ビークル経路計画問題への SOM の適用*

古川 正志** 渡辺 美知子** 嘉数 侑昇***

Vehicle Path Planning by Use of SOM

Masashi FURUKAWA, Michiko WATANABE and Yukinori KAKAZU

This paper presents new concepts to apply Self-Organizing Maps (SOM) to vehicle path problems. It is reported SOM is capable of solving a traveling salesman problem (TSP), one of the vehicle path problems. However, it is not investigated how SOM is applied to other types of the vehicle path problems, such as the shortest path problem (SPP) and n traveling salesmen problem (n -TSP). Numerical experiments prove that SOM cannot lead to good solution when it is applied to SPP and n -TSP. To improve SOM, two multi-neuron concepts are introduced to solve these problems. Numerical experiments verify that SOM using multi-neuron leads to better solutions than the conventional SOM does. Furthermore, SOM with variable number neurons is proposed to make SOM's solution converge efficiently.

Key words: self-organizing map, vehicle path problem, traveling salesman problem, neural network, machine learning

1. 緒 言

生産システムの工場や集荷倉庫における無人搬送車 (Automatically Guided Vehicle, AGV) の導入や、物流センターのトラック配送計画、NC 工具経路の決定等、ビークル経路計画問題はトータルな生産システムの中で多く現れる問題の一つである。このような経路計画問題は、以下のような問題に代表される。

第 1 に挙げられる問題は、巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem, TSP) のように与えられたすべての地点を 1 台のビークルが最小費用で通過する最適経路問題である。この問題はいくつかのバリエーションを作成することができる。すなわち、出発点と終点が異なる問題、出発点と終点は同じであるが n 台のビークルで分担して通過する問題 (n -TSP) 等である。出発点と終点が異なるすべての m 地点の経路を最小費用で通過する問題の場合、可能な総経路数は $m!$ であり、 $m=100$ のとき総経路数は 9.33×10^{157} となる。現在、このような問題は非多項式完全クラス問題 (Non-Polynomial Complete, NP 完全)¹⁾と分類され、問題を記述する変数の多項式オーダーでは解けない問題であることが知られている。TSP は古くから研究が行われており、例えば厳密解を解く方法としては分岐限界法 (Branch and Bound Method, BBM)²⁾、近似解を導く方法としてはダイナミックプログラミングに基づく逐次近似法 (Dynamic Programming, DP)³⁾がある。しかしながら、BBM は m が大きい実用上の問題では分岐数が計算機の容量をはるかに上回り、DP の適用は人為的に地点を段に分類する不自然さとやはり枝の分岐が多くなる欠点を持っている。

第 2 に挙げられる問題は、出発点から終点までに与えられた地点のいくつかを最小費用 (経路) で通過する最適経路問題である。この問題は通信システム、高速道路網、及び電気回路網のようなネットワークの最短経路問題として生じている。この問題に対して知られた解法はダイクストラ法⁴⁾であり、問題の規

模が小さいと最適解をえるのが可能である。しかしながら、現在の巨大なインターネット網におけるような大規模問題では適用がほとんど困難であり、スモールワールド理論⁵⁾が新しいアプローチとして注目されている。各地点を層別化した配送問題に対しては DP²⁾による解法が適用されている。

本研究では、第 1 のタイプの問題のバリエーションに対して自己組織化マップ (Self-Organizing Map, SOM)^{6,7)}による解法を提案する。TSP に対しては先に述べたような方法とは異なるアプローチが近年試みられている。それらは人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN)⁶⁻⁸⁾、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) に代表される進化計算に基づく解法^{9,10)}、及び枝交換をアルゴリズムの主体とした m -step 2-opt 法¹¹⁾である。ANN ではスピンモデルによるアプローチ (Spin Model ANN, SANN)⁸⁾と SOM⁷⁾によるアプローチがある。SANN は ANN がもつ能力を検証したものであつて実用的な問題には計算機の容量からほとんど実用的でない。一方、SOM はアルゴリズムが単純の上、使用する計算機容量も比較的小さいため実用的な解法といえる。しかしながら、都市の座標値に基づく計算法である欠点をもっている。GA は生物の進化を模倣した方法であり、広い分野で近年利用されている実用的な方法である。 m -step 2-opt 法は逐次的に枝交換をすべての 2 地点間に適用するヒューリスティックで効果的な方法である。しかしながら、これらは都市数が多い場合、SOM と比較して多大な計算時間を必要とする欠点をもっている。

