



# データ放送システムにおけるアトラクタ選択を用いたフィルタ適用順序の適応化手法

北島, 信哉  
原, 隆浩  
寺田, 努  
西尾, 章治郎

---

## (Citation)

情報処理学会論文誌, 50(2):846-859

## (Issue Date)

2009-02-15

## (Resource Type)

journal article

## (Version)

Version of Record

## (URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/90002138>



## データ放送システムにおけるアトラクタ選択を用いたフィルタ適用順序の適応化手法

北 島 信 哉<sup>†1</sup> 原 隆 浩<sup>†1</sup>  
寺 田 努<sup>†2</sup> 西尾 章 治 郎<sup>†1</sup>

近年、様々なデータ放送サービスの普及により、膨大かつ多様なデータが提供されるようになった。しかし、ユーザが必要とする情報は限られているため、必要なデータのみを自動的に選択して蓄積する情報フィルタリング技術に対する注目が高まっている。一般にフィルタリングを行う際には、複数のフィルタを順に適用するが、適用順序によってフィルタリング処理にかかる負荷は異なる。一方で、生物界の知見を応用した自律的なパラメータ制御手法であるアトラクタ選択に関する研究も、近年さかに行われている。本論文では、フィルタの適用順序決定の際に必要なパラメータの制御にアトラクタ選択を用いる手法を提案する。提案手法では、放送データの内容が変化した場合でも適応的に変化に追従し、フィルタリング処理にかかる負荷を低減させる。

### A Filtering Order Adaptation Method Based on Attractor Selection for Data Broadcasting System

SHINYA KITAJIMA,<sup>†1</sup> TAKAHIRO HARA,<sup>†1</sup>  
TSUTOMU TERADA<sup>†2</sup> and SHOJIRO NISHIO<sup>†1</sup>

Recent spread of various data broadcasting services leads to provide enormous and various data. Since, data that a client needs are part of them, there has been an increasing interest in information filtering techniques where a client automatically chooses and stores the necessary data. Generally, when a client performs filtering, it applies some filters sequentially, but the time required for filtering changes according to the order of filters. On the other hand, in recent years, there have been many studies about attractor selection which is an autonomous parameter control technique based on the knowledge from living organisms. In this paper, in order to reduce the load for filtering process, we propose a novel method which adaptively changes the order of filters according to the change in broadcast contents. This method adaptively decides the

control parameters for filtering by using attractor selection.

#### 1. はじめに

近年、様々なデータ放送サービスの普及により、膨大かつ多様なデータが提供されるようになった。放送型のシステムでは、サーバは大量のデータを1度にユーザに配信できるが、ユーザが必要とする情報は限られているため、必要とするデータを自動的に選択する情報フィルタリングシステムが有用である<sup>3),13)</sup>。

一般にフィルタリングを行う際には、複数のフィルタを順に適用する。適合する放送データ数や適用負荷はフィルタごとに異なるため、フィルタの適用順序がフィルタリング処理にかかる総負荷に大きく影響する。フィルタリングにかかる負荷が高い場合、データの受信速度が処理速度を上回り、処理が追いつかなくなる場合が生じる可能性がある。そのため情報フィルタリングシステムでは、フィルタの適用順序の決定が重要な課題となる。これまでに、文献15)においてフィルタリングの実行順序に関する関数的性質については明らかにされているが、フィルタリング処理にかかる負荷を考慮したフィルタの適用順序については論じられていない。

一方で、生物界における知見を応用した情報技術であるアトラクタ選択を用いたパラメータ制御手法に関する研究もまた、さかに行われるようになってきた<sup>5),6),10),11),16)</sup>。アトラクタ選択では状況に応じて自律的にパラメータを制御できるため、システム環境の変化に柔軟に対応できる。

本論文では、フィルタの順序決定の際に必要なパラメータの制御にアトラクタ選択を用いることで、放送データの内容が変化した場合でも適応的に変化に追従し、フィルタリング処理にかかる負荷を低減させる手法を提案する。さらに、シミュレーション評価により、放送内容の変化が大きい場合には提案方式を用いることで、フィルタリング処理にかかる負荷が比較手法と比べて低減されることを示す。

<sup>†1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻

Department of Multimedia Engineering, Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

<sup>†2</sup> 神戸大学大学院工学研究科電気電子工学専攻

Department of Multimedia Engineering, Graduate School of Science and Technology, Kobe University

以下、2 章では情報フィルタリングシステムについて述べ、3 章ではアトラクタ選択について説明する。4 章で提案手法について説明し、5 章では提案手法の性能評価を行う。最後に 6 章で本論文のまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 情報フィルタリングシステム

### 2.1 想定環境

地上波放送の空き帯域を利用したサービスやインターネットを用いたニュース配信、衛星放送を利用した双方向データサービスなど、すでにサービスを開始しているデータ放送はいくつかある。このようなデータ放送では、膨大な情報を多数のユーザに 1 度に配信できるが、ユーザが必要とする情報はそのごく一部であることが多い。

本研究では特に、今後普及すると考えられる街中における無線 LAN を用いた携帯端末へのデータ配信サービスを想定する。このような放送型の情報配信システムを想定した研究としては、文献 1)、2) が著名である。また、近年ではワンセグ放送を用いた情報配信システムに関する研究もさかに行われている。放送されるコンテンツは文字や画像データであり、ニュースや天気などの生活情報、地域の店舗情報やイベント情報など、様々なジャンルのデータが配信されているものとする。類似するサービスとして、ワンセグによるローカルデータ放送や RSS によるデータ配信があげられる。携帯端末では端末容量に制限があるため、据え置き端末への情報配信と比べ、必要とする情報を自動的に選択する情報フィルタリングシステムの必要性は高い。

図 1 に示すように、情報フィルタリングシステムでは、各クライアントは受信したデータすべてを蓄積するのではなく、1 度受信バッファに蓄えた後、一定数蓄積されると、あらかじめ用意したフィルタを用いてまとめてフィルタリングを行い、必要なデータのみを蓄積する。このような処理手法を一括処理と呼ぶ。データを一定数蓄積せず、到着順にフィルタを適用する逐次処理と呼ばれる手法も存在するが、従来研究<sup>7)</sup>において、逐次処理では一括処理と比べリアルタイム性は高いが、フィルタリングにかかる負荷は一括処理より低くなることはないとは判断しているため、本研究では一括処理のみを扱う。

フィルタリングを行う際、たとえば「スポーツに関する今日のニュースを知りたい」といった要求があると、ユーザ側では、放送データがスポーツに関するものか、それがニュースであるか、それが今日のものであるか、といったように、3 種類のフィルタを用いてフィルタリングを行うことになる。なお、単一フィルタによるフィルタリングの効率化については、従来から多くの研究が行われているため、本研究では扱わない。

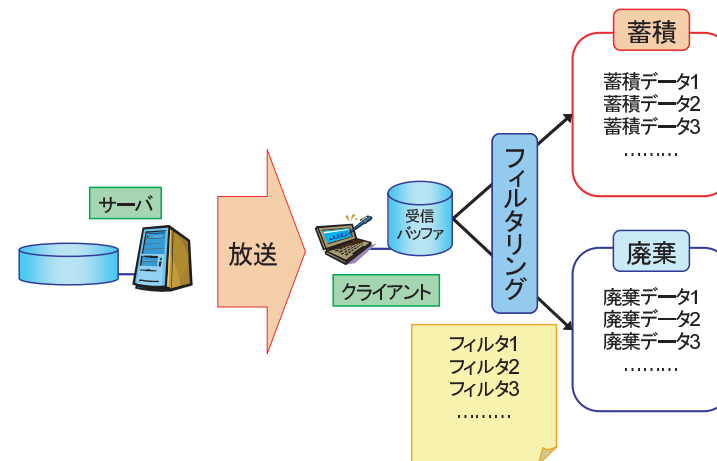


図 1 情報フィルタリングシステム  
Fig. 1 Information filtering system.

