

## 第2章 時間地図を用いた交通整備状況のプレゼンテーション

東京大学工学部土木工学科助教授 清水英範

### 2.1 はじめに

「日本が縮む」のキャッチコピーで話題となったJR西日本のテレビコマーシャルをご記憶の方も多いただろう。「のぞみ」号の山陽新幹線への乗り入れによって九州、中国・四国地方への旅行時間が短縮される様子を、日本地図を東西に縮ませることによって誇張して表現したあのCMである。交通機関の発達によって「日本が狭くなる」「地方が近くなる」といったイメージは誰でも感じることであり、格段目新しくもないのであるが、ああやって「絵」として示されると、やはりインパクトがあるものである。プレゼンテーションがいかに重要であることを示す一例である。

本稿の主題である時間地図とは、この「日本が縮む」といった普通は人の心象として描かれるイメージを、客観的な方法によって紙面やコンピュータのディスプレイ上に描いたものである。時間地図によって、地域の交通条件は通常の地図から時間地図への歪みとして、また交通条件の変化はこの時間地図のさらなる歪みとして眼前に現れる。これにより、地域の交通整備水準、交通施設整備の効果、交通渋滞の時間的推移などを視覚的かつ、より印象的にプレゼンテーションできるのではないだろうか。

本稿では、筆者らが提案している時間地図作成の具体的手法を説明し、いくつかの実際問題への応用を通して、構築した手法の意義と時間地図を用いた交通整備状況のプレゼンテーションの魅力を示したい。

### 2.2 時間地図作成の基本的な考え方

#### (1) 任意の地点間の時間距離を考慮した時間地図

時間地図はこれまでも数多く作成されてきた<sup>1)2)3)</sup>。しかし、従来の時間地図は、例えば東京からの所要時間といったように、ある1地点のみからの時間距離に注目し、それを再現するように地図を歪めたり、あるいは地図上に等時間線を描き入れたものであった<sup>4)5)6)7)</sup>。これらの手法の構築は比較的簡単ではあるが、中心となる都市以外の都市間所要時間は無視される。また、中心都市への所要時間をあまり変化させない交通施設整備による交通条件の変化を表現することはできない。これに対して本研究では、あくま

で任意の地点間の時間距離を可能な限り小さな誤差で再現した地図を時間地図と考える。

## (2) 通常の地図を歪ませた時間地図

上記の視点にたった時間地図作成の試みもなされている。それらの多くは多次元尺度構成法 (Multi-dimensional Scaling: MDS) を手法構築の基礎としている<sup>1)8)9)10)11)</sup>。MDS は、いくつかの点について、点間の距離指標と空間の次元数が与えられたときに、これらを最もよく再現するように点の配置を決定する方法である<sup>12)13)</sup>。すなわち、MDS によって時間距離が所与のいくつかの地点を 2 次元空間 (平面) に配置することができる。従来、この MDS による地点配置をもって時間地図とする研究も多かった<sup>14)</sup>。(図 2. 1 参照)

しかし、「日本が狭くなった」という表現によってイメージされる日本とはどのようなものであろうか。都市の配置のみを思い浮かべる人もあるだろうが、より多くの人々は海岸線で縁どられた日本列島をイメージするだろう。筆者らは、人々が一般にイメージする地図をベースとし、これを歪めることによって時間地図を描きたいと考えている。すなわち、人々のイメージが多様である以上、時間地図作成手法は海岸線や行政界等の任意の地図要素を時間地図上に表現しうる手法に拡張しておきたい。そのためには、MDS で配置した地点に基づいて通常の地図の任意の地図要素を内挿しうる手法でなければならない。(図 2. 2 参照)

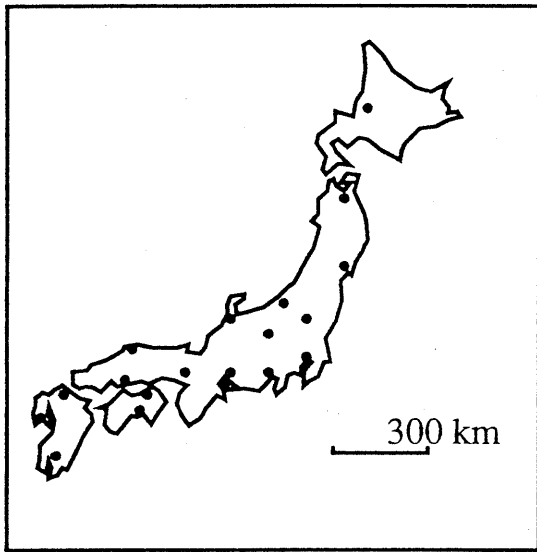
## (3) ニューラルネットワークによる地図要素の内挿

上記の内挿手法に対しては、我々が先に提案した写像関数法<sup>10)</sup>を含めいくつかの方法が提案されているが、どの方法も誤差が余りにも大きかったり、試行錯誤的な計算を必要としたりといった操作性の面で問題を抱えている。そこで筆者らは、ニューラルネットワークを用いて写像関数法の問題点を解決する新たな方法を開発している。本稿でも、この手法について主に言及する。

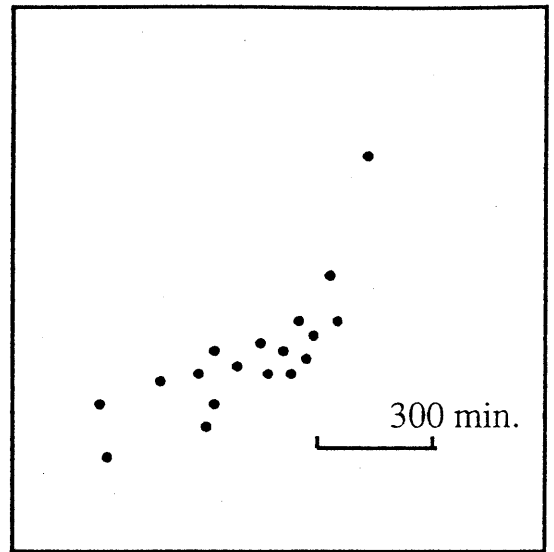
### 2. 3 写像関数法による時間地図作成

時間地図作成手法のうち、MDS の配置を基にその他の地図要素を内挿する際に、関数による写像を用いる方法を総称して「写像関数法」と呼ぶことにする。ここでは、筆者が先に提案している写像制約付き MDS による時間地図作成手法を取り上げ、現段階

実地図



時間地図

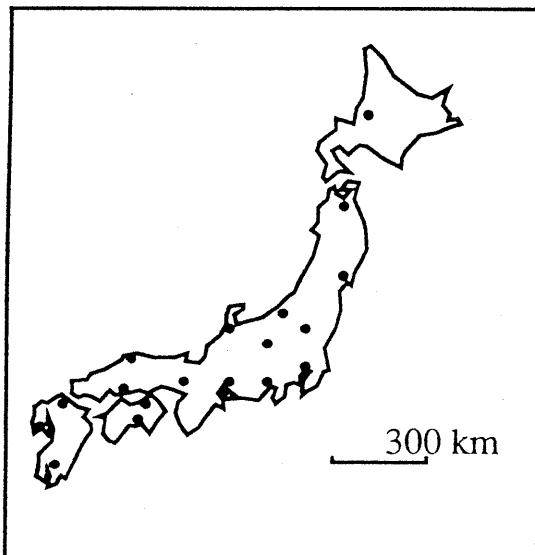


MDS

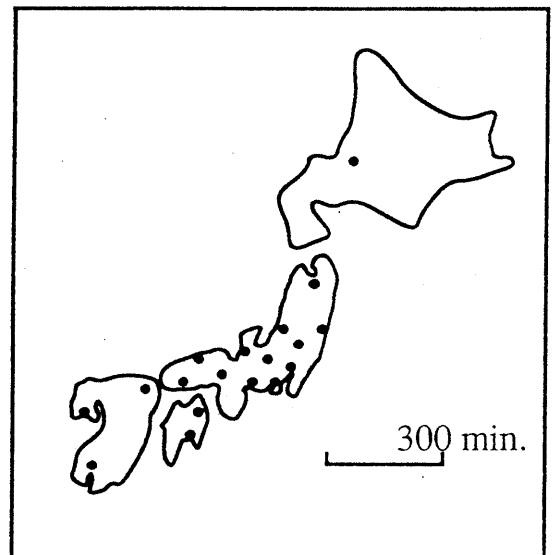


図2. 1 MDSによる地点の配置

実地図



時間地図



MDS  
+  
内挿



図2. 2 MDSと内挿を組み合わせた時間地図作成

での問題点を示す。

### (1) 最小二乗法に基づく MDS

現在では、中心点に依存せず、また距離を再現するという観点から、より感覚的に理解しやすい最小二乗法に基づき MDS を定式化することが多くなっている。なお、本研究では時間地図への適用を念頭におき、2次元空間に議論を限定する。

点  $i$ 、 $j$  間の所与の時間距離データを  $t_{ij}$  とし、2次元空間における時間地図上での点  $i$ 、 $j$  の座標を  $(u_i, v_i)$ 、 $(u_j, v_j)$  とすると、時間地図上に再現された時間距離  $d_{ij}$  は、

$$d_{ij}^2 = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2 \quad (2.1)$$

となる。したがって、MDS は以下のような最適化問題によって時間地図座標を求める問題として記述できる。

$$\min. \sum_{i < j}^n (t_{ij} - d_{ij})^2 \quad (2.2)$$

この問題は、 $(u_i, v_i)$ 、 $(u_j, v_j)$  に対する非線形計画問題となる。解法としては、簡便法も含め、従来からいくつかのアルゴリズムが提案されているが、本研究では適当な初期座標を与えて、準ニュートン法によって解を探索する方法をとる。

