

# 研究論文

## 電力会社・ガス会社における気温リスクスワップの評価

杉浦大地\* 松本章邦† 原 尚幸‡ 縄田和満§

2009年6月5日投稿

2010年2月10日受理

### 概要

一般にエネルギー消費は気温、積雪、降雨といった天候条件と相関を持つため、エネルギー関連企業は天候デリバティブに対する需要を持っている。本論文では特に日本の電力会社とガス会社間の気温変動リスクスワップに焦点を当て、まず刈屋(2005)が定義した完全等価性の意味での公平性を満たすようなペイオフ関数を導出する。次に平均分散アプローチによる効用関数を用いてスワップを評価し、その有効性を考察する。その結果、夏季には電力会社は大きな低温リスクを抱える一方、ガス会社の収益は安定していることが示される。また両者の期待効用をともに増加させるような公平なスワップは、電力会社にとって最適な規模より小さな規模でしか契約され得ないことが示される。

**キーワード:** 天候デリバティブ, ペイオフ関数, 平均分散アプローチ, 分散低減化率, リスクスワップ

## 1 はじめに

天候デリバティブは天候変動に伴う事業リスクのマネージメント手法として近年注目を集めている。米国では電力自由化以降、気温変動が電力価格に大きな影響を与えるようになり、エネルギー関連企業にとってそれが事業リスクであるとの認識がなされるようになった。こうした背景の中、1997年9月に米国の総合エネルギー会社であった ENRON 社と Koch 社の間で初めて天候デリバティブの取引が始まり、それ以後欧米においては主としてエネルギー関連企業を中心に市場が発展し、アメリカのシカゴ商品取引所では2009年時点で全米20都市、ヨーロッパ10都市、アジア2都市(東京と大阪)を含む全42都市の気温先物、先物オプションなどの標準物商品が上場されるに至っている。

日本では1998年に保険業法、銀行法の改正によるデリバティブ商品開発の規制緩和以降、損害保険会社や銀行を中心に天候デリバティブ市場が発展し、気温、降水量、積雪量、日照時間、風向、台風の進路などさまざまな天候リスクに対応した商品が開発され、主として店頭で取引されている。エネルギー企業による天候デリバティブとしては、2001年夏の東京電力・東京ガス間の気温変動リスク交換スワップが最初である。これは夏季には電力会社は低温リスクを、ガス会社は逆に高温リスクを持つと考えられており、それらのリスクをスワップによって互いにヘッジするという手法である。

\*三菱東京 UFJ 銀行欧州市場部 E-mail: daichi.sugiura@uk.mufg.jp

†早稲田大学ファイナンス研究センター E-mail: akikuni@aoni.waseda.jp

‡新潟大学経済学部 E-mail: hara@econ.niigata-u.ac.jp

§東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻 E-mail: nawata@tmi.tu-tokyo.ac.jp

このスワップ以降、他の電力会社、ガス会社においてもスワップをはじめとした天候デリバティブが利用されるようになった。本論文では、特に電力会社・ガス会社間の気温変動リスク交換スワップに焦点を当て、ペイオフ関数の公平性とスワップによる事業リスクヘッジ効果という二つの観点から有効性を検証することを目的とする。ここで考えるスワップはすべて契約期間が2007年であると想定する。

気温リスクスワップに限らず、気温を指標とする天候デリバティブを分析するためには、気温の確率変動をモデル化する必要がある。本論文ではまず東京の日次平均気温の2007年の予測分布のモデル化を行う。天候デリバティブへの応用を念頭においた気温のモデルとしては、海外ではAlaton et al. (2001), Campbell and Diebold (2005), Richards et al. (2004)などがあげられる。日本では刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)が東京の日次平均気温に対し確率的ボラティリティを用いたモデルを提案している。本論文では確率的ボラティリティと基準化時系列項に定常長期記憶過程の自己回帰実数項と分移動平均(ARFIMA)モデルを用いた新たなモデルを提案する。

2001年夏の東京電力、東京ガス間のスワップに関しては、ペイオフの公平性の観点からいくつかの先行研究がある。刈屋(2005)は電力・ガス両社のペイオフの公平性に関し、それぞれの受取額の確率分布が等しい場合に完全等価、 $k$ 次までのモーメントが等しい場合に $k$ 次モーメント等価と定義した。刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)では気温の予測モデルを用いたモンテカルロシミュレーションにより2001年のスワップのペイオフ関数が完全等価性、モーメント等価性のいずれも満足せず、東京ガスにとって著しく不利な契約であったことを実証している。本論文ではまずこれらの先行研究にならい、2001年夏と同じ契約内容のスワップが2007年夏に東京電力・東京ガス間で行われると想定して、ペイオフ関数を公平性の観点から検証し、東京ガスに不利であることを再確認する。次にこのペイオフ関数を等価性の条件を満たすように修正することを考える。西田(2004)は非線形なペイオフ関数のクラスを導入し、両社の受取額の3次までの標本モーメントが等しいという制約の下で4次モーメントの差の平方を最小化することでパラメータを決定する手法を提案し、これにより等価性の意味で合理的なペイオフ関数が得られることを示した。本論文では2001年型のペイオフ関数を含むように一般化したペイオフ関数のクラスを定義し、両社の受取額の分布間のKolmogorov-Smirnov統計量を最小化することによりパラメータを決定する方法を提案し、それがやはり等価性の意味で合理的なペイオフ関数を与えることを示す。

しかし一般には公平なペイオフ関数が与えられたとしても、そのスワップによってヘッジ効果が得られるとは限らない。例えば収益規模よりもはるかに大きい規模のペイオフ関数を用いてスワップを行えば、事業リスクはかえって増大することも考えられる。与えられたペイオフ関数をもつスワップが電力・ガス両社にもたらすヘッジ効果を測定することによる有効性の検証や、測定されたヘッジ効果に基づいて適切な規模のペイオフの設計するというアプローチの研究は今までなされてこなかった。Barrieu and Karoui(2002), Cao and Wei(2003), Davis(2001), Platon and West(2005)では、天候デリバティブの価格の決定を販売側と投資家の期待効用最大化に基づいて決定する方式を提案している。Brockett et al. (2006)では、エネルギー企業が天候デリバティブから得られるヘッジ効果を期待効用を用いて分析している。山田, 飯田, 椿(2006)では、気温の先物を用いてエネルギー企業が事業リスクのヘッジを行うことを想定し、先物を用いた場合と用いない場合の収益の分散の比を分散低減化率と定義し、これによって気温先物によるヘッジ効果を測定し、夏季に電力会社が気温の先物を利用することの有効性を示している。本論文ではこうした効用関数、分散低減化率を用いたリスク評価のアプローチを電力会社・ガス会社間におけるスワップの有効性の評価へ適用することを考える。ここでは沖縄電力を除く電力9社、ガス主要4社を対象に、これらが東京の気温を指標として電力・ガス2社間のスワップを行うという状況を想定する。効用関数としては各社の契約期間内の事業利益に対する2

次関数を用いる。そしてスワップを用いた場合と用いない場合のそれぞれの期待効用の差をスワップの期待効用と定義する。また山田、飯田、椿(2006)と同様に、分散低減化率をスワップを用いる場合と用いない場合の事業リスクの分散の比として定義する。本論文ではこの期待効用と分散低減化率を用いてスワップが両社にもたらすヘッジ効果を測定することで有効性を検証する。その結果、夏季は電力会社にとっては年間で最も事業リスクが大きい時期であるのに対し、ガス会社にとっては逆に最も収益が安定する時期である上、必ずしも高温リスクを持たないこともあり、その場合には両社にヘッジ効果をもたらすスワップは存在しないことがわかる。また両社に正の期待効用をもたらすスワップが存在しても、ペイオフの規模は小さく、電力会社にとっては十分な事業リスクヘッジ効果が見込めないことも示される。一方、冬季には電力・ガスともに大きな高温リスクをもつため、スワップではこれらのリスクをヘッジできない。電力会社は夏季と冬季に、ガス会社は冬季に大きな事業リスクを抱えるが、これらの事実は電力会社・ガス会社がスワップだけでは気温変動リスクを十分にヘッジできないことを意味している。

本論文の構成は以下の通りである。2節では本論文で用いる東京の日次気温の予測分布のモデル化を行う。3節では平均分散アプローチを用いて電力・ガス間のスワップの期待効用、分散低減化率を定式化し、4節以降の分析で必要になる需要関数、費用関数のモデル化を行う。4節ではモンテカルロシミュレーションを用いて2001年夏の東京電力、東京ガス間のスワップをペイオフの公平性、リスクヘッジ効果の両面から評価・分析を行う。また他の電力会社・ガス会社間のスワップのヘッジ効果や夏以外の季節におけるスワップについても議論する。最後に5節で結論と今後の課題を述べる。

## 2 東京の日次平均気温モデル

### 2.1 全国の気温の主成分分析

本論文では4節以降で2007年に行われると想定した電力会社・ガス会社間の気温リスクスワップの事業リスクヘッジ効果の分析を行う。そのためには各電力・ガス会社が指標とすべき地域の気温の確率変動をモデル化し、契約期間における気温指標の予測分布を求めることが必要となる。この節ではモデル化の準備として、まず日本の電力会社10社の主要な需要地である札幌市、仙台市、東京都、富山市、名古屋市、大阪市、広島市、高松市、福岡市、那覇市の10都市の平均気温の確率変動の相関関係を分析する。ここで用いるデータは1961年1月から2006年11月までの各都市の月次平均気温のデータである。気温は季節性を有するため、ここでは $y$ 年 $m$ 月の気温 $\tau_{ym}$ に対し、各都市について月ごとに線形トレンドモデル

$$\tau_{ym} = \alpha_m + \beta_m y + \varepsilon_{ym}, \quad m = 1, \dots, 12$$

を最小二乗法(OLS)によって推定し、そこから得られる各都市の回帰残差の系列を用いて分析を行った。表1に10都市間の相関係数行列を示す。これを見ると、那覇はどの都市との相関係数も相対的に小さい値を示している一方で、那覇を除く9都市間の相関係数は、都市間の距離に反比例はするものの、概ね高い値を示していることがわかる。那覇を除く9都市において、他都市との相関係数の最小値が最大になる都市は東京である。次にこの相関行列を用いて主成分分析を全10都市の場合と、那覇を除く9都市の場合の2通り行った。その結果を表2に示す。第1主成分の寄与率は全10都市の場合で0.756、那覇を除く9都市の場合で0.811となった。この結果は、沖縄以外の9都市では、第1主成分で全国の気温の変動がおおよそ説明できることを示している。一方、第一主成分と東京の相関係数は0.900と非常に高い値を示す。これらのことから東京の気温変動で他の地域の変動も説明することが可能であると考えられる。本来気温リスクスワップは、各電力会社・ガス会社の管轄地域の気温を指標として用いることが自然と考えられるが、本論文では

表1. 全国10都市の月次平均気温回帰残差の相関係数行列

	札幌	仙台	東京	名古屋	富山	大阪	広島	高松	福岡	那覇
札幌	1									
仙台	0.788	1								
東京	0.662	0.900	1							
名古屋	0.557	0.771	0.826	1						
富山	0.655	0.850	0.852	0.905	1					
大阪	0.538	0.736	0.820	0.950	0.885	1				
広島	0.507	0.686	0.723	0.904	0.850	0.903	1			
高松	0.499	0.702	0.767	0.916	0.871	0.938	0.939	1		
福岡	0.457	0.652	0.716	0.846	0.823	0.880	0.902	0.910	1	
那覇	0.129	0.255	0.317	0.525	0.440	0.514	0.583	0.544	0.591	1

表2. 各都市の気温回帰残差の主成分分析の結果

	全10都市			那覇以外		
	固有値	寄与率	累積寄与率	固有値	寄与率	累積寄与率
第1主成分	7.564	0.756	0.756	7.295	0.811	0.811
第2主成分	1.192	0.119	0.876	0.911	0.101	0.912
第3主成分	0.468	0.047	0.923	0.289	0.032	0.944
第4主成分	0.274	0.027	0.950	0.149	0.017	0.961
第5主成分	0.148	0.015	0.965	0.114	0.013	0.973
第6主成分	0.113	0.011	0.976	0.090	0.010	0.983
第7主成分	0.090	0.009	0.985	0.061	0.007	0.990
第8主成分	0.060	0.006	0.991	0.054	0.006	0.996
第9主成分	0.053	0.005	0.996	0.036	0.004	1.000
第10主成分	0.036	0.004	1.000	-	-	-

沖縄の電力・ガス会社を分析対象からはずし、その他の地域に関しては、東京電力・東京ガス以外でも東京の気温を指標としたスワップ契約をするという状況を想定する。ここで分析対象とする電力会社は、沖縄電力以外の日本の全電力9社、すなわち北海道電力、東北電力、東京電力、中部電力、北陸電力、関西電力、中国電力、四国電力、九州電力とする。また主に天然ガスを供給する一般ガス事業者は2009年現在全国に212事業者(うち公営32)が存在するが、ここでは東京ガス、大阪ガス、東邦ガス、西部ガスの4社を分析対象とする。上記の4社で全国のガス販売量の約73%を占めているため、日本のガス市場を分析するに当たっては十分と考えられる。

## 2.2 確率的ボラティリティを用いた日次平均気温のモデル化

この節では東京の平均気温の予測分布のモデル化を行う。前節の主成分分析には月次平均気温のデータを用いたが、天候デリバティブにおける気温指標や契約期間、契約内容の変化に柔軟に対応できる汎用的なモデルを作成することを

念頭におき、以下では日次の平均気温のデータを用いて、各日の予測値を与えるモデルを求める。推定に用いるデータは東京大手町観測所における1961年1月1日から2006年11月30日の日次平均気温である。また簡単のためうるう日の2月29日は分析対象から除いた。