想定環境における放送では、放送内容は固定されておらず、つねに不規則に変化し続ける。その一例として、スーパーの宣伝広告は買物客の多い時間帯に、レジャーに関する情報は週末に放送される頻度が高くなるが、ニュース速報のように必要性が高くなった場合に即時放送される情報も存在する。このように時間帯や曜日によって放送内容が変化する場合もあれば、不定期に放送頻度が変化する情報も存在するため、学習型モデルによって対応しようとする、学習に要する時間が長くなり追従しきれないという問題や、フィルタリングに要する計算負荷が増加するという問題が発生する。

### 2.2 フィルタリングコスト

フィルタが複数存在する場合、適合するデータ数や適用負荷はフィルタごとに異なるため、フィルタの適用順序がフィルタリングコストに大きく影響する。5.1 節で述べるシミュレーション環境と同様の環境を想定し、実際に PDA（日本 HP 社の iPAQ rx5965）を用いてフィルタリングを行ったところ、5,000 個のデータに対し、単純な文字列比較を行うのみのフィルタの場合、1 秒以下で実行できるが、情報フィルタリングの分野でよく用いられる手法であるユーザの興味と放送データをそれぞれベクトルで表現し、そのコサイン相関値をもとにフィルタリングを行う場合、実行に 4 秒以上かかった。この場合、コサイン相関を用いたフィルタリングの場合、処理負荷が高いために処理速度が受信速度を下回り、フィルタ

リングが間に合わなくなる。この場合、他のフィルタを用いて対象データ数を減らした後、コサイン相関を用いたフィルタを適用することによりフィルタリングコストを低減させることが有効である。ここでフィルタリングコストとは、フィルタリングにかかる負荷を処理時間をもとにした数値で表したものであり、各フィルタの（データ単位あたりの）処理時間、フィルタを適用するデータ数に比例する<sup>7)</sup>。

データはつねに放送されているため、フィルタリングの処理速度が受信速度を下回ると、受信バッファが溢れてしまう。また、ユーザは配信される情報を受信するためにのみ携帯端末を利用しているわけではなく、他のサービス、たとえば、地図ソフトと連携したナビゲーションや、動画配信サービスなどと併用して利用する場合もあるため、フィルタリングコストは小さいほうがよい。

本研究で想定している放送データは、ニュースや天気などの生活情報、地域の店舗情報やイベント情報など、内容が時間によって変化するものが多い。また、ユーザが必要とするデータも、時間の経過とともに変化すると思われる。このような環境では最適なフィルタの適用順序を一意に決定することはできないため、動的にフィルタの適用順序を決定する手法が必要となる。

### 3. アトラクタ選択

#### 3.1 アトラクタ選択による適応応答

本節では、文献 6), 10), 11), 16) で議論されているアトラクタ選択による適応応答についての概略を述べる。

生物は、細胞内に遺伝子、タンパク質、代謝という多階層のネットワークを持つ複雑なネットワークシステムであると考え、これを生物ネットワークと呼ぶ。異なる生物ネットワークどうしが出会うと、お互いの構造や経路を変えながら安定状態（アトラクタ）にたどり着き、生物共生ネットワークを形作っていく。この生物共生ネットワークは、情報ネットワークで必要とされる拡張性、自律性、強靱性、柔軟性、適応性、多様性などの性質を含んでいると考えられる。ここで共生とは、2 種、あるいはそれ以上の異なった生物が相互作用し、それぞれが持たない性質を相互補完して生存することを指す。

過去にまったく遭遇したことのない 2 種の生物が共生関係を形成する過程では、他の生物という新しい環境に柔軟に適応する必要がある。しかし、この環境変化は過去に経験したことがないものであるため、あらかじめそれに対応する遺伝的プログラムを用意することはできない。

従来研究により、共生関係が成立するには遺伝子代謝ネットワーク（遺伝子、タンパク質、代謝の 3 階層のネットワーク）の再編成による元の安定状態から新しい安定状態への転移と、化学物質による細胞間の相互作用が重要であることが明らかになっている。これをもとに、アトラクタ選択による適応応答という新しい機構が提案されている。

まず、複雑な遺伝子代謝ネットワークを単純化した 2 重フィードバックループを持つモデルを仮定している。

$$\frac{dm_1}{dt} = \frac{\text{syn}(\text{act})}{1 + m_1^2} - \text{deg}(\text{act}) \cdot m_1 + \eta_1 \quad (1)$$

$$\frac{dm_2}{dt} = \frac{\text{syn}(\text{act})}{1 + m_1^2} - \text{deg}(\text{act}) \cdot m_2 + \eta_2 \quad (2)$$

$m_1, m_2$  は、オペロン 1 とオペロン 2（オペロン：ゲノム上に存在する機能的な単位の 1 つ）から作られる mRNA 濃度（mRNA：細胞中でタンパク質合成部位であるリボソームに DNA の情報を伝える役割を持つ核酸）である。 $\text{syn}$  および  $\text{deg}$  は合成と分解の係数で、以下のように細胞の活性を表す  $\text{act}$  の関数として定義されている。

$$\text{syn}(\text{act}) = \frac{6\text{act}}{2 + \text{act}} \quad (3)$$

$$\text{deg}(\text{act}) = \text{act} \quad (4)$$

第 3 項  $\eta_1, \eta_2$  はノイズである。活性度  $\text{act}$  は以下の式に従って変化するものと定義されている。

$$\frac{d\text{act}}{dt} = \frac{\text{pro}}{\left(\left(\frac{\text{Nut}_{th1}}{m_1 + \text{Nut}_1}\right)^{n_1} + 1\right) \times \left(\left(\frac{\text{Nut}_{th2}}{m_2 + \text{Nut}_2}\right)^{n_2} + 1\right)} - \text{cons} \times \text{act} \quad (5)$$

ここで  $\text{Nut}_1, \text{Nut}_2, \text{Nut}_{th1}, \text{Nut}_{th2}$  は、栄養 1, 2 の外部からの供給濃度とその閾値、 $\text{pro}, \text{cons}$  は、栄養を使った活性の生産と消費の係数、 $n_1, n_2$  は適当な定数である。

この 2 重フィードバックループの応答は、図 2 に示すとおりである。図から、1 つの栄養の外部供給を断つと、その欠乏を補うアトラクタが選択されていることが分かる。この環境では、吸収領域が同じ 2 つのアトラクタが存在するが、適応的なアトラクタだけが選択される。これは、環境が悪くなり、活性度  $\text{act}$  が小さくなると、ノイズによる揺らぎが大きくなり、やがて適応的なアトラクタに近づくと、再び活性を回復し、そのアトラクタに吸収されるためである。これが、アトラクタ選択による環境適応である。

#### 3.2 アトラクタ選択の有用性

情報システムの急速な大規模化・複雑化が実現されるなか、計画的なシステム構築は不可

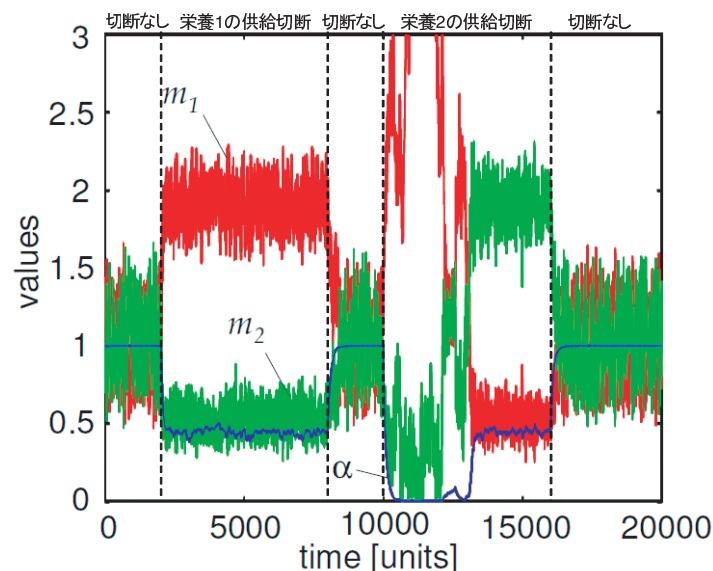


図2 2重フィードバックループの応答  
Fig. 2 Response of the double feedback loop.

