

非線形最小二乗法による花粉放出量の推定法と ニューラルネットワークを用いた花粉飛散予測法の提案*

Proposed Forecasting Airborne Pollen Dispersal Using Marquart Method and Neural Network

平野元久, 新田高洋, 千石加奈, 西尾憲侑

Motohisa HIRANO, Takahiro NITTA, Kana SENGOKU and Kazuyuki NISHIO

岐阜大学工学部数理デザイン工学科 (〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1)

We have proposed a new method of forecasting pollen dispersal by combining the non-linear least squares method with neural networks. Because making highly accurate estimates of pollen count in cedar forests is critical for improving the accuracy of forecasting pollen dispersal, we propose a method to estimate pollen count by using observed aerial pollen concentrations measured in living areas and using convection-diffusion equations to calculate aerial pollen concentrations that reproduce the observed values. To forecast pollen dispersal, we made use of neural networks' learning and decision-making functions. We created neural networks that could use their learning function to estimate the pollen count from the weather condition in areas of interest. To estimate the amount of pollen dispersed in an area of interest on a specific date, we used the most suitable neural network that can estimate the pollen count to estimate the pollen count on that specific date, and then calculated the aerial pollen concentration in the area of interest. We confirmed that the calculated concentrations tended to match the observed concentrations. Thus we confirmed the feasibility of a new method of predicting aerial pollen concentration that combines the non-linear least squares method with neural networks.

Key Words: Pollen dispersal forecast, Non-linear least squares method, Neural network, Convection-diffusion equation, Pollen information providing system, Pollinosis

1. 緒言

現代における地球規模の生産活動と生活活動, そして, これらから生み出される人工環境は, 自然環境, 自然生態系, 生活環境, 公衆衛生環境, 生活様式 (衣・食・住形態, 生育歴), 人体, 個人心理などに外的・内的に影響し, この現れとして免疫系の異常反応を原因とするアレルギー疾患が増加している. 花粉症は花粉を抗原とするアレルギー疾患であり, 我が国の総森林面積の7割を占める全国各地のスギ林が, 例年春季に花粉を多量に放出することにより, いまや, 全人口の2割に迫る国民が花粉症を同時期に発症し, 花粉症は国民病と称されるに至っている. 花粉症克服対策としては, 特効薬などの根本治療法は開発されていないため, 現状では花粉を体内に取り込まないことが有効対

策とされている⁽¹⁾. したがって, 空中花粉量の正確な予報は, マスク着用や薬の服用などの日常の花粉症対策を支援する. 現在行われている花粉予報では, ダーラム法⁽²⁾と呼ばれる空中花粉の採集法によって捕集された花粉粒子を, 人手による花粉観察によって単位面積あたりの花粉粒子数 [個/m²] として計測し, この花粉計数値と気象予報値を基に気象予報士などの特定技能者が生活圏での花粉飛散量を半経験的に予測している. 現在の公共放送・インターネット等の報道による花粉予報のほとんどは, この気象予報士の経験予測によるものであり, この予報の時間的・空間的精度は乏しい. 一方, エアロゾルの移流拡散方程式を基礎式とした花粉飛散予測計算も報告されている^{(3)~(5)}. 移流拡散方程式の数値計算を実行するには, 花粉発生源での花粉放出量を求める必要があるが, 計算精度を高めるには花粉放出量を精度良く求める課題がある. 従来研究では, 発生源での花粉放出量を求めるために, スギの雄花の生長・開花の植物生理モデルを基にした実験式が提案されているが^{(3)~(5)}, 本来スギ花粉の放出量はスギの品種・樹齢などの属性に依存するため, こ

* 原稿受付 2012年06月24日, 改訂年月日 2013年01月17日, 発行年月日 2013年02月01日, © 2013年 日本計算工学会.

Manuscript received, June 24, 2012; final revision, January 17, 2013; published, February 01, 2013. Copyright © 2013 by the Japan Society for Computational Engineering and Science.

のような実験式の汎用性を保障するのは困難である。

本研究ではスギ花粉発生源での花粉放出量を非線形最小二乗法を用いて精度よく推定する方法を考案し、この推定方法とニューラルネットワークの機能を組み合わせて活用することにより、生活圏での空中花粉量を高精度に予測する方法を提案する。花粉発生源での花粉放出量を推定するには、地表面近くで計測される生活圏の空中花粉濃度の観測値と、移流拡散方程式から計算される空中花粉濃度を比較し、これらの観測値と計算値ができるだけ一致するように非線形最小二乗法を用いて移流拡散方程式の花粉尘放出項を修正し、観測値を再現する最も確からしい花粉放出量を求める。このような移流拡散方程式と非線形最小二乗法を組み合わせた新しい花粉放出量の評価方法の有効性については4章で議論する。関心地域における予測対象日の花粉飛散量を予測するために、ニューラルネットワークの学習と判断の機能を活用し、予測対象日の発生源の花粉尘放出量と、関心地域の空中花粉濃度を計算する花粉飛散予測方法を提案する。予測対象日の気象データから花粉放出量を求めるためには、上述の非線形最小二乗法によって推定された最も確からしい花粉放出量を教師信号とし、気温、日照時間、風速の気象データを入力値としてニューラルネットワークの学習を実行する。予測対象日の空中花粉濃度を予測するには、学習したニューラルネットワークを用いて、予測対象日の気象データを入力値として予測対象日の花粉源での花粉放出量を推定し、次にこの花粉放出量と予測対象日の風向・風速データを用いて移流拡散方程式を解き、関心地域の空中花粉濃度の予測値を計算する。この空中花粉濃度の予測計算については5章で議論する。

