

TAMPOPO 学習機械を用いた自律化ネットワーク・オペレータ ANATA の適応能力の検証

高原 智夫[†] 柳澤 俊行[†] 渡辺 俊典[†]

情報通信ネットワークは巨大かつ複雑であり、状態や構造の変動にさらされる。このため、系の特性の精密なモデル化は困難であり、対象のモデルを用いる適応制御には限界があり人に頼らざるを得ない。また、制御の評価法も確立されているとは言えない。これらの問題を解決すべく知的通信網制御が模索されてきたが、制御規則の入手による記述が必要であるなどの問題を残している。そこで、呼の受け付け規制およびルーティング制御問題に関して、管理者が評価関数という形でネットワーク・オペレーション方針を与えるのみで、これを反映した制御を自律的に実現することを意図して、事例学習機械 TAMPOPO を応用した自律化ネットワーク・オペレータ ANATA の構想を別の論文で報告中である。本論文ではこの ANATA のシミュレーションモデルを計算機上に実現し、様々な条件のもとで挙動を調べた結果を報告する。ANATA は、評価関数を与えるのみで、呼を受理し課金収入を増す、長距離呼を迂回路にまわして全体の課金収入を増加させる、短距離呼を規制して長距離呼を受理して全体の利益を上げる、呼の接続率の下限を保証しつつ課金収入を最大化させる、などの能力を自律的に獲得した。これは従来、望まれながら実現できなかった機能であり、ANATA が大規模通信ネットワーク制御に新たな可能性を与え得ることを示している。

Adaptability of ANATA: an Autonomous Network Administrator Using TAMPOPO Learning Machine

TOMOO TAKAHARA,[†] TOSHIYUKI YANAGISAWA[†] and TOSHINORI WATANABE[†]

Telecommunication network is a complex and dynamical system. So it is very difficult to make a precise model of it. This is why the adaptive operation through analytical method has limited success. Moreover, a global evaluation measure of network operation is as yet established. In recent years some approaches to intelligent network operation have been proposed. But they require human specification of control rules in forms of membership function. To cope with this problem, we proposed an autonomous network administrator ANATA using TAMPOPO learning machine in another paper. In this paper simulation results of ANATA are reported which demonstrate that, under given performance criteria, ANATA can generate network operation rules that optimize the criteria. One example, in short- and long-distance call environment, is the acquisition of operation rules that maximize service income assuring minimum service ratio for calls. These results suggest that ANATA is a promising system for future telecommunication network administration.

1. ま え が き

ISDN の進展等による通信サービスの多様化の結果として、情報通信ネットワークに加わる情報量、種類が増大している。また、情報化社会において重要な役割を果たす、ネットワークの資源の節約および通信の品質保証を果たすために、情報通信ネットワークの効率的な運用・保守は必然となっている。その一つとして、伝送路の変更、輻輳の管理といったネットワー

ク・オペレーションを柔軟かつ適切に行うことが非常に重要な課題である。しかし、通信サービスの多様化に伴って、ネットワークにアクセスする呼の入力特性の多様化、呼量変動の増大化が起こっており、従来の制御方式では十分に対応できないことが考えられる。

このような情報通信ネットワークの制御の最適化を目指す手法として近年、ファジー推論^{1),2)}、遺伝的アルゴリズム³⁾といった知的機能のネットワーク・オペレーションへの導入に関する研究が盛んに行われている。例えば、遺伝的アルゴリズムの ATM ネットワークへの応用に関する研究⁴⁾では、伝送遅延の減少を目

[†] 電気通信大学大学院情報システム学研究科
Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications

的とした制御に遺伝的アルゴリズムを導入している。また、ファジー推論の情報通信ネットワーク制御への導入に関する研究⁵⁾では、ファジー推論を用いて情報通信ネットワークの制御を行い、課金収入の増加を制御の成否の指標として利用している。しかし、ネットワーク・オペレーションの成果の成否の判定は必ずしも単一の指標で表し得るものではなく、互いに相反するような指標をバランスよく向上させる機能が重要と考えられる。またこれらの手法は、情報通信ネットワークのトポロジーの変更などの環境変化への適応については問題を残している。

一方では、盛んに行われている知識獲得に関するこれまでの多くの研究成果を、大規模データベース (VLDB: Very Large Data Bases) に適用して大規模知識ベース (VLKD: Very Large Knowledge Data bases) を構築し、それを、情報通信ネットワークの MIB (Management Information Base) 等に活かし、効率的な運用の手助けにしようという試みも進んでいる^{6),7)}。しかし、VLKD の制御への利用に際し、情報通信ネットワークのような複雑な物を制御対象とした場合、問題解決の前提となる対象モデルの構築は極めて困難であるとともに、データベース内のルールの爆発的な増大が起り得る。仮にモデル化を行い得たとしても VLKD におけるすべてのルールの完全性の維持は難しい。すなわち、性質、状況が時間と共に変化する情報通信ネットワークにおいては、ある時点で良好な制御性能を示していたルールが、状況の変動に伴って有用でなくなり、また逆に例外的なものが有用となる場合も考えられる。よって、過去の制御経験事例を改良しつつ再利用し、さらに例外的な場合にも対処し得る機構を持ち合わせる必要があるが、これは実現されていない。

このような問題を解決する糸口として、以下のような特徴を持つ自律化ネットワーク・オペレータ (Autonomous Network Administrator using TAMPOPO Learning Machine, 以下では ANATA と略記) の構想と設計とを別途報告中である²⁰⁾。

(1) 呼の受け付け規制およびルーティング制御問題を対象とし、筆者の一人が考案した適応的事例学習機械 TAMPOPO^{9)~11)}を用いて制御の完全な自律化を実現する。管理者が評価関数という形で最低限のネットワーク・オペレーション方針を与えるのみで、その意志を反映した制御方法を制御事例という形で自律的に獲得するとともに、環境の変化にも自律的に対応す

る。制御は階層的に行う。上位階層は制御規則を学習し、下位に対して仮想コストなどのパラメータを渡す。下位階層は与えられたパラメータを用いて個々の呼のルーティングを行う。

(2) 管理者が評価関数を選べるので、例えば情報通信ネットワーク制御の目的を、従来のように例えばネットワークからの課金収入という会社側の利益のみでなく、これと相反する呼の受理成功率という利用者の利益をも同時に考慮できるという、新たな機能を実現する。

この ANATA が期待どおりの機能を実現できるかどうかを多面的な計算機シミュレーション実験を通じて検証した。その結果、管理者の与えた評価関数を最適化するような制御則を自律的に獲得することを確認できた。本論文ではこれらの実験結果を報告する。

以下第2章では提案しているネットワーク・オペレータの概要を述べ、第3章で計算機シミュレーション結果を詳細に報告する。

2. ネットワーク・オペレータの概要

2.1 システム構成

ANATA のシステム構成を図1に示す。本システムは、(1)管理者、(2)上位制御系、(3)下位制御系(実際の情報通信ネットワークをも含む)の3要素で構成される。

