

Title	非線形時系列解析とサロゲートデータ法(非線形科学と統計科学の対話,研究会報告)
Author(s)	池口, 徹
Citation	物性研究 (2008), 91(2): 144-147
Issue Date	2008-11-20
URL	<a href="http://hdl.handle.net/2433/142693">http://hdl.handle.net/2433/142693</a>
Right	
Type	Departmental Bulletin Paper
Textversion	publisher

# 非線形時系列解析とサロゲートデータ法

埼玉大学 大学院 理工学研究科 数理電子情報部門 池口 徹<sup>1</sup>

## 1 はじめに

様々な非線形時系列解析の手法が提案されている [4]. 線形, 非線形に限らず, 有限な情報のみしか手にできない時系列解析の場合, 統計的な側面からの解析も必須である. 非線形時系列解析においては, 「サロゲートデータ法」と呼ばれる手法 [14] がある.

## 2 帰無仮説とサロゲートデータの作成

サロゲートデータ法では, 解析対象となる時系列信号の統計的性質の一部を保存し, その他の性質を破壊することにより, サロゲートデータと呼ばれる代理時系列信号を作成する. この後, 解析対象となる時系列信号の統計的性質とサロゲートデータ群の統計的性質に有意差があることを示すことで, 破壊した性質の重要性を主張するものである.

現在までに, 様々なサロゲートデータ法作成のアルゴリズムが提案されている. 基本的なアルゴリズムとして受け入れられているのは, 以下の帰無仮説に基づいている.

1. 観測された時系列信号は, 時間的に全く無相関である.

この帰無仮説に従えば, 時系列には時間相関が無い. 従って, 各点をランダムに入れ換えてもその構造に変化はない. つまり, 時系列信号の各値をランダムに入れ換えることにより, この帰無仮説に従うサロゲートデータを作成できる. これは, ランダムシャッフル (RS) アルゴリズムと呼ばれている.

2. 観測された時系列信号は, 時間的には相関を持つデータである.

この仮説では, 線形 ARMA (自己回帰移動平均) モデルでの記述を意識している. この帰無仮説に従えば, 観測時系列信号は相関関数によってのみ特徴づけられる. 従って, オリジナルデータと全く同じパワースペクトラムを有する時系列信号を作れば良い. これは, フーリエ変換 (FT) アルゴリズムと呼ばれている.

---

<sup>1</sup>E-mail: tohru@ics.saitama-u.ac.jp

3. 観測された時系列信号は、線形確率過程から作り出されたが、観測する際に静的な単調非線形変換を施されたことにより得られたデータである。

この仮説では、観測時系列信号は、線形確率過程より発生したものであるが、ある単調で静的な（つまりダイナミクスが無い）非線形観測関数により測定されたと考える。このような観測の結果、実際に非線形ダイナミクスを有するデータを解析した場合と類似の結果が得られたのではないかと仮定するものである。この仮説に従うアルゴリズムは、アンプリチュードアジャステッドフーリエトランスフォーム (AAFT) アルゴリズムと呼ばれている。

これらのサロゲートデータ法のアルゴリズムの適用は、現在の非線形時系列解析のレベルから考えれば必須である。

### 3 サロゲートデータ法の発展

サロゲートデータ法については、これら以外にも様々な新手法が提案されている。その中でも、特に注目されているアルゴリズムの一つが、M. Smallらにより提案された、pseudoperiodic surrogate データを作成するアルゴリズムである [11]。

非線形ダイナミカルシステムから生み出されるアトラクタの一つに安定な周期解がある。このように安定な周期解を生み出すダイナミカルシステムに内部ノイズ（ダイナミカルノイズ）が存在する場合を考える。この場合に観測される応答は、安定な周期解の周りに揺らいだものとなる。逆に、このような揺らいだ応答が観測された場合に、安定な周期解にダイナミカルノイズが加わったものなのか、あるいは、カオス的な揺らぎが発現しているのかという問題を考えることは観測対象をモデリングする上でも重要となる。文献 [11] では、「観測時系列信号は、安定な周期解にダイナミカルノイズが加わったものである」という帰無仮説を採用した場合の具体的なサロゲートデータ作成アルゴリズムが提案されている。また、レスラー方程式を対象とした場合、周期応答を示すパラメータにおいてダイナミカルノイズを印加した場合と、カオス応答を示すパラメータの場合を比較した結果が示されている。その結果、提案したサロゲートデータ法のアルゴリズムを用いると、カオス応答を示すパラメータの場合には、観測データとサロゲートデータとの間には有意な差が現れると報告している。

