数理モデル化と問題解決　41－5
（２００２．９．２０）

経路情報に基づくネットワークの自律階層化アルゴリズム

小山 卓郎，坂上 仁志，新居 学，高橋 豊
姫路工業大学大学院 工学研究科

現在，我々は“群れ認識プロトコル”と呼ぶルーチングプロトコルの研究を進めている．このプロトコルはネットワークを有向グラフで扱うことが可能である．しかし，他のルーチングプロトコルと同様に，ネットワークが大規模になると隣接ルータ間で交換する経路情報量が非常に大きくなり，この処理がルータの処理能力や他のトラフィックを圧迫する原因となりうる．

そこで本研究では，各ルータが保持している経路情報に基づいて自律的に有向パスネットワークを階層化するアルゴリズムを提案する．階層化を行うことにより，複数の経路情報を１つに集約することができる．評価実験から，提案アルゴリズムにより経路情報量を大きく削減できることができた．

Autonomous Network Hierarchization Algorithm based on Routing Information

Takuro KOYAMA, Hitoshi SAKAGAMI, Manabu NII and Yutaka TAKAHASHI
Graduate School of Engineering, Himeji Institute of Technology

Our "Group Recognition Protocol" can treat the network as a directed graph. In our group recognition protocol, when the network becomes large, the quantity of the routing information which is exchanged between neighbor routers increases very much like other routing protocols. This causes the decline of the router's performance and the obstruction of other traffic flow.

In this paper, we propose a autonomous network hierarchization algorithm to reduce the routing information. The network, which is treated as a directed graph, is stratified by proposed algorithm using the routing information which is owned by each router. Using our proposed algorithm, more than one routing information can be collected in one.Experimental results show that our autonomous network hierarchization algorithm can reduce a large amount of the routing information for several kinds of network.

1　はじめに

現在，我々は変化していくネットワークトポロジーに対して，各ルータが自律的にかつ明確にそのトポロジーを知ることのできる“群れ認識プロトコル”[1]の研究を進めている．ここで，“群れ”とは双方向に通信できるノードの集合のことである．このプロトコルにより，各ノードは自律的にネットワークの形状を認識でき，かつ，ネットワークを有向グラフとして扱うことができる．

群れ認識プロトコルは他のルーチングプロトコルと同様に，ネットワークが大規模になると各ルータが扱わなければならない経路情報や制御トラフィックが非常に大きくなるという問題点を持つ．大規模なネットワークに対し，全ての経路情報を保持することは大変効率が悪く，各ルータの処理能力低下や他のトラフィックを圧迫する原因となりうる．この問題の解決策として，ネットワークを論理的に階層化し，経路情報を集約するという方法があるが，階層化の方法はネットワーク管理者の手によって行われているのが現状である．

そこで本研究では，群れ認識プロトコルを実装した有向パスネットワークにおいても，各ルータが経路情報に基づいて自律的にネットワークを階層化し，各ルータが扱わなければならない経路情報を削減するためのアルゴリズムを提案する．

2　ネットワークの階層化

各ノードが扱わなければならない経路情報量を削減するため，大規模なネットワークをいくつかのノードの集合に分割し，比較的小さな論理ネットワークを構成する．いくつかのノードにより構成されるネットワークの一部を１つの論理ノードと見なすことで，論理的に見ればノード数を大幅に削減することが可能である．図１は論理的に階層化されたネットワークの概念図である．

このように，ネットワークを論理的に階層化することにより，各物理ノードの持つ情報は自

分が属する論理ノード内の集約された情報に限定することが可能となり，各ノードにかかる負荷を低減できる．

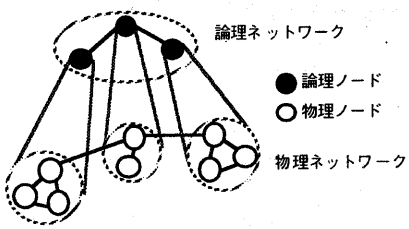

図1　ネットワークの論理的階層化

3　有向パスネットワークの自律階層化アルゴリズム

有向パスネットワークを論理的に階層化するアルゴリズムを以下のように提案する．このアルゴリズムの前提条件として，各ノードは物理的なネットワークトポロジーを完全に知っているものとする．

