

## カオス時系列局所線形近似予測に対する近傍点依存性

### The Near Point Dependability of the Prediction of Local Linear Approximation to Chaotic Time Series.

渡 辺 達 男

Tatsuo Watanabe

#### 1. 緒言

カオス現象は現在まで様々な研究が行われている。数値計算を用いた実験、数学的構造の研究、自然の中に含まれるカオス現象の研究等様々な分野に渡っている。これはカオスが自然の中の基礎的な性質の一側面を表しているからであろう。

この論文では以前から興味を持たれている決定論的カオスの線形予測に於ける幾つかの性質を議論する。

決定論的カオスではその力学系を把握することにより、本来予測が難しいカオスに対して近未来予測が可能であることが指摘されている<sup>1)</sup>。カオスの本来の性質の初期値敏感性から、長時間に渡る予測は原理的に不可能であるが、近未来の予測はある程度実用になる。

カオスの時系列予測問題というのは、1次元のカオス列の予測問題であり、様々な方法が考え出されているが、大きく分けて局所線形近似予測と非線形予測に分けられる<sup>1)</sup>。局所線形近似にはLorenzの類推法<sup>2)</sup>、ヤコビ行列推定法<sup>3)</sup>等があり、それぞれに特徴がある。また非線形予測には動径基底関数ネットワーク法 (RBF)<sup>4)</sup>等がある。これはニューロネットワークとしても知られている。

この論文ではいろいろな予測法の中で比較的簡単なLorenz類推法を取り上げ、その性質を若干検証する。Lorenz類推法は簡単であり、計算が容易であるが、データベースの中に雑音があると予測精度が落ちるという欠点がある。しかし、十分な量のデータベースを与えると予測が良くなる可能性がある。さらにはLorenz類推法では近傍点を最近傍点1つを用い予測するが、ここでは近傍点の数を増やすことにより予測精度が良くなるのではないかと考える。そして近傍点数と予測精度の関係を考察することにする。

Logistic写像を決定論的カオスの例に取り、Lorenz類推法により予測精度を考察する。予測のためのデータベースの量、及び近傍点数の依存性を調べる。

さらには、現実の系として年間降水量の変化を例にとり予測を行い仮説の検証を行う。

2章は局所線形予測の解説に、3章はLogistic写像及び年間降水量の予測実験に、4章は考察に、5章はまとめにあてられる。

#### 2. 局所線形予測の方法

1969年にLorenzは類推法を考案した<sup>1)</sup>。最初に1次元カオス時系列上の再構成された状態空間内に於けるアトラクタの軌道を考える。この軌道上のベクトル  $a(T)$  を考える。この  $a(T)$  が与えられた時、 $a(T+1)$  を予測することを問題とする。ベクトル  $a(T)$  の近傍を状態空間内で検索し、その近傍ベクトル  $a(t_i)$  ( $i=1, 2, \dots, M$ ) とする。これらを距離が近い順番に並べる。その時、 $a(T+1)$  は  $a(t_i+1)$  と予測する。すなわち、状態空間内の最近傍点ベクトルを予測ベクトルとする。

この方法では最近傍点のみを用いるが、最近傍点の近い点を数点とりあげ、それらの点の時系列の次の点から、予測点を予想することが出来る。

$$a(T+1) = f(a(t_i+1), i=1, M) \quad (1)$$

ただし、関数  $f$  は適当な重み関数である。

この関数  $f$  は算術平均、重み付け平均等で予想精度が変化すると予想される。

距離の計算にはユークリッド計量を使うが、その他の方法もある。

ここで再構成された状態空間とは、1次元カオ

ス時系列適当な次元数だけ区切り、そのベクトルの張る空間のことを言う。予測にはこの空間における点を取り扱うことで行われる。

3. 予測結果

(1) Logistic 写像の 1 ステップ先予測結果 Logistic 写像に対して数値計算を用い、実際に予測を行った。

Logistic写像は、

$$x_{i+1} = ax_i(1-x_i) \quad (i = 0, 1, \dots) \quad (2)$$

で与えられ、適当な a に対して、x の数列はカオスであることが広く知られている。ここでは初期値  $x_0 = 0.5$  と  $a = 3.9$  として計算を行った。

