

高頻度非財務情報による東日本大震災以降の主要電力会社の利益変動予測

吉田靖^a

^a 東京経済大学経営学部

1 はじめに

2011年3月11日の東日本大震災以来、日本において原子力による発電は非常に限られたものとなり、会計上の費用の増加と電力需給の逼迫により電力マネジメントの必要性がさらに高まっている。例えば、10電力の2012年3月期の決算は、5社が営業赤字、親会社株主に帰属する当期純利益に関しては8社が赤字などの大きな影響を経験した。これらのうち、売上高上位5社の動向を図1に示す。

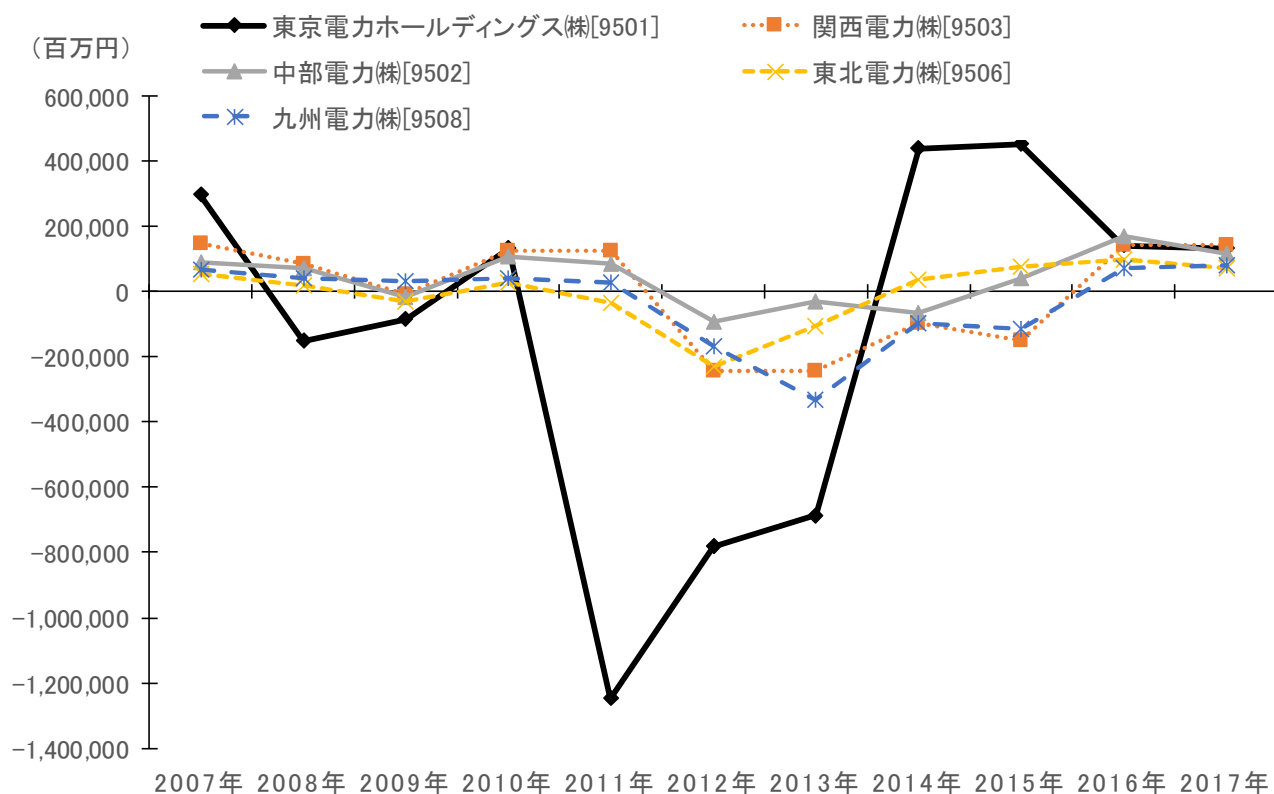


図1 売上高上位5社の親会社株主に帰属する当期純利益の推移
(出所) 各社発表データに基づき筆者作成

今後に関しても、電力需要の高成長は見込めない一方で、電力会社のコストの指標である原油先物相場は、2016年1月には1キロあたり2万円を割る局面もあったが、図2に示すように2017年10

