離散 PSO を用いた分散仮想ルータのための動的 中継点制御

Migration of IP Routing Points for Distributed Virtual Routing using Binary PSO

高橋 謙輔
Takahashi Kensuke

早稲田大学基幹理工学研究科情報理工学専攻
Department of Computer Science and Engineering, Waseda University
k.takahashi@isl.cs.waseda.ac.jp

阿部 洋丈
Abe Hirotake

大阪大学サイバーメディアセンター
Cybermedia Center, Osaka University
habe@cmc.osaka-u.ac.jp

廣津 登志夫
Hirotzu Toshio

法政大学情報科学部
Faculty of Computer and Information Sciences, Hosei University
hirotzu@hosei.ac.jp

菅原 俊治
Sugawara Toshiharu

早稲田大学基幹理工学研究科情報理工学専攻
Department of Computer Science and Engineering, Waseda University
sugawara@waseda.jp

keywords: PSO, VLAN, traffic optimization, ip routing, swarm intelligence

Summary

In this paper, we propose a method for the dynamic migration of the IP routing points using binary particle swarm optimization (PSO) in distributed Virtual LAN environments. Virtual LAN (VLAN) is a virtualization technique of datalink layer and can construct arbitrary logical networks on top of a physical network. However, VLAN often causes much redundant traffic due to mismatch between the topology of the logical network and that of the underlying physical network. We will show that the proposed method can adaptively select the routing points dynamically according to the observed traffic patterns and thus reduce the redundant traffic. Finally, we will evaluate the proposed method using the simulation environment.

1. はじめに

近年、企業や大学などの組織内ネットワークでは仮想 LAN (Virtual LAN, VLAN) の技術を用いてネットワークを構築することが一般的になっている。VLAN はデータリンク層の仮想化技術であり、物理的なネットワーク上に複数の論理ネットワークを重畳させることができる。この技術を用いて、物理的制約に捉われることなく、論理的なネットワークを構築できる。

しかし、エンド間の通信の機能を提供するネットワーク層からはこの仮想化が透過であるため、ネットワーク層の通信を中継するルータの配置によってはパケットの転送経路に冗長が発生し、帯域を浪費する可能性がある。実際、[廣津 06] において、実トラフィックデータの解析によって冗長なトラフィックが発生していることが報告されている。また、[Garimella 07] では大規模な組織内ネットワークの機器の設定から調査した冗長の結果が報告されている。通常は、VLAN によるネットワーク配置の自由度やセキュリティといった利点とのトレードオフ

として、このような冗長転送の発生はあきらめている場合が多い。

一方、ネットワーク内のトラフィックの状況を把握し、ルーティングを行う中継点（ルーティングポイント）を適切に設定することにより、VLAN の利点と効率の両面の要求を満たすネットワークを実現できるとの研究もある。例えば [Sung 08] では、VLAN を構築する際に、VLAN に含まれるホストの組み分けやルータやブリッジの配置を、トラフィックコストを用いて適切に設計し、冗長転送を削減することが提案されている。しかし、トラフィックは、サーバー等の移動の他、組織の再構成、異動など人間の移動等とともに変わるが、事前の設計だけではこのような変化に対応できない。これに対し、[廣津 09] では、ネットワーク中の複数の機器が連携して適切なルーティングポイント制御を動的に行う「分散仮想ルーティング」が提案され、実ネットワークデータを用いたシミュレーションによって冗長転送の発生が削減可能なことが報告されている。しかし、[廣津 09] における削減手法は、単純に直前の情報だけを使用して推定しているものであ

り、トラフィックパターンによっては冗長を削減することができない。

そこで、本研究では、常に冗長性を減らし、動的変動に対応できる手法として群知能の一種である Particle Swarm Optimization (PSO)[Kennedy 95] を用いた手法を提案する。PSO は群知能を基礎とした進化計算の一種であり、スケジューリング問題や、TSP など最適化問題を解く手法として多くの研究で用いられている [Liao 07, Shi 06]。また、ネットワークの帯域割り当てや、分散ネットワークにおけるプランニングなど様々な分野で応用がされている [Poli 08]。PSO の特徴として、最適解を発見するための有用な情報を各エージェントが近隣のエージェントと共有するという社会性行動を行うことが挙げられる。本研究では、ネットワークの情報を一ヶ所に集め、その情報を用いて動的に最適なルーティングポイントを定める手法を用いる。したがって、本研究における近隣とは、エージェントを論理的に配置するトポロジー上の近隣であり、実ネットワークのトポロジーとは異なる。また、社会性とは近隣のエージェントの履歴の中の最適状態を自身の探索に用いることを指す。しかし、PSO のトポロジー上にエージェントを配置するモデルが、実ネットワーク上にエージェントを配置するモデルと合致するため、局所的な情報を実ネットワーク上における近隣のエージェントと交換し、より大域的な情報を把握して最適なルーティングポイントを定めるなどの分散的手法への拡張が考えられる。また、アルゴリズムが単純であり、将来の実装化も容易になると期待できる。これらの理由から、本研究では PSO を用いた。

