

ACOを用いたVLAN環境下における 動的中継点制御のスケラビリティの向上

女部田啓太^{†1} 菅原俊治^{†1}

本稿では、Ant Colony Optimization (ACO) を用いた VLAN 環境下における動的な中継点制御のスケラビリティの向上を報告する。今までに、VLAN 環境下における中継点を動的に制御することで、冗長パケットを削減する手法を提案されてきた。しかし、既存手法 AMPSO では VLAN 数やルータ数の増加によって探索性能が低下することがわかった。そこで、本稿ではスケラビリティの向上を目的として新たな手法として ACO を VLAN 環境に適用させた手法を提案する。最後に、実トラフィックに基づいて作成したシミュレーション環境を用いて既存手法と比較・評価することにより、スケラビリティの向上を示す。

Improving the Scalability of Dynamic IP Routing Points Migration for VLAN Environment using ACO

KEITA ONABUTA^{†1} and TOSHIHARU SUGAWARA^{†1}

This paper represents a scalable method for the dynamic migration of the IP routing point in Virtual LAN environments using Ant Colony Optimization (ACO). We previously proposed the method using particle swarm optimization that can adaptively select the routing points dynamically based on the observed traffic patterns and thus reduce the redundant traffic in a VLAN environment. However, we found that method does not converge to the appropriate routing point deployment in a large-scale network environment. In this paper, we propose a novel ACO-based method to compare the scalability. We also experimentally evaluate the proposed method using the simulation environment that can generate the traffic based on the packet flows observed in the real-world environment.

1. はじめに

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ないことなく、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⁶⁾。実際 9) で、比較的規模の大きな組織ネットワークで多数の冗長フローが発生していることが調べられている。しかし、このような冗長性は、VLAN による管理のしやすさとの引き換えに黙認されている。

我々はこれに対して、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、常に冗長性を減らし、動的変動に対応できる手法として、Angle Modulated Particle Swarm Optimization (AMPSO)¹⁾ を用いた手法を提案した⁵⁾⁸⁾。しかし、この手法では環境中のルータ数や VLAN 数の増加とともに探索性能が低下し、最適解を発見できない場合があることがわかった。そこで、本稿では Ant Colony Optimization (ACO)²⁾ を用いた新たな手法を提案し、動的な中継点制御のスケラビリティの向上を目指す。

2. 課題の定義

2.1 分散仮想ルーティング

図 1 に本稿で想定する 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-C, 以下コアスイッチ) に、複数の L3 スイッチ (図中 SW-E1 から SW-E3, 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。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⁶⁾。

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

^{†1} 早稲田大学
Waseda University

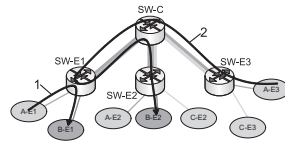


図 1 冗長トラフィックの例
Fig. 1 traffic example

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。ここで、SW-E1 に VLAN A と VLAN B のインタフェースを設定し (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-E1 と B-E1 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-E3 と B-E2 の間の通信を考えると、図 1 の矢印 2 のように、SW-C と SW-E1 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-C に設定すると、A-E3 と B-E2 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-E1 と B-E1 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ルーティングポイントの制御が必要になる。

この課題に対し、トラフィックの変動に対応し、常に冗長性を抑えることを目的として AMPSO を用いた動的中継点制御手法を提案してきた⁵⁾。しかし、この手法では環境中のルータ数や VLAN 数の増加とともに最適なルーティングポイントの探索性能が低下することがわかった。本稿では、ACO を用いることによりスケラビリティを向上させ、探索性能が低下しない手法を提案する。

2.2 ACO の概要

ACO²⁾ はアリの採餌行動の特徴をモデル化した最適化手法である。アリの採餌行動の特徴とは、巣から餌への経路に、他のアリへの印としてフェロモンを付加する。ACO では多数の人工アリエージェントが最適化問題の解を作成し、フェロモンを用いた間接的情報交換のメカニズムでお互いの解を通信する。このために、確率的行動選択とフェロモンの分泌と

