

エネルギー需要の自己更新型予測アルゴリズム開発

熊本大学大学院自然科学研究科

特任教授 田中 昭雄

1 はじめに研究の背景と目的

2016年の電力小売の全面自由化に合わせて、発電事業者や小売事業者に課せられる「同時同量制度」が緩和される。これに伴い多くの特定規模電気事業者 PPS(Power Producer and Supplier)が電力小売事業に参入することが予測される。特に最近では小規模自治体レベルの地域 PPS にも関心が高まっている。

現在、一般電気事業者は電気事業法により、電力供給と需要の同時同量の実現が義務づけられている。これが電力市場自由化により PPS も、この「同時同量制度」が要求されるようになる。しかし需要規模が小さくなれば、需要予測が困難になることが予想される。

PPS は需要が供給電力を上回る場合、その差分(インバランス)は、他の電力会社から購入することになるが、経営安定上、需要と供給のインバランスは極力回避することが重要となる。そこで地域 PPS 小さな市場規模でも高精度に予測できる電力需要予測システムの開発が待たれている。

本研究では、熊本大学黒髪南キャンパスを、中・小規模 PPS でも利用可能な、30分ないし60分後の電力需要を予測する統計モデル(以下“短時間モデル”)と、天気予報のように24時間後の電力需要を予測する統計モデル(以下“24時間モデル”)について検討を行った。

2 研究対象

図1に熊本大学黒髪南地区の概要と2013年の年館電力需要を示す。同地区は、総延べ床面積約93,000 m²、工学部、理学部、大学院自然科学研究科の学生約4,300人と大学教職員約700人の合計約5,000人が活動している。また同地域内で消費された電力は、2013年で年間電力消費量1200万kWh(住宅約3000戸分)であり、最大電力負荷は2,864kWであった。これは、小規模な自治体規模に匹敵し、まさに地域 PPS の需要予測モデル研究に資する研究対象であると考えられる。

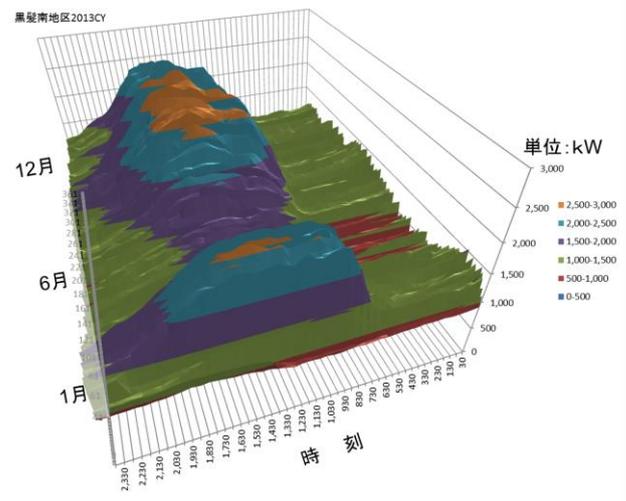


図1 検討対象地域(熊本大学 黒髪南キャンパス)

3 電力需要予測モデル

電力需要は、地域の活動パターンに大きく影響を受けるが、それには24時間や季節サイクルなどに大きな影響を受ける。また短期の変動要因としては、

気象条件や、確率的な社会事象の影響がある。それ以外にも社会制度の変化、建物やエネルギー設備の効率など多様な影響を受ける。しかしそれらの変動要因を全て観測する事は困難で有り、説明力の高い

変数や、観測可能な情報のみによって近似的に推定しなければならない。また説明変数のいたずらな増大は、必ずしも予測精度の向上につながらない。

このようなエネルギー需要の内部構造が、経時的に変化していることから、短期間の需要関連情報から逐次推定モデルの構造を更新する統計モデルが必

要である。

そこで本研究では、電力需要モデルを、数少ない観測データから比較的高精度に予測モデルを構成できるグラフィカルモデル¹⁾²⁾ (図2) により2モデルについて検討を行う。

