

山口大学大学院理工学研究科 ○都地 威嗣
山口大学大学院理工学研究科 正社員 中村 秀明
山口大学大学院理工学研究科 フォロー会員 宮本 文穂

1. はじめに

コンクリート構造物の耐久性は、気象要因の影響を大きく受けるため、気象要因（温度、湿度、降水量 etc.）を明らかにすることが望まれている。気象庁では、日本国内に約 1,300 箇所ある気象観測所（AMeDAS:Automated Meteorological Data Acquisition System）での観測データを広く公開しているが、実際に使用するに際しては、何年か分のデータを地点ごとに収集する必要があり、非常に手間が掛かる。

一方、近年の情報技術の発展により、誰もが容易に情報を手に入れることが出来るようになった。それに伴い、有効なデータ解析手法が求められている。現在、注目されているものにデータマイニング(Data Mining: DM)があるが、これを使いこなすには高度な統計解析や人工知能などの知識が必要であり、あまり一般的ではない。

そこで本研究では、気象要因のモデル化の手始めとして、全国各地の時間（月日）ごとの外気温を予測するモデルの構築を行い、そのパラメータの同定に PSO (Particle Swarm Optimization)を用いた。

2. 解析対象データ

2.1 気象データベース・アメダス

アメダス観測所には、地域気象観測所（気温、降水量、風、日照の 4 要素を観測）と地域雨量観測所（降水量のみを観測）があり、本研究では、全国に約 840 箇所ある地域気象観測所の観測データを解析データとして用いた。これらの気象データは、気象データベース・アメダスとして、財団法人気象業務支援センターから提供されている¹⁾。

2.2 前処理

本研究では、解析対象を気温データとしている。解析を行う前に気温データに対して以下の処理を施した。

(1) 気温の補正

本研究では、全ての気温を気温減率 $0.006^{\circ}\text{C}/\text{m}$ を考慮した海面更正気温に補正することで、外気温予測モデルのパラメータ（緯度、経度、標高、月日）から標高を取り除いた。

(2) 解析対象データの設定

気温を観測する地域気象観測所は、全国に約 840 箇所設置されている。これら全観測所の 31 年分の気温データを解析すると、データの多さから作業量が膨大になってしまう。また、地球温暖化の影響であまり古いデータは役に立たない。そのため、本研究では解析対象を過去 20 年間(1987~2006 年)の気温データとした。

(3) 外れ値の除外

同じ観測所の同日の気温であっても、例年の傾向とは異なる特異な値が記録されている場合がある従って、本研究では同じ観測所の同日における 20 年分の気温データから、平均値 μ と標準偏差 σ を算出し、 $\mu \pm 3\sigma$ を超えたものを除外し、再度平均値（平年値） μ を求めた。

3. PSO によるパラメータ同定

3.1 PSO の概要

本研究では、PSO (Particle Swarm Optimization) を各種パラメータの同定に用いている。PSO は群知能を応用した最適化手法の一種で、1995 年に社会心理学者の J.Kennedy らによって提案された²⁾。

PSO では多次元の解空間に粒子群をばら撒き、空間内を動き廻らせることによって最適解を求める。それぞれの粒子は、自己の移動軌跡における最良位置と、全粒子における最良位置（これが最終的に最適解となる）を保持している。各粒子はこの2つの最良位置から次の移動先を決定する。このプロセスを繰り返す事で、最適解を探索する。なお、粒子の移動速度と移動における位置の更新は以下の式(1)、式(2)を用いる。

$$V_i^{k+1} = wV_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot \frac{(Pbest_i - X_i^k)}{\Delta t} + c_2 \cdot r_2 \cdot \frac{(Gbest - X_i^k)}{\Delta t} \quad (1)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + v_i^{k+1} \cdot \Delta t \quad (2)$$

ここで、 V_i^{k+1} : 粒子*i*のステップ*k*+1における速度

V_i^k : 粒子*i*のステップ*k*における速度

X_i^k : 粒子*i*のステップ*k*における位置

w : 粒子の慣性

c_1, c_2 : 認知的および社会的パラメータ

r_1, r_2 : 0~1 の乱数

Δt : タイムステップ

3.2 PSO のパラメータ

本研究で設定した PSO のパラメータ一覧を表-1 に示す。これらの値は、他の研究者らが設定している値を参考に、事前に行った何回かの試行により決定した。速度の制限値 V_{max} については、始めは局所解に陥らないように大きな値を設定し、探索がある程度進んだ場合には、細かく探索できるように計算ステップに応じた可変値を採用している。