埋め込み次元は 3 次元として、x の数列を 3 個づつ区切り状態空間のベクトルとし、このベクトルをもとに予測を行う。図 1 にこの状態空間上のベクトルの点を図示する。

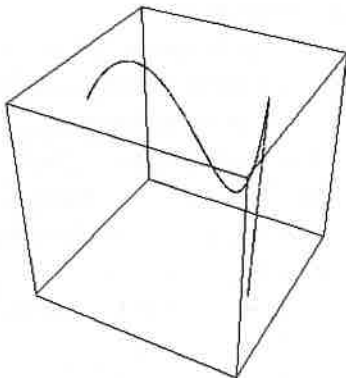


図 1 状態空間上の点

予測を行うための予測値以前の x をデータベースと名付けた。

はじめに、ある点から 1 ステップ先の予測を行った。その時、データベース数を 100 から 2000 まで変化させた。また、近傍点数は 2 点から 8 点まで変化させ、近傍点数で予測がどう変化するかを調べた。関数 f は算術平均を用いた。図 2 にデータベース数を 100 から 2000 まで変化した時の近傍 2 点近似を用いた予測誤差の図を示す。

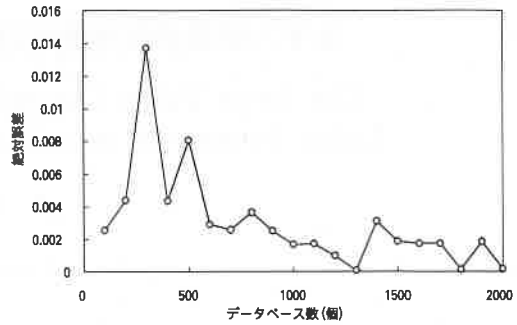


図 2 近傍 2 点のデータベース数と誤差

この図を見るとデータベース数が少ないと予測誤差が大きいが、データベース数が多くなると予測誤差が少なくなる。ただし、データベース数が 100 程度の場合にはたまたま近傍点が近くにあったのか、誤差が少なくなっている。

近傍点を 2 点から 8 点まで増やして同じ図にまとめたものを図 3 に示す。

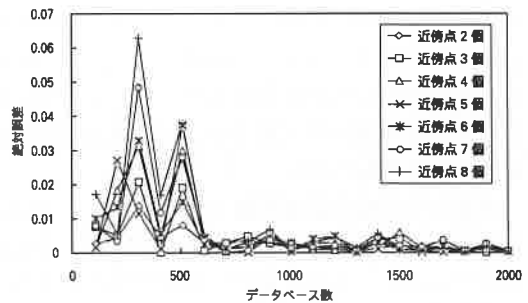


図 3 データベース数と誤差

この図から、データベース数を増やすと近傍点数に関わらず誤差が減少することがわかる。

次に、近傍点数と予測誤差の関係を見るために、データベース数をパラメータに取り、近傍点数

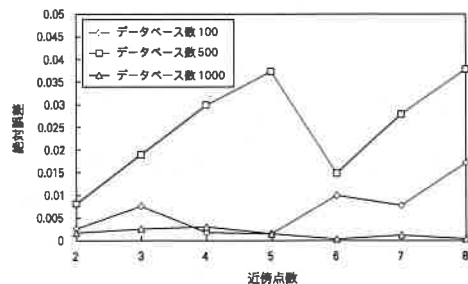


図 4 近傍点数と誤差 1 (1 ステップ予測)

## カオス時系列局所線形近似予測に対する近傍点依存性

と誤差の関係を図4に示す。図4はデータベース数が少ない時の図である。

図を見ると、どのグラフにも誤差最小点があり、その時の近傍点数は必ずしも8個ではなく、データベース数100点では近傍点5個、データベース数500点では近傍点6個、1000点では6個になっている。これを見ると近傍点数が増えることにより誤差が少なくなるのではなく、データベース数により、ある近傍点数で誤差が最小値を取ることがわかる。

同じ図でデータベース数を多くしたものを図5に示す。

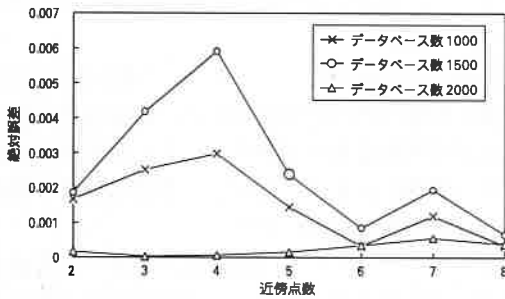


図5 近傍点数と誤差2 (1ステップ予測)