月には4万円弱にまで回復しているなどの懸念材料もある。経済活動の基盤ともいえる電力の安定供給のためには、電力会社の財務状況の安定が欠かせないが、電力の自由化が進む中、各社の経営状況の把握の一層の迅速化・精緻化を図るとともに、電力会社としてもリスク・ヘッジの手段に関する研究をより進める必要がある。

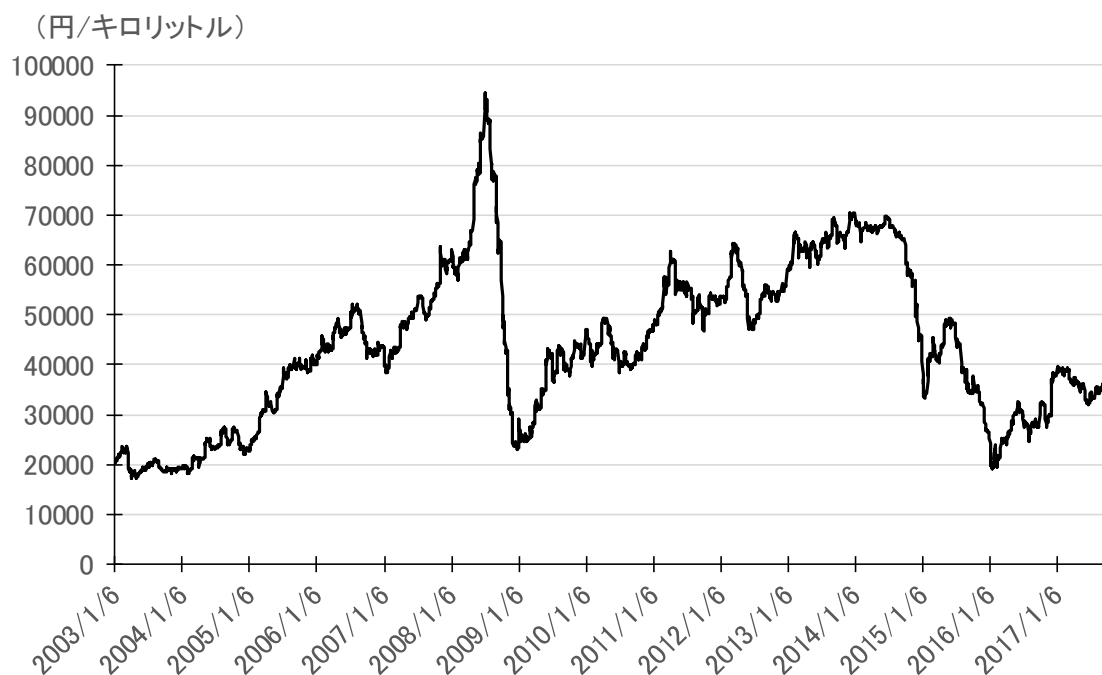


図2 原油先物価格（期近）の推移
（出所）東京商品取引所発表データに基づき筆者作成

一般に日本の取引所に上場する企業は、四半期決算を開示すると共に、経営者による見通しも開示が求められるという他の国には余り例のない制度があり、上場する電力会社も当然これらの制度に従って、企業情報を開示し、投資家は投資判断のために利用している。さらに、投資家向けの情報とは別に、主要な電力会社は、毎日電力の需要の予測を1時間単位で発表しており、1時間単位の発電の実績も即座に入手可能になっている。言うまでもなく、電力会社の最大の商品が電力であり、発電量は売上高数量そのものである。このように売上数量データがほぼリアルタイムで入手可能な業種は少ない。また、そのコストの短期的な変動要因は、燃料価格や為替レートによるものが大きいと考えられる。これらの電力会社毎の日々のコストは発表されていないが、原油先物市場価格は電力会社の実際の発電コストの先行指標となっていると考えられる。

したがって、電力会社が決算短信で利益やその予想を発表するよりも前に、発電実績、原油先物市場のデータという非財務情報を用いて、統計モデルにより足許の財務状況の一部の予想をすることができる可能性がある。また、これらの統計モデルの予測値と経営者予想およびアナリストの予想を比較し、情報の有用性を検証することも考えられる。

