

IV-44 AHPを用いた集団意志決定プロセスに関する研究

旭川工業高校	正員	佐藤 信哉
北海道大学	正員	高野 伸栄
北海道大学	フェロー	佐藤 馨一

1. 研究の概要

土木計画において代替案を評価し、実施案の選定を支援する有効な手法としてAHPがある。AHPは代替案の評価基準のウェイトと評価基準から見た代替案のウェイトの積を総和することにより総合評価得点を求める手法である。

集団意志決定のため、このAHPを用いる場合、まず、各個人について代替案の評価基準と評価基準から見た各代替案について一対比較を行う。次に個々の一対比較値に違いがある場合、個々の一対比較値の幾何平均を取って、その集団全体の一対比較値とする。この一対比較値を用いて求めたウェイトを集団全体を代表するウェイトとしている。¹⁾この手法は、個々の意見を対等に扱い、各意見を平均化して集団を代表する値を求めていると考えられる。

さて、実際に集団の意志決定を考えた場合、前述のような平均的な意見が必ずしも集団全体の意見となるだろうか。例えば、ある高校の教室でクラス全体の討議により何かの集団意志決定をする場合、少数の発言力の強い生徒の意見(以下、強い意見と略す)により全体の意見が大きく左右されるように感じられる。つまり、ある強い意見が、集団意志決定に大きな影響を及ぼし、集団全体の意見は必ずしも個々の意見を平均化したものとは限らないと考えられる。

本研究では、この点に着目し、ニューラルネットワークの教師なし学習法の一つであるコホーネンネットを簡素化して使い、ネットの重みを求めることにより、AHPを用いた集団意志決定において、強い意見を重視した集団全体のウェイトを求めることを試みる。

2. AHPの概略

AHPを使って代替案の比較・評価を行うには、まず、問題の要素を、最終目標、評価項目、代替案の関係でとらえて、階層構造を作る。

次に最終目標からみた評価基準についての一対比較を行い、一対比較行列を作成する。一対比較行列の固有値・固有ベクトルを求めことにより、評価基準のウェイトを求める。また簡便法として、一対比較行列の各行の幾何平均をとることによりウェイトを求めることができる。

次に各評価基準からみた代替案についての一対比較を行い、一対比較行列を作成する。評価基準の場合と同様の手順で評価基準からみた代替案のウェイトを求める。

そして評価項目のウェイトと代替案のウェイトの積をとり、その総和をとることにより最終目標からみた代替案の総合評価が求まる。

評価基準 i のウェイトを w_i 、評価基準 i に対する代替案 p のウェイトを x_{ip} とすると、代替案 p の総合評価得点 U_p は次式で表される。

$$U_p = \sum_i w_i \cdot x_{ip} \quad (1)$$

3. AHPにおける集団ウェイトの決定

(1) 従来方法

AHPにおいて集団のウェイトを求めるためには、まず各個人に対して一対比較を行い、一対比較行列を作成し、各個人の一対比較値を比較する。一対比較値に差異がある場合は、すべての個人について差異のある組み合わせの一対比較値の幾何平均をとって、集団の一対比較行列を作成する。この一対比較行列を基に、固有値・固有ベクトルまたは簡便法である幾何平

均をとってウェイトを求め、集団のウェイトとする。

(2)個人ウェイトを単純集計し平均をとる方法

(1)の方法では一対比較行列の一対比較値の幾何平均をとった後にウェイトを計算したが、この方法では個人の一対比較値を用いてウェイトを求めた後で、集団全員のウェイトを集計し、集団の人数で除して求めた平均値を集団全体のウェイトとする。

(3)個人ウェイトをコホーネンネットを用いて集計する方法

この方法は、本研究で提案する方法であり、(2)と同じように個人の一対比較値を用いてウェイトを求めた後で、ウェイトをコホーネンネットの重みに見立て、後述のアルゴリズムで学習を行うことによりグループのウェイトを求めようとするものである。

4.コホーネンネットによる集団ウェイトの算定プロセス

(1)コホーネンネットの概略

ニューラルネットワークの学習アルゴリズムはバックプロパゲーション等の教師信号を必要とする教師あり学習のものと教師信号を必要としない教師なし学習のものに分かれる。教師なし学習の特徴は、入力データ中の隠れた特徴を抽出して自動的にネット間の重みが学習できる点にある。

