

Ornstein-Uhlenbeck 過程モデルによる 気温デリバティブのプライシング

戸 辺 玲 子*
高 橋 一†
川 野 輪 英 子††

概 要

本稿では、日次平均気温を Ornstein-Uhlenbeck 過程を用いた気温モデルを用いてモデル化し、シミュレーションを行った。既に Ornstein-Uhlenbeck 過程を用いたモデルは日次気温のモデルとしては一般的であるが、本稿では、日次気温を平滑化することで温暖化トレンドをより正確に計測した。さらに Ornstein-Uhlenbeck 過程における回帰水準は、ある1点をとるのではなく、シミュレーションごとに回帰水準にばらつきが生じるようにモデルを改良し、過去の気温データとシミュレーションから求めた気温の分布がほぼ一致するようにした。さらにデリバティブのペイアウト値の分布もシミュレーションにより求め、過去のデータと比較分析した。また、本モデルを用いたプライシング方法も解説し、実際にデリバティブのプライシングを行った。

1 はじめに

1970年代初頭に株式オプションが導入されて以来各種の金融派生証券が市場に導入されてきている。それらは新型派生証券の開発や市場のよりいっそうの流動化に寄与するだけでなく、金融資産に付随する不確実性をヘッジする機能も備えている。一方経済活動全般に目を向けると、経済活動は一般に気温や降水量

* 一橋大学大学院経済学研究科

† 一橋大学大学院経済学研究科

†† プライベートコンサルタント

等の気象現象から大きな影響を受けている。実際、アメリカ合衆国商務省によれば、1998年は約9兆ドルのG N Pのうちほぼ1兆ドル(11%)が天候の影響を強く受けているとされる。これは農業生産等から始まるマクロ経済学的影響から、ミクロ的には冷夏における電力会社や暖冬時のスキー場等が被る損失が考えられる。

これら天候不順による事業リスクをヘッジすることを目的として登場したのが天候デリバティブとよばれる新型の派生証券である。天候デリバティブは、例えば一定期間内に1日の平均気温が18℃以下の日が10日以上存在するならば、10日を越える日数1日あたり決められた額を相手方に対し支払うという契約が考えられる。天候デリバティブは天候不順による損失を補填するという意味において保険の役割を果たしている。一方、保険との相違点は、保険の支払いは損失額に対し行われるのに対し、天候デリバティブは実際の損失発生とは関係なく気象状況がある一定の条件を満たせば契約金額が支払われるところである。他方、株式オプション等の金融デリバティブでは、デリバティブの価値を決定する原証券(株価の系列)が市場で取引されているが、天候デリバティブに対する基準系列(気温や降水量)は市場で取引されていない。このように、リスクヘッジのためのデリバティブではあるものの既存の金融商品とは性質に大きな相違点がある。さて、天候デリバティブには、1.先物、2.スワップ、3.オプション等の種類があるが、本稿では3.オプションを中心に解説していく。

気温を対象とした天候デリバティブの価格付けの手法に関しては、リスク中立評価法、気象学的アプローチ、統計学的アプローチが存在する。中でも過去の気温データからデリバティブのペイアウト額を算出し、プライシングを行う統計学的手法が実務において主流となっている。この手法では過去のデータから気温のモデル化を行い、その上でデリバティブの対象となる期間の気温変動を再現し、プライシングにつなげていく(cf. Lukas[1978])。

本稿では、統計学的手法の中でも比較的簡単で一般的なモデルであるOrnstein-Uhlenbeck過程を用いた気温モデルを選択し、分析を行った。このモデルは過去においてはCao & Wei[2000]によって適用されたモデルである。

まず、気温モデルにあてはめる前に過去の気温データの温暖化トレンドを計測

する必要がある。本稿で選択したOrnstein-Uhlenbeck過程モデルでは日次平均気温を用いてモデル化を行うが、365日それぞれについてトレンドを計測するとトレンドが有意でない日が多くまた負のトレンドも計測される。そこで、日次気温に関して前後3日ずつの移動平均をとり、その上でトレンドを計測する方法を提案する。またこの平滑化を行うことでトレンドが有意に推定される日が多くなり、より正確なトレンドが計測されることを実証する。

Ornstein-Uhlenbeck過程による気温モデルは、気温がある平均的な気温水準に回帰するように設定されたモデルである。しかし、従来のようにある1点の気温水準に回帰するように設定しシミュレーションを行うと、シミュレーションにより発生させた気温が平均的な気温水準に過度に集まり、過去のデータとのミスマッチが生じる。また、そのシミュレーション気温を用いて気温デリバティブの価格付けを行うと、ペイアウト値の過小評価が起こればミスマッチが生じる。本稿ではOrnstein-Uhlenbeck過程の平均回帰水準にばらつきをもたせることで、このOrnstein-Uhlenbeck過程を用いた気温モデルの改良を行った。平均回帰水準のばらつきには、過去の平均気温の平均と標準偏差をパラメータとする正規分布を用いた。以上の改良を行うと、シミュレーションによる気温の分布と過去のデータから求めた気温の分布がほぼ等しくなり、さらに実際に天候デリバティブのペイアウト値を求めると、過去のデータとマッチした結果が得られた。

また、本モデルを用いた価格付け方法について提案を行う。気温デリバティブの価格付けを行う際、問題となってくるのが気温デリバティブの基準系列（気温や降水量）が市場で取引されてはいないという点である。このため、通常のデリバティブで使用される無裁定性を仮定したプライシング手法を使うことはできない。よって、天候デリバティブ（特にオプション型）においては、デリバティブの売り手のとるリスクに対する価格を決定することがデリバティブ開発者にとって重要となる。本稿ではデリバティブ開発者の予測や気象庁の発表する長期予報をとり入れることのできるプライシング方法を提案する。またシミュレーションの際に用いたデリバティブを用いて実際に価格付けを行い、その適正価格の導出方法を提案する。また、長期予報の価格付けへの導入方法も合わせて提案する。

本稿の構成は以下の通りである。まず、第2節では、Cao & Wei[2000]により

用いられたOrnstein-Uhlenbeck過程による気温モデルについて概説を行う。日次気温の平滑化を行った上で温暖化トレンドを計測し、さらに気温モデルのパラメータの推定も行う。第3節では、Bootstrap Monte Carlo法を用いたシミュレーションを行う。第4節ではプライシング方法を説明し、第5節では簡単な要約と結論を述べる。

2 平均回帰型の確率微分方程式を用いたモデル

本節では、Cao & Wei[2000]によって用いられた平均回帰型の確率微分方程式を用いたモデルについて説明を行う。ついでそのモデルを改良し、実際のデータを用いて分析を行う。