2. 花粉輸送基礎方程式: 重いエアロゾルの移流拡散方程式

スギ花粉は主として山間部に植生するスギ林の雄花から放出された後、気流によって生活圏に輸送される。花粉の輸送は高さ H の気流中で生ずるとする⁽⁶⁾。輸送過程において花粉は乱流によって拡散し、降雨が生ずると一部は気流中で消失する。この過程における空中花粉濃度 $\varphi(x, y, z, t)$ は式(1)の移流拡散方程式によって記述される。解析対象領域を、全表面積 $S = \Sigma(\text{側面}) + \Sigma_H(\text{上面}) + \Sigma_0(\text{底面})$ 、高さ H の領域 Ω とする。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} + u \frac{\partial \varphi}{\partial x} + v \frac{\partial \varphi}{\partial y} + w \frac{\partial \varphi}{\partial z} + \sigma \varphi \\ - \left(\frac{\partial}{\partial x} \mu \frac{\partial \varphi}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} \mu \frac{\partial \varphi}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial z} \nu \frac{\partial \varphi}{\partial z} \right) = f \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 u, v, w は風速ベクトルの x, y, z 方向成分、 σ は花粉が降雨などの環境条件によって消失する係数、 μ は x, y 方向の拡散係数、 ν は z 方向の拡散係数、 f は花粉放出項である。式(1)の初期条件と境界条件は式(2)

のように書かれる。

$$\left. \begin{aligned} \varphi &= \varphi_0(x, y, z, 0) & \text{at } & t = 0 \\ \varphi &= \varphi_s & \text{on } & \Sigma \\ \partial \varphi / \partial z &= \alpha \varphi & \text{on } & \Sigma_0 \\ \partial \varphi / \partial z &= 0 & \text{on } & \Sigma_H \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

上式の $\varphi = \varphi_0(x, y, z, 0)$ は数値計算の初期条件を示す。 $\varphi = \varphi_s$ は計算領域側面での境界条件を示す。 $\partial \varphi / \partial z = \alpha \varphi$ (α は定数) は地表面での相互作用を表す境界条件である。 $\partial \varphi / \partial z = 0$ は計算領域の上面での境界条件を示す。

花粉は比較的重いエアロゾル(比重: 1.2, 直径: 30 μm)であり、鉛直方向に毎秒約 3 cm の速度で重力沈降するため、花粉は輸送過程において地表面に落下する。このことを考慮し式(1)を、式(3)のように書き換える。 w_g は花粉の鉛直方向の落下速度を表す。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} + u \frac{\partial \varphi}{\partial x} + v \frac{\partial \varphi}{\partial y} + \frac{\partial (w - w_g) \varphi}{\partial z} + \sigma \varphi \\ - \left(\frac{\partial}{\partial x} \mu \frac{\partial \varphi}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} \mu \frac{\partial \varphi}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial z} \nu \frac{\partial \varphi}{\partial z} \right) = f \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)の境界条件として、式(2)の第4式を次式のように書き換える。

$$\varphi = 0 \quad \text{on } \Sigma_H \quad (4)$$

この境界条件は、花粉粒子が存在する対流域の上面 Σ_H の上部では花粉濃度 $\varphi = 0$ とすることを意味する。

次に、 $z=0$ 、時間間隔 $0 \leq t \leq T$ での花粉の落下量を求めるために、式(3)に関し z 方向の $0 \leq z \leq H$ について積分を実行し式(3)を2次元化する。 $\int_0^H \varphi dz = \bar{\varphi}$ 、 $\int_0^H f dz = F$ とし、 u, v は z 方向に依存しないとすると次式を得る。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{\varphi}}{\partial t} + u \frac{\partial \bar{\varphi}}{\partial x} + v \frac{\partial \bar{\varphi}}{\partial y} + \sigma \bar{\varphi} \\ = \frac{\partial}{\partial x} \mu \frac{\partial \bar{\varphi}}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} \mu \frac{\partial \bar{\varphi}}{\partial y} - (w_g + \nu \alpha) \varphi_g + F \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $\varphi_g = \varphi|_{z=0}$ は地表面での空中花粉濃度を表す。式(3)から式(5)を導く際に以下の条件を用いた。

$$\begin{aligned} w &= 0 & \text{at } & z = 0, z = H \\ \partial \varphi / \partial z &= \alpha \varphi & \text{at } & z = 0 \\ \varphi &= 0 & \text{at } & z = H \end{aligned}$$

解析対象領域 Ω の底面 Σ_0 を分割して $\Sigma_k \subset \Sigma_0$ とし、底面(地表面)領域 Σ_k に落下する花粉降下量を J_k とすると、 J_k は式(5)の $(w_g + \nu \alpha) \varphi_g$ を底面 Σ_k 、時間間隔 $0 \leq t \leq T$ にわたって積分することにより次式のように定義される。

$$J_k = a \int_0^T dt \int_{\Sigma_k} \varphi_g d\Sigma_k \quad (6)$$

改めて φ_g は地表面での花粉濃度、 w_g は花粉の重力沈降速度、 ν は z 方向の拡散係数、 α は地表面での相互作用

用係数である． a は重力沈降と地表面における拡散を示し次式で表される．

$$a = w_g + \nu\alpha \quad (7)$$

3. 移流拡散方程式の数値計算

3.1 差分法による数値計算

式(5)の数値計算を実行する差分方程式を求める．式(5)の移流項については風上差分法⁽⁷⁾を適用し，流れの上流の状態が下流の状態に影響を与える物理的要請に基づいて，上流側の情報を多く取り入れて数値計算の安定化を図る．式(8)は， $u_{i-1,j} > 0, u_{i,j} < 0, v_{i,j-1} > 0, v_{i,j} < 0$ のときの差分方程式を示す．

$$\begin{aligned} & \frac{\varphi_{i,j}^{n+1} - \varphi_{i,j}^n}{\Delta t} \\ & + \frac{1}{2} \left\{ \left(\frac{u_{i-1,j}^n + u_{i,j}^n}{2} \frac{\varphi_{i,j}^n - \varphi_{i-1,j}^n}{\Delta x} \right. \right. \\ & + \left. \frac{u_{i+1,j}^n + u_{i,j}^n}{2} \frac{\varphi_{i+1,j}^n - \varphi_{i,j}^n}{\Delta x} \right) \\ & + \left(\frac{v_{i,j-1}^n + v_{i,j}^n}{2} \frac{\varphi_{i,j}^n - \varphi_{i,j-1}^n}{\Delta y} \right. \\ & + \left. \left. \frac{v_{i,j+1}^n + v_{i,j}^n}{2} \frac{\varphi_{i,j+1}^n - \varphi_{i,j}^n}{\Delta y} \right) \right\} + \sigma\varphi_{i,j}^n \\ = & \mu \left\{ \frac{\varphi_{i+1,j}^n - 2\varphi_{i,j}^n + \varphi_{i-1,j}^n}{(\Delta x)^2} \right. \\ & + \left. \frac{\varphi_{i,j+1}^n - 2\varphi_{i,j}^n + \varphi_{i,j-1}^n}{(\Delta y)^2} \right\} - (\bar{w}_g + \nu\alpha)\varphi_{i,j}^n/H \\ & + f_{i,j}^n \end{aligned} \quad (8)$$