3.1　用語の定義

本アルゴリズムでは論理的に階層化されてできた1つの論理ノードをエリアと呼ぶ．この1つのエリアは2種類のノードから構成される．1つは，自ノードが所属するエリアとは異なるエリアに所属するノードとパスで接続されているノードで，これをエリア境界ノードと呼ぶ．もう1つは，自ノードが所属しているエリアのノードのみとパスで接続されているノードで，これをエリア内ノードと呼ぶ．

例えば図2において，ノード番号0,3,5がエリア境界ノード，ノード番号1,2,4,6,7がエリア内ノードとなる．

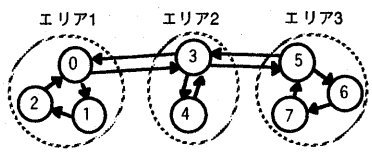

図2　エリア境界ノードとエリア内ノード

3.2　自律階層化アルゴリズム

自律階層化アルゴリズムは，エリア境界ノード決定アルゴリズムとエリア内ノード決定アルゴリズムの2つからなる．

3.2.1　エリア境界ノード決定アルゴリズム

まず，エリア境界ノードの決定アルゴリズムを以下の step 0 ～ step 9 に示す．

step 0: A = “分割対象エリア” とする．

step 1: i 番目のノード $a_i \in A$ であるノード a_i に対して，ノード a_i への入次数 d_i^{in}，ノード a_i からの出次数 d_i^{out}，ノード a_i の合計次数 d_i^{total}，エリア A の平均次数 d^{ave}，ノード a_i のパスの重みの合計 w_i^{total}，$i=1,2,\cdots,n_A$ を調べる．なお，これらの大きさを調べる際，ノード a_i が他のエリアに所属しているノードとパスで接続されている場合はそのパスを計算に入れない．

step 2: エリア境界ノード候補集合 C を求める．

ここで，

$$C=\{a_i \mid d_i^{\text{in}} \geq 2, d_i^{\text{out}} \geq 2, i=1,2,\cdots,n_A\} \quad (1)$$

とする．

step 3: エリア境界ノードの候補集合 C の要素のうち，パスの重みの合計が最小となるノードを選ぶ．これを候補集合 C' とする．

$$C'=\{a_i \mid w_i^{\text{total}} < w_j^{\text{total}}, a_i \in C, a_j \in C, i \neq j\} \quad (2)$$

step 4: 1つ目のエリア境界ノード $a_{\text{boundary1}}=a_{\hat{i}}$ とする．ここで，$\hat{i}$ は候補集合 C' に含まれるノードにおけるノード番号の最小値である．

step 5: エリア境界ノードの候補集合 C から，$a_{\text{boundary1}}$ と双方向に接続されており，かつ，$d_i^{\text{total}} > d^{\text{ave}}$，$a_i \in C$ であるノードを選ぶ．これを候補集合 C'' とする．

step 6: 候補集合 C'' のうち，合計次数が最大であるノードを選び候補集合 C'' を更新する．

$$C'':=\{a_i \mid d_i^{\text{total}} > d_j^{\text{total}}, a_i \in C'', a_j \in C'', i \neq j\} \quad (3)$$

候補集合 C'' の要素が唯一ならば step 9 へ．

step 7: 候補集合 C'' の要素のうち，$a_{\text{boundary1}}$ との間のパス重みの合計が最大のノードを選び候補集合 C'' を更新する．候補集合 C'' の要素が唯一ならば step 9 へ．

step 8: 候補集合の C'' うち，パス重みの合計が最小のノードを選び候補集合 C'' を更新する．

$$C'':=\{a_i \mid w_i^{\text{total}} < w_j^{\text{total}}, a_i \in C'', a_j \in C'', i \neq j\} \quad (4)$$

step 9: 2つ目のエリア境界ノード $a_{\text{boundary2}}=a_{\hat{i}}$ とする．ここで，$\hat{i}$ は候補集合 C'' に含まれるノードにおけるノード番号の最小値である．

