ガウシャンプロセス回帰を用いた電力系統台風被害予測

中堂薗 祐貴　　八野 知博
(鹿児島大学)

1　はじめに

鹿児島県奄美群島は、毎年多くの台風が接近する地域であり、電力系統設備に被害を受けやすい。迅速な復旧作業のためには、台風が接近するまでに被害量の予測を行い、予め復旧作業に必要な資材や人員を派遣しておく必要がある。本稿ではガウシャンプロセス (GP) 回帰モデル [1] に基づく電力系統台風被害予測を提案する。GP 回帰モデルに含まれるハイパーパラメータはカッコウ探索アルゴリズム (CS)[2] を用いて最適化を行う。GP 回帰モデルは予測値とその信頼性の尺度を得ることが出来、CS は設定するパラメータが少ないアルゴリズムである。

2　問題設定

台風被害予測システムの入力 $\boldsymbol{x}$ は以下とする。

$$\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, x_3]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

ここで、x_1 は台風進行経路、x_2 は最大瞬間風速、x_3:は台風番号である。予測システムの出力 y は電力系統被害量である。予測システムの入出力 $\boldsymbol{x}$、y について、過去に奄美群島に接近または上陸した N 個の台風気象データと、対応する電力系統被害データ

$$\begin{aligned} \boldsymbol{X} &= [\boldsymbol{x}(1), \boldsymbol{x}(2), \cdots, \boldsymbol{x}(N)]^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{x}(j) &= [x_1(j), x_2(j), x_3(j)]^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{y} &= [y(1), y(2), \cdots, y(N)]^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{2}$$

が学習用入出力データとして入手可能であるとする。

3　GP 回帰モデルによる予測

台風気象データと電力系統被害量の関係は次式で表されると仮定する。

$$y = f(x) + \varepsilon \tag{3}$$

ただし、$f(\cdot)$ は定常で滑らかな関数、ε は平均ゼロ、分散 σ_n^2 のガウシャンノイズとする。N 個の入力データに対する関数値ベクトル

$$\boldsymbol{f} = [f(\boldsymbol{x}(1)), f(\boldsymbol{x}(2)), \cdots, f(\boldsymbol{x}(N))]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

を GP 回帰で表現すると次式となる。

$$\boldsymbol{f} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{m}(\boldsymbol{X}), \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X})) \tag{5}$$

ここで、$\boldsymbol{m}(\boldsymbol{X})$ は平均関数ベクトル、$\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X})$ は共分散行列を表す。本稿では、平均関数ベクトルを次のように入力の線形結合で表現する。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{m}(\boldsymbol{X}) &= \tilde{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{\theta}_m \\ \tilde{\boldsymbol{X}} &= [\boldsymbol{X}, \boldsymbol{e}] \quad \boldsymbol{e} = [1, \cdots, 1]^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{6}$$

共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}$ の要素 Σ_{pq} に対する非定常型の共分散関数は、

$$\begin{aligned} \Sigma_{pq} &= s(\boldsymbol{x}(p), \boldsymbol{x}(q)) \\ &= \sigma_y^2 \exp\left(-\frac{\| \boldsymbol{x}(p) - \boldsymbol{x}(q) \|^2}{2\ell^2}\right) + \left(\sum_{i=1}^{3} v_i^2 x_i(p) x_i(q)\right)^2 \end{aligned} \tag{7}$$

ここで (7) 式中の $\|\cdot\|$ はユークリッドノルムを表す。電力系統被害量の GP 回帰事前モデルは、$\boldsymbol{y}$ がガウシャンノイズに乱されていることを考慮すると、式（5）より

$$\boldsymbol{y} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{m}(\boldsymbol{X}), \boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X})) \tag{8}$$

$\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}) = \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}) + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_N$ ($\boldsymbol{I}_N$: $N \times N$ 単位行列), となる。予測用台風気象入力データ $\boldsymbol{x}_*$ に対する被害出力を y_* とすると事後分布は、次式となる。

$$y_* \mid \boldsymbol{X}, \boldsymbol{y}, \boldsymbol{x}_* \sim \mathcal{N}(\hat{y}_*, \hat{\sigma}_*^2) \tag{9}$$

$$\hat{y}_* = m(\boldsymbol{x}_*) + \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{X})\boldsymbol{K}^{-1}(\boldsymbol{y} - \boldsymbol{m}(\boldsymbol{X})) \tag{10}$$

$$\hat{\sigma}_*^2 = s(\boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{x}_*) - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{x}_*, \boldsymbol{X})\boldsymbol{K}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{x}_*) + \sigma_n^2 \tag{11}$$

$\hat{y}_*$ は被害予測値となり、$\hat{\sigma}_*^2$ は被害予測値の信頼性の尺度となる。

4　カッコウ探索アルゴリズム (CS)

GP 回帰モデルの平均関数と共分散関数に関する未知パラメータ $\boldsymbol{\theta}_m$ 及び $\boldsymbol{\theta}_c$、台風進行経路数値化におけるパラメータ $\boldsymbol{\theta}_p$ の学習は、負の対数周辺尤度 J を最小化することで行う。

$$J = \frac{1}{2}\log|\boldsymbol{K}| + \frac{1}{2}(\boldsymbol{y} - \tilde{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{\theta}_m)^{\mathrm{T}} K^{-1}(\boldsymbol{y} - \tilde{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{\theta}_m) + \frac{N}{2}\log(2\pi) \tag{12}$$

J の最小化は非線形最適化問題になるが、線形最適化と非線形最適化に分離することが可能である。すなわち、$\boldsymbol{\theta}_c$ と $\boldsymbol{\theta}_p$ の候補が与えられれば、J が最小となる $\boldsymbol{\theta}_m$ の候補は線形最小二乗法により推定できる。そこで本稿では、$\boldsymbol{\Omega}=[\boldsymbol{\theta}_c^{\mathrm{T}}, \boldsymbol{\theta}_p^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$ を線形最小二乗法と CS の組み合わせにより決定し、未知パラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$ を決定する。

5　電力系統台風被害予測シミュレーション

1996 年から 2009 年までに奄美群島に接近した 18 個の台風を対象とし、学習用 17 個とテスト用 1 個に分け予測器を構築し、被害予測シミュレーション実験を行った。図 1 に被害予測結果を示す。

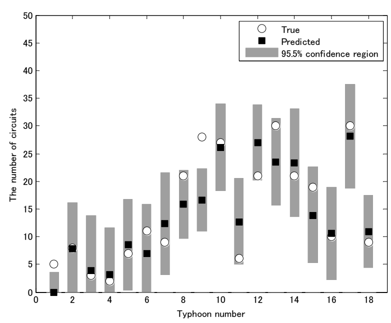

図 1 被害予測結果

参考文献

[1] C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams : Gaussian Processes for Machine Learning, MIT Press, 2006

[2] Xin-She Yang, Suash Deb : Cuckoo Search via Levy Flights : Proc. of World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, pp.210-214, 2009