(1) 管理者

情報通信ネットワークによるサービスの価値 (= 会社側利益 + 利用者側利益) が適切なものとなるように、上位制御系で使用する評価関数を決定し、上位制御系に与える。評価関数としては各種のものが考えられるが、本研究では下記の線形関数を主に使用する。

$$J = (1 - \alpha) \times \text{会社側利益} + \alpha \times \text{利用者側利益}$$

管理者は α 値 (ただし、 $0 \leq \alpha \leq 1$) の選択によってポリシーを制御に反映させることになる。

(2) 上位制御系

ネットワーク監視機構、制御効果評価機構、TAMPOPO 学習機械より構成される。なお、紙面の都合で TAMPOPO 学習機械^{9)~11)}についての説明は略す。

(2.1) ネットワーク監視機構

情報通信ネットワークからデータ収集機構を通して、情報通信ネットワークの稼働状態、呼の生起状態、呼の接続状態および課金収入の状態を表す生データを受け取る。受け取ったデータから、各リンクの回線の使用状態および呼の生起状態を表す情報通信ネッ

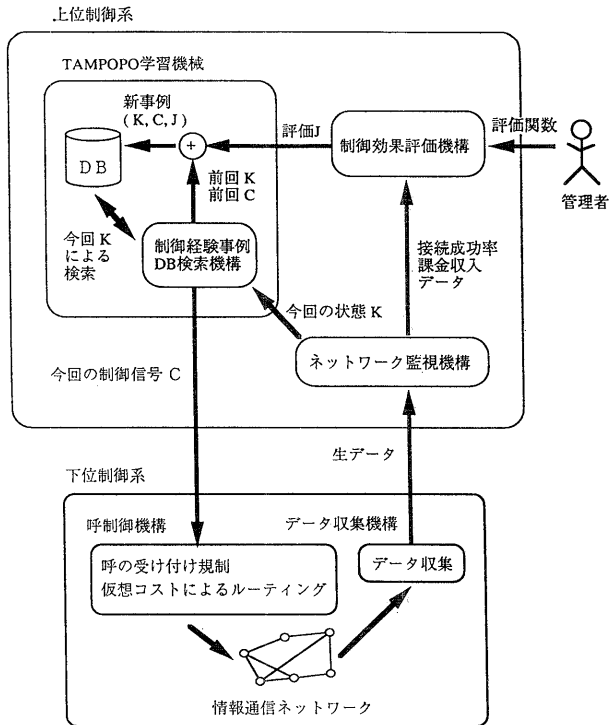


図 1 自律化ネットワーク・オペレータ (ブロック図)

Fig. 1 Autonomous network administrator (block diagram).

ネットワーク指標ベクトルを抽出し、TAMPOPO 学習機械に渡す。また、呼の接続状態および課金収入の状態を表すデータを抽出し、制御効果評価機構に渡す。

(2.2) 制御効果評価機構

一定の間隔でネットワーク監視機構から、前述の呼の接続状態および課金収入の状態を表すデータを受け取り、管理者により与えられた評価関数に従い、制御の効果を示す総利益 J を算出する。

(2.3) TAMPOPO 学習機械

一定の間隔でネットワーク監視機構から与えられる状態データ K により、現在の情報通信ネットワークの状態によく適合する制御経験を制御経験事例データベースから選択する。選択された制御経験事例の制御信号 C に対し遺伝的処理 (突然変異) を施し、新たな制御信号 C として下位制御系に渡す。また新たに得られた制御経験事例 (K, C, J) の記憶 (制御経験事例データベースの書き換え) を行う。

(3) 下位制御系

(3.1) 呼制御機構

呼制御機構は、上位制御系より制御信号 C = (短距離呼拒絶限界使用率, 各リンクの仮想コスト) を受け

取り、 C に従って情報通信ネットワークに生じた各呼に対し、接続の是非の決定および伝送路の選択制御を行う。これらの制御は、呼の生起の都度実施される。

(3.2) データ収集機構

データ収集機構は、情報通信ネットワークより、状態 K および評価 J を算出するためのデータを収集する。

(3.3) 情報通信ネットワーク

実際の情報通信ネットワークのリンク、交換機等のハードウェア、呼制御機構および、データ収集機構から構成される。

2.2 システムの動作

本システムの動作を図 2 に示す。上位制御系の制御時間間隔、すなわち、制御経験事例データベースの書換えの間隔 Δ は 2 分とした。この値は NTT で実用化された輻輳制御のためのトラヒック制御システム (TCS-V2)¹⁹⁾ に準じた。以下では、この 2 分間の区間をタームと呼ぶことにする。ANATA の各タームにおける制御動作は以下のとおりである。

(1) 生データ取御: 情報通信ネットワーク

から状態等を表す生データを受け取る。

(2) 評価 J の決定と事例の更新: 情報通信ネットワークから受け取った生データから制御の効果を表すデータを抽出し、管理者により与えられた評価関数を用いて前回タームの制御 C に対し評価 J を与え、新たな制御経験事例 (K, C, J) とする。これが制御経験事例データベース内の過去の制御経験事例よりも優れた事例であった場合、制御経験事例データベースに納められ、過去の劣った事例が削除される。過去の事例がより優れていた場合、この最新の事例 (K, C, J) は制御経験事例データベース内に納められることなく捨てられる。

(3) ネットワーク状態ベクトル K の決定: 情報通信ネットワークから受け取った生データから、(2) の評価 J の計算とは別に、各リンクの回線の使用状態と送信状況を表すネットワーク指標ベクトル K を決定する。

(4) 事例の選択: TAMPOPO 学習機械は与えられた K に対し制御経験事例データベース内の過去の制御経験事例の中から K に類似し、かつ最も優れた制御経験事例を選択する。

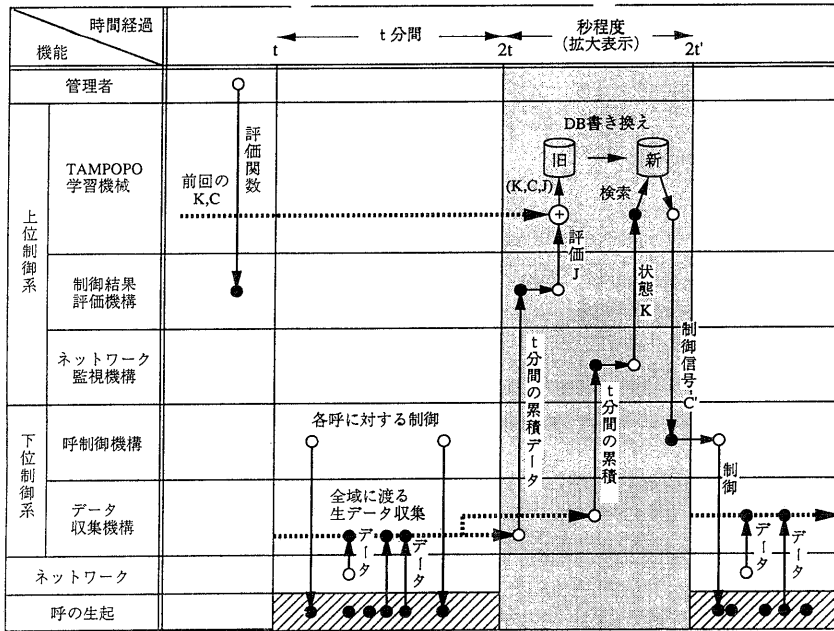


図 2 自律化ネットワーク・オペレータ (動作)
Fig. 2 Autonomous network administrator (behaviour).