表-1 PSO のパラメータ

パラメータ	分岐点の探索	重回帰係数の探索
w (粒子の慣性)		1.0
c_1 (認知的パラメータ)		2.0
c_2 (社会的パラメータ)		2.0
Δt (タイムステップ)		1.0
V_{max} (速度の制限値)	$\frac{Range(i)}{2} \sim 0$	
n (粒子の数)	60	100
k_{max} (最大計算ステップ)	200	10,000

※ $Range(i)$: パラメータ *i* の探索範囲

4. 外気温予測モデルの構築

4.1 外気温予測モデル

本研究では、外気温予測モデルを以下のように表す。入力は、緯度(*y*)、経度(*x*)および日数(*t*)であり、出力はその日数における外気温である。

なお、外気温予測モデルには、式(3)で示すような線形重回帰式を用いた。線形重回帰式を用いた理由は、後に示すように外気温は、ある緯度や経度を境に直線での回帰が可能なためである。

$$T(t) = a(t)y + b(t)x + c(t) \quad (3)$$

ここで、 $T(t)$: 外気温の予測値, y : 緯度, x : 経度, t : 日数(1~366)

4.2 緯度, 経度における分岐点の探索

沖縄県および東経 144 度以上の地域を除くと, 緯度および経度と平均気温との相関は良く, ある分岐点を境に 2 本の直線で回帰することが可能である (図-1 参照). これは, 日本列島が関東地方付近で折れ曲がっていることに起因するものと思われる.

そこで, まず始めに月日 (日数) ごとの分岐点を PSO により算出した. PSO では, 図-1 における分岐点の座標 (x 軸: 緯度または経度, y 軸: 平均気温) を探索する. すなわち, 分岐点の座標を適当に散りばめ, その座標を通る 2 本の回帰直線を最小自乗法で求め, 2 本の回帰直線と気象データとの偏差平方和の累計が最小となるような分岐点の座標を PSO で求める. これを日数分行う.

PSO によって得られた分岐点の座標 (緯度または経度と平均気温) の内, 緯度と経度について日数ごとにまとめた. その結果, 緯度については, 分岐緯度を北緯 36 度に設定し, 経度については, 分岐経度を東経 138.5 度に設定した. これらの分岐緯度, 分岐経度を境にして, 平均気温との関係はそれぞれ 2 本の直線で回帰可能である.

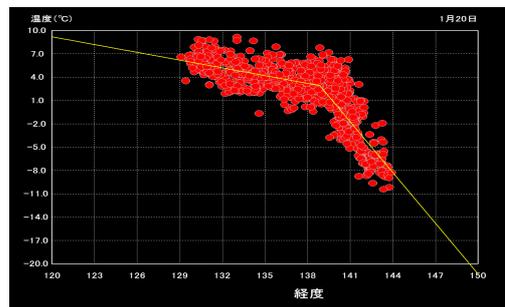


図-1 経度と平均気温の関係

4.3 モデル領域の設定と重回帰係数の算出

4.2 節で得られた分岐緯度, 分岐経度から日本における気温変化の特徴は, 図-2 に示すように 4 つの領域に分割することができる. したがって, 本研究ではそれぞれの領域に対応した重回帰係数 (式 (1) における係数) を算出した. 重回帰係数の算出は, PSO を用いた. PSO では, 重回帰係数 a, b, c の 3 つが未知数となるため, それぞれの月日 (日数) ごとに, 3 次元の解空間で探索を行った.

