

評判情報サイトにおけるプロダクト/サービスの評価値の推定

- 粒子フィルタと平滑化法の適用 -

Estimation of Product / Service Evaluations on Information Reputation Sites

- An Approach based on Particle Filter and Smoothing -

高橋 梓 *1

Azusa TAKAHASHI

山田和明 *1

Kazuaki YAMADA

中小路久美代 *2

Kumiyo NAKAKOJI

山本恭裕 *3

Yasuhiro YAMAMOTO

*1 東洋大学

Toyo University

*2 京都大学

Kyoto University

*3 東京大学

The University of Tokyo

This paper proposes a new method to estimate the evaluation values of products and services from reputation information by using a particle filter and the loess that is one of smoothing methods. In reputation information sites such as Amazon.com and Tabelog, a user can post reviews and evaluate contents such as books, cameras and restaurants. The existing reputation information sites estimate content values by statistically processing the user evaluations. However, it is not always true that all users can evaluate contents correctly. So we need to estimate the suitable content values from many user evaluations. In this paper, we investigate the efficiency of the proposed reputation information system through simulation experimentations.

1. はじめに

インターネット上では多くのユーザが様々な情報や知識を共有・流通・利用することでこれまでにない恩恵を受けている。例えば、アマゾンドットコムや食べログなどのサイトでは、ユーザが購入したプロダクトやサービスについてレビューを投稿したり評価を付けることができ、他のユーザはプロダクトやサービスを利用する前に比較することができる。これらのサイトの興味深い点は、ミシュランガイドのように専門の調査員が厳格な基準に従って評価するのではなく、一般のユーザがそのとき感じたままに評価するにも関わらず、多様なユーザが評価すればするほど、多くのユーザが妥当だと思える適切な評価値に収束する点にある。本稿では、このようにユーザがプロダクトやサービスにレビューや評価を付けることができ、ユーザの評価を統計処理して他のユーザにフィードバックする機能を有するウェブサイトを評判情報サイトと呼ぶこととする。

多くの評判情報サイトでは、ユーザの評価を単純平均してプロダクトやサービスの評価の推定する。単純平均を用いた場合、評価の数が多いほど大数の法則によって評価の推定精度が高くなるのが期待できる。しかし、例えばレストランの場合、料理や接客の質が一定でも来店時に満席だと配膳が遅くなるなどの外乱を受ける。また、サービス提供者が経験を積むことで料理や接客の質が向上することもある。一方、人はプロダクトやサービスの質が同じでも時間が経つと一貫性を保たれなくなるなど評価がゆらぐことが知られている [1]。このようにプロダクトやサービスの質とユーザの評価は内外のゆらぎによって時々刻々と変化すると考えるのが自然である。

我々の研究グループでは、提供されるプロダクトやサービスの評価値を正しく推定するには、(a) プロダクトやサービスに発生するゆらぎと、(b) ユーザが評価する際に発生するゆらぎ、の両方を考慮する必要があると考えている。また、ユーザおよびプロダクトやサービスに生じるゆらぎの特性は事前に知ることができないため、ユーザの行動履歴からゆらぎの特性を推定する必要がある。本研究では、まず、プロダクトとサービスに発生するゆらぎと、ユーザが評価する際に発生するゆらぎをそれぞれシステムノイズと観測ノイズと捉え、自己組織型状

態空間モデルを導入した粒子フィルタ (Particle Filter : PF) [2] と局所回帰平滑化手法の一つである Loess [3] を用いることで、プロダクトとサービスの適正な評価値と、ユーザおよびプロダクトやサービスに発生するゆらぎの特性を同時に推定する手法を提案する。

本稿では、まず、従来手法と本研究との違いについて説明し、次に、評判情報サイトのモデル化を行い、提案手法である評判情報システムについて説明する。そして、計算機実験を通して提案手法の有効性を検証する。

2. 関連研究

本章では、これまでに研究されてきたユーザ評価からコンテンツの価値を推定する方法や既存のサービスについて説明し、提案手法と従来手法の違いについて述べる。

まず、オークションサイトは売り手と買い手が互いに相手の取引を評価し、その結果を合計することで各ユーザの信頼度 θ を算出している。しかし、ユーザ評価はゆらぎを含むため、単純にユーザの評価を合計したのでは適切な信頼度を得られない。そのため酒井ら [4] は、ユーザが互いに評価した値から確率的近似法を用いて適切なユーザの信頼度を推定する方法を提案している。そして、評価のゆらぎが大きいユーザや嘘の評価を付けるユーザが存在しても提案手法が頑健であることをシミュレーションにより示している。