天候デリバティブへの応用を念頭においた日次気温の予測モデルは過去にも提案されてきており、海外では Alaton et al. (2001), Campbell and Diebold(2005), Richards et al. (2004), 日本では刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)などがあげられる。また月次平均気温に対しては西田(2004)がある。本論文では刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)にならぬように、 $y$ 年 $t$ 日における平均気温 $\tau_{yt}$ のモデルとして、以下のような確率的ボラティリティを用いたモデルを考える。

$$\tau_{yt} = \alpha_t + \beta_t y + \sigma_{yt} \zeta_{yt} . \quad (1)$$

ここで $\alpha_t + \beta_t y$ は1月1日から12月31日までの各日ごとのトレンド項、 $\sigma_{yt}$ は確率的ボラティリティ項、 $\zeta_{yt}$ は標準化時系列項で $E[\zeta_{yt}] = 0$ ,  $Var[\zeta_{yt}] = 1$ を満たすと仮定する。このモデルは確率的ボラティリティ項 $\sigma_{yt}$ , 標準化時系列項 $\zeta_{yt}$ もモデル化されており、それらに含まれるパラメータは、本来であればトレンド項のパラメータ $\alpha_t$ ,  $\beta_t$ も含めて最尤推定法などを用いて同時推定されるべきであるが、ここで提案するモデルの場合、尤度が複雑で同時推定を行うことは数学的に困難である。そこでここでは刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)と同様に

- (i)     トレンド項を各日ごとに単独で推定
- (ii)      $\sigma_{yt}$ のモデルを、トレンドを除いた日ごとの残差に基づいて推定
- (iii)     $\sigma_{yt}$ の推定量を用いてトレンド除去後の残差を標準化し、それを用いて $\zeta_{yt}$ を推定

という3ステップで全体のモデルの推定を行う。

## 2.2.1 トренд項の推定

まず各日ごとに1961年を $y=1$ として $\alpha_t$ ,  $\beta_t$ のOLS推定値を求めた。図1のプロットは $\alpha_t$ ,  $\beta_t$ のOLS推定値の年間変動である。 $\beta_t$ のOLS推定値はその多くが有意に正であり、温暖化の傾向があることがわかる。図1を見ても分かる通り、OLS推定値の日々の変動は大きいため、ここではスプライン平滑化法を用いてスムージングしたものを推定値として用いる。平滑化パラメータの決定方法としては、generalized maximum likelihood 最大化を用いた。図1中の平滑化曲線は $\alpha_t$ ,  $\beta_t$ スムージング後の推定値の年間変動である。以下、平滑化後の $\alpha_t$ ,  $\beta_t$ の推定値を $\hat{\alpha}_t$ ,  $\hat{\beta}_t$ と表すことにする。以下、パラメータに対し推定値はこのようにハットを付けて表すこととする。

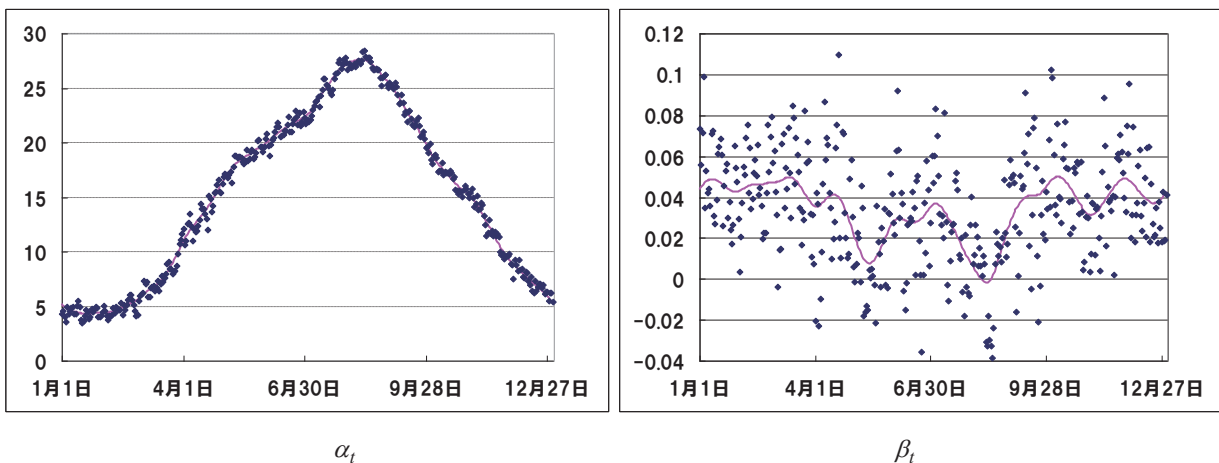


図1.  $\alpha_t$ ,  $\beta_t$ のOLSと平滑化後の推定量の年間変動



## 2.2.2 確率的ボラティリティ項のモデル化と推定

次に確率的ボラティリティ項 $\sigma_{yt}$ をモデル化し、その推定を行う。刈屋(2005)は $\ln\sigma_{yt}$ にトレンド有ARモデル、ARIMAモデルを、また刈屋、Tee, 郷古(2004)ではARCHモデルを用いてモデル化を行っている。本論文では

$$\sigma_{yt} = \omega_t + \nu_{yt}$$

というモデルを仮定する。ここで $\omega_t$ は非確率的な季節トレンド項で、 $\nu_{yt}$ は誤差項で、ここではARMAモデルを仮定する。このモデルを推定する場合、 $\sigma_{yt}$ は実際には観測されないので、刈屋(2005)、刈屋、Tee, 郷古(2004)と同様に、各日の標本標準偏差

$$s_t = \sqrt{\frac{1}{46-1} \sum_y (\tau_{yt} - \hat{\alpha}_t - \hat{\beta}_t y)^2}$$

が $\sigma_{yt}$ の一年分の観測値であるとして推定を行う。図2は $s_t$ の年間変動である。これを見ると各日の平均気温のばらつきは春先に向けて増加、春から初夏にかけて減少、梅雨期に再び増加、それ以外は比較的定常な動きを見せるという季節性が存在することがわかる。ここではこの季節性をトレンド項の推定のとくと同様に、スプライン平滑化を用いて平滑化する。図2中の曲線は平滑化曲線である。そして平滑化後の系列を $\omega_t$ の推定量として $\hat{\omega}_t$ で表す。

次に $\nu_{yt}$ が従うARMAモデルを、平滑化トレンド除去後の残差 $e_t = s_t - \hat{\omega}_t$ が観測値であるとして推定する。図3は $e_t$ の年間変動である。この系列に対しARMA( $p, q$ ),  $p = 0, \dots, 10$ ,  $q = 0, \dots, 5$ をそれぞれ推定しBICを用いたモデル選択の結果、ARMA(2, 1)が選択された。表3にパラメータの推定値を示す。以上の結果から、 $\sigma_{yt}$ に対しては以下のモデルを仮定する。

$$\sigma_{yt} = \hat{\omega}_t + \nu_{yt}, \quad \nu_{yt} = \hat{\phi}_1^y \nu_{yt-1} + \hat{\phi}_2^y \nu_{yt-2} + w_{yt} + \hat{\theta}_1^y w_{yt-1} \quad (2)$$

ここで添字 $yt-k$ で $y$ 年 $t$ 日の $k$ 日前を表すものとする。 $e_t$ にARMA(2, 1)をあてはめたときの残差について歪度、尖度を

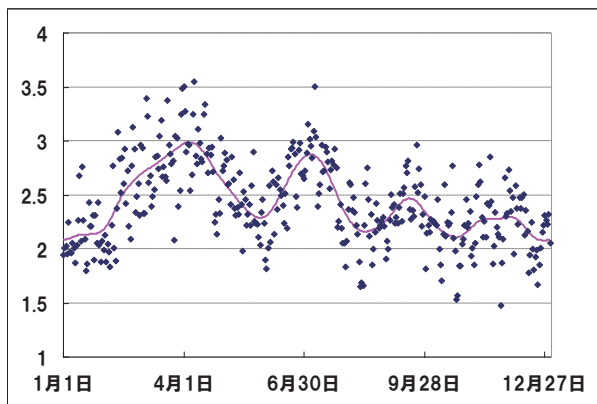


図2.  $s_t$ の年間変動

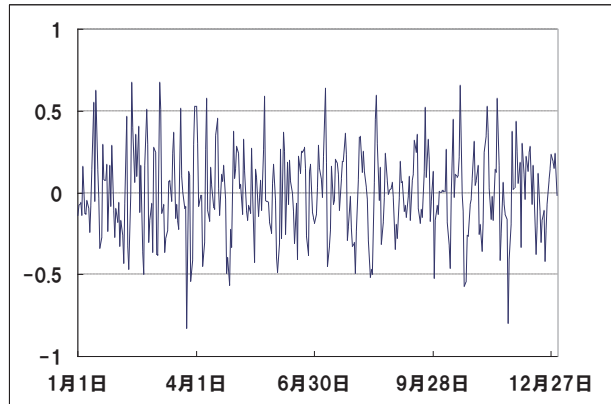


図3.  $e_t$ の年間変動

表3. ARMA(2, 1)のパラメータ推定値

	推定値	標準誤差	t 値
$\hat{\phi}_1^y$	1.263	0.047	26.73
$\hat{\phi}_2^y$	-0.441	0.047	-9.339
$\hat{\theta}_1^y$	0.997	0.035	283.6

用いた正規性の検定を行った結果、尖度について5%有意で棄却された。

### 2.2.3 基準化時系列項の推定

最後に基準化時系列項  $\zeta_{yt}$  のモデル化と推定を行う。  $\zeta_{yt}$  も実際には観測されないので、基準化された残差  $u_{yt}$

$$u_{yt} = \frac{\tau_{yt} - \hat{\alpha}_t - \hat{\beta}_t y}{s_t}$$

が観測値であるとしてモデル化とモデルの推定を行う。  $u_{yt}$  は各日ごとのトレンドモデルから得られた残差を基準化した量であったが、ここでは  $u_{yt}$  を 1961 年 1 月 1 日から 2006 年 11 月 30 日までの 1 系列(標本数 16759)と見て、時系列モデルでモデル化を行う。図 4 は  $u_{yt}$  の標本自己相関のプロットである。これをみると自己相関は Lag に対して指数的に減衰しているとは言えず、正の相関が長期的に渡って存在していることがわかる。一方、この系列に対し Augmented Dickey-Fuller 検定を用いて定常性の検定を行うと、1%有意で定常性が採択される。気温の変動はエルニーニョ現象の影響による暖冬・冷夏などにも見られるように、季節を通じて長期的な正の相関を有していることが考えられる。そこでここでは  $u_{yt}$  を長期記憶定常過程である自己回帰実数分移動平均 (ARFIMA) モデル (Granger and Joyeux (1980), Hosking (1981)) を用いてモデル化する。  $B$  をラグ作用素、  $d$  を実数差分の次数、

$$\nabla^d = (1-B)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-B)^j$$

を実数差分作用素とする。ここで、  $\binom{d}{j}$  は一般化された 2 項係数

$$\binom{d}{j} = \frac{d(d-1)\cdots(d-j+1)}{j(j-1)\cdots 1} = \frac{\Gamma(d+1)}{\Gamma(j+1)\Gamma(d-j+1)}$$

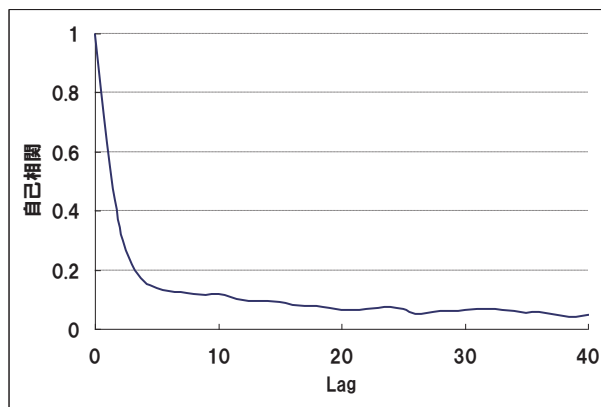


図 4.  $u_{yt}$  の標本自己相関関数

表 4. ARFIMA (2, 0) のパラメータ推定値

	推定値	標準誤差	t 値
$\hat{\phi}_1^s$	0.483	0.0143	33.6
$\hat{\phi}_2^s$	-0.117	7.85E-3	-14.9
$\hat{d}$	0.203	0.0126	16.2

である。そのとき ARFIMA( $p, d, q$ ) モデルは以下のように表すことができる。

$$\begin{aligned} \phi^s(B)\nabla^d \zeta_{yt} &= \theta^s(B)\varepsilon_{yt}, \\ \phi(B) &= 1 - \phi_1^s B - \phi_2^s B^2 - \dots - \phi_p^s B^p, \quad \theta(B) = 1 - \theta_1^s B - \theta_2^s B^2 - \dots - \theta_q^s B^q. \end{aligned}$$

ここで  $\varepsilon_{yt}$  は誤差項である。  $u_{yt}$  に対し、 ARFIMA( $p, d, q$ )  $p = 0, \dots, 5$ ,  $q = 0, \dots, 5$  をそれぞれ推定し、 BIC を用いてモデル選択を行った結果、 ARFIMA( $2, \hat{d}, 0$ ) を選択した。表4にパラメータの推定値を示す。以上の結果から、  $\zeta_{yt}$  に対しては以下のモデルを仮定する。

$$(1 - \hat{\phi}_1^s B - \hat{\phi}_2^s B^2)\nabla^{\hat{d}} \zeta_{yt} = \varepsilon_{yt} \quad (3)$$

