

II-1

カオス性を考慮した降雨時系列の予測

九州大学大学院 学生員○山村 謙二 九州大学工学部 正 員 森山 聡之
新日本製鉄 正 員 中川 賢治 九州大学工学部 フェロー 平野 宗夫

1. 目的

近年、決定論的カオスについての研究の発展に伴い、それまで予測不可能と思われていた一見乱雑に見える時系列データの予測が可能となってきている。これは観測されたデータが決定論的カオスであるならば、そのデータを生成したシステムの規則性を推測することにより、その挙動を観測誤差の爆発が起こるまでの短期間ではあるが予測することができるからである。しかしカオス解析においてノイズの影響は極めて大きいにもかかわらず、実際に観測されるデータは様々なノイズを含んでいる。よって実データの解析に当たってノイズを取り除くことは非常に重要な要素となる。

本研究では、降雨時系列を解析対象として、まずノイズを取り除くフィルターを適用した後、カオス性を考慮した決定論的非線形予測を行った。

2. 内容

2.1 決定論的非線形予測手法

2.1.1 Extremely simple nonlinear noise-reduction method

ノイズを取り除くフィルターとして、Extremely simple nonlinear noise-reduction method¹⁾を用いる。以下にそのアルゴリズムを示す。

まずスカラー量の時系列 $\{X_i\}(i=1,2,\dots,N)$ に対してとり得る自然数 k,l を決定し、以下のような埋め込みベクトル(embedding vector) $\mathbf{X}_i$ を構成する。

$$\mathbf{X}_i = \{X_{i-k}, \dots, X_{i+l}\} \quad (1)$$

次に時系列の各要素についてあるベクトル要素 $\mathbf{X}_i$ と要素 $\mathbf{X}_j$ の2点間距離がある一定の大きさ η （ノイズレベル）を越えない場合に両要素間の平均値で $\mathbf{X}_i$ を置き換える。すなわち

$$\sup\{|X_{j-k} - X_{i-k}|, \dots, |X_{j+l} - X_{i+l}|\} \equiv \|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i\|_{\sup} < \eta \quad (2)$$

とする。ここでsupはsupplementの略でありアルゴリズムを全要素に渡って行うことを表す。

図1に約10%の割合でガウスノイズを被せたヘノン写像 X 成分によるアトラクタを、図2に一連のアルゴリズムを適用したデータによるアトラクタを示す。アルゴリズムの適用により、より明確にアトラクターが現れている。以下図中の R は相関係数である。

2.1.2 局所再構成法による予測

再構成された時系列がアトラクターを描くのであるならばアトラクター上のある一点についてその近傍点はよく似た軌道を描く。こ

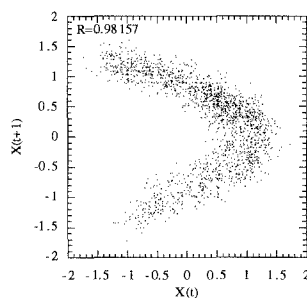


図1.ノイズを付加したデータアトラクタ

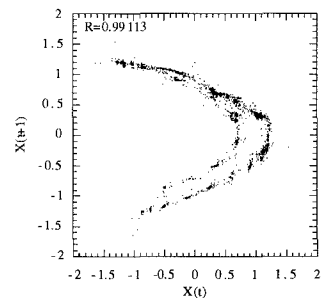


図2.フィルターをかけたデータアトラクタ

キーワード：カオス、アトラクタ、フィルター

連絡先：〒812 福岡市東区箱崎6-10-1 TEL. 092-642-3289

の性質を利用して予測を行うのが局所再構成法による短期予測である。具体的には以下の手順で予測を行う。

まず観測された時系列 $\{X_i\}(i=1,2,\dots,N)$ を用いて再構成状態空間上にアトラクタの再構成を行う。このとき遅れ時間を τ 、埋め込み次元を m とする。次に $t'+T \leq t$ である近傍点 $\mathbf{X}'_k$ を k 個探し出す。このときリードタイム T 後の情報を含む点 $\mathbf{X}_{t+T}$ は

$$\mathbf{X}_{t+T} \equiv \frac{\sum_{j=1}^k w_j \mathbf{X}'_{j+T}}{\sum_{j=1}^k w_j} = \frac{w_1 \mathbf{X}'_{1+T} + w_2 \mathbf{X}'_{2+T} + \dots + w_k \mathbf{X}'_{k+T}}{w_1 + w_2 + \dots + w_k} \quad (3)$$