(5) 制御信号 C' の生成: 選択された制御経験事例の制御信号 C に対し, 遺伝的処理 (突然変異) を施し, 新たな制御信号 C' としてネットワークに渡す。

ANATA は以上の処理を2分間の各タームごとに繰り返すことにより, 情報通信ネットワークの制御を行って行く。

3. シミュレーション実験

3.1 ネットワーク・モデル

(1) 実験で使用するネットワークの構造

シミュレーション実験は, 図 3 に図示された 5 つのノードと 6 つのリンクを持つネットワークを利用して行う。図 3 において 0, 1, 2, 3, 4 は交換機 (DCS) であり, A, B, C, D, E は送受信局を示す。アークは施設されたリンク (ファイバ回線等) を表している。リンクに付記された数値 (10 および 15 など) はこのリンクの物理的な実コストであり, 伝送遅延を想定している。また, 各交換機間の各リンクの最大容量は 5 チャンネルとする。これは, 同時に 5 つの呼の接続が可能であることを意味している。

(2) 回線のモデル

各回線のモデルを図 4 に図示する。各回線には, 上り, 下りをそれぞれ設定し, 電話のように双方向の通

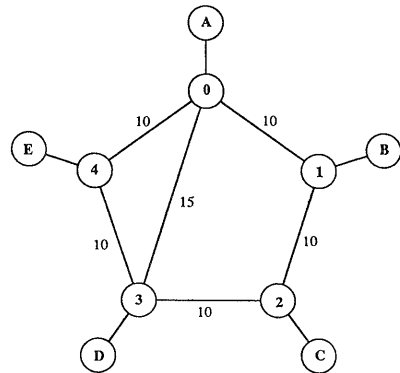


図 3 ネットワーク・モデル
Fig. 3 Network model.

信を必要とする場合は上り, 下りを 1 セットとして占有することで表現する。この表現法により, 例えばメールのように一方方向の送信しか必要としないサービスと電話のように双方向の通信を必要とするサービスの, シミュレーションを行う上での差別化が可能となる。また, 各チャンネルが使用中か否かを表現するためにタイマーを設ける。このタイマーは, 呼の回線への接続と同時に接続した呼によって指定される「呼の長さ」(回線占有時間)と同様の値を持つことにする。タイマーはシミュレーション時間の経過とともに減少

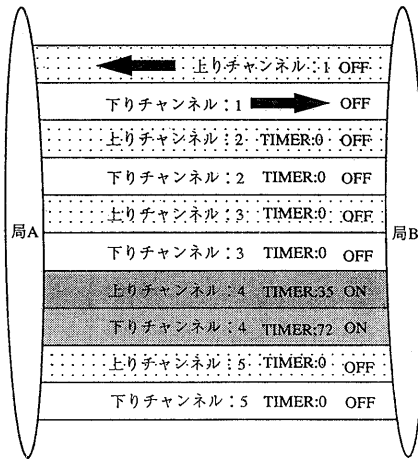


図 4 回線モデル
Fig. 4 Circuit model.

送信開始時刻	95
送信局	A
受信局	D
型	Real Time(Phone)
呼の長さ	120

図 5 呼のデータ型
Fig. 5 Datatype of a call.

し、0 となった時点で回線の占有は解除されるものとする。すなわち、タイマーの値が 0 の場合にはその回線が空いていることを示している。図 4 を例とすると、上りチャンネル 4 および下りチャンネル 4 が占有中であり、その残り占有時間は各々 35, 72 である。また、その他のチャンネルは空いていることを示している。

(3) 呼の表現

情報通信ネットワークに生起する呼の属性を図 5 に示す。図中の「送信開始時刻」とは呼の生起時刻である。「送信局」は該当する呼の送信要求を出した局を示す。「受信局」は、生起した呼が送信される際の目標となる局を示す。「型」は生起した呼の特性を示すものであり、実時間性を強く要求し双方向性の通信サービスである電話 (Phone) と、実時間性は余り強く要求せず、単方向性の通信サービスであるメール (Mail) を区別する。「呼の長さ」は当該する呼が情報通信ネットワークに接続する際に回線を占有する時間の長さを示す。電話型の場合には話し中の長さであり、メール型の場合にはデータ長を示す。これらは計算機シミュ

送信局	受信局	伝送経路 (パス)	実コスト
A	B	A→0→1→B	10
		A→0→3→2→1→B	35
		A→0→4→3→2→1→B	40
A	C	A→0→1→C	20
		•	
		•	
		•	
		E→4→0→3→2→C	35
E	D	E→4→3→D	10
		E→4→0→3→D	25
		E→4→0→1→2→3→D	40

図 6 伝送経路 (パス)
Fig. 6 Transmission route (path).

レーション時の回線利用時間であるとともに課金の基礎となる。

(4) 電送経路の表現

図 3 で示されるネットワーク・モデルでは局 E と局 C の間には 4 つの選択可能な伝送経路が存在する。すなわち、E→4→3→2→C, E→0→1→2→C, E→4→0→3→2→C, E→4→3→0→1→2→C の 4 通りである。しかし、その他のほとんどの場合、例えば図 6 に示すように、局 A と局 B 間の伝送の場合は選択可能な伝送経路は 3 つしか存在しない。そのため、今回のシミュレーションでは、コストが小さい順に 3 つの伝送経路を選択可能な経路とする。ANATA は、この 3 つの選択可能な経路から、第 2 章で述べた方法に基づいて伝送経路のルーティングを行う。

(5) シミュレーション時の情報通信ネットワークの運用規定

本件に関しては以下のように定めた。

(5.1) サービスクラスは長距離呼と短距離呼の 2 種。短距離呼とは隣接する局間の伝送を指すものとする。

(5.2) 情報通信ネットワークへの接続による課金収入の、短距離呼と長距離呼の単位時間当たりの比は 1:3 とする。

(5.3) 制御信号 C の短距離呼拒絶限界使用率は、短距離呼の接続拒否のために使用するものとする。ANATA は、制御信号 C 上のこの値よりも該当するリンクの回線使用率が大きい場合、回線の空きの有無に関わらず、短距離呼をそのリンクに接続することを

拒絶する。この動作を効果的に行うことに ANATA が成功した場合、課金収入の向上が期待される。

(6) TAMPOPO は経験事例を想起したのち、制御信号 C に突然変異を付加する。予備の実験で適当な突然変異幅が C の $\pm 7\%$ 程度であることを見定め、これをすべてのシミュレーション実験で使用した。

3.2 シミュレーション実験

ANATA の学習能力を確認する目的で様々な角度から 5 通りの計算機シミュレーション実験を行った。各実験の狙いと結果は末尾の表 1 を参照されたい。以下、各々の実験についての詳細を報告する。

3.2.1 基本的学習能力の確認 (実験 1)

