

広域汚染状況のパターン的把握(その2)

(国立公害研究所)。飯倉善和, 安岡善文, 内藤正明

1. はじめに

一昨年の本シンポジウムにおいて、広域汚染状況を二次元パターンとして把握することを提案し、その応用の可能性と問題点などを検討した。そこではパターン化という方法が汚染分布の特徴や状況要因との関連を分析する際に重要な役割を担うであろうことが示唆されている。⁽¹⁾ しかしこの方法を真に有効なものとするためには前回も指摘したように、次のような課題に対する具体的な方策が明らかにされなければならない。

- (1) 二次元パターン情報をいかにして得るか。
- (2) 得られた二次元パターンをいかに定量化するか。
- (3) パターン化情報を環境施策上いかに有效地に用うるか。

本論文では以上の課題のうち、パターンの定量化という点にある程度焦点を絞り、我々がこれまでに開発した一連の手法(パターンモデル)を紹介する。さらにその分析の過程で得られる知見をもとに、環境施策上有効であると思われる若干の提言を行なう。なおパターンモデルの紹介にあたっては、昭和49年度の大阪府のSO₂濃度データ(一時間値)を利用した。

2. パターンモデルの概要

パターンモデルの全体の構成をFig. 1に模式的に示した。点観測データから二次元パターンを作り、それにフーリエ変換を始めとするいくつかの数学的手法を適用して、パターンの特徴抽出や分類を行うプロセスが図の左側に示されている。さうに右側のプロセスでは状況要因の整理と類型化を行なう。二次元パターンと状況要因との関連を分析することが最終的な目標となるが、その定量的取扱いについてはすでに報告⁽²⁾しているので、ここでは定量的分析についての説明を行うことにする。図の中央にパターンモデルにおいて用いた手法を本論文の構成をふまえて示してある。

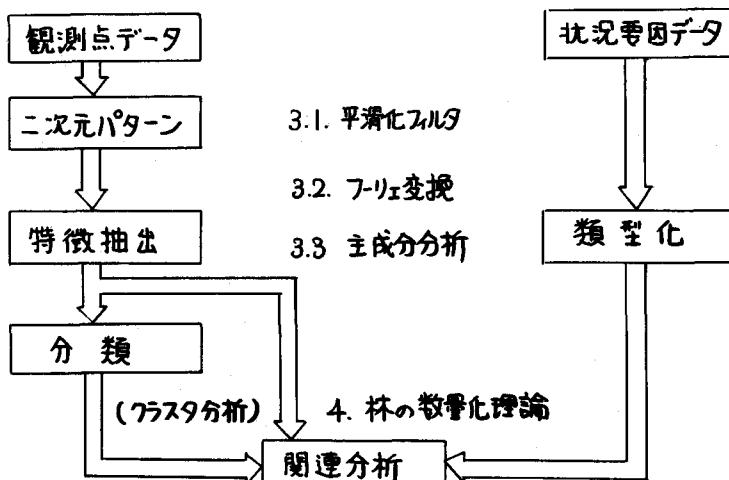


Fig. 1 パターンモデルの構成

3. 二元パターンの定量化

3.1 汚染状況のパターン表示

点観測データから二元パターンを作りだす手法にはスプライン法を始めとして種々のものが提案されていく。⁽³⁾⁽⁴⁾ここでは以下で示す外挿と平滑化を用いて二元パターンをつくり、分析の基礎データとした。

対象地域をまずメッシュ化し、その座標を $x = (i, j)$ で表わす。さらに観測点の座標の集合を $\mathbb{P} = \{x_1, \dots, x_N\}$ で表わす。観測点 x_k における測定値を r_k として外挿パターン $f(x)$ を次式で与える。

$$f(x) = \begin{cases} r_k & \text{if } x = x_k \\ r_{k'} & \text{if } x \in \mathbb{P} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{但し } \|x_{k'} - x\| = \min_k \|x_k - x\|$$

すなはちメッシュに一番近い観測点の測定値をそのメッシュでの値とした。大阪府の場合には大阪湾を中心とする周辺の地帯に観測点がないため、それらの地域には便宜的に零を代入したが、中心部の濃度の再現にはあまり影響がないと考えられる。

汚染分布パターン $g(x)$ は (1) に平滑化フィルター $w(x)$ をかけることによって求めた。

$$g(x) = \sum_d \sum_B f(d, B) w(i-d, j-B) \quad (2)$$

$$\text{但し } w(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{i}{\sigma}\right)^2 + \left(\frac{j}{\sigma}\right)^2\right)\right)$$