2.1 モデル

Cao & Wei[2000]にしたがって、日次平均気温をモデル化する。日次平均気温 X_t （以下では日次気温と記述する）から日次気温の平均値 m_t を差し引いた値を定義する。すなわち

$$Y_t = X_t - m_t \quad (1)$$

Y_t は、日次気温 X_t と平均日次気温 m_t の差であり、日次気温から季節変動を除去したものであると考えられる。 Y_t は以下のOrnstein - Uhlenbeck過程にしたがうと仮定する。

$$dY_t = -a(t)Y_t dt + \sigma(t)dW_t \quad (2)$$

但し、 W_t は標準ブラウン運動である。パラメータ $a(t)$ は平均回帰の強さを表し、 Y_t が平均回帰性をもつためには0以上であることが期待される。また $\sigma(t)$ は気温のボラティリティーをあらわす。この仮定をおくと、 Y_t は長期的な平均回帰水準である0の周りをランダムに変動するが、パラメータ $a(t)$ の値が大きい場合は Y_t は0に向かって急速に回帰し、 $a(t)$ の値が小さい場合は Y_t は0に向かってゆっくりと回帰するという性質をもつことになる。

戸辺玲子・高橋一・川野輪英子・過程モデルによる気温デリバティブのプライシング (29)

簡単化のため (2) 式において、 $a(t)$ と $\sigma(t)$ が時間に依存せず、一定の値をとると仮定する。このとき、(2) 式は

$$dY_t = -aY_t dt + \sigma dW_t \quad (3)$$

と書き表せる。確率微分方程式 (3) の解は、

$$Y_t = Y_0 e^{-at} + \sigma \int_0^t e^{-a(t-s)} dW_s \quad (4)$$

であり、日次気温 X_t は、

$$X_t - m_t = (X_0 - m_0) e^{-at} + \sigma \int_0^t e^{-a(t-s)} dW_s \quad (5)$$

と書き表せることになる。0 時点の気温 X_0 が与えられたとき、 t 時点の気温 X_t は平均 μ_x と分散 σ_x^2 がそれぞれ

$$\mu_x \equiv m_t + (X_0 - m_0) e^{-at}, \quad (6)$$

$$\sigma_x^2 \equiv \frac{\sigma^2}{2a} [1 - e^{-2at}] \quad (7)$$

であるような正規分布にしたがうことが示される。

時間 $[0, t]$ を n 区間に離散化し、 $0 = t_0 < t_1 < \dots < t_i < \dots < t_n = t$ とおく。 t_{i-1} 時点の気温が与えられたときの t 時点の気温は、

$$X_t - m_t = (X_{t_{i-1}} - m_{t_{i-1}}) e^{-a(t-t_{i-1})} + \sigma \int_{t_{i-1}}^t e^{-a(t-s)} dW_s \quad (8)$$

時間間隔 $t_i - t_{i-1}$ を 1 日とおき、(8) 式をさらに離散近似する。

$$X_t - m_t = (X_{t-1} - m_{t-1}) e^{-a} + \varepsilon_t \quad (9)$$

ここで ε_t は平均 0、分散 σ_x^2 の正規分布にしたがう。但し、 σ_x^2 は (7) 式で与えられている。(7) 式を σ について解くと、

$$\sigma = \sqrt{2\sigma_x^2 a [1 - e^{-2a}]^{-1}} \quad (10)$$

となる。

2.2 データ

分析に用いたデータは、気象庁発表の東京（千代田区大手町）の日次最高気温と日次最低気温の平均である。うるう年の2月29日は割愛し、1年を365日として分析を行った。標本期間は、1961年から2003年まで43年間である。

2.3 トレンド計測の方法とその結果

1961年から2003年までの43年間のデータを使用するにあたって、温暖化の影響を計測し、そのトレンドをモデルに加味する必要がある。トレンド計測するにあたっては、日次気温のばらつきが問題となってくる。すなわち、ある1日の43年間の気温データを用いてトレンドを計測すると、日次気温の変動が大きいためトレンドが正確に計測されなくなる可能性がある。実際、刈屋・遠藤・牛山[2003]のように43年間の日次気温データに対し線形回帰を行ってみる、すなわち、

$$x_{yr,t} : \text{第 } yr \text{ 年の第 } t \text{ 日の日次気温} \quad yr = 1, \dots, 43, t = 1, \dots, 365$$

としたとき、

$$x_{yr,t} = \beta_1(t) + \beta_2(t)yr + \varepsilon_t, \quad yr = 1, \dots, 43, t = 1, \dots, 365 \quad (11)$$

を仮定する。トレンドが片側5パーセントのt検定で有意であった日数は、365日のうち105日であった。また、トレンドが負の日数は53日存在し、その中で3日は有意に推定されていた。これらの結果は、日次気温のばらつきが大きく温暖化トレンドが十分に計測されなかったため生じたと考えられる。よって本稿では、日次気温のばらつきをおさえよりの確なトレンドが計測できるよう、日次気温に対して平滑化を行なった。まず、前後3日ずつの日次気温を用いて第 t 日の日次気温を平滑化する。すなわち、

$$x_{yr,t} : \text{第 } yr \text{ 年の第 } t \text{ 日の日次気温} \quad yr = 1, \dots, 43, t = 1, \dots, 365$$

としたとき、

$$\bar{x}_{yr,t} = \frac{1}{7} \sum_{s=t-3}^{t+3} x_{yr,s} \quad (12)$$

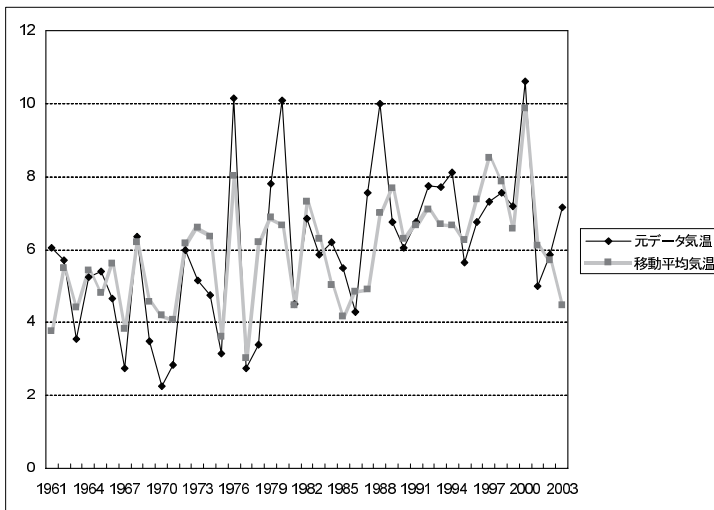


図1 1月4日の日次気温データと平滑化後の日次気温

という移動平均をとる。平滑化する前と後の1月4日の日次気温のグラフが図1である。

平滑化により、よりトレンドが計測されやすくなっていることがグラフからも見てとれる。この平滑化した日次気温 $\bar{x}_{yr,t}$ に対して線形の回帰直線をあてはめ、トレンドを計測する。

$$\bar{x}_{yr,t} = \beta_1(t) + \beta_2(t)yr + \varepsilon_t, \quad yr = 1, \dots, 43, \quad t = 1, \dots, 365 \quad (13)$$