まず、ANATA の基本的学習能力を確認する。以下のシミュレーション実験においては、ANATA の学習効果を知るために、学習機能を持たず常に実コストが最短の経路を選択するという固定的制御機能を持つネットワーク・オペレータを ANATA と同一環境条件下で走行させて性能比較を行う。このネットワーク・オペレータを以後、機械的ネットワーク・オペレータと仮称する。

(1) 実験条件

呼の生起状態の設定および ANATA の初期設定を以下のように行った。

- 送信局：Aのみ
- 受信局：Bのみ
- 呼の長さ：60 秒
- ターム内の呼の生起数：10
- 呼の型：電話（実時間性の強いもの）のみ
- 送信開始時刻：一様乱数により決定
- 短距離呼拒絶限界使用率の初期値：0
- 制御の方針： $\alpha=1$
- 最大制御経験事例数：1000

(2) 期待動作

ANATA の基本的学習能力の確認である。上記のように初期設定を行ったことで ANATA は短距離呼の接続をすべて拒絶することから制御を始める。このシミュレーション実験では、呼の生起は局 A→局 B の呼に限られ、すべて短距離呼である。そのためネットワーク・オペレータは生起したすべての呼の接続を拒絶することから制御経験を積み重ねていく。また制御の方針を $\alpha=1$ として利用者側利益のみの追及をさせ、接続成功率の向上を図る。ANATA の課題は、「ネットワーク回線に空きがある限り拒絶せず呼を接続し、利用可能な伝送経路をすべて利用する」ことを学ぶこ

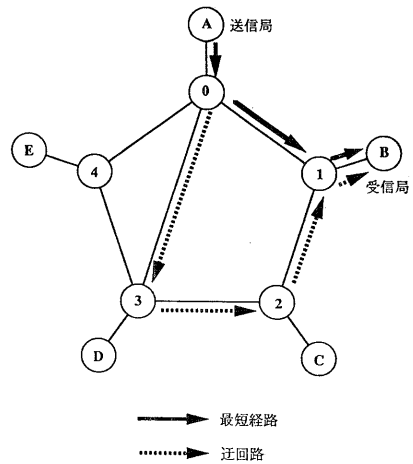


図 7 伝送路利用能力の学習
Fig. 7 Available route learning.

接続成功率 (%)

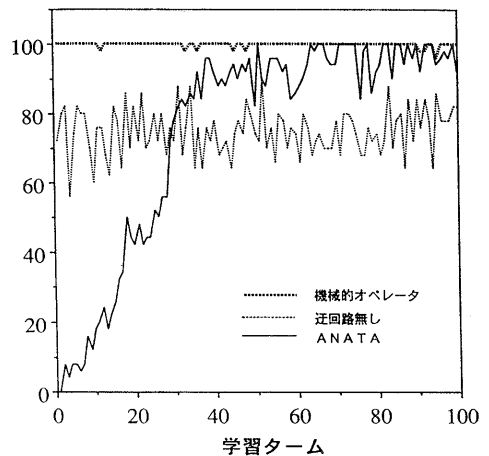


図 8 伝送路利用能力の学習様相
Fig. 8 Available route learning behaviour.

とである。この課題を図 7 に示す。ANATA が順調に学習を行い得た場合、図中実線で示す最短経路の利用をまず始めに学び、続いて破線で示す迂回路の利用を学ぶ。それに従い接続成功率の向上が期待される。

(3) 実験結果

シミュレーション実験の結果を図 8 に示す。縦軸は、接続成功率を示し、単位は (%) である。また、横軸は学習タームを示す。さらに、このグラフは、シミュレーション実験を 5 回行いその平均値を示したものである。

図に示される 3 本のグラフの中で実線で示されるものが ANATA を適用したものである。ANATA と

の比較のために、機械的ネットワーク・オペレータ、および、最短経路のみを設定し、それを越えた場合には迂回路を使用せず接続拒否を行うネットワーク・オペレータに関しても環境条件を他と同一としてシミュレーション実験を行った。これを各々、太い破線、細い破線で示す。このシミュレーション実験では、機械的ネットワーク・オペレータの持つ機能は、ANATAが学習により獲得を目指す機能に等しい。

図8はANATAの学習能力を証明している。約30タームの学習で無条件に呼の拒絶を行うことが誤りであることを認識し、約50タームの学習で迂回路の存在を認識し、伝送経路のルーティング能力を獲得していることがわかる。

このシミュレーション実験を10000ターム繰り返した後の累積接続成功率は、5回のシミュレーション実験の平均で、以下のとおりであった。

ANATA 95.08%

機械的ネットワーク・オペレータ 99.80%

1伝送経路ネットワーク・オペレータ 74.39%

ANATAと機械的ネットワーク・オペレータとの比較において、接続成功率に約5%の劣化が認められるのは、制御信号Cを決定する際に強制的に加算している突然変異などによると考えられる。以上で、ANATAが、接続成功率を評価関数として、伝送経路のルーティング能力を学習することが確認された。

3.2.2 長・短距離呼の混在する環境におけるルーティング能力の学習の確認(実験2)

長・短距離呼の混在する情報通信ネットワークの下で会社側利益(課金収入)を増大させる制御方策を自律的に獲得し得ることを確認する。このシミュレーションの初期設定を以下に示す。

(1) 実験条件

送信局：AまたはB

受信局：C

呼の長さ：60秒

ターム内の呼の生起数：10

ただし長距離呼：5、短距離呼：5とする。

呼の型：電話(実時間性の強いもの)のみ

送信時刻：長距離呼=1

：短距離呼=2

短距離呼拒絶限界使用率の初期値：使用しない

(100%で固定)

制御の方針： $\alpha=1$

最大制御経験事例数：1000

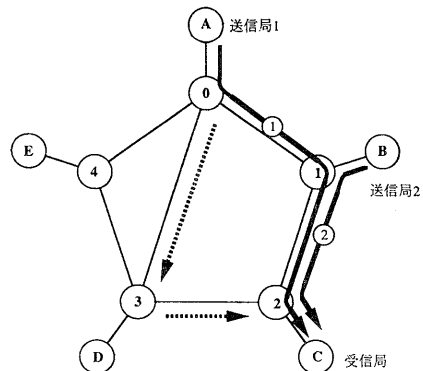


図9 迂回路利用能力の学習

Fig. 9 Detour operation learning.