以下では、2 章で SOM による TSP の解法を述べた上で SOM の有用性を示し、3 章では出発点と終点が異なるビークル経路問題に対する SOM の適用法の提案と数値計算結果を、4 章では n -TSP に対する SOM の適用法の提案を行い、その数値計算結果を述べる。5 章では TSP に対する新しい SOM の適用法と数値計算実験を示し、6 章で結言を述べる。

2. TSP における SOM の解法

2.1 自己組織化マップ (SOM)

SOM は T. Kohonen によって 1980 年代に開発された ANN である。ニューラルネットワークの構造は、入力信号層と競合層

* 原稿受付 平成 17 年 5 月 11 日

** 正 会 員 旭川工業高等専門学校 (旭川市春光台 2-2-1-6)

*** 正 会 員 北海道情報大学 (江別市 西野幌 59-2)

からなり、競合層のニューロンはあらかじめ定めたトポロジーによって拘束される。入力信号はすべての競合層のニューロンとシナプスベクトルで結合されている (図 1)。

SOM のモデル SNN は以下のように 4 項組で表現できる。

$$\text{SNN} = (\mathbf{U}, \mathbf{W}, \mathbf{X}, R) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{X}$ 及び R はそれぞれニューロンの集合、ニューロンのシナプスベクトル集合、入力信号の集合、ニューロンのトポロジー関係を表し、以下のように定義される。

$$\mathbf{U} = \{i; i = 1, 2, \dots, n\} \quad (2)$$

$$\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_i; i \in \mathbf{U}\} \quad (3)$$

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_j; j = 1, 2, \dots, m\} \quad (4)$$

$$R = \{R(i, k); (i, k) \in \mathbf{U}^2\} \quad (5)$$

2.2 SOM の TSP 適用アルゴリズム

TSP は以下のような問題である。 m 都市と各都市間の費用が与えられた時、都市間の費用の総和が最小となるハミルトンパスをみいだせ。

SOM を TSP へ適用するアルゴリズムは以下である。各都市の座標値を入力信号に対応させ、この座標値を参照点ベクトル $\mathbf{x}_j = [x_j, y_j]^T$ とする。また、 R をリングのトポロジーに設定する。このとき、以下の学習アルゴリズムによって TSP の近似解を SOM で解くことが可能である⁷⁾、

1) 繰り返し数 $t=0$ とする。

2) 円に位相同型なトポロジーをもつ結合された点群をニューロンとして n 点発生し、それらの座標値をシナプスベクトルである 2 次元ベクトル $\mathbf{w}_i(0)$ ($i=1, 2, \dots, n$) に設定する。但し、 $n > m$ とする。

3) $t=t+1$ とし、ランダムに参照点ベクトル $\mathbf{x}_j \in \mathbf{X}$ を選択する。

4) 参照点ベクトル $\mathbf{x}_j$ に最も近いシナプスベクトル $\mathbf{w}_i(t)$ を持つニューロン c を下記から求める。

$$c = \arg \min_i \|\mathbf{x}_j - \mathbf{w}_i(t)\| \quad (6)$$

5) シナプスベクトルの更新 (学習) を以下のように実施する。

$$\mathbf{w}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{w}_i(t) - \alpha(t)(\mathbf{x}_j - \mathbf{w}_i(t)) & : i \in N_c \\ \mathbf{w}_i(t) & : i \notin N_c \end{cases} \quad (7)$$

6) t が指定回数となるか、あるいは全ての参照点ベクトルがシナプスベクトルのどれかと一致すれば終了。さもなければ、3) へ戻る。

上記アルゴリズムにおいて、 $\arg \min(\cdot)$ は参照点ベクトルから最小距離となるシナプスベクトル $\mathbf{w}_i(t)$ の引数を c と設定する関数、 $\alpha(t)$ は学習係数、 $N_c \subset \mathbf{U}$ はニューロン c からトポロジーの経路長 r 以内のニューロンの部分集合である。学習係数 $\alpha(t)$ は、2 次元格子トポロジーの場合、繰り返し数の増加によって減少させるのが普通であるが、TSP に適用した場合は繰り返し数が増加するにしたがって参照点とシナプスベクトルの距離が小さくなるので、0.1~0.3 程度の値で一定とする。経路長 r は計算繰り返し数を t とする時、次式のアニーリングによって減少させる。

$$r = \frac{1}{2} \left(\frac{n}{2} - \frac{t}{\beta} \right) \quad (r \geq 1) \quad (8)$$