ここで， Δx と Δy は差分格子の単位長さである． Δt は時間きざみであり， $\varphi_{i,j}^n$ は $n\Delta t$ 時刻の (i,j) 格子点における花粉濃度である． (i,j) 格子点は地表面領域 Σ_k の代表点である． $u_{i,j}^n$ と $v_{i,j}^n$ は $n\Delta t$ 時刻の (i,j) 格子点における x,y 方向の風速である． $f_{i,j}^n$ は式(5)の F に相当し， $n\Delta t$ 時刻の (i,j) 格子点における単位時間あたりの花粉放出濃度であり次式で表される．

$$f_{i,j}^n = s_{i,j} \times x_{i,j}^n \quad (9)$$

ここで， $s_{i,j}$ は (i,j) 格子点におけるスギ林面積， $x_{i,j}^n$ は $n\Delta t$ 時刻の (i,j) 格子点における単位時間・単位面積あたりの花粉放出濃度である．式(8)の数値計算では，Fig.1の格子モデルの各格子における単位時間・単位面積あたりの花粉放出濃度 $x_{i,j}^n$ を計算領域に渡って同一と仮定した． $x_{i,j}^n$ については後述する第4章の Fig.4 に示すように設定する．

式(8)境界条件については，高地の山間部や平地では花粉の流入出が比較的少ないと仮定し，

$$\partial\varphi_{i,j}^n/\partial n = 0 \quad (10)$$

とした． $\partial/\partial n$ は境界に垂直方向の微分を表す．

初期条件については，花粉の重力沈降速度は比較的速度い(約3 cm/秒)ので，一日のうちにほとんどすべて

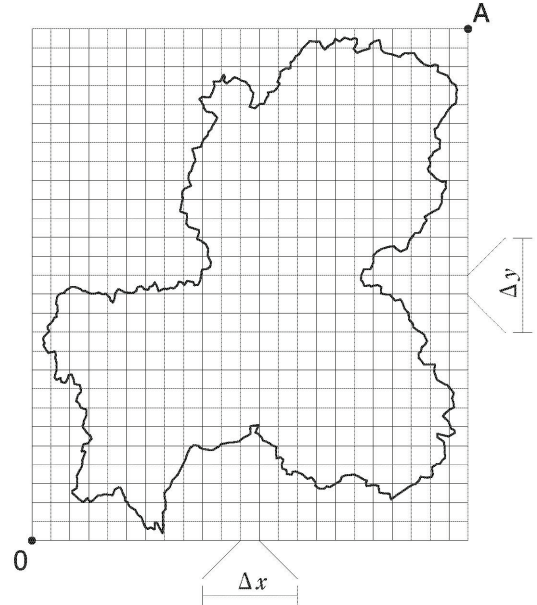


Fig.1 Mesh model of Gifu prefecture.

Table 1 Parameters for Gifu mesh model

lattice	23 × 27 = 621
Δx	latitude unit length=5654 m
Δy	longitude unit length=5556 m
H	Height of pollen distribution=100 m
$s_{i,j}$	Cedar forest area for (i,j) lattice
$x_{i,j}^n$	Pollen emission concentration per unit time and area for (i,j) lattice at time n

の花粉は接地すると仮定し，次式のように空中花粉濃度の初期空間分布をゼロとする．

$$\varphi_{i,j}^n = 0 \quad \text{at} \quad n = 0 \quad (11)$$

3.2 解析対象領域と入力データ

解析対象領域の計算モデルとして Fig.1 に示す格子モデルを設定した．計算領域は Fig.1 の格子モデルを底面とし，鉛直方向の高さを H とした直方体に相当する．Fig.1 の格子モデルは北緯 35.125°，東経 136.25°を原点 O とし，関心地域(岐阜県)を覆うように，点 A の北緯 36.475°，東経 137.6875°までの範囲に渡っている．Table 1 は格子モデルのパラメータを示す．この格子モデルは約 5km 四方(緯度方向に 0.05°，経度方向に 0.0625°)の差分格子を単位として構成され， x 方向に 23 格子， y 方向に 27 格子を有する．差分格子の各辺の単位長さは， $\Delta x=5654$ m， $\Delta y=5556$ m である．鉛直方向の高さ H については，花粉が浮遊する領域として対流域を想定し $H=100$ m とした．

移流項の数値計算に用いる風向・風速の気象データについては，気象庁の AMeDAS(Automated Meteorological Data Acquisition System) 観測データを基に，Fig.1

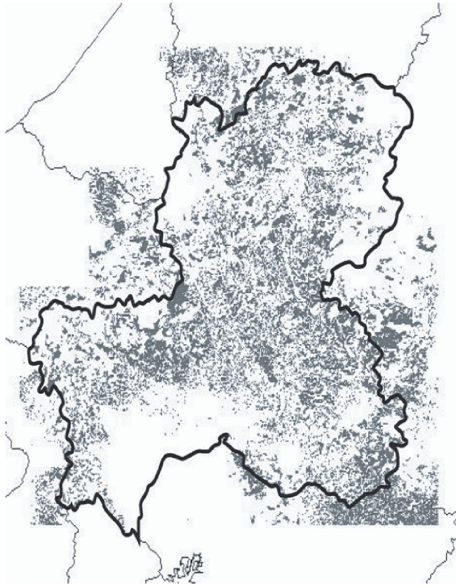


Fig.2 Cedar forest map for Gifu mesh model shown in Fig.1.