能になりつつある。そこで近年では、システム全体が環境変化に対して自律的に柔軟に対応できる情報技術の開発が必要になっている<sup>11)</sup>。

たとえば、ネットワーク設計の分野では、従来より性能や効率の最適化を目的としたシステム設計が行われてきた。しかし、そのような設計手法では、大規模なネットワーク障害が生じた場合、その復旧に長時間を要してしまう。そこで、予測が非常に困難な事象に対して、システム性能を最適化することを控えてでも、情報システムにおける個々の構成要素が安定状態を保ちながら、システム入力の変動や故障などの発生に柔軟に対応し、本来のサービス機能を維持できる設計手法が重要になってきている。

このように、予測が困難な環境変化に適応的に柔軟に対応する機構の実現が重要視されるなか、起こりうるすべての外的・内的要因を予測し、それに対処していくことは、大規模なシステムになればなるほど困難である。そこで、どのような設計原理、数理モデルを採用するかが大きな課題となる。

たとえば、ファジィ推論では、人間の知識を If Then Else 型でまとめて知識データベ-

スとして集積し、推論エンジンにより認識、制御、推論などを行う。人間の持っている経験をメンバシップ関数として取り込めるが、本質的には過去の経験に基づく決定的な計算を行っている。

また、ニューラルネットワークでは、ニューロン中のパラメータを最適化することによりパターン認識を行う。しかし、基本的には学習ベースなので、遭遇したことのない状況、つまり、予測が困難な状況には対応できない。

一方、遺伝的アルゴリズムは、遺伝子コードの形に工学データを変換し、変異、組み替え、最適選択など、生物に起こる遺伝のプロセスを模倣してシステムを最適化する手法である。ランダムサーチと最適選択を備えているので、最急降下法などのようなローカルミニマムから抜け出せない方法とは異なる。しかし、定式化されたシステムを最適化するという点で従来の数学的手法と同様であり、システムに未知の変化が与えられたときには対応できない。

シミュレーテッド・アニーリングは、現在の解のランダムな近傍解を複数検討し、どの近傍状態に遷移するのがよいかを確率的に決定する手法であり、ローカルミニマムに陥るのを防ぐ機構をも備えている。しかしこの手法では、ヒューリスティックに最適解を探索するため、収束するまでに非常に時間がかかり、環境変化に対して柔軟に対応できない。

そこで、確率的な挙動のもとでのアトラクタ選択の原理に基づくシステム設計手法がますます重要になってくる。ロボット工学の分野で活用されている人工知能モデルなど、他の環境適応モデルも存在するが、筆者らが知る限り、アトラクタ選択のようにあらかじめ想定されていない様々な状況変化に対して柔軟に対応できるようなモデルはない。本論文で扱うフィルタ適用順序問題では、データはつねに放送されており、またその内容も変化し続けるため、予測が困難な事象に対して少ない計算量で柔軟に対応できるアトラクタ選択を用いるのが最も適していると判断した。なお、最近ではロボット工学の分野でも、アトラクタ選択を適用する研究が進められている<sup>4)</sup>。

#### 4. 提案手法

本章では、フィルタの順序決定の際に必要なパラメータの制御にアトラクタ選択を用いることで、放送データの内容が変化した場合でも適応的に変化に追従し、フィルタリングコストを低減させる手法を提案する。

提案手法では、アトラクタ選択を用いてフィルタの選択優先度  $S$  を定義し、 $S$  が高いフィルタから順に適用する。適用するフィルタ数を  $n$  とし、フィルタ  $F_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) を  $j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ) 番目に適用する場合の選択優先度を  $S_{i,j}$  と表すものとする。

以下に、提案手法の詳細を示す。

#### 4.1 アトラクタ選択の適用

##### 4.1.1 フィルタリングコストの計算

フィルタ  $F_i$  を適用した際にフィルタによって廃棄されるデータアイテムの割合を、減少率  $D_i$  と呼ぶこととする。フィルタによって廃棄されたデータアイテム数を  $d_i$ 、フィルタを適用したデータアイテム数を  $a_i$  とすると、 $D_i$  は次式で表せる。

$$D_i = \frac{d_i}{a_i} \quad (6)$$

実環境において提案手法を用いる場合、フィルタリングコストにはフィルタを実際に適用し、処理にかかった時間を用いるものとする。しかし、本論文のシミュレーション評価では擬似データを用いるため、実際にフィルタを適用することができない。そこで本論文では、フィルタリングコストを一般化し、フィルタの種類による処理負荷の違いを表すため、フィルタ  $F_j$  の適用コストを  $c_j$  と定義する。 $c_j$  は、フィルタを適用した際の単位データあたりの処理時間を表す。

文献 7) より、一括処理によりフィルタを適用した際の処理時間が、単位データあたりの処理時間と処理データ数に比例することから、 $N$  個のデータアイテムに  $n$  種類のフィルタをある順番で適用した際にかかる総コスト  $C$  は、次式で表せるものとした。

$$C = \sum_{j=1}^n \left( c_j N \prod_{k=1}^{j-1} D_k \right) \quad (7)$$

##### 4.1.2 活性度の計算

提案手法では、フィルタリングコストが低いほど性能が良いと考えるため、 $C$  を用いて活性度を定義する。過去に適用した  $x$  回のフィルタリング結果の  $C$  のうち最も小さい  $C$  を  $C_{min}$  とおき、フィルタリングコストが最小コストに近づくほど活性度が高くなるように、活性度  $\alpha$  を次の式で定義する。

$$\frac{d\alpha}{dt} = \delta \left( \left( \frac{C_{min}}{C} \right)^\lambda - \alpha \right) \quad (8)$$

式中の  $\delta$ ,  $\lambda$  は、活性度の値を調整するためのパラメータである。また、 $\alpha$  は  $0 \leq \alpha \leq 1$  を満たす。また、1 回のフィルタリングの単位については、4.2 節で定義する。

##### 4.1.3 選択優先度の計算

選択優先度  $S_{i,j}$  は、文献 8), 9) を参考に、次のように定義した。

$$\frac{d}{dt} S_{i,j} = \frac{\text{syn}(\alpha)}{1 + S_{max,j}^2 - S_{i,j}^2} - \text{deg}(\alpha) S_{i,j} + \eta_{i,j} \quad (9)$$

$$\text{syn}(\alpha) = \alpha [\beta \alpha^\gamma + \phi^*] \quad (10)$$

$$\text{deg}(\alpha) = \alpha \quad (11)$$

$$\phi(\alpha) = \frac{\text{syn}(\alpha)}{\text{deg}(\alpha)} \quad (12)$$

$$\phi^* = \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (13)$$

ここで  $\eta_{i,j}$  は乱数、 $\beta$  と  $\gamma$  は定数である。 $S_{i,j}$  は  $0 \leq S_{i,j}$  を満たす。ただし、 $j \geq 2$  のとき、すでに選択されたフィルタを選択することは無意味であるため、すでに選択されているフィルタ  $F_i$  に対応する  $S_{i,j}$  については、 $S_{i,j} = 0$  とする。

式 (9) から式 (13) は、文献 8), 9) においてそれぞれマルチパスルーティング、アドホックネットワークのルーティングに適用されているが、これらの式は活性度  $\alpha$  をもとに対象値にフィードバックをかけることのみを定義した式であるため、本研究にもそのまま適用できる。本研究に特化したフィルタリングコストの特徴は、式 (8) に表されている。

フィルタリングコストが低く活性度が高い場合には、第 1 項の影響が大きく選択優先度はほとんど変化しないが、フィルタリングコストが高くなり活性度が低くなると、第 3 項の乱数項の影響が大きくなり、別の安定状態に遷移する。これにより、放送データの状況変化に適応可能となる。

#### 4.2 フローチャート

提案手法では、 $N$  個のデータアイテムがユーザの受信バッファに蓄積されるごとに、以下の手順を行う。

- (1) 現在の活性度  $\alpha$  を、式 (8) に従って計算する。
- (2) 選択済みフィルタの集合  $U_f$  を、 $U_f = \emptyset$  とする。
- (3)  $j = 1, 2, \dots, n$  に対し、次の (a) から (c) の手順を実行する。
  - (a)  $i = 1, 2, \dots, n$  ( $F_i \notin U_f$ ) に対し、選択優先度  $S_{i,j}$  を式 (9) に従って計算する。
  - (b)  $S_{i,j}$  ( $i = 1, 2, \dots, n$  ( $F_i \notin U_f$ )) が最大となる  $i$  を  $max\_i$  とする。
  - (c)  $F_{max\_i}$  を、 $j$  番目に適用するフィルタとして選択し、 $U_f$  に  $F_{max\_i}$  を追加する。
- (4) 決定したフィルタ適用順序に従い、フィルタを適用する。
- (5) フィルタリングコストを式 (7) に従って計算する。
- (6)  $C_{min}$  を更新する必要があるかどうか確認し、必要があれば更新する。