(2) 期待動作

上記の初期設定により常にA→Cの長距離呼が先に5つ生起し、続いてB→Cの短距離呼が5つ生起することになる。この場合、物理的なコストによる最短経路を優先的に割り当てるというルールに基づいて機械的ネットワーク・オペレータにより呼の制御を行った場合、図9に実線1で示すA→0→1→2→Cの伝送経路が時間的に先に生起した長距離呼(A→C)に割り当てられてしまう。この情報通信ネットワークは各リンク5チャンネルであるため、 $0 \leftrightarrow 1$, $1 \leftrightarrow 2$ の各リンクはすべて占有されてしまうことになる。よって、短距離呼(B→C)は行き場が無くなり、情報通信ネットワークへの接続はすべて失敗となり、全体の接続成功率は常時50%となる。

このような場合の正しい制御は長距離呼を、例えば図9中破線で示す迂回路に優先的に割り当てることである。このシミュレーション実験の目的は、このような状態での制御法をANATAが学習により獲得できるか否かを確認することである。

(3) 実験結果

結果を図10に示す。実線で示されるものがANATAによる制御の結果であり、破線で表されるものは、機械的ネットワーク・オペレータによるものである。縦軸は接続成功率を示し、横軸は学習タームを示す。また、各々5回シミュレーション実験を行いその平均値を示したものである。

機械的ネットワーク・オペレータは先に生起する長距離呼に対し、常に実コストの下での最短経路A→0→1→2→Cを伝送経路として選択するため、短距離呼の接続はすべて失敗する。よって、接続成功率は常時50%となっている。一方、ANATAは長距離呼

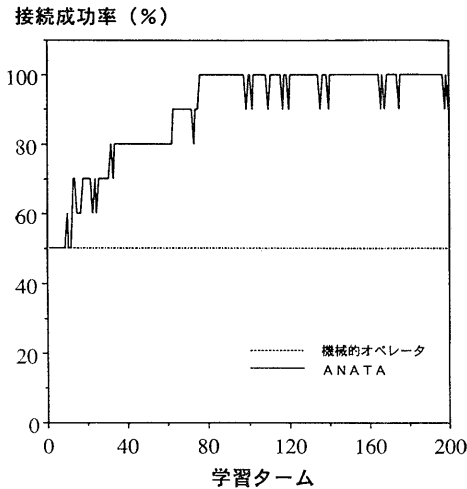


図 10 迂回路利用能力の学習様相
Fig. 10 Detour operation learning behaviour.

を実コストの下での迂回路に割り当てることを学んで行く。そのため、リンク 1⇔2 は空くことになり、徐々に短距離呼の接続にも成功していく。図 10 より、約 80 タームの学習ではほぼ長距離呼を迂回路に回すという能力を獲得していることがわかる。

このシミュレーション実験を 2000 ターム繰り返した時点の累積接続成功率の平均は、98.70%であった。また、1901 タームから 2000 タームまでの 100 タームの累積接続成功率は 100% であった。

3.2.3 評価関数への追従能力 (実験 3)

図 11(1) のように、五角形状情報通信ネットワークの 0⇔1 間および 1⇔2 間のリンクだけが使用可能であるとする。この時、この情報通信ネットワークは、同図(2)に示すように三局直線状情報通信ネットワークと同義のものとなる。このように、五角形状情報通信ネットワークの 0⇔1 間および 1⇔2 間のリンクのみを使用して実現する三局直線状情報通信ネットワークにおいて、以下に述べる設定でシミュレーション実験を行う。

(1) 実験条件

- 生起する呼の種類：短距離呼 1 (A→B)
- 短距離呼 2 (B→C)
- 長距離呼 (A→C)

呼の長さ：60 秒

ターム内の呼の生起数：50

呼の型：電話 (実時間性の強いもの) のみ

送信時刻：一様乱数により決定

呼の生起比率 短距離呼 1 : 短距離呼 2 : 長距離呼

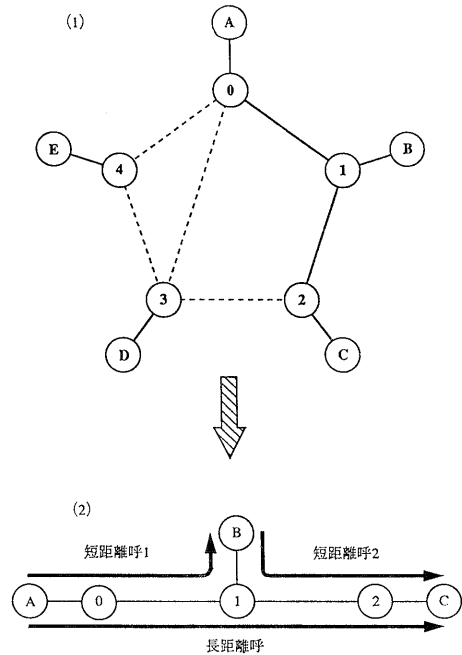


図 11 指定評価関数への適応性確認用ネットワーク
Fig. 11 Network for adaptability test to given evaluation function.

$$= 1 : 1 : 1$$

短距離呼拒絶限界使用率：100% (すべて接続)

制御の方針： $0 \leq \alpha \leq 0.5$

最大制御経験事例数：1000

(2) 期待動作

このシミュレーション実験では、短距離呼 1 と短距離呼 2 を 1 コールずつ合計 2 コール情報通信ネットワークに接続する際に使用するチャンネルの総数と長距離呼を 1 コール接続する際に使用するチャンネルの数は等しい。しかし総収入は 2 : 3 となるので長距離呼を接続することが課金の増収につながるが、そのためには短距離呼を拒絶する必要がある。管理者から $\alpha=0$ が指定された時にはネットワーク・オペレータは短距離呼を拒絶して課金収入を増加させるが α が増加するにしたがって拒絶しなくなるように動作すべきである。

(3) 実験結果 ($\alpha=0$ の場合)

学習に伴う総利益 (会社側利益 = 課金収入) の変化を図 12 に示す。各ターム内の呼の総生起数は $n=50$ である。縦軸は課金収入を横軸は学習タームを表す。図示された値は 5 回のシミュレーション実験の平均値である。

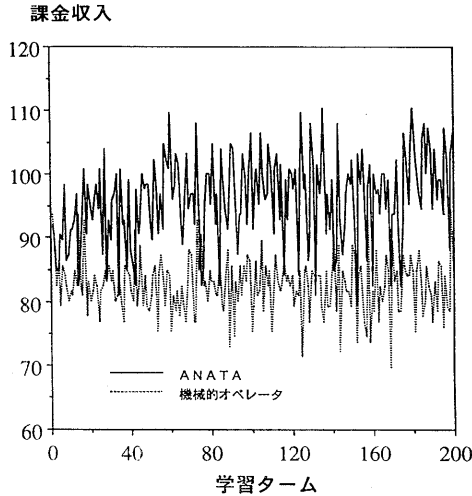


図 12 課金収入の変動様相 (n=50)
Fig. 12 Profit curves (n=50).

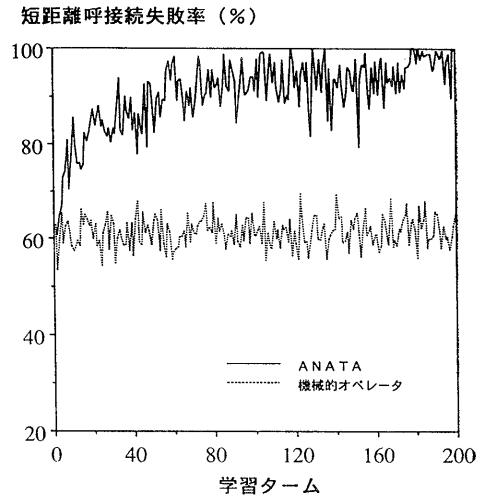


図 14 長距離呼へのサービス様相 (n=50)
Fig. 14 Services for long distance calls (n=50).