の格子モデルに対応したメッシュデータをスプライン補間して求めた。

スギ林植生分布データについては、環境省自然環境情報GIS⁽⁸⁾として調査されたスギ林の地理的位置とスギ林面積のデータを基に、Fig.1の格子モデルに対応したスギ林植生分布メッシュデータをFig.2のように作成した。

4. 発生源の花粉放出量の評価

4.1 花粉放出量最適化問題の非線形最小二乗法

式(5)に基づいて数値計算を実行するには、花粉源での花粉放出項 F の評価が必須となる。従来報告^{(3)~(5)}では、花粉放出項 F を求めるためにスギの雄花の生長・開花の植物生理をモデル化した実験式が用いられてきたが、実際のスギ花粉の放出量はスギの品種・樹齢などのスギ固有の属性に依存するため、このような実験式の汎用性の保障は困難と考えられる。

本研究では現在主として生活圏で測定される空中花粉濃度の測定値を活用して、最も確からしい花粉源の花粉放出濃度 $x_{i,j}^n$ (式(9))を推定する新しい評価方法を提案する⁽⁹⁾。いま、空中花粉濃度測定が n 回行われ、その測定値の組

$$\{p_i\} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \quad (12)$$

が得られたとする。一方、移流拡散方程式を基礎式として求められる空中花粉濃度の計算値の組 $\{g_i\} = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ を、花粉放出濃度の時系列値の組 $\{f_j\} = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ をパラメータとする関数で表すと、空中花粉濃度の測定値の組 $\{p_i\}$ はその関数 $g_i(\mathbf{f})$ によ

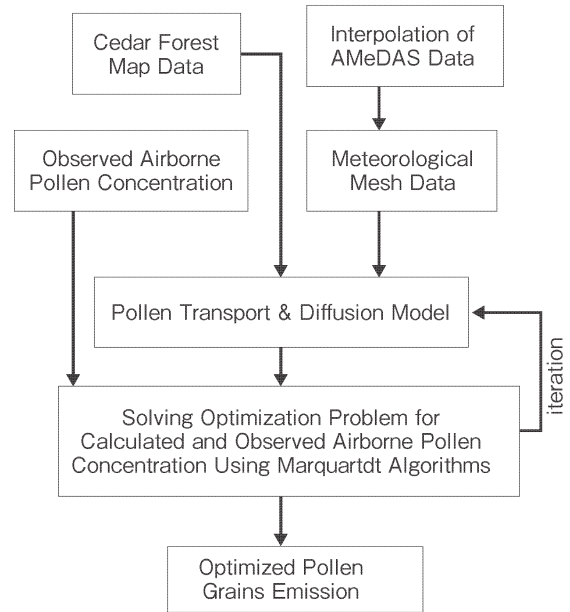


Fig.3 Flow chart for obtaining optimized pollen grains emission.

て次式のように表される⁽¹⁰⁾。

$$p_i \cong g_i(f_1, f_2, \dots, f_m) \equiv g_i(\mathbf{f}) \quad (13)$$

式(13)に最小二乗法を適用すると、式(13)で示されている測定値 $\{p_i\}$ と計算値 $\{g_i\}$ をできるだけ一致させる最適化問題となり、この最適化問題を解くことにより $g_i(\mathbf{f})$ が測定値 p_i を再現する最適パラメータ $\{f_j\}$ を求めることができる。式(5)の移流拡散方程式を基礎式とする計算値 $\{g_i\}$ はパラメータ $\{f_j\}$ の一次結合で表わすことができないので、計算値 $\{g_i\}$ とパラメータ $\{f_j\}$ との関係は非線形となる。本研究では非線形最小二乗問題の解法として、数値計算の収束性と安定性に優れたマルカート法⁽¹¹⁾を採用する。

4.2 マルカート法による花粉放出量の推定

本研究が提案する花粉放出濃度の評価方法では、生活圏で計測される空中花粉濃度の観測値に対して、式(5)の移流拡散方程式の計算値が観測値にできるだけ一致するようにマルカート法⁽¹¹⁾を用いて花粉放出項 F を調整し、空中花粉濃度の観測値を再現するように花粉放出項 F を推定する。関心地域の地表面近くの空中花粉濃度の計算値は、式(8)の移流拡散差分方程式を数値的に解いて求められる。この計算値に対応する空中花粉濃度の観測値は、空中花粉粒子の光散乱を検出する自動計測器⁽¹²⁾によって測定された。

花粉放出濃度、すなわち式(8)の花粉放出項 $f_{i,j}^n$ をマルカート法によって推定する計算手順をFig.3に示す。Fig.3の「Cedar Forest Map Data」のスギ林植生分布データ、Fig.3の「Interpolation of AMeDAS Data」の風向・風速データを式(8)の入力値としている。

Fig.3の「Pollen Transport & Diffusion Model」の花粉移流

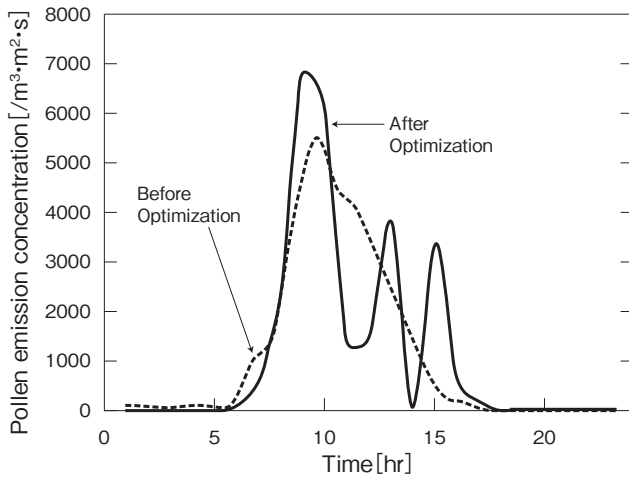


Fig.4 Pollen emission concentration per unit area and time $x_{i,j}^n$ as a function of time. Dashed line shows assumed $x_{i,j}^n$ before optimization, and solid line shows $x_{i,j}^n$ obtained after Marquart algorithm optimization.

