ニューラルネットワークによる地域分類法

Area Dividing Method by Neural Network

青木 義次 (東京工業大学工学部建築学科)

Yoshitsugu AOKI (Department of architecture ,Toukyou Institute of Technology)

永井 明子 (東京工業大学工学部建築学科)

Akiko NAGAI (Department of architecture ,Toukyou Institute of Technology)

大佛 俊泰 (東京工業大学工学部建築学科)

Toshihiro OSARAGI (Department of architecture ,Toukyou Institute of Technology)

Abstract

It is a fundamental process of urban planning to determine the planning area or to divide the area into the zones in which the tendency on urban activities at each place is similar to others. The area dividing process can be formulated as a minimization problem of the sum of the generalized distance. This problem can be numerically solved by using Hopfield Network which is a basic model of neural network theory. Applying the proposed method to the actual urban lattice data, we can obtain divided zones.

Keywords : 地域分類、非類似度、位置的距離、特性距離、評価関数、最小化問題、ニューラルネットワーク、Hopfield Network

1. はじめに

都市・地域データの中には、市町村などの行政区画レベルで作成されるものも多い。しかし、都市活動の中には、空間的に連担して分布するものもあり、行政区画で集計されたデータは、必ずしもその都市活動の分布特性を適切に表現しているとは言えない。つまり、適した地域に分けて、その中で都市活動の状況を把握した方が理解しやすい場合もある。一方、近年の計算機技術の進展に伴い、都市や地域の状態を把握するためのデータベースとして、土地利用、人口、産業などの情報がメッシュデータとして整備されている。こうしたデータを用いて都市解析を行う際にも、機械的に対象地域を行政区画などに限定してしまうと、その中の性質の異なる区域を一つ

のものとして扱うことになり、その結果その土地固有の特性を相殺してしまう危険性もある(文献(1)を参照)。

都市計画の分野では、いわゆる「線引き」などに見られるような地域分類の問題が頻繁に生じており、また、その決定方法の見直しを巡っての論議も絶えない。以上のような現況にもかかわらず、地域分類のための具体的な方法は少ない。こうした背景のもとに、清水ら⁽²⁾⁽³⁾は、土地分級結果に基づく用途地域の最適配置問題をニューラルネットワークを利用して解く方法を提案している。そこで、本研究では同一ゾーン内では土地利用用途を同質に、異ゾーン間では異質にするという評価方法に基づく方法を提案したい。

2. 地域分類法の定式化

2.1 性質の似ている地域（ゾーン）

後に示すケーススタディでは、メッシュデータを用いた地域分類を試みているので、問題を具体的に検討するために以下では、都市空間をメッシュ空間に対応づけて議論する。すなわち、ひとつの地点 u をひとつのメッシュ u に対応させ、その位置座標を (x_u, y_u) と表す。また、そのメッシュ u 内の都市活動 $a(u)$ を m 個の異なる都市活動要素（例えば土地利用の面積比率など）によって、

$$a(u) = (a_1(u), a_2(u), \dots, a_m(u)) \quad \dots(0)$$

とベクトル表示する。

以下では、行政区画などの予め定められた区分ではない相互に性質の異なる区域を『ゾーン』と呼ぶこととし、まず、抽出したい望ましいゾーンとはどのようなものかについて検討する。都市空間内のふたつの異なる地点 u, v の都市活動からみた非類似性を $t(u, v)$ で表現し特性距離と呼ぶ。ここで、 $t(u, v)$ が小さいときには2地点 u, v は同じゾーンに属し、大きいときには異なるゾーンに属するといったゾーン分けとなっていることが望ましい。一方、ゾーン分けの概念においては、 $u-v$ 間の位置的な距離も重要である。 $u-v$ 間の距離を位置的距離 $d(u, v)$ と表すことにすれば、 $d(u, v)$ が小さいとき2地点 u, v は同じゾーンに属し、 $d(u, v)$ が大きいときには異なるゾーンに属していると言ったようなゾーン分けとなっていることが望ましい。