本論文の構成は以下の通りである。はじめに、第 2 章にて対象となる問題について説明し、本研究で使用する PSO の概要を述べる。第 3 章にて提案アルゴリズムの詳細について説明し、第 4 章にてシミュレーションデータを基に複数のトラフィックモデルに対して、提案アルゴリズムを評価、考察する。最後に、第 5 章にて本研究の結論と今後の課題について述べる。

2. 問題の定義

2.1 分散仮想ルーティング

§1 冗長トラフィックの発生

図 1 に本研究で想定する VLAN ネットワークの構成と、そこで発生する冗長トラフィックの一例を示す。ここでは、中心となる L3 スイッチ (図中 SW-E1, 以下コアスイッチ) に、複数の L3 スイッチ (図中 SW-E2 ~ SW-E4, 以下エッジスイッチ) が接続されている VLAN ネットワークを想定する。なお、この想定は [廣津 09] と同様のものである。[廣津 09] では、豊橋技術科学大学のネットワーク構成が図 1 のような構成になっていることが示されている。このように、VLAN ネットワーク中にルーティング機能を持つ機器が複数存在する場合、各論理ネッ

図 1 冗長トラフィックの例

トワークの中継点であるルータの配置によって冗長トラフィックを多発させ、ネットワーク全体の効率を落とす可能性がある。例えば、図 1 のように物理ネットワーク上に 3 つの VLAN (VLAN A, VLAN B, VLAN C. 図中 {A, B, C}-En はエッジスイッチ SW-En に接続されている VLAN {A, B, C} を表す) がコアスイッチを経由する形で構成されたとする。また、各 VLAN について、ルーティングを行うインターフェースは一つだけとする (この理由については第 2.1.2 節において記述する)。ここで、SW-E2 に VLAN A と VLAN B のインターフェースを設定し (以下、これをルーティングポイントの設定と呼ぶ) ルーティングさせる場合、A-E2 と B-E2 の間の通信は図 1 の矢印 1 のように、エッジスイッチ内で効率的に行われる。しかし、A-E4 と B-E3 の間の通信について考えると、図 1 の矢印 2 のように、SW-E1 と SW-E2 の間の線を往復することになる。そこで、ルーティングポイントを SW-E1 に設定すると、A-E4 と B-E3 の間の通信のような異なるエッジスイッチを通る通信に関しては冗長を回避することができる。しかし、A-E2 と B-E2 間の通信のような同一のエッジスイッチを通る通信に関してはコアスイッチ経由となり冗長なパケットが発生する。このような冗長パケットを皆無にすることはできないが、ネットワーク帯域を有効に利用し、その効率を高めるためには、実際のトラフィックの流量などの動的な要因を考慮したうえで、冗長パケットをなるべく削減するような制御が必要になる。

§2 ルータの協調による解決

上記のような問題を解決するために、仮想ネットワーク環境においては、ネットワーク全体に分散した中継点 (ルータ) が協調し、あたかも単一のルータのように振る舞い、適切な中継を行う分散仮想ルーティングの考え方が提案されている [廣津 09]。分散仮想ルーティングの実現のためのアプローチとしては、

- ルーティングポイントの設定支援
- 動的なルーティングポイントの移動
- 多点・並行的なルーティング

の三つが挙げられている。しかし、[廣津 09] で「多点・並行的なルーティング」に関しては、現在の技術ではルーティングの混乱が起きるため、新たなプロトコルの開発

が必要であり、既存のネットワーク機器での実現は難しいと述べられている。例えば、図1の環境において、VLAN A のルーティングポイントを SW-E1, SW-E2 の両方に設定することは可能である。しかし、VLAN A に存在する端末が SW-E1 と SW-E2 のどちらをデフォルトゲートウェイと認識するかは保証されない（端末毎に手動で設定すれば可能であるが、本研究では想定しない）。これは、L2 レベルでのホップ数を数える技術がなく、L3 レベルから見ればメトリックが同じになるからである。そこで [廣津 09] では、既存のネットワーク環境への適用が比較的容易であり、トラフィック状況の変動に対応できる動的なルーティングポイントの移動について短期的な統計処理に基づく手法を提案している。しかし、この手法では、特定のエッジスイッチに接続されている VLAN 同士が高頻度で通信するトラフィックパターンでは有効であるが、全体が均一に同程度の通信を行うトラフィックパターンでは冗長な転送が発生する。本研究では、変化に対応し、常に冗長性を抑えることを目的として PSO を用いた学習手法を提案する。

2.2 PSO の概要

§1 PSO

PSO [Kennedy 95] は群知能の一種であり、問題空間における最適解や準最適解を効率的に発見できる最適化手法である。PSO では多数の自律的なノード（以下エージェント）が探索空間に配置される。各エージェントは状態を持ち、評価関数を用いて現在の状態を評価する。そして、自身の探索履歴と、近隣のエージェントの探索履歴に基づいて次状態を決定する。結果的にエージェント群は評価関数の最適解に近づくことになる。

