}{\sigma}\right)}{\varpi(x<K)} \tag{18}$$

$$\varpi(x<K) = \Phi\left(\frac{K-E(x)}{\sigma}\right) \tag{19}$$

Dabei stellt $\Phi(\cdot)$ die Standardnormalverteilung, $\phi(\cdot)$ deren Dichtefunktion und σ die Standardabweichung des Index x dar.

In Tabelle 2 sind einige Kennziffern für die Verteilung der Ausgaben für Heizöl vermindert um die Zahlungen aus der Putoption unter Anrechnung der Prämie wiedergegeben. Es ist ersichtlich, dass mit zunehmendem Strike Level die Wahrscheinlichkeit ansteigt, dass es zu einer Prämienzahlung kommt. Gleichzeitig steigt die Prämie an, da sie der erwarteten Zahlung aus der Option entspricht. Wird als Strike Level 106 gewählt, kommt es in 99 % der Fälle zu einer Auszahlung aus der Option. Dafür ist aber die Prämie mit 25.842 € schon beträchtlich. Mit zunehmendem Strike Level verringert sich die Standardabweichung. Auch die Downside-Risikomaße Semistandardabweichung und die Perzentile zeigen eine deutliche Verringerung des Risikos an. Allerdings wird der Effekt mit zunehmendem Strike Level immer geringer.

Eine vollständige Absicherung gegen hohe Energiekosten bleibt aber auch bei dem maximalen Strike Level unmöglich. Vorstellbar ist auch, dass für einen Betrieb maximale Kosten nicht überschritten werden dürfen. Liegt dieser Schwellenwert beispielsweise bei -110.000 €, dann tritt er ohne Option mit einer Wahrscheinlichkeit von 23 % auf während die Wahrscheinlichkeit bei einer Option mit dem Strike 104 halbiert werden kann.

Tabelle 2: Auswirkungen verschiedener Strike Level auf die Verteilung der Heizölkosten des Modellbetriebes

Strike Level	Mittel	Wahrsch. Auszahl.	Prämie	Stabw	Semi-Stabw	5 %	10 %	Schwelle -110.000
-	-101.167	-	-	12.000	8.759	-121.513	-116.560	23 %
100	-101.167	1 %	32	11.925	8.663	-121.324	-116.587	23 %
101	-101.167	6 %	267	11.532	8.221	-120.050	-116.109	23 %
102	-101.167	22 %	1.359	10.301	7.042	-116.917	-113.905	20 %
103	-101.167	52 %	4.434	8.259	5.494	-113.526	-111.005	13 %
104	-101.167	80 %	10.078	6.505	4.494	-111.514	-109.254	8 %
105	-101.167	95 %	17.584	5.790	4.136	-110.727	-108.542	6 %
106	-101.167	99 %	25.842	5.648	4.062	-110.609	-108.427	6 %

5 Fazit

Durch das hier entwickelte Wetterderivat lässt sich das Heizenergiekostenrisiko eines Gartenbaubetriebes reduzieren. Eine vollständige Absicherung gegen hohen Energieverbrauch ist jedoch nicht möglich. Grundvoraussetzung für den sinnvollen Einsatz eines Wetterderivats im Rahmen des Risikomanagements ist ein Wetterindex, der mit dem Betriebserfolg korreliert. Daraus lässt sich dann ein Wetterderivat konstruieren, das das Erfolgsrisiko reduziert. Die Flexibilität des Derivattyps und des Wetterindex bei bilateralen OTC Geschäften erschließt ein weites Anwendungspotential für landwirtschaftliche Betriebe. Dabei besteht die Hauptschwierigkeit bei einer betriebsangepassten Konstruktion darin, eine gute Vorstellung über die Wahrscheinlichkeitsverteilung der betrachteten Erfolgsgröße und des Wetterindex zu gewinnen. Für die Bestimmung der fairen Prämie ist darüber hinaus die Wahrscheinlichkeitsverteilung des Index zu bestimmen. Die optimale Hedgeposition hängt dann von der Risikoeinstellung des Betriebsleiters ab und stellt eine eigene Fragestellung dar.

Literatur

ALATON, P., B. DJEHICHE and D. STILLBERGER (2001): On Modelling and Pricing Weather Derivatives. In: www.energyforum.net/downloads/reports/fat_1.pdf.

BECKER, H. und A. BRACHT (1999): Katastrophen- und Wetterderivate. Bank Verlag, Wien.

BOSCH, K. (1993): Statistik-Taschenbuch. Oldenbourg Verlag, 2. Auflage, München-Wien.

BRODY, D. (2002): Dynamical pricing of weather derivatives. In: Quantitative Finance, Vol. 2 (2002): 189-198.

CAO, M. und J. WEI (2000): Equilibrum approach of Weather Derivatives. working paper, Queens´s University Kingston, Ontario.

CAO, M., A. LI and J. WEI (2003): Weather Derivatives: A New Class of Financial Instruments, In: http://agecon.lib.umn.edu, download 16.02.2004.

DEUTSCHE BANK RESEARCH (HRSG.) (2003): Wachstumsmarkt Wetterderivate. In: http://www.dbresearch.de, download 30.07.2003.

DORNIER F. and M. QUERUEL (2000): Caution to the wind. In: Energy & Power Risk Management, August 2000: 30-32.

ELLITHORPE, D. and S. PUTNAM (1999): Weather derivatives and the new power markets. In: RISK BOOKS: The new power markets – Corporate strategies for Risk and Reward. London: 165-181.

GABLER WIRTSCHAFTSLEXIKON, In: http://www.gabler.de, Stand 19.02.2004.

HULL, J.C. (2003): Options, Futures & Other Derivatives. 5. Auflage, New Jersey.

LANGE, D., G. HACK, N. BELKER, M. BROCKMANN, O. DOMKE, S. KRUSCHE, W. SENNEKAMP und F.J. VIEHWEG (2002): Rationelle Energienutzung im Gartenbau. Braunschweig.

MARTIN, S., B. BARNETT and K. COBLE (2001): Developing and Pricing Precipitation Insurance, In: Journal of Agricultural and Resource Economics 26(1): 261-274

MEYER, N. (2002): Risikomanagement von Wetterrisiken. Bibliothek Deloitte & Touche.

EURONEXT.LIFFE (2004): Weather Indices. In: http://www.liffeweather.com, Stand 22.02.2004.

RATH, T. (1992): Einsatz wissensbasierter Systeme zur Modellierung und Darstellung von gartenbautechnischem Fachwissen am Beispiel des hybriden Expertensystems HORTEX, Hannover.

SCHIRM, A. (2000): Wetterderivate – Finanzprodukte für das Management wetterbedingter Geschäftsrisiken. In: Finanz Betrieb 11/2000: 722-730.

SCHIRM, A. (2001): Wetterderivate – Einsatzmöglichkeiten und Bewertung. In Reihe: Research in Capital Markets and Finance, 2001-2, München.

TIGLER, J. und T. BUTTE (2001): Weather derivatives: A quantitative analysis. In: www.weatherderivatives.de, download 29.04.03.

TURVEY, C. (2001): The Pricing of Degree Day Weather Options, Working Paper 02/05.