この回帰を365日それぞれについておこない、日ごとのトレンド値を求めた。その結果を月ごとに集計したものが、表1である。

片側5パーセントのt検定の結果、トレンドが有意であったのは365日のうち205日だった。また、トレンドが負の値をとる日が23日存在するが、有意に推定された日はなかった。平滑化によってトレンドがよりの確に推定されていると考えられる。季節ごとの特徴を見ると、1月から3月、10月から12月においては、トレンド値が大きくまたp値も小さい値をとっている。すなわち東京においては冬季は温暖化が顕著であるということが出来る。それに対して5月から8月のト

月	切片(β_1)			yr(β_2)			β_2	
	係数	t値	p値	係数	t値	p値	有意日数	負の日数
1	4.64	10.99	0.00	0.048	2.86	0.02	31	0
2	5.06	9.84	0.00	0.045	2.25	0.07	22	0
3	7.92	14.66	0.00	0.045	2.12	0.08	27	0
4	13.77	26.35	0.00	0.033	1.57	0.24	19	0
5	18.60	39.90	0.00	0.015	0.83	0.47	1	2
6	21.63	37.83	0.00	0.020	1.02	0.41	7	6
7	25.39	37.60	0.00	0.019	0.69	0.55	2	2
8	27.43	51.74	0.00	0.005	0.27	0.44	5	13
9	22.98	43.63	0.00	0.031	1.49	0.23	13	0
10	17.00	41.17	0.00	0.048	2.94	0.03	28	0
11	12.22	26.58	0.00	0.035	1.93	0.16	19	0
12	7.34	16.40	0.00	0.041	2.28	0.04	31	0
全て	15.39	29.84	0.00	0.032	1.68	0.23	205	23

表1 12ヶ月の温暖化トレンドの線形回帰結果

トレンド値は小さくまた有意に推定された日数も少ない。すなわち、東京において夏季は、温暖化の傾向はあるが顕著ではないといえることができる。全体としての傾向をみると、1年あたり平均して0.0320℃ずつ気温が上昇しているという結果が出た。43年間で日次気温が1.374℃上昇したことになる。

本稿では、トレンドが有意であった日に対しても有意でなかった日に対しても、

$$m_{yr,t} = \hat{\beta}_1(t) + \hat{\beta}_2(t)yr, \quad yr = 1, \dots, 43, \quad t = 1, \dots, 365 \quad (14)$$

とした。但し $\hat{\beta}_1(t)$ 、 $\hat{\beta}_2(t)$ はそれぞれ $\beta_1(t)$ 、 $\beta_2(t)$ の推定値である。以上のようにして求めた $m_{yr,t}$ を用いて、次節で確率微分方程式のパラメータ推定を行う。

2.4 気温データの確率微分方程式を用いたモデル化

2.4.1 確率微分方程式のパラメータの推定

まず、パラメータ a 、 σ は日ごとに異なると仮定する。以下で、確率微分方程式

月	a推定値	標準誤差	p値	$(\sigma_x)^2$	σ
1	0.633	0.129	0.008	3.170	1.249
2	0.470	0.122	0.001	3.660	1.492
3	0.542	0.127	0.000	5.044	1.672
4	0.611	0.126	0.007	5.557	1.687
5	0.610	0.125	0.005	3.929	1.416
6	0.385	0.113	0.000	3.577	1.535
7	0.250	0.092	0.000	2.943	1.472
8	0.346	0.108	0.000	2.612	1.337
9	0.458	0.118	0.000	3.734	1.506
10	0.654	0.130	0.008	3.398	1.291
11	0.624	0.129	0.007	3.743	1.387
12	0.546	0.121	0.001	3.042	1.293

表2 SDEパラメータ推定結果

$$dY_t = -a_t Y_t dt + \sigma_t dW_t \quad (15)$$

のパラメータ a_t 、 σ_t を推定する。2.3節において、43年間分の $m_{y,t}$ と $x_{y,t}$ が求められている。ここで、 $m_{y,t}$ は7日間の移動平均を用いて求めたトレンド直線上の値であり、 $x_{y,t}$ は移動平均をとる前の日次気温データである。365日それぞれについて、

$$\begin{pmatrix} x_{1,t} - m_{1,t} \\ x_{2,t} - m_{2,t} \\ \dots \\ x_{43,t} - m_{43,t} \end{pmatrix} \quad (16)$$

を求め、

$$x_{y,t} - m_{y,t} = (x_{y,t-1} - m_{y,t-1}) e^{-a_t} + \varepsilon_t, \quad yr = 1, \dots, 43, \quad t = 1, \dots, 365$$

により推定する。左辺 $x_{y,t} - m_{y,t}$ を非説明変数、 $x_{y,t-1} - m_{y,t-1}$ を説明変数とする線形回帰分析をおこない、最小2乗法で推定した。使用したデータは、1961年1月1日から2003年12月31日までの東京の日次平均気温（（最高気温＋最低気温）/2）である。その月ごとに集計した結果が表2である。

月	Jarque-Bera検定			Breusch-Godfrey LM検定		
	JB	p値	棄却日数	LM R^2	p値	棄却日数
1	5.997	0.451	5	0.017	0.330	1
2	5.230	0.375	7	0.019	0.280	0
3	1.587	0.604	0	0.021	0.277	3
4	2.133	0.531	2	0.011	0.329	0
5	2.016	0.557	2	0.024	0.283	1
6	3.189	0.500	3	0.026	0.267	3
7	5.315	0.451	7	0.029	0.292	3
8	4.486	0.341	6	0.031	0.243	2
9	1.959	0.567	1	0.029	0.223	2
10	1.624	0.594	2	0.017	0.296	0
11	1.621	0.525	0	0.022	0.261	1
12	2.665	0.435	4	0.022	0.320	4

表3 正規性、系列相関の検定結果

系列はi.i.d.でないため正確な表現ではないが、365日すべてにおいてパラメータ α のp値は小さくt検定の頑強性より、やや暫定的ではあるが統計的に有意であると考えられる。

2.4.2 回帰残差の分析

回帰分析の残差の正規性と系列相関について分析を行った。正規性の検定は、Jarque-Beraの検定を行った。Jarque-Bera統計量は、歪度 sk と尖度 ek を用いて、

$$JB = \frac{T}{6} sk^2 + \frac{T}{24} (ek - 3)^2$$

とあらわされるものであり、残差が正規分布にしたがうときに自由度2の χ^2 分布にしたがう。結果のJarque-Bera統計量とそのp値は表3に記してある。残差の正規性が棄却されたのは、365日の中で39日であった。また、残差に関する系列相関の検定は、Breusch-GodfreyのLM検定を行った。統計量 R^2 とそのp値は表3に記してある。系列相関が存在しないという仮説が棄却されたのは、365日