蒸発という三つのメカニズムを用いる。

ACO を巡回セールス問題を例に説明する。ここでは、各都市をノード、都市間の接続をエッジとして表されるグラフ上を無数の人工アリエージェントが移動すると仮定する。全ての m 匹のアリエージェントは生成した解に基づいて繰り返し毎にフェロモン値を更新する。ノード i と j 間のエッジに付加されるフェロモンを τ_{ij} とすると更新式は以下の式 (1) になる。

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (1)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{if エッジ } (i, j) \text{ を通った} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 ρ は蒸発率、 m はアリの数、 $\Delta\tau_{ij}^k$ はアリ k によるエッジ (i, j) に付加するフェロモン値、 Q は定数、 L_k はアリエージェント k が巡回した総距離を表す。

解の生成において、アリエージェントはフェロモン量に応じて確率的に次のノードを選択する。アリ k がノード i に存在し、そこまでに生成した部分解を s^p とすると、ノード j を選択する確率は以下の式 (4) になる。

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{c_{il} \in \mathbf{N}(s^p)} [\tau_{il}]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} & \text{if } c_{ij} \in \mathbf{N}(s^p) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{N}(s^p)$ はアリエージェント k が一度も訪れていないノードを l としたときのエッジ (i, l) の集合を表す。また、 α と β はフェロモン値とヒューリスティック値 η_{ij} の相対的重要度を表す。ここで、 η_{ij} は、 $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$ で与えられ、 d_{ij} はノード i と j の距離を表している。

上記のアルゴリズムを繰り返すことで、距離が短い巡回路に多くのフェロモンが付加され、最適解を発見する。

3. 提案手法

第 2 節で述べた問題を ACO で解を求めるために動的中継点制御の問題を ACO の枠組みで表現する。

3.1 解の表現方法

本研究での解は、 $S = \{a_1, a_2, \dots, a_{N_{VLAN}}\}, a_j \in [1, N_{er}]$ 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。例えば図 2 においてコアスイッチ SW-C に 1 を、エッジスイッチ SW-En には $n+1$

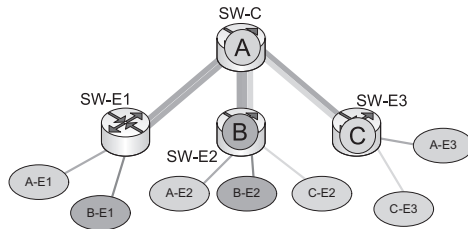


図 2 解の表現方法

を対応させると、解 $S = \{1, 3, 4\}$ は、VLAN A, VLAN B, VLAN C のルーティングポイントがそれぞれ SW-C, SW-E2, SW-E3 であることを示す (なお、図 2 の {A, B, C} はそれぞれ VLAN {A, B, C} のルーティングポイントを示す)。

3.2 複数コロニー生成

本研究では、エージェントは複数の群れ (エージェントの集合) を成す。この集合をコロニーと呼び H で表す。各コロニーに対して担当する VLAN を 1 つ割り振る。そのコロニー 1 つに対して、担当する VLAN が 1 つ割り振られる。複数コロニーを並列に動かし、各コロニー毎に最適なルーティングポイントを導き、その結果を共有することで全体のルーティングポイントを探索する。

例えば、VLAN 数が 4、エッジルータ数が 3 の環境を考える。まず、VLAN 数のコロニー H_1, \dots, H_4 を生成する。次に、コロニーを並列に動かし解を求める。このとき、コロニー H_1, H_4 の解がそれぞれ SW-E1, SW-E3, SW-C, SW-E2 ならば、全体の解は、 $S = \{2, 4, 1, 3\}$ となる

3.3 エージェントの状態

エージェントは担当する VLAN を割り振られたコロニーに所属し、探索行動する。第 3.1 節で述べた解を ACO で求めるために、コロニー H に所属するエージェント h_i の内部状態を

$$X_{h_i} = \{x_{h_{i1}}, x_{h_{i2}}, \dots, x_{h_{iN_{er}}}\}$$

と表す。ここで $x_{h_{ij}} \in \{1, 0\}$ であり、1 つの要素をのぞいて 0 とする。もし、 $x_{h_{ij}}$ が 1 であれば、 H が担当する VLAN のルーティングポイントはルータ j であることを表す。