すなわち、 $t(u, v)$ と $d(u, v)$ を2地点 u, v 間の非類似性を表す指標とみなし、非類似性の程度を計量化するために非類似度 D

(u, v) を以下のように定義する。

$$D(u, v) = f(d(u, v), t(u, v)) \quad \dots(1)$$

この非類似度 $D(u, v)$ は、次のような性質を持つ。

$$\partial D(u, v) / \partial d(u, v) > 0 \quad \dots(2)$$

$$\partial D(u, v) / \partial t(u, v) > 0 \quad \dots(3)$$

すなわち、非類似度 $D(u, v)$ は位置的距離 $d(u, v)$ 、特性距離 $t(u, v)$ が大きい程大きく、小さい程小さくなる量である。この $D(u, v)$ はゾーン分けの際の基準となるものであり、具体的な形は、地域分けの目的に応じて適宜設定されるべきものである。

ここで、位置的距離 $d(u, v)$ の具体的な形としては、

$$d(u, v) = ((x_u - x_v)^2 + (y_u - y_v)^2)^{1/2} \quad \dots(4)$$

$$d(u, v) = |x_u - x_v| + |y_u - y_v| \quad \dots(5)$$

$$d(u, v) = -1 / ((x_u - x_v)^2 + (y_u - y_v)^2)^{k/2} \quad \dots(6)$$

(k は正数)

といったものが考えられ、また、特性距離 $t(u, v)$ は、

$$t(u, v) = |a(u) - a(v)| \quad \dots(7)$$

などと記述することもできる。

2-2. 地域分類問題の定式化

地域全体のメッシュの集合を U と表し、 U を n 種類のゾーン $G_1, G_2, \dots, G_n$ に分割するという問題を考える。ある1メッシュ u が G_k に属するか否かという状態を $Z_k(u)$ で表し、以下のように定義する。

$$Z_k(u) = 1 \quad (u \in G_k) \quad \dots(8)$$

$$Z_k(u) = 0 \quad (u \notin G_k) \quad \dots(9)$$

上述したように、望ましいゾーンに分けるためには、任意の2地点 u, v が、同じ1つのゾーンに属する場合には非類似度 $D(u, v)$ が小さく、2地点 u, v が異なる2つのゾーンに属する場合には、非類似度 $D(u, v)$ は大きくなければならない。そこで、次の2つの場合を考える。

1) 《 u, v が同じゾーン G_k に属する場合》

$$\begin{aligned} & G_k \text{ に属する全メッシュ間の非類似度の和を } Q_k \text{ とすると、} Q_k \text{ は、} \\ & Q_k = \sum_{u \in G_k} \sum_{v \in G_k} D(u, v) \\ & = \sum_{u \in U} \sum_{v \in U} Z_k(u) Z_k(v) D(u, v) \end{aligned} \quad \dots(10)$$

となり、全ゾーンでの和 Q は、

$$\begin{aligned} Q &= \sum_k Q_k \\ &= \sum_{u \in U} \sum_{v \in U} \sum_k Z_k(u) Z_k(v) D(u, v) \end{aligned} \quad \dots(11)$$

となる。望ましいゾーン分けを行う為には、 Q をできるだけ小さくする必要がある。

2) 《 u, v が異なるゾーン G_k, G_l に属する場合》

$$\begin{aligned} & G_k, G_l \text{ に属する全メッシュ間の非類似度の和を } R_{kl} \text{ とするとき、全ゾーンでの和 } R \text{ は、} \\ & R = \sum_k \sum_{l \neq k} R_{kl} \\ & = \sum_k \sum_{l \neq k} \sum_{u \in U} \sum_{v \in U} Z_k(u) Z_l(v) D(u, v) \end{aligned} \quad \dots(12)$$

となる。異なるゾーン間ではメッシュ間の非類似度は大きいため、望ましいゾーン分けを行う為には、 R を大きくする必要がある。

しかし、

$$\begin{aligned} R &= \sum_k \sum_{l \neq k} R_{kl} \\ &= \sum_{u \in U} \sum_{v \in U} D(u, v) - Q \end{aligned} \quad \dots(13)$$

と表すことができるので、 Q を最小化し、 R を最大化したいという我々の要請は、結局 Q

を最小化すれば達成できる。

以下では、 Q の最小化問題を解くことでゾーン分けを試みる。しかし、各メッシュがどのゾーンに属するかを表す変数 $Z_k(u)$ の組み合わせの数は膨大であり、線形計画法などのテクニックを用いても容易に解くことはできない。そこで、以下ではニューラルネットワークの理論を用いてこの最小化問題を解くことを試みる。