ただし、統計モデルを利用する上で、被説明変数である各期の財務情報は四半期データあるいは半期や年次などそれより大きな観測頻度であり、説明変数の発電量やエネルギー価格は日次あるいはそれらを月次などに集計したより高頻度のデータであり、期種が異なるため通常の回帰分析は使用できないという問題がある。しかし、近年、このようなデータの期種が混在する場合に MIDAS 回帰を利

用して推計することが提案され、分析可能な範囲が拡大している。本研究では、日本の電力会社の例として東京電力の開示データと原油先物市場のデータに基づき、電力会社の足許の財務変数の変動を推計することを目的とする。また、これらの変数が、推計の精度向上に寄与するのであれば、先物市場での価格の有用性やヘッジ手段提供の有用性を示すことになる。

2 計測モデル

Ghysels, Santa-Clara and Valkanov(2004)、Ghysels, Santa-Clara and Valkanov(2005)、Ghysels, Santa-Clara and Valkanov(2006)および Ghysels, Sinko and Valkanov(2006)は、被説明変数よりもより高頻度な説明変数を含む回帰分析の手法を **MIxed DAta Sampling** として発表している。これらの文献と同様に、以後この手法を **MIDAS** と表記する。この **MIDAS** 回帰モデルは基本的には(1)式のようにになっている。ここで y_t は t 期の被説明変数であり、 β_0 は定数項、 b は回帰係数、 x は被説明変数より高頻度の観測値のあるデータであり、 J は説明変数の数、 ε_t は t 期の攪乱項である。一般的に、 x は系列相関があると考えられるため、 b の推定にあたっては、アーモン・ラグなどの分布ラグを想定する。

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^J b(j, \theta) x_{t-j/m}^{(m)} + \varepsilon_t \quad (1)$$

MIDAS 回帰の先行研究として、前述の論文の他に、Bai *et al.* (2010) のように状態空間モデルを用いているものもある。また、応用分野としては Andreou *et al.* (2010a)、Armesto *et al.* (2010)、Aruoba *et al.* (2009)、Camacho and Perez-Quiros(2010)、Clements and Galvão (2008)、Croushore (2005)、Giannone *et al.* (2008) のようにマクロ経済を対象としているものが多い。これらの研究のように **MIDAS** 回帰を利用して、例えば、四半期データである **GDP** を月次の鉱工業生産指数(**IIP**)により予測する場合は、(2)式のような定式化となる。なおここでは、説明の都合上、「 t 期」のような表現はせずに、具体的な四半期と月の表示をしている。推計にあたってはこれを四半期毎に推計することとなる。

$$GDP_{2016.IV} = \beta_0 + b_1 GDP_{2016.III} + c_1 IIP_{2016.12} + c_2 IIP_{2016.11} + c_3 IIP_{2016.10} + \cdots + \varepsilon_{i,2016.IV} \quad (2)$$

次に、本研究で使用する定式化は(3)式ようになる。ここで、 i は企業を表し、 $Y_{i,2016.IV}$ は第 i 企業の 2016 年第 4 四半期の財務データ、 $PW_{i,2017.3}$ は第 i 企業の 2017 年 3 月の販売電力量、 $OIL_{2017.3}$ は 2017 年 3 月の原油価格である。

$$Y_{i,2016.IV} = \beta_{i,0} + b_i PW_{i,2016.IV} + c_{i,11} OIL_{2016.12} + c_{i,12} OIL_{2016.11} + \cdots + \varepsilon_{2016.IV} \quad (3)$$

3 データ

電力会社の財務データは、各社の有価証券報告書および四半期決算短信に基づくもので、**Quick Astra Manager** から入手している。各社の販売電力量は日経新聞社の **NEEDS** および各社の決算説明資料より入手している。原油先物は東京商品取引所発表データのプラッツドバイ原油先物の期近物の日次の帳入値を繋いで使用している。原油輸入価格は財務省の貿易統計の原油・粗油の単価（月次、CIF ベース）である。発電コストの変動要因としては、各社の石油、LNG（天然ガス）、石炭による発電量とその燃料購入価格の変動が大きい、各社毎の購入単価は公表されていない。そのため、燃料費調整制度でも使用されてい