最小二乗法に基づく MDS は、古典的な Torgerson の MDS<sup>15)</sup> に対し、以下に示すような利点を有している。

- ① 誤差の最小二乗法であるため、Torgerson の MDS のように推定結果が時間距離の大小、あるいは適当に設定した中心点（原点）の位置に影響されることがない。
- ② Torgerson の MDS においては、 $n$  点の配置を行うためには、 $n$  点全ての一対に対して時間距離データが与えなければならなかった。これに対して最小二乗法に基づく方法では、時間距離データが与えられているものだけに二乗和を適用すればよいため、データの少ない段階での試行を可能にし、操作性、実用性に優れる。
- ③ 分析者が最適基準に対して、適宜重みづけを行うことができる。

## (2) 写像制約付きMDSによる時間地図作成手法<sup>10)</sup>

写像制約付きMDSによる時間地図作成手法は、実地図上の任意の地図要素を写像関数によって時間地図上に描く方法である(図2.3参照)。

手法の特徴は、写像関数を与えられた時間距離に合うように同定すれば、実地図上のいかなる地図要素も時間地図上に簡単に内挿できることである。この手法は、以下に示すように、MDSに対して写像関数  $u = f(x, y)$ ,  $v = g(x, y)$  を制約として与えた最適化問題として定式化できる。

$$d_{ij}^2 = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2 \quad (2.3)$$

$$\min. \sum_{i < j}^n (t_{ij} - d_{ij})^2 \quad (2.4)$$

$$\begin{aligned} u_i &= f(x_i, y_i), v_i = g(x_i, y_i) \\ u_j &= f(x_j, y_j), v_j = g(x_j, y_j) \end{aligned} \quad (2.5)$$

写像関数には、様々なものが考えられるが、ここでは、アフィン変換の関数形を示しておく。なお、アフィン変換は、同相写像であり、写像前の図形の位相関係を保つ写像を行うことができる。

$$u = ax + by, v = cx + dy \quad (2.6)$$

ここで、 $a, b, c, d$  は未知のパラメータ

図2.5(a)(b)の鉄道時間地図は、図2.4の実地図に示すわが国全域から、地域的なバランスを考慮して選択した29都市を対象に、新幹線開通前の昭和38年及び平成3年における鉄道所要時間に基づく時間距離データによって作成した。二つの地図は、この30年間の新幹線を中心とした我が国の鉄道整備の進展を印象的に表現しており、いわゆる新幹線が「日本を狭くした」効果や鉄道整備水準の地域的な遍在の様子を読み取ることが可能である。