3. ニューラルネットワークによる地域分類法

3.1 Hopfield Network

Hopfield Network とは、ニューラルネットワークのひとつで、素子が全ての素子とつながっているようなネットワークである。具体的には、あるひとつの素子 i の状態 e_i は0または1で記述される。 s_i をネットワークの入力値、 θ_i をしきい値とすると、

$$s_i - \theta_i < 0 \quad \text{ならば} \quad e_i = 1 \quad \dots(14)$$

$$s_i - \theta_i \geq 0 \quad \text{ならば} \quad e_i = 0 \quad \dots(15)$$

と素子の状態が変化するのが、Hopfield Network である。

ネットワークのエネルギー V を以下のように考える。

$$V = \sum_i (s_i - \theta_i) e_i \quad \dots(16)$$

e_i の値が0から1になったとすると、 V の変化量は、

$$\delta_i V = s_i - \theta_i \quad \dots(17)$$

であり、(14)式より $\delta_i V < 0$ である。逆に e_i の値が1から0になったとすると、 V の変化量は、

$$\delta_i V = -(s_i - \theta_i) \quad \dots(18)$$

であり、(15)式より $\delta_i V \leq 0$ である。このように素子の状態が変化するとエネルギーは必ず

減少するので、ネットワークはエネルギー V の減少する方向に動き、ネットワークが平衡状態に落ち着くときエネルギーは最小となる。

3.2 地域分類問題とHopfield Network の対応

上記のニューラルネットワークの考え方を地域分け問題に応用するため、以下の様を考える。1つの場所 u に対して n 個(分類すべきゾーンの数)の素子 $(u, k); k = 1 \sim n$ を用意しておき、 u が k ゾーンに入っていれば、素子 (u, k) の状態は1になり、入っていなければ0となるとすると、前述の分類問題を表す変数 $Z_k(u)$ は、ニューラルネットワークの素子 (u, k) の状態を表す変数でもあるということになる。更に、前述の最小化すべきゾーン内非類似度の和 Q をニューラルネットワークのエネルギー V に一致させる。

このとき、(14)、(15)式に対応する素子の状態変化を決める判断式は、次の変更すべき状態を $Z'_k(u)$ とすると、

$$Z'_k(u) = 1 \text{ if } S_{uk} = \min [S_{up}] \quad (p=1 \sim n) \quad \dots(19)$$

$$= 0 \text{ if } S_{uk} > \min [S_{up}] \quad (p=1 \sim n) \quad \dots(20)$$

但し、 $S_{uk} = \sum_{v \in U} Z_k(v) D(u, v)$ となる。つまり、この様な対応のもとでは、ニューラルネットワークのエネルギーを最小化する変化は、地域分けの評価尺度 Q を最小化する動きと対応することになる(図1)。

以上のように、Hopfield Network のエネルギー V に相当する概念を、ゾーン分けを規定する評価関数をもとに構成してやれば、ネットワークの性質を利用して、最小化問題は解くことができ、その結果、評価関数にもとづい

たメッシュ空間 U の適切なゾーン分けが可能となる。

図1. 地域分類問題とネットワークの関係
(Relation between deviding into zone and neural network model)

4. ケーススタディ

4.1 対象地域

以下では、現実の都市メッシュデータを用いてケーススタディを試みる。ここで用いるデータは国土地理院発行の細密数値情報のデータ(1984年)であり、メッシュサイズは100m×100mである。対象地域は千葉県船橋市付近の3km×4kmの地域(図2)とし、この地域を3つのゾーンに分類することを試みた。

4.2 評価関数

土地利用の面から地域を分割する場合、同一ゾーンでは土地利用形態は同質的であり、異なるゾーンでは土地利用形態が異質的であったほうが良いことが多い。一方、都市計画の面からは連担性、すなわち近隣的な場所は同一のゾーンとしてまとめて捉えるということも行われる。この2つの要請を表したものが(1)の非類似度関数 $D(u, v)$ である。すなわち、特性距離 $t(u, v)$ によって土地利用の同質性、異質性を評価し、位置的距離 $d(u, v)$ により連担性を評価する。