この手順の 1 サイクルを、1 回のフィルタリングと定義する。

## 5. 評価

本章では、評価基準に平均フィルタリングコストを用いて、提案手法の有効性をシミュレーション実験の結果から検証する。平均フィルタリングコストとは、1回のフィルタリングにかかる総コストの平均を表す。

### 5.1 シミュレーション環境

本評価では、2.1節で述べた携帯端末への情報配信サービスを想定し、放送データとフィルタリングモデルを決定した。

シミュレーション評価では、パラメータ設定を変化させることで様々な状況を実現するため、実際の放送データではなく擬似的に作成したデータを用いた。複数のフィルタを用いてフィルタリングを行うために、擬似データにはフィルタ数と同数の属性を付加し、フィルタリングを行う際に比較する値を属性値として格納した。カテゴリ比較を行うフィルタの場合にはカテゴリが、コサイン相関を用いたフィルタの場合にはコサイン相関値が属性値として格納されているものとする。簡単化のため、フィルタリングはセクションのみを行うものとし、フィルタリング結果はフィルタの適用順序によらず一意であるものとした<sup>14),15)</sup>。

表1に、評価で用いるパラメータとその値を示す。各パラメータは、2.1節で述べた携帯端末への情報配信サービスを想定し、決定した。フィルタリングは受信バッファにデータアイテムが溜まるごとに行うので、3.90625秒に1回行うことになる。この時間をフィルタリング周期と呼ぶ。

擬似データに付加する各属性値の分布には偏りがあるものとし、他の放送型システムにおける研究<sup>1),2)</sup>においても用いられているZipf分布に従うものとする。Zipf分布は次の式で表せる。

$$f(r) = \frac{\frac{1}{r}}{\sum_{m=1}^{N_a} \frac{1}{m}} \quad (14)$$

式中の $N_a$ は属性値の数、 $r$ はその属性値をとるデータが多い順に属性値を順序付けた際の順位を表す。 $f(r)$ は順位 $r$ の属性値の出現確率を表し、順位 $r$ が小さいほど $f(r)$ が大きくなり、その属性値を属性に持つデータアイテムが多くなる。本研究では属性値としてキーワードやカテゴリのほかにもコサイン相関値などの数値を想定しているが、属性値が数値の場合には、値を一定区間ごとに区切った際の各区間に属するデータ数の割合がZipf分布に従うものとする。

ここで、各属性値に対する $r$ は時間とともにランダムに変化するものとした。これによ

表1 評価に用いるパラメータ

Table 1 Parameters.

| パラメータ名                | 値        |
|-----------------------|----------|
| フィルタリング回数             | 50,000   |
| フィルタ数                 | 5        |
| 属性数                   | 5        |
| 属性値の数                 | 5        |
| ユーザの受信バッファアイテム数       | 5,000    |
| $x$                   | 50       |
| $\beta$               | 0.4      |
| $\gamma$              | 5.0      |
| $\delta$              | 3.0      |
| $\eta$                | -0.1~0.1 |
| $\lambda$             | 10       |
| ルンゲ・クッタ法におけるステップ数     | 10       |
| 放送帯域 [Mbps]           | 10       |
| 1 データアイテムのサイズ [KByte] | 1        |

り、変化前にはニュースカテゴリのデータアイテムが最も多かったが、変化後にはイベントカテゴリのデータアイテムが最も多い、というような放送内容の変化を擬似データに与えている。このように属性値の分布を変化させることで、放送内容の変化をシミュレーションした。各属性値に対する $r$ を変える周期を属性順位変更周期と呼び、 $r$ を変更するタイミングを属性順位変更タイミングと呼ぶ。属性順位変更周期は600から1,400の間で変化させた。また、フィルタ $F_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 5$ )の適用コスト $c_i$ はすべて等しいものとし、日本HP社のiPAQ rx5965を用いてコサイン相関によるフィルタリングを行った結果から、 $c_i = 0.6$  ( $i = 1, 2, \dots, 5$ ) [ミリ秒/データ]とした。なお、5.4.8項の実験では、 $c_i$ が各フィルタで異なる場合の影響も調べている。

ユーザは、自身の興味を表す属性値を各属性に対して1つずつ持っており、フィルタリングの際にはユーザが持つ属性値と属性値が一致するデータアイテムのみが蓄積され、それ以外は破棄される。1つのフィルタは、ユーザが持つ1つの属性値とデータアイテムが持つ1つの属性値が一致するデータアイテムを選択するものである。たとえば、カテゴリを選択するフィルタの場合、ユーザは欲しい放送データのカテゴリを属性値として持ち、データアイテムに付加されたカテゴリに関する属性値と比較してフィルタリングを行う。ユーザが興味を持つ属性の数は、フィルタ数と等しく5となるものとした。また、シミュレーション中、ユーザの興味は変化しないものとした。

$\beta, \gamma, \delta, \eta, \lambda$  は、予備実験の結果から決定した適当な値を用いた。また、 $C_{min}$  は過去 50 回の  $C$  の最小値とした。この  $C_{min}$  の対象範囲を  $x$  と表すものとする。

## 5.2 数値計算

シミュレーション評価の際、式 (8)、式 (9) の常微分方程式を解くことは難しいため、数値計算により結果を求める。

常微分方程式を数値計算で解く方法として、オイラー法やルンゲ・クッタ法が有名である<sup>12)</sup>。ここでは精度を考慮して、4 次のルンゲ・クッタ法を用いる。

一階常微分方程式  $\frac{dy}{dx} = f(x, y)$  に対する 4 次のルンゲ・クッタ法の公式は次のとおりである。

$$k_1 = hf(x_n, y_n) \quad (15)$$

$$k_2 = hf\left(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{k_1}{2}\right) \quad (16)$$

$$k_3 = hf\left(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{k_2}{2}\right) \quad (17)$$

$$k_4 = hf(x_n + h, y_n + k_3) \quad (18)$$

$$y_{n+1} = y_n + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \quad (19)$$

$h$  は刻み幅を表す定数である。シミュレーションではステップ数を 10 とし、 $h$  はフィルタリング周期の 10 分の 1、すなわち 0.390625 としている。

4 次のルンゲ・クッタ法における推定誤差は  $h^4$  のオーダーであるため、ステップ幅を 10 としても十分な精度の結果が得られる。また、この数値計算にかかる時間を実際に計測したところ、1 ミリ秒未満であった。したがって、フィルタリングにかかる負荷に比べて十分に小さいため、本論文ではこの計算時間を無視する。

## 5.3 比較手法

本研究では、提案手法の比較手法として、最小コスト法、周期最適法、遺伝的アルゴリズム、ランダム法を用いる。3.2 節で述べた他のアプローチを比較手法としなかった理由は、以下のとおりである。

- ファジィ推論ではルールを大量に用意する必要があるため、今回のように放送内容が広範囲に変化するような環境では適用が困難である。
- ニューラルネットワークではルールを用意する必要がないという利点がある一方、学習にかかる時間が長いために、今回のように放送内容が頻繁に変化する環境には適さない。
- シミュレーテッド・アニーリングでは遺伝的アルゴリズムと比較して収束時間が長いた

め、今回のように放送内容が頻繁に変化する環境には適さない。

### 5.3.1 最小コスト法

フィルタ数  $n$  に対し、フィルタ順序の組合せは  $n!$  通りとなる。最小コスト法では、1 回のフィルタリングごとに  $n!$  通りの全フィルタ順序についてフィルタリングを行った後フィルタリングコストを計算し、その中から最小となるコストを求める。この手法は、下限値として最小コストを計算するためのものであり、実環境での適用は負荷が高すぎるため非現実的である。そのためシミュレーション結果では、この手法の計算負荷については考慮しない。

### 5.3.2 周期最適法

一定の計算周期ごとに、受信バッファにあるデータアイテムに対して  $n!$  通りの全フィルタ順序でフィルタリングを行った後、フィルタリングコストを計算し、最小となるフィルタ順序を求める。この周期を最適順序計算周期と呼ぶ。また、この計算を行う時刻を、計算タイミングと呼ぶ。以降、次の計算タイミングまでは、求めたフィルタ順序を用いてフィルタリングを行う。この手法では、計算タイミングではつねに最小コスト法とフィルタリングコストが等しくなる。

ただし、計算タイミングでは  $n!$  通りの全フィルタ順序でフィルタリングを行うため、負荷が高くなる。計算タイミングにおいて最小コストとなる順序を求めるために必要なフィルタリングコストを、周期最適法における最適順序計算コストと定義し、これをフィルタリング回数で割ったものを平均最適順序計算コストと呼ぶ。また、周期最適法における平均フィルタリングコストと平均最適順序計算コストの和を、平均合計コストと呼ぶ。