拡散モデルの式 (8) を解くには、式 (9) の花粉放出項 $f_{i,j}^n = s_{i,j} \times x_{i,j}^n$ を適切に設定し、空中花粉濃度を Fig.1 の計算領域に渡って求める。この数値計算の境界条件と初期条件については式 (10) と式 (11) に示した。

次に Fig.3 に示すように、花粉濃度の計算値を郡上市 (北緯 35.763°, 東経 136.950°) と大垣市 (北緯 35.353°, 東経 136.622°) での花粉観測値 (Fig.3 の

Observed Airborne Pollen Concentration) と比較し、これらの計算値と観測値の残差平方和を“目的関数”としてこれを最小にするようにマルカート法によって花粉放出項 $f_{i,j}^n$ を修正する。修正値は最小二乗法により導かれる正規方程式⁽¹⁰⁾をくり返し解いて求められる。このくり返し計算には目的関数の微分係数が必要となり、これを求めるために花粉放出量を 10%程度変化させて花粉濃度の変化量を計算している。本論文では、花粉放出項 $f_{i,j}^n$ の最適化計算を、くり返し数 $n-1$ 回と n 回の目的関数の増減の絶対値が予め設定した閾値 (1×10^{-12} [(個/m³)²]) 以下になるまでくり返し実行した。本論文で採用した観測地点は 2 箇所 (大垣と郡上) であり、1 地点の観測値は 1 時間毎に計測されるデータ数は 24 個であり、花粉放出項 $f_{i,j}^n$ の時間的自由度は計 48 となる。花粉放出項 $f_{i,j}^n$ の空間的自由度は、Fig.1 の格子モデルの格子数である 672 (=23×27) となる。

4.3 花粉放出量の計算結果

式 (8) の花粉飛散差分方程式を用いて、マルカート法による花粉放出量の最適化計算を実行するために、一日における花粉放出濃度 $x_{i,j}^n$ の時間変化を仮定する。一日の花粉放出濃度の時間変化は、スギ花粉の飛散時期 (東海地方では例年 2 月 ~ 4 月) の風向・風速、気温などの気象条件に依存する。典型的な花粉放出濃度の時

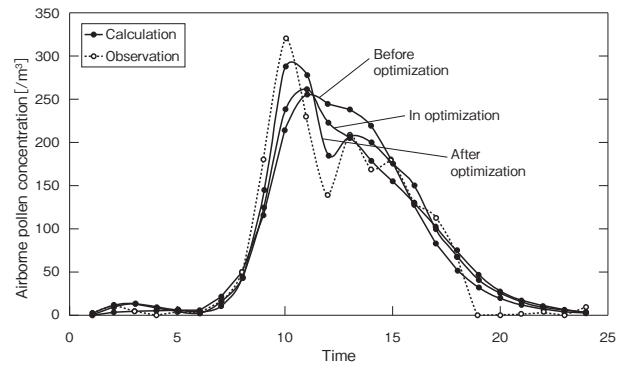


Fig. 5 Comparison between calculated airborne pollen concentration $\varphi_{i,j}^n$ and observed data in optimizing pollen grains emission concentration at Gujo city on 30th March in 2005.

Table 2 Calculated pollen concentration peaks of Fig.5. Measured main and sub peaks are observed at 10:00 and 13:00.

	Before optimization	After optimization
Main peak	11:00	10:00
Sub peak	None	13:00

間変化は正午前後に 1 つのピークを持つので、Fig.4 の破線に示すような花粉放出濃度を最適化前の花粉放出濃度として仮定する。花粉放出濃度の時系列データは 1 時間毎の 24 個の推定値から構成され、Fig.4 ではこれらの値をスプライン補間して図示している。発生源の山間部の空中花粉濃度は平野部の空中花粉濃度に比べて 1~2 桁程度高く観測⁽¹²⁾されることに留意して Fig.4 の花粉放出濃度を設定している。非線形最小二乗計算では、測定値の組 $\{p_i\}$ として岐阜県の 2 地点 (郡上市と大垣市) の 1 日あたり 1 時間毎に計測されるデータを用いており、測定値の総数は 1 日あたり 48 個となる。

2 地点 (郡上市と大垣市) の観測値を用いて実施した最適化計算の結果の一例を Fig.5 と Fig.6 に示す。Fig.5 は 2005 年 3 月 30 日における計算例であり、郡上市における空中花粉濃度の最適化の経過を示す。Fig.5 は最適化前の計算値、最適化中の計算値、および最適化完了後の計算値を示す。Fig.5 の最適化前の計算値は、Fig.4 の破線で示す最適化前の花粉放出濃度 $x_{i,j}^n$ を式 (8) の花粉放出項 $f_{i,j}^n$ として求められている。Fig.5 の観測値は光散乱式花粉自動測定器⁽¹²⁾のデータである。Fig.5 の観測値の時系列変化に着目すると、主ピークが時刻 10:00 に見られ、その後時刻 13:00 にサブピークを示して花粉濃度は夕刻に向けて減少し、時刻 20:00 以降には空中花粉はほとんど観測されなくなる。一方、最適化前の計算値の曲線には Fig.4 において仮定した花粉放出量を反映して時刻 10:00 頃になだらかなピークが

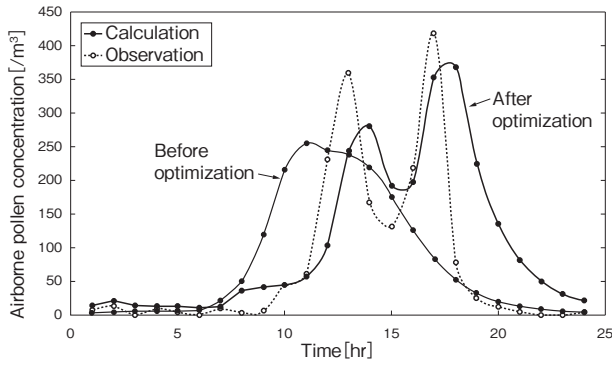


Fig. 6 Comparison between calculated airborne pollen concentration $\varphi_{i,j}^n$ and observed data in optimizing pollen grains emission concentration at Gujo city on 20th March in 2005.

Table 3 Pollen concentration peaks of Fig.6. Measured peaks are observed at 13:00 and 17:00.

