法政大学学術機関リポジトリ
HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-07-18

ARモデルからの区分線形の簡単化

和氣, 彬 / WAKE, Akira

(出版者 / Publisher)
法政大学大学院理工学・工学研究科
(雑誌名 / Journal or Publication Title)
法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編
(巻 / Volume)
62
(開始ページ / Start Page)
1
(終了ページ / End Page)
3
(発行年 / Year)
2021-03-24
(URL)
https://doi.org/10.15002/00024008

AR モデルからの区分線形の簡単化

LINE SIMPLIFICATIONS FROM AR MODEL

和氣彬
Akira WAKE
指導教員　塩谷勇

法政大学大学院理工学研究科システム理工学専攻博士前期課程

This paper describes a line simplification algorithm combining self-organization and auto-regression, and the algorithm keeps a quality for drawing simplified lines even when scaled. A self-organization enables us a microscopic autonomous behavior to produce macro structures, and plays a coordination which reflects to every two neighbor vertices. On the other hand, auto-regression maintains the shape of original lines, so the regression tries to track the original features as much as possible by considering lines locally as time series. Our contributions are to show that the two models work well together and give us positive results by complementing each other without losing the original essential features. Finally, we present some experimental results showing our usefulness.

Keywords *: Line Simplification, Self-organization and Auto-regression.*

１．はじめに

区分線形の簡単化とは，海岸線や都市の境界線などを幾何学的な特徴を保持しつつ，より簡単なデータの少ない区分線形で近似を行う問題である．この問題にはすでに多くの手法が考えられてきた．しかし，現在でもあらゆる線に適した万能な手法は発見されていない．

本研究は与えられた区分線形に等間隔に点を配置し，配置した点と暫定的な近似結果との距離を利用した仮想的な時系列データを生成する．生成した時系列データを 2 次の AR モデルで同定し，その結果を用いて暫定的な近似結果に修正を加えることで近似を行う[1]．

２．提案する手法について

本手法の説明をするにあたって以下の定義を行う．近似対象の区分線形をC，近似後の区分線形を$C'\mathbb{C}'$とし，Cを構成する点を$P_1,\ldots,P_NP_1,\cdots,P_N$ とし，C'を構成する点を$p_1,\ldots,p_np_1,\cdots,p_n$とする．また$C$と$C'\mathbb{C}'$には以下の関係があるとする．

1)　$C\mathbb{C}$の端点P_1,P_NP_1,P_Nは$C'\mathbb{C}'$の端点p_1,p_np_1,p_nとそれぞれ一致する．

2)　$p_1,\ldots,p_np_1,\cdots,p_n$は$C$ $\mathbb{C}$上に存在する．

この条件を満たす範囲で端点を除いたC'を構成する点$p_2,\ldots,p_{n-1}p_2,\cdots,p_{n-1}$を 1 点ずつランダムに選択し，3 通りある移動規則の中で最も評価値が大きくなる移動規則を適用させ近似を行う．移動規則を適用する点をp_ipとすると以下のように移動規則を表現できる．

「移動規則」

1）　p_iを移動しない．

2）　p_iをp_{i-1}に向けてCに沿って$\alpha\alpha$移動する．

3）　p_iをp_{i+1}に向けてCに沿ってα　α移動する．

ただし，移動後の位置がp_{i-1},p_{i+1}をまたいでいる場合は移動しないものとする．また評価値が同値の場合は 1），2），3）の順で優先されるものとする．