る貿易統計の単価を本研究でも使用することとする。また、購入した材料の在庫もあることから、毎期の購入価格そのものと会計上認識される費用とは通常異なる。

なお、先物の価格はリアルタイムで知ることができるが、貿易統計は翌月 20 日頃に速報が発表になり、その数日後（翌月末前）に確報が発表になる。四半期決算短信は通常翌月末頃に公表される。販売電力量もその中で発表されるが、電力会社のウェブサイトのでんき予報からほぼリアルタイムで推計することも可能である。

4 結果と考察

4.1 原油先物価格の先行性

電力会社の財務データの分析に先立ち、まず、原油輸入価格に対する先物市場価格の先行性を確認する。特に東日本大震災以降の国内の火力発電の燃料としては、石油のみならず LNG や石炭によるウェイトも高いが、国内ではこれらの先物市場が開設されておらず、国内と海外の価格は連動しない部分もあるので、原油のみの分析とする。なお、先物価格を日次のまま説明変数として用いると、分布ラグを用いても適切な推計結果が得られないので、月内の上旬、中旬、下旬のデータに平均値として集計したものを使用する。

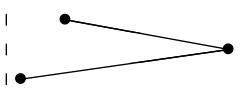
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-74.50020	220.8450	-0.337342	0.7363
PDL01	0.783270	0.032745	23.92015	0.0000
PDL02	-0.077859	0.010586	-7.354910	0.0000
PDL03	-0.652337	0.049405	-13.20382	0.0000
R-squared	0.996657	Mean dependent var	45987.60	
Adjusted R-squared	0.996598	S.D. dependent var	16187.32	
S.E. of regression	944.0954	Akaike info criterion	16.56105	
Sum squared resid	1.52E+08	Schwarz criterion	16.63367	
Log likelihood	-1436.811	Hannan-Quinn criter.	16.59051	
F-statistic	16896.19	Durbin-Watson stat	0.883313	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Lag Distribution o...	i	Coefficient	Std. Error	t-Statistic
	0	0.20879	0.01988	10.5030
	1	0.78327	0.03275	23.9201
	2	0.05307	0.01978	2.68255
Sum of Lags		1.04513	0.00474	220.455

図3 原油先物による原油輸入価格の回帰分析

推計方法：OLS、推計期間 2003 年 3 月から 2017 年 8 月まで、サンプルサイズ=174

被説明変数：原油輸入価格（CIF ベース、月次）

説明変数：原油先物価格（月次）

PDL n はアーモン・ラグの n 次の変数

図3の推計結果から、決定係数は1に近く、定数項を除く各説明変数の係数も有意水準1%で有意であり、良好な推計結果といえる。さらに、原油先物価格の方が早く入手可能なことから、原油先物価格を用いて、足許の原油輸入価格を推計できることがわかった。

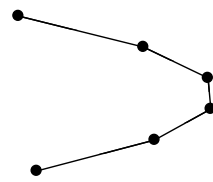
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-18.55974	217.9760	-0.085146	0.9322
Page: 10DAY Series: FOIL(-1) Lags: 6				
PDL01	-0.183557	0.050644	-3.624488	0.0004
PDL02	0.261177	0.037393	6.984610	0.0000
PDL03	-0.036699	0.005348	-6.861474	0.0000
R-squared	0.996712	Mean dependent var	45987.60	
Adjusted R-squared	0.996712	S.D. dependent var	16187.32	
S.E. of regression	928.2286	Akaike info criterion	16.54465	
Sum squared resid	1.49E+08	Schwarz criterion	16.61727	
Log likelihood	-1435.384	Hannan-Quinn criter.	16.57411	
Durbin-Watson stat	0.815563			
10DAY\FOIL(-1)	Lag	Coefficient	Distribution	
	0	0.040921		
	1	0.192002		
	2	0.269685		
	3	0.273972		
	4	0.204861		
	5	0.062353		