具体的には以下の通りである。エージェント i は、 D 次元空間で表現した現在の状態 $\vec{x}_i$ 、 i の履歴の中での最適状態 $\vec{p}_i$ 、状態変位量 $\vec{v}_i$ の三つのベクトルで表現する。

現在の状態 $\vec{x}_i$ は探索空間における暫定解として考え、アルゴリズムの各繰り返しにおいて評価関数を用いて評価する。もし、現在の状態 $\vec{x}_i$ が探索履歴の中で最適評価値を得ることができれば、現在の状態 $\vec{x}_i$ は履歴の中での最適状態 $\vec{p}_i$ として保存する。その評価値を $pbest_i$ という変数に保存し、後の繰り返しの比較として用いる。次に、各エージェントは隣接関係にあるエージェントとお互いの評価値 P_i および $pbest_i$ を通信し合う。ここで、隣接関係とはエージェント群を構成しているトポロジにおける隣接関係であり、PSO における代表的なトポロジ [Kennedy 02] を図2に示す（ここでのトポロジと VLAN のデータリンクネットワークのトポロジとは独立である）。そして、隣接関係にあるエージェントの状態と比較し、それらの中で最適評価値となる解を $\vec{p}_g$ として保存する。最後に、現在の状態 $\vec{x}_i$ に状態変位量 $\vec{v}_i$ を加えることにより、新たな解を選択する。ここで、現在

図2 トポロジ

の状態 $\vec{x}_i$ の更新は以下の式 (1) のようになる。

$$\left. \begin{aligned} \vec{v}_i &\leftarrow \omega \vec{v}_i + \chi_1 r_1 (\vec{p}_i - \vec{x}_i) \\ &\quad + \chi_2 r_2 (\vec{p}_g - \vec{x}_i) \\ \vec{x}_i &\leftarrow \vec{x}_i + \vec{v}_i \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

ここで、 r_1, r_2 は一様分布乱数、 ω, χ_1, χ_2 は定数であり、各要素の相対的影響を決定するものである [Clerc 02]。式 (1) は、PSO における各エージェントは、自身の最適値に基づく局所的な知識要素と、隣接エージェントの最適値に基づく社会性要素から次状態を決定することを示している。このように、探索空間を自身の履歴と群近隣の履歴を用いて探索することによって、PSO は最適解を発見する。

§2 離散 PSO

前節で述べた標準的な PSO は静的な連続空間を対象としたものである。しかし、多くの最適化問題は離散空間を対象としている。そこで、[Kennedy 97] では離散空間を対象とした離散 PSO を提案した。離散 PSO と（連続）PSO の大きな違いは二つある。第一は、エージェントの状態は 0 か 1 で構成されること、第二は、状態変位量は 0 か 1 を別の値へ変化させる確率として表すことである。式 (1) で、各エージェントは状態変位量に従って次状態を決定する。しかし、離散 PSO において各エージェントの状態は二つのみであるため、状態変位量を状態変化確率と考え、状態変位量が大きいくほど 1 になりやすく、小さいほど 0 になりやすいようにする。そのため、状態変位量は以下のシグモイド関数 (式 (2)) を用いて $[0, 1]$ に制限する。

$$s(v_i) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i)} \quad (2)$$

ここで、 $s(v_i)$ は x_i が 1 となる確率である。ただし、[Kennedy 97] の離散 PSO では二状態しか扱うことができない。そこで、[Liao 07] ではスケジューリング問題に対応するために、離散 PSO を多状態が扱えるように拡張している。

しかし、スケジューリング問題では、一つの工程に対して一つのジョブを対応させるという制約が存在するが、VLAN の動的な中継点制御の問題では、一つの中継点に複数の VLAN を割り当てることが可能である。このように、問題に対する制約と要求が異なるため [Liao 07] で提案されている手法をそのまま適用することはできない。

また、本研究では動的に変化するトラフィックを監視することによって、適切なルーティングポイントを設定

し、ネットワーク内の冗長なパケットを削減することが目的である．従って、最適解が動的に変更する場合にも対応できなければならない．

そこで、本研究では [Liao 07] での手法を VLAN の動的中継点制御の問題に適用させる．更に、最適解が変更される動的な問題に対応させるために [Carlisle 00] で提案された手法を組み合わせた手法を採用する．エージェント i は履歴の中での最適状態 $\vec{p}_i$ とその評価値 $pbest_i$ を保存する．しかし、最適解が変更される動的な環境においては、 $\vec{p}_i$ が必ずしも現在の状態における最適状態とは限らない．そこで、[Carlisle 00] では、(1) 一定間隔毎に $\vec{p}_i$ をその時の状態における評価関数を用いて再評価する、(2) 環境の変化を検知した場合に $\vec{p}_i$ を再評価するという二つの手法を提案し、動的な環境に適応できたことが報告されている．また、(1) の手法では、評価値の計算にコストがかかる場合に計算コストが増加するという特徴が、(2) の手法では、変化を検知するための閾値を設定しなければならないという特徴が報告されている．本研究では、予備実験の結果 (1) の手法を採用した．