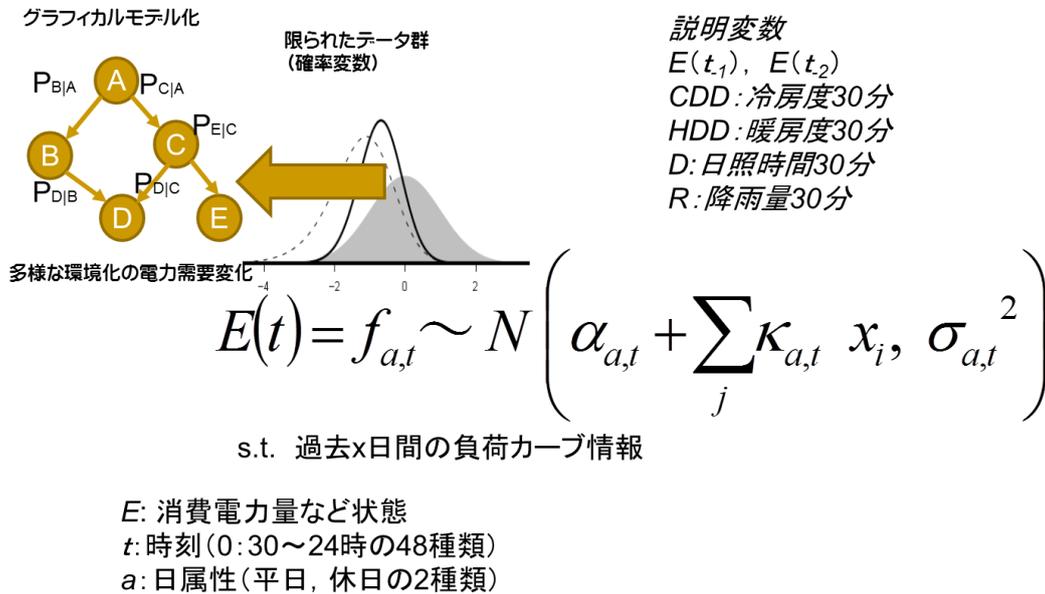


図2 需要予測モデルの基本構造

3.1 短時間モデル

最も使用頻度の高い短時間モデルは、(3)式である。(以下、この式を“単純モデル”と記す)。

$$E(t|E(t-1), E(t-2)) = 2E(t-1) - E(t-2) \quad (3)$$

ここで t-1 は、予測される時刻 t の 30 分前、t-2 は 60 分前のことである。このモデルは単純に事前の需要情報から、線形で 30 分後を推定するものである。単純だが推定精度は高いので汎用的に用いられている。

しかしこの推計は時に、過推定となり、実績値と大きな乖離を産むことがある。そこで本研究では、グラフィカルモデル(以下“GMモデル”)により、短時間モデルを作成し、その精度を検討した。

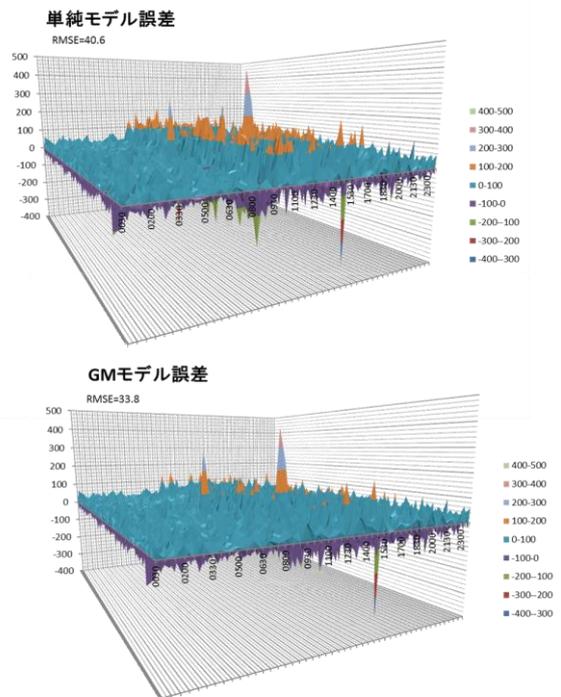


図3 短時間モデルの予測誤差

GM モデルの説明変数ベクトル \mathbf{X} は

- x_1 : $E(t)$ の単純予測値
- x_2 : 時刻 $t-1 \sim t$ の予測日照時間[sec]
- x_3 : 30分前降雨量[mm]
- x_4 : 30分前冷房度 CD18-18
- x_5 : 30分前暖房度 HD18-18
- α : 定数項
- α : 平日, 休日の別

である.

この 2 モデルにより 1 年間の予測結果を図 3 に示す. 予測誤差の精度を示す RMSE は, 単純モデル RMSE=40.6, GM モデル RMSE=33.8 と 6.8 ポイント予測精度の向上が確認される.