また残差について歪度、尖度を用いた正規性の検定を行った結果、歪度、尖度ともに1%有意で棄却された。

### 2.3 シミュレーションと実績値との比較

前節で提案したモデル(1), (2), (3)を用いて気温のパスをシミュレーションにより発生させることが可能になる。(2)で  $w_{yt}$  を乱数で発生させることにより  $\sigma_{yt}$  が、また(3)で  $\varepsilon_{yt}$  を乱数で発生させることにより  $\zeta_{yt}$  がそれぞれ生成され、それらを用いると(1)から  $\tau_{yt}$  が計算される。(2)の ARMA モデル、(3)の ARFIMA モデルを当てはめ後の残差の正規性が棄却されたので、ここでは  $w_{yt}$ ,  $\varepsilon_{yt}$  の分布として、それぞれの残差の経験分布を用いることにする。このパスを2007年1月1日から2007年12月31日まで10000回発生させ、そこから求めた各月の平均気温の分布の平均、分散、歪度、尖度を表5にまとめる。表6に1992年から2006年までの15年間における月次平均気温の平均と分散を示す。実績値には、上昇傾向の年次トレンドが存在していること、標本数が15であることなどから、シミュレーション結果との単純な比較はできないが、上昇トレンドを考慮すれば、提案するモデルは妥当であると考えられる。標本歪度に基づく分布の正規性の検定統計量の両側5%点は  $\pm 0.0480$ 、両側1%点は  $\pm 0.0631$  であることから、8月、11月は1%有意で、9月が5%有意で棄却されるが、他の月の平均気温の分布は採択される。しかし標本尖度に基づく正規性の検定統計量の両側1%点は  $\pm 0.126$  であることから、すべての月の平均気温の分布の正規性は棄却される。

表5. 2007年の月次平均気温の予測分布のモーメント

	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
平均	6.62	7.05	9.90	15.2	19.2	22.6	26.1	27.4	24.4	18.9	13.9	9.11
分散	1.11	1.55	1.85	1.91	1.43	1.59	1.73	1.19	1.43	1.16	1.30	1.20
歪度	-0.038	-0.017	-0.023	-0.016	-0.016	-0.044	-0.035	-0.063	-0.056	0.004	-0.094	-0.005
尖度	0.411	0.462	0.277	0.221	0.335	0.252	0.295	0.354	0.346	0.384	0.572	0.428

表6. 最近15年間における月次平均気温の平均と分散

	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
平均	6.20	6.77	9.60	15.0	19.0	22.3	26.2	27.4	24.0	18.8	13.6	8.64
分散	0.66	0.59	0.96	1.13	0.80	0.92	3.40	1.49	1.22	0.91	0.88	0.88



### 3 電力会社・ガス会社の需要関数、費用関数の推定

#### 3.1 リスク交換スワップのペイオフの効用

この節では平均分散アプローチを用いて、電力会社とガス会社の間でリスク交換スワップ契約を結んだ場合の両社の期待効用の変化、すなわちスワップの期待効用を定式化する。スワップの気温指標を  $\tau$ 、ペイオフ関数  $S(\tau)$  で表す。また  $P$ 、 $Q$ 、 $C$  は契約期間内のそれぞれ小売価格、需要量、生産費用とする。スワップを用いない場合と用いた場合の契約期間内における事業利益  $\pi^{(0)}$ 、 $\pi^{(1)}$  はそれぞれ

$$\pi^{(0)} = PQ - C, \quad \pi^{(1)} = \pi^{(0)} + S(\tau) = PQ - C + S(\tau) \quad (4)$$

と表される。ここでは効用関数として、事業利益  $\pi$  に対し、以下のような2次関数を仮定する。

$$U(\pi) = \pi - \lambda\pi^2.$$

$\lambda$  はリスク回避度と呼ばれる。そのとき、スワップを用いた場合と用いない場合の効用の差

$$U^*(\pi^{(0)}, S(\tau)) = U(\pi^{(1)}) - U(\pi^{(0)})$$

を、ここではスワップの効用と定義する。期待効用  $E[U(\pi^{(0)})]$ 、 $E[U(\pi^{(1)})]$  はそれぞれ

$$E[U(\pi^{(0)})] = E[\pi^{(0)}] + \lambda(E[\pi^{(0)}])^2 - \lambda Var[\pi^{(0)}], \quad E[U(\pi^{(1)})] = E[\pi^{(1)}] + \lambda(E[\pi^{(1)}])^2 - \lambda Var[\pi^{(1)}]$$

となることから、スワップの期待効用  $E[U^*(\pi^{(0)}, S(\tau))]$  は

$$\begin{aligned} E[U^*(\pi^{(0)}, S(\tau))] &= E[U(\pi^{(1)})] - E[U(\pi^{(0)})] \\ &= E[S(\tau)] + 2\lambda E[\pi^{(0)}] \cdot E[S(\tau)] + \lambda(E[S(\tau)])^2 - \lambda Var[S(\tau)] - 2\lambda Cov[\pi^{(0)}, S(\tau)] \end{aligned} \quad (5)$$

と表わされる。本論文ではスワップの期待効用が正、すなわち

$$E[U^*(\pi^{(0)}, S(\tau))] > 0$$

が成立するときに、そのスワップはヘッジ効果を持つと定義する。4節で詳しく述べるが、 $E[S(\tau)] = 0$  であることは、ペイオフ関数が両社にとって公平であるための必要条件と考えられる。その場合は山田、飯田、椿(2006)で定義されている分散低減化率  $V(\pi^{(0)}, S(\tau))$

$$V(\pi^{(0)}, S(\tau)) = \frac{Var[\pi^{(1)}]}{Var[\pi^{(0)}]} = \frac{Var[\pi^{(0)}] + Var[S(\tau)] + 2Cov[\pi^{(0)}, S(\tau)]}{Var[\pi^{(0)}]} \quad (6)$$

が1未満であることとスワップの期待効用が正になることは等価で、 $V(\pi^{(0)}, S(\tau))$  が小さいスワップほどヘッジ効果が大きいと言える。また  $E[S(\tau)] = 0$  の下では、ヘッジ効果を持つためには、(6)より事業利益とペイオフに負の相関があることが必要であることもわかる。しかし事業利益とペイオフに負の相関が存在したとしても、ペイオフの分散が事業リスクに比べて非常に大きい場合には、スワップの期待効用は負になり得る。また  $Var[\pi^{(0)}]$ 、 $Var[S(\tau)]$  を固定したときに  $V(\pi^{(0)}, S(\tau))$  は  $Cov[\pi^{(0)}, S(\tau)]$  に関して単調増加であることから、事業利益とペイオフの負の相関が高いほどヘッジ効率は高くなるといえる。

このように  $E[S(\tau)] = 0$  が成立する場合には、期待効用と分散低減化率によるスワップの評価は等価であり、またいずれもヘッジ効果の大きさの指標と考えることができる。また分散低減化率は、定数  $c > 0$  に対し、

$$V(\pi^{(0)}, S(\tau)) = V(c\pi^{(0)}, cS(\tau))$$

という0次同次関数であるという意味で、事業利益の規模に対して不変であるため、会社間のヘッジ効果の比較をする上では有用な指標である。しかしながら4節で議論するように、実際に取引が行われたスワップでは  $E[S(\tau)] = 0$  が成立しない。 $E[S(\tau)] \neq 0$  であっても、分散のみを小さくするようなスワップを構成することは可能であるので、

$E[S(\tau)] \neq 0$  のスワップの評価に分散減化率を用いることは適当ではないと考えられる。そこで以降では  $E[S(\tau)] \neq 0$  のスワップを含むときは期待効用を、 $E[S(\tau)] = 0$  の場合には分散低減化率を用いてヘッジ効果の評価を行う。

本論文では、電力側のペイオフ関数が  $S(\tau)$  であるような、電力・ガス 2 社間のリスク交換スワップを考える。そのときガス側のペイオフ関数は  $-S(\tau)$  である。電力・ガス両社のスワップを用いない場合の事業利益を  $\pi_e^{(0)}$ 、 $\pi_g^{(0)}$  と書くことにすると、両社にとってのスワップの期待効用は  $E[U^*(\pi_e^{(0)}, S(\tau))]$ 、 $E[U^*(\pi_g^{(0)}, -S(\tau))]$  と表わされる。そのとき、

$$E[U^*(\pi_e^{(0)}, S(\tau))] > 0, \quad E[U^*(\pi_g^{(0)}, -S(\tau))] > 0$$

が成立するなら、このスワップは両社にとってヘッジ効果をもたらすことになる。本論文では、このようなスワップを有効なスワップと呼ぶことにする。先述のとおり、 $E[S(\tau)] = 0$  の場合、スワップが有効であることは、

$$V(\pi_e^{(0)}, S(\tau)) < 1, \quad V(\pi_g^{(0)}, -S(\tau)) < 1$$

であることと等価で、またこれらが成立するためには

$$\text{Cov}[\pi_e^{(0)}, S(\tau)] < 0, \quad \text{Cov}[\pi_g^{(0)}, -S(\tau)] < 0$$

となる必要がある。このことは電力会社とガス会社の気温に対する事業利益の構造が逆になっていること、すなわち一方が高温リスクを持つときにもう一方が低温リスクを持つことに対応する。

4 節以下では 2006 年までのデータを用いて、2007 年に電力会社とガス会社の間でリスクスワップを締結するという想定で、スワップの期待効用と分散低減化率を用いてリスクのヘッジ効果を測定し、スワップの有効性の評価を行う。以下の 3.2 節と 3.3 節ではその準備として電力・ガス各社のそれぞれ需要関数と費用関数をモデル化し予測式を導出する。3 節を通じて  $\tau$  は月次の平均気温であるとする。また予測式における確率的変動は  $\tau$  のみによるものと仮定し、各月の需要関数、費用関数を  $\tau$  の関数として定式化する。

### 3.2 需要モデル

この節では電力会社、ガス会社の各月の需要量のモデル化を行う。本論文では電力・ガスの販売量をそれぞれの需要量として定義する。図 5-1、図 5-2 は 2001、2003、2005 年における東京電力、東京ガスの各月の販売量の推移をプロットしたものである。図 6 はそれぞれの年の月平均気温の推移である。2001 年、2005 年は猛暑の年で、2003 年は冷夏の年である。これらを見ると、電力販売量については夏季、冬季の冷暖房需要が大きい気温帯で高い値を示し、夏季、冬季ともに平均気温に対する需要量の反応度が高いことがわかる。一方ガスの販売量を見ると、夏季の気温帯では電力販売量に比べると気温に対する反応が小さく、必ずしも夏季の高温リスクが明確に見られるわけではないことがわかる。しかし冬季の気温帯では、電力と同様に販売量が気温に対して反比例的に高い反応度を示していることも見て取れる。このように電力・ガスともに販売量には季節性が存在し、気温の影響を大きく受けていることがわかる。そこで本節では各月の販売量の季節性を各月の平均気温を用いてモデル化する。

エネルギー需要の気温を用いたモデルは過去にも提案されている。Engle et al. (1986) では電力販売量と平均気温に関してセミパラメトリック回帰モデルを用いて推定し、結果としてセントルイス、ジョージアにおいて電力販売量は気温に大きく依存し、特に夏の気温帯において反応度が大きくなることを示している。Moral-Carcedo and Vicéns-Otero (2005) ではスペインのトレンドを除いた日次電力販売量と日次平均気温の関係を分析しており、販売量が 2 つの閾値と気温に関する線形トレンドで説明されることを示している。トレンドには多項式のほか 8 月ダミーを取り入れている。日本のエネルギー需要に関しては、山田、飯田、椿 (2006) が月次の電力、ガス販売量から線形トレンドを除いた残差を気温に対してスプライン回帰を行うことで気温との関係をモデル化している。

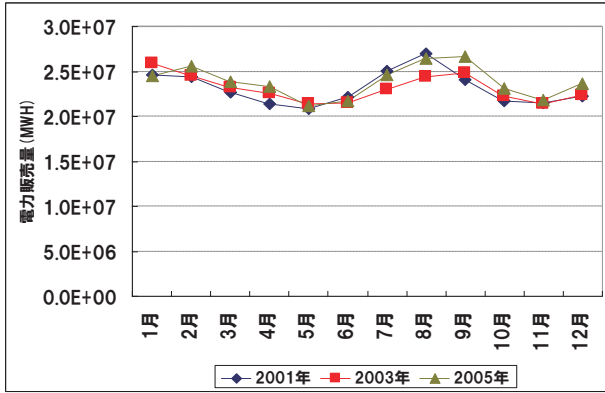


図 5-1. 東京電力の販売量の推移(2001, 2003, 2005 年)  
(出所：電気事業連合会 WEB サイト内「電力統計情報」)

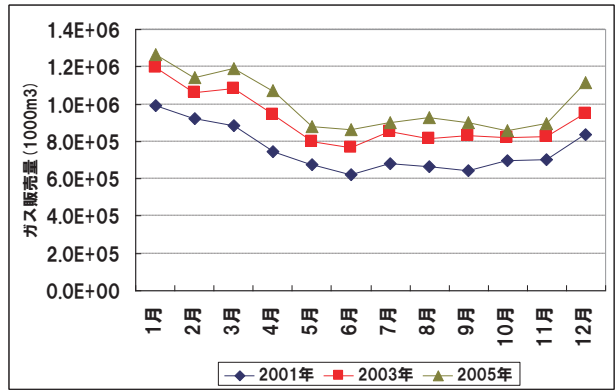


図 5-2. 東京ガスの販売量の推移(2001, 2003, 2005 年)  
(出所：(社)日本ガス協会「ガス事業便覧」)

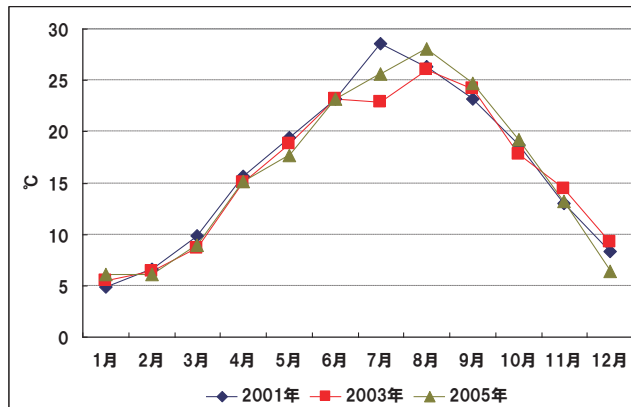


図 6. 月平均気温の推移(2001, 2003, 2005 年)