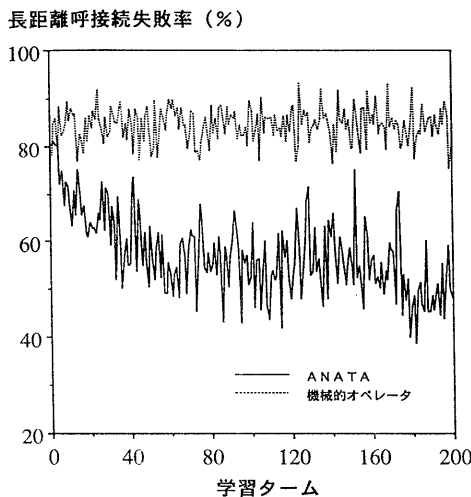


図 13 短距離呼へのサービス様相 (n=50)
Fig. 13 Services for short distance calls (n=50).

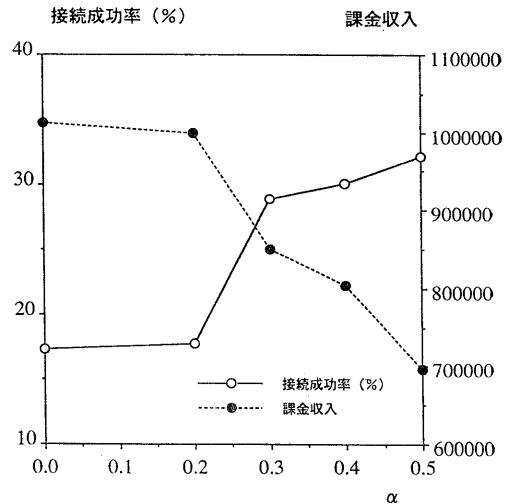


図 15 α 値変化への適応様相
Fig. 15 Adaptability to α parameter change.

図から約 20 ターム以降は、常に ANATA による制御を行った際の課金収入が機械的ネットワーク・オペレータの課金収入を上回っていることがわかる。

さらに図 13 に短距離呼の接続失敗率の変化を、図 14 に長距離呼の接続失敗率の変化を示す。縦軸は短距離呼（長距離呼）接続失敗率であり、各ターム内に生じた短距離呼（長距離呼）の中で情報通信ネットワークへの接続に失敗したものの比率を示す。図 13, 14 から明らかなように、ANATA は、短距離呼を拒絶し、長距離呼を接続することにより課金収入が増加することを認識し、この方針を次第に採用するように

なっている。1000 タームの累積課金収入は、

ANATA : 99445.6

機械的ネットワーク・オペレータ : 84455.2

であり、約 17.7% の改善を示した。

(4) α 値の変化への追従性能

評価関数のパラメタ α を 0.0, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 に設定して上記と同様の実験を行った。いずれも約 200 タームもあれば学習が相当すむ。この状態になった時の接続成功率と課金収入とをプロットしたのが図 15 である。図より ANATA は外部から管理者が指定した α の値に応じた制御を実現できることがわかる。

3.2.4 呼の発生量の変動する場合の学習能力 (実験 4)

実験 3 と同様の条件であるが、呼の生起状態、すなわち各ターム内に生起する呼の数に変動のある場合の ANATA の振舞いを検証する。

(1) 実験条件

生起する呼の種類：短距離呼 1 (A→B)
 短距離呼 2 (B→C)
 長距離呼 (A→C)

呼の長さ：60 秒

ターム内の呼の生起数：10~50 で変動

呼の型：電話 (実時間性の強いもの) のみ

送信時刻：一様乱数により決定

呼の生起比率 短距離呼 1 : 短距離呼 2 : 長距離呼
 = 1 : 1 : 1

短距離呼拒絶限界使用率：100% (すべて接続)

制御の方針： $\alpha=0$

最大制御経験事例数：1000

また、呼の生起数の変動は以下のように設定した。

0~100 ターム	$n=10$
101~700 ターム	$n=50$
701~	$n=10$

(2) 実験結果

ANATA が短距離呼の情報通信ネットワークへの接続規則に使用する短距離呼拒絶限界使用率の変化を 図 16 に図示する。呼の生起数が少ない、すなわち、

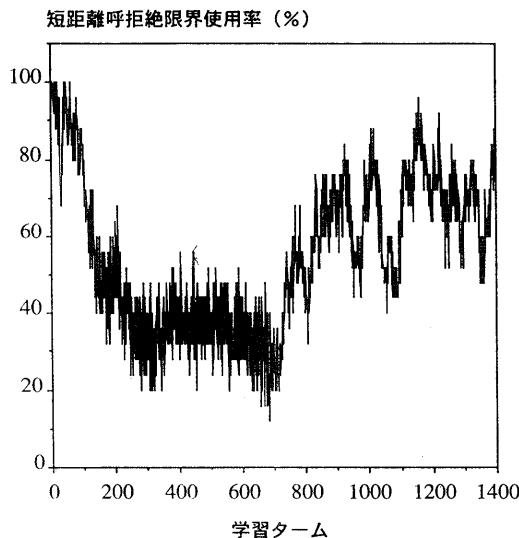


図 16 回線への接続規制様相
 Fig. 16 Call rejection behaviour.

情報通信ネットワークの稼働状態に余裕のある場合は短距離呼の接続規制を弱め、逆の場合は接続規制を厳しくすることを学習している。

3.2.5 総合実験 (実験 5)

これまでに確認された ANATA の各能力を総合的に利用し、効率的に情報通信ネットワークの制御を行い得るか否かを検証する。図 3 に示す五角形状情報通信ネットワークを用いる。

(1) 実験条件

送信局：一様乱数により決定

受信局：一様乱数により決定

呼の長さ：60 秒

ターム内の呼の生起数： $n=150$

呼の型：電話 (実時間性の強いもののみ)

送信時刻：一様乱数により決定

短距離呼拒絶限界使用率の初期値：100%

制御の方針： $\alpha=0$ および非線形型評価関数

(注 1) の両者

最大制御経験事例数：1000

(注 1) 非線形型評価関数として、下記を用いる。

if (接続成功率 $\geq a$) then

総利益 = 課金収入

else

総利益 = b

ただし、 b は十分小さい正の実数

この式のもとでは、利用者側利益、すなわち接続成功率の下限 a を守れない制御方策は悪い評価値 b を与えられる。上限 a を保証しておれば会社側利益、すなわち課金収入をできるだけ増加させる制御方策が良い評価値を与えられる。今回の実験では $a=42\%$ とする。

ここでは、制御の方針を $\alpha=0$ としたものを ANATA 1 と呼び、非線形型評価関数を使用したものを ANATA 2 と呼ぶ。

比較のための機械的ネットワーク・オペレータも含めてシミュレーション実験を行い、5回のシミュレーションの平均値をグラフ化した。

(2) 期待動作

ANATA 1 は課金収入の最大化を要請されている。ANATA 2 も同様だが呼の接続成功率に下限を課せられており、その分だけ課金収入は少なくなると考えられる。機械的オペレータは接続率向上に関心をよせ課金収入の多寡には無関心である。以上より、

課金収入：ANATA 1 > ANATA 2 > 機械的オペレータ

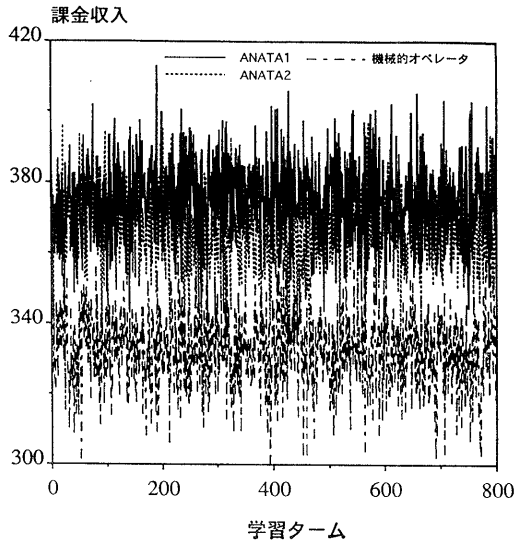


図 17 課金収入の比較
Fig. 17 Comparison of profit curves.