の中で20日であった。すなわち365日のうち20日は、系列相関の存在が示唆された。

3 シミュレーション

本節では前節のトレンドの推定結果と確率微分方程式のパラメータ推定結果を用いてシミュレーションを行う。

3.1 Bootstrap Monte Carlo法を用いたシミュレーション方法

以下で、Bootstrap法の一種である再標本法を用いた気温データのシミュレーション方法を説明する。以後この再標本法をBootstrap Monte Carlo法とよぶことにする。前節で行った確率微分方程式のパラメータ推定において、365日分の a_t の推定値

$$\mathbf{a} = \{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{365}\}$$

と残差

$$\mathbf{E} = \begin{pmatrix} e_{1,1} & e_{1,2} & \cdots & e_{1,365} \\ e_{2,1} & e_{2,2} & \cdots & e_{2,365} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{43,1} & e_{43,2} & \cdots & e_{43,365} \end{pmatrix}$$

が求められている。(9)式を再述する。

$$X_t - m_t = (X_{t-1} - m_{t-1}) e^{-a_t} + \varepsilon_t$$

ここで $X_t - m_t = Y_t$ とおくと、

$$Y_t = Y_{t-1} e^{-a_t} + \varepsilon_t \quad (17)$$

となる。以下でBootstrap Monte Carlo法による $\hat{y}_t$ の導出方法を述べる。シミュレーション回数は N 回とし、第 n 回目に発生させた $\hat{y}_t$ を $\hat{y}_t^{(n)}$, ($n = 1, \dots, N$)と書くことにする。

1. 初期値 $y_0^{(n)}$ を与える。分析においては $y_0^{(n)} = 0$ とした。
2. 第1日目の残差 $\{e_{1,1}, e_{2,1}, \dots, e_{43,1}\}$ からランダムに値を1つ選び、 $\hat{e}_1^{(n)}$ とする。
求めたパラメータ推定値 $\hat{a}_1$ と $\hat{e}_1$ を(17)式に代入すると、

$$\hat{y}_1^{(n)} = y_0^{(n)} e^{-\hat{a}_1} + \hat{e}_1^{(n)}$$

として $\hat{y}_1$ が求められる。

3. 第2日目の残差 $\{e_{1,2}, e_{2,2}, \dots, e_{43,2}\}$ からランダムに値を1つ選び、 $\hat{e}_2^{(n)}$ とする。
 $\hat{y}_1$ と $\hat{a}_2$ 、 $\hat{e}_2$ を(17)式に代入し、

$$\hat{y}_2^{(n)} = \hat{y}_1^{(n)} e^{-\hat{a}_2} + \hat{e}_2^{(n)}$$

を求める。

4. 以下、同様にして365回繰り返すと、 $\{\hat{y}_1^{(n)}, \dots, \hat{y}_{365}^{(n)}\}$ が求められる。
5. 以上の作業を N 回繰り返すと、

$$\hat{Y} = \begin{pmatrix} y_1^{(1)} & y_2^{(1)} & \cdots & y_{365}^{(1)} \\ y_1^{(2)} & y_2^{(2)} & \cdots & y_{365}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^{(N)} & y_2^{(N)} & \cdots & y_{365}^{(N)} \end{pmatrix}$$

が求められる。

これらの $\hat{y}_t$ の系列の平均と分散は、もともとの標本 y_t の系列の平均、分散と平均的には等しくなる。このようにして発生させた $\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_{365}$ を用いて、次節でシミュレーションをおこなう。

3.2 日次気温のシミュレーションによる再構築

3.2.1 方法1- $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点を用いる方法

(9)式を再述する。

$$X_t - m_t = (X_{t-1} - m_{t-1}) e^{-a_t} + \varepsilon_t$$

まず、デリバティブの対象となる2004年 ($yr = 44$) に関して、

$$\hat{m}_{44,t} = \hat{\beta}_1(t) + 44\hat{\beta}_2(t), \quad t = 1, \dots, 365 \quad (18)$$

気温(℃)	過去のデータ	方法 1	方法 2
23 未満	0	0	17
23 以上 23.5 未満	0	0	38
23.5 ～ 24	2	6	48
24 ～ 24.5	0	20	121
24.5 ～ 25	3	74	183
25 ～ 25.5	1	239	325
25.5 ～ 26	8	506	411
26 ～ 26.5	3	819	518
26.5 ～ 27	9	923	545
27 ～ 27.5	4	839	590
27.5 ～ 28	8	509	462
28 ～ 28.5	3	254	385
28.5 ～ 29	2	92	280
29 ～ 29.5	0	12	166
29.5 ～ 30	0	6	117
30 ～ 30.5	0	1	61
30.5 以上	0	0	33
合計	43	4300	4300

表 4 シミュレーション結果

とする。すなわち $m_{44,t}$ に $\hat{m}_{44,t}$ 、すなわち前節でトレンドを計測するときに用いた
回帰直線の $yr = 44$ とした値を使用する。このことは、2004 年の気温をシミュレー
ションするにあたって、過去のデータから求めた 2004 年 7、8 月の 62 日間の日次
気温の予測値の周りを変動するよう、設定したことになる。さらに、3.1 節にお
いて述べた Bootstrap Monte Carlo 法によって 7、8 月の y_t 、すなわち $\hat{y}_{182}^{(n)}, \dots, \hat{y}_{243}^{(n)}$
を 4300 回発生させた。この $\hat{y}_{182}^{(n)}, \dots, \hat{y}_{243}^{(n)}$ と $\hat{m}_{44,t}$ を足し合わせ、4300 回分の
 $\hat{x}_{182}^{(n)}, \dots, \hat{x}_{243}^{(n)}$ を発生させた。但し、

$$\hat{x}_t^{(n)} = \hat{y}_t^{(n)} + \hat{m}_{44,t} \qquad t = 182, \dots, 243$$

である。結果のヒストグラムは、表 4 の方法 1 に記載した。

また、過去のデータとシミュレーションによる発生した気温の分布をあらわす

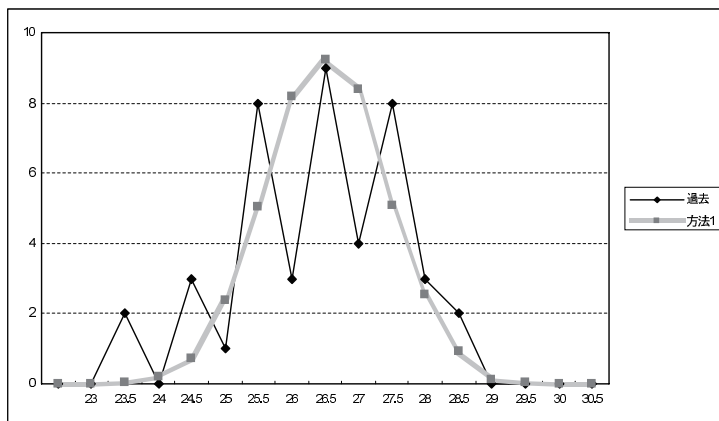


図2 過去のデータとシミュレーション方法1の気温分布

	7、8月平均 気温の平均	気温の標準偏差 の平均値	平均気温の 標準偏差
43年間(1961-2003)	26.68	2.639	1.215
15年間(1989-2003)	27.02	2.701	1.430