このプロセスにより測定データの地域的局所性による誤差がある程度取除かれると考えた。

Fig.2 には大阪における観測点の位置(32ヶ所)を、Fig.3 には分布パターンの例を示した。

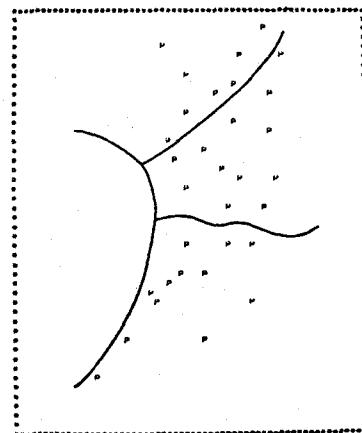


Fig. 2 観測点

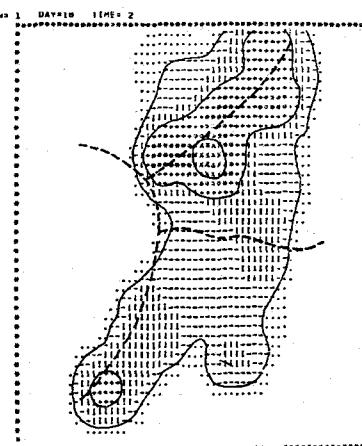


Fig. 3. ニ次元パターン

3.2 パターンの特徴抽出

前節で得られた二元パターン $g(x)$ の特徴を定量的に記述するためにフーリエ変換を行なった。 $g(x)$ に対するニ次元離散フーリエ変換は次の式で与えられる。

$$G(m, n) = \sum_i \sum_j g(i, j) W_M^{im} W_N^{jn} \quad (3a)$$

$$g(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_m \sum_n G(m, n) W_M^{-im} W_N^{-jn} \quad (3b)$$

$$\text{但し } W_M = \exp\left(-\frac{2\pi i j}{M}\right)$$

(3a) 式から得られるフーリエ係数 $\{G(m, n)\}$ は二元パターンの空間周波数成分を表わしており、(3b)の逆変換によりこのパターンは完全に再現される。ところで二元パターン $g(x)$ 自体が平滑化によって局所性を除去してあるため、フーリエ係数の高次の項の重いパターンへの寄与は少ない。その例として Fig.4 に低次の項だけを使って Fig.3 のパターンを再現したものと示す。分布パターンの広域的な特徴を捉えることを目的とすれば Fig.4 に示した程度の再現性でも十分であると思われる。

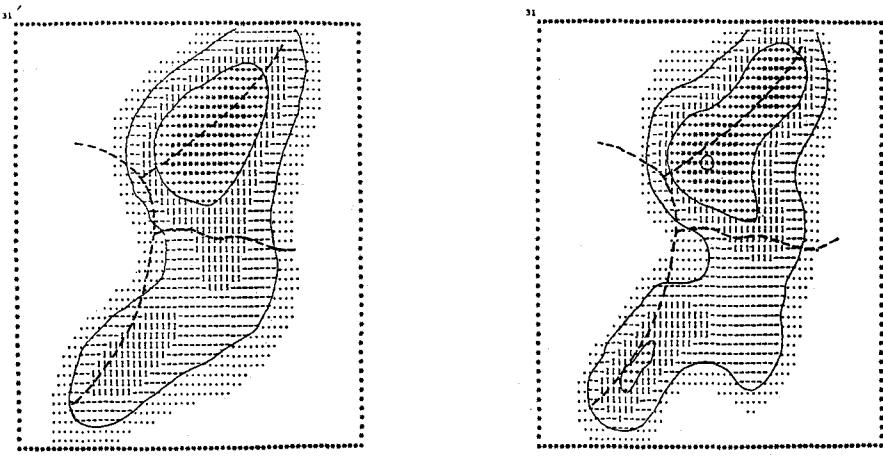


Fig.4. フーリエ係数からの再生パターン

パターンの定量化にフーリエ変換を用いたことの利点をまとめれば次のようになる。

- (1) フーリエ係数が局所的ではなく広域的なパターンの特徴を捉えており、その意味するところ(濃度分布の方向性とその強度)が直観的である。
- (2) FFT等の手法を用いることにより変換・逆変換が容易である。
- (3) 二次元パターンは低次の項のみでもある程度再現可能であり、情報の縮約にもなる。

3.3 情報量の圧縮

前節において二次元パターンをフーリエ変換することによりパターンの特徴抽出が行なわれることを示した。ここではさらに統計的な視点からフーリエ係数間の冗長度に注目し、より少ない指標でパターンを捉える方法を提案する。