一方、評判情報サイトはオークションサイトのようにユーザ間で互いに評価しないため、上記の手法をそのまま利用できない。そのため食べログでは、他のユーザがレビューを評価した数などからそのレビュアーの信頼度を算出し、レビュアーがレストランを評価した値を信頼度で重み付けし、合計することでレストランの適正な評価値を推定している。しかし、この手法ではユーザ評価のゆらぎを考慮していない。

そこで本研究では、ユーザをセンサ、ユーザがコンテンツに付けた評価をセンサの観測値、コンテンツに発生する外乱やユーザがコンテンツを評価する際に発生するゆらぎをノイズと捉え、自己組織型状態空間モデルを導入した粒子フィルタと平滑化手法の一つである Loess を用いて、コンテンツの適正な評価値とユーザやコンテンツのゆらぎ (ノイズの分散) を同時に推定する。

3. 評判情報サイトのモデル化

本章では、評判情報サイトのモデル化を行う。まず、評判情報サイトには m 個のコンテンツが登録されており、 n 人のユーザがコンテンツを利用して評価するものとする。図 1 に示すように j 番目のコンテンツを C_j の時刻 t におけるコンテンツの適正な評価値を x_t とする。このとき、コンテンツはノイズ v_t によって本来の評価値から式 (1-a) により x'_t となる。ユーザ U_i はコンテンツを利用して評価するとき評価値 x'_t を観測する。しかし、ユーザは評価する際に発生するゆらぎ w_t によってコンテンツの評価値を式 (1-b) のように評価する。したがって、ユーザ U_i はコンテンツ C_j を利用したとき、コンテンツに発生するノイズとユーザが評価する際に発生するゆらぎによって、コンテンツ C_j の適正な評価値 x_t からずれた評価 y_t を付ける。

$$x'_t = f(x_t, v_t), \quad v_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (1-a)$$

$$y_t = h(x'_t, w_t), \quad w_t \sim N(0, \tau^2) \quad (1-b)$$

ただし、 f と h は状態変数 x に関する非線形関数であり、コンテンツのゆらぎ v_t は平均ゼロ、分散 σ^2 の白色雑音 $N(0, \sigma^2)$ 、ユーザの評価のゆらぎ w_t は平均ゼロ、分散 τ^2 の白色雑音 $N(0, \tau^2)$ とする。粒子フィルタでは、式 (1-a) をシステムモデル、式 (1-b) を観測モデルと呼び、 v_t および w_t をそれぞれシステムノイズ、観測ノイズと呼ぶ。

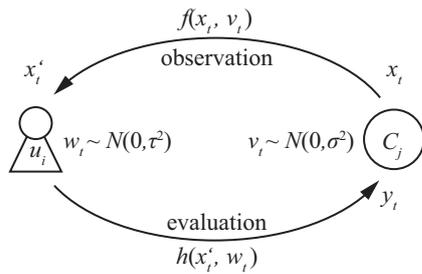


図 1: A model of reputation information sites.

4. 評判情報システム

本章では、提案する評判情報システムの概要を説明し、次に提案手法で用いる粒子フィルタと Loess について詳述する。

4.1 システムの概要

提案する評判情報システムは、ユーザやコンテンツが登録されるとユーザモデル U とコンテンツモデル C を作成する。ユーザモデル U は N 個の粒子を持ち、各粒子はユーザの評価のゆらぎ w の大きさを表す分散 τ^2 を記憶している。コンテンツモデル C も N 個の粒子を持ち、各粒子はコンテンツの評価値 x とコンテンツに発生するゆらぎ v の大きさを表す分散 σ^2 を記憶している。そして、ユーザがコンテンツを利用したとき、以下の手順に従ってコンテンツの適正な評価値と、同時にユーザとコンテンツに発生するゆらぎを推定する。

- (1) ユーザ i がコンテンツ j を利用して評価すると、評判情報システムはユーザモデル U_i とコンテンツモデル C_j が記憶している変数を結合した状態ベクトルを生成する。そして、生成された状態ベクトルから構成された粒子集団 $\{z_{t-1|t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ を状態空間に配置する。時刻 $t-1$ にお