接続率：機械的オペレータ > ANATA 2 > ANATA 1

ANATA 2 の接続率 > 42%

が期待される。

(3) 実験結果

図 17 に課金収入の変化を図示する。縦軸が課金収入を示し横軸が学習タームである。図では、課金収入のみを評価指標とした ANATA 1 は、約 100 タームまで課金収入が前後しながらも伸び、その後、約 380 を中心に前後に変動しつつも安定している。ANATA 2 の課金収入は、振幅が大きく、収入もわずかに低い。機械的オペレータは長期的に安定してはいるが、他の 2 者より明らかに収入が低い。

図 18 に接続成功率の変化を示す。ANATA 1 の接続成功率は約 300 タームまでは長期的に悪化し、その後、微減しつつ安定することがわかる。これは、評価関数である課金収入の伸長のためには短距離呼の拒絶を行うことが正しい制御であることを学習したからである。一方、ANATA 2 の接続成功率は長期的に悪化と良化を繰り返している。課金収入の伸長を期し短距離呼の拒絶を学習するが、ある段階以上の拒絶を行うと接続成功率制限(42%)に抵触し、評価値は逆に悪化する。そのため、短距離呼の接続規制を緩めると今度は課金収入が悪化する。このような制御の試行錯誤を繰り返しているものと思われる。これは図 19 の短距離呼拒絶限界使用率の変化傾向からも窺える。図

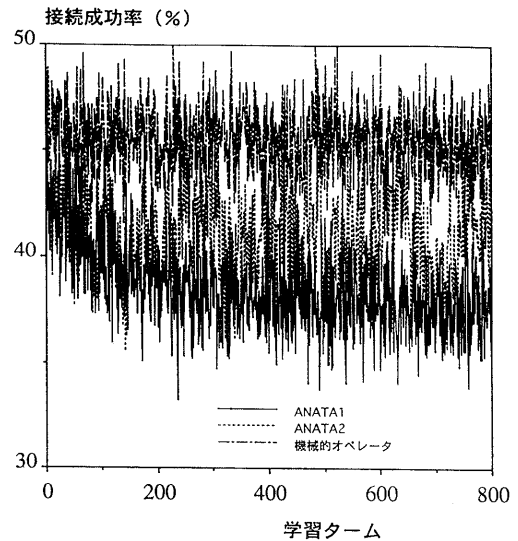


図 18 接続成功率の比較
Fig. 18 Comparison of connectivity.

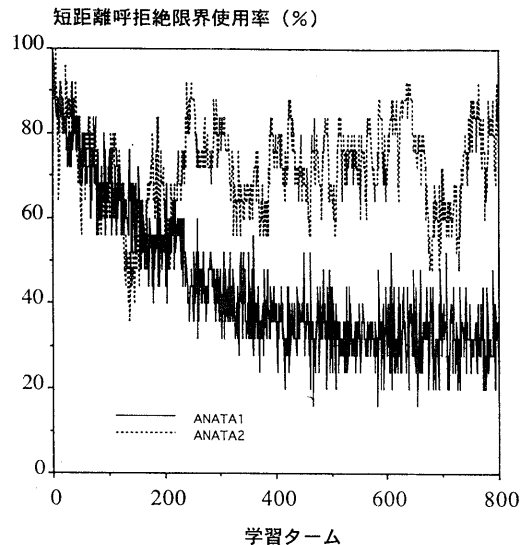


図 19 回線使用率の制御状況
Fig. 19 Circuit utilization control behaviour.

で ANATA 1 は明らかに学習により短距離呼の接続規制を強めて行くことがわかる。ANATA 2 は短距離呼の接続規制の強弱を段階的に調整していることがわかる。

また、図 20 に 1000 タームまでの累積接続成功率、累積課金収入および各々の値に関し両 ANATA と機械的ネットワーク・オペレータとの比較値を示した。

42% の接続成功率保証を行った ANATA 2 の累積

	累積接続成功率 (%)	機械的オペレータとの比較	累積課金収入	機械的オペレータとの比較
機械的ネットワーク・オペレータ	45.50		332208.8	
自律的ネットワーク・オペレータ1 (線形評価関数)	38.47	-15.45%	375579.2	13.06%
自律的ネットワーク・オペレータ2 (非線形評価関数)	41.11	-9.65%	366780.4	10.41%

図 20 実験 5: ネットワーク・オペレータの性能比較
Fig. 20 Performances of network operators (experiment 5).

接続成功率において約 0.9 ポイントの劣化が見られる。これは、強制的に加算している突然変異が悪い方向に作用したものと考える。また、学習途上での不十分な事例の利用による影響も無視できない。しかし、非線型型評価関数の利用に関してもほぼ満足のいく結果が得られた。

3.3 実験結果の総括

合計 5 種類の実験の意図や結果を表 1 に総括した。ANATA が多様なネットワーク制御能力を自動獲得できることがわかる。

4. む す び

4.1 結 論

情報通信ネットワークの制御,特に,呼の受け付け規制およびルーティング制御問題に関して TAMPOPO 学習機械を適用した自律化ネットワーク・オペレータ

(ANATA) の研究を行い, 別論文でその構想と設計について報告中である。その狙いは, 管理者が評価関数という形でネットワーク・オペレーション方針を与えるのみで, これを反映した制御を自律的に実現することにある。本論文ではこの ANATA のシミュレーションモデルを計算機上に実現し, 様々な条件のもとで挙動を調べ, 次のような能力を確認した。

- (1) 呼を受理し課金収入を増す制御法を自律的に獲得する。
- (2) 長距離呼を迂回路にまわして全体の課金収入を増加させる制御を自律的に獲得する。
- (3) 外部から指定された評価関数を最適化できる制御法を自律的に獲得する。
- (4) この例として, 短距離呼をある程度規制して長距離呼の受理能力を高め, 全体の利益を最大化することが可能。
- (5) 呼の生起が変動する場合でも自律的に制御法を獲得する。
- (6) 非線型評価関数によって, 呼の接続成功率の下限を保証しつつ課金収入を最大化するような制御法を獲得することも可能。

これらから, 提案した ANATA はほぼ期待どおりの機能を実現していること, さらに, TAMPOPO 学

表 1 実験結果の総括
Table 1 Summary of the experiments.