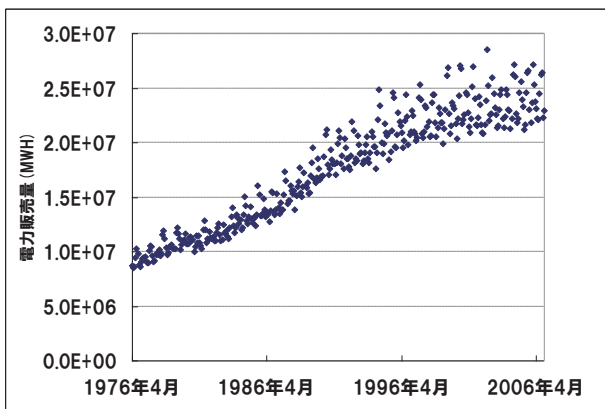


図 7-1. 東京電力の販売量の推移  
(出所：電気事業連合会 WEB サイト内「電力統計情報」)

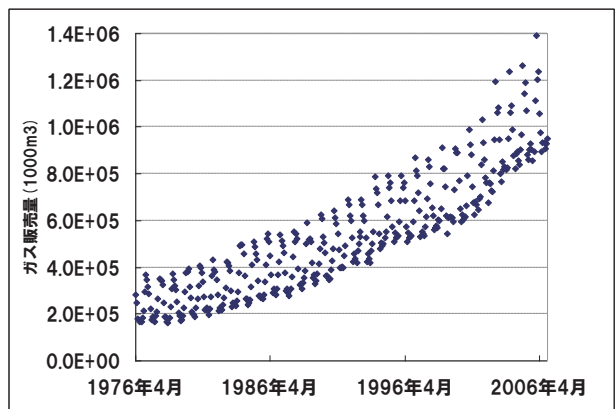


図 7-2. 東京ガスの販売量の推移  
(出所：(社)日本ガス協会「ガス事業便覧」)

表7.電力販売量トレンドモデルのパラメータ推定値

		トレンド					Amemiya's WLS	
		$\beta_{e,0}^{tr}$	$\beta_{e,1}^{tr}$	$\beta_{e,2}^{tr}$	$\beta_{e,3}^{tr}$	$\beta_{e,4}^{tr}$	$\alpha_{e,0}$	$\alpha_{e,1}$
北海道 $k=2$		1.05e+6	4.18e+3	-	-	-	2.16e+8	1.31e+8
		(5.83e+3)	(51.0)	-	-	-	(7.24e+7)	(1.14e+7)
		[1.79e+2]	[82.0]	-	-	-	[2.98]	[11.6]
東北 $k=3$		2.73e+6	6.95e+3	13.14	-	-	1.75e+10	4.29e+8
		(11.6)	(45.2)	(1.37)	-	-	(1.91e+9)	(4.97e+7)
		[1.00e+2]	[15.4]	[9.63]	-	-	[9.18]	[8.62]
東京 $k=3$		9.24e+6	1.75e+4	278.4	-0.600	-	1.21e+11	6.44e+9
		(1.25e+5)	(4.18e+3)	(0.315)	(0.063)	-	(1.59e+10)	(1.71e+9)
		[73.8]	[4.19]	[8.84]	[-9.55]	-	[7.62]	[3.76]
中部 $k=3$		4.68e+6	6.42e+3	110.2	-0.229	-	5.46e+10	5.22e+8
		(7.80e+4)	(2.14e+3)	(14.8)	(0.028)	-	(3.22e+9)	(5.00e+8)
		[60.0]	[3.00]	[7.46]	[-8.20]	-	[17.0]	[1.04]
北陸 $k=2$		1.17e+6	3.11e+3	-	-	-	4.61e+9	3.44e+7
		(9.02e+3)	(50.4)	-	-	-	(2.99e+8)	(6.93e+6)
		[1.30e+2]	[61.78]	-	-	-	[15.4]	[4.96]
関西 $k=3$		5.91e+6	1.11e+4	99.2	-0.231	-	1.87e+11	3.59e+9
		(1.13e+5)	(3.33e+3)	(23.85)	(0.046)	-	(5.94e+10)	(5.61e+8)
		[52.3]	[3.33]	[4.16]	[-5.01]	-	[3.15]	[6.39]
中国 $k=3$		2.58e+6	24.03	41.0	-0.063	-	2.51e+10	2.66e+8
		(3.88e+4)	(1.08e+3)	(7.47)	(1.42e-02)	-	(4.52e+9)	(4.66e+7)
		[66.4]	[0.022]	[5.49]	[-4.468]	-	[5.547]	[5.706]
四国 $k=4$		1.11e+6	5.65e+3	-44.3	0.219	-3.16e-4	4.01e+9	7.46e+7
		(2.01e+4)	(9.21e+2)	(11.5)	(0.051)	(7.24e-05)	(6.01e+8)	(1.08e+7)
		[55.2]	[6.14]	[-3.87]	[4.31]	[-4.37]	[6.68]	[6.93]
九州 $k=2$		2.62e+6	9.35e+3	8.91	-	-	3.29e+10	1.01e+9
		(4.03e+4)	(6.88e+2)	(2.10)	-	-	(6.82e+9)	(1.43e+8)
		[65.0]	[13.6]	[13.6]	-	-	[4.83]	[7.06]

表 8. 電力販売量気温モデルのパラメータ推定値

		推定値 (標準誤差) [t 値]				
		$\beta_{e,0}^T$	$\beta_{e,1}^T$	$\beta_{e,2}^T$	$\beta_{e,3}^T$	$\beta_{e,4}^T$
北海道 $l=2$		1.85	-0.222	5.50E-03	-	-
		(0.224)	(3.13E-02)	(9.48E-04)	-	-
		[8.29]	[-7.10]	[5.80]	-	-
東北 $l=2$		2.93	-0.397	1.11E-02	-	-
		(0.210)	(2.94E-02)	(8.91E-04)	-	-
		[0.140]	[-0.135]	[12.4]	-	-
東京 $l=3$		1.67	-0.227	-2.21E-03	3.94E-04	-
		(0.480)	(0.109)	(7.19E-03)	(1.44E-04)	-
		[3.49]	[-2.09]	[-0.307]	[2.73]	-
中部 $l=2$		3.18	-0.557	1.84E-02	-	-
		(0.289)	(4.05E-02)	(1.23E-03)	-	-
		[11.0]	[-13.8]	[15.1]	-	-
北陸 $l=3$		1.13	2.89E-03	-1.79E-02	6.52E-04	-
		(0.468)	(0.106)	(7.03E-03)	(1.41E-04)	-
		[2.41]	[2.70E-02]	[-2.55]	[4.63]	-
関西 $l=3$		1.17	-0.203	8.26E-04	2.70E-04	-
		(0.371)	(8.42E-02)	(5.56E-03)	(1.11E-04)	-
		[3.16]	[-2.41]	[0.149]	[2.43]	-
中国 $l=2$		2.27	-0.397	1.31E-02	-	-
		(0.213)	(2.98E-02)	(9.04E-04)	-	-
		[10.64]	[13.30]	[14.55]	-	-
四国 $l=4$		0.384	0.248	-5.82E-02	3.01E-03	-4.22E-05
		(0.696)	(0.220)	(2.35E-02)	(1.02E-03)	(1.56E-05)
		[0.551]	[1.13]	[-2.48]	[2.95]	[-2.71]
九州 $l=2$		1.77	-0.363	1.30E-02	-	-
		(0.186)	(2.60E-02)	(7.88E-04)	-	-
		[9.53]	[-13.96]	[16.48]	-	-

表 9. ガス販売量トレンドモデルのパラメータ推定値

		トレンド					Amemiya's WLS	
		$\beta_{e,0}^{tr}$	$\beta_{e,1}^{tr}$	$\beta_{e,2}^{tr}$	$\beta_{e,3}^{tr}$	$\beta_{e,4}^{tr}$	$\alpha_{e,0}$	$\alpha_{e,1}$
東京 $k=2$		2.38e+5	5.31e+2	4.26	-	-	4.01e+9	3.84e+7
	(標準誤差)	(1.19e+4)	(1.77e+2)	(0.507)	-	-	(5.70e+8)	(4.87e+6)
	[t 値]	[20.1]	[3.01]	[8.41]	-	-	[7.03]	[7.88]
東邦 $k=4$		4.66e+4	-6.75e+2	0.129	-5.83e-02	9.12e-05	1	0
	(OLS)	(4.24e+3)	(1.58e+2)	(1.73e+)	(6.99e-03)	(9.35e-06)	-	-
	[t 値]	[11.0]	[-4.27]	[7.48]	[-8.34]	[9.75]	-	-
大阪 $k=3$		2.08e+5	-3.79e+2	0.202	-1.79e-02	-	2.12e+9	1.08e+7
		(1.06e+4)	(2.75e+2)	(1.83)	(3.40e-03)	-	(2.86e+8)	(2.09e+6)
	[t 値]	[19.6]	[-1.38]	[6.25]	[-5.26]	-	[7.41]	[5.19]
西部 $k=2$		2.18e+4	39.7	0.202	-	-	1.67e+7	-0.289
		(7.41e+2)	(10.7)	(3.03e-02)	-	-	(2.74e+6)	(1.98e+4)
	[t 値]	[29.4]	[3.70]	[6.60]	-	-	[6.09]	[6.00]

表 10. ガス販売量気温モデルのパラメータ推定値

		推定値			推定値		
		(標準誤差)			(標準誤差)		
		[t 値]			[t 値]		
		$\beta_{g,0}^T$	$\beta_{g,1}^T$	$\beta_{g,2}^T$	$\beta_{g,0}^T$	$\beta_{g,1}^T$	$\beta_{g,2}^T$
東京 $l=2$		2.99	-0.288	5.29E-03	2.85	-0.277	5.14E-03
	(標準誤差)	(0.122)	(1.72E-02)	(5.21E-04)	(0.145)	(2.03E-02)	(6.16E-04)
	[t 値]	[24.42]	[-16.77]	[10.14]	[19.75]	[-13.64]	[8.34]
東邦 $l=2$		4.47E+4	-4.61E+3	94.13	2.92	-0.289	5.57E-03
		(2.78E+3)	(3.91E+2)	(11.86)	(0.148)	(2.07E-02)	(6.29E-04)
	[t 値]	[16.07]	[-11.78]	[7.94]	[19.75]	[-13.95]	[8.85]



図 7-1, 図 7-2 はそれぞれ東京電力, 東京ガスの月次販売量の推移である. 対象期間はいずれも 1976 年 4 月から 2006 年 11 月である. 電力, ガスともに販売量には上昇トレンドがあり, また電力販売量については分散に増加傾向が見られる. ガス販売量の分散も若干ではあるが増加の傾向が見られる. こうした傾向は他の電力 8 社, ガス 3 社についても同様に見られる. そこでここではまず電力各社, ガス各社の月次販売量について線形トレンドモデル

$$Q_t = \beta_0^{tr} + \beta_1^{tr} t + \dots + \beta_k^{tr} t^k + \varepsilon_t \tag{7}$$

を推定する. この節ではトレンド  $t$  は各月を表すものとし, 1976 年 4 月を  $t=1$  とした. 電力・ガスともに標本数は 368 である. 次数  $k=1, \dots, 4$  までを等分散を仮定して OLS 推定したものに加え, 誤差項  $\varepsilon_t$  の分散に線形トレンドモデル

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 t \tag{8}$$

を仮定して, Amemiya (1977) の重み付き最小二乗法でも推定を行い, BIC を用いて等分散, 不等分散およびモデル次数の選択を行った. 表 7, 表 9 に選択されたモデルとパラメータの推定値を示す. 東邦ガスで  $k=4$  の等分散のモデルが選択された以外は, すべて不等分散のモデルが選択された.

図 8-1, 図 8-2 は東京電力, 東京ガスのトレンド除去後の基準化残差

$$u_t = \frac{Q_t - (\hat{\beta}_0^{tr} + \hat{\beta}_1^{tr} t + \dots + \hat{\beta}_k^{tr} t^k)}{\sqrt{\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 t}} \tag{9}$$

の系列を各月の東京の平均気温に対してそれぞれプロットしたものである. 図 8-1 を見ると, 電力については図 5-1 でも見たように夏季や冬季の冷暖房需要が大きい気温帯で高い値を示していることがわかる. 他の電力 8 社についても残差を東京の気温に対してプロットしてみると, 低緯度の高気温帯では相対的に気温が高い時期に, 高緯度の低気温帯では相対的に気温が低い時期に高い値を示すものの, 概ね同じような傾向が見られる. 一方, 東京ガスについては先にも述べたとおり, 冬季の気温帯では暖房需要の高まりにより需要が高まっていることが見て取れるが, 夏季の気温帯では負の値は示しているものの, 22°C 付近で最低になった後, それ以上では横ばいかむしろ増加の傾向が見られる. これは他の 3 社についてもほぼ同様である. ここでは電力・ガス各社に対し, 基準化残差  $u_t$  と東京での月次平均気温  $\tau$  との関係を以下のような線形多項式モデルで推定する.

$$u_t = \beta_0^T + \beta_1^T \tau + \dots + \beta_l^T \tau^l + v_t \tag{10}$$

ここで  $v_t$  は誤差項である. 電力・ガス各社についてこのモデルを次数  $l=1, \dots, 4$  まで OLS により推定し, BIC を用いて次数

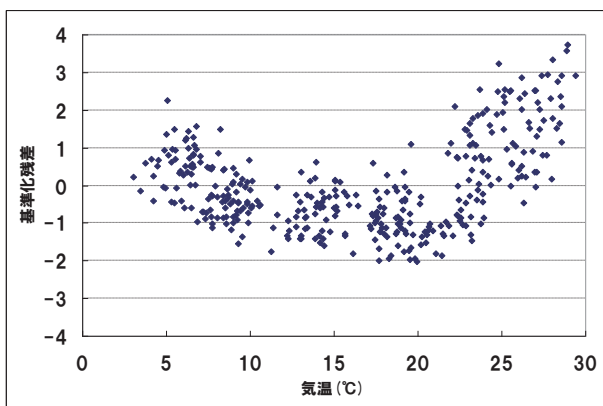


図 8-1. 基準化残差と平均気温の関係(東京電力)