以上のようにして，2つのエリア境界ノードを選出する．

なお，上記のエリア境界ノード決定アルゴリズムにおいて選出可能なノードが存在しない場合は，エリア分割は不可能と判断してエリア分割アルゴリズムを終了する．

3.2.2　エリア内ノード決定アルゴリズム

次に，エリア内ノードの決定アルゴリズムを

以下の step0 ～ step5 に示す．

step 0: ノード集合 D を次のように決定する．

$$D=\{a_i \mid a_i \in A, a_i \neq a_{\text{boundary1}}, a_i \neq a_{\text{boundary2}}\} \quad (5)$$

step 1: 集合 D の要素のうち，合計次数 d_i^{total} が最小のノード a_i を選ぶ．

このとき，入次数 d_i^{in} または出次数 d_i^{out} が1であるノード a_i が存在するならば，合計次数 d_i^{total} にかかわらずそのノードを優先する．

step 2: ノード a_i からどちらか一方のエリア境界ノードを経由し，再びノード a_i へ戻る最短路をダイクストラのアルゴリズムにより求める．

このとき，通過するノードは分割対象エリアに所属するノードのみに限定する．

step 3: step 2 で求めた最短路をそれぞれ L_1，L_2 とする．ここで，L_1 はエリア境界ノード $a_{\text{boundary1}}$ を経由する経路経路，L_2 はエリア境界ノード $a_{\text{boundary2}}$ を経由する経路とする．

このとき，ノード a_i の所属するエリアは，L_1 と L_2 の短い方により決まるエリア境界ノード a_{boundary} の所属するエリアに決定する．また，最短距離が等しい場合は，所属しているノード数が少ない方のエリアをノード a_i の所属エリアとする．さらに，ノード a_i がエリア境界ノード a_{boundary} を経由して再びノード a_i へ戻るために通過しなければならないノードもノード a_i と同一のエリアに所属させる．

step 4: エリア内ノードとして決定されたノードの集合を $\tilde{D}$ とする．エリア内ノードは自ノードが所属しているエリアのノードのみとパスで接続されているノードであるため，ノード集合 $\tilde{D}$ の中で異なるエリアに所属するノードとパスで接続されているノードが存在する場合は，異なるエリアに所属するノードとのパスを切断する．

step 5: ノード集合 D を $D:=D-\tilde{D}$ と更新して step 1 へ戻る．ノード集合 D が空集合の場合はエリア内ノード決定アルゴリズムを終了する．

以上のようにしてエリア内ノードを決定する．

なお，エリア分割終了後にどちらのエリアにも所属不可能なノードが存在する場合，もしくは1つのエリアに所属するノードが1つしかない場合にはエリア分割失敗と判断する．そして，エリア境界ノード決定アルゴリズムの step 6 に戻りエリア境界ノードの候補集合 C'' の中から他のエリア境界ノードを選出し，エリア分割を再実行する．

分割された各エリアに所属するノード数が，ユーザ設定値である1エリアに所属可能な最大ノード数 $N_{\max}$ を越えている場合には，そのエリアを分割対象エリアとしてエリア境界ノード決定アルゴリズムの step 0 へ戻る．全てのエリアにおいて，所属ノード数が $N_{\max}$ 以下になるか，もしくは全てのエリアがエリア分割不可となればエリア分割を停止し，階層化を完了する．

このアルゴリズムを用いて図3のような有向パスネットワークを階層化すると，図4のようになる．

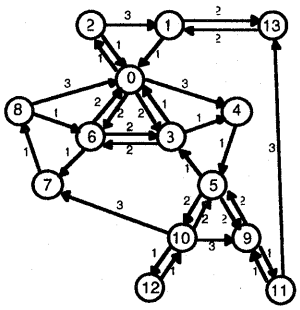

図3　階層化前のネットワーク

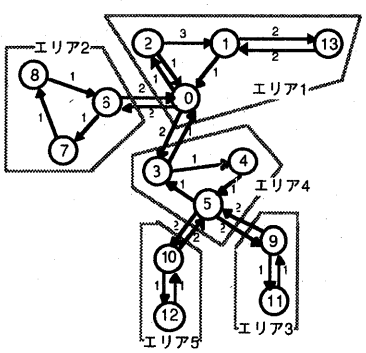

図4　階層化後のネットワーク

4　評価実験

提案したアルゴリズムを用いて有向パスネットワークを階層化することにより，各ノードが扱わなければならない経路情報量の削減度合いを調べるため，以下の評価計算を行う．

1回の経路情報の交換でネットワーク上を流れる総経路情報量と，1パスあたりに流れる経路情報の最大値を計算し，階層化前の値と比較した．総経路情報の評価式を式(6)に，1パスに流れる経路情報量の最大値の評価式を式(7)に示す．

$$V_{\text{total}} = \sum_{i}^{N_{\text{area}}} n_{A_i}^{\text{path}} \cdot (n_{A_i}^{\text{node}})^2 + N_{\text{path}} \cdot (N_{\text{area}})^2 \quad (6)$$

$$V_{\max} = \max\{(n_{A_i}^{\text{node}})^2, (N_{\text{area}})^2\}, i = 1,2,\cdots,N_{\text{area}} \quad (7)$$