表5 1961年から2003年までの7、8月の気温に関する統計量

	7、8月平均 気温の平均	気温の標準偏差 の平均値	平均気温の 標準偏差
方法1	26.76	2.720	0.898
方法2	26.94	2.596	1.502

表6 シミュレーション気温の7、8月の気温に関する統計量

グラフが図2である。また、表5は1961年から2003年までの7、8月の日次気温に関する統計量である。シミュレーション気温の7、8月の平均気温と標準偏差に関する統計量は、表6の方法1に記載した。

Bootstrap Monte Carlo法によるシミュレーションで発生させた日次気温は、設定した通り平均的には $\hat{m}_{44,t}$ に近い値をとっている。しかし、過去の日次気温データと比べると、標準偏差が0.898であり、かなり小さい値をとっている。こ

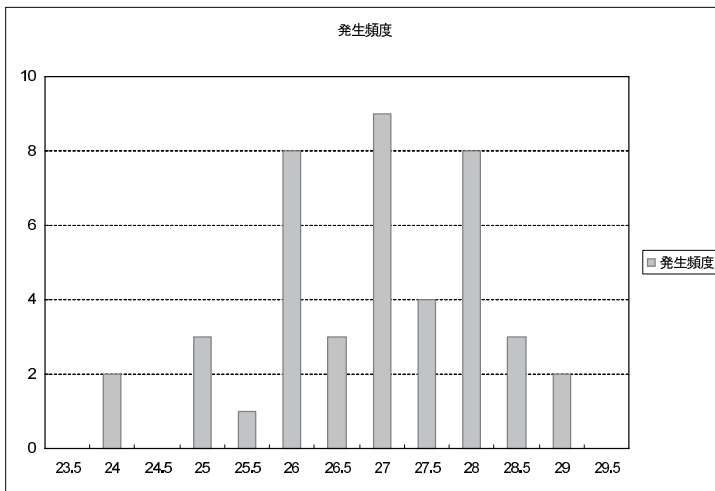


図3 43年間の7、8月の平均気温の分布

の問題点について考察を行う。

43年間の7、8月の平均気温 $\Sigma_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ の平均は26.68であり、また $\Sigma_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ の標準偏差は1.215である。(図3参照) また、1989年から2003年までの15年間の7、8月の平均気温 $\Sigma_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ により最近の傾向をみると、その平均は27.02であり標準偏差は1.430である。以上の統計量からもわかるように、7、8月の平均気温 $\Sigma_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ は、年によってばらつきが存在する。 $m_{44,t}$ に $\hat{m}_{44,t}$ という1つの値のみをあてはめるということは、 $m_{44,t}$ のばらつきが存在しないという仮定をおくことと同等である。7、8月の平均気温に、ばらつきが存在するにもかかわらず、存在しないと仮定して $m_{44,t}$ に $\hat{m}_{44,t}$ という1つの値のみをあてはめたため、結果として、発生させたシミュレーション気温 $x_{44,t}$ のばらつきも小さくなったのではないかと考えられる。発生させた x_t のばらつきが小さいと、 x_t をもとにつくられる気温デリバティブの価格も過少評価されることとなる。そこで、次節で $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法を提案する。

3.2.2 方法2-正規分布を用いて m_t にばらつきをもたせる方法

3.2.1節で行ったように $m_{44,t}$ をトレンド直線上の予測値 $\hat{m}_{44,t}$ 1点をとるのではなく、正規乱数により $m_{44,t}$ を発生させる方法を提案する。3.2.1節で述べたとおり、43年間の7、8月の平均気温 $\Sigma_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ の標準偏差は1.215である。この標準偏差の値を用い、 $\hat{m}_{44,t}$ の値にばらつきをもたせていく。

1. 3.2.1節で求めた $\hat{m}_{44,t}^{(n)}$ を用いて、平均 $\hat{m}_{44,t}^{(n)}$ 、分散 $(1.215)^2$ の正規分布による正規乱数を1つ発生させる。その値を $\tilde{m}_{44,t}^{(n)}$ とする。
2. $\tilde{m}_{44,t}^{(n)}$ をBootstrap Monte Carlo法により発生させた $\hat{y}_{182}^{(n)}, \dots, \hat{y}_{243}^{(n)}$ に足し合わせ、 $\tilde{x}_{182}^{(n)}, \dots, \tilde{x}_{243}^{(n)}$ とする。
3. 以上の作業を4300回繰り返し、

$$\bar{X} = \begin{pmatrix} \tilde{x}_{182}^{(1)} & \tilde{x}_{183}^{(1)} & \cdots & \tilde{x}_{243}^{(1)} \\ \tilde{x}_{182}^{(2)} & \tilde{x}_{183}^{(2)} & \cdots & \tilde{x}_{243}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{x}_{182}^{(4300)} & \tilde{x}_{183}^{(4300)} & \cdots & \tilde{x}_{243}^{(4300)} \end{pmatrix}$$

を作り出す。

以上の方法でシミュレーションを行った結果のヒストグラムを表4の方法2の欄に記載し、また気温に関する統計量を表6の方法2に記載した。また、過去のデータと以上のシミュレーションからもとめた気温の分布に関するグラフが図4

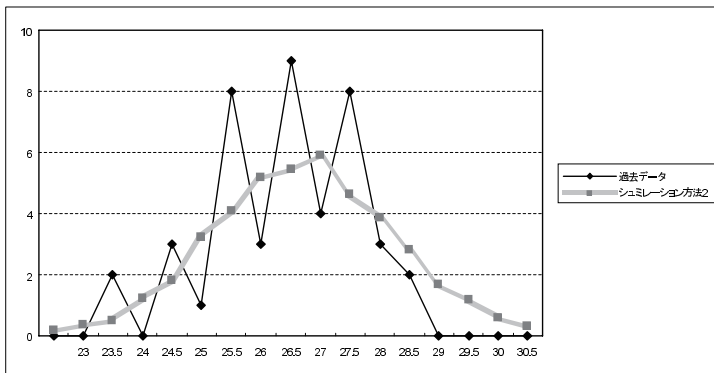


図4 過去のデータとシミュレーション方法2の気温分布

である。7、8月の平均気温に関して4300回分のシミュレーションの平均値は26.94であり、またその標準偏差は1.502であった。方法1、すなわち $m_{44,t}$ に $\hat{m}_{44,t}$ という1つの値のみをあてはめたとときと比べると、7、8月の平均気温に関する平均値は、それぞれ26.76と26.94でありそれほど変わりはないが、標準偏差は、0.898から1.502となりばらつきが大きくなったことを示している。この標準偏差は、過去43年間の7、8月の平均気温 $\sum_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ の平均26.68や標準偏差1.215、また、過去15年間の7、8月の平均気温 $\sum_{t=182}^{243} x_{yr,t}$ の平均27.02と標準偏差は1.430をみても、方法2が合致しているということができる。