サロゲートデータ法は、線形な帰無仮説を棄却することにより、解析対象時系列信号の非線形性を主張しようとする。これを拡張し、非線形な帰無仮説を提示する試みもある [10]。この他にも、ウェーレット変換を用いた多次元信号のサロゲートデータ法 [2]、時間的な局所平均、局所分散を保存するサロゲートデータ法 [6]、粗くサンプルされた時系列信号に対するサロゲートデータ法 [13] 等も提案されている。

上記に示した FT, AAFT アルゴリズムなどを導入する場合、離散フーリエ変換を用いることになる。周波数解析を行う際にも離散フーリエ変換を用いることが多いが、時系列信号の両端の切り口の影響を低減するために、窓関数を適用する場合がある。周波数解析に関しては、どのような窓関数がどのような効果をもたらすかという問題に対して詳細な検討がなされている。サロ

ゲートデータ法においても、窓関数の適用が false rejection にどのような効果をもたらすのかという観点からの解析がなされている。非線形統計量として用いられているのは、フラクタル次元 [9] と、非線形予測適用時の予測精度 [12] であるが、Welch 窓の有効性が示されている。

## 4 最後に

本稿では、時系列信号を非線形力学系理論の立場から解析する場合において、時系列の線形性を帰無仮説として採用する統計的仮説検定手法であるサロゲートデータ法について述べてきた。これらは、非線形時系列解析の発展の中で提案されてきた種々のサロゲートデータ法のアルゴリズムとその棄却性能に関するものである。

このように、非線形時系列解析の一技法として用いるという正統な適用方法から離れ、サロゲートデータ法の種々のアルゴリズムを統計的なコントロール技法として応用するという考えもある。例えば、組み合わせ最適化に非線形ダイナミクスを用いる枠組みにおいて、カオスダイナミクス適用の有効性解析などである。具体的には、加法性ノイズとしてのカオスの有効性 [3]、カオスニューロンの有する不応性の効果解析 [7, 8] などである。この他にも、通信路のフラクタル性解析への応用 [5]、カオスダイナミクスを用いた動的連想記憶でのサロゲートニューロン [1] の提案などがある。

上記の研究は、いずれも 1 次元時系列信号に対するサロゲートデータ法の応用であるが、画像信号やネットワークの隣接行列のような 2 次元信号に対して、サロゲートデータ法を適用することも可能である。現在、筆者らは、これらの信号に対するサロゲートデータ法の応用について検討しているが、これらの異分野において得られた知見を、非線形時系列解析にフィードバックすることで、更なるサロゲートデータ法のさらなる進展が期待される。

文献 [9] の存在をご指摘下さった、P. E. Rapp 先生 (Drexel University College of Medicine) に感謝します。本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金萌芽研究 (No.20650032) の援助により行われました。

## 参考文献

- [1] M. Adachi. *Lecture Notes in Computer Science*, **3173** (2004), 217. .
- [2] M. Breadspear, M. Brammer, and P. A. Robinson. *Physica D*, **182** (2003), 1.
- [3] M. Hasegawa, T. Ikeguchi, T. Matozaki, and K. Aihara. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, **E80-A** (1997) 206.
- [4] 池口徹, 山田泰司, 小室元政. “カオス時系列解析の基礎と応用”. 合原一幸 (編), 産業図書 (2000).

- [5] T. Ikeguchi and M. Hasegawa. *Proceeding of 2002 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications* (2002) 25.
- [6] C. J. Keylock. *Physical Review E*, **73** (2006), 036707.
- [7] T. Kimura and T. Ikeguchi. *Neural Computing and Applications*, **16** (2007) 519.
- [8] T. Matsuura and T. Ikeguchi. *Lecture Notes in Computer Science*, **4224** (2006) 1103.
- [9] P. E. Rapp, C. J. Cellucci, T. A. A. Watanabe, A. M. Albano, and T. I. Schumah. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, **11** (2001) 983.
- [10] M. Small and K. Judd. *Physica D*, **120** (1998) 386.
- [11] M. Small, D. Yu, and R. Harrison. “Surrogate Test for Pseudoperiodic Time Series”. *Physical Review Letters*, **87**, (2001), 188101.
- [12] T. Suzuki, T. Ikeguchi, and M. Suzuki. *Physical Review E*, **71**, (2005), 056708.
- [13] T. Suzuki, T. Ikeguchi, and M. Suzuki. *Physica D*, **231** (2007), 108.
- [14] J. Theiler, S. Eubank, A. Lonting, B. Galdrikian, and J. D. Farmer. *Physica D*, **58** (1992) 77.