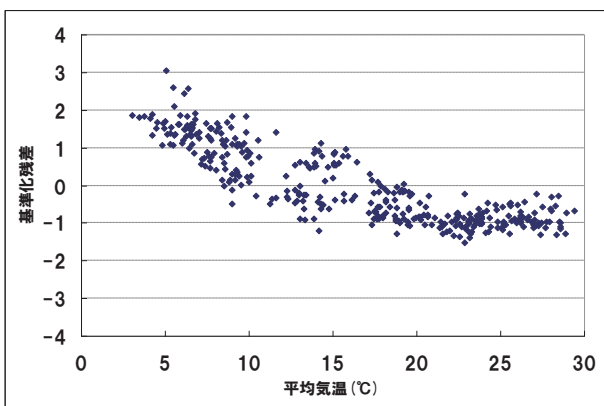


図 8-2. 基準化残差と平均気温の関係(東京ガス)

の選択をおこなった。表 8, 表 10 に選択されたモデルとパラメータの推定値, 標準誤差,  $t$  値を示す。

(7), (8), (9), (10)式と前節の気温モデルから求めた月次平均気温の予測値  $\tau$  を用いて, 2007 年の各月の販売量は以下の式で予測を行うことができる。

$$\hat{Q}(t, \tau) = \hat{\beta}_0^{tr} + \hat{\beta}_1^{tr} t + \dots + \hat{\beta}_k^{tr} t^k + \sqrt{\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 t} (\hat{\beta}_0^T + \hat{\beta}_1^T \tau + \dots + \hat{\beta}_l^T \tau^l). \quad (11)$$

### 3.3 費用モデル

この節では電力・ガス各社の各月の生産費用のモデル化を行う。本論文では電力会社・ガス会社の生産費用を有価証券報告書の損益計算書(単独決済)におけるそれぞれ電気事業営業費用, 売上原価と定義する。いずれも年次データである。また原データは名目価格であるので, 分析の際には国民経済計算における経済活動別国内総生産の電気業, ガス・水道・熱供給業のデフレーターを用いて 2005 年度基準の実質価格に変換をした。図 9-1, 図 9-2 に 1976 年度から 2004 年度の東京電力, 東京ガスの生産費用の年度間推移を示す。また図 10-1, 図 10-2 は同時期の LNG の CIF 価格を電気業, ガス・水道・熱供給業のデフレーターでそれぞれ割って求めた実質価格の推移, 図 11-1, 図 11-2 は東京電力, 東京ガスの販売量の年度間推移である。電力・ガスともに生産費用は 1979 年に始まる第 2 次オイルショックの影響による原油, LNG の価格の高騰の影響で上昇するが, 1980 年代中盤に石油の価格決定方式が OPEC 主導から市場連動方式へと移行したことに伴う原油, LNG 価格の急激な下落により費用も下降し, 1986 年度以降は燃料価格に連動しながら, 需要の伸びに比例して上昇するという傾向が見てとれる。そこで電力・ガス各社の生産費用関数として, 販売量と LNG の CIF 実質価格に基づく以下のトランスログ型の費用関数を仮定する。

$$\log C_{ym} = \beta_0^c + \beta_1^c \log Q_{ym} + \beta_2^c \log P_y + \beta_3^c \log Q_{ym} \log P_y \quad (12)$$

ここで  $C_{ym}$ ,  $Q_{ym}$  は  $y$  会計年度  $m$  月のそれぞれ生産費用と販売量,  $P_y$  は  $y$  年の LNG の CIF 価格である。また費用の構造は各月において一定であると仮定する。燃料価格のうちここでは LNG の CIF 価格のみをモデルに取り入れている。発電, ガス事業が使用する他の化石燃料のうち, 重油, LNG, LPG の価格は原油価格に連動して変動をする。一方, 石炭価格, 原子力発電費用の変動は, 原油や LNG 価格に比べると相対的に安定している。また 1993 年以降, 火力発電の中で最も発電電力量の多いのは LNG 火力であり, ガスにおいても主要な生産物は LNG である。こうした理由から (12) 式の実質生産関数は妥当なものであると考えられる。また LNG の調達には電力会社, ガス会社ともに長期契約に基づくので, ここでは各会計年度で価格は一定であると仮定した。

(12) 式を推定することを考えた場合, 販売量のデータは月次で得られるが, 生産費用は年次データでしか得られないため, 直接的にこのモデルを推定することはできないという問題が起こる。 $y$  会計年度の電力, ガスの生産費用の

合計を  $C_y = \sum_m C_{ym}$  で表す。本論文で対象としている電力 9 社, ガス 4 社はいずれも 3 月決算なので, この和は  $y$  年 4 月から翌年 3 月までの和を表すものとする。そのとき (12) から以下が成立する。

$$\log C_y = \beta_0^c + \log \left( \sum_{m=1}^{12} Q_{ym}^{\phi(P_y)} \right) + \beta_2^c \log P_y, \quad \phi(P_y) = \beta_1^c + \beta_3^c \log P_y \quad (13)$$

ここでは電力・ガスの各社について (13) 式を非線形最小二乗法によって推定した。パラメータの推定値, 標準誤差,  $t$  値は表 11-1, 11-2 に示す。ここで推定されたパラメータと (11), (12) 式を用いて, 2007 年  $t$  月の費用関数  $\hat{C}(t, \tau)$  を以下の式で予測する。

$$\hat{C}(t, \tau) = \exp \left\{ \hat{\beta}_0^c + \hat{\beta}_1^c \log \hat{Q}(t, \tau) + \hat{\beta}_2^c \log P_y + \hat{\beta}_3^c \log \hat{Q}(t, \tau) \log P_y \right\} \quad (14)$$

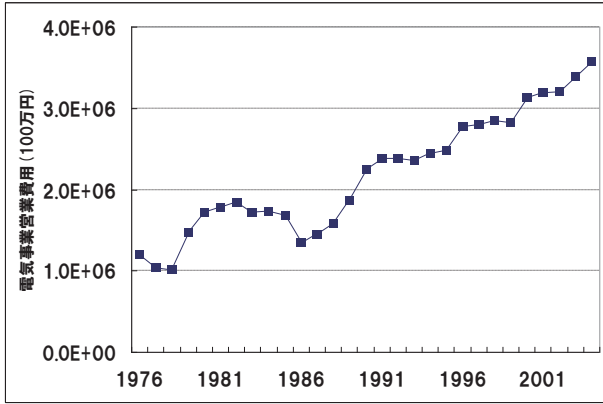


図 9-1. 東京電力の電気事業営業費用の年度間推移  
(出所：電気事業連合会 WEB サイト内「電力統計情報」)

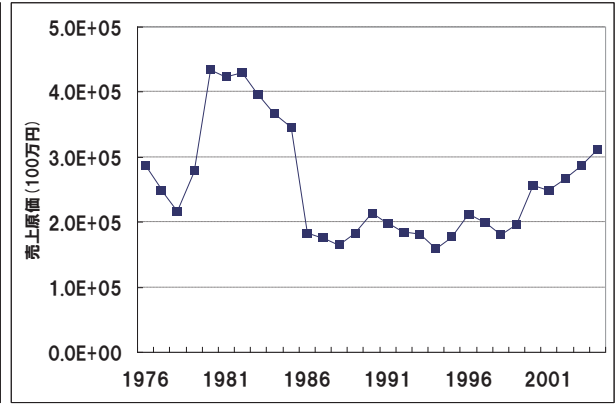


図 9-2. 東京ガスの売上原価の年度間推移  
(出所：(社)日本ガス協会「ガス事業便覧」)

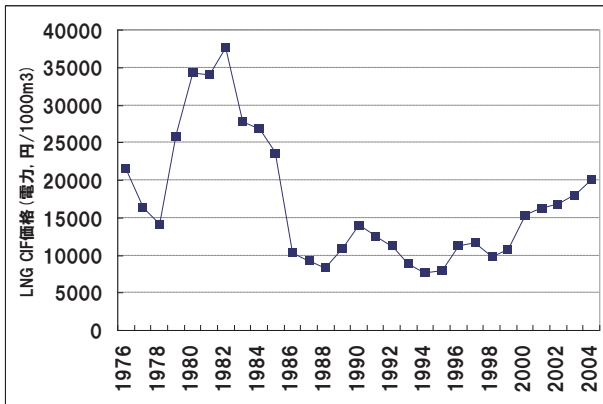


図 10-1. LNGCIF 価格(電力)の年度間推移  
(出所：(財)エネルギー経済研究所「エネルギー経済統計要覧」)

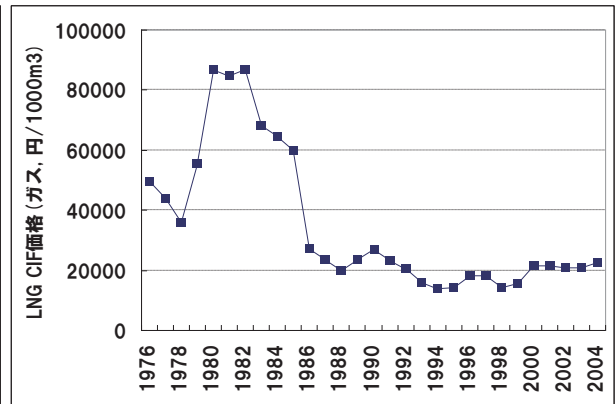


図 10-2. LNGCIF 価格(ガス)の年度間推移  
(出所：(財)エネルギー経済研究所「エネルギー経済統計要覧」)

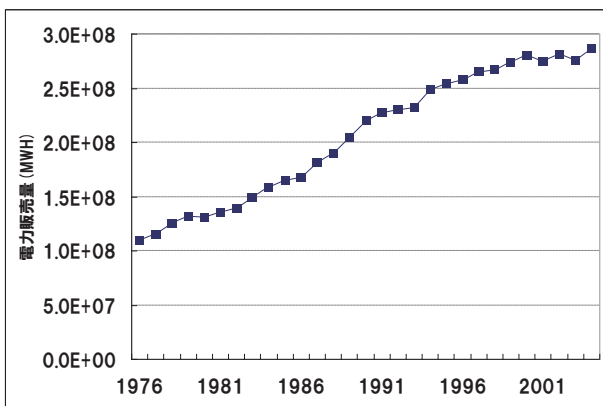


図 11-1. 東京電力の電力販売量の年度間推移

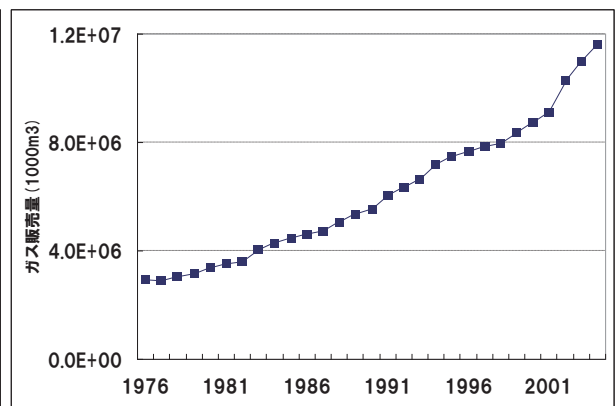


図 11-2. 東京ガスのガス販売量の年度間推移

表 11-1. 電力会社の費用関数のパラメータ推定値

		推定値 (標準誤差)				[t 値]			
		$\hat{\beta}_0^c$	$\hat{\beta}_1^c$	$\hat{\beta}_2^c$	$\hat{\beta}_3^c$	$\hat{\beta}_0^c$	$\hat{\beta}_1^c$	$\hat{\beta}_2^c$	$\hat{\beta}_3^c$
北海道		19.3	-0.625	6.53	-0.446	28.5	-0.999	9.82	-0.596
		(9.54)	(0.669)	(2.31)	(0.162)	(10.3)	(0.643)	(2.50)	(0.157)
		[2.02]	[-0.934]	[2.83]	[-2.76]	[2.78]	[-1.56]	[3.93]	[-3.81]
東北		30.1	-1.20	10.1	-0.646	43.3	-2.12	13.1	-0.855
		(5.54)	(0.365)	(1.35)	(0.089)	(8.49)	(0.567)	(2.05)	(0.137)
		[5.43]	[-3.29]	[7.50]	[-7.29]	[5.10]	[-3.73]	[6.39]	[-6.25]
東京		25.5	-0.740	8.60	-0.501	31.0	-1.43	11.1	-0.761
		(5.42)	(0.329)	(1.33)	(0.080)	(9.12)	(0.641)	(2.21)	(0.155)
		[4.70]	[-2.25]	[6.49]	[-6.24]	[3.40]	[-2.23]	[5.02]	[-4.92]
中部		34.5	-1.39	10.7	-0.657	31.1	-1.27	9.57	-0.612
		(6.12)	(0.389)	(1.50)	(0.095)	(5.00)	(0.329)	(1.22)	(0.080)
		[5.64]	[-3.58]	[7.16]	[-6.92]	[6.21]	[-3.87]	[7.87]	[-7.67]
北陸		48.4	-2.64	15.77	-1.09				
		(9.28)	(0.651)	(2.26)	(0.159)				
		[5.21]	[-4.06]	[6.97]	[-6.86]				

表 11-2. ガス会社の費用関数のパラメータ推定値

		推定値 (標準誤差)				[t 値]			
		$\hat{\beta}_0^c$	$\hat{\beta}_1^c$	$\hat{\beta}_2^c$	$\hat{\beta}_3^c$	$\hat{\beta}_0^c$	$\hat{\beta}_1^c$	$\hat{\beta}_2^c$	$\hat{\beta}_3^c$
東京		19.6	-0.592	5.31	-0.356	14.3	-0.199	1.93	-0.099
		(2.94)	(0.231)	(0.910)	(0.071)	(6.14)	(0.489)	(1.89)	(0.150)
		[6.67]	[-2.56]	[5.84]	[-5.01]	[2.33]	[-0.406]	[1.02]	[-0.664]
東邦		9.45	0.065	1.11	-0.051	23.1	-1.34	6.00	-0.530
		(4.14)	(0.378)	(1.30)	(0.117)	(5.26)	(0.514)	(1.60)	(0.156)
		[2.28]	[0.173]	[0.853]	[-0.436]	[4.40]	[-2.60]	[3.74]	[-3.39]

