

自己回帰モデルに基づいた電力使用量予測に関する一検討

高木 博宣[†] 藤井 雅弘[†] 渡辺 裕[†]宇都宮大学大学院工学研究科情報システム科学専攻[†]

1 はじめに

近年、エコロジーの観点から省エネルギー・省電力が求められており、そのために電力使用状況を正確に把握することは非常に重要である。そこで、我々は、電力使用量を収集する手段として PLC (Power Line Communication: 電力線通信) を用いた電力監視システムを提案してきた [1]。本システムにおいて要求される機能は、電力使用量データの可視化と、将来の電力使用量の予測が挙げられる。時々刻々と変化する電力使用量データを可視化し、また、将来の電力使用量の予測結果を利用者に通知することで、電力使用量を削減するための手段を講じることが可能になる。本研究では、近い将来の電力需要を時系列の予測問題として扱い、電力使用量の推移モデルとして AR (Auto Regressive: 自己回帰) モデルを用いた予測方法を提案し、検証実験により提案手法の有効性を示す。

2 電力監視システム

図 1 に提案するシステムの構成を示す。システム利用者は、インターネット上に公開しているサーバにアクセスすることで、各種サービスを利用することが出来る。サーバから利用者への機能提供は、サーバのデータベースに格納されている電力使用量データを用いて行う。サーバは Web サーバ、データベースサーバ、データ解析やグラフ描画等を行うアプリケーションサーバから構成されている。また、サーバは PLC モデムと Ethernet を介して接続されており電力使用量データを一定時間ごとに取得している。PLC モデムは電力線を介してデータ収集ネットワークと接続されており、サーバからのトリガーに起因して電力観測点からデータを取得する。サーバは利用者からの web アクセスに対し、電力使用量データをグラフ化する。また、一定時間毎に使用量予測を行い、設定している閾値を超えた場合に利用者に警報を発する。

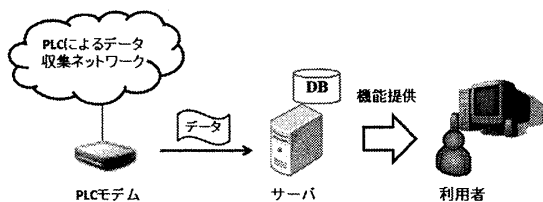


図 1: システム構成

A Study on Power Consumption forecast based on AR model

Hironobu Takagi[†], Masahiro Fujii[†], Yu Watanabe[†][†]Department of Information Systems Science, Graduate School of Engineering, Utsunomiya University

3 電力使用量予測

本研究では電力使用量の予測のためのその推移モデルとして AR モデルを用いる。今、時刻 $t = n$ において、電力使用量時系列 $x_t, (t = 1, \dots, n)$ が与えられているものとする。AR モデルは式 (1) のように定義される [2]。

$$\text{MODEL(AR}(m)) : x_t = \sum_{i=1}^m a_i x_{t-i} + e_t \quad (1)$$

ここで、 m は次数、 a_i は自己回帰係数と呼ばれる。 e_t は平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従う確率変数と仮定する。このとき、MODEL(AR(m)) の対数尤度は、

$$L(a_1, \dots, a_m, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \log 2\pi\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^n (x_t - \sum_{i=1}^m a_i x_{t-i})^2 \quad (2)$$

と表せる。この対数尤度を最大にするために、 a_1, \dots, a_m と σ^2 の最尤推定を式 (3)、式 (4) により求める。

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_1 \\ \vdots \\ \hat{a}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C(1,1) & \dots & C(1,m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C(m,1) & \dots & C(m,m) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} C(1,0) \\ \vdots \\ C(m,0) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \sum_{i=1}^m \hat{a}_i x_{t-i})^2 \quad (4)$$

ただし、

$$C(i, j) = \sum_{t=1}^n x_{t-i} x_{t-j} \quad (5)$$

とする。

この m 次の自己回帰モデルは σ^2 のパラメータを含めた $m + 1$ 個の自由パラメータを持っているので、その AIC (Akaike Information Criterion: 赤池情報量基準) は、

$$\text{AIC}(m) = -2L(\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_m, \hat{\sigma}^2) + 2(m + 1) \quad (6)$$

によって定義される。AIC はモデルを確からしさを評価するための指標であり、AIC が小さいモデルほど良いモデルとされる。AIC に基づいて推定された MAICE (Minimum AIC Estimate) モデルは、直ちに電力使用量予測に利用できる。現時刻 $t = n$ までの時系列が与えられている場合、時刻 $t = n + 1$ の予測値は、

$$\hat{x}_{n+1} = \sum_{i=1}^{m^*} \hat{a}_i x_{n+1-i} \quad (7)$$

と与えられる。ここで、 m^* は AIC を最小とするモデルの次数を示す。

4 検証実験

4.1 予測長区間に関する検討

本システムでは 5 分を観測単位時間として電力使用量データを取得しているため、式 (7) により 5 分後の電力使用量予測 (観測単位区間予測) を行なうことができる。しかしながら、警報発令から対策を講じるまでの時間的余裕としては、観測単位区間である 5 分間では十分ではない場合が想定される。実用的には任意の区間での電力使用量予測が可能であることが望ましい。そこで、長区間 (観測単位区間以上の区間) での電力使用量の予測を行う手法について議論する。本稿では、以下に示す 3 つの手法を提案し、検討を行う。