ここで，総経路情報量を V_{total}，１パスに流れる経路情報量の最大値を $V_{\max}$，エリア数を N_{area}，エリア間のパスの総数を N_{path}，エリアＡ内のパス数を n_A^{path}，エリアＡ内に所属するノード数を n_A^{node} とする．

4.1 実験結果

実験対象のネットワークとして，ノード数32の完全結合ネットワークの全パスを対象にして，パス切断率に従ってパスを消滅させて構成した有向パスネットワークを用いる．また，パスの重みは残存している各パスにランダムに与えるものとする．

この実験対象ネットワークを本アルゴリズムを用いて階層化し，階層化が完了するまでエリア数が増加する毎に評価計算した．さらに，階層化完了時に存在するエリア数も同時に調べた．この実験を1000種類の異なるトポロジーのネットワークで行い，その結果を図5，図6，および図7に示す．ここで，図5，図6の縦軸は階層化前の値との比である．

図5，図6から，本アルゴリズムを用いた階層化によりネットワーク上に流れる経路情報量を大きく削減できることが分かった．

次に，本アルゴリズムを用いて有向パスネットワークを階層化することにより削減可能な経路情報量の平均値を調べた．

階層化完了後のネットワークの平均エリア数は4.3であった．図5，図6において，これらの平均エリア数付近の値を見ると，総経路情報量 V_{total} と１パス当たりの経路情報量の最大値 $V_{\max}$ の平均値が共に２割以下になっていることが分かった．

従って，提案アルゴリズムを用いた階層化により，パス上を流れる経路情報量を大きく削減できることが分かった．

5 まとめ

本研究では有向パスネットワークをネットワーク上の各ノードが自律的に階層化するアルゴリズムを提案し，その評価を行った．

評価の結果，本アルゴリズムを用いて階層化を行うことにより，各ノードが扱わなければならない経路情報量を大幅に削減できた．このことから，本アルゴリズムは有向パスネットワークを階層化する際に有効なアルゴリズムであると言える．

今後はエリア間の接続を冗長にするためのアルゴリズムを考案し，ネットワークの冗長性を向上させることを課題とする．

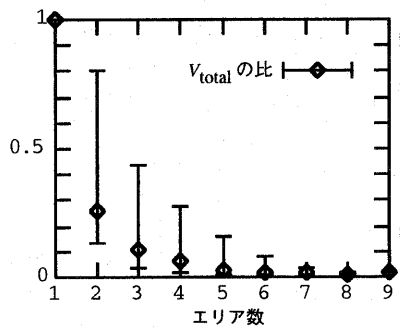

図5 総経路情報量

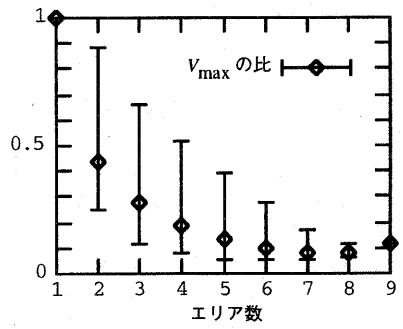

図6 1パスに流れる経路情報量の最大値

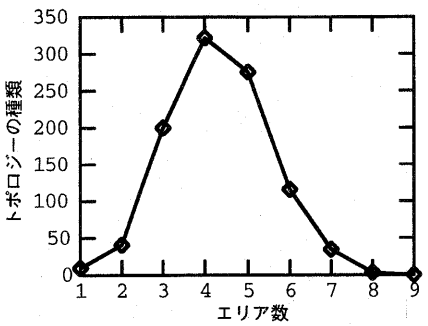

図7 階層化完了時に存在したエリア数

参考文献

[1] 高橋，西出，馬場，“群れからの離脱を認識する一方法”，システム制御情報学会論文誌，No.2，Vol.8，pp.226 - 230(196)