3.4 フェロモンの表現方法

コロニー h におけるフェロモンの配置状況を

$$P_H = \begin{pmatrix} p_{11} & \dots & p_{1N_{er}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{N_{er}1} & \dots & p_{N_{er}N_{er}} \end{pmatrix}$$

と定義する。ここで、 p_{ij} は、ルータ j からルータ i への経路上にあるフェロモン量を有向グラフで表す。この行列をコロニー H のフェロモンマップと呼ぶ。

4. 提案アルゴリズムの詳細

4.1 初期化

各コロニーには同数のエージェントが所属し、そのエージェント数を N_p とする。エージェント h_i の現在の状態 X_{h_i} をランダムに、各コロニーのフェロモンマップのフェロモン量 p_{ij} を 1 でそれぞれ初期化する。

4.2 評価値の計算

一定時間間隔 T ごとにフロー情報を収集し、それからトラフィックのフローテーブルを作成する。このフローテーブルに基づき、各コロニーが担当する VLAN ごとに、エージェント h_i の現在の状態 X_{h_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発生したフローの情報を取得できる。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、代表的なものとしては NetFlow⁴⁾ などがある。本研究では、フロー情報から式 (3) を用いて求められる冗長発生率 (*redundancy ratio*) を評価値とした。

$$red(X_i) = \frac{redundant_flow_count}{all_flow_count} \quad (3)$$

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 2 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。まずこのフローは送信元・宛先の VLAN から、それを担当するコロニーに分配される。この時に VLAN A を担当するコロニーが SW-E1 にルーティングポイントを配置するとしたとき、A-E1 と B-E1 の間の通信においては、VLAN A のルーティングに関しては冗長が発生しないが、A-E2 と C-E3 の間の通信及び、B-E2 と A-E3 の間の通信においては冗長な流れが

表 1 フローテーブルの例
Table 1 example of FlowTable

送信元	宛先
A-E1	B-E1
A-E2	C-E3
B-E2	A-E3

発生する。従って、評価値は $red(X_i) = 2/3 \approx 0.66$ 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 $red(X_i)$ は小さいほうが最適値となる。

4.3 エージェントの移動

各エージェントは現在の状態から次の状態の一覧を取得し、その経路の間にあるフェロモン量に従って確率的に移動する。具体的には以下の指揮 (4) でエージェントは状態 i から状態 j への移動確率 p_{ij}^k を決める。

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}}{\sum_{c_{il} \in \mathbf{N}(s^p)} \tau_{il}} & \text{if } c_{ij} \in \mathbf{N}(s^p) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

これは、式 (4) で $\alpha = \beta = \eta_{ij} = 1$ としたものである。

4.4 フェロモン更新

エージェントはノードの移動の際に、フェロモンを更新する。前の状態における評価値より現在の状態の評価値が良い場合、フェロモンを”評価値の差の絶対値”だけ分泌し、評価値が悪い場合フェロモンを”評価値の差の絶対値”だけ減少させ、同じ評価値の場合、”評価値”だけフェロモンを分泌する。また、局所解に陥るのを防ぐため、フェロモンの上限値を P_{max} とし、下限値を P_{min} とした。フェロモンの更新の際、上限値を超過場合にはフェロモン量を P_{max} に修正し、下限値を下回る場合にはフェロモン量を P_{min} に修正する。このように、フェロモンの上限値と下限値を設定する事で、局所解に陥るのを防いでいる。

4.5 フェロモンの蒸発

フェロモンマップ上のフェロモンは毎ターンごとと蒸発する。本研究においては、毎ターン各コロニー内のすべてのフェロモンが $\rho\%$ 蒸発すると定義する。

5. 実験

5.1 トラフィックモデル

実験で使用するトラフィックモデルについて説明する。

- (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 2 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。
- (3) 動的モデル
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) 特殊モデル
ランダムに選択された一つのエッジスイッチ (SW-EX) に接続されているサブ VLAN の半数同士が高頻度で通信する。以下その選択されたサブ VLAN を GroupX とし、それ以外の VLAN を GroupY とする。SW-EX 以外に接続されているサブ VLAN の内、GroupX 所属のクライアントは送信先サブ VLAN を一様分布乱数で決定する。また、GroupY 内のクライアントは GroupY 内のサブ VLAN へ高頻度で通信する。これは、述べられていないモデルであるが、他の 3 つと比べて現実に近いと思える。