この手法の問題点としては、写像関数制約を付加しているため、地点だけを配置する

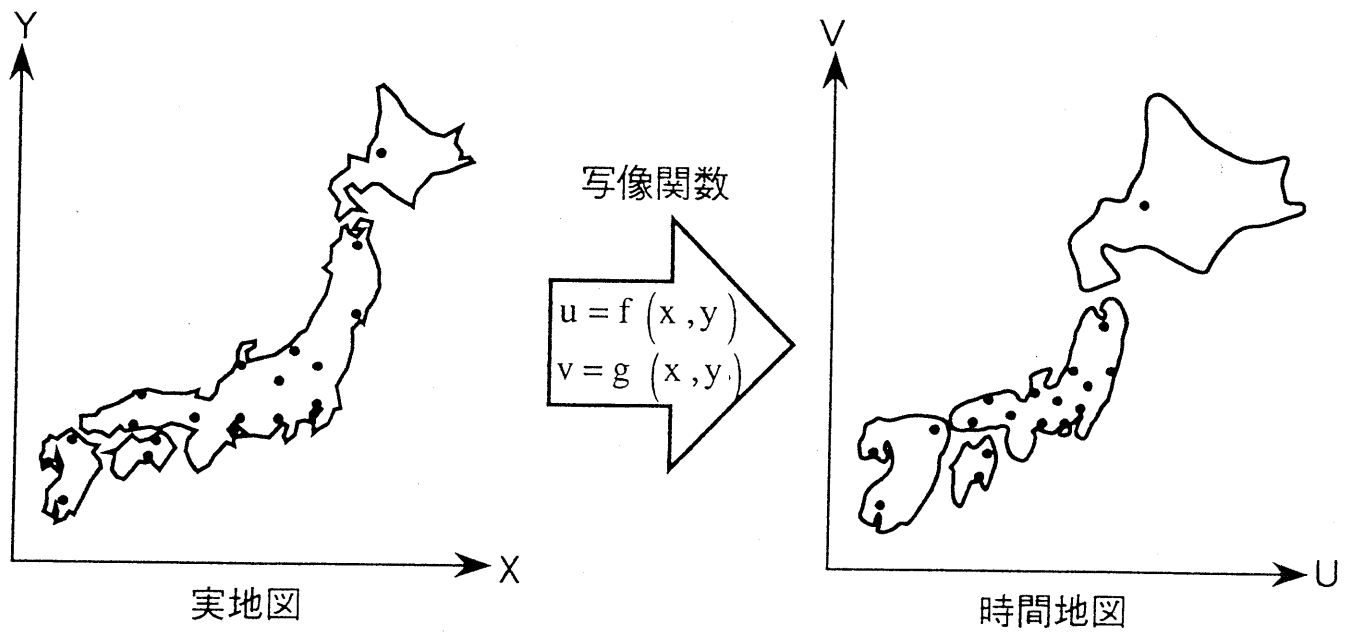


図2. 3 写像制約付きMDSによる時間地図作成

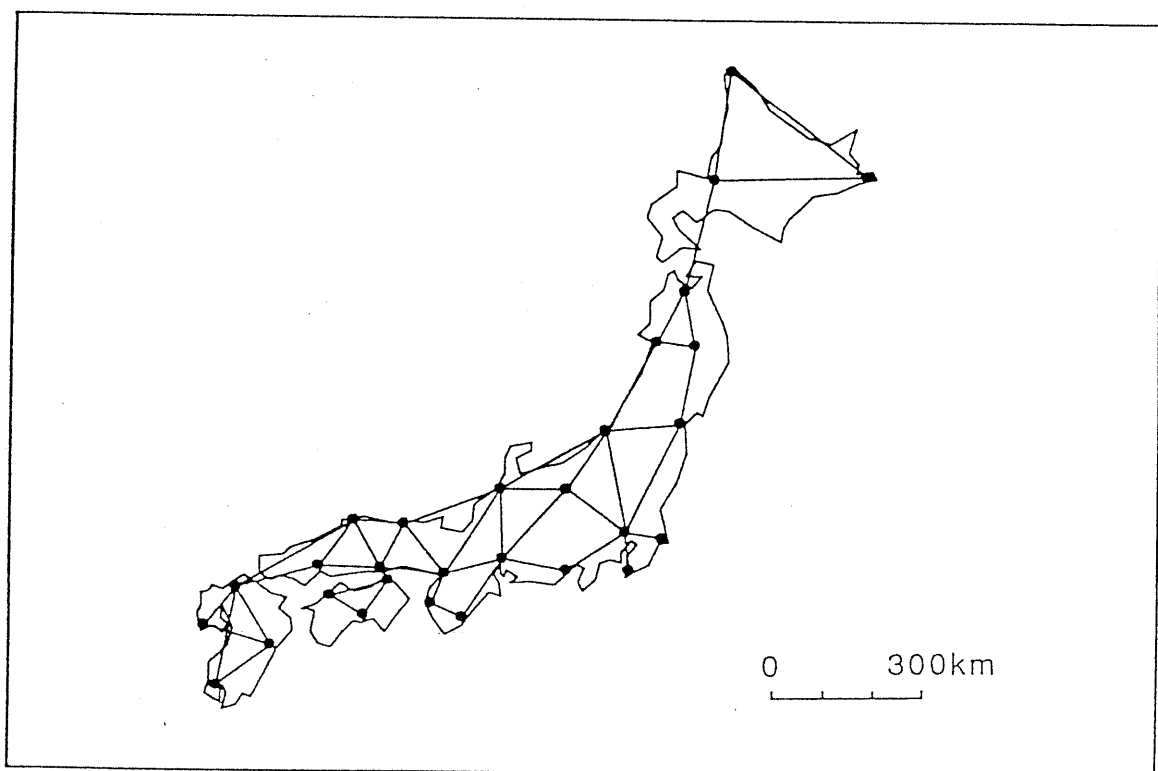


図2. 4 対象とする日本の実地図と鉄道ネットワーク

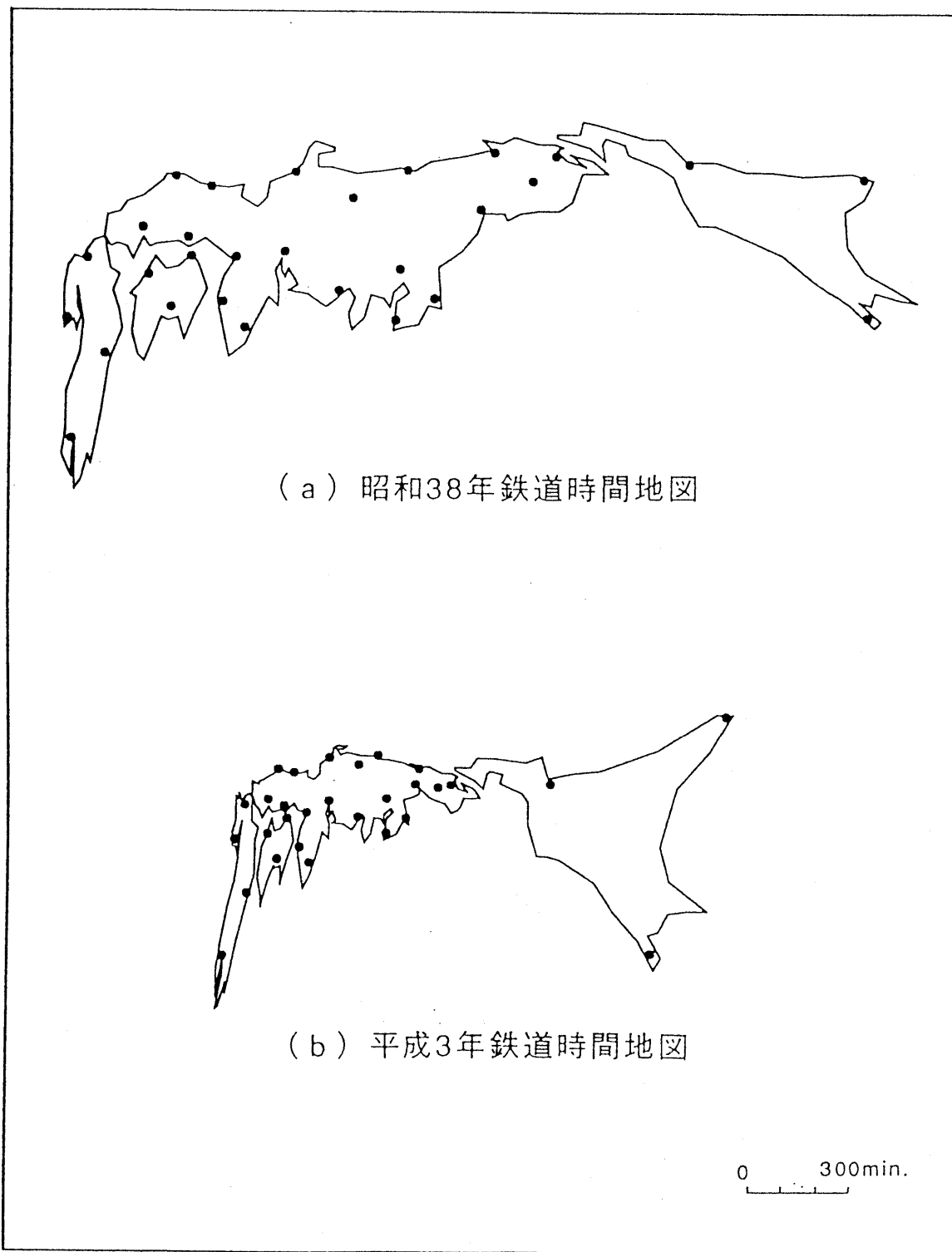


図2. 5 写像制約付きMDSによるわが国の鉄道時間地図

従来のMDSと比較して、必然的に時間距離の再現精度は低くなること、また、一応の精度を有する写像関数を選択するには、少なからず試行錯誤を要することがあげられる。

## 2. 4 ニューラルネットワークによる時間地図作成

筆者らは、写像制約付きMDSの問題を解決するため、階層型ニューラルネットワーク<sup>16)17)18)</sup>を写像関数として用いる方法を提案している。

### (1) 階層型ニューラルネットワーク

階層型ニューラルネットワークは、人間の神経細胞（ニューロン）の人工的なモデルであるユニット（図2. 6）が層状にグループ化され、信号がグループ間を特定の方向にのみ伝わる構造のネットワークである。

ユニットは多入力1出力である。出力は重み（結合係数）を付け、他のユニットの入力となる。ユニットは入力 of 総和にユニット固有の値（オフセット値）を考慮した値（内部状態）を求め、これを応答関数によって出力する。応答関数には、単調非減少であるシグモイド関数が一般的に用いられる。

以上のような情報処理モデルによって、情報が入力層から出力層へと順次伝播し、ネットワークの出力が得られる。

バックプロパゲーション法と呼ばれる階層型ニューラルネットワークの学習は、ネットワークの出力値と、正しい出力値である教師信号との差の2乗和を最小化するように、結合係数及びオフセット値を最急降下法を用いて修正する方法で行われる。よって、入力値とそれに対する正しい出力値のペアを繰り返し与えてやるだけで、ニューラルネットワークは自己組織化を行う。階層型ニューラルネットワークを写像関数として用いる利点を以下に示す。

- ① 自己組織化能力によって写像を推定できるため、試行錯誤的に写像関数の関数形を設定する必要がなく操作性に優れる。
- ② 非常に高い精度で写像を実現できることが理論的かつ実証的に示されている<sup>19)20)</sup>。
- ③ ニューラルネットワークも関数であり何らかの制約を付け加えることによって、時間地図の位相破壊を防ぎ得る写像が実現できると推測できる。

上記の利点によって階層型ニューラルネットワークを用いた時間地図作成手法は、写像関数による方法の持つ特徴を生かしつつ、問題点を解決できる手法になると考えられる。



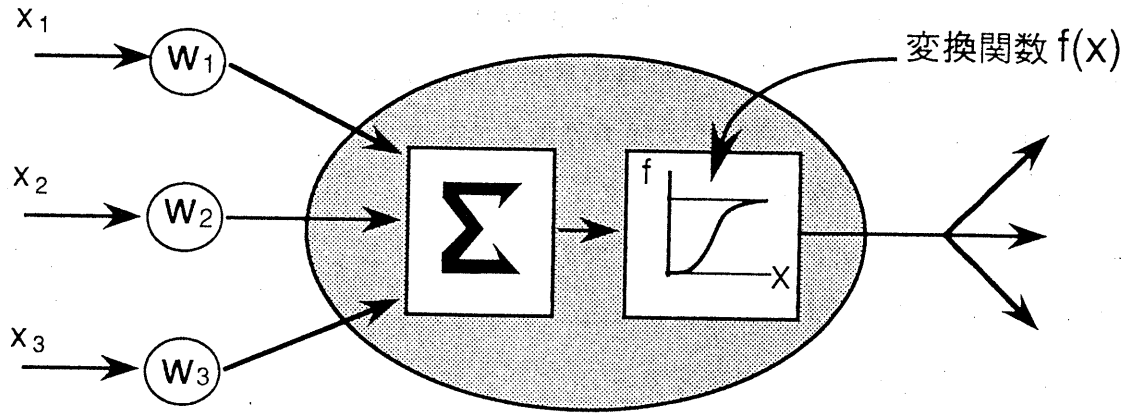


図 2. 6 各ユニットでの情報処理の概念図

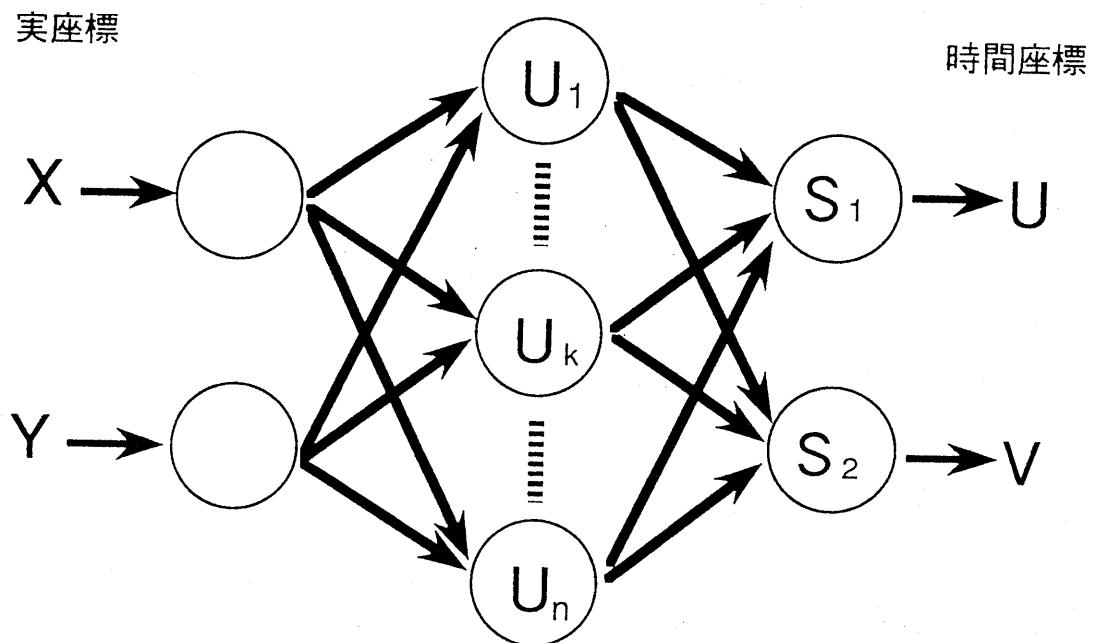


図 2. 7 ニューラルネットワークによる写像関数

## (2) 階層型ニューラルネットワークによる写像の実現

本手法では、実地図の地図要素を時間地図上に内挿するための写像を、階層型ニューラルネットワークを用いて実現する。具体的には、階層型ニューラルネットワークを、実地図上の座標  $(x, y)$  を時間地図上の座標  $(u, v)$  へ変換する座標変換関数として用いる。(図 2. 7) ニューラルネットワークへの入力値は実地図上の座標  $(x, y)$ 、出力値は時間地図上の座標  $(u, v)$  とし、それに合わせ入力層、出力層はそれぞれ二つのユニットを持つ。中間層の層数とユニット数に関しては基本的に制約はない。

写像の同定は、バックプロパゲーション法を用いた自己組織化によって行う。MDS は、地点間の時間距離が既知である地点に関しては、現在我々が得ることのできる最も精度の高い写像関数である。そこに着目し、MDS による配置から得ることのできる時空間への写像の特徴をニューラルネットワークに学習させ、写像関数を同定する。よって教師データとなる入力信号と教師信号には、それぞれ時間距離が既知である地点の実地図上の座標  $(x, y)$  とそれらが MDS によって配置された時間地図上の座標  $(u, v)$  を用いる。(図 2. 8)

ニューラルネットワークによる時間地図の作成は、バックプロパゲーション法によって同定されたニューラルネットワークを用いた実座標から時間座標への座標変換により、自動的に作成することが可能になる。

## 2. 5 ニューラルネットワークの構造決定

前節で述べた方法により、階層型ニューラルネットワークを用いて時間地図作成を行うことが既に可能である。ここでは、さらに写像関数として見た場合のニューラルネットワークが持つ性質を時間地図作成に有効に利用するため、ニューラルネットワークの構造に関連した写像の性質について述べる。