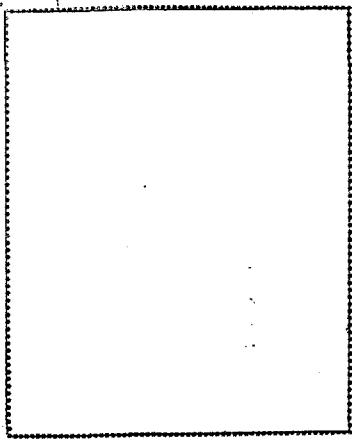
3.2で得られた各次元パターンの特徴(低次のフーリエ係数)を $\{G_i\}$ とする。 $\{G_i\}$ に対して次のような変換 $H_i = \sum_j l_{ij} G_j$ を考え、主成分分析を行った。⁽⁵⁾表1にその固有値と累積寄与率を示してある。三次の直までとったときのフーリエ係数は複素成分を入れて50ヶになるが、表1から明らかなように統計処理を行うことによりそれから10~15ヶ程度の主成分で再現される。

Fig.5には第1主成分と第2主成分について、各々の再現パターンを示したが、これから第1主成分は濃度の強度を、第2主成分は北東部と南西部のピークとその方向性を示していることがわかる。

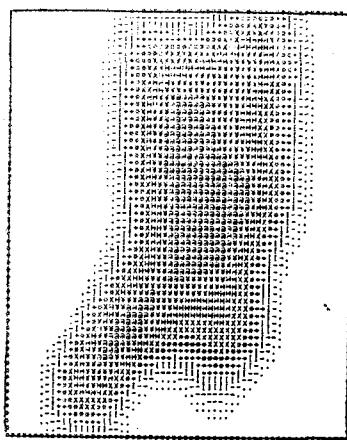
なお サンプルとしては 前述の資料のうち午後2時におけるデータ(115例)を使用している。

表1

| 主成分 | 固有値 | 累積寄与率 |
|-----|------|-------|
| 1 | 12.3 | 25.0 |
| 2 | 6.1 | 37.5 |
| 3 | 4.4 | 46.5 |
| 4 | 4.0 | 54.7 |
| 5 | 3.4 | 61.7 |
| 6 | 3.0 | 67.8 |
| 7 | 2.7 | 73.2 |
| 8 | 2.3 | 77.8 |
| 9 | 1.9 | 81.7 |
| 10 | 1.5 | 84.8 |
| 15 | 0.8 | 95.8 |
| 20 | 0.1 | 99.4 |

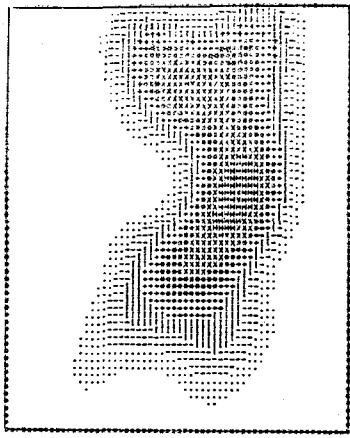


$H_1 = +10$

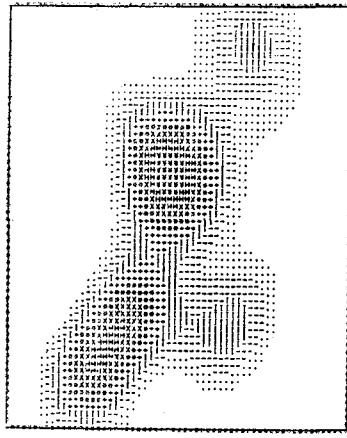


$H_1 = -10$

(a) オー主成分



$H_2 = +10$



$H_2 = -10$

(b) オニ主成分

Fig. 5 主成分パターン

4. 状況要因からの予測モデル

状況要因としては表2に示す9個のものを考え、それを小に適当な分類を行った。ここの要因と先にパターンの特徴として抽出した主成分との関係を量的的に把握するために次のようないくつかの基礎式を考える。

$$\tilde{H}_i^j = \sum_k S_i(j, k) X_{jk}^k$$

但し α : 主成分の番号, i : サンプルの番号

ここで \tilde{H}_i^j は状況要因から求められる主成分の推定値であり、 j とは表に示した要因とそのカテゴリを記号化したものである。林の数量化理論工類を用いて各要因がそれを主成分に対してどれだけの寄与を有するかという量 X_{jk}^k を求めた。^(c)

ここでは細かい分析は行わないが、その適合度について表3に重相関係数

表2.

