CS 調整型ガウシャンプロセスモデルによる 九州地区の電力需要予測

奥屋 貴宏　　八野 知博
(鹿児島大学)

1 はじめに

本稿ではガウシャンプロセス (GP) モデル [1] に基づく短期電力需要予測を提案する。ニューラルネットワークや RBF モデルなど従来の予測法と比べ、GP モデルは決定すべきパラメータ数が少なく、予測値のみならずその信頼性の尺度までも与えることができる。2014 年の九州地区の月毎の電力需要を予測するシミュレーションにより、本手法の有効性を確認した。

2 問題設定

j 時間先の電力需要予測器は次のように表されると仮定する。

$$\begin{aligned} y(k+j) &= f_j(\boldsymbol{x}(k)) + \epsilon_j(k) \qquad (j = 1, 2, \cdots, 24) \\ \boldsymbol{x}(k) &= [y(k), y(k-1), \cdots, y(k-23)]^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{1}$$

ここで、$y(k+j)$ は時刻 k から j 時間先の電力需要を表す。$\epsilon_j(k)$ は平均 0、分散 σ_j^2 の正規性雑音とする。本稿では、多段先予測のための (2) 式の確率分布を構築し、GP モデルの枠組みで 24 時間先までの電力需要予測を行う。

$$\begin{aligned} y(k+j)|\boldsymbol{x}(k) \sim \mathcal{N}(\hat{y}(k+j), \hat{\sigma}^2(k+j)) \\ (j = 1, 2, \cdots, 24) \end{aligned} \tag{2}$$

3 GP モデルによる予測

(1) 式において、$k = k_s, k_s+1, \cdots, k_s+N-1$ とおくことにより、(3) 式の GP 事前モデルを得る。

$$\boldsymbol{w}_j \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{m}_j(\boldsymbol{X}), \boldsymbol{S}_j(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}) + \sigma_j^2 \boldsymbol{I}_N) \tag{3}$$

ここで、

$$\begin{aligned} \boldsymbol{w}_j &= [y(k_s+j), y(k_s+j+1), \\ &\qquad \cdots, y(k_s+j+N-1)]^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{X} &= [\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \cdots, \boldsymbol{x}_N]^{\mathrm{T}} \\ &= [\boldsymbol{x}(k_s), \boldsymbol{x}(k_s+1), \cdots, \boldsymbol{x}(k_s+N-1)]^{\mathrm{T}} \\ &= \begin{bmatrix} y(k_s) & \ldots & y(k_s+N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y(k_s-23) & \ldots & y(k_s+N-24) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{4}$$

であり、$\boldsymbol{m}_j(\boldsymbol{X})$ は平均関数ベクトル、$\boldsymbol{S}_j(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}) + \sigma_j^2 \boldsymbol{I}_N$ は共分散行列を表す。本稿では、平均関数ベクトル $\boldsymbol{m}_j(\boldsymbol{X})$ を入力 $\boldsymbol{X}$ の線形結合：

$$\begin{aligned} \boldsymbol{m}_j(\boldsymbol{X}) &= [m_j(\boldsymbol{x}_1), m_j(\boldsymbol{x}_2), \cdots, m_j(\boldsymbol{x}_N)]^{\mathrm{T}} \\ &= \tilde{\boldsymbol{X}} \boldsymbol{\theta}_j \\ \tilde{\boldsymbol{X}} &= [\boldsymbol{X}, \boldsymbol{e}], \ \boldsymbol{e} = [1, 1, \cdots, 1]^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{5}$$

で表す。また、共分散行列の要素 $S_{j(p,q)}$ を決める共分散関数として、次のガウシャンカーネルを用いる。

$$\begin{aligned} S_{j(p,q)} &= s_j(\boldsymbol{x}_p, \boldsymbol{x}_q) \\ &= \rho_j^2 \exp\left(-\frac{||\boldsymbol{x}_p - \boldsymbol{x}_q||^2}{2\ell_j^2}\right) \end{aligned} \tag{6}$$

平均関数の重みパラメータ $\boldsymbol{\theta}_j$ と共分散関数のハイパーパラメータ $\boldsymbol{h}_j = [\rho_j, \ell_j, \sigma_j]^{\mathrm{T}}$ は、N 個の入出力データに対する周辺尤度を評価とし、最小二乗法とカッコウ探索アルゴリズム（CS）との組合せにより学習する。

新たなテスト入力 $\boldsymbol{x}_* = \boldsymbol{x}_*(k) = [y_*(k), y_*(k-1), \cdots, y_*(k-23)]^{\mathrm{T}}$ に対するテスト出力 $y_*(k+j)$ $(j = 1, 2, \cdots, 24)$ の事後分布は、

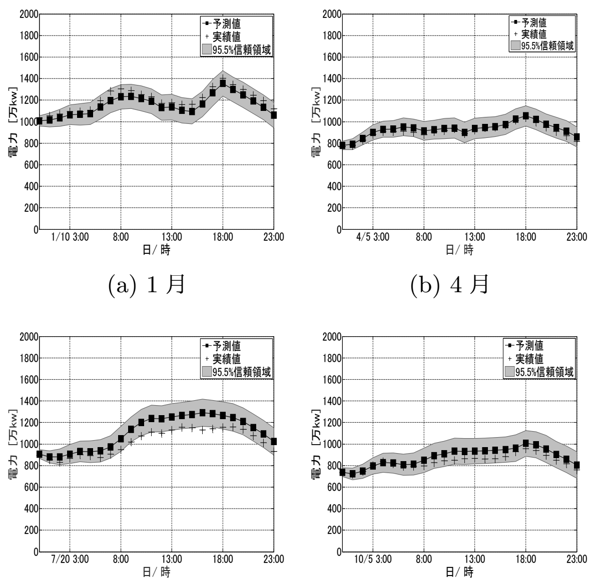
$$y_*(k+j)|\boldsymbol{X}, \boldsymbol{w}_j, \boldsymbol{x}_* \sim \mathcal{N}(\hat{y}_*(k+j), \hat{\sigma}_*^2(k+j)) \tag{7}$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_*(k+j) &= m_j(\boldsymbol{x}_*) \\ &\quad + \boldsymbol{S}_j(\boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{X}) \boldsymbol{K}_j^{-1} (\boldsymbol{w}_j - \boldsymbol{m}_j(\boldsymbol{X})) \\ \hat{\sigma}_*^2(k+j) &= s_j(\boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{x}_*) \\ &\quad - \boldsymbol{S}_j(\boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{X}) \boldsymbol{K}_j^{-1} \boldsymbol{S}_j(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{x}_*) + \sigma_{j[best]}^2 \end{aligned} \tag{8}$$

となる。$\hat{y}_*(k+j)$ と $\hat{\sigma}_*^2(k+j)$ はそれぞれ j 時間先の電力需要予測値とその予測分散である。

4 予測シミュレーション

2014 年の九州地区の短期電力需要予測を月毎に行う。学習用データとして、九州電力 (株) の「でんき予報」[2] より入手した 2013 年の電力需要実績値を用いた。図 1 に 1,4,7,10 月の本手法による電力需要予測結果を示す。



(a) 1 月　(b) 4 月

(c) 7 月　(d) 10 月

図 1 電力需要予測結果

謝辞

本研究は JSPS 科研費 15K06113 の助成を受けたものである。

参考文献

[1] C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams, *Gaussian Processes for Machine Learning*, MIT Press, 2006.
[2] 九州電力 (株) でんき予報, http://www.kyuden.co.jp/power_usages/pc.html