### 5.3.3 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムでは周期最適法と同様に、一定周期ごとに遺伝的アルゴリズムを用いてフィルタリングコストがより小さくなるフィルタ順序を求め、次の計算タイミングまでは、求めたフィルタ順序を用いてフィルタリングを行う。周期最適法では  $n!$  通りの全フィルタ順序でフィルタリングを行っていたが、遺伝的アルゴリズムではある程度の組合せについてのみフィルタリングを行い、最小に近いフィルタリングコストとなる順序を求める。周期最適法と比べ、計算周期での計算コストは低くなるが、求めた順序によってフィルタリングを行った際のフィルタリングコストが最小とは限らない。

遺伝的アルゴリズムにおける交叉率は 0.8、突然変異の発生率は 0.03 とし、子の数を 10、最大世代数を 6 とした。また、子の選択はエリート選択とルーレット選択の組合せ、交叉は一樣位置交叉、突然変異は逆位で行った。

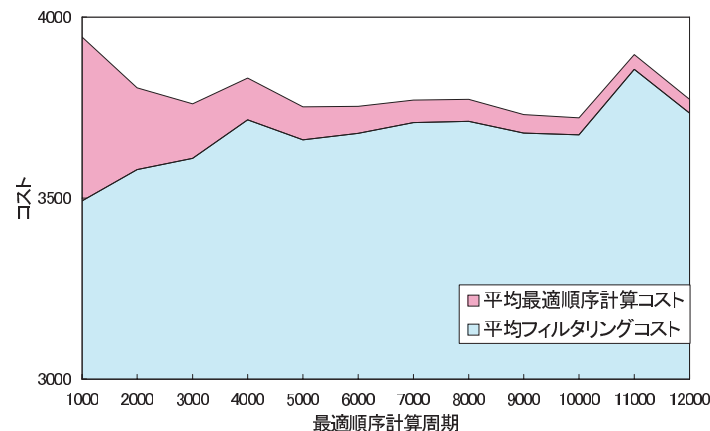


図 3 周期最適法における周期の影響

Fig. 3 Impact of calculation cycle in the cyclic appropriate method.

### 5.3.4 ランダム法

ランダム法では、毎回ランダムにフィルタの適用順序を決定する。

## 5.4 シミュレーション結果

### 5.4.1 周期最適法における最適順序計算周期の影響

周期最適法における最適順序計算周期を、1,000 から 12,000 まで 1,000 刻みで変化させた場合の平均フィルタリングコスト、平均最適順序計算コスト、平均合計コストの変化を、図 3 に示す。

図から、最適順序計算周期が 1,000 のとき、平均フィルタリングコストが最も低くなっていることが分かる。これは、最適順序計算周期が短く、放送内容の変化により早く対応できるためである。最適順序計算周期が長くなるにつれ、平均フィルタリングコストは高くなっているが、最適順序計算周期が 10,000 から 11,000 に変化した際は平均フィルタリングコストが大きく増加し、11,000 から 12,000 に変化した際は低くなっている。周期最適法では、最適順序の計算タイミングと属性順位変更タイミングが一致する場合に平均フィルタリングコストが低下し、属性順位変更タイミングから最適順序の計算タイミングが遅れるほど平均フィルタリングコストが増加するという特徴がある。本シミュレーションでは属性順位変更周期を 600 から 1,400 の間で変化させているが、最適順序計算周期が 11,000 の場合、属性順位変更タイミングと最適順序の計算タイミングの間のずれが顕著になり、平均フィルタ

表 2 提案手法と他手法との比較

Table 2 Comparison between the proposed method and the other methods.

| 手法                  | コスト [ミリ秒] |
|---------------------|-----------|
| 最小コスト法              | 3,343.85  |
| 周期最適法               | 3,806.26  |
| 周期最適法 (平均合計コスト)     | 3,849.39  |
| 遺伝的アルゴリズム           | 3,898.12  |
| 遺伝的アルゴリズム (平均合計コスト) | 3,920.73  |
| 提案手法                | 3,464.46  |
| ランダム法               | 3,824.83  |

リングコストが高くなったと考えられる。また、平均最適順序計算コストは最適順序計算周期に反比例することが分かる。これは、最適順序計算周期が長いほど、最適順序決定のフィルタリング順序の組合せが減るためである。

平均フィルタリングコストと平均最適順序計算コストの和である平均合計コストは、最適順序計算周期が 5,000 から 10,000 にかけて低くなっている。最適順序計算周期と平均フィルタリングコスト、平均最適順序計算コストはトレードオフの関係にあり、最適順序計算周期が 5,000 から 10,000 の場合に均衡がとれたと考えられる。よって、以降の評価では、最適順序計算周期として 10,000 を用いる。

### 5.4.2 提案手法と他手法との比較

提案手法と最小コスト法、周期最適法、遺伝的アルゴリズム、ランダム法における平均フィルタリングコストを表 2 に示す。遺伝的アルゴリズムにおける計算周期は予備実験の結果から 7,000 とした。

表から、提案手法の平均フィルタリングコストは、周期最適法、遺伝的アルゴリズム、ランダム法と比べて低いことが分かる。周期最適法の平均フィルタリングコストは、ランダム法よりは若干低い。しかし、周期最適法では計算タイミングごとに全順序でフィルタリングを行い、最適な順序を求めるための最適順序計算コストが必要である。平均フィルタリングコストに平均最適順序計算コストを加えた平均合計コストを提案手法と比較すると、ランダム法の平均フィルタリングコストのほうが低くなっている。周期最適法は、周期的にフィルタリングコストが最低となるフィルタ適用順序を求める手法であるため、このように放送内容が頻繁に変化する環境では放送内容の変化に十分対応できない。

また、遺伝的アルゴリズムの平均フィルタリングコストは、周期最適法と比べてやや高い。遺伝的アルゴリズムでは周期最適法と違い、計算周期において全フィルタ順序でフィル

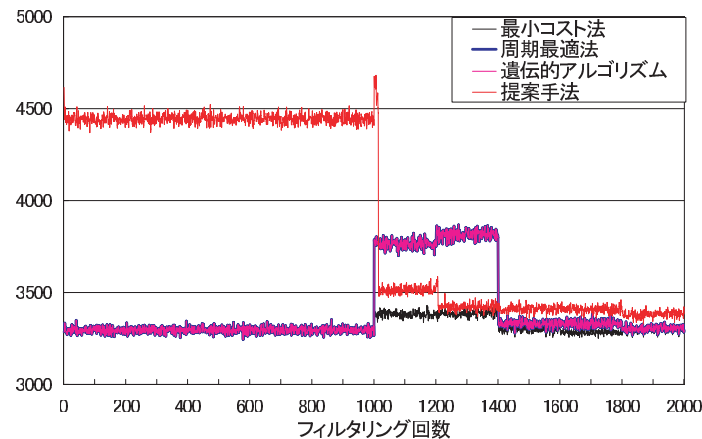


図 4 フィルタリングコストの遷移  
Fig. 4 Transition of the filtering cost.