さらに、関数 f はできるだけ単純なものが以下の計算手続上有利であることから、ここ

では、テーラー展開による一次近似式、

$$D(u, v) = \alpha \cdot t(u, v) + \beta \cdot d(u, v) \quad \dots(21)$$

ただし、 α 、 β は正の定数

を用いることとする。ここで、 β に対して α を大きくとると土地利用形態の同質性、異質性が強く評価され、 β を大きくとると連担性が強く評価されることになる。

特性距離 $t(u, v)$ については、2地点 u 、 v の土地利用の差異をもとに決定した。すなわち、細密数値情報にある19種の土地利用種別のうち16種（表1）を用いて、これを表2のように再分類（A:農地系、B:空地系、C:都市系、D:住宅系、E:緑地系）し、具体的な特性距離 $t(u, v)$ のとりうる値を以下のように設定した。

$t(u, v) = t_0 \cdots u, v$ の土地利用が全く同じ

$t(u, v) = t_1 \cdots u, v$ の土地利用の系は同じだが異なる

$t(u, v) = t_2 \cdots u, v$ の土地利用の系が異なる $\dots(22)$

ここで分類の目的からすると、

$$t_0 \leq t_1 \leq t_2 \quad \dots(23)$$

でなくてはならない。更に、基準化を考えると、 $t_0 = 0$ 、 $t_2 = 1$ とすることができる。

また、位置的距離 $d(u, v)$ としては、(4)式に示したメッシュ間距離を用いることとした。

しかし、この評価関数では、ある2メッシュ間の位置的距離は大きくても特性距離が小さい（遠く離れていても性質が同じ）ことと、特性距離が大きくても位置的距離は小さい

（性質は異なるが近くにある）ことが等価に扱われてしまう可能性があるので注意が必要である。

表 1. 土地利用用途
(Land use category)

1. forest or wasteland	9. high-rise residential lot
2. rice field	10. commercial lot
3. field	11. road
4. vacant lot	12. park or green lot
5. under developping land	13. public facility's lot
6. industrial lot	14. river or lake or swamp
7. regular residential lot	15. others
8. densely residential lot	16. sea

表 2. 系分類した土地利用用途
(Modified land use category)

A group	C group
1. forest or waste land	6. industrial lot
2. rice field	10. commercial lot
3. field	11. road
14. river or lake or swamp	13. public facility's lot
16. sea	15. others
D group	B group
7. regular residential lot	4. vacant lot
8. densely residential lot	5. under developping land
9. high-rise residential lot	
	E group
	12. park or green lot

対象地域を表2の系を用いて表すと図3のようになる。また、評価関数は $t(u, v)$ と $d(u, v)$ の分散が等しくなるよう基準化を施しておく。

以下の計算においては、上述の t_1 ならびに α 、 β という未知のパラメータ、及び $t(u, v)$ 、 $d(u, v)$ の関数型を設定する必要があるが、これらを理論的に決定することは困難である。そこで前もって実際の土地利用用途から筆者が分類したもの（図2に示す）を標準的な分類とし、分類結果のメッシュ数が一致することを指標に、試行錯誤的にパラメータ、関数型を決定することとした。

本来の応用に当たっては目的に応じて専門家等によって、いくつかの標準地域で分類してもらい、これと同等の結果が得られるよう

legend ☐ residential area ☐ industrial area ☐ park area

図 2. 対象地域 (船橋市付近)
(Study area (Funabashi-city))

legend ☐ A ☒ B ☐ C ☒ D ☒ E

図 3. 対象地域の土地利用用途
(Land use of study area)

初期状態 initial

1 回計算後 1st-step

3 回計算後 3rd-step

5 回計算後 5th-step

7 回計算後 7th-step

9 回計算後 9th-step

12 回計算後 (最終状態) 12th-step(final)

legend ☐ G1 ☐ G2 ☒ G3

図 4. Hopfield Network の計算課程 (Calculation process of hopfield network)

にパラメータ，関数型を決定し，その他の地域に適用するということが考えられる。

計算過程は全メッシュの分類を乱数で決めた状態を初期状態とし，Hopfield Networkの計算で全メッシュを一通り変化させるのを1ステップとし，このステップを繰り返し一定状態になるまで行う。この過程を示したものが，図4 ($\beta/\alpha=50, t_1=0.1$) である。ステップが進むに従って次第に分類されていく様子が分かる。これを，ネットワークのエネルギー状態で示したものが図5である。

図5. Hopfield Networkのエネルギーの変化
(Behavior of network energy)

最初に大きくエネルギーが下がり，後はゆっくりと減少を続けて平衡状態に近づいている。これは，図4から明らかなように第1ステップで大まかなゾーンが決定され，後はそれに微調整を加えてゾーン分けされていることに対応している。