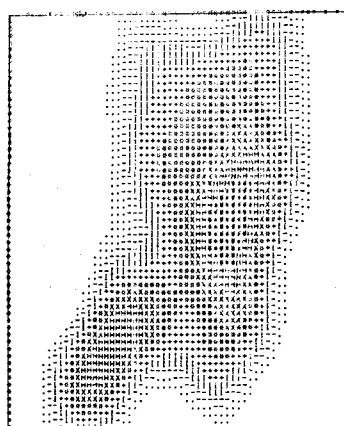
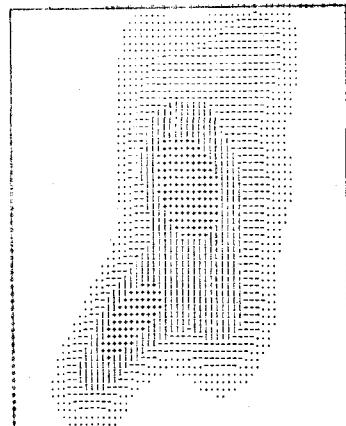
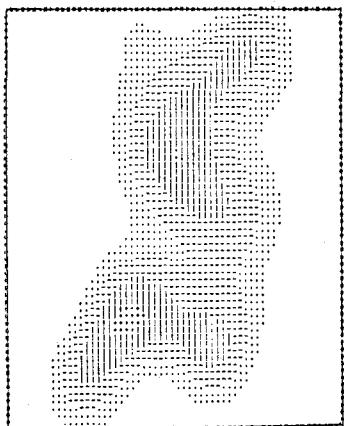
| NO. | 状況要因 | カテゴリ |
|-----|-----------|------|
| 1 | 月 | 1~12 |
| 2 | 曜 | 1~7 |
| 3 | | |
| 4 | 風向 3地点 | 1~8 |
| 5 | | |
| 6 | | |
| 7 | 風速 3地点 | 1~5 |
| 8 | | |
| 9 | 日射量 | 1~4 |

数を示しておいた。またFig.6にはこのモデルから推定される分次元パターンと、フーリエ係数から直接再現したパターンとを比較してある。

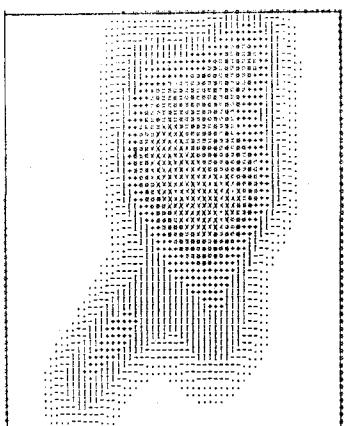
適合度をさらに高めるには状況要因の分類の検討やモデルの改良(GMDH等)が考えられるが概括的な特徴は以上の方針でも可成りの程度とされられたといえよう。

表3

| 主成分 | 重相関係数 |
|-----|-------|
| 1 | 0.80 |
| 2 | 0.77 |
| 3 | 0.77 |
| 4 | 0.73 |
| 5 | 0.76 |
| ⋮ | ⋮ |



再生パターン



予測パターン

Fig.6. パターンの比較

5. まとめ

以上パターンモデルについて、その概要を紹介してきたが、そこで得られた知見をまとめると次のようになる。

- (1) 汚染分布の二次元パターン化により、その視覚的把握が可能となる。
- (2) フーリエ変換・主成分分析による二次元パターンの定量化により、意味の明確な指標が抽出できる。
- (3) 主成分の値で汚染状況を記述することにより、情報の圧縮や伝達に行える。
- (4) 状況要因との対応を定量的に捉えることにより、汚染分布をパターンとして直接的に予測することが可能となる。

参考文献

- (1) 安岡、内藤、乙間： 広域汚染状況のパターン的把握， 第3回環境問題シンポジウム， 1975
- (2) Y.Iikura, Y.Yasuoka and M.Naito : "Pattern Model for Prediction of Regional Distribution" IFAC SYMPOSIUM on Environmental Systems Planning, Design and Control 1977
- (3) 大西： スプライン法を用いた2次元補間について， Journal of the Oceanographical Society of Japan Vol. 31, pp.259-264, 1975
- (4) 教理計画： 環境データ処理システムに関する調査研究報告書， 1977
- (5) 奥野、久米、芳賀、吉澤： 多変量解析法， 日科技連， 1971
- (6) 鎌木； 環境統計学， 環境情報科学セミナー， 1975