5.2 ネットワークモデル

本稿で用いたシミュレーションのネットワーク構成は、図 2 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 が接続しているもととする。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。VLAN 数 50、ルータ数 10 とする。

5.3 実験手法

4 つの冗長トラフィック削減手法を用いて提案手法の有効性を示すために、比較実験を行った。比較する手法は、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 Core 手法、2 つ目は、Edge 手法⁷⁾、3 つ目は、AMPSO を用いた手法 (AMPSO 手法)⁵⁾

ある。4つ目は提案手法 ACO を用いた手法である。これは、一定時間間隔毎に ACO 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、各トラフィックモデルを用いてシミュレーションを行った。本実験では、1ステップを1秒と想定し、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(3))とした。

提案する ACO を用いた手法では60ステップ毎に5世代進化を行った。ACO における各パラメータは $P_{max}=20$, $P_{min}=1$, $\rho=2(\%)$ を用いた。また比較手法として5)に示された AMPSO を用いた手法では60ステップ毎に10世代進化を行った。PSO に置ける各パラメータは $N_p=30$, $\omega=0.7298$, $\chi_1=\chi_2=1.49618$, $V_{max}=4$ を用いた^{1),3)},

6. 実験結果

図3~図6に各トラフィックでの実験結果を示す。ランダムモデルの場合、コアスイッチ側にルーティングポイントを設定(Core手法)したほうが、冗長トラフィックの発生が削減でき、特定モデルでは、エッジスイッチ側にルーティングポイントを設定(Edge手法)したほうが、削減できていることがわかっている。AMPSOを用いると、図3では十分に冗長トラフィックを削減できているが、図4ではEdge手法と比べて削減が不十分であることが分かる。これは、AMPSO手法では、このサイズのネットワークでは適切なルーティングポイントに収束しないこともあり、その影響で冗長発生率が高くなっている。一方提案手法では、Edge手法とほぼ同じ性能を示している。

図5より動的モデルの場合、Core手法とEdge手法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。AMPSO手法は、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5の丸で示した部分)。提案手法では、この場合でも環境の変化に追従する。

図6より特殊モデルの場合は、Core手法、Edge手法、AMPSO手法いずれも冗長フローを十分に削減できない。提案手法はこの場合にも十分に冗長フローを削減できている。

この実験結果により、本提案手法である ACO を用いた手法は従来手法 AMPSO と比較してスケラビリティが向上したと言える。

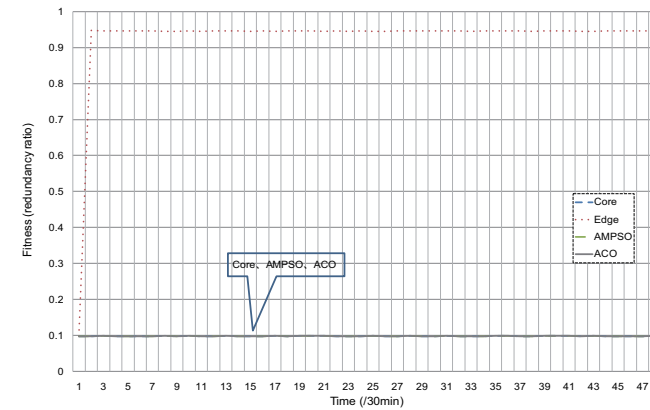


図3 ランダムモデル

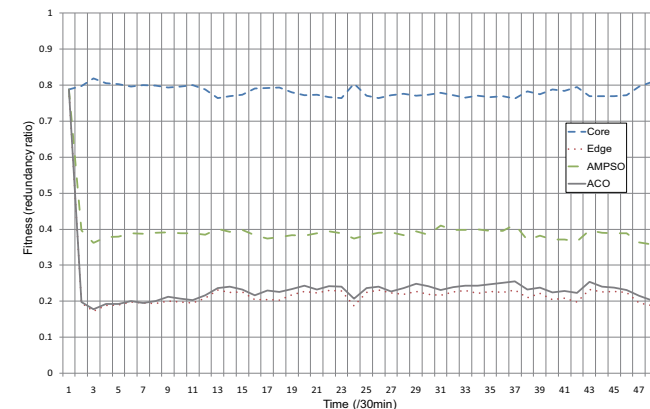


図4 特定モデル

7. おわりに

提案手法の ACO 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、提案手法と既存手法を使用して実験により比較した。初めに、最適解が変化しない静的な環境において、既存の AMPSO 手法を使った方式では収束しない