図からやはり誤差が最小に近傍点数が存在することがわかる。データベース数1500点では近傍点数6個、2000点では3個になる。さらにデータベースを増やした図を図6に示す。

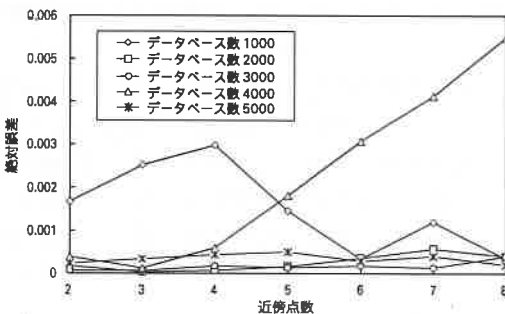


図6 近傍点数と誤差3 (1ステップ予測)

図を見ると、データベース4000点で変わった変化を示すが、データベース数が多いと、予測誤差が近傍点により極端に変化することが少なくなることがわかる。

## (2) Logistic写像の2ステップ以上の予測

(1)では1ステップ先の予測の誤差評価を行った。ここでは10ステップ先まで予測を行い、誤差がどのようになるのか、近傍点数との関係を調べた。

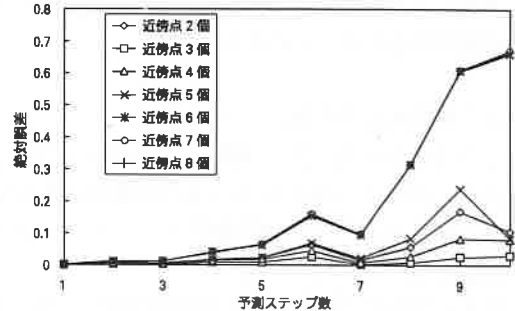


図7 予測ステップ数と誤差

図7は予測ステップ数と誤差の関係を近傍点数をパラメータにして描いたものである。データベース数は2000点とした。

この図を見ると、より先を予測すると誤差が増加することがわかる。また近傍点3個では10ステップまで誤差が少ないのに比べて、6個以上の近傍点を用いた予測では4ステップ目から誤差が増加しはじめる。このことから、近傍点数はいたずらに多くすると誤差が増えてしまうことがわかる。この実験では3個が誤差が少なかった。また3ステップまでは非常に誤差が少ないことがわかる。

次の上記の関係をより詳しく見るために、近傍点数と誤差を予測ステップ数をパラメータにして描いた図を図8に示す。

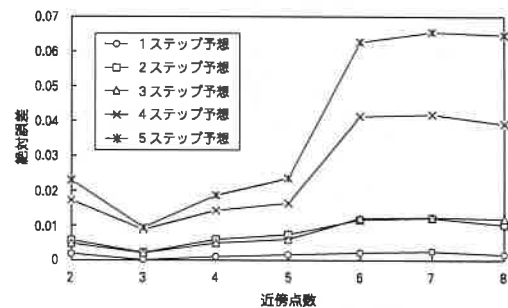


図8 近傍点数と誤差

図を見ると、近傍点3個の時のステップの予測も誤差が少なくなる。1ステップ先の予測では、近傍点数に依存がほとんど見られないが、4、5

ステップ先では明らかに近傍点数で予測誤差が多くなる。近傍点3個は安定して誤差が少ないが、近傍点6個以上では、少し誤差が多くなる。

このことから、近傍点数が多いことが必ずしも予測を良くすることではなく、誤差が少ない近傍点数が存在することがわかる。

(3) 自然現象の予測

この方法を利用して、実際の自然現象を予測してみた。例として栃木県小山市の年間降水量の変化を予測した。データは気象庁のホームページから転記させていただいた<sup>5)</sup>。