ここで、 β はアニーリングにおける経路長を減少させるためのパラメータである。ニューロン数 $n=2500$ 、都市数 $m=500$ 、パラメータ $\beta=1000$ と設定した SOM の TSP への適用例を図 2 に示す。図 2(a) では、点群が参照点ベクトル、楕円がニューロン点群を結合したものである。図 2(b) は終了時に全てのニューロンを最も近い参照点ベクトルに移動して得られた TSP の結果である。

Fig. 1 A SOM structure

Table 1 Comparison of seven algorithms

Methods	SGA	IGA	IA	SOM	m-step 2-opt
Time (Sec)	145.2	148.6	618.8	1.72	4.38
Accuracy	1.977	1.501	1.509	1.057	1.111

(a) An initial solution (An initial path is set on a ring)

(b) An obtained solution

Fig. 2 Examples of SOM applied to TSP. The upper figure shows an initial solution and the lower one shows an obtained solution

2.3 SOM と他の TSP 解法の比較

表 1 にソフトコンピューティングとして知られる TSP の解法である 3 種類の遺伝的アルゴリズム (GA)^{9), 10)} と m-step 2-opt 法¹¹⁾ 及び SOM の計算比較を示した。3 種類の GA としては、単純 GA (SGA)⁹⁾、逆位 (Inversion) を使用した GA (IGA)、及び免疫アルゴリズム (IA)¹⁰⁾ を比較に用いた。また、解の費用が既知である TSP の標準テスト問題として、文献 12) に掲載されている都市数 150 を採用した。表 1 において、Time は収束したときの 10 回の計算時間の平均を、Accuracy は得られた解の費用と既知の解の費用の比の 10 回の平均を表す。この比較から、SOM は計算速度と解の精度において他の解法より優れているのが分かる。

3. 最短経路問題における SOM の解法

3.1 始点と終点をもつ最短経路問題

2 章で TSP に対する SOM の適用法を示した。TSP と類似する問題として始点都市と終点都市 (以下では始点・終点と呼ぶ) が示された場合に、全ての都市を通過する最短経路問題 (Shortest

Path Problem, SPP)を設定できる。TSP への SOM の適用は、2 章で述べたように T. Kohonen のグループによってその方法が示されているが、SPP への適用は示されていない。しかしながら、SPP は TSP に匹敵する一般的な問題である。

SOM の m 都市 SPP への簡単な適用は以下に行える。

- 1) $\mathbf{w}_1 = \mathbf{x}_1$ かつ $\mathbf{w}_n = \mathbf{x}_m$ であるように SOM のシナップスベクトル $\mathbf{w}_1$ 及び $\mathbf{w}_n$ を参照点ベクトルに固定し、これらのシナップスベクトルは式(7)の変更を受けないように設定する。
- 2) ニューロンのトポロジー関係 R を 1 から n への直線上に配置した関係とする。

150 都市問題 SPP の初期配置及び得られた解を図 3(a)及び(b)に示す。実験条件は、 $n=950$, $\beta=1000$, 及び $\alpha(t)=0.1$ とした。

図 3(b)は、上記の方法が始点から次都市及び終点前の都市と終点の経路が中間都市の経路と交差する結果を導くことを示している。従って、このままでは SOM を直接的に SPP に適用した場合、良い精度の近似解を得ることができない。

3.2 固定多重ニューロンによる SOM の SPP 解法

SPP に SOM を直接適用した場合、始点及び終点の経路は中間経路と交差する不具合が生じた。これは始点・終点の近傍都市がこれらの点よりも中間点からの更新を受ける確率が高いためと考えられる。このような現象は曲線設計における B-スプライン曲線にもみられる。B-スプライン曲線では多重ノットと呼ばれる手法を導入し、始点・終点を多重の点で固定している。この概念を SOM にも使用し、始点及び終点をこれらと同じシナップスベクトルをもつ複数のニューロンでそれぞれ固定する方法を以下のように導入した。これらのニューロンをここでは固定多重ニューロンと名付けた。