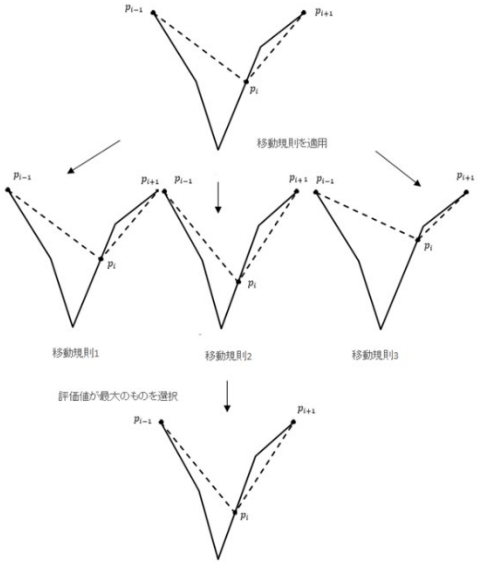

図１　移動の例

次に評価値を定義する．本手法では 2 次の AR モデルを利用する．この評価値は，移動規則を適用する点p_iに対し次のように求める．C上にある$p_{i-1}p_{i-1}$から$p_{i+1}p_{i+1}$までの弧$p_{i-1}p_{i+1}$に対し等間隔に点$t_1,\ldots,t_m$を配置する．t_1,t_mはp_{i-1},p_{i+1}とそれぞれ一致するものとする．弧$p_{i-1}p_{i+1}$は，弧$p_{i-1}p_i$と弧p_ip_{i+1}に分割でき，点$t_1,\cdots,t_m t_1,\cdots,t_m$とそれぞれが属する弧の端点を結んでできる線分$p_{i-1}p_i$または線分$p_ip_{i+1}$との最短距離を$d_1,\ldots,d_m$とする．

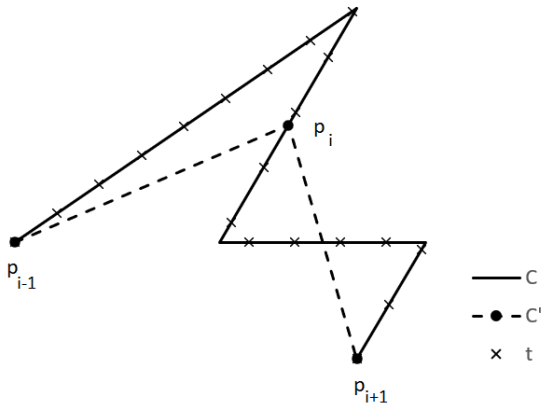

図 2　$t_1,\ldots,t_m$の配置例

距離$d_1,\ldots,d_m$を使い，仮想的な時系列データ$y_1,\ldots,y_m$を以下の式(1)を使い求める．

$$y_j = (d_j/l)^2 \tag{1}$$

l は弧$p_{i-1}p_{i+1}$の弧長である．式(1)で求めた時系列データを利用し，2 次の AR モデルを同定する．

$$y_j = a_1 y_{j-1} + a_2 y_{j-2} + v_j \tag{2}$$

式(2)におけるv_jは，白色雑音であり平均 0，分散σ^2である．今回は，ユールウォーカー法を用いてv_jの近似解を求め，評価値Eを以下の式(3)と定義した．

$$E = -\ln \sigma^2 \tag{3}$$

評価値Eは，p_iの移動にのみ使用する．

３．実験

本手法は，配置した点$p_1,\ldots,p_n$のうち端点を除いた点をランダムに移動規則を適用することで近似を行っている．このことから，近似結果は確定的なものではなく，点に移動規則が適用される順番や点の初期配置により近似結果に差異が生じる．今回の実験は，同じ区分線形を初期位置の異なる 2 種の本手法と Visvalingam's algorithm でそれぞれ近似を行い，近似結果を比較した．2 種の本手法を手法１と手法２とし，以下のとおりに初期位置とパラメータを設定した．