	Before optimization	After optimization
peak 1	11:00	14:00
peak 2	None	18:00

見られる。Fig.5の最適化計算の経過に着目する。マルカート法を用いて花粉放出項 $f_{i,j}^n$ の修正を繰り返すことにより、時刻 10:00 の観測値の主ピークが次第に再現され、また、時刻 13:00 付近の観測値の小さな振動も再現する。このようにマルカート法による最適化計算により、Fig.5に示すような計算値と観測値の良好な一致が確認される。

Fig.4に示した実線は、Fig.5で示した最適化完了後の式(9)の $x_{i,j}^n$ 、すなわち、 (i,j) 格子点における単位時間・単位面積あたりの花粉放出濃度の時系列変化を示す。実線の $x_{i,j}^n$ には時刻 9:00 頃に主ピークが見られ、このピーク時の花粉放出に対応して Fig.5に見られるように、1時間後の時刻 10:00 頃に郡上市において主ピークが観測されたと考えられる。また、花粉放出濃度の主ピークの値は $7000 [\text{個}/\text{m}^3 \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}]$ であり、郡上市における時刻 11:00 頃の花粉尘度ピーク値は $300 [\text{個}/\text{m}^3]$ 程度となっている (Fig.5)。また、Fig.4の実線に示す花粉放出濃度には正午から時刻 15:00 にかけて2つのピークが見られ、これらにより郡上市では時刻 13:00 以降空中花粉濃度の小さな変動 (Fig.5) が生じたと考えられる。

Fig.6は、Fig.5とは別の日の2005年3月20日の郡上市における最適化計算を示す。Fig.6に示した観測値は時刻 13:00 と時刻 17:00 頃に2つのピークを示し、時刻 17:00 のピークがより大きいことが観察される。このように一日のうちに2つのピークが認められることは花粉飛散時期の特徴的な観測結果である⁽¹²⁾。Fig.6か

ら、最適化計算の開始前には時刻 11:00 頃に1つのなだらかなピークが見られるが、最適化計算を進めることにより計算値は時刻 14:00 と 18:00 に2つのピークを示すように修正される。修正の結果、花粉濃度計算値が2つのピークを示す傾向は観測値の傾向を再現している。

一方、計算値と観測値の2つのピークをより一致させる定量性については最適化計算の課題がある。本論文の非線形最小二乗法による最適化計算の収束判定条件については、くり返し計算におけるくり返し数 $n-1$ 回と n 回の残差平方和の差の絶対値が $1 \times 10^{-12} [(\text{個}/\text{m}^3)^2]$ 以下となるようにした。この最適化計算では、残差平方和の値は $10000 [(\text{個}/\text{m}^3)^2]$ 程度で上記の収束条件を満たしており、このために Fig.6 の計算値と観測値のずれが生じていると考えられる。本論文の最適化計算における目的関数の評価においては、都市部の大垣市と山間部の郡上市の2地点における観測値を用いている。山間部の空中花粉濃度の観測値は都市部の観測値に比して1~2桁程度大きくなることが多く、このため、都市部の大垣市の観測値が最適化計算に十分に反映されなかった可能性を考えている。今後、観測地点を増設した花粉濃度観測値データの取得が必要と考えている。

以上示したように、空中花粉濃度の計算値と観測値をできるだけ一致させるようにマルカート法を用いて花粉移流拡散方程式の花粉尘度放出項を修正することにより、空中花粉濃度の観測値を再現する空中花粉濃度を推定する、もっとも確からしい花粉放出量の推定方法を提案した。

5. ニューラルネットワークによる花粉飛散予測

ニューラルネットワークの学習機能と判断機能を活用する花粉飛散の予測手法を提案する。Fig.7は本研究が提案するニューラルネットワークを用いた花粉飛散予測方法を示す。Fig.7の「Learning」に示した学習計算では、特定日の気象データを入力値としている。特定日の気象データは、Fig.1の格子モデルに対応する気温、風速、日照時間のAMeDASメッシュデータである。気象メッシュデータは、 $621 (=23 \times 27)$ 個の格子の代表値から構成される。ニューラルネットワークの学習では、気象メッシュデータを Fig.1 の格子モデル全域に渡る平均値を求めニューラルネットワークの入力値とした。学習過程の教師信号は、4章で示したように花粉観測値を用いてマルカート法によって推定した花粉放出濃度である。このようにして学習計算を実行し、ニューラルネットワーク素子の結合係数としきい値を誤差逆伝播法によって求めた。Table 4はニューラルネットワークのパラメータを示す。ニューラルネットワークは、入力層 (132 ユニット数)、中間層 (300 ユニット数)、出力層 (24 ユニット数) から構成される。各層にはしきい値を設定し、各層の伝達関数としてシグモイド関数を用いている。Fig.8は、特定日 (2005年3月30日) の教師

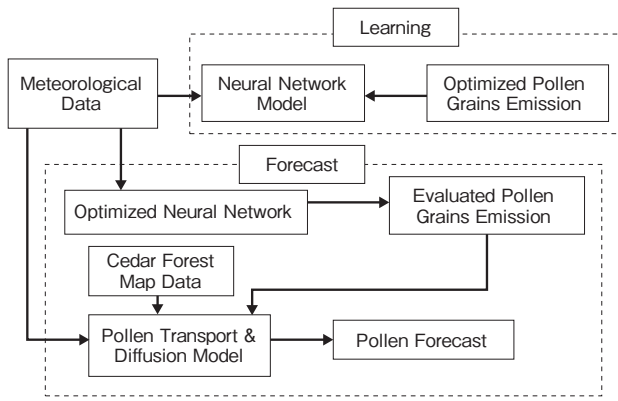


Fig.7 Flow chart for forecasting pollen dispersal by making use of neural networks' learning and decision-making functions.

Table 4 Neural network parameters for evaluating pollen emission concentration.