- 1) ニューロン 1 から n への直線上に配置したトポロジー関係 R とする。
- 2) 始点及び終点をそれぞれ h 個の重複したシナップスベクトルをもつ多重ニューロンとし、それを以下のように与える。

$$\mathbf{w}_1 = \mathbf{w}_2 = \dots = \mathbf{w}_h = \mathbf{x}_1 \quad (8)$$

$$\mathbf{w}_{n-h} = \mathbf{w}_{n-(h-1)} = \dots = \mathbf{w}_n = \mathbf{x}_m \quad (9)$$

- 3) これらの点は、式(7)による更新を受けない。

上記の方法を図 3 と同じ問題に適用した結果を図 4 に示す。多重ニューロン数 h は 6 とした。図 4 では固定多重ニューロンの導入により交差が消滅し、良好な経路が得られている。

4. k -TSP の SOM による解法

4.1 k -TSP 問題への SOM の適用

TSP 問題において、セールスマン k 人が異なる各都市を均等に分担し最小費用で巡回する問題をここでは k -TSP と呼ぶ（一般には n -TSP といわれるが、ここではニューロン数との混乱を避け n の代わりに k を使用する）。 k -TSP は、出発点と終点を同一にする k 台のピークルがそれぞれ最小費用で異なる各都市を巡回するピークル経路問題となる。

k -TSP に SOM を適用するために、ニューロンのトポロジー関係 R を以下のように作成した。

- 1) ニューロン 1 から n をリング (円) 上に点群として初期配置する。
- 2) リング上のニューロンを k 分割する。
- 3) ニューロン $i_c = (p-1) \cdot [n/k] + 1$ ($p=1, 2, \dots, k+1$) を円の中心に配置する。ただし、 $i_c = n+1$ となるニューロンはニューロン 1 と一致させ、リングのトポロジーを維持する。

(a) An Initial solution (An initial path is set on a straight line)

(b) An obtained solution

Fig. 3 Results when SOM is directly applied to SPP

Fig. 4 An improved solution for SPP using fixed multi-neuron

ここで、 $[\]$ はガウス演算とする。上記のようにトポロジーを設定した上で、円の中心に配置したニューロンのシナップスベクトルを始点 (終点と等しい) 座標に一致させ、これらのニューロンを SPP と同じように固定多重ニューロンとして SOM を適用した。 $k=3$, $n=900$, $m=300$, $\beta=1000$, 及び $\alpha(t)=0.1$ で行った数値計算実験の初期トポロジーの点群と得られた解を図 5 の(a)及び(b)にそれぞれ示す。ここでは、ニューロン i_c の前後の h 個のニューロンを固定多重ニューロンとし、 $h=6$ とした。本実験の予想は SPP に固定多重ニューロンを導入した時、始点及び終点につながる経路は中間経路と交差しないはずであった。しかしながら図 5 の(b)の円で囲んだ部分に見られるように、同じ実験を繰り返しても、交差が解消されないことが分かった。

4.2 自由多重ニューロンの導入

固定多重ニューロンを導入したにも関わらず、SPP のように経路の交差が解消されない理由として、以下が考えられる。TSP ではリングの経路が一つであるため、終点はその手前近傍に番号付けられたニューロンと始点から始まる近傍に対して循環して式(7)に基づくシナップス更新を実施する。しかし、 k -TSP では生成される各リングの経路のトポロジーがそれぞれのリングについて閉じていないため、それぞれのリングの終点はそのリングの始点に始まる近傍について式(7)に基づくシナップス更新を行わないためである。すなわち、各リングの終点は次のリン

(a) An Initial solution (An initial path is set on three rings)

(b) An obtained solution

Fig. 5 An obtained solution for k -TSP using SOM with fixed multi-neuron

Fig. 6 Neighborhood neurons updated simultaneously. The left figure shows the relation of neurons for a single path (ring) and the right one shows the relation for multi-path (rings)