コホーネンネットは、教師なし学習の代表的な学習アルゴリズムで、入力データの入力空間での分布に従い、自律的にネットワークの重みを学習してゆく。

図1はコホーネンネットの構成を表したものである。コホーネンネットは、一般的な2層のニューラルネットと同じ構成になるが、ニューロン間の距離による近傍関係が定義されていることと、学習が教師なし学習であるところに違いがある。

学習は入力データを1つずつ提示して行われ、入力値との距離が最小となるニューロンが選択される。このニューロンを勝ちニューロンという。この勝ちニューロンの値が入力値に近づく

ように変更される。またその近傍にあるニューロンも入力値に値かづくように変更される。

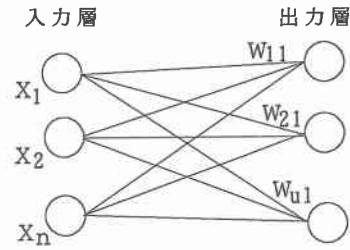


図1 コホーネンネットの構成

(2)コホーネンネットの学習アルゴリズム

入力層の入力ベクトルを $x=(x_1, \dots, x_m)^t$ 、出力層のニューロンの数を U 個、入力層のニューロンと i 番目の出力ニューロンとの間の重みベクトルを $w_i=(w_{i1}, \dots, w_{im})^t$ とすると、コホーネンネットの学習アルゴリズムは次のようになる。

- 1)入力層と出力層の間の重みの初期値を設定する。
- 2)入力層に入力ベクトルを入力する。
- 3)出力層の各ニューロンと入力層の各ニューロンとの距離を計算する。

出力層の j 番目のニューロンと入力ベクトルとの距離 d_j は次式で与えられる。

$$d_j = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

ここで、 w_{ji} は入力層の i 番目のニューロンと出力層の j 番目のニューロン間の重みを表す。

- 4) d_j が最小になるもの、つまり入力層の入力ベクトルと出力層の重みベクトルの距離が最小になる出力ニューロンを選択する。このニューロンを勝ちニューロンという。
- 5) 勝ちニューロンとその近くのニューロンの重みを次式により更新する。

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} + \alpha \cdot h_{ji} (x_i - w_{ji}^{old}) \quad (3)$$

ここで、 α は0から1の間の値を持つパラメータで、 h_{ji} は入力層の i 番目のニューロンと出

力層の j 番目のニューロンの距離により決まる近傍関数を表す関数で、近傍関数と呼ばれる。6)2)～5)を繰り返して、重みを学習する。

(3)本研究におけるニューロンの構成と動作

本研究では、入力層の入力ニューロンの数は1つとし、そこには個々に求められたある項目の各個人のウェイトを入力値として入力する。

出力層のニューロンは9つとし、重みの初期値として0.1から0.9まで、0.1刻みの値を与える。この重みは、ウェイトの値に対するいくつかの意見を表し、この意見に似かよった意見(距離の近い個々のウェイト)が入力されてくる場合は多く、そうでない場合は少なく、意見を探り入れ、自分(各出力ニューロン)の意見を修正してゆく。

最終的に入力されてきた全部の意見と最も距離が近かった意見が、本研究で採用するウェイトの値となる。

(4)具体的な計算手順

1)出力層の9個のニューロンの重み w_{ji} の初期値として0.1から0.9まで、0.1刻みの値を与える。

2)1つの入力データに対して入力層のニューロン i と出力層のニューロン j との距離 d_{ji} を(2)式により求める。

3)距離が最小になるニューロン j^* を選択し、次のような近傍関数 h_{ji} を求める。

$$h_{ji} = d_{ji}^* / d_{ji} \quad (4)$$

近傍関数をこのように定めることにより、距離が離れている出力ニューロン、つまり入力された意見と値が離れている意見を持つニューロンは意見の近いニューロンより、この意見の影響を少なく受け入れることになる。

4)次の計算式により、重みを変更する。

$$w_{ji} = w_{ji} + \frac{1}{n} \cdot h_{ji} \cdot (x_i - w_{ji}) \quad (5)$$

この重みを求める式は次のような考え方に基づいている。この式は、ある意見(初期値)に対して、各個人の意見の違いをぶつけると解釈でき、各意見はグループの人数(n)分の1の重みで受け入れ