### (1) ニューラルネットワークによる同相写像

写像制約付き MDS による時間地図作成の利点として、写像関数に同相写像関数を用いて時間地図上の位相の破壊を防ぐことができるというメリットがあった。

ニューラルネットワークによる方法でも同じく同相写像の実現が可能である。時間地図作成に用いる最もシンプルなニューラルネットワークの構造である [入力層 - 出力層] : [2 - 2] (図 2. 9) を考える。この出力層のユニットの内部状態は、

$$u' = W_{xu}x + W_{yu}y - \theta_u$$

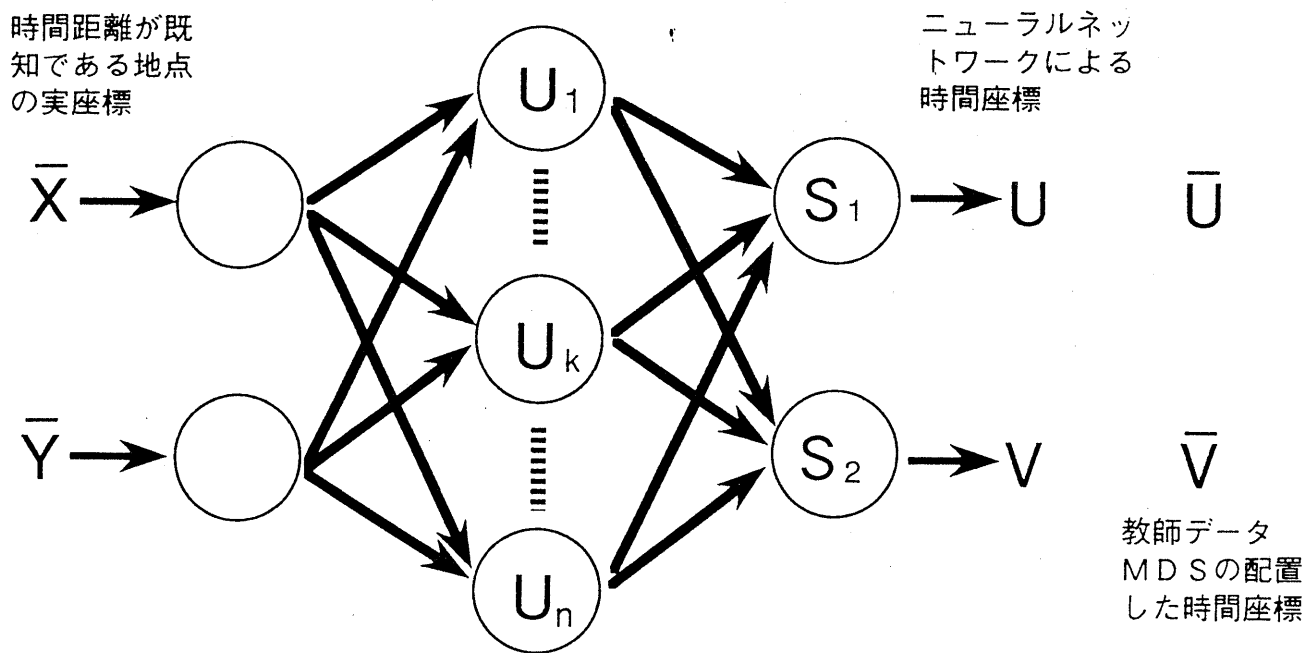
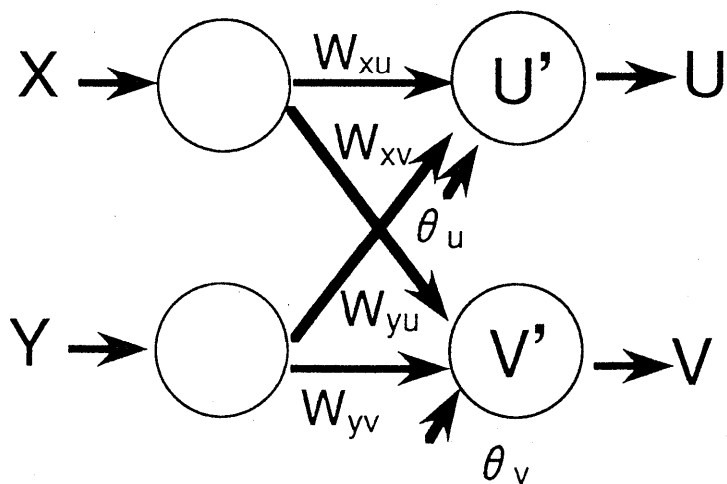


図 2. 8 ニューラルネットワークによる写像の同定



$(x, y)$  : 実地図上の座標

$(u, v)$  ; 時間地図上の座標

$u', v'$  : 出力層ユニットの内部状態

図 2. 9 2層 (2入力・2出力型) ニューラルネットワーク

$$v' = W_{xv}x + W_{yv}y - \theta_v \quad (2.7)$$

ただし  $x, y$  : 実座標

$W$  : 各ユニット間の結合係数

$\theta$  : 各ユニットのオフセット

の式で表現される。これは以下に示す同相写像を実現するアフィン変換と等価である。

$$\begin{aligned} u &= a x + b y + c \\ v &= d x + e y + f \end{aligned} \quad (2.8)$$

ただし  $a, b \sim f$  : 定数

ニューラルネットワークでは、この内部状態 ( $u', v'$ ) を単調非減少の応答関数で変換して出力値である時間地図上の座標 ( $u, v$ ) を得る。この応答関数には、シグモイド関数をはじめとして様々な単調非減少の関数が用いられる。いま内部状態を  $s$  とし、応答関数に定義域に制約を設けた比例関数を用いると、[2-2] の階層型ニューラルネットワークは、(2.8)式と等価になり、アフィン変換と同じ写像が実現できる。また、このような応答関数の関数形を特定しなくても、応答関数は単調非減少な関数であることから、全区間において連続かつ  $f'(s) > 0$  であり単調変換関数であることはあきらかであるため、[2-2] のニューラルネットワークによる座標変換は、内部状態までにアフィン変換した写像をさらに単調変換しているということになり、特に制約を加えなくても同相写像を実現していることがわかる。このことから、階層型ニューラルネットワークが、同相写像を実現する可能性を持っていることが分かる。

## (2) 中間層の変化に対する時間地図への影響

ニューラルネットワークの中間層の層数とユニット数の変化に対する時間地図への影響を調べるため簡単な時間地図作成の実験を行った。

時間地図の原図となる実地図は図2. 10(a)に示すものを用いた。ここでは、ニューラルネットワークの写像による誤差と地図位相の両方に対する影響に着目するため、図2. 10(a)中の12の地点間に対し、完全に2次元平面に配置されるような地点間の時間距離をあらかじめ仮定して、MDSで各地点を図2. 10(b)のように配置した。つまり、図2. 10(b)は仮想データそのものである。

実験の結果を表 2. 1 にまとめる。相関係数・累積誤差は時間距離の再現性を示す。aic は、最適基準であるデータに対する誤差とパラメータの関係からモデル間の相対的な評価を行うことができる基準であり、値が小さい程より適切なモデルといえる<sup>21)22)23)</sup>。本手法の場合は、最適基準は M D S の配置、パラメータはニューラルネットワークの結合係数となる。

表 2. 1 各検定量の値

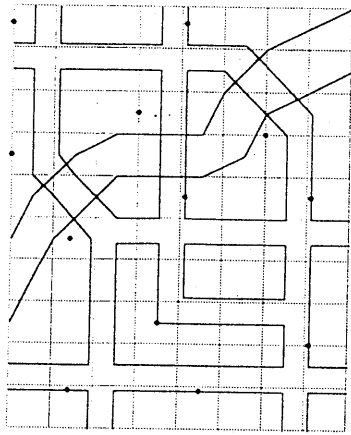
中間層の ユニット数 層数	1	2	3	4	5	10
2	相関係数 累積誤差 AIC 地図位相	0.821 20.3% -116.9 ○				
3	0.708 35.6% -80.2 △	0.879 15.9% -111.1 ○	0.896 13.9% -106.8 ○	0.956 9.2% -115.6 ○	0.988 4.9% -133.4 ×	0.999 1.5% -172.8 ×
4	****	0.888 14.6% -103.3 ○	0.981 6.3% -118.6 ×	0.992 4.5% -113.6 ×	****	****

中間層のユニット数が 1 個では、写像が曲線になってしまい意味がないことが分かった。(図 2. 1 1(a))

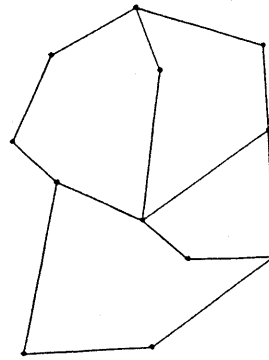
中間層の層数・ユニット数が増加するにつれて距離の再現性は良くなっていくが、位相が破壊する可能性が高くなる。3 層構造では、中間層がユニット数が 5 個になった時点で位相の破壊が起こった。(図 2. 1 1(b))

中間層を追加し  $n + 1$  層にすることは、基本的には  $n$  層のニューラルネットワークでおこなわれてきた写像を繰り返していくことである。ユニット数が 2 個であれば、層数を増加しても同相写像を保持することが確認できた。(図 2. 1 1(c))

また、ユニット数が 3 個と 4 個の場合は、4 層になった時点で地図位相が破壊した。このことは、3 層においても場合によって地図位相が破壊することを示している。