けるコンテンツの評価値の確率分布はこの粒子集団によって近似される。

- (2) ユーザが付けた評価値 y_t に基づいて粒子フィルタによって時刻 t における粒子集団 $\{z_{t|t}^{(i)}\}_{i=1}^N$ を生成する。
- (3) 状態ベクトルの要素を分離し、ユーザモデルとコンテンツモデルの変数を更新する。
- (4) 時刻 t の粒子集団からコンテンツの評価値 $\hat{x}_{t|t}$ を計算する。
- (5) Loess によってコンテンツの評価値 $\bar{x}_{t|t}$ を計算する。

提案手法は、粒子フィルタの推定値 \hat{x}_t を Loess によって平滑化した値 \bar{x}_t をコンテンツの評価値として出力する。これは、粒子フィルタが推定したコンテンツの評価値にはコンテンツのノイズが含まれているため、平滑化することでコンテンツのノイズを除去するためである。

4.2 粒子フィルタ (Particle Filter : PF)

粒子フィルタは、あるシステムの時刻 t における状態 x_t を観測値 y_t からモンテカルロ法を用いて推定する時系列フィルタの一種である。粒子フィルタの基本的な考え方は、図 2 に示すように、まず、多数の粒子をシステムモデルに基づいて状態空間に撒き、システムの状態を近似する予測分布を生成する。次に、観測値 y_t に基づいて各粒子の値がシステムの状態 x_t にどれだけ当てはまるかを尤度により評価する。そして、尤度に基づいて粒子をリサンプリング (復元抽出) し、フィルタ分布を生成する、という操作を繰返すことでシステムの状態を推定する手法である。

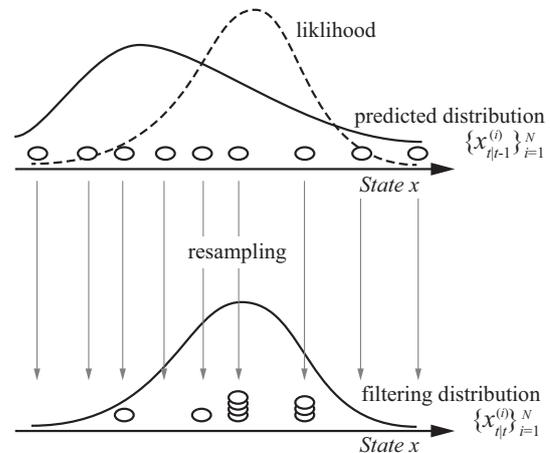


図 2: A conceptual model of a particle filter.

4.2.1 アルゴリズム

粒子フィルタのアルゴリズムは以下のように記述できる。

- (1) 初期分布を近似する粒子集団 $\{x_{0|0}^{(i)}\}_{i=1}^N$ ($x_{0|0}^{(i)} \sim p_0(x)$) を生成する。ただし、 $p_0(x)$ は x の時刻 $t=0$ における初期分布を表す。
- (2) $t=1, \dots, T$ について (a)~(c) のステップを実行する。
 - (a) 尤度計算
各 i ($i=1, \dots, N$) について (i)~(iii) を実行する。
 - (i) 乱数 $v_t^{(i)} \sim q(v)$ を生成する。

- (ii) $x_{t|t-1}^{(i)} = f_t(x_{t-1|t-1}^{(i)}, v_t^{(i)})$ を計算する .
- (iii) $\beta_t^{(i)} = p(y_t | x_{t|t-1}^{(i)})$ を計算する (式 (2)) .

(b) リサンプリング

粒子集団 $\{x_{t|t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ から $\tilde{\beta}_t^{(i)} = \beta_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N \beta_t^{(i)}$ の確率で $x_{t|t-1}^{(i)}$ を重複を許して抽出し, 新たな粒子集団 $\{x_{t|t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ を生成する .