3. 提案手法

3.1 問題の定義

2.1.1 節において本研究で対象とする VLAN ネットワークと、そこで発生する冗長トラフィックの問題について述べた．VLAN 環境において、冗長トラフィックの発生を皆無にすることはできない．従って、本研究の目的はトラフィックの流量などの動的な要因を考慮したうえで、冗長トラフィックの発生を削減し、ネットワーク全体の効率を上げることである．削減の評価値については、後で詳しく述べる．

3.2 解の表現方法

本研究での解は、 $S = \langle a_1, a_2, \dots, a_{N_{VLAN}} \rangle, a_j \in [1, N_{er}]$ と定義する．ここで、 N_{VLAN} は VLAN の数、 N_{er} はルータの数を表しており、 a_j は VLAN j のルーティングポイントを表す．また $\langle \bullet \rangle$ を順序付き集合とする．図 1 において SW-En に n を対応させると、解 $S = \langle 1, 3, 4 \rangle$ は、VLAN A, VLAN B, VLAN C のルーティングポイントがそれぞれ SW-E1, SW-E3, SW-E4 であることを示す (図 3 参照)．なお、図 3 の $\langle A, B, C \rangle$ はそれぞれ VLAN $\langle A, B, C \rangle$ のルーティングポイントを示す．

3.3 エージェントの状態

上記で述べた解を PSO で求めるために、エージェント i の状態を

$$X_i = \begin{pmatrix} x_{i11} & \cdots & x_{i1N_{er}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{iN_{VLAN}1} & \cdots & x_{iN_{VLAN}N_{er}} \end{pmatrix}$$

図3 解の表現方法

$x_{ijk} \in \{0, 1\}$ と定義する．ただし、各行で 1 になる x_{ijk} は一つとする．ここで、 x_{ijk} が 1 であれば、VLAN j のルーティングポイントが k であることを表す．例えば、

$$X_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

の場合は、 $S(X_i) = \langle 1, 3, 4 \rangle$ になる．ここで、 $S(\bullet)$ は、行列で表される状態の第 3.2 節で述べた解 S への変換を意味する．

3.4 エージェントの状態変位量

エージェント i の状態変位量を

$$V_i = \begin{pmatrix} v_{i11} & \cdots & v_{i1N_{er}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{iN_{VLAN}1} & \cdots & v_{iN_{VLAN}N_{er}} \end{pmatrix}$$

$v_{ijk} \in \mathbb{R}$ と定義する．ここで、状態変位量 v_{ijk} はエージェント i が VLAN j のルーティングポイントとして、 k を選択する確率を表している．従って、 v_{ijk} が高いほどエージェント i が VLAN j のルーティングポイントとして、 k を選択しやすくなる．但し、急激な変動を避けるため、 $-V_{max} \leq v_{ijk} \leq V_{max}$ と定数 V_{max} により制限する [Kennedy 95]．

各エージェントの状態変位量の更新式は式 (1) に対応する．ここで、 $P_i = \{p_{ijk}\}_{1 \leq j \leq N_{VLAN}, 1 \leq k \leq N_{er}}, p_{ijk} \in \{0, 1\}$ はエージェント i の探索履歴の中での最適解とし、 $P_g = \{p_{gjk}\}_{1 \leq j \leq N_{VLAN}, 1 \leq k \leq N_{er}}, p_{gjk} \in \{0, 1\}$ は隣接エージェントの探索履歴の中での最適解とする．

例えば、 $\chi_1 = \chi_2 = r_1 = r_2 = 1, S(P_i) = \langle 1, 3, 4 \rangle, S(P_g) = \langle 2, 1, 4 \rangle, S(X_i) = \langle 2, 1, 4 \rangle$ とすると $v_{ijk} = p_{ijk} - x_{ijk} = 1, 0, -1$ のいずれかになり、

$$V_i = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

となる．この時、 $v_{ijk} = 1$ ということは、VLAN j のルーティングポイントが k になる確率が大きいことを意味する．反対に、 $v_{ijk} = -1$ ということは、VLAN j のルー

ティングポイントが k になる確率が小さいことを意味する．

最後に、式 (2) のシグモイド関数を用いて状態変位量を状態変位確率に変換する．例えば、式 (3) の例では、状態変位確率は

$$s(V_i) = \begin{pmatrix} 0.7311 & 0.2689 & 0.5 & 0.5 \\ 0.2689 & 0.5 & 0.7311 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{pmatrix}$$