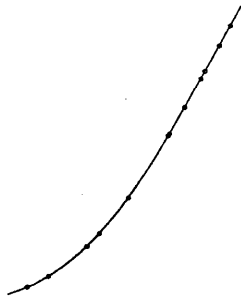


(a) 実地図

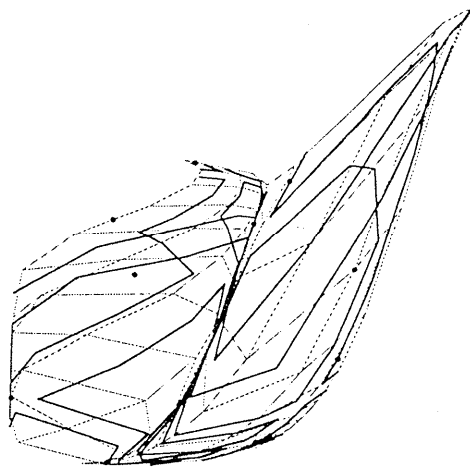


(b) MDSの配置

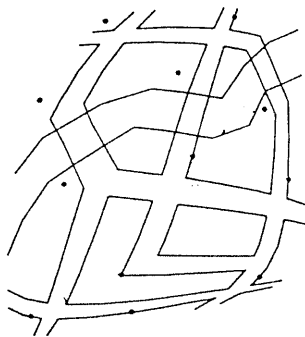
図2. 10 実験用地図データ



(a) [2-1-2] の例



(b) [2-5-2] の例



(c) [2-2-2-2] の例

図2. 11 実験結果

aicに関しては、この実験では有効な結果をだすことができなかった。ニューラルネットワークの写像の推定能力に対して例題が簡単すぎたのではないかと思われる。aicの値は、一般的にパラメータが増加に対して、誤差が減少していくうちは小さくなり、パラメータの増加に対して誤差の改善が少なくなってくると大きくなる。この例においては、位相破壊を考慮に入れれば、2層構造の中間層が無い場合が最も良いモデルと言える。

本節で行ってきた実験を総合すると、同相写像で精度を上げたい時は、2ユニットで層数を増やして行くのが良い。それ以外は、位相破壊が問題となる場合には層数を増やしていくよりは、3層でユニット数を増やして行くのが妥当な方法だと考えられる。

## 2. 6 時間地図を用いた交通整備状況のプレゼンテーション

ここでは、ニューラルネットワークによる時間地図作成手法をいくつかの実際問題への応用を通し、時間地図によるプレゼンテーションの可能性に対して考察する。

### (1) 日本鉄道時間地図 - 日本の鉄道網の発達 -

2. 3節で示したわが国の鉄道時間地図を今回提案したニューラルネットワークによる方法で再度作成することを試みた。

写像の元となる地図は図2. 4とし、時間地図に表現する地図要素は海岸線及び各都市の配置とした。写像関数であるニューラルネットワークは、時間距離の再現性及びaicと中間層の変化に対する地図の外形の変化を考慮し、中間層のユニットが6個の3層構造を用いた。時間地図の作成結果を図2. 12に示す。また、所与の時間距離と時間地図上の時間距離との相関係数は、昭和38年で0.984、平成3年で0.974であった。

図2. 12(b)と実地図(図2. 4)の比較は、わが国の鉄道整備水準の現状を端的に示しているといえる。すなわち、新幹線により本州、特に太平洋側の整備が顕著であること、また、それと比較して太平洋側と日本海側を結ぶ鉄道整備が遅れていることなどが読み取れる。また、北海道あるいは九州、四国、紀伊半島地域の鉄道整備の遅れが明確に表現されている。

図2. 12(a)と(b)の比較は、この30年間の新幹線を中心としたわが国の鉄道整備の進展を印象的に表現している。新幹線の整備が「日本を狭くした」効果は絶大である。その傾向は、言うまでもなく本州において顕著であり、特に南北方向の時間地図の縮小は目を見張るものがある。本州の時間地図の面積はこの30年間で1/3以下になった。

一方、この30年間は、日本の時間地図が実地図の形状から大きくかけ離れていった時期でもあった。昭和38年の時間地図の形状は、比較的実地図の形状に近かった。しかし、平成3年の時間地図は、北海道が本州より大きくなるなど、実地図を大きく歪めたものとなっている。新幹線は、「日本を狭くした」が、同時に鉄道整備水準の地域的な遍在を助長したことも確かであろう。

現在計画されている新幹線の路線(整備計画、基本計画路線:図2. 13)がすべて完成し、営業運転されたとすると、日本の鉄道時間地図はどの様に変化するのだろうか。そのときの時間地図を図2. 14に示す。なお、ここでは在来線の速度は変化がないものとし、かつ計画路線がすべて現行の東海道新幹線と同程度の速度で運行されるとする。また、写像関数には、先程と同じく、中間層のユニット数は6個で3層構造のニューラ