4.1.1 平均法

平均法では、

$$\hat{x}_{n+r} = \sum_{i=1}^{m^*} \hat{a}_i \left(\frac{1}{r} \sum_{j=1+(i-1) \times r}^r x_{n+1-j} \right) \quad (8)$$

によって、推定値が与えられる。平均法では r 個の観測単位時刻の電力使用量の平均値 (式 (8) の括弧内) によって新たな時系列を作成する。その新たな時系列に対して MAICE を適用し、AIC を最小とする次数 m^* と $\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{m^*}$ を決定する。これにより、観測単位時間の r 倍の時刻での予測が可能となる。

4.1.2 逐次法

次に、逐次法について説明する。逐次法では、時刻 n までの観測系列を用いた MAICE に基づく予測値を時刻 $n+1$ での観測値とみなし、時刻 $n+2$ での予測を行なう。この操作を繰り返すことにより、観測単位時刻の r 倍の時刻での予測値を

$$\hat{x}_{n+r} = \sum_{j=1}^{r-1} \hat{a}_j \tilde{x}_{n-j+r} + \sum_{i=1}^{m^*+1-r} \hat{a}_{i+r-1} x_{n+1-i} \quad (9)$$

によって与える。但し、 \tilde{x}_i は時刻 i における逐次予測値であり、 $\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{m^*}$ と m^* は時系列 $\tilde{x}_{n+r-1}, \tilde{x}_{n+r-2}, \dots, \tilde{x}_{n+1}, x_n, \dots, x_{n-m^*+r}$ に対して MAICE を適用した場合の推定値である。

4.1.3 直接法

直接法では時刻 n までの観測系列を用いて、直接、時刻 $n+r$ の電力使用量を予測するモデルを採用する。このとき、時刻 $n+r$ での予測値は

$$\hat{x}_{n+r} = \sum_{i=1}^{m^*} \hat{a}_i x_{n+1-i} \quad (10)$$

で与えられる。ここで、 $\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{m^*}$ と m^* はこのモデルに基づいて MAICE を適用した場合の推定値である。

以降、これら 3 種の予測法における共通の変数 r を長区間変数と呼ぶ。

4.2 予測長区間に関する検証実験

本節では 4.1 節に示した 3 種の予測手法を適用した場合の予測精度の比較・検証を行う。対象データは、宇都宮大学工学部の 2008 年 7 月 28 日から 2008 年 8 月 1 日の平日の電力使用量とした。実験は、標本区間 (N) を 288 としそれぞれ MAICE モデルに基づき予測を行う。また、AIC のための最大次数 M は $2\sqrt{N}$ とす

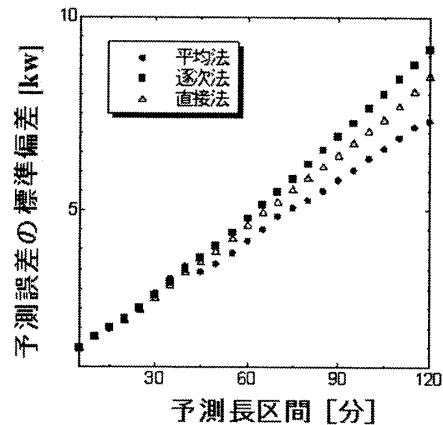


図 2: 予測誤差の標準偏差

る。本検討では、 $r = 1, 2, \dots, 24$ までの、 $5 (= 5 \times 1)$ 分から 120 (5×24) 分後までの長区間予測を行う。

実験結果を図 2 に示す。横軸を予測長区間 [$5 \times r$ 分]、縦軸を予測誤差の標準偏差 [kw] とする。5 分後から 120 分後までの多くの予測長区間において、平均法の推定精度が最も良く、次いで、直接法、逐次法の順で推定精度が劣化する。平均法では、 r 個の時系列データを平均して予測を行なうため、 r が大きくなる (予測長区間が長くなる) と、その平均化処理のため、予測精度が劣化する。逐次法では、予測値を真の観測値とみなして予測を繰り返すため、 r が大きくなると、予測誤差が累積し、予測精度が劣化する。直接法は、予測対象の時刻の直近のデータを用いずに予測を行なうモデルであるため、 r が大きくなると予測誤差が大きくなる。平均法と他の手法を比べると、40 分後予測までは同程度の予測誤差である。しかし、それ以上の長区間での予測では、逐次法と直接法の予測誤差の方が大きくなり、平均法と比べ予測精度が劣化している。

5 おわりに

本稿では、試作した電力監視システムについて説明し、AR モデルによる 3 種類の電力使用量予測方法について提案した。単位時間毎に与えられた電力使用量の時系列データを用いて、観測単位時間以上の長区間での予測を行う手法を提案し、結果として、平均法が最も予測誤差を抑える事が出来る手法であることが確認された。

今後の課題として、予測システムと連動した実用的な警報発令システムの構築が挙げられる。警報システムは、事業所内の様々な活動に直結しているため、不用意な警報はシステムの信頼性を損なってしまうことから、より効果的な警報システムの設計が必要であると考えられる。

参考文献

- [1] 平岡, 藤井, 渡辺, "PLC を用いた電力監視システムの開発", 信学技報, CS2077-21, Vol.107, pp.27-32, 2007.
- [2] 坂本, 石黒, 北川, "情報量統計学", 共立出版, 東京, 1993.