β/α の値を大きくする（図6； $\beta/\alpha=80, t_1=0.1$ ）と，評価関数における位置的距離のウェイトが大きくなり，位置的距離だけを非類似度とした場合に近づく。逆に， β/α を小さくする（図7； $\beta/\alpha=20, t_1=0.1$ ）と特性距離だけを非類似度とした場合に近づく。

図6. 計算結果（距離の効果大）
(Zones calculated by function
(large distance effect))

図7. 計算結果（距離の効果小）
(Zones calculated by function
(small distance effect))

4.3 評価関数の改良

(4)式の位置的距離 $d(u, v)$ の定義では位置的距離の効果が離れた2地点間ほど大きなものになってしまうため，結果的に各ゾーンのメッシュ数（面積）が同数になるようなゾーン分けがなされてしまう傾向にある。そこで，位置的距離の大きいメッシュの効果を減らすため（すなわち，遠いメッシュ間との関係は考慮しないように）位置的距離 $d(u, v)$ として(6)式を用いることにより，上述の評価関数に改良を加えた。このとき，(6)式における k の値を大きなものとすれば，近傍のメッシュの効果しか考慮しないことになり，逆に， k を小さめにとれば，ある程度遠くのメッシュ

間距離をも考慮に入れることになる。ここでは、 $k=1$ の場合と $k=2$ の場合でゾーン分け分析を試みた。

1) $k=1$ の場合

図8($\beta/\alpha=0.25, t_1=0.1$)に示すとおり、前述したような各ゾーンのメッシュ数が同数に近づくといった問題は解消され、標準的な分類(図2)とよく一致している。しかし、 β/α の値を少し変えるだけでも、かなりゾーン分けの結果が変わってしまう。例えば、 $\beta/\alpha=0.1$ のときには図9のように位置的距離をほとんど考慮しない結果となるが、 $\beta/\alpha=0.3$ だと図10に示すように特性距離の反映されない結果となる。すなわち、 β/α の選定によって、結果がセンシティブに変化するので分析には、場合ごとの試行錯誤が必要となる。

2) $k=2$ の場合

$k=1$ の場合ほど β/α の値によって、敏感には結果は影響されない。しかし、遠く離れたメッシュ間の位置的距離はほとんど考慮しないため、1つのゾーンが連続しない2つの部分に分離されてしまう場合も発生した(図11, $\beta/\alpha=0.25, t_1=0.1$)。ここでは、試作的に3つのゾーンに分割することを試みているが、4つのゾーンへの分割も試みた(図12, $\beta/\alpha=0.25, t_1=0.1$)。ゾーン数によって、ゾーン境界が変化することは、必要なゾーン数を指定しないと妥当な分類が出来ないことを意味し、分類したいゾーン数の指定が重要であることが分かる。

4.4 面積比率データによる分類

次に、10mメッシュデータから作成した、100mメッシュの土地利用面積比率のデータを

もとに特性距離 $t(u, v)$ を定義した。すなわち、

$$t(u, v) = (\sum_j (a_j(u) - a_j(v))^2)^{1/2} \quad \dots(24)$$

但し、 $a_j(u)$:メッシュ u の土地利用種別 j

の面積比率

$a_j(v)$:メッシュ v の土地利用種別 j

の面積比率

と特性距離を定義し、同様に改良した評価関数を用いてゾーン分けを行った結果を図13($k=1, \beta/\alpha=0.1$)、図14($k=2, \beta/\alpha=0.1$)に示す。この場合、土地利用特性を(22)式のようにする場合よりも滑らかなゾーン境界となった。しかし、この特性距離の定義では対象とする2メッシュ u, v の土地利用が例え同じ住居系の土地利用であっても非常に異なるものとして、例えば、密集低層住宅地と一般低層住宅地の違いが、工場用地と一般低層住宅地との差と同じものとして扱われてしまうことになるので注意する必要がある。何れにしても、どのような評価基準によってゾーン分けしようとするのかは、使用目的に依存しており、充分考慮して設定されるべきである。

全分析をとおして、 β/α の値が、評価関数 $D(u, v)$ における $\alpha t(u, v)$ 、 $\beta d(u, v)$ の平均値をほぼ等しくする値のとき、分類結果は標準的な分類と一致したゾーン分けとなった。このことから、標準的な分類、位置的距離と特性距離の影響を同程度に考慮しながら行っているものと言える。