以上の結果からは、気温は平年並の気温の周りを変動するのではなく、ある年の平均気温のまわりを変動しているにすぎないということがわかる。

3.3 気温デリバティブにおけるHDDとCDD

CME (Chicago Merchantile Exchange) で取引されている標準的な気温デリバティブを簡単に解説する。

歴史的に米国の電力会社やガス会社は華氏65度(摂氏18.3度)を境に冷房と暖房が入れ替わると考えてきた。すなわち華氏65度近辺を最も快適な気温と考えてきた。この考えにもとづき、日々のHDD(Heating Degree Day)とCDD(Cooling Degree Day)をと呼ばれる変数が定義された。

$$Daily\ HDD = \max \{ 0, 18.33^{\circ}\text{C} - \text{日次平均気温} \}$$

$$Daily\ CDD = \max \{ 0, \text{日次平均気温} - 18.33^{\circ}\text{C} \}$$

すなわち、HDDとは暖房が必要な度合いを、CDDは冷房が必要な度合いを示している。気温デリバティブの基準指数として累積HDDや累積CDD(期間内の日々のHDDやCDDの総和)を用いることが多い。以下では累積HDDと累積CDDをそれぞれ*CumHDD*、*CumCDD*と書くことにする。

3.4 CDDを用いた気温デリバティブの概要

2004年の7月、8月の日次平均気温から華氏65度(摂氏18.33度)を引いた値、すなわち日々のCDDを観測し、2ヶ月間の累積CDDを求める。冷夏リスクをヘッ

じするものとして、累積CDDが410を下回った場合410を1下回るとに5万円ずつ増加する金額を支払うという証券について考察をおこなう。但し支払いの限度額は350万円とする。猛暑リスクをヘッジするための証券に関しても、累積CDDが610を上回った場合610を1上回るとに5万円ずつ増加する金額を支払うという証券について考察を行う。支払いの限度額は350万円とした。

3.5 CDDを用いたデリバティブに関するシミュレーション

3.4節で述べたデリバティブについて、過去のデータから求めたペイアウトに関する統計量とシミュレーションから求めたペイアウトに関する統計量とを比較し、Bootstrap Monte Carlo法によるシミュレーションがデリバティブのプライシングに対して有効であるかどうかを検証した。シミュレーションは、方法1- $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点を用いる方法、方法2-正規分布を用いて m_t にばらつきをもたせる方法どちらの場合も行った。

$x_t^{(n)}$: n 回目の *Bootstrap Monte Carlo* 法によるシミュレーションによって作り出した第 t 日の気温

とすると、 n 回目の操作における第 t 日のCDDの値は、

$$CDD_t^{(n)} = \max \{x_t^{(n)} - 18.33, 0\} \quad (19)$$

である。 n 回目の操作における7、8月の累積CDDは、

$$CumCDD^{(n)} = \sum_{t=182}^{243} CDD_t^{(n)} \quad (20)$$

である。さらに、冷夏リスクをヘッジするコールオプション型のデリバティブの満期日8月31日において期待されるペイアウトは、 n 回目のBootstrap Monte Carlo法によるシミュレーションにより作り出した気温を用いると、

$$Call(8月31日, 410) = \min \{5 \times \max \{CumCDD^{(n)} - 410, 0\}, 350\} \quad (21)$$

となる。同様に猛暑リスクをヘッジするためのプットオプション型のデリバティブの満期日8月31日において期待されるペイアウトは、

	過去43年	過去15年	方法1	方法2
平均	517.57	538.93	533.70	532.99
標準偏差	75.32	88.65	54.94	93.15

表7 過去の気温データとシミュレーションのCDDの分布

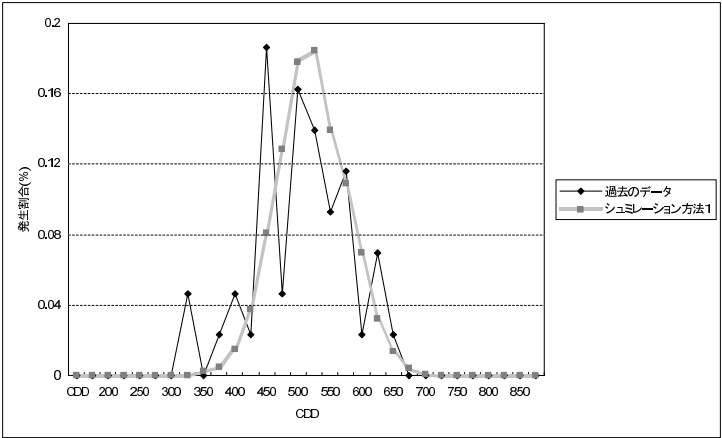


図5 方法1の累積CDDの分布と過去のデータから求めた累積CDDの分布

$$Put(8月31日, 610) = \min \{ 5 \times \max \{ 610 - CumCDD^{(n)}, 0 \}, 350 \} \tag{22}$$

となる。

方法1- $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点を用いる方法、方法2-正規分布を用いて m_t にばらつきをもたせる方法2つの方法で、累積CDDの値を求めた。累積CDDの分布の平均と標準偏差が表7に記載されている。また図5、図6が方法1、方法2それぞれの累積CDDの分布と過去のデータから求めた累積CDDの分布を比較したグラフである。

表とグラフにより明らかなように、シミュレーションから求めた累積CDDの平均値は、過去のデータから求めた累積CDDの平均値よりも高くなっている。それは温暖化トレンドを導入したため、過去のデータから求めた累積CDDの値よりもシミュレーションからもとめた方が平均的に高い値をとるためと考えられ

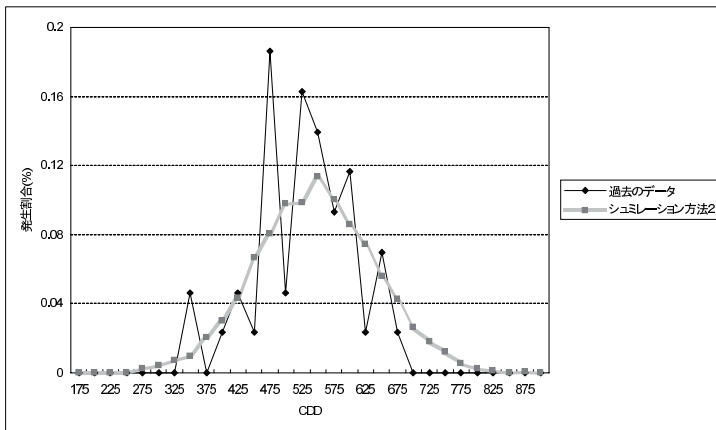


図6 方法2の累積CDDの分布と過去のデータから求めた累積CDDの分布

る。次に標準偏差について考える。方法1の $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点 $\hat{m}_{44,t}$ を用いてシミュレーションを行うと累積CDDの分布も過去の気温データから求めた累積CDDの分布よりも裾の狭い分布となっている。シミュレーション気温にばらつきが小さいため、累積CDDの標準偏差値も小さくなったと考えられる。他方、正規分布で $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法2を使うと、累積CDDの分布は過去43年の気温データから求めた累積CDD分布の標準偏差75.32よりも大きいが、過去15年のデータから求めた標準偏差88.65とは近い値をとっている。以上の結果から、累積CDDの分布においても方法2を用いたBootstrap Monte Carlo法によるシミュレーションが過去のデータに合致するということがいえる。