となる．この値を用いて各 VLAN j ごと（つまり、各行ごとに）にルーレット選択を行い、選択された k において、 $x_{ijk} = 1$ とし、それ以外は $x_{ijk} = 0$ とする．

3.5 提案アルゴリズムの詳細

§1 初期化

群全体のエージェント数を N_p とする．エージェント i の現在の状態 $X_i = \{x_{ijk}\}$ を各行で 1 になる x_{ijk} が一つとなるようにランダムで、状態変位量 $V_i = \{v_{ijk}\}$ を 0 でそれぞれ初期化する．

§2 評価値の計算

一定時間間隔 T におけるトラフィックのフローテーブルを作成し、そのフローテーブルに基づいてエージェント i の現在の状態 X_i を評価する．ここで“フロー”とは送信元/宛先 IP アドレスや送信元/宛先インターフェースの組み合わせで識別するセッションであり、L3 スイッチなどの中継機器で取得できる情報である．このフロー情報を用いることでネットワーク内のトラフィックを監視できる．その代表的なものとしては NetFlow[Net] などがある．本研究では、フロー情報から式 (4) を用いて求められる冗長発生率 (*redundancy ratio*) を評価値とした．

$$red(X_i) = \frac{redundant_flow_count}{all_flow_count} \quad (4)$$

ここで、 all_flow_count はフローテーブル内の全フロー数、 $redundant_flow_count$ はフローテーブル内の冗長経路が発生したフロー数とする．なお、現状では、冗長経路の長さやホップ数、パケットのデータ量は考慮していない．

例えば、図 3 の構成で表 1 のようなフローが一定時間間隔 T で発生したとする．この時にエージェント i の状態を $S(X_i) = \langle 2, 2, 3 \rangle$ (VLAN $\langle A, B, C \rangle$ のルーティングポイントは SW-E $\langle 2, 2, 3 \rangle$) とすると、A-E2 と B-E2 の間の通信においては、冗長が発生しないが、A-E3 と C-E4 の間の通信及び、B-E3 と C-E3 の間の通信においては冗長が発生する．従って、評価値は $red(X_i) = 2/3 \approx 0.67$ となる．

本研究の目的は冗長トラフィックの発生を最小化することであるので $red(X_i)$ は小さいほうがよい．

表 1 フローテーブルの例

送信元	宛先
A-E2	B-E2
A-E3	C-E4
B-E3	C-E3

§3 最適値の更新

もし、上記で求めた $red(X_i)$ が $red(P_i)$ (エージェント i の探索履歴での最適解を現在の評価関数で再評価したもの) よりも評価が良ければ、 $P_i \leftarrow X_i$ として、自身の最適解を更新する．各エージェントは隣接エージェントと $red(P_i)$ を通信し合い、その中で最適値となる P_i を P_g として更新する．ここで、以前の最適解を現在の評価関数で再評価することによって、環境の動的な変化にも対応し、局所最適解に陥らないようにしている [Carlisle 00]．

§4 状態と変位量の更新

上記で、現在の状態 X_i 、履歴の中での最適状態 P_i 、隣接エージェントの履歴の中での最適状態 P_g を求めることができた．これらを用いて、3.4 節で述べたように、状態変位量 V_i と現在の状態 X_i を更新する．この更新によって PSO では各エージェントが 1 世代進化したと考え、§2 に戻り探索を繰り返す．

4. 実 験

提案手法の有効性を確認するためにシミュレーション実験を行った．以下、実験で用いたシミュレーションモデル、実験手法、実験結果について述べる．

4.1 シミュレーションモデル

本研究で用いたシミュレーションのネットワーク構成は、[廣津 09] を参考に図 3 のように、一つのコアスイッチに複数のエッジスイッチが接続し、エッジスイッチに複数の VLAN が接続しているものとする．全てのスイッチでフロー情報を取得し、そのデータを定期的に管理用のマシンに集めているとする．本実験では、エッジスイッチ数を 5、VLAN 数を 10 とした．VLAN のトラフィックモデルとしては、以下の 4 つを使用した．以後、エッジスイッチに接続されている各 VLAN のことをサブ VLAN とする（図 3 中の A-E2 や B-E2）．

(1) ランダムモデル

各サブ VLAN 内のクライアントは送信先のサブ VLAN を一様分布乱数で決定する．

(2) 特定モデル

ランダムに選択された一つのエッジスイッチに接続されているサブ VLAN 同士が高頻度で通信する．例えば、図 3 中で SW-E2 が選択されたすると、SW-E2 に接続されている A-E2、B-E2、C-E2 同士が高頻度で通信を行い、それ以外は相対的に通信量が少ない．

図4 フロー発生間隔

図5 単位時間 (1 sec) あたりのフロー発生回数

(3) 動的モデル 1

上記のランダムモデルと特定モデルを組み合わせたもの。一定間隔毎に、ランダムでランダムモデルと特定モデルを選択する。更に、特定モデルに関しては、選択される毎に高頻度で通信を行うエッジスイッチが変化する。