(c) 時刻 t の状態推定

$$\hat{x}_{t|t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{t|t}^{(i)}$$

なお, 観測ノイズ w_t が平均ゼロ, 分散 τ^2 の正規分布に従う場合, 粒子 $x_{t|t-1}^{(i)}$ の尤度 $p(y_t | x_{t|t-1}^{(i)})$ は次式で求められる .

$$p(y_t | x_{t|t-1}^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}} \exp \left[-\frac{(y_t - H(x_{t|t-1}^{(i)}))^2}{2\tau^2} \right] \quad (2)$$

4.2.2 自己組織型状態空間モデル

自己組織型状態空間モデルは, 式 (3) に示すように, 状態 x_t に超パラメータ λ_t を含めた状態ベクトル z_t を生成する . ただし, 超パラメータ λ_t はシステムノイズ v_t の分散 σ_t^2 と観測ノイズ w_t の分散 τ_t^2 から構成されている . 生成した状態ベクトル z_t に対して粒子フィルタと同様の操作を繰返すことで, システムノイズと観測ノイズの分散を同時に推定することができる^{*1} . このとき, システムモデルと観測モデルは式 (4) と記述でき, 非線形関数 F と H は式 (5) となる .

$$z_t = \begin{bmatrix} x_t \\ \lambda_t \end{bmatrix}, \quad \lambda_t = \begin{bmatrix} \log \sigma_t^2 \\ \log \tau_t^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$z_t = F(z_{t-1}, v_t) \quad (4-a)$$

$$y_t = H(z_t, w_t) \quad (4-b)$$

$$F(z_{t-1}, v_t) = \begin{bmatrix} f(x_{t-1}, v_t) \\ \lambda_{t-1} + \epsilon_t \end{bmatrix} \quad (5-a)$$

$$H(z_t, w_t) = h(z_t, w_t) \quad (5-b)$$

ただし, 式 (5-a) の $\lambda_t = \lambda_{t-1} + \epsilon_t$ は, 超パラメータ λ_t の時間変化を表し, $\epsilon_t = [\zeta_t, \eta_t]'$ はそれぞれ $\zeta_t \sim N(0, \nu^2)$, $\eta_t \sim N(0, \xi^2)$ とする . ν と ξ は超パラメータを特徴付けるパラメータであるため, 超々パラメータと呼ばれる .

4.2.3 固定ラグ平滑化

固定ラグ平滑化 [2] は, 状態ベクトル $z_{t|t-1}^{(i)}$ を式 (6) のように拡張し, この拡張状態ベクトルに対して粒子フィルタと同様にリサンプリングすることで実現できる . 最後にリサンプリングにより得られた粒子集団 $\{z_{t|t}^{(i)}\}_{i=1}^N = \{[z_{t|t}^{(i)}, \dots, z_{t-L|t}^{(i)}]'\}_{i=1}^N$ から $\{z_{t-L|t}^{(i)}\}_{i=1}^N$ の部分を取り出すことで, 時刻 $t-L$ から時刻 t の情報に基づいて平滑化した時刻 $t-L$ の状態を求めることができる .

$$\tilde{z}_{t|t-1}^{(i)} = [z_{t|t-1}^{(i)}, z_{t-1|t-1}^{(i)}, \dots, z_{t-L|t-1}^{(i)}] \quad (6)$$

*1 σ^2 と τ^2 は正値性を保つため対数値を用いる .

4.3 Loess

Loess は局所回帰平滑化手法の一種であり, 平滑化は式 (7) に基づいて重み付き線形最小二乗回帰を実行することで行われる . このとき回帰重み $w(x_t)$ は決められた範囲内の各データ点に対して式 (8) から求められる . 回帰重みはデータ x_t において最大となり, そこから離れるにつれて小さくなる . したがって, 回帰重みはデータ x_t に対して左右対称となるが, データの端点 (始点と終点) では非対称となる . 通常, Loess は予め用意されたデータに対して実行されるが, 本稿では新しいデータが観測される度に Loess を実行することで逐次的にデータを平滑化する . ただし, データの端点では回帰重みが非対称となり, 端点の重みが最大とある . そのため, 本稿では, 観測した最新のデータからラグタイム分だけ前のデータを利用する .

$$\sum_{t=1}^N w(x_t)(y_t - a + bx_t - cx_t^2)^2 \quad (7)$$

$$w(x_t) = \left(1 - \left\| \frac{x_i - x_t}{d(x)} \right\|^3 \right)^3 \quad (8)$$

ただし, x_t は平滑化する時刻 t のデータであり, x_i は範囲内のデータを表す . $d(x)$ は範囲内で x_t から最も離れたデータの距離である .