LNG の価格には電力、ガスともに財務省貿易統計速報発表の 2007 年 1 月の CIF 価格 (35260 円/m<sup>3</sup>) を用いる。

(4), (11), (14) から 2007 年の各月におけるペイオフ関数  $S(\tau)$  のスワップを用いない場合と用いた場合の契約期間内における事業利益  $\pi^{(0)}$ ,  $\pi^{(1)}$  はそれぞれ

$$\hat{\pi}^{(0)}(t, \tau) = P\hat{Q}(t, \tau) - \hat{C}(t, \tau), \quad \hat{\pi}^{(1)}(t, \tau) = P\hat{Q}(t, \tau) - \hat{C}(t, \tau) + S(\tau) \quad (15)$$

で予測することができる。小売価格  $P$  は気温の変動に依存せず、契約期間内で一定であると仮定する。本論文では電力小売価格を 2005 年度の有価証券報告書の損益計算書内の電気事業営業利益と販売量の比で、ガス小売価格は 2005 年度の有価証券報告書の損益計算書内のガス売上高と販売量の比でそれぞれ定義する。

## 4 電力会社・ガス会社のリスクスワップの評価

### 4.1 スワップのペイオフ関数の等価性

2001 年夏に東京電力と東京ガス間で締結されたリスク交換スワップの具体的な契約内容とは以下のようなものであった。

契約期間：2001年8月1日～2001年9月30日（61日間）

指標値：東京管区気象台における日平均気温

基準気温：26℃

金銭授受内容：

1. 契約期間の平均気温が基準気温を0.5℃を超えて下回る場合、東京ガスが東京電力に0.1℃あたり80万円×61日を支払う。逆に0.5℃を超えて上回る場合は、東京電力が東京ガスに同じ対価を支払う。
2. 最大支払額は7億円とする。

刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)ではこのスワップに関し、モンテカルロシミュレーションによって両社の受取額の分布関数を求め比較することによりペイオフ関数の等価性を議論し、受取額の意味では東京ガスにとって著しく不利であると指摘している。本節ではこれと同じ契約内容のスワップが 2007 年の 8 月、9 月に東京電力、東京ガス間で行われると想定して、刈屋(2005), 刈屋, Tee, 郷古(2004)にならひ、このスワップのペイオフの意味での等価性の検証を行う。

表12は2.2節で求めた気温のモデルを用いて、2007年8月、9月の各日の平均気温を10000パス発生させ、そこから求めた2ヶ月の平均気温の予測分布の4次までのモーメントである。予測分布の平均は25.89℃、分散は0.8507である。1997年から2006年までの10年間の8、9月の平均気温の平均は25.89℃、分散は0.715である。このことからこの平均気温の予測分布は妥当なものであると考えられる。また歪度は-0.0633となり、これを用いて分布の対称性の検定を行うと1%有意で棄却されることから、予測分布は負の歪を有することがわかる。以下の等価性の検証はここで求めた予測分布を用いて行うこととする。

$\tau$  を 2007 年の 8、9 月 2 ヶ月間の平均気温としたとき、電力側のペイオフ関数  $S(\tau)$  は

表12. 2007年度の8、9月の平均気温の予測分布の平均、分散、尖度、歪度

$E[\tau]$	$Var[\tau]$	$Skew[\tau]$	$Kurt[\tau]$
25.890	0.8507	-0.0633	0.3544

$$S(\tau) = \min(488 \cdot \max(26 - 0.5 - \tau, 0), 700) - \min(488 \cdot \max(\tau - 26 - 0.5, 0), 700) \quad (16)$$

と書くことができる。ここで金額の単位は100万円である。  $W_e$  ,  $W_g$  をそれぞれ東京電力、東京ガスの受取額とするとこれらは、

$$W_e = \min(488 \cdot \max(26 - 0.5 - \tau, 0), 700) , \quad W_g = \min(488 \cdot \max(\tau - 26 - 0.5, 0), 700)$$

と表される。  $F_e(x)$  ,  $F_g(x)$  をそれぞれ  $W_e$  ,  $W_g$  の分布関数とする。図12-1に  $F_e(x)$  ,  $F_g(x)$  を、表13に  $S(\tau)$  ,  $W_e$  ,  $W_g$  の4次までのモーメントを示す。刈屋(2005)は両社の受取額の等価性に関し、  $W_e$  と  $W_g$  の分布が等しいときに完全等価、  $W_e$  と  $W_g$  の  $k$  次までのモーメントが等しいときに  $k$  次モーメント等価とそれぞれ定義している。図11を見ると、明らかに定義域の全域で  $F_e(x) \leq F_g(x)$  , すなわち

$$\Pr(W_e \leq x) \leq \Pr(W_g \leq x)$$

が成立している。したがって刈屋(2005)でも指摘されている通り、このスワップは東京電力に有利なものであることがわかる。刈屋(2005)では2標本Kolmogorov-Smirnov統計量

$$D(W_e, W_g) = \max_x |F_e(x) - F_g(x)|$$

を完全等価性の指標に用いているが、実際にこれを用いて検定を行うと、  $D(W_e, W_g) = 0.064$  となり1%有意で完全等価性は棄却される。また表13から東京電力の期待ペイオフ  $E[S(\tau)] = E[W_e] - E[W_g]$  は22.625、  $t$  統計量を計算すると8.637となり有意で正になる。したがってこのペイオフ関数は、モーメント等価性の意味で見ても1次モーメントですでに等価ではなく、東京電力に有利であるということが言える。1次モーメントの等価性を持たないことの原因は、このペイオフ関数における基準温度の26℃と予測分布の平均25.89℃との乖離のほか、平均気温の予測分布が負の歪を持っているのに対して、ペイオフ関数が基準温度に対して対称であることも起因しているものと考えられる。西田(2004)はこの気温の分布

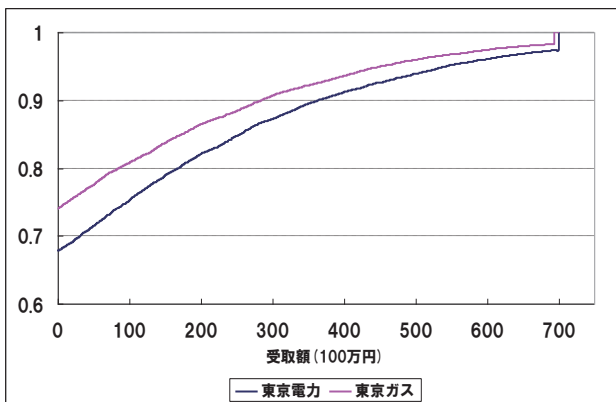


図12-1. 2002年型ペイオフ関数の受取額の分布関数

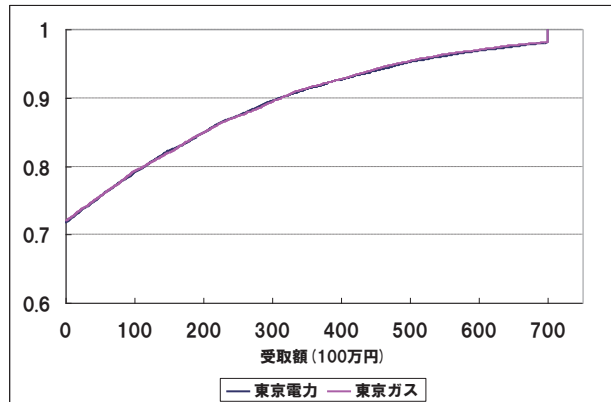


図12-2. (a)のペイオフ関数の受取額の分布関数

表13. ペイオフ関数と受取額の平均、分散、歪度、尖度

	期待値	分散	歪度	尖度
$S(\tau)$	22.625	68629.7	0.0961	1.409
$W_e$	91.371	31811.5	2.095	3.451
$W_g$	68.745	24253.5	2.553	5.912



の歪に着目し、非対称なペイオフ関数を導入して、3次までのモーメント等価性を満たすという条件の下で、4次モーメントの差の2乗が最小になるようにパラメータを決定する手法を提案し、これにより等価性の意味で合理的なペイオフ関数が得られることを示している。しかし西田(2004)が導入したペイオフのクラスは(16)を含まず、また受取額が気温に対して非線形で複雑である。ここでは(16)を一般化した

$$S(\tau) = W_e - W_g,$$

$$W_e = \min(a_e \cdot \max(K - b_e - \tau, 0), 700), \quad W_g = \min(a_g \cdot \max(\tau - K - b_g, 0), 700)$$

というクラスの中からより等価なペイオフ関数を決定することを考える。ここで  $K$  は基準温度、 $a_e, a_g$  はそれぞれ東京電力、東京ガスの1℃あたりの支払額、 $K \pm b_e, K \pm b_g$  はそれぞれ東京電力、東京ガスの行使気温とする。ここではKolmogorov-Smirnov統計量  $D(W_e, W_g)$  を指標とし、以下の条件の下で  $D(W_e, W_g)$  の最小化を行うことによりパラメータを決定した。

- (a)  $a_e = 488, b_e = 0.5, K = E[\tau] = 25.89$  として  $a_g, b_g$  に関して  $D$  を最小化
- (b)  $a_g = 488, b_g = 0.5, K = E[\tau] = 25.89$  として  $a_e, b_e$  に関して  $D$  を最小化
- (c)  $a_e = 488, b_e = b_g = 0.5$  として  $a_g, K$  に関して  $D$  を最小化
- (d)  $a_g = 488, b_e = b_g = 0.5$  として  $a_e, K$  に関して  $D$  を最小化

推定結果を表14に示す。(a)~(d)のいずれの方法で得られたペイオフ関数に対してもKolmogorov-Smirnov検定は棄却されず、完全等価性を採択する。図12-2にそのときの  $W_e, W_g$  の分布関数を、表15にペイオフ関数  $S(\tau)$ 、両社の受取額  $W_e, W_g$  の4次までのモーメントを示す。これらを見てもKolmogorov-Smirnov統計量の最小化の手法により、完全等価性、モ

表14. ペイオフ関数のパラメータとKolmogorov-Smirnov統計量

	$a_e$	$b_e$	$a_g$	$b_g$	$K$	$D(W_e, W_g)$
2001年型	488.0	0.5	488.0	0.5	26.00	0.0640
(a)	488.0	0.5	512.1	0.519	25.89	0.0030
(b)	467.2	0.477	488.0	0.5	25.89	0.0040
(c)	488.0	0.5	513.0	0.5	25.90	0.0031
(d)	464.2	0.5	488.0	0.5	25.90	0.0030

表15. Kolmogorov-Smirnov統計量の最小化によるペイオフ関数と受取額のモーメント

	期待値	分散	歪度	尖度		期待値	分散	歪度	尖度		
(a)	$S(\tau)$	0.386	68990.8	0.0103	1.463	(c)	$S(\tau)$	0.399	70297.6	0.00962	1.390
	$W_e$	79.547	28355.8	2.318	4.550		$W_e$	80.866	28795.7	2.290	4.407
	$W_g$	79.162	28039.5	2.325	4.623		$W_g$	80.467	28486.6	2.297	4.474
(b)	$S(\tau)$	0.995	67212.7	0.0137	1.452	(d)	$S(\tau)$	0.251	65470.5	0.00401	1.548
	$W_e$	79.615	27621.5	2.301	4.519		$W_e$	77.541	26830.0	2.342	4.747
	$W_g$	78.620	27071.2	2.324	4.690		$W_g$	77.290	26652.9	2.353	4.848

ーメント等価性の両面で合理的なペイオフ関数が得られることがわかる。しかし、(a)～(d)のペイオフ関数の期待値  $E[S(\tau)]$  は、値は小さいものの厳密には0ではないため、1次モーメント等価性  $E[S(\tau)] = 0$  をみたさない。以下では議論を簡単にするために、1次モーメント等価性をみたすように、電力側の受取額を  $W_e - E[S(\tau)]$  などと修正することによって得られる  $S(\tau) - E[S(\tau)]$  をペイオフ関数  $S(\tau)$  として改めて定義し、これを用いることにする。

## 4.2 期待効用・分散低減化率を用いたスワップの評価

この節では、3.1節で導入したスワップの期待効用、スワップの分散低減化率を用いて、前節で議論した東京電力・東京ガス間のスワップによるヘッジ効果の分析を行う。本論文では東京電力、東京ガスともにリスク回避度を  $\lambda = 0.001$  と仮定した。表16に2001年型および(a)～(d)ペイオフ関数に対する東京電力、東京ガスのスワップの期待効用、ペイオフと事業利益の相関係数、分散低減化率を示す。2001年型の両社の効用を見ると、東京電力は大きな正の値を示す一方、東京ガスは大きな負の値を示しており、前節で議論したように、この契約は著しく東京ガスに不利な契約であったことがこれを見てもわかる。また等価性を修正後の(a)～(d)のペイオフを用いた場合では、東京ガスの期待効用も正の値を示すことから、これらは有効なスワップになっていることがわかる。また東京ガスは分散低減化率も減少する。しかし、東京ガスの効用は、収益の規模に比べれば必ずしも大きいものではない。一方、等価性の修正により、東京電力の期待効用は減少、分散低減化率は増加している。このことから2001年型のスワップの不公平性はうかがえる。

分散低減化率の大きさはいずれのペイオフ関数でも東京電力では0.94、東京ガスでは0.52程度となっており、東京電力のヘッジ効果は非常に小さいものであることがわかる。表17に両社の2007年8月、9月における事業利益の期待値と分散を示す。これを見ると、東京電力の事業利益の期待値は東京ガスの2.5倍程度であるのに対し、分散は550倍強になっており、

表16. 東京電力と東京ガスにおけるスワップの期待効用

		$E[U^*(\pi^{(0)}, S(\tau))]$	$Cor(\pi^{(0)}, S(\tau))$	$V(\pi^{(0)}, S(\tau))$
2001年型	東京電力	13885.5	-0.9357	0.9337
	東京ガス	-3956.2	-0.6978	0.5369
(a)	東京電力	3436.43	-0.9347	0.9326
	東京ガス	45.025	-0.7013	0.5283
(b)	東京電力	3406.61	-0.9385	0.9332
	東京ガス	44.591	-0.7043	0.5202
(c)	東京電力	3475.37	-0.9366	0.9318
	東京ガス	44.989	-0.7026	0.5284
(d)	東京電力	3355.17	-0.9363	0.9342
	東京ガス	45.993	-0.7022	0.5211