各係数は日数によって変わるため, 日数を 0~1 に正規化した. なお, 日数を 0~1 に正規化したときの外気温予測モデル式は, 式 (4) となる.

$$T(t/366) = a(t/366)y + b(t/366)x + c(t/366) \quad (4)$$

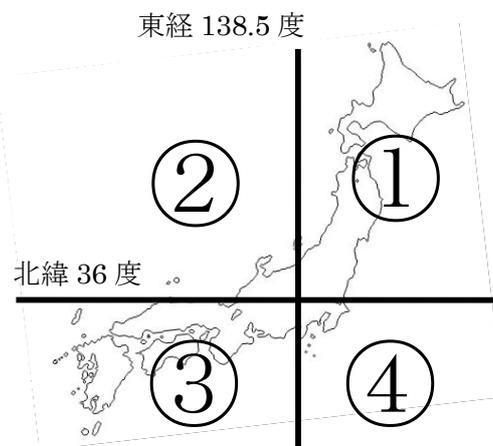


図-2 領域の分割

ここで、 T : 外気温の予測値, y : 緯度, x : 経度, t : 日数(1~366)

領域① ($y \geq 36, x \geq 138.5$) での近似式

$$\left. \begin{aligned} a(t) &= 14.598t^5 - 31.35t^4 + 18.301t^3 - 1.1374t^2 - 0.435t - 0.96 \\ b(t) &= 175.85t^6 - 602.66t^5 + 775.74t^4 - 458.98t^3 + 118.9t^2 - 8.9205t - 0.615 \\ c(t) &= -18702t^6 + 67629t^5 - 90646t^4 + 55151t^3 - 14481t^2 + 1069.8t + 138.76 \end{aligned} \right\} (5)$$

4.4 外気温予測モデルの妥当性

ここでは, 前節で得られた外気温予測モデルの妥当性の検証を以下の方法で行った.

- 1) 観測所，月日を無作為に選択した 100 個の平年値（気温の 20 年間の平均値）をテストデータとした。
- 2) 平年値とその地点，月日における予測モデルによる予測値との誤差を求め，予測精度の検証を行った。

予測値との誤差を図-3 に示す。本研究では，重回帰係数 a,b,c を回帰する際，式(5)で示される最小自乗法による 5 次式以外に，フーリエ級数展開でも回帰を行っている。その誤差も併せて図-3 に示す。図-3 によると，平年値との差は，最大で約 6℃の誤差が生じているものの，全体的には±2℃の範囲に収まっている事から，比較的精度の良い予測が行えたと言える。また，最小自乗法による5次式とフーリエ級数展開における誤差はそれほど差がない。

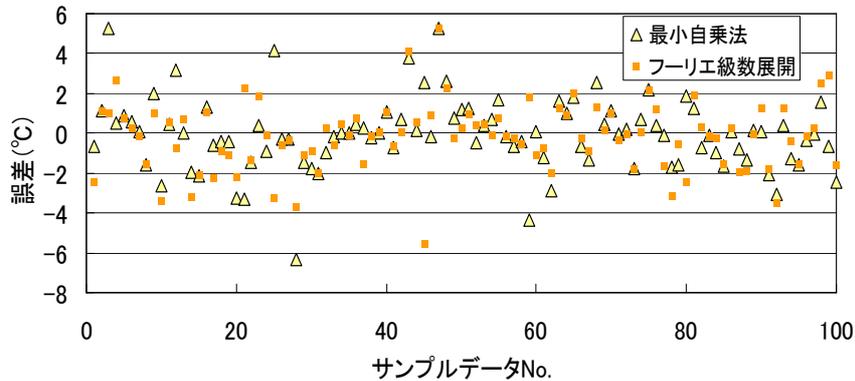


図-3 平年値と予測値との誤差

5. まとめ

本研究では，PSO を用いてアメダスデータを分析し，全国各地の気象要因のモデル化を試みた。まず手始めに外気温について，全国各地の時間（月日）ごとの外気温を予測できるモデルの構築を行い，そのパラメータの同定に PSO を用いた。

本研究で構築された外気温予測モデルは，緯度，経度，月日（日数）の3つのパラメータを入力すると，外気温が出力されるものである。外気温データの分析では，日本列島を北緯 36 度，東経 138.5 度で分割した 4 つの領域でのモデルを構築する事で，比較的精度の良い予測が実現した。

参考文献

- 1) 気象庁：<http://www.jma.go.jp/jma/index.html>
- 2) James Kennedy and Russell Eberhart : Particle Swarm Optimization, *Proc. The 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. IV, pp.1942-1948, 1995.