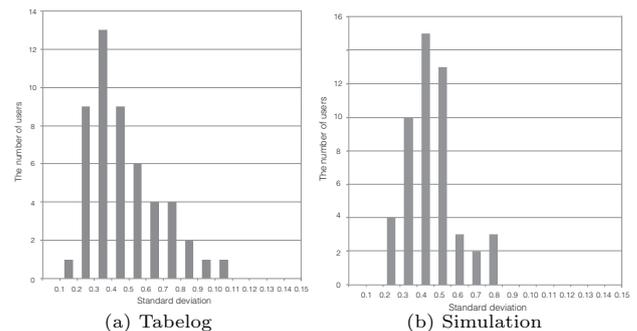


図 3: A distribution of the standard deviation of users.

5. 計算機実験

5.1 実験設定

本節ではレストランの評判情報サイトである食べログを参考にユーザとコンテンツのゆらぎをモデル化する . まず, ユーザのゆらぎをモデル化するために, あるユーザが評価したレストランを抽出し, 各レストランのユーザ評価の平均を求め, 次に, そのユーザの評価値と各レストランの評価値の平均との差から標準偏差を求め, そのユーザのゆらぎの大きさとする . 図 3(a) に食べログに掲載されている某レストランを評価したユーザ 50 名の分析結果を示す . グラフの横軸は標準偏差であり, 縦軸は人数を表す . この頻度分布から多くのユーザはゆらぎが小さいことがわかる . 実験ではユーザ評価のゆらぎの大きさ (標準偏差) は対数正規分布に従うものとし, 棄却法によりユーザの標準偏差を図 3(b) のように決定する .

一方, レストランの適正な評価値やゆらぎを予め測定するのは困難なため, 実験ではレストランのゆらぎを平均ゼロ, 分散 0.04 の白色雑音とする . また, レストランの評価値として, (a) 評価が常に一定の場合, (b) 評価が直線的に向上する場合, (c) 評価がステップ状に変化する場合, の三種類を用いる .

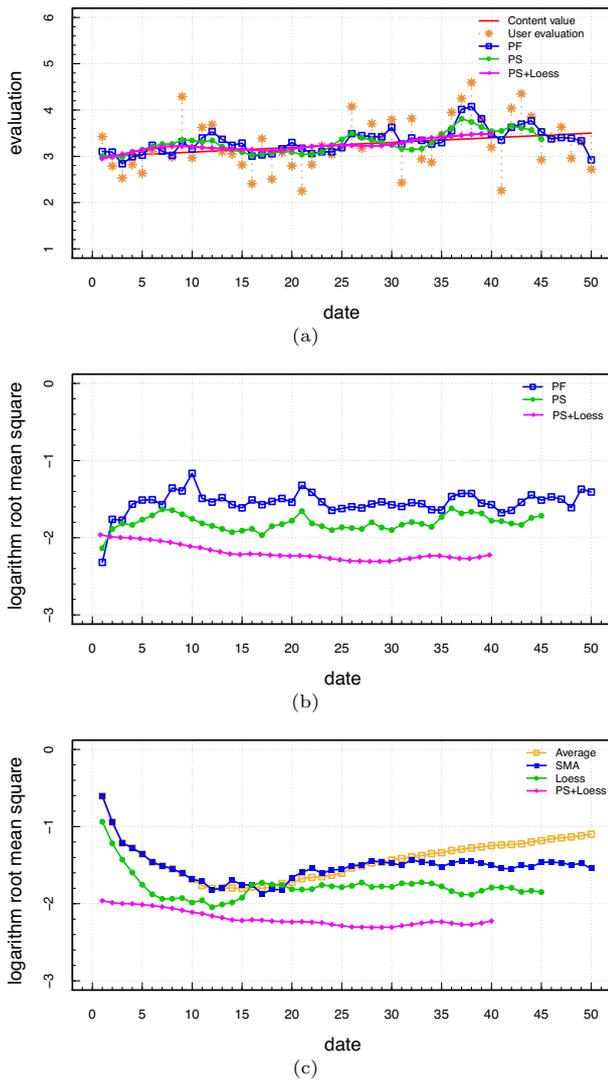


図 4: Estimated results.