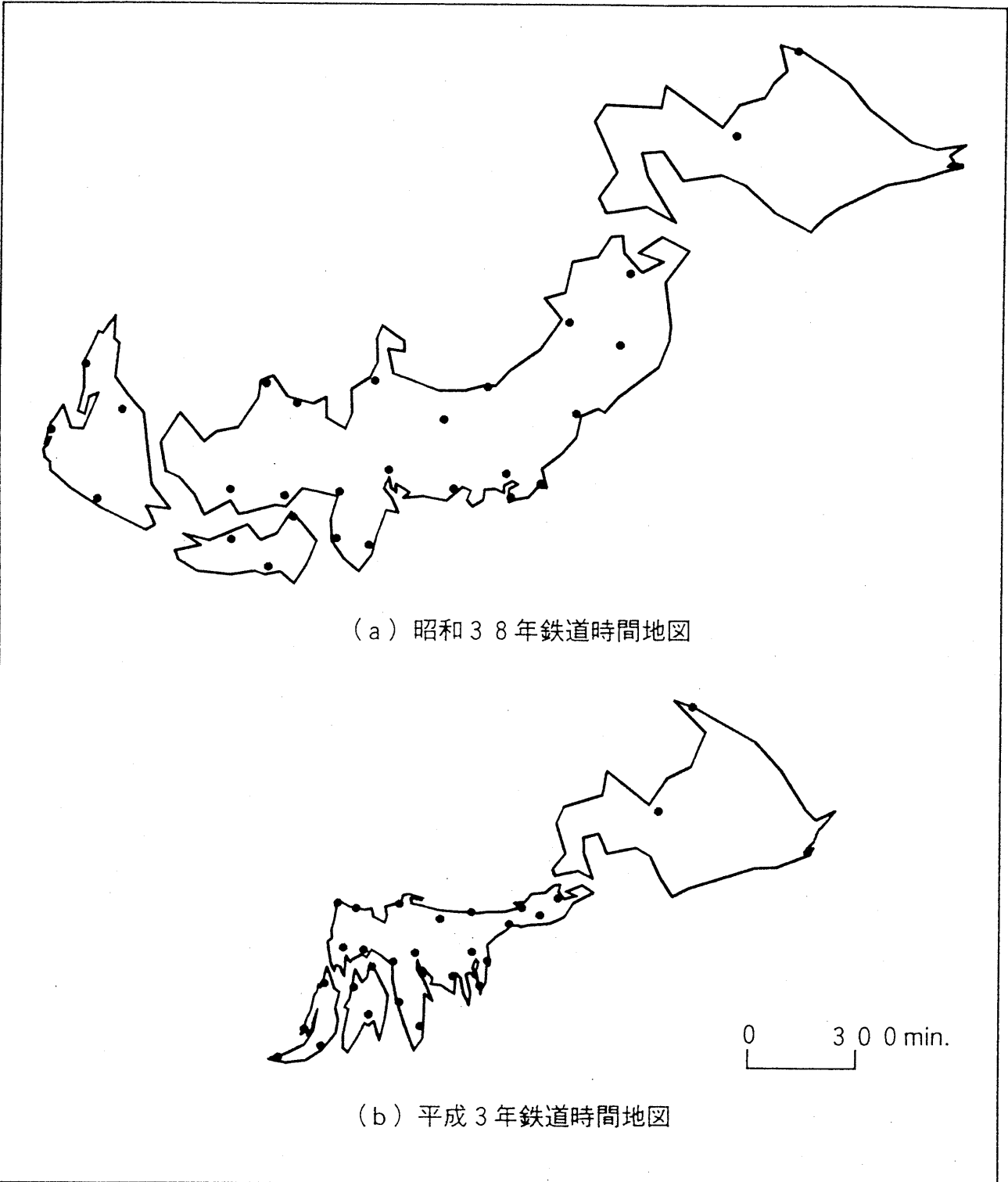


図2. 12 提案した手法によるわが国の鉄道時間地図

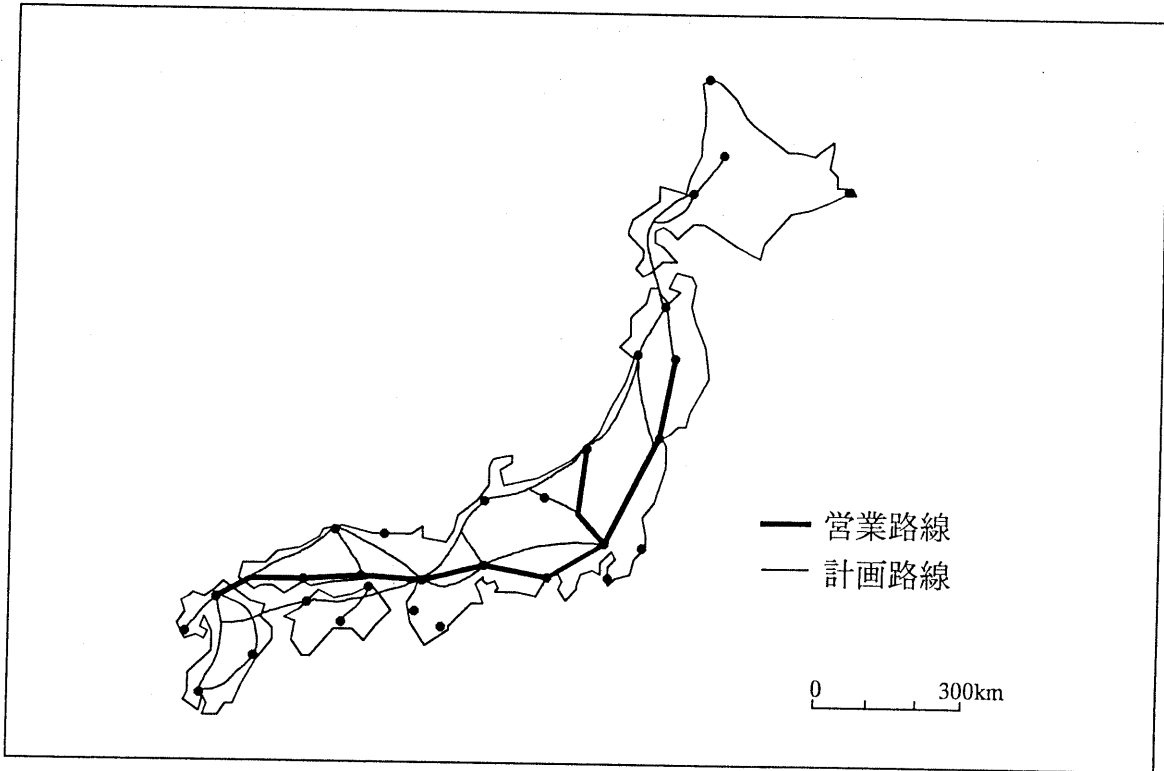


図 2. 1 3 新幹線の計画路線

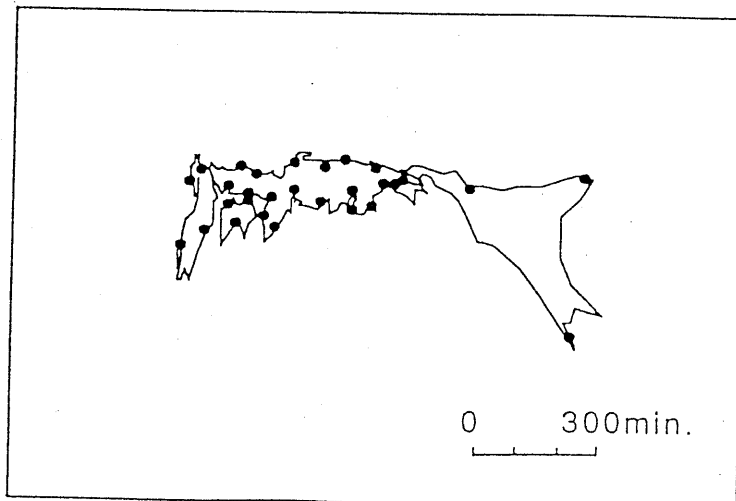


図 2. 1 4 計画路線の開通を想定した場合の時間地図

ルネットワークを用いている。この時間地図からは、新幹線の計画路線が「日本をさらに狭く」し、また、鉄道整備の地域的格差の是正に少なからず貢献するであろう様子が視覚的に読み取ることができる。

ニューラルネットワークによる方法は、写像制約付きMDSによる方法で読みとることのできた時間地図の特徴のほとんど全てを表現している。新たに描かれた時間地図の特徴としては、鉄道による移動の九州、四国間の不便さをよりはっきりと表現できていること、さらに九州については西岸と比較して東岸の鉄道整備が遅れていることが挙げられる。

## (2) 西日本道路時間地図

### － 第二国土軸の開発への視点 －

図2.15に示すわが国の関東以西の53都市を対象に、平成3年の道路時刻表から道路所要時間を求め、53都市を対象とした西日本道路時間地図の作成を試みた。この応用においては、現在、西日本において、国土の均等な発展と太平洋ベルト地帯の混雑の緩和、災害への配慮から整備が提唱されている第二国土軸に関連する地域の道路交通条件を視覚的に表現することを目的とする。地図要素は海岸線と都市の位置とし、写像関数としては、中間層のユニット数が3個の3層構造のニューラルネットワークを用いた。時間地図の作成結果を図2.16に示す。なお、時間距離データの再現精度は相関係数にして0.948であった。

時間地図上に点線で描かれた第二国土軸に沿ったルートは、瀬戸内海を通るルートよりもかなり迂回して遠回りに描かれている。この原因は、一つには四国と九州を短時間で結ぶ経路が存在しないことであり、もう一つは、高速道路整備の影響である。

現在、四国と本州及び九州を陸路で結ぶ経路は瀬戸大橋（児島－坂出）のみである。また、徳島－和歌山間のような比較的短時間で四国－紀伊半島を結ぶフェリーも存在しない。したがって、四国から九州への最短経路は瀬戸大橋を経由し、山陽を通り九州に至るものが多い。このように、四国－九州間の経路距離は、他の地域間に比べて物理距離から大きくかけ離れている。そのため、時間地図上の九州の位置は、下関を中心として時計回りの移動が起こっている。

時間地図の全体的な大きさに対して各地域を比較すると、地域的な道路整備水準の偏りに方向性があることがよくわかる。中国地方は、南北方向つまり瀬戸内海～日本海方向に拡大され、東西方向に縮小されている。四国は、南北方向に大きく拡大され、東西

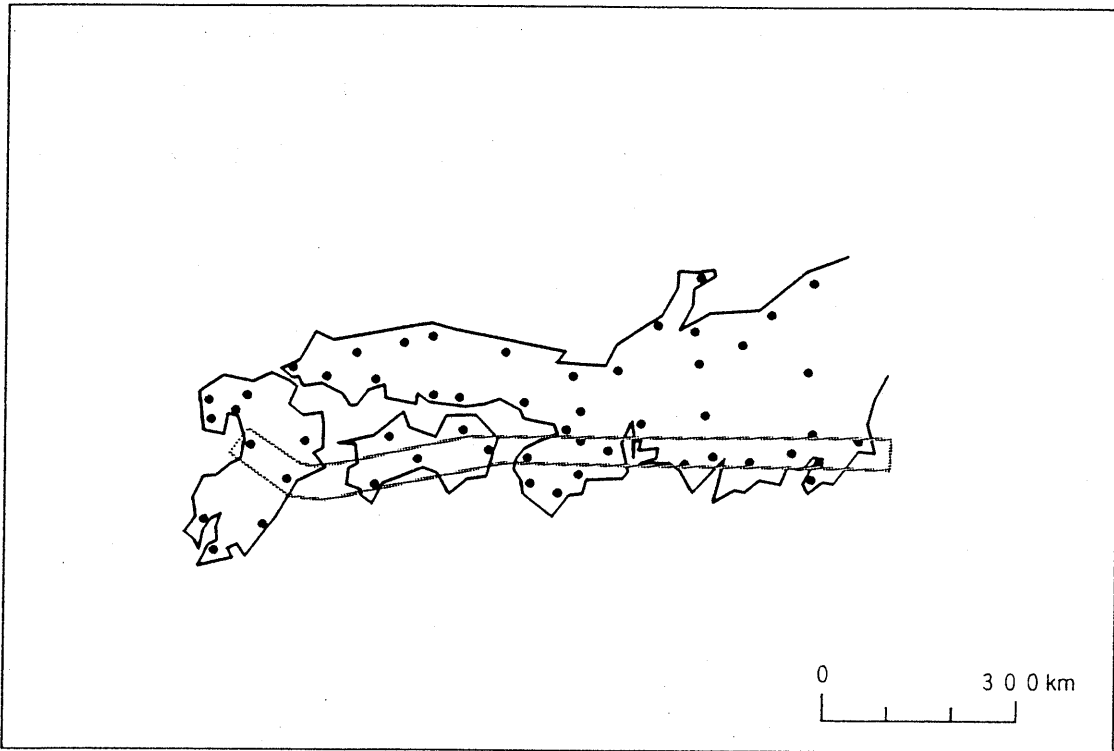


図2. 15 対象とした西日本の実地図と都市

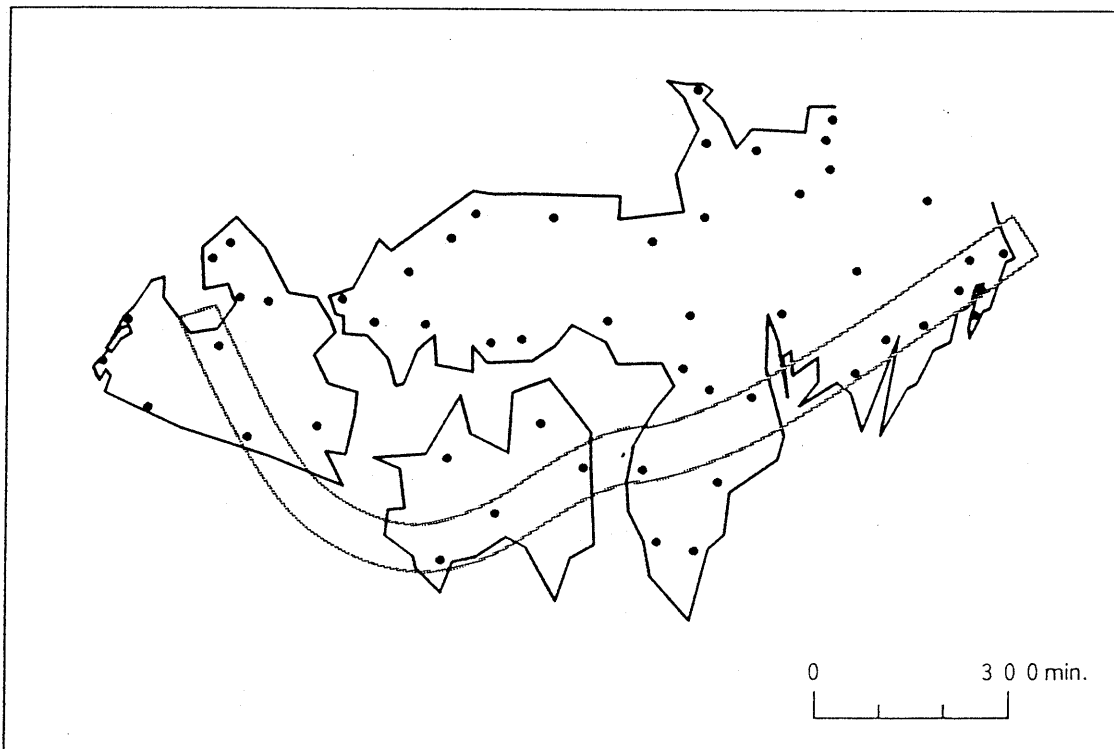


図2. 16 西日本の道路時間地図

方向にも拡大されている。紀伊半島も四国と同じ傾向にある。中部地方は東西に縮小している。九州は東西方向に拡大されているとともに、東岸側が大きく拡大し歪みを生じている。これらの歪みは、各地域の高速道路整備の状況に強い影響を受けており、高速道路が走っている方向に対し各地域は縮小している。九州に関しては西岸は、高速道路が整備されているのに対して東岸には整備されていないために、曲げられたような歪みが生じていると思われる。第二国土軸は、これらの地域の高速道路の整備されていない方向を繋ぐように伸びているのである。