(4) 動的モデル 2

上記のランダムモデルと特定モデルを組み合わせたもの。最初にランダムモデルでトラフィックを送信し、一定時間経過後に特定モデルに変化する。そして、特定モデルに変化してから一定時間経過後に再びランダムモデルに変化する。動的モデル 1 が比較的短い間隔でトラフィックモデルが頻繁に変化するのに対して、動的モデル 2 は比較的長い間隔のトラフィックモデルを想定している。

なお、本シミュレーションモデルでは 1 ステップを 1sec と想定した。また、シミュレーションモデルにおけるフローの発生間隔および単位時間 (1sec) あたりのフローの発生回数を決定するために、豊橋技術科学大学における 2008 年 6 月の 1ヶ月分のフローデータを調査した。調査結果を図 4 と図 5 に示す。図 4 はフローの発生間隔の分布を、図 5 は単位時間 (1sec) あたりのフローの発生回数の分布を示している。これらの結果より、フローの発生間隔は平均 6.08172sec のパレート分布に、単位時間 (1sec)

表 2 実験マシンの概要

OS	Mac OS 10.5.8
CPU	2 × 2.8 GHz Quad-Core Intel Xeon
メモリ	8GB
開発言語	Java 1.6.0_14

あたりのフロー発生回数は平均 1.8625 回のパレート分布に従うように設定した。

4.2 実験手法

上記で述べた 4 つのトラフィックモデルに対して、3 つの冗長トラフィック削減手法を用いて比較実験を行った。

(1) Core

全ての VLAN のルーティングポイントをコアスイッチに設定する。すなわち、既存の一般的な VLAN の構成と同一である。

(2) Edge

一定時間間隔毎にフローテーブルを用いて、各 VLAN において最も使用されたエッジスイッチをその VLAN のルーティングポイントとする [廣津 09]。

(3) PSO

提案手法。一定時間間隔毎に第 3 章で述べた PSO の手法を用いてルーティングポイントを決定する。

本実験では、86400 ステップ (24 時間) シミュレーションを行った。ルーティングポイントの移動間隔は 1800 ステップ (30 分) とした。評価指標はルーティングポイントを移動させてから、次に移動するまでの間 (今回の実験では 1800 ステップ) における冗長トラフィック発生率 (式 (4)) とした。

提案手法である PSO では 60 ステップ毎に 10 世代進化を行う PSO1 と 50 世代進化を行う PSO2 の 2 種類を使用した。PSO における各パラメータは $N_p = 30, \omega = 0.7298, \chi_1 = \chi_2 = 1.49618$ を用いた。この値は [Clerc 02] において推奨されている値であり、特に本実験のために合わせた値ではない。群を構成しているトポロジーは [Kennedy 02] において推奨されている VON NEUMANN を用いた。シミュレーションで使用したマシンの概要を表 2 に示す。

4.3 実験結果

図 6 にランダムモデルの結果を、図 7 に特定モデルの結果を、図 8 に動的モデル 1 の結果を図 9 に動的モデル 2 の結果を示す。ここで、図 8、図 9 のグラフの上部に示してある特定 n は、その時間のシミュレーションモデルがエッジルータ n に接続されているサブ VLAN 同士が高頻度で通信している特定モデルを、Rand はランダムモデルであることを示している。

ランダムモデルの場合、図 6 よりコアスイッチ側にルーティングポイントを設定したほうが、エッジスイッチ側に設定するよりも冗長トラフィックの発生が削減されてい

図 6 実験結果 (ランダムモデル)

図 8 実験結果 (動的モデル 1)

図 7 実験結果 (特定モデル)

図 9 実験結果 (動的モデル 2)

ることがわかる．特定モデルの場合，図 7 よりエッジスイッチ側にルーティングポイントを設定したほうが，コアスイッチ側に設定するよりも冗長トラフィックの発生が削減されていることがわかる．提案手法を用いると，どちらのモデルに対しても，学習によって冗長トラフィックの発生が徐々に削減されていき，最終的に最適解に収束している．

図 8 より動的モデル 1 の場合，抑制手法 Core と Edge はそれぞれの得意なモデルの場合では冗長発生率が削減されている．また，削減手法 Edge は，高頻度で通信が行われるエッジスイッチが変化しても素早く追従できている．しかし提案手法 PSO は，環境の変化に対して追従はできているが，収束する前に環境の変化が起きる場合もある．

図 9 より動的モデル 2 の場合，抑制手法 Core と Edge は動的モデル 1 と同様に，それぞれの得意なモデルの場合では冗長発生率が削減できているが，苦手なモデルの時は上昇していることがわかる．それに対して提案手法 PSO は，学習によって冗長発生率が削減され，環境が変化した場合でも追従できている．

4.4 考 察

4.3 節の結果より，ランダムモデルや特定モデルといった最適解が変化しない静的な環境や，動的モデルといった最適解が動的に変化する環境を想定した実験を行い，提案手法では学習によって最適解を発見し収束可能なことを示した．