実験ではユーザ 50 名がレストラン 50 軒を 50 日かけて 1 回ずつ利用して評価する。各ユーザが持つ粒子数を $N = 500$ とする。自己組織型状態空間モデルによりユーザ評価のゆらぎ(分散)を推定するために、粒子の初期分布を $U([0.0, 0.25])$ の一様乱数により決定し、超々パラメータを $\xi = 0.05$ とする。一方、レストランの評価値とレストランに発生するゆらぎ(分散)を推定するために、粒子の初期分布をそれぞれ $U([0.0, 5.0])$, $U([0.0, 0.04])$ の一様乱数により決定し、超々パラメータを $\nu = 0.02$ とする。固定ラグ平滑化のラグタイムを $L_{ps} = 5$ とし、Loess のラグタイムを $L_{loess} = 5$ とする。

5.2 実験結果

本節では紙面の都合から、提案手法をレストランの適正な評価値が直線的に向上する場合に適用した結果のみ説明する。まず、図 4(a) に、あるレストランの評価値を PF, PS, PS と Loess を用いて推定した結果の一例を示す。グラフの横軸は日数であり、縦軸は推定したレストランの評価値である。赤線はレストランの評価値を表し、橙の * はユーザが付けた評価を表す。青、緑、ピンクの線はそれぞれ PF, PS, PS と Loess の推定結果を表す。この図から PS と Loess を用いた推定結果

がレストランの適正な評価値に最も近いことがわかる。なお、PS と Loess のラグタイムを 5 としているため、PS と Loess を用いた推定結果は 10 日前の結果となる。そのため、PS と Loess の推定結果は 40 日までとなっている。

次に、図 4(b) に PF, PS, PS と Loess を用いたときの推定値とレストランの評価値との二乗平均平方根の対数をとった値を示す。グラフの青、緑、ピンクの線はそれぞれ PF, PS, PS と Loess の結果を表す。この図からも PS と Loess を用いた推定結果が最も良いことがわかる。

最後に、図 4(c) に単純平均、移動平均、Loess, PS と Loess を用いた場合の二乗平均平方根の対数をとった値を示す。各手法の結果は、それぞれ橙、青、緑、ピンクの線によって表されている。単純平均はレストランの評価値が直線的に向上するため 15 日以降誤差が増大している。移動平均と Loess は決められた幅のデータから平均や回帰直線を求めるため、単純移動平均より誤差が小さい。一方、PS と Loess を用いた推定結果は、移動平均と Loess のみの場合より推定精度が向上している。これは PS によってユーザのノイズを低減したからだと考えられる。以上のことからコンテンツの評価が変化する場合、PS と Loess を用いる提案手法は有効であると考えられる。

6. おわりに

本稿は、評判情報サイトにおいてユーザがプロダクトやサービスに付けた評価から、自己組織型状態空間モデルを導入した粒子フィルタと、局所回帰平滑化手法の一つである Loess を用いてプロダクトやサービスの適正な評価値を推定する新しい手法を提案した。提案手法は、粒子フィルタに自己組織型状態空間モデルを導入することでプロダクトやサービスの評価値と、ユーザおよびプロダクトやコンテンツに発生するゆらぎの特性を同時に推定することができる。提案手法の有効性を検証するために計算機実験を行い、提案手法がプロダクトやサービスの評価値が変化する場合やユーザの評価にゆらぎが生じる場合でも単純平均、移動平均、Loess より精度よく推定できることを確認した。今後の課題として、新規にユーザやコンテンツが追加され、ユーザ数とコンテンツ数が増大した場合の提案手法の有効性を検証する予定である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 25730185, 26240046 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 神蔭敏弘, 協調フィルタリングの課題: プライバシー, サクラ攻撃, 評価値のゆらぎ, 情報処理, Vol.48, No.9, pp.966-971, 2007.
- [2] 樋口知之: データ同化入門(予測と発見の科学), 朝倉書店, 2011.
- [3] William S. Cleveland and Susan J. Devlin., Locally Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting, Journal of the American Statistical Association, Vol.83, No.403, pp.596-610, (1988).
- [4] 酒井隆道, 寺田賢二, 櫛肅之, 確率的近似法を用いた頑強なオンライン評判メカニズム, 電子情報通信学会論文誌, J88-D-I(5), pp.958-968, 2005.