4.5 他の地域でのケーススタディー

前述以外の対象地域として東京都新宿付近(図15)と埼玉県三郷市・八潮市付近(図17)

図 8. 改良した評価関数での計算結果とエネルギーの変化 ($k=1$)
Zones calculated by improved function ($k=1$) and behavior of network energy

図 9. 改良した評価関数での計算結果
(距離の効果小, $k=1$)
Zones calculated by improved function
(small distance effect, $k=1$)

図 10. 改良した評価関数での計算結果
(距離の効果大, $k=1$)
Zones calculated by improved function
(large distance effect, $k=1$)

図 11. 改良した評価関数での計算結果 ($k=2$)
Zones calculated by improved function ($k=2$)

図 12. 改良した評価関数での計算結果 ($k=2$)
Zones calculated by improved function ($k=2$)

の2つの地域 ($3\text{ km} \times 4\text{ km}$) についても改良した評価関数($k=1$)を用いてゾーン分けを試みたところ、標準的分類として与えたゾーン分けとほぼ一致した結果となった(図16,

図18)。

5. まとめ

都市計画の分野で、頻繁に問題とされるも

図13. 土地利用用途を連続変量とした場合の結果
Zones calculated by improved function
(continuous variables, $k = 1$)

図14. 土地利用用途を連続変量とした場合の結果
Zones calculated by improved function
(continuous variables, $k = 2$)

図15. 対象地域（新宿付近）
Study area (Shinjuku)

図16. 新宿付近でのゾーン分けの結果
Calculated zones(Shinjuku)

図17. 対象地域（三郷市・八潮市付近）
Study area (Misato - city, Yashio - city)

図18. 三郷市・八潮市付近でのゾーン分けの結果
Calculated zones (Misato - city, Yashio - city)

のに地域分類がある。たとえ明確な分類の基準を設定しても、二次元的に広がる都市空間のゾーン分けは非常に難しく、ときには曖昧なものとなりやすい。本研究では、行政区画のような地域区分ではなく、各地点の都市活動を充分に考慮しようとする視点からの、地

域分類の方法について検討した。すなわち、2地点間の非類似性を表現する尺度として非類似度 $D(u, v)$ を導入し、地域分類の問題をこの非類似度を用いて定式化した。具体的には、望ましいゾーン分けの問題は、各ゾーン

内での非類似度の合計値を全てのゾーンについて加算した値Qの最小化問題として定式化されることを示した。しかし、メッシュデータのような膨大なデータを対象とするときには、このQの最小化問題を解くことは非常に困難であることから、ニューラルネットワーク理論（Hopfield Network）を利用してこの最小化問題を解く方法を示した。また、現実の土地利用メッシュデータを用いて、評価関数を筆者が与えた標準的分類に一致するように評価関数のパラメータ、関数型を試行錯誤的に決定した。

また、本提案のゾーン分類手法を用いた実験で計算条件を変えると結果は多様に変化することが分かった。これはパラメータ、距離関数等を変更することで目的に合った分類が出来ることを示している。ここでは、まず方式を確立するために距離関数等を限定したが、今後汎用化に向けた検討が必要である。また、ある一定の目的のもとで専門家等により幾つかの標準地域において分類を行っておけば、本研究で示した方法によって専門家の分類に一致する評価関数を決めることができ、更に他の地域にこれを適用することで地域分類が実行できる。従って、この方法を都市計画区域の決定などの場面に利用したり、都市内の諸活動をその空間的な連担性などの特性を考慮しながら把握しようとする場合に適用する可能性があると言える。

参考文献

- (1)永井明子他, (1992) 土地利用転換予測における誤差評価法, 「日本建築学会大会学術講演梗概集」, 179-180.
- (2)清水英範他, (1990) 土地分級結果に基づく用途地域の配置問題, 「土木計画学研究

究講演集」, 13, 425-430.

- (3)清水英範他, (1991) 分級結果に基づく最適ゾーニング問題, 「土木計画学研究講演集」, 14, 441-446.
- (4)麻生英樹, (1988) 「ニューラルネットワーク情報処理」, 産業図書
- (5)中野馨他, (1990) 「ニューロコンピュータの基礎」, コロナ社