2つのシミュレーション方法を用いて、3.4節のデリバティブのペイアウトの期待値を求めたものが表8、表9に記載してある。

冷夏デリバティブに関するペイアウトは、過去43年間のデータから求めると平均17.662万円である。方法1の $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点 $\hat{m}_{44,t}$ を用いてシミュレーションを行う方法を用いると、ペイアウトの期待値の平均値は1.117万円でありここでもペイアウト値の過小評価がおきている。また、方法2の $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法を用いると、ペイアウトの期待値の平均値は16.794万円であ

	410-CDDs		ペイアウト期待値 (万円)	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差
過去43年間	3.532	13.72	17.662	68.59
方法1	0.223	2.77	1.117	13.86
方法2	4.051	16.71	16.794	64.13

表8 CDDを用いた冷夏デリバティブのペイアウトの期待値の比較

	CDDs-610		ペイアウト期待値 (万円)	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差
過去43年間	2.994	9.95	14.971	49.75
方法1	2.151	9.33	10.576	44.47
方法2	11.074	29.19	43.344	101.53

表9 CDDを用いた猛暑デリバティブのペイアウトの期待値の比較

り、過去のデータから考えても納得のいく値となっている。

猛暑デリバティブに関するペイアウトは、過去43年間のデータから求めると平均14.971万円である。方法1の $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点 $\hat{m}_{44,t}$ を用いてシミュレーションを行う方法を用いると、10.576万円でありここでもペイアウト期待値の過小評価がおきている。また、方法2の $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法を用いると、ペイアウトの期待値の平均値は43.344万円である。過去43年のデータから考えると少し高すぎるという印象を受けるかも知れないが、過去15年間のペイアウトの平均値31.12万円と温暖化トレンドのことを考えると、妥当なペイアウト期待値であると考えられる。

3.6 7、8月の平均気温を用いたデリバティブの概要

日本では損害保険会社などによって実際にデリバティブが発行されているが、それらはCDDを用いた気温デリバティブではないことが多い。以下ではCDDを用いないデリバティブを用いてシミュレーションを行い、本稿で提案したモデルが適用可能かどうかを検証する。

以下の2つは、2004年5月に株式会社損害保険ジャパンから発行されたデリバ

ティブである。7、8月の62日間の日次平均気温の平均値を求める。冷夏デリバティブは、日次気温の平均値が行使値を下回った場合、行使値を0.01℃下回るとに4,000円ずつ増加する金額を支払うという証券である。但し支払いの限度額は100万円（2.5℃分）である。この証券の行使値は地域によって異なり、公表されていない。また、オプション料は10万円である。また猛暑デリバティブは、日次気温の平均値が行使値を上回った場合行使値を0.01℃上回るとに4,000円ずつ支払うという証券である。但し支払いの限度額は100万円（2.5℃分）である。この証券の行使値も地域によって異なり、公表されていない。また、オプション料は10万円である。

本稿では、オプション料の値を無視し、行使値を冷夏デリバティブの場合25.5℃、猛暑デリバティブの場合28℃と設定し、以下でシミュレーションを行った。

3.7 7、8月の平均気温を用いたデリバティブのシミュレーション

3.6節で述べた証券について、過去のデータから求めたペイアウトに関する統計量とシミュレーションから求めたペイアウトに関する統計量とを比較し、Bootstrap Monte Carlo法を用いたシミュレーションが2ヶ月間の平均気温を用いたデリバティブのプライシングに対して有効であるかどうかを検証した。シミュレーションはこの場合も、方法1- $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点を用いる方法、方法2-正規分布を用いて m_t にばらつきをもたせる方法どちらの場合も行い、それぞれの7、8月62日間の日次気温の平均値を求めた。62日間の平均気温に関する統計量が記載されている。またグラフが62日間の日次気温の平均値の分布のグラフである。

表10、表11は、3.4節のデリバティブ証券の、過去データから計算したペイアウトの期待値とシミュレーションから計算したペイアウト期待値を記載した。

冷夏デリバティブに関するペイアウトは、過去43年間のデータから求めると平均50,000円で過去15年のデータから求めると平均64,667円である。（表10参照）方法1の $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点 $\hat{m}_{44,t}$ を用いてシミュレーションを行う方法を用いると、ペイアウトの期待値の平均値は13,163円でありここでもペイアウト値の過小評価がおきている。また、方法2の $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法を用い

	25.5-平均気温		ペイアウト期待値 (円)	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差
過去43年	0.125	0.371	50,000	148,578
過去15年	0.162	0.451	64,667	180,510
方法1	0.033	0.151	13,163	60,232
方法2	0.132	0.398	52,817	159,252

表10 平均気温を用いた冷夏デリバティブのペイアウトの期待値の比較

	平均気温-28		ペイアウト期待値 (円)	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差
過去43年	0.068	0.209	27,164	83,419
過去15年	0.145	0.288	58,151	115,194
方法1	0.032	0.151	12,987	60,232
方法2	0.212	0.504	84,806	201,485

表11 平均気温を用いた猛暑デリバティブのペイアウトの期待値の比較

ると、ペイアウトの期待値の平均値は52,817円であり、過去のデータから考えても妥当な値となっている。

猛暑デリバティブに関するペイアウトは、過去43年間のデータから求めると平均27,164円、過去15年間のデータから求めると平均58,151円である。(表11参照) 方法1の $m_{44,t}$ にトレンド直線上の点 $\hat{m}_{44,t}$ を用いてシミュレーションを行う方法を用いると、12,987円でありここでもペイアウト期待値の過小評価がおきている。また、方法2の $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法を用いると、ペイアウトの期待値の平均値は84,806円である。過去43年のデータと過去15年間のデータから求めたペイアウトの平均値と温暖化トレンドのことを考えると、こちらも妥当なペイアウト期待値であると考えられる。

以上の結果から、Bootstrap Monte Carlo法によるシミュレーションで特に正規分布により $m_{44,t}$ にばらつきをもたせた方法2が、CDDを用いた気温デリバティブに関しても平均気温を用いた気温デリバティブに関しても、シミュレーションやプライシングに適しているといえることができる。

4 価格付け

本節では、第3節においてシミュレーションを行ったデリバティブの価格付けを行う。第1節において既に述べたが、天候デリバティブに対する基準系列（気温や降水量）は市場で取引されてはいない。すなわち、金融デリバティブのように無裁定性を利用したプライシング手法を用いることができない。このため、効用関数などを用いてオプションの買い手と売り手の均衡価格を求めるというアプローチをとることが多い。しかし効用関数の形をどうするかなど問題点も多く、またモデルは複雑となる。本稿では、デリバティブの対象となっている期間の日次気温の水準に予測をとり入れることで、より簡単なプライシング方法を提案する。