グの始点近傍に対してシナプス更新を実施するためである。この様子を図 6 に示す (図中では囲んだ部分が近傍となる)。この問題を解決するために以下の自由多重ニューロンを導入した。固定多重ニューロンではニューロン i_c とその近傍 $2h$ 個をすべて同一座標である始点座標の参照点 (都市) に固定した。すなわち、初期値としてニューロン i_c とその近傍 $2h$ 個にすべて同一座標をもつ始点座標の参照点を与えるが、シナプスの更新が始まるとニューロン i_c 以外は式(7) によるシナプス更新を受け、自由に移動できるように解放した。このようなニューロンを自由多重ニューロンと名付けた。図 5(a)と同じ $k=3$ の問題に自由多重ニューロンを適用した結果を図 7 に示す。実験条件は図 5 と同じである。図 8 には 5 回の実験で得られた 3 個の経路長とその平均を示した。3 経路長の和は、単純な TSP の経路長とほぼ一致した。また、図 9 にはそのときの 3 つの各経路に含まれた都市数を全体の都市数に対する比率で示した。これらからほぼ均等の経路が均等の都市数で得られることが確認できた。

5. 可変ニューロン数 SOM による TSP の解法

5.1 可変ニューロン数 SOM

SOM を TSP に適用する時、ニューロン数 n を都市数 m より多

Fig. 7 An obtained solution for k -TSP using SOM with free multi-neuron

Fig. 8 Comparison of three path lengths

Fig. 9 Ratio of cities included in each path

く設定する理由は、ニューロン数が少ないと解が収束しないためである。しかし、都市数が大きくなると必要なニューロン数が膨大になり、計算時間が増加する。その理由としては、SOM が経路の生成過程において参照点ベクトル (入力信号) と最も近いニューロンを決定するとき、参照点ベクトルからすべてのニューロンに対する距離を計算しなければならないこと、また選択されたニューロンの近傍数の計算にアニーリングの手続きをもちいるが、計算初期のシナプス更新時では、近傍ニューロン数が大きいことが挙げられる。そこで更新の進行状況に応じてノード数を管理、調整し、計算時間を短縮するアルゴリズムを作成した。これを可変ニューロン数 SOM (SOM with variable number neurons, VN-SOM) と名付けた。そのアルゴリズムを以下に示す。

- 1) 更新数 t を 1 とする。初期ニューロンを円と位相同型なリング上に $n(1)$ 個生成する。
- 2) もし $\text{mode}[t, \beta] = 0$ であれば、3) へ進む。そうでなければ、2 章での単純 SOM 更新手続きを実施し t を $t+1$ とする。この時、選択されたニューロンの近傍ニューロンを定める経路長 r は以下の式で決定する。

$$r = \frac{1}{2} \left(\frac{n(t)}{2} - \frac{t}{\beta} \right) \quad (r \geq 1) \quad (9)$$

ここで、 $n(t)$ は更新回数 t のときに存在するニューロン数である。

- 3) 入力信号集合 (都市の座標値) $X = \{x_j\}$ の全ての要素 x_j について、順に最も近い距離にあるニューロン j を選択し、

- データベースに格納する。この時、データベースに同じニューロンが登録されていれば、これを格納しない。
- 4) データベースに格納されたニューロンを元のリングトポロジーの順序を保つように配置し直す。
 - 5) 隣り合うニューロン間のシナプスベクトルで直線を作成し、直線を等分した点の座標をシナプスベクトルとしてもつニューロンを δ 個生成し、リングトポロジーに挿入する。
 - 6) 新しく生成したリングトポロジーのニューロンを用いて 1)~4) を指定回数繰り返す。その後単純 SOM を適用して解を収束させる。

上記アルゴリズムにおいて、単純 SOM は 2 章で述べたアルゴリズムを意味する。また、 $\text{mode}[t, \beta] = 0$ は C 言語の $t\% \beta$ と等価なモジュロ関数計算を示す。