タリングを行う必要がないため、計算周期での計算コストは低くなるが、求めた順序によってフィルタリングを行った際のフィルタリングコストが最小とは限らない。このため、遺伝的アルゴリズムの平均フィルタリングコストは周期最適法より高くなっている。

提案手法と最小コスト法、周期最適法におけるフィルタリングコストの遷移を図 4 に示す。図では周期最適法、遺伝的アルゴリズムにおける最適順序計算コストは除き、フィルタリングコストのみを示した。また、提案手法における活性度の遷移を図 5 に、選択優先度  $S_{i,1}$  ( $i = 1, 2, \dots, 5$ ) の遷移を図 6 に示す。紙面の都合上、それぞれシミュレーション開始からフィルタリング回数 2,000 までの結果についてのみ図に示している。

図 4 から、放送内容が変化したフィルタリング回数 1,000 において、各手法のフィルタリングコストが大きく変化していることが分かる。最小コスト法と比べ、提案手法、周期最適法、遺伝的アルゴリズムではフィルタリングコストの増加幅が大きくなっている。最小コスト法では最小となるフィルタ適用順序を毎回求めるため、放送内容が変化してもすぐに最小コストを求められるが、他の手法では放送内容の変更にすぐには追従できないためである。しかし提案手法では、その後フィルタリング回数 10 ほどでフィルタリングコストが低下しており、放送内容の変化に対応できていることが分かる。また、この区間における周期最適法と遺伝的アルゴリズムのフィルタリングコストはほぼ同じとなっている。

図 5 から、提案手法では放送内容が変化してフィルタリングコストが悪化すると、活性

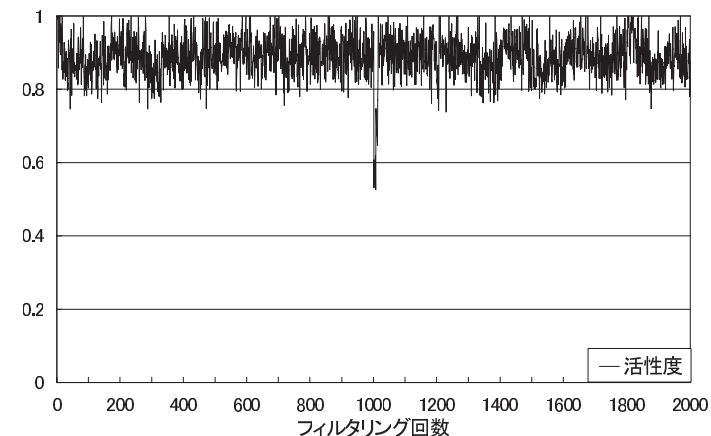


図 5 活性度の遷移  
Fig. 5 Transition of the activity.

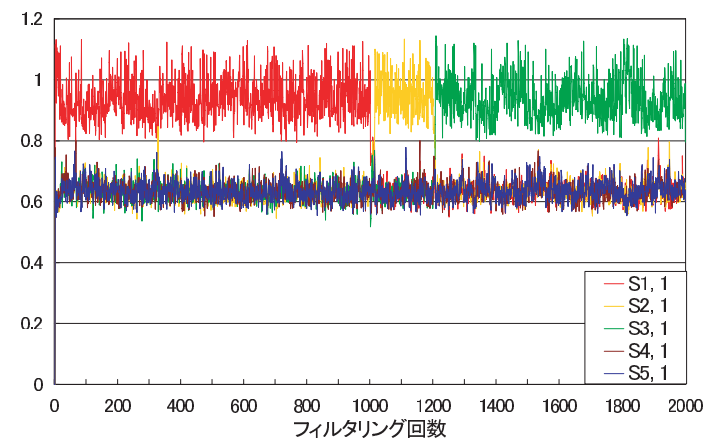


図 6 選択優先度の遷移  
Fig. 6 Transition of the selection priority.

度が大きく低下することが分かる。さらに図 6 から、活性度が低下すると式 (9) における乱数項の影響が大きくなり、選択優先度が大きく上下していることが分かる。しばらくすると安定状態に遷移し、特定のフィルタの選択優先度が高くなる。このように、提案手法では

アトラクタ選択を用いて選択優先度を制御することにより、放送内容が変化してフィルタリングコストが悪化した場合でも適応的にフィルタ適用順序を変更し、フィルタリングコストを低減させる。

アトラクタ選択では、放送内容が変化した場合、フィルタ順序を変えなくてもフィルタリングコストが低く維持できている場合はフィルタ順序の変更は発生せず、それまでと同じ順序が適用される。一方、放送内容の変更によってもって活性度  $\alpha$  が低下した場合、フィルタ順序の変更が発生し、平均して 20 回フィルタリングを試行した時点でフィルタリングコストが低くなり、それ以降はそのフィルタ順序が適用されている。一方、 $C_{min}$  の対象範囲  $x$  までフィルタリングコストが低くなるフィルタ順序が発見できない場合も存在する。この原因として、放送内容が変化した場合に、最小コストとなるフィルタ順序でフィルタリングを行った場合でも、フィルタリングコストがそれまでの最小コストである  $C_{min}$  よりも比較的高くなってしまった場合、活性度  $\alpha$  が低下しないことがあげられる。この場合、放送内容が変化してから  $x$  回目のフィルタリングを行った時点で  $C_{min}$  がより高い値に更新され、以降は活性度  $\alpha$  が高い状態が続く。

提案手法では、放送内容が変化していない場合でも活性度が低下し、フィルタの適用順序が変更される場合がある。これは、式 (9) における乱数項の影響によるものである。一方で、シミュレーション開始からフィルタリング回数 1,000 までのように、フィルタリングコストが高い状態で安定してしまう場合がある。これは、 $C_{min}$  の対象範囲で必ずしもフィルタリングコストが下限値に近い値をとるとは限らないためである。この問題を解決するには、 $C_{min}$  の対象範囲を広げる方法や、式 (9) における乱数項の影響を大きくすることで、安定状態にあってもよりフィルタリングコストが低い状態へと遷移させる方法などが考えられる。

#### 5.4.3 提案手法における $\beta$ の影響

提案手法において、 $\beta$  の値を 0.1 から 1.0 まで 0.1 刻みで変化させた場合の平均フィルタリングコストの変化を、図 7 に示す。図から、 $\beta = 0.3$  のとき、平均フィルタリングコストは最小となり、 $\beta$  の値が大きすぎても小さすぎても、フィルタリングコストは高くなることが分かる。

$\beta$  は式 (9) における乱数項の影響を調整する変数である。 $\beta$  が大きい場合、乱数項の影響が小さくなるため、フィルタリングコストが高くなり活性度が低くなっても、選択優先度が変化せず、フィルタの適用順序が変更されない。一方、 $\beta$  が小さい場合、乱数項の影響が大きくなり、ランダム法と似たような挙動となる。

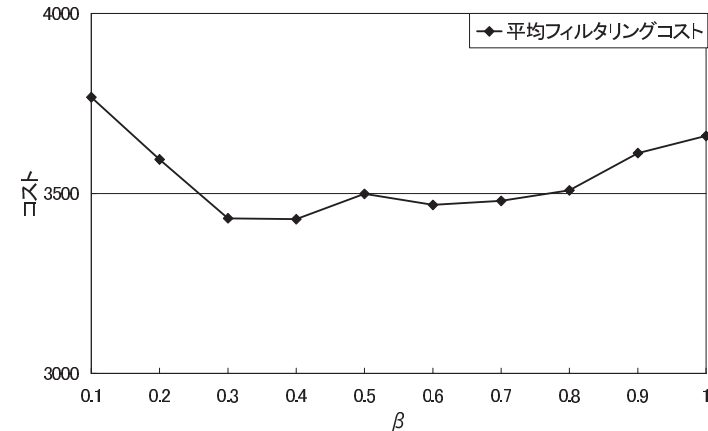


図 7 提案手法における  $\beta$  の影響  
Fig. 7 Impact of  $\beta$ .

#### 5.4.4 提案手法における $\gamma$ の影響

提案手法において、 $\gamma$  の値を 1 から 10 まで 1 刻みで変化させた場合の平均フィルタリングコストの変化を、図 8 に示す。図から、 $\gamma = 6$  のとき、平均フィルタリングコストは最小となり、 $\gamma$  の値が大きすぎても小さすぎても、フィルタリングコストは高くなることが分かる。

$\gamma$  は式 (9) における活性度  $\alpha$  の影響を調整する変数である。 $0 \leq \alpha \leq 1$  であるため、 $\gamma$  が大きいほど活性度の影響は小さくなるが、平均フィルタリングコストにはさほど大きな影響は見られなかった。

#### 5.4.5 提案手法における $\delta$ の影響

提案手法において、 $\delta$  の値を 1 から 7 まで 1 刻みで変化させた場合の平均フィルタリングコストの変化を、図 9 に示す。図から、 $\delta$  が変化しても平均フィルタリングコストはほとんど変化せず、 $\delta$  の影響は非常に小さいことが分かる。

ここまでの結果から、 $\beta$  の最適値は多少変動するが、 $\gamma$ 、 $\delta$  にはほとんど影響がないことが分かる。また、属性順位変更タイミングを一定にした場合や、後に示すようにフィルタ数やフィルタ適用コスト  $c_i$  を変化させてシミュレーションを行った結果、傾向は同様であった。以上から、これらのパラメータは慎重に設定しなくても、提案手法の性能は保たれるといえる。

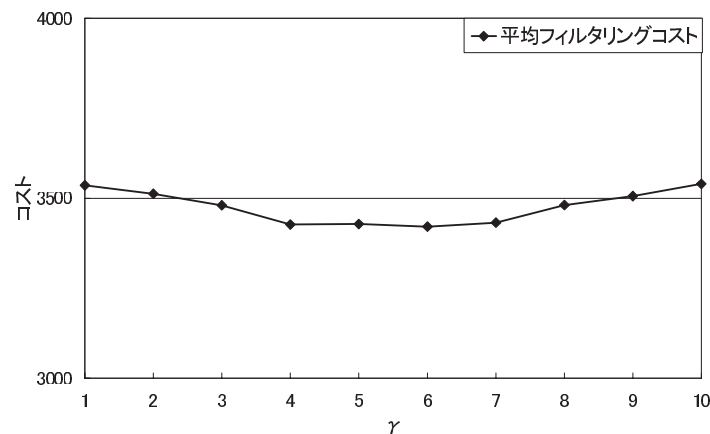


図 8 提案手法における  $\gamma$  の影響  
Fig. 8 Impact of  $\gamma$ .