と表すことができる。

ここで w_j は距離に依存する重みであり、本研究においては、二点間距離 Z_j の最大値を Z_{max} としたときに $w_j = \exp(Z_j / Z_{max})$ とした。これは再構成状態空間において近傍点を選んだ際、二点間距離が小さいほどよく似た軌道を描くと考えられるためである。なお k は経験的に決定することが多く、本研究においても全て $k=3$ で統一した。

図3に図1に示したノイズを付加したデータによる予測を、図4に図2に示したフィルターをかけたデータによる予測を示す。フィルターをかけることにより予測精度が向上していることがわかる。なお両者ともにリードタイム T は1である。

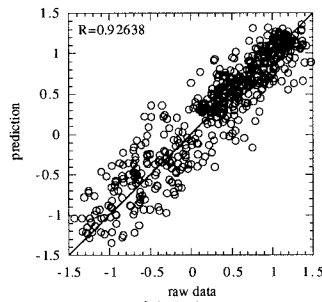


図3.ノイズを付加したデータによる予測

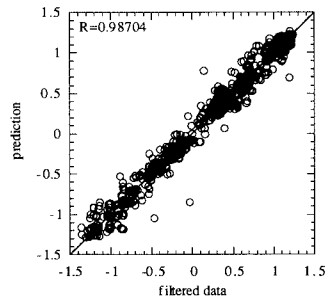
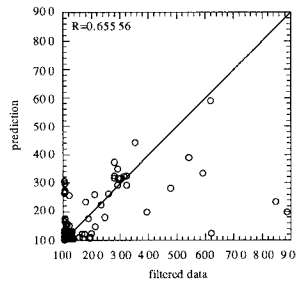


図4.フィルターをかけたデータによる予測

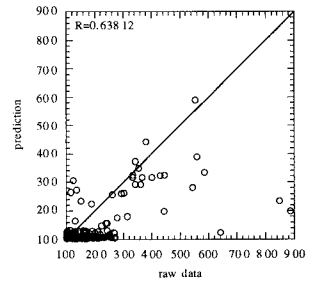
2.2 局所再構成法による降雨時系列の予測

解析には、福岡管区気象台で観測された1980年1月から1990年12月までの月雨量（データ数1212個）、および雲仙候所で観測された1990年1月1日から1995年7月31日までの日雨量（データ数1676個）を用いた。

図5、図6にこれらのデータの局所再構成による予測値と実データ並びにフィルターをかけたデータとの比較を示す。

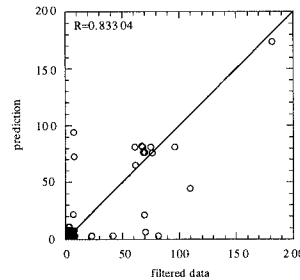


a. フィルターをかけたデータとの比較

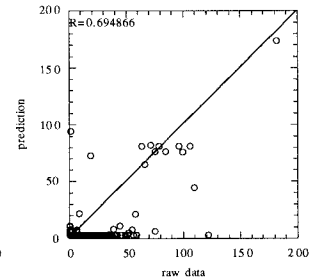


b. 実観測データとの比較

図5.福岡月雨量予測結果



a. フィルターをかけたデータとの比較



b. 実観測データとの比較

図6.雲仙日雨量予測結果

3. 結論

降雨時系列に関して、カオス理論を用いた局所再構成法により予測を行った。また、フィルターをかけることにより予測精度が向上することがわかった。しかし予測は全てフィルターをかけることにより加工されたデータによるものであり、もとの時系列とは根本的な性質を変えてしまっている可能性も否定できない。

参考文献

- 1) T.sreiber:Extremely simple nonlinear noise-reduction method,physical review E,1993,Vol.47,No4,401-2404