### (3) 岐阜市道路時間地図 - 時間帯別の岐阜市の道路状況 -

時間地図作成の対象となる岐阜市(図2.17)は、自動車保有率が全国でも上位にランクされており、道路交通に偏重した交通環境におかれている。また、人口の郊外化や、北部の住宅地・南部の業務地展開が進行し、郊外から都心への通勤トリップ、特に南北方向の道路渋滞が激化する傾向にある。

道路整備の問題点としては、環状線が現在整備中であり、通過交通を都市部から排除するには至っていないこと、また、ラッシュ時の北東から南西へ市を貫く長良川に架かっている橋梁の混雑が慢性化していること、都市部での路上駐車の問題等が挙げられる。

実走調査によって、図2.17に示す34カ所の主要交差点間の道路所要時間を午前8時付近と午後2時付近に計測し、各時間帯における道路時間地図を作成した。写像の元となる地図は図2.17とし、時間地図に表現する地図要素は、市境界線、主要道路、主要交差点とする。写像関数であるNNは、3層で中間層のユニット数が2個の物を用いた。時間地図の作成結果を図2.18に示す。時間距離の再現精度は、相関係数にして午前8時で0.945、午後2時で0.937であった。

実地図(図2.17)と時間地図の比較に関しては、岐阜市全体に占める環状線内の面積が、時間地図の方が非常に大きくなっているのが印象的であり、郊外部と比較して都市部の移動に長い時間を要することが分かる。また、環状線の形状の変化から、南北方向の移動が東西方向の移動よりも時間がかかることが視覚的に鮮明に読み取れる。

時間帯の異なる時間地図の比較では、午後2時に比べて午後8時の時間地図は、都心部へ向かう長良川以北のリンクが長くなっており、このことから、橋梁でのボトルネックによる長良川以北での道路渋滞の様子が読み取れる。対象的に環状線内部、特に長良川以南の面積はあまり変化していない。このことから、長良川以南、つまり都市部の道

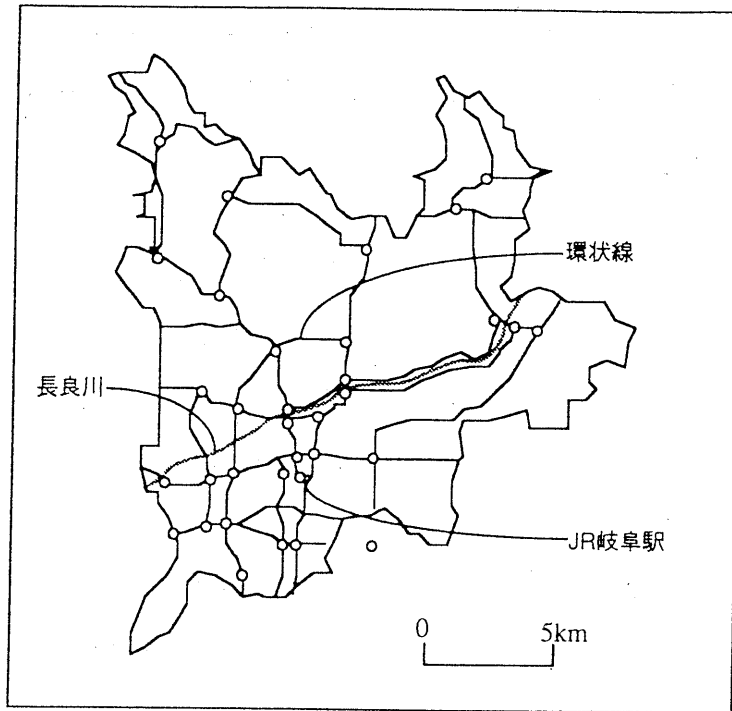


図2. 17 対象とした岐阜市の実地図

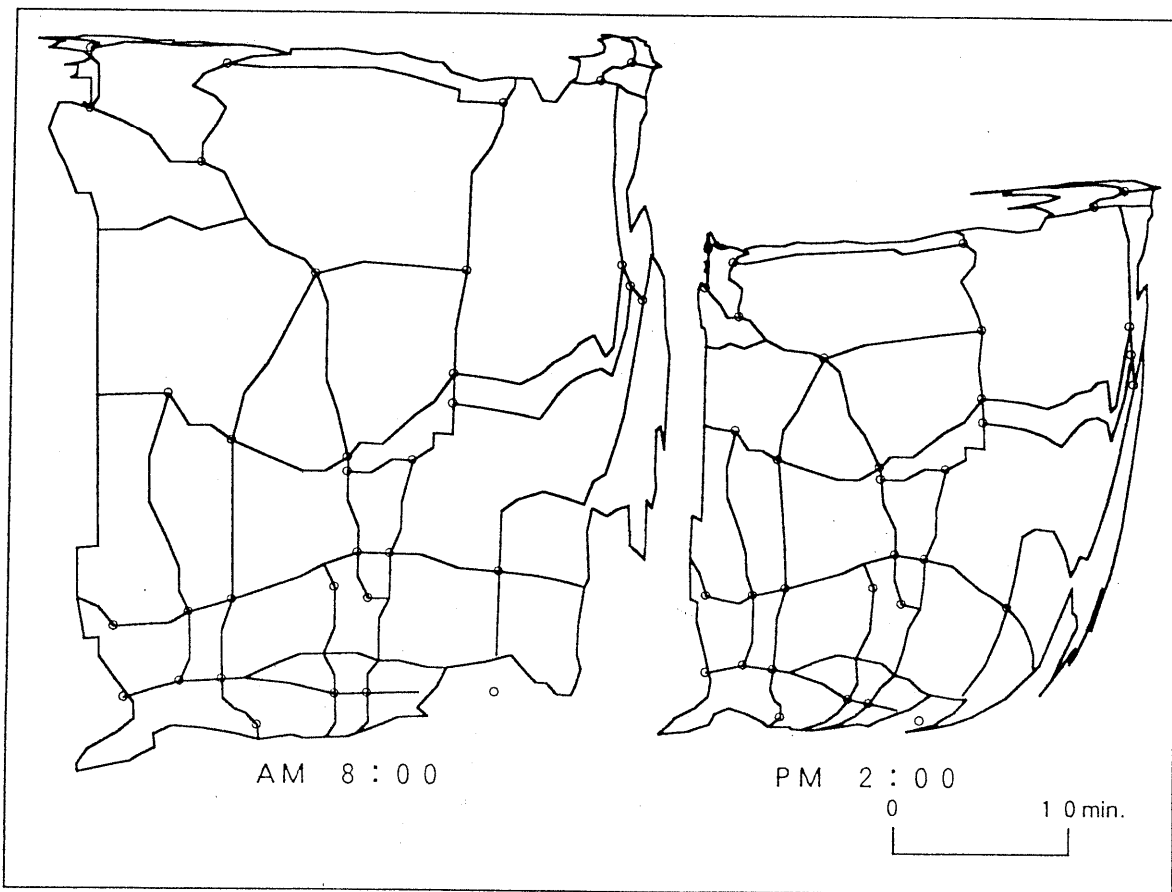


図2. 18 岐阜市の道路時間地図

路所要時間に関しては、郊外程は大きく変化していないことが分かる。この原因としては、交通量が減っても路上駐車増加により、道路容量が減少し、所要時間にそれほど差が出なかったことが考えられる。

## 2.7 おわりに

本稿では、MDSとニューラルネットワークを用いて時間地図を作成する新たな方法について説明した。また、3つの事例を通して構築した手法の意義を示した。これらの時間地図の完成度は予想以上に高く、どの地図も見る者に対して少なからずインパクトを与えるものとなっている。

筆者らが提案している時間地図作成手法の特徴及び有用性を整理してまとめとする。

① 従来の時間地図は、中心となる1地点のみからの時間距離を再現するものであった。

これに対して、本研究で構築した手法は、任意の地点間の時間距離を可能な限り小さな誤差で再現する手法であり、地域の交通整備水準や交通施設整備による交通条件の変化を、地域全体として概略的に表現するのに適している。

② 時空間分析において、従来しばしば用いられてきたMDSを、時間地図作成に応用するならば、時間距離を所与とした地点以外の地図要素は、何等かの方法によって時間地図上に内挿しなければならない。またその際、地理的な内挿は一般には同相写像ではないため、地図要素の位相関係が時間地図上で保たれるという保証はない。

構築した手法は、地図からの写像という制約を与えた時間地図作成手法である。これによれば、地図上に表現されている任意の地図要素を写像関数によって時間地図上に描くことができる。また、ニューラルネットワークの構造に制約を与えることにより、地図要素の位相関係が完全に保たれた時間地図を作成することができる。

③ 写像制約付きMDSにおいて問題となった写像関数の同定に関する試行錯誤的な要素を大幅に改善し操作性を向上させた。

本研究では、実地図から時間地図への適当な関数形が予想しにくい写像関数に対し、ニューラルネットワークの自己組織化能力で写像関数を同定し、簡単に精度の高い写像を実現できるようになった。

④ 従来の時間地図は、人間の手によってイラスト風に描かれることが多く、書籍や

パンフレット等において、交通施設整備の効果をわかりやすく表現する「絵」として利用されてきた。

本研究は、このような目的のためにも広く利用されうる。しかし、構築した手法の最大の意義は、時間地図作成の客観性と自動性にある。この手法は、地図がデータベース化されていれば、時間地図作成の過程を完全に自動化することが可能であり、地理情報システムのような計算機での利用が効果的である。地理情報システムを利用する人々にとって、構築した手法は、交通分析や認知空間分析、またそれにともなった交通整備効果のプレゼンテーションのための手軽かつ有効な道具となりうると考える。