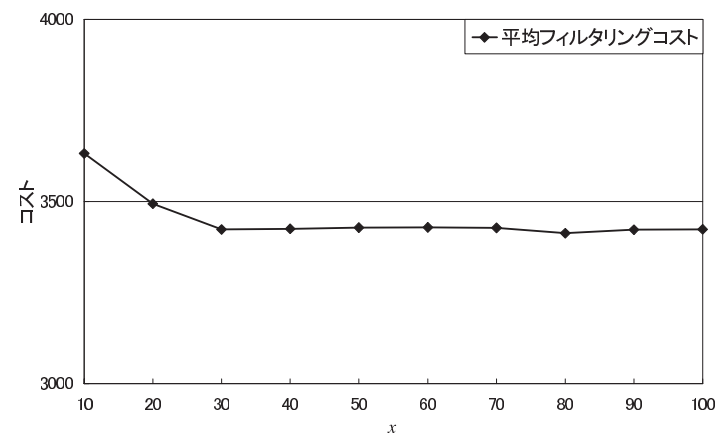


図 10 提案手法における  $x$  の影響  
Fig. 10 Impact of  $x$ .

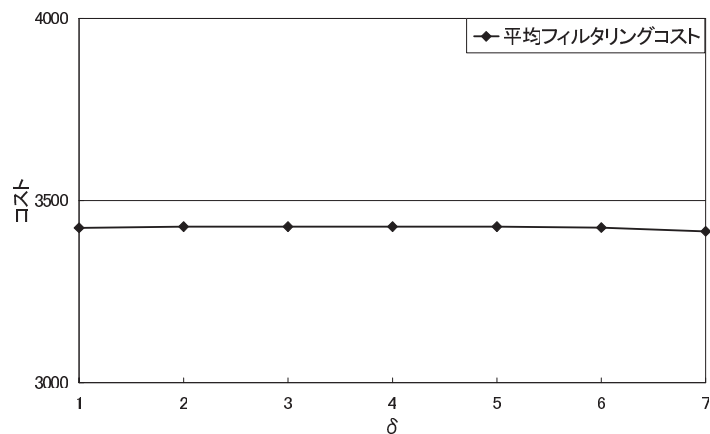


図 9 提案手法における  $\delta$  の影響  
Fig. 9 Impact of  $\delta$ .

#### 5.4.6 提案手法における $x$ の影響

提案手法において,  $x$  を 10 から 100 まで 10 刻みで変化させた場合の平均フィルタリングコストの変化を, 図 10 に示す. 図から,  $x = 80$  のとき, 平均フィルタリングコストは

最低となることが分かる.  $C_{min}$  は放送内容によって変化するため, つねに同じ値の近傍となるわけではなく, 大きく変動する.  $x$  が小さすぎると, 放送内容の変化が小さい場合でも  $C_{min}$  が頻繁に更新され, 式 (8) から活性度の値が上下しやすくなる. そのため, 式 (9) における乱数項の影響によりフィルタの選択順序が頻繁に入れ替わり, フィルタリングコストも上下してしまう. 一方,  $x$  が大きすぎると, 放送内容が変化した場合でも  $C_{min}$  がすぐに更新されず, 放送内容の変化への対応が遅くなり, 平均フィルタリングコストは高くなる.

ここで, 放送内容の変化がほとんどない場合には  $x$  を大きくし, 変化が激しい場合には小さくすることで, フィルタリングコストをより削減できると考えられる. 今回のシミュレーション評価では放送内容の変化が激しい場合のみを扱っていたため, 放送内容の変化頻度に対する最適な  $x$  については議論できていない. 放送内容の変化頻度に応じて  $x$  を変化させる手法については, 今後検討する予定である.

#### 5.4.7 フィルタ数の影響

提案手法と最小コスト法, 周期最適法, 遺伝的アルゴリズム, ランダム法において, フィルタ数を 3, 5, 7 と変化させた場合の平均フィルタリングコストを表 3 に示す. フィルタ数が 5 の場合の結果は, 表 2 と同じものである.

表から, フィルタ数が変化しても, 提案手法の平均フィルタリングコストは, 周期最適法, 遺伝的アルゴリズム, ランダム法と比べて低いことが分かる. フィルタ数が多いほどフィル

表 3 フィルタ数の影響

Table 3 Impact of the number of filters.

| フィルタ数              | 3        | 5        | 7        |
|--------------------|----------|----------|----------|
| 最小コスト法             | 3,405.58 | 3,343.85 | 3,011.73 |
| 周期最適法              | 3,695.94 | 3,806.26 | 3,632.38 |
| 周期最適法（平均合計コスト）     | 3,698.22 | 3,849.39 | 5,503.83 |
| 遺伝的アルゴリズム          | 3,680.02 | 3,898.12 | 3,818.97 |
| 遺伝的アルゴリズム（平均合計コスト） | 3,681.75 | 3,920.73 | 4,339.18 |
| 提案手法               | 3,458.18 | 3,464.46 | 3,430.72 |
| ランダム法              | 3,716.78 | 3,824.83 | 3,815.68 |

表 4 フィルタ適用コスト  $c_i$  の変化Table 4 Change of  $c_i$ .

| フィルタ  | 適用コスト [ミリ秒] |
|-------|-------------|
| $c_1$ | 0.6         |
| $c_2$ | 0.8         |
| $c_3$ | 1.0         |
| $c_4$ | 1.2         |
| $c_5$ | 1.4         |

タリングコストが低くなるのは、フィルタに適合するデータアイテム数が減少するためである。一方、周期最適法や遺伝的アルゴリズムでは、フィルタ数が増えると、計算周期におけるフィルタの組合せ数が指数関数的に増加するため、最適順序計算コストが増大し、平均合計コストも増加している。

#### 5.4.8 フィルタ適用コスト $c_i$ の影響

前項までの評価では  $c_i = 0.6$  ( $i = 1, 2, \dots, 5$ ) としていたが、本項では  $c_i$  のばらつきが性能に与える影響を調べるため、 $c_i$  を表 4 のように変更し、評価を行った。提案手法と最小コスト法、周期最適法、遺伝的アルゴリズム、ランダム法における平均フィルタリングコストを表 5 に示す。提案手法において  $\lambda$  を 1 から 10 まで 1 刻みで変化させて評価を行ったところ、 $\lambda = 4$  のとき提案手法の平均フィルタリングコストが最も低かったため、表には  $\lambda = 4$  の場合の結果を示した。

表から、フィルタ適用コスト  $c_i$  を変化させた場合であっても、提案手法の平均フィルタリングコストは、周期最適法、遺伝的アルゴリズム、ランダム法と比べて低いことが分かる。表 2 と比べ、平均フィルタリングコストが全手法において低下しているのは、フィルタの適用コストの最小値が減少したためである。

表 5 フィルタ適用コスト  $c_i$  の影響Table 5 Impact of  $c_i$ .

| 手法                 | コスト [ミリ秒] |
|--------------------|-----------|
| 最小コスト法             | 4,008.83  |
| 周期最適法              | 4,836.02  |
| 周期最適法（平均合計コスト）     | 4,851.07  |
| 遺伝的アルゴリズム          | 5,939.81  |
| 遺伝的アルゴリズム（平均合計コスト） | 5,971.16  |
| 提案手法               | 4,325.59  |
| ランダム法              | 6,211.15  |