表17. 事業利益の期待値と分散

	$E[\pi]$	$Var(\pi)$
東京電力	229314.8	52565495
東京ガス	87908.2	94475.7

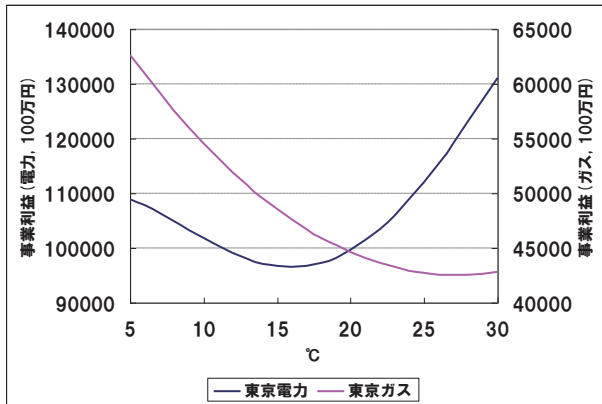


図13. 東京電力と東京ガスの事業利益の構造

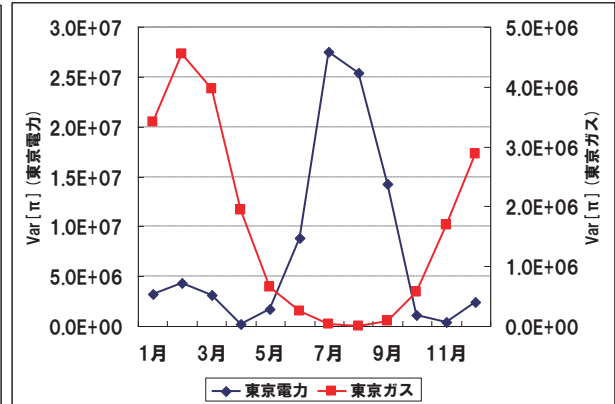


図14. 東京電力と東京ガスの各月の事業利益の分散

東京電力の方が相対的に非常に大きなリスクを抱えていることがわかる。図13は東京電力と東京ガスについて(15)式の  $\hat{\pi}^{(0)}(t, \tau)$  の月次トレンド  $t$  を2007年8月で固定して平均気温  $\tau$  に対してプロットしたものである。これは両社の気温に対する事業利益の構造を表すと考えることができる。また図14はシミュレーションで求めた2007年各月の事業利益の分散である。これらを見ても東京電力の場合、8月、9月の2ヶ月は利益が気温に対して大きく反応し、年間で最もリスクの高い時期になっているのに対し、東京ガスは逆に年間で最も事業利益が安定する時期であることがわかる。このことから、この夏季にリスクヘッジを必要とするのは主として東京電力で、ガスはむしろそのリスクの引き受け手という関係にあることがわかる。

また表16にもあるように、東京電力の事業利益はペイオフ関数と高い負の相関があるためにヘッジ効果は得られるものの、抱えているリスクに対してペイオフの規模が小さいために、結果として得られるヘッジ効果は小さくなってしまっていると考えられる。そこで次に(a)～(d)のペイオフ関数  $S(\tau)$  に対し  $\mu \cdot S(\tau)$ 、 $\mu > 0$  と定数倍してスワップの規模を変化させることを考える。定数倍に対し  $D(W_e, W_g) = D(\mu \cdot W_e, \mu \cdot W_g)$  が成立することから、Kolmogorov-Smirnov 統計量の意味での分布の等価性に関する性質は不変に保たれる。(a)～(d)のペイオフ関数の場合、 $E[S(\tau)] = 0$  が成り立つので、3.1節でも述べたようにスワップが有効であることは両社の分散低減化率が1未満であることと等価である。そこで以下では分散低減化率を用いてスワップのヘッジ効果を評価する。

ペイオフ関数  $\mu \cdot S(\tau)$  に対する東京電力の分散低減化率は、(6)の定義から

$$\begin{aligned}
 V(\pi_e^{(0)}, \mu \cdot S(\tau)) &= \frac{Var[\pi_e^{(0)}] + \mu^2 \cdot Var[S(\tau)] + 2\mu \cdot Cov[\pi_e^{(0)}, S(\tau)]}{Var[\pi_e^{(0)}]} \\
 &= 1 - Cor[\pi_e^{(0)}, S(\tau)]^2 + \frac{Var[S(\tau)]}{Var[\pi_e^{(0)}]} \left( \mu + \sqrt{\frac{Var[\pi_e^{(0)}]}{Var[S(\tau)]}} \cdot Cor[\pi_e^{(0)}, S(\tau)] \right)^2
 \end{aligned}$$

となる。これは  $\mu$  に関する2次関数で、2次の係数  $Var[S(\tau)]/Var[\pi_e^{(0)}]$  は正であるので下に凸、また  $\mu = 0$  ときに  $V(\mu \cdot S(\tau)) = 1$  となる。したがって事業利益とペイオフとの相関  $Cor[\pi_e^{(0)}, S(\tau)]$  が負であれば  $\mu$  が

$$0 < \mu < \mu_e^{\max} \equiv -2 \sqrt{\frac{Var[\pi_e^{(0)}]}{Var[S(\tau)]}} \cdot Cor[\pi_e^{(0)}, S(\tau)]$$

を満たすとき  $V(\pi_e^{(0)}, \mu \cdot S(\tau)) < 1$  となる。また  $\mu = \mu_e^* \equiv \mu_e^{\max} / 2$  のときに  $V(\pi_e^{(0)}, \mu \cdot S(\tau))$  は最小値

$$V(\pi_e^{(0)}, \mu_e^* \cdot S(\tau)) = 1 - \text{Corr}[\pi_e^{(0)}, S(\tau)]^2 \quad (17)$$

を取る。以下ではこの  $\mu_e^*$  を東京電力の最適ヘッジ規模、そのときの分散低減化率(17)を最適分散低減化率と呼ぶことにする。東京ガスについても同様に、ペイオフ関数  $-\mu \cdot S(\tau)$  に対する  $\mu_g^{\max}$  及び、最適ヘッジ規模  $\mu_g^*$  を、

$$\mu_g^{\max} \equiv 2 \sqrt{\frac{\text{Var}[\pi_g^{(0)}]}{\text{Var}[S(\tau)]}} \cdot \text{Corr}[\pi_g^{(0)}, S(\tau)], \quad \mu_g^* \equiv \mu_g^{\max} / 2$$

と定義する。そのとき、

$$0 < \mu < \min(\mu_e^{\max}, \mu_g^{\max}) \quad (18)$$

が成立するなら、両社の分散低減化率は1未満となるのでそのスワップは有効になる。ここでは(18)の区間をペイオフ関数  $\mu \cdot S(\tau)$  に対する有効ペイオフ規模と呼ぶ。表18に  $\mu_e^{\max}$ ,  $\mu_e^*$ ,  $\mu_g^{\max}$ ,  $\mu_g^*$  と、それぞれの場合の分散低減化率の値を示す。(a)のペイオフ関数の場合  $\mu_e^* = 25.41$  で、そのとき分散低減化率は0.126まで減少する。このことから  $\mu = 1$  に対応する既存のペイオフは東京電力にとって規模の小さいものであることがわかる。図15に  $S(\tau)$  として(a)のペイオフ関数を用いたときの  $\mu$  と分散低減化率の関係を示す。これを見ても分かる通り  $\mu_e^{\max} > \mu_g^{\max} = 1.664$  であることから、有効ペイオフ規模は  $0 < \mu < 1.664$  の範囲で、これ以上規模を拡大すると東京ガスの分散低減化率が1を超えてしまう。また  $\mu_g^* = 0.832$  であることから  $1 < \mu < \mu_g^{\max}$  の範囲で拡大をしようとするとき東京電力のリスクヘッジ効果は増大するが、東京ガスのヘッジ効果は減少してしまう。先にも述べたように、このスワップにおいてリスクヘッジを必要としているのは主として東京電力であり、東京ガスはむしろそのリスクの引き受け手という関係にあると考えられることから規模を現

表18.  $\mu^{\max}$ ,  $\mu^*$  とそのときの分散低減化率

	$\mu_e^{\max}$	$\mu_e^*$	$\mu_g^{\max}$	$\mu_g^*$	$V(\pi_e^{(0)}, \mu \cdot S(\tau))$			$V(\pi_g^{(0)}, -\mu \cdot S(\tau))$		
					$\mu = \mu_g^*$	$\mu = \mu_g^{\max}$	$\mu = \mu_e^*$	$\mu = \mu_g^*$	$\mu = \mu_g^{\max}$	$\mu = \mu_e^*$
2001年型	51.00	25.50	1.660	0.830	0.944	0.890	0.124	0.513	1.000	430.7
(a)	50.81	25.41	1.664	0.832	0.944	0.889	0.126	0.508	1.000	429.6
(b)	51.68	25.84	1.693	0.847	0.943	0.888	0.119	0.504	1.000	433.0
(c)	50.44	25.22	1.651	0.826	0.943	0.889	0.123	0.506	1.000	431.4
(d)	52.25	26.12	1.710	0.855	0.944	0.889	0.123	0.507	1.000	431.1

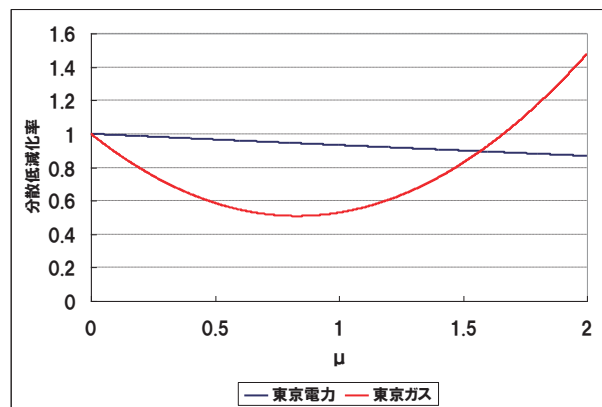


図15. スワップ(a)の規模と分散低減化率との関係

在以上に拡大をして東京ガスの効用を減少させることは好ましくないものと考えられる。また仮に  $\mu_g^{\max}$  まで規模を拡大したとしても、そのときの東京電力の分散低減化率は0.889までしか減少しない。これ以上のヘッジ効果を得るには、例えば東京ガスにプレミアムを支払いさらに規模の大きいスワップを行うなど、その他のリスクヘッジ手法を併用することが必要である。一方、東京ガスの立場からすると表18からいずれのペイオフ関数でも  $\mu_g^*$  は0.83程度で1に近く、2001年型のスワップも規模の点からは望ましい形に設定されたものであるとすることができる。しかし  $\mu_g^{\max}$  が1.7程度で分散低減化率が1を超えてしまうという事実は、ペイオフ関数の決定の際に受取額の等価性だけでなく、規模に関しても収益の構造を詳細に調べることにより慎重に決定する必要があることを示唆している。

### 4.3 日本の電力・ガス会社間のリスクスワップ

この節では日本の電力9社、ガス4社が2007年に東京の気温を指標として電力・ガス2社間のリスクスワップを行うと想定して、そのヘッジ効果を、分散低減化率を用いて検証する。まずは前節で扱った8月、9月のスワップを、東京電力・東京ガス以外の電力会社・ガス会社間で行う場合について考える。電力会社の気温に対する事業収益の構造は、前節の図12、図13の東京電力の構造と概ね等しく、北海道電力以外の電力会社はすべて夏季に最も大きなリスクを抱える。北海道電力だけは図16に示すように冬季のリスクの方が夏季のリスクよりも大きくなるが、夏季も相対的にはリスクの大きい時期と言える。またガス会社の事業利益の構造は東京ガスのものと概ね等しく、ここで対象とする東邦ガス、大阪ガス、西部ガスはすべて冬季に最もリスクが高く、夏季に最もリスクが小さくなる。したがって夏季に電力会社・ガス会社間でスワップを行うとした場合、前節でも述べたように主としてリスクヘッジを必要とするのは電力会社であり、そのリスクの引き受け手がガス会社という関係は東京電力・東京ガス以外のペアでも言える。そこでここでは前節と同様に4.1節で求めた(a)のペイオフ関数  $S(\tau)$  を定数倍した  $\mu \cdot S(\tau)$ 、 $\mu > 0$  というクラスの中でガス会社にとって最適ヘッジ規模のペイオフ関数  $\mu_g^* \cdot S(\tau)$  を用いて行われると仮定する。

表19にガス会社の8月、9月の事業利益の期待値、分散、ペイオフとの相関係数と  $\mu_g^*$ 、 $V(\pi_g^{(0)}, \mu_g^* \cdot S(\tau))$  を示す。これを見ると東邦ガスは事業利益とペイオフの間に正の相関が存在することがわかる。これは東邦ガスが夏季に必ずしも高温リスクを持たないため、 $E[S(\tau)] = 0$  の下で電力会社との間に有効なスワップが存在しないことを意味している。大阪ガス、西部ガスはいずれも事業利益とペイオフの相関は負になるが、東京電力に比べて相関係数の値が小さいため  $V(\pi_g^{(0)}, \mu_g^* \cdot S(\tau))$  は大きく、また事業利益の分散も小さいため  $\mu_g^*$  も小さくなっている。特に西部ガスの場合、スワップがほとんどヘッジ効果をもたらさないことがわかる。表20に各電力会社の事業利益の期待値と分散、(a)のペイオフ関数との相関係数、 $V(\pi_e^{(0)}, \mu_e^* \cdot S(\tau))$  の値と、各社が東京ガス、大阪ガス、西部ガスのいずれかと  $\mu_g^* \cdot S(\tau)$  のペイオフ関数を用いて1対1のスワップを行った場合の分散低減化率  $V(\mu_g^* \cdot S(\tau))$  を示す。これを見るといずれの電力会社も夏季の事業利益はペイオフ関数と高い負の相関を持つため、最適分散低減化率の値は小さい。したがって最適ヘッジ規模が達成できれば大きいヘッジ効果が得られることになる。しかし収益規模の大きい東京電力、中部電力、関西電力、九州電力などは事業リスクも大きく、ガス会社との有効ペイオフ規模でのスワップでは十分なヘッジ効果が得られないことがわかる。一方、収益規模の小さい北海道電力と四国電力は、最適ヘッジ規模が東京ガスとの有効ペイオフ規模に含まれるため、最適ヘッジが達成可能となる。またこれらに北陸電力を加えた3社は、東京ガス、大阪ガスの最適ペイオフ規模でスワップを行っても一定のヘッジ効果が得られることがわかる。しかしこれらの値は1対1のスワップを行うことを想定した場合のものであり、ガス会社が複数の電力会社とスワップを行うことになれば一社あたりのペイオフの有効規模は減少するため実際には収益規模の小さい電力会社でもスワップだけでは必ずしも十分なヘッジ効果は得られるとは限らない。