収束時間について考察する．4.3 節の結果より，全てのモデルにおいて PSO2 のほうが PSO1 よりも早くに収束している．また，動的モデル 1 と動的モデル 2 における PSO の適合値の変化を図 10，図 11 に示す．これらの図より，PSO2 のほうが PSO1 よりも収束が早いことがわかる．これは，単純に PSO2 のほうが 1 回の進化世代数が多いからと考えられる．

実環境において何世代数進化できるのかを計算時間から考察する．表 2 に記した今回の実験環境では，1 世代進化するために必要な計算時間は平均 87msec であった．本研究では 1 ステップを 1sec と想定しているので，60 ステップ毎であれば $60000/87 \approx 690$ 世代進化できると考えられる．これらのことから，実環境においては本実験結果よりも収束が早くなると考えられる．ただし，計算時間はネットワーク内で発生するフロー量に影響されるので，より正確に推定するためには，実ネットワーク環境においての実験が必要である．

次に，環境の動的変化に対する頑健性に関して考察す

図 10 動的モデル 1 における PSO の最適値の変化

図 11 動的モデル 2 における PSO の最適値の変化

る．図 10，図 11 よりシミュレーションモデルの変化時に適合値は悪くなり，徐々に最適解に向かっていくことがわかる．これより，繰り返し毎に各エージェントの履歴の最適状態を再評価している手法が有効であることがわかる．

比較的短い時間間隔で環境が変化する動的モデル 1 の結果から，頻繁に環境が変化する場合でもある程度までは追従可能だが，収束する前に環境の変化が発生し，最適解を発見できないこともあった．しかし，現状の技術でのルーティングポイントの切り替えは，数百 msec 程度の通信の断が発生することが報告されている [廣津 09]．従って，動的モデル 1 のような高頻度の変動に合わせて追従することが必ずしも良いとは限らない．

本研究では，アルゴリズムの評価のために，短期的な変動を利用しているが，むしろ，VLAN における L3 のルーティングポイントの移動は，短時間の変動に対応するよりも，曜日毎の変動，組織の変更や構成員の異動などによる変動など，やや長期的な観点からの変化に対応すべきと考える．また，ネットワーク運用の立場からも，頻繁な変動は管理しにくいと考えられる．

VLAN 環境で利用するためには，あらゆるトラフィックパターンにも適応して冗長性を抑えられることが肝要であり，提案する PSO を用いた手法はこの条件を満たし

ていると考えられる．更に，上記で考察した計算時間から，大規模なネットワークにも対応可能であると考えられる．

最後に，我々が [高橋 09] で提案した手法は，トラフィックをポアソン分布と仮定していたが，本研究では現実の packets モデルに即したパレート分布を使用した．[高橋 09] の手法では，パレート分布では適切な値には収束しないことも分かっており，本研究の手法はこの課題へも対応している．更に，本手法では，[高橋 09] と違い，繰り返しごとに再評価する機能を取り入れたため，環境変化検知のための閾値の設定が不要になったという利点がある．

5. ま と め

本研究では，分散仮想ルータのための動的中継点制御手法として，群知能の一種である分散 PSO を用いた学習モデルでの手法を提案した．提案アルゴリズムでは従来の分散 PSO を拡張し，エージェントの現在の状態と状態変位量を VLAN 環境に適用できるように再定義し，更に，動的環境にも対応するための再評価機能を取り入れた．

提案手法の有効性を確認するために，シミュレーション環境において複数のトラフィックモデルを作成し，提案手法と比較手法を使用して実験を行った．初めに，最適解が変化しない静的な環境において，提案手法は学習によって最適解に収束することを示した．また，この実験によって比較手法がそれぞれ得意とするモデルを明らかにした．二番目に，比較的短期間でトラフィックモデルが変化する動的環境での実験を行った．この実験より，ある程度までは環境の変化に追従するが，収束時間よりも変化するまでの時間が短い場合は収束できないことを示した．最後に，比較的長期間でトラフィックモデルが変化する動的環境での実験を行った．この実験により，収束する時間が十分にあれば（PSO1 では 6～9 時間，PSO2 では 1～2 時間程度）環境の変化に対しても提案手法は十分に追従し，冗長トラフィックの削減を期待できることを示した．これら二つの動的モデルの結果を比較することにより，提案手法の収束までの時間や，環境変化への頑健性に対する考察を述べた．最後に，これらの実験から，提案手法は動的な中継点制御手法として有効であることを示した．

今後の課題としては，実データを用いた提案手法の評価が挙げられる．また，環境の変化に対しても，どのくらいの頻度の変化まで追従可能なのかを評価する必要がある．今回の実験では一定時間間隔のフローを用いて学習したが，時間や曜日などといった大域的なフローの傾向の学習と組み合わせることが考えられる．今回の実験では，全てのスイッチで取得するフロー情報は一か所に集約されると想定した．しかし，ネットワークの規模に