Input layer	132 units
Hidden layer	300 units
Output layer	24 units

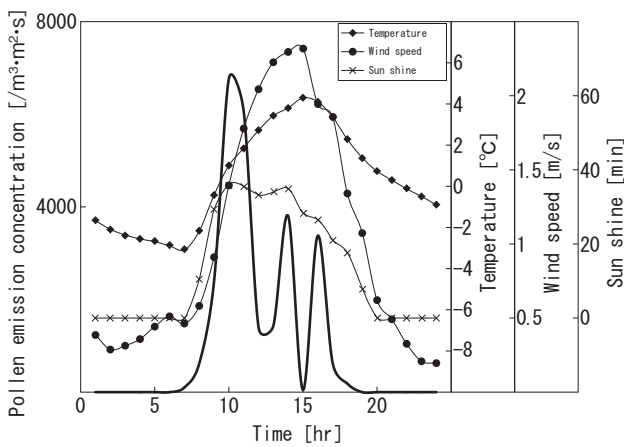


Fig.8 Optimized pollen grains emission concentration $x_{i,j}^n$ and corresponding meteorological data on 30th March in 2005.

信号として用いた花粉放出濃度と、同日の気象データ(気温, 風速, 日照時間)を示す。

花粉飛散予測計算では, Fig.7 の「Forecast」に示すように, 学習したニューラルネットワークと予測対象日の気象データを用いて予測対象日の花粉放出濃度を予測する. 次に, 予測した予測対象日の花粉放出濃度を用いて式 (8) の移流拡散方程式を解き関心地域の空中花粉濃度を計算し, この計算値を関心地域の花粉飛散予測値とする.

最初に, ニューラルネットワークの学習の機能確認

として, 最適化した花粉放出濃度と気象データを関連付ける計算例を示す. この計算例の教師信号は, 2005年3月27日と2005年3月30日においてマルカート法によって推定した花粉放出濃度である. ニューラルネットワークの入力値は, この両日の気象観測データ(気温, 風速, 日照時間)である. Fig.9の(a), (b)は, 両日の花粉放出濃度の教師信号と, 学習途中, および学習後のニューラルネットワークの出力値を示す. ニューラルネットワークの出力値と教師信号はよく一致しており, ニューラルネットワークの学習が正常に行われたことが示されている.

ニューラルネットワークの予測機能と移流拡散方程式を用いた花粉飛散予測の計算例を示す. 最初に, 前述の Fig.9の(a), (b)に示した学習計算によって求めたニューラルネットワークを用いて, 別の予測対象日の花粉放出濃度の予測値を求める. Fig.10は, 学習したニューラルネットワークを用いて予測した予測対象日の2005年3月20日と3月25日における花粉放出濃度である.

次に, この花粉放出濃度の予測値を用いて式 (8) の移流拡散方程式を解き, 予測対象日(2005年3月20日と3月25日)の, 花粉観測地点(大垣市と郡上市)における空中花粉濃度の予測値を求める. Fig.11と Fig.12は予測対象日の郡上市と大垣市における空中花粉濃度の予測値と観測値を示す. Fig.11の2005年3月20日の郡上市における予測値は, 空中花粉濃度の観測値が時刻10:00頃と時刻15:00時頃の2つのピークを示す傾向を再現することが確認される. 一方, Fig.12の2005年3月25日の大垣市における予測値と観測値を比較すると, 同日には大垣市では花粉飛散はほとんど観測されず, 予測値も低い値となっている. 同日の郡上市においても花粉飛散の観測値と予測値は低い値となっている. 以上の結果から, 本研究が提案するマルカート法とニューラルネットワークを活用した空中花粉濃度の予測方法により, 関心地域の花粉飛散観測傾向を再現できる機能が示された.

このように, 上記2地点における花粉濃度の予測値は観測値を定性的に再現するが, Fig.11と Fig.12に示した計算値の定量性については改善すべき課題がある. この定量性について他の関連研究と比較すると, 本研究の最適化計算の残差平方和は $10000[(\text{個}/\text{m}^3)^2]$ であり, この値は, 関東圏⁽³⁾と山形県⁽⁴⁾を対象として実施された花粉濃度計算の残差平方和と同程度となっている. 残差平方和をさらに小さくするためには, 4章の花粉放出量の最適化計算の確度を高めることが, Fig.11と Fig.12に示した定量性の改善に有効と考えており, このため, 4.3節でも指摘したように観測地点を増設した花粉観測実験の実施が必要と考えている. 一方, 花粉症対策としては空中花粉濃度の数値の大小が段階的にランクとして花粉症の症状の程度に影響するため⁽¹⁾, 花粉濃度予測値に求められる許容値を定めることも将来課題と考えている.

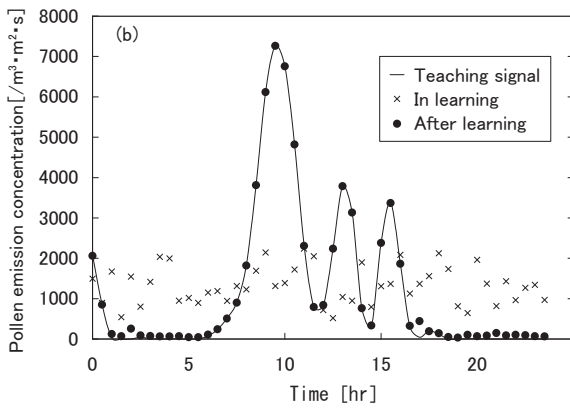
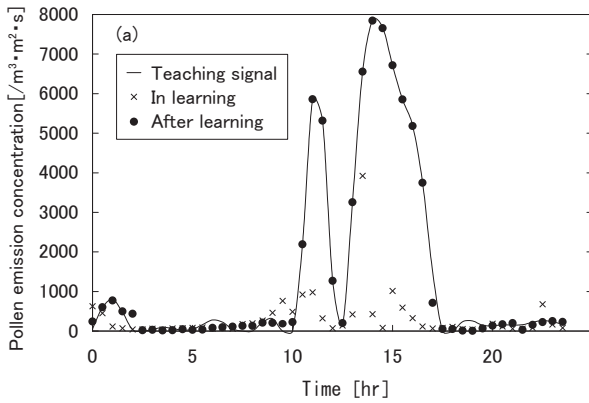


Fig.9 Learning of neural network for evaluating pollen grains emission concentration $x_{i,j}^n$ on (a) 27th March and (b) 30th March in 2005.