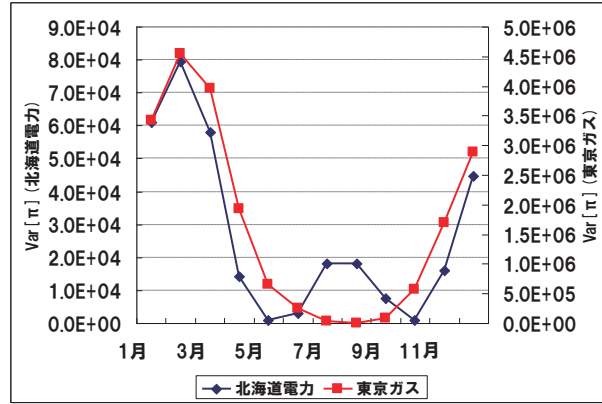


図16. 北海道電力と東京ガスの各月の事業利益の分散

表19. ガス会社の8月, 9月の事業利益とスワップ(a)のヘッジ効果

	$E[\pi_g^{(0)}]$	$Var[\pi_g^{(0)}]$	$Cor[\pi_g^{(0)}, -S(\tau)]$	$\mu_g^{\max}$	$\mu_g^*$	$V(\pi_g^{(0)}, -\mu_g^* \cdot S(\tau))$
東京ガス	87914.4	97085.0	-0.7013	1.6638	0.8319	0.5082
東邦ガス	34934.9	1695.3	0.6549	-	-	-
大阪ガス	64671.1	34263.0	-0.6320	0.8907	0.4454	0.6006
西部ガス	9370.4	512.0	-0.1545	0.0266	0.0133	0.9761

表20. 電力会社の8月, 9月の事業利益とスワップ(a)のヘッジ効果

	$E[\pi_e^{(0)}]$	$Var[\pi_e^{(0)}]$	$Cor[\pi_e^{(0)}, S(\tau)]$	$\mu_e^*$	$V(\pi_e^{(0)}, \mu_e^* \cdot S(\tau))$	$V(\pi_e^{(0)}, \mu_g^* \cdot S(\tau))$		
						東京ガス	大阪ガス	西部ガス
北海道電力	28427.5	32659.3	-0.9222	0.6345	0.1495	0.2318	0.2251	0.9647
東北電力	81184.9	693433.8	-0.9346	2.9630	0.1265	0.5784	0.7572	0.9922
東京電力	229121.7	50961612.0	-0.9347	25.405	0.1262	0.9437	0.9696	0.9991
中部電力	93877.9	5626587.0	-0.9401	8.4900	0.1162	0.8353	0.9097	0.9972
北陸電力	28176.1	321887.5	-0.9260	2.0001	0.1426	0.4351	0.6607	0.9886
関西電力	113379.3	14456558.0	-0.9376	13.572	0.1209	0.8955	0.9433	0.9983
中国電力	55984.6	2221236.0	-0.9401	5.3345	0.1161	0.7458	0.8586	0.9956
四国電力	27024.4	208140.3	-0.9453	1.6419	0.1064	0.3239	0.5810	0.9856
九州電力	85782.8	7833125.0	-0.9413	10.030	0.1139	0.8591	0.9231	0.9976

次に夏季以外の時期の電力・ガス間のスワップの可能性について分析する。表21に電力・ガス会社の各月の事業利益とペイオフ関数との相関係数を示す。ここでペイオフ関数には2001年型のペイオフ(16)に各月で(a)のタイプの等価性の修正を加えたものを用いた。電力会社の場合は正の相関があれば高温リスク、負の相関があれば低温リスクを、逆にガス会社の場合は正の相関があれば低温リスク、負の相関があれば高温リスクを持つことになる。3.1節でも述べたように有効なスワップが存在するためには電力・ガスともに事業利益とペイオフ関数に負の相関があることが必要である。表21を見



表 21. 電力・ガス各社の事業利益とペイオフ関数の相関係数

電力	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
北海道	0.95	0.96	0.96	0.94	0.71	-0.90	-0.95	-0.95	-0.94	0.81	0.95	0.96
東北	0.95	0.96	0.96	0.90	-0.77	-0.95	-0.96	-0.96	-0.95	-0.72	0.93	0.95
東京	0.96	0.96	0.96	0.48	-0.92	-0.95	-0.96	-0.95	-0.96	-0.92	0.88	0.96
中部	0.95	0.95	0.95	-0.13	-0.94	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.94	0.77	0.95
北陸	0.96	0.96	0.97	0.93	-0.71	-0.94	-0.95	-0.95	-0.95	-0.64	0.95	0.96
関西	0.95	0.96	0.95	-0.37	-0.94	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.94	0.71	0.95
中国	0.95	0.95	0.95	-0.13	-0.94	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.94	0.77	0.95
四国	0.95	0.96	0.97	0.45	-0.93	-0.96	-0.97	-0.96	-0.96	-0.93	0.88	0.96
九州	0.95	0.95	0.93	-0.75	-0.95	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.95	0.17	0.94
ガス												
東京	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.94	-0.73	0.10	-0.91	-0.96	-0.96	-0.96
東邦	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.95	-0.86	0.82	0.92	-0.11	-0.95	-0.95	-0.96
大阪	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.95	-0.94	-0.63	0.39	-0.90	-0.96	-0.96	-0.96
西部	-0.96	-0.96	-0.96	-0.96	-0.95	-0.93	0.12	0.82	-0.83	-0.95	-0.95	-0.96

ると電力会社・ガス会社すべてが負の相関を持つ月は6月と9月のみで、5月と10月は北海道電力を除く各社が負の相関を持っていることがわかる。しかし1, 2, 3, 8, 11, 12月には両社ともに負の相関を持つような電力会社・ガス会社のペアが存在しない。このことは電力・ガス間のスワップが有効になり得る時期は年間でも限られた期間であることがわかる。また有効なスワップが可能な月のうち5, 6, 10月は図13, 図14を見ても分かる通り、電力・ガスともに事業リスクが小さく、収益が安定している時期であるため、必ずしもヘッジを必要としない時期と思われる。一方冬季は、電力・ガスともに大きな高温リスクを抱えるが、双方が同種のリスクを抱えるためにスワップによるリスクヘッジはできない。また7月は東邦ガスと西部ガスが、8月はすべてのガス会社が正の相関を持っている。この節のはじめに議論した2001年型のスワップでは8, 9月の2ヶ月の平均気温を指標としたが、その場合ガス4社のうち3社は電力ほど強くはないものの事業利益とペイオフは負の相関を有しており、従ってペイオフの規模を適切に設定することで有効なスワップが実現可能であった。しかし8月1ヶ月だけを対象期間とするとすべてのガス会社が低温リスクを持つ。これらの事実は、ガス会社は夏季に必ずしも高温リスクを持たないことを意味しており、したがってガス会社は電力会社と夏季にスワップを行う場合、自社の気温に対する収益の構造を詳細に分析して、スワップを用いるか否かの意思決定も慎重に行うべきであることを示唆していると言える。

## 5 結論

本論文では電力会社・ガス会社間の気温リスクスワップに焦点をおき、ペイオフ関数の等価性とスワップがもたらすヘッジ効果という二つの観点から検証した。ペイオフ関数の等価性については Kolmogorov-Smirnov 統計量の最小化によりペイオフ関数を決定する手法を提案し、それにより得られるペイオフ関数は完全等価性、モーメント等価性の意味で合理的であることを示した。また電力・ガス会社間のスワップのヘッジ効果を平均分散アプローチ、分散低減化率を用いて

測定した。その結果、夏季はガス会社の収益が安定するために両社に正の効用をもたらすようなスワップはペイオフの規模が小さく電力会社の低温リスクに対して十分なヘッジ効果は得られないことがわかった。また冬季は電力会社・ガス会社ともに高温リスクを持つためスワップによるリスクヘッジはできない。電力会社は夏季と冬季に、ガス会社は冬季に大きな事業リスクを抱える。したがってここでの結果は電力会社、ガス会社ともにスワップだけでは十分なヘッジ効果が得られないことを意味する。今後は日本でも天候デリバティブ市場が流動化し、一般投資家がエネルギー事業のリスクの引き受け手として参入できるような形に発展していくことが期待されると同時に、電力・ガス事業のリスクヘッジのためのデリバティブ商品やその価格付け手法の開発が今後望まれるものと思われる。

## 謝辞

二人の査読者の方には、丁寧に論文を読んでいただき、改訂のための多くの有益な助言をいただきました。ここに記して感謝の意を表します。

## 参考文献

- [1] 刈屋武昭編(2005), 『天候リスクの戦略的経営』, 朝倉書店.
- [2] 刈屋武昭, Tee Kian Heng, 郷古浩道(2004), 「ARCH 型分散変動モデルによる気温リスクスワップの検証」, Discussion Paper No. 0401, 京都大学経済研究所金融工学研究センター.
- [3] 西田真二(2004), 「気温リスク・スワップ・ペイオフ関数の合理的決定法」, 『日本統計学会誌』, Vol. 34, No. 1, pp. 73-82.
- [4] 山田雄二, 飯田愛実, 椿広計(2006), 「トレンド予測に基づく天候デリバティブの価格付けと事業リスクヘッジ」, 『統計数理』, Vol. 54, No. 1, pp. 57-78.
- [5] Alaton, P., B. Djehiche and D. Stillberger(2002), “On Modeling and Pricing Weather Derivatives”, *Applied Mathematical Finance*, Vol. 9, pp. 1-20.
- [6] Amemiya, T. (1977), “A Note on a Heteroschedastic Model”, *Journal of Econometrics*, No. 6, pp. 365-370.
- [7] Barrieu, P. and N. E. Karoui (2002), “Optimal Design of Derivatives in Illiquid Markets”, *Quantitative Finance*, Vol. 2, pp. 181-188.
- [8] Bessembinder, H. and M. L. Lemmon(2002), “Equilibrium Pricing and Optimal Hedging in Electricity Forward Markets”, *The Journal of Finance*, Vol. 7, No. 3, pp. 1347-1382.
- [9] Brockett, P. L., M. Wang, C. Yang and H. Zou(2006), “Portfolio Effects and Valuation of Weather Derivatives”, *Financial Review*, Vol. 41, pp. 55-76.
- [10] Campbell, S. D. and F. X. Diebold(2005), “Weather Forecasting for Weather Derivatives”, *Journal of American Statistical Association*, Vol. 100, No. 469, pp. 6-16.
- [11] Cao, M and J. Wei(2004). “Weather Derivatives Valuation and Market Price of Weather Risk”, *Journal of Future Markets*, Vol. 24, Issue 11, pp. 1065-1089.
- [12] Davis, M. (2001). “Pricing Weather Derivatives by Marginal Value”, *Quantitative Finance*, No. 1, 305-308.
- [13] Engle, R. F., C. W. Granger, J. Rice and A. Weiss(1986), “Semiparametric Estimates of the Relation Between Weather and Electricity Sales”, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 81, No. 394, pp. 310-320.

- [14] Granger, C. W. J. and R. Joyeux(1980), “An Introduction to Long-range Time Series Models and Fractional Differencing” , *J. Time Ser. Anal.*, Vol.1, pp.15-30.
- [15] Hosking, J. R. M. (1981), “Fractional Differencing” , *Biometrika*, Vol.68, pp.165-176.
- [16] Jewson, S. (2002). “The Use of Weather Forecasting in the Pricing of Weather Derivatives” , *Meteorological Applications*, October2002, pp.1-34.
- [17] Moral-Carcedo, J. and J. Vicéns-Otero(2005), “Modeling the Nonlinear Response of Spanish Electricity Demand to Temperature Variations” , *Energy Economics*, Vol.27, pp.477-494.
- [18] Platen, E. and J. West(2005), “A Fair Pricing Approach to Weather Derivatives” , *Asia-Pacific Financial Markets*, No.11, pp.23-53.
- [19] Richards, T. J., M. R. Manfredo and D. R. Sanders(2004), “Pricing Weather Derivatives” , *American Journal of Agricultural Economics*, Vol.86, Issue4, pp.1005-1017.

# An Evaluation of Temperature Risk Swaps between Electricity and Gas Companies

D. Sugiura\*, A. Matsumoto†, H. Hara‡ and K. Nawata§

Electricity and gas companies have great needs for weather derivatives because the energy consumption is affected by the weather conditions such as temperature, snowfall and rainfall. This paper analyzes temperature risk swaps contracted between a electricity company and a gas company in Japan. We consider payoff functions which satisfy the perfect equivalence conditions (Kariya, 2005). The performances of swaps are evaluated using the expected utility of the mean-variance approach. The main results are: i) The electricity companies have risks of low temperature in summer whereas the gas companies have no such risk. ii) The amount of swaps that can increase the expected utilities of both types of companies is much smaller than the optimal amount for electricity companies.

---

\* European Global Markets Division, Bank of Tokyo-Mitsubishi UFJ E-mail: daichi.sugiura@uk.mufg.jp

† Center for Finance Research, Waseda University E-mail: akikuni@aoni.waseda.jp

‡ Faculty of Economics, Niigata University E-mail: hara@econ.niigata-u.ac.jp

§ Department of Technology Management for Innovation, University of Tokyo E-mail: nawata@tmi.t.u-tokyo.ac.jp