比例して計算時間が増大していくことが予想できるため、フロー情報を分散して収集し、抽象的な情報のみを一か所に収集する、階層的分散モデルでのアルゴリズムを考案する必要がある。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Carlisle 00] Carlisle, A. and Dozier, G.: Adapting Particle Swarm Optimization to Dynamic Environments, in *International Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 1, pp. 429–434 (2000)
- [Clerc 02] Clerc, M. and Kennedy, J.: The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 1, pp. 58–73 (2002)
- [Garimella 07] Garimella, P., Sung, Y., Zhang, N., and Rao, S.: Characterizing VLAN usage in an operational network, in *Proceedings of the SIGCOMM workshop on Internet network management*, pp. 305–306, ACM (2007)
- [Kennedy 95] Kennedy, J. and Eberhart, R.: Particle swarm optimization, in *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 1942–1948 (1995)
- [Kennedy 97] Kennedy, J. and Eberhart, R.: A discrete binary version of the particle swarm algorithm, in *IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics*, Vol. 5, pp. 4104–4108 (1997)
- [Kennedy 02] Kennedy, J. and Mendes, R.: Population structure and particle swarm performance, *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, Vol. 2, pp. 1671–1676 (2002)
- [Liao 07] Liao, C.-J., Tseng, C.-T., and Luarn, P.: A discrete version of particle swarm optimization for flowshop scheduling problems, *Computers & Operations Research*, Vol. 34, No. 10, pp. 3099–3111 (2007)
- [Net] NetFlow, http://www.cisco.com/en/US/products/ps6601/products_ios_protocol_group_home.html
- [Poli 08] Poli, R.: Analysis of the publications on the applications of particle swarm optimisation, *Journal of Artificial Evolution and Applications*, Vol. 2008, pp. 1–10 (2008)
- [Shi 06] Shi, X., Zhou, Y., Wang, L., Wang, Q., and Liang, Y.: A DISCRETE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM FOR TRAVELLING SALESMAN PROBLEM, in *Computational Methods*, pp. 1063–1068, Springer Netherlands (2006)
- [Sung 08] Sung, Y., Rao, S., Xie, G., and Maltz, D.: Towards systematic design of enterprise networks, in *Proceedings of the 2008 ACM CoNEXT Conference*, pp. 1–12, ACM (2008)
- [高橋 09] 高橋 謙輔, 阿部 洋丈, 廣津 登志夫, 菅原 俊治: 群知能を用いた分散仮想ルータのための動的な中継点制御, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム (JAWS) (2009)
- [廣津 06] 廣津 登志夫, 福田 健介, 菅原 俊治: VLAN 環境における分散仮想ルーティングに関する一考察 (仮想化), 情報処理学会研究報告. [システムソフトウェアとオペレーティング・システム], Vol. 2006, No. 15, pp. 17–24 (2006)
- [廣津 09] 廣津 登志夫, 福田 健介, 栗原 聡, 明石 修, 菅原 俊治: 分散仮想ルータのための動的な中継点制御機構, 情報処理学会論文誌 コンピューティングシステム (ACS), Vol. 2, No. 1, pp. 123–132 (2009)

〔担当委員: 森山 甲一〕

2009 年 12 月 18 日 受理

著 者 紹 介

高橋 謙輔

2010 年 早稲田大学基幹理工学研究科情報理工学専攻修士課程修了。

阿部 洋丈

2004 年筑波大学大学院博士課程工学研究科電子・情報工学専攻修了。科学技術振興機構 CREST 研究員, 豊橋技術科学大学情報工学系助教を経て, 2010 年より大阪大学サイバーメディアセンター助教。システムソフトウェア, 特に分散システムやコンピュータセキュリティ等の研究に従事。情報処理学会平成 16 年度山下記念研究賞, 情報処理学会平成 16 年度論文賞受賞。博士 (工学)。情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE, ACM 各会員。

廣津 登志夫

1995 年慶應義塾大学大学院理工学研究科計算機科学専攻修士課程修了。同年, 日本電信電話株式会社入社。2004 年, 豊橋技術科学大学情報工学系助教授。2009 年より法政大学情報科学部コンピュータ科学科教授。分散システム, OS, ネットワーク, ユビキタスシステムなどの研究に従事。博士 (工学)。情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, ACM, IEEE 各会員。

菅原 俊治 (正会員)

1982 年早稲田大学大学院理工学研究科数学専攻修士課程修了。同年, 日本電信電話公社入社 (武蔵野電気通信研究所基礎研究部)。以来, 知識表現, 学習, 分散人工知能, マルチエージェントシステム, インターネットなどの研究に従事。1992–1993 年, マサチューセッツ大学アマースト校客員研究員。現在, 早稲田大学基幹理工学部情報理工学学科教授。博士 (工学)。情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, AAAI, ISOC, IEEE, ACM 各

会員。