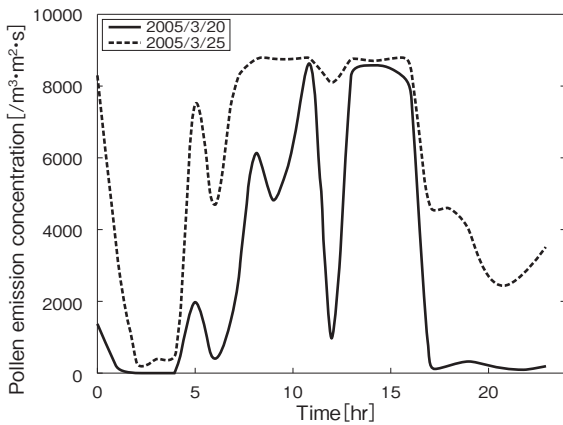


Fig.10 Pollen grains emission concentration $x_{i,j}^n$ obtained by neural network on 20th March and on 25th March in 2005.

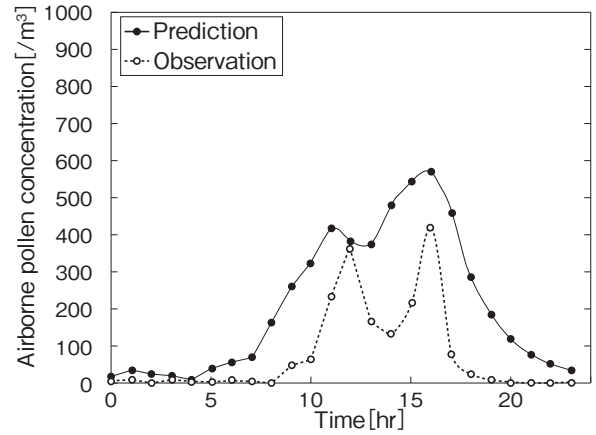


Fig. 11 Comparison between predicted airborne pollen concentration $\varphi_{i,j}^n$ and observed data at Gujo city on 20th March in 2005.

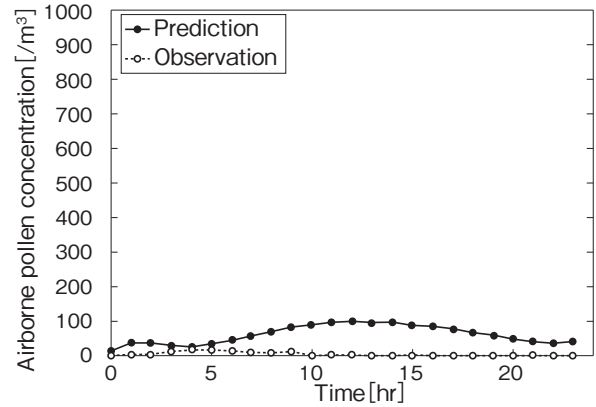


Fig. 12 Comparison between predicted airborne pollen concentration $\varphi_{i,j}^n$ and observed data at Ogaki city on 25th March in 2005.

6. 結言

本研究は、マルカート法とニューラルネットワークの手法を活用し、関心地域における予測対象日の空中花粉濃度の新しい予測方法を提案した。本研究で得られた結論を以下に要約する。

- (1) 花粉発生源での花粉放出量を高精度に推定するために、地表面近くで計測される空中花粉濃度の観測値と、移流拡散方程式から計算される空中花粉濃度の計算値を比較し、これらの観測値と計算値ができるだけ一致するようにマルカート法を用いて移流拡散方程式の花粉放出項を修正し最も確からしい花粉放出量を求めて観測値を再現する花粉放出量の新しい評価方法を提案した。
- (2) マルカート法によって推定した花粉放出濃度を教師信号とし、気温、風速、日照時間の気象観測値を入力値としてニューラルネットワークの学習が正

常に動作することを確認した。

- (3) マルカート法によって推定した花粉放出濃度を教師信号として学習したニューラルネットワークを用いて予測対象日の気象データを入力値として予測対象日の花粉放出濃度を推定し、次に、この花粉放出濃度と予測対象日の風向・風速データを用いて移流拡散方程式を解き、関心地域の空中花粉濃度の予測値を計算する新しい花粉飛散予測方法を提案した。本予測方法の有効性を実証するためには、将来期間に渡って、花粉観測実験と予測計算の比較検証が必要と考える。

参考文献

- (1) 環境省花粉症環境保健マニュアル 2009,
<http://www.env.go.jp/chemi/anzen/kafun/index.html>
- (2) 佐橋紀男, 高橋裕一, 村山貢司, スギ花粉のすべて, メディカルジャーナル社, 1995.
- (3) Kawashima, S., and Takahashi, Y., Modeling and Simulation of Mesoscale Dispersion Processes for Airborne Cedar Pollen, *Grana*, **34**, 1995, pp. 142–150.
- (4) 神田学, 張翔雲, 鶴野伊津志, 川島茂人, 平野元久, 地域気象モデルによる花粉飛散の数値シミュレーション, *天気*, **49-4**, 2002, pp. 267–277.
- (5) 鈴木基雄, 新しい花粉予報, *日本機械学会誌*, **105-100**, 2002, pp. 1–3.
- (6) Marchuk, G. I., *Adjoint Equations and Analysis of Complex Systems*, Kluwer Academic Publishers, 1995.
- (7) 登坂宣好, 大西和榮, 偏微分方程式の数値シミュレーション, 東京大学出版会, 2003.
- (8) 環境省生物多様性情報システム (J-IBIS: Japan Integrated Biodiversity Information System)
<http://www.biodic.go.jp/J-IBIS.html>
- (9) 平野元久, 新田高洋, 空中花粉量の予測方法および空中花粉量の評価システム, 公開特許広報 (A), 特開 2012-098189, 2012.
- (10) 中川徹, 小柳義夫, 最小二乗法による実験データ解析, 東京大学出版会, 2002.
- (11) Marquart, D. W., An Algorithm for Least Squares Estimation of Nonlinear Parameters, *J. Soc. Indust. Appl. Math.*, **11**, 1963, pp. 431–441.
- (12) 平野元久, 加藤忠, 花粉情報システム, *NTT R & D*, **50-11**, 2001, pp. 890–894.