300 都市問題に VN-SOM を適用した結果を図 10~12 に示す。実験条件は、 $n=900$, $m=300$, $\beta=1000$, $\delta=2$, 及び繰り返し数 (図中で cycle) が 230 である。繰り返し数は同程度の経路長を単純 SOM で得たものを参考に定めた。図 10 は単純 SOM で得た解の経路長と計算時間を 1 とした時に、同じ問題に VN-SOM を 5 回適用した時の比の結果を示している。これから解の精度はほとんど同じであるが、計算時間が約 85% に減少していることがわかる。図 11 はニューロン数の推移を表す。このグラフから、ニューロン数は 1 回目の単純 SOM 終了後に参照ベクトル (都市) 数以下に減少し、その後徐々にニューロン数が増加していることがわかる。図 12 に得られた解の一つを示す。

6. 結 言

本研究では、SOM をピークル経路計画問題に適用する新しい方法を提案し、それらの有効性を数値計算実験にもとづいて検証した。これから次のような結果を得た。

- (1) 始点と終点が異なる最短経路問題に従来の SOM を適用すると、始点及び終点に交差の経路が現れることを示し、これを解決するために固定多重ニューロンによる SOM の解法を提案した。固定多重ニューロンを導入した SOM は交差の経路を解消することを数値計算実験で示した。
- (2) n -TSP (本文では k -TSP) に対して SOM を適用するために自由多重ニューロンに基づく SOM の解法を提案した。数値計算実験では経路長及び都市数が均等に配分された n -TSP の解が自由多重ニューロンの導入によって得られることを示した。
- (3) 参照点間に同数のニューロンが存在するような方法として可変ニューロン数 SOM (VN-SOM) を開発した。VN-SOM は従来の SOM と比較して収束に要する計算時間で 85% の早さであり、得られる解は従来の SOM と比較して遜色のないことが確認された。

本研究では、ピークル経路決定問題に SOM を適用するための基礎的な応用方法を述べた。VN-SOM は計算時間が早いいため、SPP や k -TSP にも多重ニューロンとともに VN-SOM を適用し、より高速な SOM による解法を作成できる見込みがある。実用的な応用例としては参考文献 12) で AGV の経路決定問題に対する適用例を報告している。また、1 章で述べたように NC 工具経路決定問題等にも適用可能である。

本研究は、平成 16~18 年度科学研究費補助金基礎研究(C)(2)、課題番号 16560105、「生産システムの学習・適応に基づくエージェントスケジューリングの研究」を受けて実施した。ここに

Fig. 10 Ratios of computation time and obtained solution in applying VN-SOM to TSP compared with conventional SOM ones

Fig. 11 Number of neuron vs. trial cycle

Fig. 12 An obtained solution by use of VN-SOM

関係者に謝意を表したい。

参 考 文 献

- 1) 渡辺治: 計算可能性・計算の複雑さ入門, 近代科学社 (1992).
- 2) C. McMillan, Jr.: Mathematical Programming, John Wiley & Sons, Inc. (1970).
- 3) R. ベルマン他 (渡辺茂監訳): 計算機のためのグラフとアルゴリズム, 共立出版社 (1972).
- 4) 古川正志他 3 名: システム工学, コロナ社 (2000) 23.
- 5) D. Watts: Small Worlds The Dynamics of Networks between Order and Randomness, Princeton University Press (2004).
- 6) T. コホネン (特高平蔵他訳): 自己組織化マップ, シュプリンガー・フェアラーク東京 (1996).
- 7) H. Ritter, T. Martinetz and K. Schulten: Neural Computation and Self-Organizing Maps Addison-Wesley Publishing Company (1992).
- 8) 中野肇編著: ニューロコンピュータの基礎, コロナ社 (1991).
- 9) J. J. Grefenstette et al.: Genetic Algorithm for the TSP, Proc. Of the First International Conference on Genetic Algorithms, Lawrence Erlbaum Associates (1985) 160.
- 10) 當間愛見, 遠藤 聡志, 山田孝治: 免疫アルゴリズムの nTSP への適用, 情報処理学会第 55 回全国大会講演論文集(2)(1997) 453.
- 11) TSP-JPN: <http://pagetest.hp.infoseek.co.jp/m-s2-opt/m-s2-opt-frame.html>
- 12) TSPLIB95: <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/>
- 13) 小林大祐, 渡辺美知子, 古川正志: AGV 走行地図の SOM による獲得, 日本機械学会北海道支部第 43 回講演会講演概要集 No.032-1 (2003) 38.