なお、本稿で示した時間地図の作成に際し、岐阜大学工学部土木工学科の鈴木崇兎助手の多大な協力を得た。記して感謝する。

#### 【参考文献】

- 1)Ewing,G : Multidimensional Scaling and Time-space Maps, Canadian Geographer, Vol.18, No.2, pp.161-167, 1974.
- 2)Angel,S. and G.M.Hyman : Transformation and Geographic Theory, Geographical Analysis, Vol.4, pp.350-367, 1972.
- 3)堀淳一 : 地図の科学 - よい地図・わるい地図 -, 講談社, pp105-115, 1990.
- 4)朝日ジュニアブック - 日本の地図, 朝日新聞社, pp.36-37, 1988.
- 5)土木学会編 : 土木工学ハンドブックⅡ, 資料編Ⅱ-25, 1989.
- 6)Time of Arrival from Tokyo Station, ATLAS JAPAN, 国土地理院, 1974.
- 7)Muller,J.C. : The Mapping of TravelTime in Edmonton,Alberta, Canadian Geographer, Vol.22, No.3, pp195-210, 1978.
- 8)Golledge,R.G., R.Briggs and D.Demko : The Configuration of Distance in Intra-urban Space, Proc. Assoc. American Geographers, Vol.1, pp.60-66, 1969.
- 9)Ewing,G. and R.wolfe:Surface Feature Intepolation on



- Two-dimensional Time-space Map, Environment and Planning A,  
Vol.9, pp.419-437, 1977.
- 10)清水英範：時間地図の作成手法と応用可能性、土木計画学研究・論文集、  
No.10, pp.15-29, 1992.
- 11)Klaus,S. und Micheal,W. : Zeitkarten für die Raumplanung,  
Universität Dortmund-Fachbereich Raumplanung,Arbeitspapier117
- 12)林知己夫編：多次元尺度解析法,サイエンス社,1989.
- 13)印東太郎：多次元尺度構成の発展と経過,数理科学, No.152, pp.5-12,  
1976.
- 14)吉本剛典：全国主要都市間時間距離の地図化の試み,地理学評論,  
Vol.54, No.11, pp.605-620, 1981.
- 15)Torgerson,W.S. : Multidimensional Scaling: I,Theory and Method,  
Psychometrika, Vol.17, pp.401-419, 1952.
- 16)中野馨,飯沼一元,桐谷滋：ニューロコンピュータ,技術評論社,  
pp.1-84, 1989.
- 17)中野馨他：ニューロコンピュータの基礎,コロナ社, pp.50-66, 1990.
- 18)船橋誠壽：ニューロコンピューティング入門, pp.17-68, 1992.
- 19)船橋賢一：ニューラルネットワークによる連続写像の近似的実現について、電子  
情報通信学会技術研究報告MBE88-9, 1988.
- 20)船橋賢一：3層ニューラルネットワークによる恒等写像の近似的実現についての  
理論的考察、電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J73-A, No.1,pp.139-145,  
1990.
- 21)小川英光,山崎一孝：過学習の理論、電子情報通信学会論文誌 D-II,  
Vol. J76 -D-II, No.6, pp.1280-1288, 1993.
- 22)栗田多喜夫：ニューラルネットワークにおけるモデル選択の試み、信学技報、  
PRU89-16, pp.17-22, 1989.
- 23)戸田尚広,萩原克幸,臼井支朗：階層型ニューラルネットワークにおける結合重  
みの非一意性とA I C、電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J76-D-II, No.9,  
pp.2058-2065, 1993.

## (参考)用語解説

### ■多次元尺度構成法 (Multi-dimensional Scaling : MDS)

いくつかの点間の距離と空間の次元数が与えられた時に、点間距離を最も保つように、これらの点を空間に配置する方法を多次元尺度構成法という。時間地図の作成における地点の配置は、点間距離を時間距離で与え、空間として平面(次元数:2)を仮定したときの多次元尺度構成と考えてよい。

なお、点間の距離が与えられると、ある1つの基準点から見た他の点への位置ベクトル間の内積を計算することができる。すなわち、距離を合うように点を配置することは内積を合うように点を配置することに他ならない。位置ベクトルの内積が合うように点の配置を行う比較的簡単な方法がTorgersonによって開発されている。これを**Torgersonの多次元尺度構成法**という。一方、点間距離を誤差を含んだ観測量とみなし、三辺測量の原理から各点の座標を推定する方法もある。これを**最小二乗法による多次元尺度構成法**という。

### ■写像制約付きMDS

時間地図の作成は基本的にはMDSの適用である。しかし、MDSだけでは点間距離が与えられた地点の配置しかできない。地図として表現するには、海岸線等、時間距離が与えられていない情報も表現したい。そのためには、実地図座標から時間地図座標への座標変換関数(写像関数)を推定する必要がある。この写像の関数形を適当に与え、この関数形の制約のもとにMDSを実行する方法が清水によって開発されている。これを**写像制約付きMDS**という。

具体的には、写像関数としてアフィン変換や射影変換を採用し、最小二乗法による多次元尺度構成法を適用したものである。通常のMDSでは、点の座標値が直接推定されるのに対し、写像制約付きMDSでは、アフィン変換等の座標変換関数の未知パラメータが推定され、この推定された関数によって座標値が求められる。最小二乗法のパラメータ推定には、**準ニュートン法**を用いている。

### ■ニューラルネットワーク

人間の脳はきわめて複雑な情報処理を行うが、1つ1つの細胞では比較的簡単な入出力処理しか行われていないことが知られている。脳では、多数の簡単な処理の組み合わせで複雑な情報処理を行っているのである。ニューラルネットワークとは、このような脳の情報のやりとりをモデル化した情報処理システムである。そこでは、脳細胞(ニューロン)をユニットと呼び、多数のユニットをネットワークとしてつないだシステムを作る。そして、ユニットの入出力処理を以下のような簡単な関数で表現する。

$$X_i = f(\sum_j W_{ji} X_j + \theta)$$

ここで、  
 $X_i$ : ユニット*i*の出力  
 $X_j$ : ユニット*j*の出力  
 $W_{ji}$ : ユニット*j*と*i*の**結合係数**(ユニット間の結合強度)  
 $\theta$ : オフセット(定数項)  
 $f$ : **応答関数**(ユニットの入出力関係を決める関数)

すなわち、各ユニットは、他のユニットとの結合強度に応じた重みつけの入力を得て、それを応答関数で出力するという簡単な情報処理を行うのである。応答関数としては一般に、以下のような**シグモイド関数**と呼ばれる上下制限約の単調非減少関数が利用される。

$$f(x) = 1 / [1 + \exp(-x)]$$

## ■階層型ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、ユニット間の相互の情報処理を行う相互結合型ニューラルネットワークと、ユニット間の決められた方向にしか情報処理を行わない階層型ニューラルネットワークに分類される。階層型ニューラルネットワークでは、一般に3層型（入力層、中間層、出力層）が利用される。そこでは、ネットワークの外部から与えられる情報がまず入力層のユニットへ入力される。以後、入力層のユニットは中間層のユニットへ情報を出し、中間層のユニットは出力層のユニットへ出力する。そして、出力層のユニットはネットワーク外部に情報を出し、ネットワーク全体として、情報の入出力関数を表現する。より具体的に言えば、入力層に5つのユニット、出力層に1つのユニットをおけば、5つの変数をもった関数形を表現できる。この関数形の複雑度は中間層のユニット数で調整される。中間層のユニット数を調整することによって、ほぼ任意の関数形を記述できることから、種々の推定問題への応用研究が進められている。

さて、ある入出力関係を推定する問題を考えてみよう。線形関数で入出力関係を推定しようと思えば、一般にサンプルをいくつか用意して回帰分析を行い、パラメータを推定するだろう。ニューラルネットワークの場合も基本的には同じである。ただし、ニューラルネットワークの場合のパラメータは、ユニット間の結合係数とオフセット（定数項）である。そして、全体の入出力関係が非線形であるため、線形回帰分析に用いられる通常の線形最小二乗法でなく、非線形最小二乗法を用いる。これを**バックプロパゲーション法**という。出力層からの出力をサンプルデータに合うように、順次、中間層、入力層へと誤差を伝播させ、パラメータを推定していく様子から、この名前が付いている。ただし、数学的には、非線形最小二乗法という最適化問題を**最急降下法**と呼ばれるアルゴリズムで解くことに他ならないことが知られている。

なお、ニューラルネットワークによってある情報処理を行うためにパラメータ推定を行うことを脳の情報処理との類推から学習という。また、これが自動的になされることから**自己組織化**という場合もある。

## ■同相写像

平面から平面への写像を考えよう。このとき同相写像とは、簡単に言えば、図形の位相関係（包含、交差等の関係）を必ず保つ写像である。ある図形に包含されていた図形が写像の結果、相互に交わってしまったり、また、相互に交わっていた線分が写像の結果、離れてしまったりすることを**位相破壊**という。同相写像はこの位相破壊を理論的に生じさせない写像である。

平面から平面への写像： $(x, y) \rightarrow (u, v)$ を表す**座標変換関数**（写像関数ともいう）が同相写像であるための条件は以下の通りである。

- ① 1対1の連続写像であること
- ② その逆写像も連続であること

これらの条件を満たす座標変換関数は無数にあるが、図形の座標変換にしばしば利用される関数として、アフィン変換と射影変換が挙げられる。**アフィン変換**は、線形一次式による変換（ $u = ax + by + c$ ,  $v = dx + ey + f$ ；ここで、 $a \sim f$ はパラメータ）で、拡大・縮小、回転に加え、長方形を平行四辺形に変換するような、せん断変形を表現する。射影変換は、アフィン変換された図形を平行でない他の平面に中心投影する写像である。いずれの写像も、上記の条件を満たす同相写像であることは明らかである。