図9に近傍点2個の真値と予測値の図を、図10に近傍点3個の真値と予測値の図を示す。

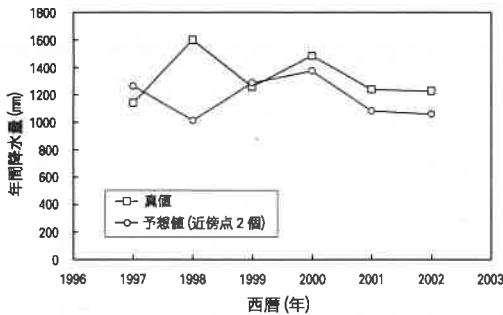


図9 年間降水量の予測 (近傍点2個)

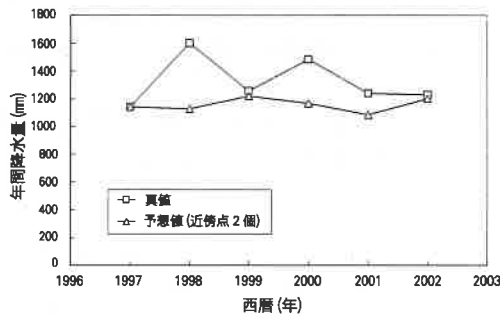


図10 年間降水量の予測 (近傍点3個)

図9、10では1979年からのデータを用いて近傍点2個、近傍点3個を用いた予測を行った。

図9から近傍点2個が良い予測を行っている。1998年こそ誤差が大きいが、それ以外の年は非常に良く予測されている。図3の近傍点3個の場合は予測のずれが少ないが、データベース数が少ないためか年による変化をそれほど予測していないように思える。全ての予測値がだいたい平均

値を示しているのではないと思われる。ただ、2002年は良く一致している。これにより、データベース数の少ないこのような自然現象は近傍点2個（もしくは出来るだけ少ない近傍点数）が予測に適していると思われる。

この現象はカオスかどうかかわからない。データベース数が少ないためどのようなアトラクターがあるのかかわからない。

4. 考察

3章ではカオス時系列を Logistic 写像を例に取り、実際の予測を行った。また自然現象の予測の例として、栃木県小山市の年間降水量の変化の予測を行った。

Logistic 写像の場合、データベース数が多い場合、再構成空間内の点が稠密なので、近傍点数を多く取れば予測精度が上がるのではないかと予想されるが、実際にはそうではなく、近傍点数が3個の時、最も誤差が少なかった。

これは、データベース数が稠密とはいえ再構成空間の点間の距離があり、近傍点数を多く取るとその分より遠くの点の情報を取り入れることになり、より遠くの点の情報は近似の精度が悪く、その結果誤差を増加させる原因になっているのではないと思われる。

上記の結果から最も誤差が少なくなるデータベース数、近傍点数、予測ステップ数の関数があると思われる。近傍点は今回の実験では3個と6個で誤差少なくなった。何か関係がありそうである。

年間降水量の変化の予測では、データベース数が少ないので、近傍点2個がよい予測を示した。

3個の近傍点を取ると、非常に遠い点の情報を取り入れてしまうので予想が良くないと思われたが、あまり大きな変化をする量ではないからか、誤差はそれほど多くはならなかったのではないかとと思われる。

今回の報告では、各パラメータと誤差の最小に関する関数の特定をまだ行っていないが、今後関数の特定を行いたい。

5. まとめ

Logistic 写像に関して、Lorenz の類推法を用いて近傍点数と予測誤差の関係を調べた。

その結果、データベース数と近傍点数、予測ス

## カオス時系列局所線形近似予測に対する近傍点依存性

ステップ数と誤差の間には密接な関係があることがわかった。特に近傍点数はいたずらに増やしても誤差は少なくならず、実験では近傍点数3個、6個が最も予測に適していることがわかった。

年間降水量の予測では良い予測が得られることがわかった。

今後はデータベース数、近傍点数、予測ステップ数、誤差間の関連性をより詳しく調べる必要があると思われる。

また、他の予測法の研究も必要と思われる。

## 参考文献

- 1) 合原一幸編：カオス時系列解析の基礎と応用、産業図書（2000）。
- 2) E.N.Lorenz: J.Atmos.Sci.26(1969)636.
- 3) M.Sano, Y.Sawada: Phys.Lev.Lett.55(1985)1082.
- 4) M.Casdagli: Physica, 35(1989)335.
- 5) [http://www.jma.go.jp/JMA\\_HP/jma/index.html](http://www.jma.go.jp/JMA_HP/jma/index.html)

〔受理年月日 2003年9月25日〕