図4 原油先物による原油輸入価格の MIDAS 回帰分析

推計方法：MIDAS、推計期間 2003年3月から2017年8月まで、サンプルサイズ=174

被説明変数：原油輸入価格（CIF ベース、月次）

説明変数：原油先物価格（旬次）

PDL n はアーモン・ラグの n 次の変数

図4は、原油先物価格を月内の日次データを上中下旬の3期に集計して、MIDAS回帰を行った結果である。この原油先物価格は回帰式の定式化による比較したところ、1期ラグ付き編集で十分に説明力があったため、実際のラグは10日から60日までの分布となっている。約1か月前後の係数が最も大きく、月次のデータとして輸入価格を見たときも、先物価格をより細かい観測頻度で対応させると、ウェイトの分布をより詳細に観測することができることがわかった。

4.2 営業費用の原油先物価格による推計

電力会社の営業費用には、電気事業営業費用と付帯事業営業費用があり、例えば東京電力の場合、電気事業営業費用はさらに、人件費、燃料費、修繕費、減価償却費、購入電力料、租税公課、原子力

バックエンド費用、その他がある。このうち、変動が大きく、営業費用全体に与える影響が大きいものは、燃料費と購入電力料であるが、本研究では足許の営業費用全体を販売電力料とエネルギー価格により推計する。

まず、燃料費の大半は原油、LNG、石炭の購入費用であり、これらの構成にも変動が見られるが、東京電力ホールディングスの四半期ベースの営業費用を月次のこれら3項目の輸入価格でMIDAS回帰を行った結果、図5のようになった。この推計結果からは、各燃料により、係数のラグの分布の形や有意かどうかとも異なることがわかる。特にこれらの輸入価格は日本経済全体のものであり、個別企業の分析に使用するには限界があるが、決定係数は0.8829であり、この推計結果を今後の分析のベンチマークとして使用する。

なお、LNGのラグが有意水準10%でも有意ではないものの、ラグが長くなっていることは田村(2017)による「日本向けのLNGは依然、長期契約・石油価格連動による価格決定方式が大半を占め、JCC（全日本平均原油輸入価格）を指標とし、原油価格のレベルに応じた一定の調整要素を加味した上で算出される。」という指摘に一致している。

図6は東日本大震災以降の2011年第2四半期以降を1、それ以前を0とするダミー変数を説明変数に加えたものである。本ダミー変数は有意水準5%では有意ではないが、係数はプラスであり震災発生以降の費用の増加を示唆している。

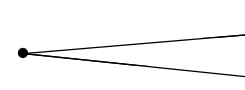
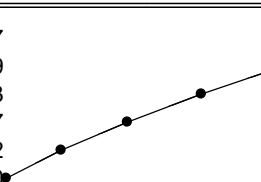
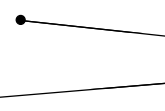
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-92310.69	128954.5	-0.715839	0.4781
SALES9501	0.867954	0.109472	7.928526	0.0000
Page: MONTHLY Series: POILCIF Lags: 3				
PDL01	84.60164	36.89965	2.292749	0.0269
PDL02	-99.06726	44.33517	-2.234507	0.0308
PDL03	24.13354	11.14851	2.164733	0.0361
Page: MONTHLY Series: PGASCIF Lags: 6				
PDL01	7491.598	7031.136	1.065489	0.2927
PDL02	-2397.367	4898.533	-0.489405	0.6271
PDL03	102.2863	679.4025	0.150553	0.8810
Page: MONTHLY Series: PCOALCIF Lags: 4				
PDL01	-130735.7	86831.10	-1.505632	0.1396
PDL02	144877.3	90151.09	1.607050	0.1155
PDL03	-30498.15	18536.95	-1.645263	0.1074
R-squared	0.882901	Mean dependent var		1349909.
Adjusted R-squared	0.880605	S.D. dependent var		209464.2
S.E. of regression	72377.44	Akaike info criterion		25.59381
Sum squared resid	2.67E+11	Schwarz criterion		26.00273
Log likelihood	-667.2358	Hannan-Quinn criter.		25.75106
Durbin-Watson stat	1.536646			
MONTHLY\POILCIF	Lag	Coefficient	Distribution	
	0	9.667913		
	1	-16.99874		
	2	4.601675		
MONTHLY\PGASCIF	Lag	Coefficient	Distribution	
	0	5196.517		
	1	3106.009		
	2	1220.073		
	3	-461.2907		
	4	-1938.082		
	5	-3210.300		
MONTHLY\PCOALCIF	Lag	Coefficient		
	0	-16356.53		
	1	37026.31		
	2	29412.84		
	3	-39196.94		