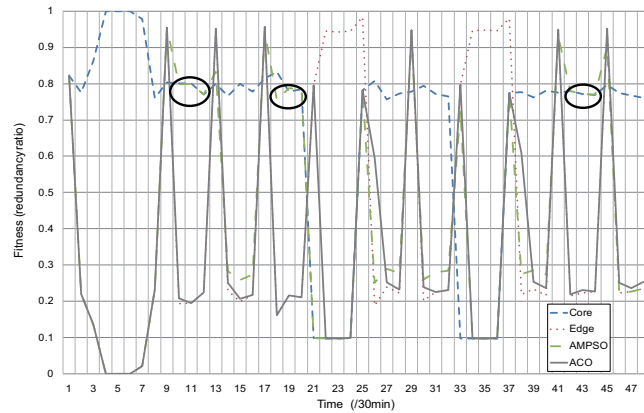


図5 動的モデル

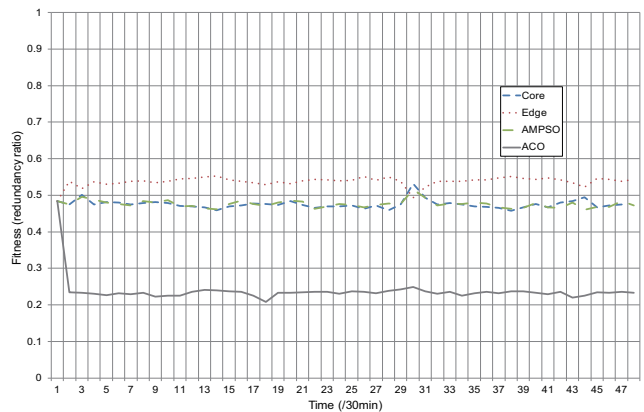


図6 特殊モデル

場合があるが、提案手法は学習によってほぼ最適解に収束することを示した。二番目に、短時間でトラフィックモデルが変化する動的環境での実験から、AMPSOより早く環境の変化に追従できる事がわかった。さらに、ランダムモデルと特殊モデルを合体させたトラフィックモデルを作成し、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。これらの実験から、提案手法は動的中継点制御手法としてより実用的であると言える。

今後の課題としては、その他のトポロジーをもったネットワーク環境での提案手法の評価が挙げられる。また、そのときの環境の変化に対する追従性についても調査する必要がある。また、現状の技術ではルーティングポイントの移動時に断が発生する。影響を少なくするために、実トラフィック上での影響が出ないためには、どの程度の追従が適切であるかを検討する必要がある。例えば、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。その他にも、さらにスケーラビリティを上げるため、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ことも考えられる。

参考文献

- 1) Pampara, G., Franken, N. and Engelbrecht, A.: Combining particle swarm optimisation with angle modulation to solve binary problems, *The IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Vol.1, pp.89-96 (2005).
- 2) M. Dorigo.: Optimization, Learning and Natural Algorithms. Ph.D.Thesis, Politecnico di Milano, Italy, (1992)
- 3) 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).
- 4) NetFlow, http://www.cisco.com/en/US/products/ps6601/products_ios_protocol_group_home.html.
- 5) 高橋謙輔, 菅原俊治, “AMPSOを用いたVLAN環境下における動的中継点制御のスケーラビリティの向上,” 情報処理学会第77回数理モデル化と問題解決研究会, March, (2010).
- 6) 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)
- 7) 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)
- 8) Kensuke Takahashi, Toshio Hirotsu, Toshiharu Sugawara: Adaptive Routing Point Control in Virtualized Local Area Networks Using Particle Swarm Optimizations. Proc. of ICTAI 2011: pp.352-360 (2011)
- 9) P. Garimella, Y.-W. E. Sung, N. Zhang, and S. Rao. Characterizing VLAN usage in an operational network. In Proc. of the 2007 SIGCOMM workshop on Internet network management, INM '07, pp.305-306 (2007)