ここで、 $c_i$  が一定でない場合、フィルタの適用順序や放送内容の偏りによってフィルタリングコストが大きく変化するため、式 (8) における  $C$  と  $C_{min}$  の比が大きくなる。 $C$  と  $C_{min}$  の比が大きい場合と小さい場合において、 $\lambda$  の値が同じであると、後者において  $\alpha$  が小さくなりすぎてしまう。この場合、得られたフィルタリングコストが最小コストと近い場合でも  $\alpha$  が小さくなり、フィルタ順序の変更が頻繁に起こってしまう。この問題に対し、 $C$  と  $C_{min}$  の比にあわせて  $\lambda$  を調整し、 $(C/C_{min})^\lambda$  の値がほぼ一定となるよう正規化することで対応できると考えられる。

## 6. おわりに

本論文では、情報フィルタリングシステムにおいて、フィルタの順序決定の際に必要なパラメータの制御にアトラクタ選択を用いる手法を提案した。提案手法では、放送データの内容が変化した場合でも適応的に放送内容の変化に追従し、フィルタリング処理にかかる負荷を低減させることができる。また、提案手法の有効性を検証するために、平均フィルタリングコストについてシミュレーション評価を行った。シミュレーション評価の結果から、提案手法が最小コスト法（下限値）を除く他の手法と比べて、平均フィルタリングコストを低減させることができることを確認した。

今後は、フィルタ適用コストの変化に追従できる手法や、提案手法における  $x$  を動的に変化させる手法を検討する必要がある。また、放送内容の変化が提案手法に与える影響について詳しく調査する予定である。

また、同様のフィルタリングシステムであるメールサーバにおけるスパムフィルタを考えた場合、扱うデータ数が非常に多いために、フィルタリングコストを低減させると効果的である。本研究では携帯端末への情報配信を取り扱っているが、本研究の内容はメールサーバ

におけるスパムフィルタにも応用できると考えられる。メールサーバの場合、到着するスパムメールの傾向は、本研究で想定している放送データの内容変化の傾向とは異なるため、提案手法をメールサーバにおけるスパムフィルタに応用した場合、有効に動作するかどうかは未確認であるが、今後検討したい。

**謝辞** 本研究の一部は、文部科学省グローバル COE プログラム（研究拠点形成費）、および文部科学省科学技術振興調整費「先端融合領域イノベーション創出拠点の形成：ゆらぎプロジェクト」の補助によるものである。ここに記して謝意を表す。

## 参 考 文 献

- 1) Acharya, S., Alonso, R., Franklin, M. and Zdonik, S.: Broadcast Disks: Data Management for Asymmetric Communication Environments, *Proc. ACM SIGMOD 1995*, pp.199–210 (1995).
- 2) Aksoy, D. and Franklin, M.: Scheduling for Large-Scale On-Demand Data Broadcasting, *Proc. IEEE INFOCOM*, pp.651–659 (1998).
- 3) Belkin, N.J. and Croft, W.B.: Information Filtering and Information Retrieval: Two Sides of the Same Coin?, *Comm. ACM*, Vol.35, No.12, pp.29–38 (1992).
- 4) Fukuyori, I., Nakamura, Y., Matsumoto, Y. and Ishiguro, H.: Flexible Control Mechanism for Multi-DOF Robotic Arm Based on Biological Fluctuation, *Proc. SAB 2008*, pp.22–31 (2008).
- 5) Irie, S., Ogura, Y. and Tanida, J.: Biologically Inspired Object Selection Technique Based on Attractor Selection, *Proc. SPIE Photonic Devices and Algorithms for Computing VII*, Vol.6310, 63100L (2006).
- 6) Kashiwagi, A., Urabe, I., Kaneko, K. and Yomo, T.: Adaptive Response of a Gene Network to Environmental Changes by Fitness-Induced Attractor Selection, *PLoS ONE*, Vol.1, No.1, e49 (2006).
- 7) 小寺拓也, 澤井里枝, 寺田 努, 塚本昌彦, 西尾章治郎: 情報フィルタリングシステムにおける待ちデータ数を考慮した処理方法変換方式, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DICOMO 2004) 論文集, Vol.2004, No.7, pp.539–542 (2004).
- 8) Leibnitz, K., Wakamiya, N. and Murata, M.: Biologically Inspired Adaptive Multi-Path Routing in Overlay Networks, *Proc. IEEE SelfMan 2005* (CD-ROM) (2005).
- 9) Leibnitz, K., Wakamiya, N. and Murata, M.: Self-Adaptive Ad-Hoc/Sensor Network Routing with Attractor-Selection, *Proc. IEEE GLOBECOM 2006* (CD-ROM) (2006).
- 10) 西尾章治郎: ネットワーク共生環境を築く情報技術の創出, 情報処理学会誌, Vol.46, No.4, pp.385–390 (2005).
- 11) 西尾章治郎, 村田正幸: 生体に学ぶ情報システム構築技術, 電子情報通信学会誌「学会 90 周年記念特集号」, Vol.90, No.5, pp.363–369 (2007).
- 12) 佐藤次男, 中村理一郎: よくわかる数値計算—アルゴリズムと誤差解析の実例, 日刊工業新聞社 (2001).
- 13) 澤井里枝: ブロードバンド時代における情報フィルタリングの動向, 電子情報通信学会第 13 回データ工学ワークショップ (DEWS 2002) 論文集 (CD-ROM) (2002).
- 14) 澤井里枝, 塚本昌彦, 寺田 努, Huei, L.Y., 西尾章治郎: 情報フィルタリングの関数的性質について, 電子情報通信学会論文誌 D-I, Vol.J85-D-I, No.10, pp.939–950 (2002).
- 15) 澤井里枝, 塚本昌彦, 寺田 努, 西尾章治郎: 情報フィルタリングの実行順序に関する関数的性質について, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.44, No.SIG3(TOD17), pp.54–64 (2003).
- 16) 四方哲也, 清水 浩, 茶碗谷毅, 室岡義勝: 生物共生ネットワークの生成過程の解明, 平成 15 年度成果報告書, 文部科学省 21 世紀 COE プログラム (研究拠点形成費補助金) (2004).

(平成 20 年 5 月 18 日受付)

(平成 20 年 11 月 5 日採録)



**北島 信哉** (学生会員)

2005 年大阪大学工学部電子情報エネルギー工学科卒業。2006 年同大学院情報科学研究科博士前期課程修了。現在、同大学院情報科学研究科博士後期課程在学中。放送型通信およびデータベースシステムに興味を持つ。日本データベース学会の学生会員。



**原 隆浩** (正会員)

1995 年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1997 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年同大学院工学研究科博士後期課程中退後、同大学院工学研究科情報システム工学専攻助手、2002 年同大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻助手、2004 年より同大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻准教授となり、現在に至る。工学博士。1996 年本学会山下記念研究賞受賞。2000 年電気通信普及財団テレコムシステム技術賞受賞。2003 年本学会研究開発奨励賞受賞。データベースシステム、分散処理に興味を持つ。IEEE, ACM, 電子情報通信学会, 日本データベース学会の各会員。



**寺田 努**（正会員）

1997 年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1999 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。2000 年同大学院工学研究科博士後期課程退学。同年より大阪大学サイバーメディアセンター助手。2005 年より同講師。2007 年神戸大学大学院工学研究科准教授。現在に至る。2004 年より特定非営利活動法人ウェアラブルコンピュータ研究開発機構理事，2005 年には同機構事務局長を兼務。2004 年には英国ランカスター大学客員研究員を兼務。博士（工学）。アクティブデータベース，ウェアラブルコンピューティング，ユビキタスコンピューティングの研究に従事。IEEE，電子情報通信学会，日本データベース学会，ヒューマンインタフェース学会の各会員。



**西尾章治郎**（フェロー）

1975 年京都大学工学部数理工学科卒業。1980 年同大学院工学研究科博士後期課程修了。工学博士。京都大学工学部助手，大阪大学基礎工学部および情報処理教育センター助教授，大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻教授を経て，2002 年より大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻教授となり，現在に至る。2000 年より大阪大学サイバーメディアセンター長，2003 年より大阪大学大学院情報科学研究科長，その後 2007 年より大阪大学理事・副学長に就任。この間，カナダ・ウォータールー大学，ビクトリア大学客員。データベース，マルチメディアシステムの研究に従事。現在，Data & Knowledge Engineering 等の論文誌編集委員。本会理事を歴任。本会論文賞を受賞。電子情報通信学会フェローを含め，ACM，IEEE 等 8 学会の各会員。