図5 エネルギー輸入価格による東京電力の営業費用のMIDAS回帰分析（震災ダミーなし）

推計方法：MIDAS、推計期間 2004年第2四半期から2017年第2四半期まで、サンプルサイズ=53

被説明変数：COST9501=東京電力ホールディングスの営業費用（四半期）

説明変数：POILCIF=原油輸入価格、PGASCIF=LNG輸入価格、PCOALCIF=石炭輸入価格（すべてCIFベース、月次）

PDL n はアーモン・ラグの n 次の変数

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-75015.02	128185.7	-0.585206	0.5616
SALES9501	0.856443	0.108694	7.879380	0.0000
DUM311	59459.16	33112.88	1.795651	0.0799

Page: MONTHLY Series: POILCIF Lags: 3				
PDL01	97.30975	36.98957	2.630735	0.0119
PDL02	-116.2020	44.37944	-2.618374	0.0123
PDL03	28.95046	11.14768	2.596994	0.0130

Page: MONTHLY Series: PGASCIF Lags: 4				
PDL01	-13194.99	19093.97	-0.691056	0.4934
PDL02	17579.70	17601.49	0.998762	0.3238
PDL03	-4068.295	3375.343	-1.205298	0.2350

Page: MONTHLY Series: PCOALCIF Lags: 4				
PDL01	-120102.8	87703.68	-1.369416	0.1783
PDL02	136946.9	91051.43	1.504061	0.1402
PDL03	-29270.79	18716.20	-1.563928	0.1255

R-squared	0.885945	Mean dependent var	1349909.
Adjusted R-squared	0.881383	S.D. dependent var	209464.2
S.E. of regression	72141.16	Akaike info criterion	25.60520
Sum squared resid	2.60E+11	Schwarz criterion	26.05130
Log likelihood	-666.5378	Hannan-Quinn criter.	25.77675
Durbin-Watson stat	1.721466		

MONTHLY\POILCIF	Lag	Coefficient	Distribution
	0	10.05823	
	1	-19.29238	
	2	9.257924	

MONTHLY\PGASCIF	Lag	Coefficient	Distribution
	0	316.4139	
	1	5691.233	
	2	2929.461	
	3	-7968.899	

MONTHLY\PCOALCIF	Lag	Coefficient	Distribution
	0	-12426.65	
	1	36707.92	
	2	27300.89	
	3	-40647.71	

図6 エネルギー輸入価格による東京電力の営業費用の MIDAS 回帰分析（震災ダミーあり）
推計方法：MIDAS、推計期間 2004 年第 2 四半期から 2017 年第 2 四半期まで、サンプルサイズ=53
被説明変数：COST9501=東京電力ホールディングスの営業費用（四半期）
説明変数：POILCIF=原油輸入価格、PGASCIF=LNG 輸入価格、PCOALCIF=石炭輸入価格（すべて CIF

ベース、月次)、DUM311 は 2011 年第 2 四半期以降=1、それ以前は 0 のダミー変数

PDL n はアーモン・ラグの n 次の変数

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-26534.45	108590.1	-0.244354	0.8080
SALES9501	0.837907	0.087546	9.571007	0.0000
Page: MONTHLY Series: FOIL Lags: 4				
PDL01	26.59158	13.97545	1.902735	0.0631
PDL02	-26.57780	13.89335	-1.912988	0.0617
PDL03	5.452800	2.793608	1.951885	0.0568
R-squared	0.812465	Mean dependent var	1349909.	
Adjusted R-squared	0.808788	S.D. dependent var	209464.2	
S.E. of regression	91594.02	Akaike info criterion	25.83833	
Sum squared resid	4.28E+11	Schwarz criterion	26.02421	
Log likelihood	-679.7158	Hannan-Quinn criter.	25.90981	
Durbin-Watson stat	1.408538			
MONTHLY\FOIL	Lag	Coefficient	Distribution	
	0	5.466585		
	1	-4.752814		
	2	-4.066612		
	3	7.525190		