4.1 価格付け方法

(9)式を再述する。

$$X_t - m_t = (X_{t-1} - m_{t-1}) e^{-a_t} + \varepsilon_t$$

デリバティブの対象である2004年(yr=44)に関して、第3節では

$$\hat{m}_{44,t} = \hat{\beta}_1(t) + 44\hat{\beta}_2(t), \quad t = 1, \dots, 365 \quad (23)$$

としたが、価格付けをする際は、デリバティブの売り手が引き受けるリスクの価格を期待ペイアウトに上乗せしなければならない。よって、この $\hat{m}_{44,t}$ に対し、冷夏オプションでは $\hat{m}_{44,t} - s$ 、猛暑オプションでは $\hat{m}_{44,t} + s$ という変換を行い、第3節と同様にBootstrap Monte Carlo法により気温を発生させた。ここで s は、デリバティブの対象期間である7、8月62日間の平均気温の標準偏差のある割合の気温とした。実際には7、8月62日間の平均気温の標準偏差は1.215であり、この55%、70%、85%、100%、115%の値を用いて、第3節と同様のBootstrap Monte Carlo法によるシミュレーションを4300回行い、気温を求めた。この気温をもとに、CDDにもとづく第3.4節のデリバティブと平均気温にもとづく第3.6節のデリバティブについて期待されるペイアウト値の平均を求めた。

	冷夏オプション			猛暑オプション		
	Cum CDD	発生割合 (%)	価格 (万円)	Cum CDD	発生割合 (%)	価格 (万円)
シミュレーション	533.0	4.05	16.79	533.0	11.07	43.34
s:SDの70%値	479.4	2.49	11.98	588.0	13.06	59.86
s:SDの85%値	467.8	3.91	18.61	599.7	17.37	77.80
s:SDの100%値	456.2	5.88	27.81	611.3	22.57	98.17

表12 CDDを用いたデリバティブのペイアウト

	冷夏オプション		猛暑オプション	
	発生割合	平均価格(円)	発生割合	平均価格(円)
シミュレーション	13.2%	52,817	21.2%	84,806
s:SDの70%値	13.7%	54,826	27.1%	108,487
s:SDの85%値	19.3%	77,318	35.4%	141,726
s:SDの100%値	26.5%	106,079	45.4%	181,407

表13 平均気温を用いたデリバティブのペイアウト

4.2 シミュレーション結果

s に7、8月62日間の平均気温の標準偏差の70%、85%、100%の値を用いた時の結果が表12と表13である。表12と表13の発生割合とは、シミュレーションを行った中でペイアウトが発生した割合であり、平均価格とは、シミュレーションにより計算されたペイアウトの4300回の平均値である。また、シミュレーション欄には第3節において求めた際のペイアウト発生割合と期待ペイアウト値を記載した。

結果は、4つのデリバティブの場合すべてにおいて s に7、8月62日間の平均気温の標準偏差の85%の値を用いることで、ペイアウトの期待値にリスクを加味した価格が求まった。またCDDを用いた冷夏オプションを除いては、ペイアウトの発生割合が第3節のシミュレーションで求めた際のペイアウト発生割合とあまり変わらないのが平均気温の標準偏差の70%の値を用いたときで、2倍となるのが平均気温の標準偏差の100%の値を用いたときであった。CDDを用いた冷夏オプションに関しては、標準偏差の100%の値を用いたときでも、ペイアウト

トの発生割合は第3節のシミュレーションで求めた際のペイアウト発生割合の約1.5倍にしかならなかった。

4.3 適正価格

価格は、天候デリバティブ商品の売り手が引き受けるリスクの対価を加味したものであり、それは売り手によって決定されるが、本稿ではペイアウトの発生割合をある水準としたときの期待ペイアウトの平均値を用いることを提案する。その水準とは、第3節でシミュレーションをおこなった際求められたペイアウトの発生割合の約1.5倍とその発生割合に10%加えたもののうち小さい方の割合になるように s を調節し、価格を求めるというものである。すなわち、第3節で求めたペイアウト発生割合を $z\%$ とすると、価格付けの際のペイアウト発生割合が

$$\min \{1.5z, z + 10\}\%$$

となるような s を選択し、その平均ペイアウトを求め、そのペイアウト値をデリバティブ価格とするのである。以上の方法で計算すると、例えば平均気温を用いた冷夏デリバティブの価格は77,000円程度となり、またCDDを用いた冷夏オプションの価格は27.8万円程度となる。これらの価格は、それぞれのシミュレーションによる期待ペイアウト値52,817円、16.7万円にリスクの対価を加味した価格として妥当であると考えられる。猛暑デリバティブに対しても同様に適切と思われる価格が導出できる。よって、以上のようにペイアウトの発生割合を調節することでデリバティブの適正な価格を求めることができるということが出来る。

4.4 長期予報の価格付けへの援用方法

気象庁は、地域ごとに季節予報（長期予報）を発表しており、特に毎月24日前後には、向こう3ヶ月の気温の出現確率が発表される。この3ヶ月予報は、月次平均気温が平年並か平年よりも低いか平年よりも高いをそれぞれの確率で示している。例えば平年よりも低い確率が20%、平年並の確率が30%、平年よりも高い確率が50%と発表されているとする。この3ヶ月予報を利用するには、発生割合を

$$\min \{1.5z, z + 10\}\%$$

とするのではなく、

$$\min \{1z \times 0.2 + 1.5z \times 0.3 + 2.0z \times 0.5, z + 10\}\%$$

というように3ヶ月予報の確率を用いて発生割合の期待値をとり、その上でその発生割合を実現するような s を選択し、価格を求めればよい。

5 おわりに

本稿では、日次平均気温をOrnstein-Uhlenbeck過程を用いた気温モデルを用いてモデル化し、シミュレーションを行った。モデルに対して我々が行った主な改良点は以下の通りである。第1に温暖化トレンドを計測する際、日次気温を平滑化することで温暖化トレンドをより正確に計測できるようにした。第2にOrnstein-Uhlenbeck過程の平均回帰水準にばらつきをもたせることで過去のデータとマッチするような気温データの発生に成功した。このためデリバティブ価格の過小評価が発生するというOrnstein-Uhlenbeck過程モデルの問題点は改善された。第3にデリバティブの開発者や販売者の予測や気象庁の発表する長期予報をとり入れることができるような価格付け方法を提案した。

[参考文献]

- [1] Cao, Melanie and Wei, Jason (2000) "Equilibrium valuation of weather derivatives" *Technical Report York University and University of Tront*.
- [2] Efron, B. (1981) "The Jackknife, the Bootstrap and Other Resampling Plans" SIAM.
- [3] Lukas, Robert E. (1978) "Asset prices in exchange economy" *Econometrica*, 46 pp.1429-1444.
- [4] 刈屋武昭、牛山史郎、遠藤良輔 (2003) 「気温T Tリスクスワップの等価性の検証」京都大学経済研究所東京分室ワーキングペーパー。