初期配置：

手法１：Cに等間隔に配置

手法２：Visvalingam's algorithm の近似結

移動距離α：弧$p_{i-1}p_{i+1}$の 1%

時系列データ数：20 個

移動規則適用回数：2000 回

この条件で，50 点から構成される区分線形C（図 2 左上）を 20 点で近似を行い，近似結果の一例を図 2 にまとめた．

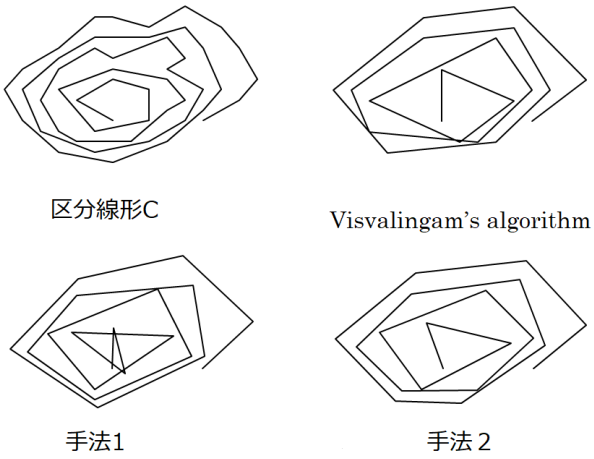

図 3　近似結果の例

図 3 から近似結果に差があることが見て取れる．近似結果の違いを数値的に表現するために，近似前の区分線形と近似後の区分線形のずれを定義する．

N点で構成される近似前の区分線形C上に$10N$個の観測点を等間隔に配置する．区分線形Cは，近似後の区分線形C'を構成する点$p_1,\ldots,p_n$のうち隣接する 2 点を端点する$n-1$個の弧に分割することができ，その端点を結んでできる線分とその弧に属するそれぞれの観測点の最短距離の合計値を g とする．また，それぞれの観測点の最短距離の二乗の合計値を G とし，ずれとする．図 2 で使用した区分線形に対し，本手法１，本手法２，Visvalingam's algorithm の三種でそれぞれ g と G を求め以下の図 3, 4 に示した．

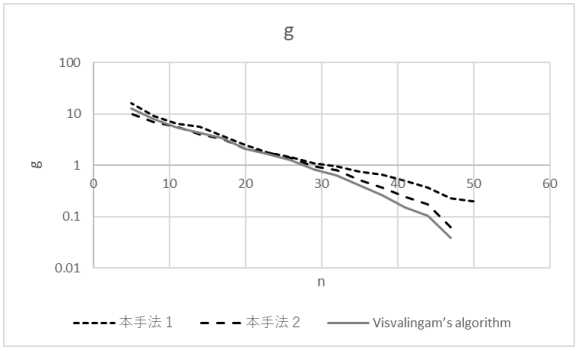

図 4　最短距離の合計

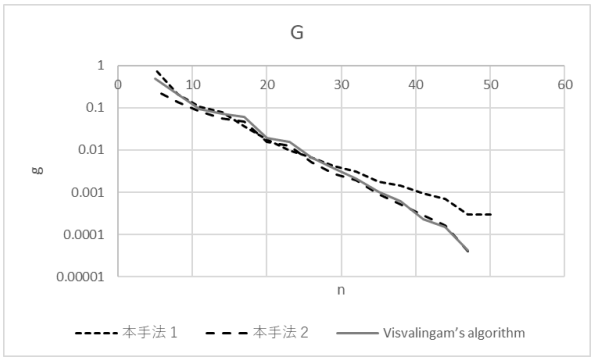

図 5　最短距離の二乗の合計

図 4，5 は 50 点で構成される区分線形を 3 点ずつ削除した場合の変化である．手法 1 はCCに等間隔に点を配置していることにより，削除する点が少ない場合，他の 2 種よりずれが大きいが，削除する点が多くなるとずれの値の差が小さくなった．手法２では，初期配置に Visvalingam's algorithm の近似結果を利用したことにより削除する点が少ない場合 Visvalingam's algorithm の近似結果に近い値をとった．また削除する点が増えるにつれ，Visvalingam's algorithm の近似結果より小さい値をとった．

４．まとめ・今後の課題

本手法は点の初期配置に大きく依存することが近似結果や誤差の変化から読み取れた．本手法を今後有用な近似手段として用いるにためには，初期配置の最適化や様々な手法との比較を行い，特徴を深く理解する必要があると考えられる．また更なる改良を行うために SOM や PSO などを利用することで，誤差などが極値から抜け出せないような状況を打破する必要がある．

参考文献

1) Akira Wake and Isamu Shioya, Piece-Wise Linear Line Simplification by Self-Organization using the Second Order Auto Regression, The Fifth International Conference on Electronics and Software Science ICESS2019, 86-89, Aug. 2019.
2) 和氣彬、塩谷勇、最尤法による曲線の区分線形化の提案、電子情報通信学会、2018 年ソサイエティ大会、金沢大学、A-2-4, 9 月 13, 2018.