図 7 原油先物価格による東京電力の営業費用の MIDAS 回帰分析 (震災ダミーなし)

推計方法 : MIDAS、推計期間 2004 年第 2 四半期から 2017 年第 2 四半期まで、サンプルサイズ=53

被説明変数 : COST9501=東京電力ホールディングスの営業費用 (四半期)

説明変数 : POILCIF=原油輸入価格、PGASCIF=LNG 輸入価格、PCOALCIF=石炭輸入価格 (すべて CIF
ベース、月次)

PDL n はアーモン・ラグの n 次の変数

図 7 は、輸入価格ではなく、原油先物価格を説明変数に使用した推計結果である。震災ダミーは含まれていない。決定係数は 0.8125 であり図 5 や図 6 の結果からは劣るものの、原油先物価格は早く入手可能であることを考慮すれば、あてはまりの程度は比較可能なものである。ただし、原油先物価格の係数は有意水準 5% では有意ではない。

図 8 は図 7 の説明変数に震災ダミーを加えたものである。この場合は図 6 とは異なり、ダミー変数の係数は有意水準 5% では有意となっている。ダミー変数を加えたことにより説明変数は増えているものの、図 7 の結果と比べて自由度調整済決定係数および AIC も若干の改善が見られる。

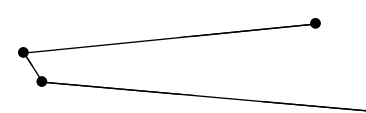
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	59399.49	110032.0	0.539838	0.5919
SALES9501	0.762037	0.089677	8.497559	0.0000
DUM311	66736.10	28360.35	2.353148	0.0229
Page: MONTHLY Series: FOIL Lags: 4				
PDL01	23.70088	13.41471	1.766783	0.0838
PDL02	-23.56063	13.34162	-1.765950	0.0839
PDL03	4.825110	2.683542	1.798038	0.0786
R-squared	0.832231	Mean dependent var		1349909.
Adjusted R-squared	0.825520	S.D. dependent var		209464.2
S.E. of regression	87494.80	Akaike info criterion		25.76469
Sum squared resid	3.83E+11	Schwarz criterion		25.98774
Log likelihood	-676.7644	Hannan-Quinn criter.		25.85047
Durbin-Watson stat	1.623843			
MONTHLY\FOIL	Lag	Coefficient	Distribution	
	0	4.965362		
	1	-4.119937		
	2	-3.555015		
	3	6.660128		

図8 原油先物価格による東京電力の営業費用の MIDAS 回帰分析（震災ダミーあり）

推計方法：MIDAS、推計期間 2004 年第 2 四半期から 2017 年第 2 四半期まで、サンプルサイズ=53

被説明変数：COST9501=東京電力ホールディングスの営業費用（四半期）

説明変数：POILCIF=原油輸入価格、PGASCIF=LNG 輸入価格、PCOALCIF=石炭輸入価格（すべて CIF ベース、月次）、DUM311 は 2011 年第 2 四半期以降=1、それ以前は 0 のダミー変数

PDL n はアーモン・ラグの n 次の変数

5 おわりに

本研究では、日本の電力会社の営業費用のデータを原油先物市場のデータに基づき、MIDAS 回帰を行って変動を予測評価することを試みた。現時点では東京電力のみの結果に留まってはいるものの、リアルタイムでデータを入手することができる原油先物価格を用いた場合に、より正確な定式化である輸入石油価格、輸入 LNG 価格、輸入石炭価格を用いて MIDAS 回帰を行った場合に比べて、自由度調整済決定係数および AIC などは遜色がない予測になっていることがわかった。このことは先物市場での価格の有用性やヘッジ手段提供の有用性を示すことにもなる。現在、日本国内での LNG 先物や石炭先物の上場の準備がなされているが、これらの取引が開始されデータが蓄積されればより精度の高いモデルの構築が可能であろう。