実験 No.	ネットワークモデル	検証する能力	制御方針	実験結果
1	五角形	呼の受付能力の獲得	呼の接続成功率の最大化 (線形評価関数 $\alpha=1$)	呼の接続を学習: 30ターム 迂回路の存在を学習: 50ターム
2	五角形	ルーティング能力の獲得	呼の接続成功率の最大化 (線形評価関数 $\alpha=1$)	長距離呼を迂回路に回すことを学習: 80ターム 2000タームでの累積成功率: 98.7%
3	三局直線状	管理者の指定する評価関数への適応能力	課金収入と接続成功率のバランス (線形評価関数 $0 \leq \alpha \leq 0.5$)	α が小→大の時 課金収入: 大→小 接続成功率: 小→大
4	三局直線状	呼の生起量が変動する下での制御能力の獲得	課金収入の最大化 (線形評価関数 $\alpha=0$)	変動対応能力を確認
5	五角形	総合実験	課金収入の最大化 (線形評価関数 $\alpha=0$) 接続成功率の下限を保証しつつ課金収入を最大化 (if-then-else 型非線形評価関数) (最低保証接続率=42%)	課金収入: 13.1%上昇 接続成功率: 15.5%低下 (機械的OPとの比較) 課金収入: 10.4%上昇 (機械的OP)との比較 接続成功率下限: 41.1% (機械的OPでは不可能)

習機械が通信ネットワーク制御に新たな可能性を与える能力を持つことを実証できたと考える。

4.2 今後の課題

実験で使用したのとは関連分野で良く利用される小規模な五角形ネットワークである。ネットワークの規模が大きくなると制御事例内の K や C の次元が増え現設計のままだと学習性能が劣化するであろう。対策としては下記が考えられる。(1)は簡単であり現設計はそのまま利用できるが、(2)は別の検討を必要とする。

(1) ネットワークを階層構成し、各階層内で ANA-TA を適用する。

(2) ネットワークの状態表現ベクトル K や制御パラメタ C の次元圧縮を考える。

謝辞 情報ネットワークの管理制御に関していろいろと教えていただきました日本電信電話株式会社の下村隆夫氏(電気通信大学大学院情報システム学研究所客員助教授)と高橋真之氏に感謝します。また、貴重なコメントをくださった査読者の方々に感謝します。

参考文献

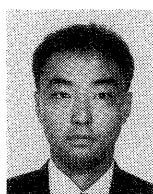
- 1) Wee, W.G. and Fu, K.S.: A Formulation of Fuzzy Automata and Its Application as a Model of Learning Systems, *IEEE Trans. Syst. Science and Cybern.*, Vol. SSC-5, No. 3, pp. 215-223 (1969).
- 2) Mamdani, E.H.: Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, *Proc. IEEE*, Vol. 121, No. 12, pp. 1585-1588 (1974).
- 3) ホランド, J.H.: 遺伝的アルゴリズム, 日経サイエンス, 1992年9月号, pp. 56-65 (1992).
- 4) Pan, H. and Wang, I.Y.: The Band Width Allocation of ATM through Genetic Algorithm, *GLOBECOM '91*, pp. 125-129 (1991).
- 5) 田中良明, 宮越勝之, 秋山 稔: 階層的ファジシステムによる通信網の利益最大制御, 信学論, B-I, Vol. J73-B-I, No. 5, pp. 428-435 (1990).
- 6) 河野浩之, 西尾章治郎, 長谷川利治: 知識獲得アルゴリズムによる通信ネットワーク管理の考察, 信学技法 AI 92-59 (1992).
- 7) Mansfield, G. ほか: 知的ネットワーク管理への MIKB アプローチ, 信学技報, AI 92-60 (1992).
- 8) 小林重信: 事例ベース推論の現状と展望, 人工知能学会誌, Vol. 9, No. 4, pp. 559-565 (1992).
- 9) 渡辺俊典: 未知時変非線型関数の最小稜線探索問題とその実時間解法について, コンピュータソフトウェア, Vol. 9, No. 4, pp. 36-52 (1992).
- 10) 渡辺俊典: 学習機能を備えた最適化アルゴリズム

知識ベース, 人工知能学会誌, Vol. 8, No. 3, pp. 272-277 (1993).

- 11) Watanabe, T.: TAMPOPO: An Evolutionary Learning Machine Based on the Principle of Realtime Minimum Skyline Detection, *Advances in Software Science and Technology 5*, pp. 65-90 (1993).
- 12) 高木慶三, 堤 茂樹: 異常ふくそうに対するトラヒックの制御, 施設, Vol. 30, No. 2, pp. 71-80 (1978).
- 13) 堤 茂樹ほか: 異常ふくそう対策用のトラヒック制御装置〈その1〉—加入者ふくそう制御—, 施設, Vol. 31, No. 4, pp. 108-116 (1979).
- 14) 榎原一朗ほか: 異常ふくそう対策用のトラヒック制御装置〈その2〉—地域ふくそう制御—, 施設, Vol. 31, No. 5, pp. 120-179 (1979).
- 15) 加瀬一朗, 大西正克, 黒岩邦夫: 本仕化されたトラヒック制御装置, 施設, Vol. 33, No. 10, pp. 106-144 (1981).
- 16) 田中良明, 宮越勝之, 秋山 稔: 階層的ファジシステムによる動的経路選択, 信学技報, IN 89-118, pp. 31-36 (1989).
- 17) 田中良明, 保坂慎一郎, 秋山 稔: 通信網のファジー学習制御, 信学技報, SAT91-15 (1991).
- 18) 高野 誠, 斎藤 勲: ファジー論理を用いた入力規制制御, 信学論, B-I, Vol. J73-B-I, No. 5, pp. 436-443 (1990).
- 19) 下垣善宏, 長谷川晃一: 全国から集中する電話の輻輳を防ぐことが可能に—トラヒック制御システム (TCS-V 2) の機能拡充, NTT 技術ジャーナル, 1991年2月号, pp. 40-43 (1991).
- 20) 高原智夫, 渡辺俊典: 事例学習機械 TAMPOPO を用いた自律化ネットワークオペレータ ANA-TA の設計, 情報処理学会論文誌, 投稿中.

(平成6年5月2日受付)

(平成6年6月20日採録)



高原 智夫

1968年生。1991年電気通信大学通信工学科卒業。1994年同大学大学院情報システム学研究科修了。同年、松下電工株式会社入社。インテリジェントネットワークなどに興味を持つ。



柳澤 俊行

1970年生。1992年電気通信大学機械制御工学科卒業。1994年同大学大学院情報システム学研究科修了。同年、シャープ株式会社入社。学習機械などに興味を持つ。



渡辺 俊典 (正会員)

1947年生. 1971年東京大学工学部航空学科卒業. 工学博士. 日立製作所勤務を経て, 1992年より電気通信大学大学院情報システム学研究科勤務. 教授. 情報システムモデリング, 適応情報システムなどの研究教育に従事. ACM, IEEE, ALP, 日本ソフトウェア科学会各会員.