3.2 24 時間モデル

24 時間モデルも GM モデルで作成した. 説明変数ベクトル \mathbf{X} は

- x_1 : 前日の最大電力負荷
- x_2 : 予測対象日最高気温の冷房度 CD18-18
- x_3 : 予測対象日最高気温の暖房度 HD18-18

- x_4 : 予測対象翌日最高気温の冷房度 CD18-18
- x_5 : 予測対象翌日最高気温の暖房度 HD18-18
- α : 定数項
- α : 平日, 休日の別

である.

24 時間モデルでは, 天気の時系列予報のように, 24 時間後まで, 連続で需要予測を行うだけでなく予測誤差も考慮した需要予測が可能となる. この結果予測が外れた時も, 需要急増にともなうインバランスリスクを低く抑える事ができる.

図 4 に 24 時間モデルにより, 2007 年 7 月 26 日 (木) 8:30 と, 翌日朝 8:30 に, 直後の 24h を予測した結果を示す. 24 時間予測電力負荷カーブは, ほぼ 24 時間を予測できているが, 電力ピークの発生時刻とピーク値の誤差が他の時間帯に比べ, 大きくみられる. しかし 90% 予報円により, ほぼ現実の電力ピーク時間に過不足無い予測ができています.

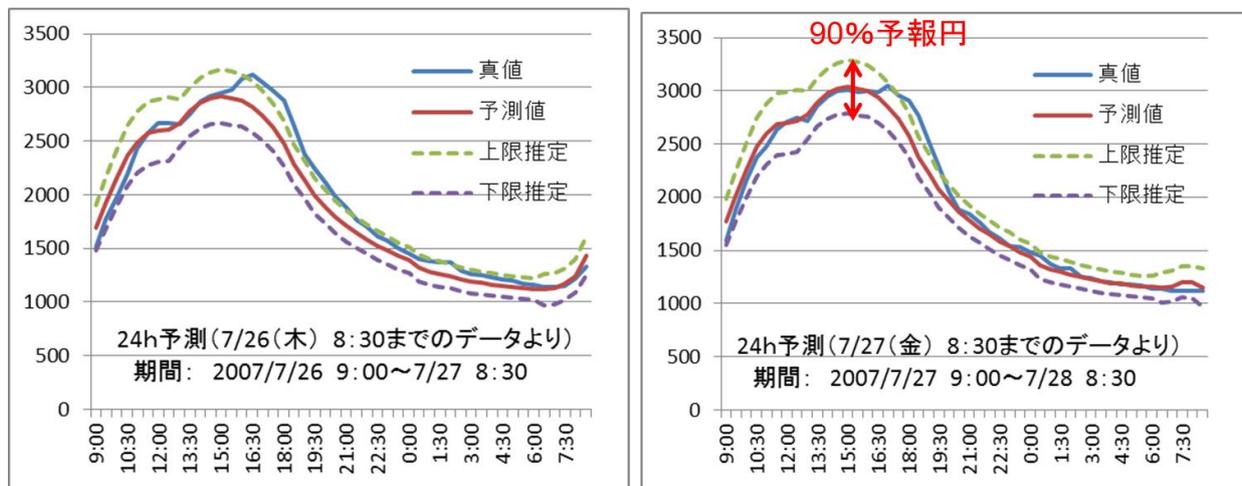


図 4 24 時間モデルによる 24 時間後の電力負荷カーブと 90% 予報円

4 まとめと今後の課題

PPS などの電気事業者が, 小地域でも高精度の電力需要予測を実現するため, 電力の短時間モデルと 24 時間モデルをグラフィカルモデルにより作成した.

本研究で検討したモデルは, 最新のデータを教師データに, 自身の構造を変更し続けるものとなっており, その説明変数は, 入手が容易な説明変数のみで構成さ

れるが, その予測精度は, 従来の予測モデルよりも高い物となった.

しかし, 小数の教師データから, モデルが更新されるため, 過学習により誤差の鋭敏性を持ってしまうことがあり, この問題回避が今後の課題である.

そこで今後は, 正則化パラメータ λ を導入した汎関数 E_{λ} ((5) 式) を求める事が課題となる.

$$\mathbf{E}_\lambda = \|\mathbf{XK} - \mathbf{E}'\|^2 + \lambda\|\mathbf{K}\|^2 \quad (5)$$

ただ正則化項 λ の効率的な探索手法については、多様な方法があり、未だ定まった方法がないため、本研究に適した手法を開発する必要がある。

参考文献

- 1) 田中和之：「ベイジアンネットワークの統計的推論の数理」，コロナ社,2009年
- 2) 田中和之：確率モデルと画像分析，数理学, No.489,15-21,2004年