一方、本研究は東京電力の営業費用の事例に留まっており、他の財務指標や他の電力会社あるいは他の業界なども検討する必要がある。また、MIDAS 回帰の予測力の評価は Galvão (2007) や Giannone *et al.* (2008) などの先行研究もあるが、1 期先の予測値を RMSE (Root Mean Squares Error) などで評価することや、会社予想やアナリスト予想などとの比較も必要である。さらに、今回使用した MIDAS 回帰以外にも、MIDAS とパネルデータ分析や分位点回帰分析を組み合わせた手法もあり、前者による

推計精度の向上や、後者による変動性の計測によりリスク・マネジメントやリアル・オプション分析への応用などが今後の検討課題として残されている。

謝辞

本研究は平成 29 年度 科学研究費 基盤研究(B) 課題番号 15H03402 による助成および東京経済大学共同研究助成 D17-02 を受けたものです。記して感謝致します。

参考文献

- [1] Andreou, E., Ghysels, E., and Kourtellis, A. 2010a. Should Macroeconomic Forecasters Use Daily Financial Data and How? Working paper, http://w4.stern.nyu.edu/emplib/Macro_MIDAS_Feb_22_2010_CEPR.pdf.
- [2] Andreou, E., Ghysels, E., and Kourtellis, A., 2010b. Regression Models with Mixed Sampling Frequencies, *Journal of Econometrics* 158(2), 246-261.
- [3] Armesto M, T., Engemann, K. M., and Owyang M. T. 2010. Forecasting with Mixed Frequencies, Federal Reserve Bank of St. Louis Review 92(6), 521-36.
- [4] Aruoba, S. Borag̃an; D., Francis X. and Scotti, C., 2009. Real-Time Measurement of Business Conditions, *Journal of Business and Economic Statistics* 27(4), 417-427.
- [5] Bai, J., Ghysels, E., and Wright, J. H., 2010. State Space Models and MIDAS Regressions., Working paper, http://www.unc.edu/~eghysels/papers/BGW_Kalman_vs_MIDAS_EG_Jan_02.pdf.
- [6] Camacho, M. and Perez-Quiros, G., 2010. Introducing the Euro-Sting: Short-Term Indicator of Euro Area Growth, *Journal of Applied Econometrics*, 25(4), 663-694.
- [7] Clements, M. P. and Galvão, A. B. 2008. Macroeconomic Forecasting with Mixed-Frequency Data: Forecasting Output Growth in the United States, *Journal of Business and Economic Statistics* 26(4), 546-54.
- [8] Croushore, D. 2005. Do Consumer-Confidence Indexes Help Forecast Consumer Spending in Real Time?, *North American Journal of Economics and Finance* 16(3), 435-450.
- [9] Galvão, A. B. 2007. Changes in Predictive Ability with Mixed Frequency Data., Working Paper No. 595, Queen Mary, University of London, Department of Economics and Finance, <http://www.econ.qmul.ac.uk/papers/doc/wp595.pdf>.
- [10] Ghysels, E., Santa-Clara, P., Valkanov, R. 2004. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models., Working paper, June, <http://docentes.fe.unl.pt/~psc/MIDAS.pdf>.
- [11] Ghysels, E., Santa-Clara, P., Valkanov, R. 2005. There Is a Risk-Return Trade-off After All, *Journal of Financial Economics* 76(3), 509-548.
- [12] Ghysels, E., Santa-Clara, P., Valkanov, R. 2006. Predicting Volatility: Getting the Most Out of Return Data Sampled at Different Frequencies, *Journal of Econometrics* 131(1/2), 59-95.
- [13] Ghysels, E., Sinko, A., Valkanov, R., 2006. MIDAS Regressions: Further Results and New Directions, *Econometric Review* 26, 53-90.
- [14] Ghysels, E. and Wright, J. H. 2009. Forecasting Professional Forecasters, *Journal of Business and Economic Statistics* 27(4), 504-516.
- [15] Giannone, D., Reichlin, L., and Small, D. 2008. Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data, *Journal of Monetary Economics* 55(4), 665-676.
- [16] 田村康昌 2017. 天然ガス・LNG の最新動向 (2016 年取引実績及び今後の需給動向) , 石油天然ガス・金属鉱物資源機構調査部資料 , https://oilgas-info.jogmec.go.jp/pdf/7/7959/1705_c_NG_LNG_.pdf