られるべきであるのでパラメータ α を $1/n$ とする。ただし、強い意見と考えられる意見に関しては、集団全体のウェイトに与える影響が大きいものと考え、パラメータ α を $1/n$ より大きいものに変えて計算を行う。

このようにパラメータ α を設定することにより、強い意見を重視した集団全体のウェイトを求めることが可能となる。

また、近傍関数により、ある意見と自分の意見が違う場合、素直に受け入れるのは難しく、意見に隔たりがあればあるほど受け入れる割合は減ってゆくという調節が行われる。

5. AHPによるアンケート調査について

本研究では、簡素化したコホーネンネットを用いたグループのウェイト算定法の有効性を確かめるため、AHPによるアンケート調査を行った。

調査は平成7年5月18日、北海道旭川工業高等学校土木科3年の教室で行われた。サンプル数は37票で、調査目的は遠足の行き先の決定である。

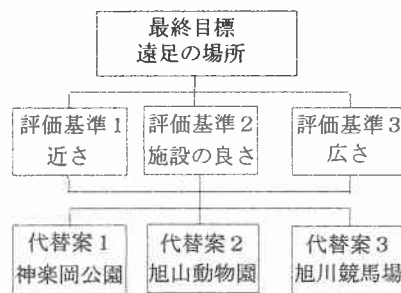


図2 AHP階層図

図2にあるように、評価基準には、近さ、施設の良さ、広さの3基準を選定し、代替案には神楽岡公園、旭山動物園、旭川競馬場の3案を選定した。

本調査においては、まず生徒個人個人にAHPのアンケート表を配布し、評価基準と、各評価基準からみた代替案について、一対比較を行わせ、さらに計算表を配布し、各自に幾何平均により、それぞれ個人のウェイトを計算させた。

次に、「どうしても気に入らない場合のみ反

対意見をいう。」という前提のもと、黒板を使用し、クラス全員による全体討議によりグループ全体としての一対比較値を決定し、グループのウェイトを求めた。なお、コホーネンネットによる集団ウェイトの算定のため、本調査の全体討議において一対比較値を変更する発言をした生徒名を記録し、普段の状況をも考慮に入れて、これらを強い意見とする。

表1に調査票を回収後、同じ組み合わせの各個人の一対比較値の幾何平均をとり、平均的な一対比較値を算出し、グループウェイトを計算したものを示す。

表1 個々の平均値による集団ウェイト

	近さ	施設	広さ	ウェイト
近さ	1	1.580	1.612	0.444
施設	0.633	1	1.035	0.282
広さ	0.620	0.966	1	0.274

表2に全体討議により求めた一対比較値による集団全体の評価基準のウェイトの値を示す。

表2 全体討議による集団ウェイト

	近さ	施設	広さ	ウェイト
近さ	1	1/3	5	0.392
施設	3	1	1/3	0.330
広さ	1/5	3	1	0.278

表3は、コホーネンネットを用いて計算した集団ウェイトの計算例を示したものである。表中の距離は入力層のニューロン i と出力層のニューロン j 間の距離を表し、距離が最小のときの重み、つまり表中に*を打ったものがウェイトとして採用される。

なお、この計算例では強い意見のパラメータの倍率は8倍の値を用いている。

表4は強い意見に対しパラメータの倍率を変化させたときのウェイトの変化を表す。なお、この表のウェイトの値はウェイトの和を1に基準化している。

表中の差は全体討議による集団ウェイトとの差を表す。従来の方法に比べ、コホーネンネットを用いた方法は全体討議の値に近づいている。

表3 コホーネンネットを用いたウェイト計算

初期値	近さ		施設の良さ		広さ	
	重み	距離	重み	距離	重み	距離
0.9	.384	3.2	.331	3.9	.285	4.0
0.8	.386	2.7	.331	3.4	.283	3.4
0.7	.387	2.2	.331	2.8	.281	2.9
0.6	.389	1.8	.331	2.3	.279	2.3
0.5	.391	1.6	.331	1.8	.277	1.8
0.4	.393	1.5*	.331	1.5	.275	1.3
0.3	.395	1.8	.331	1.4*	.273	1.0*
0.2	.398	2.2	.331	1.5	.271	1.1
0.1	.400	2.6	.331	1.8	.268	1.4

表4により強い意見に対するパラメータの倍率を8倍から10倍にしたとき、全体討議によるウェイトとの差が小さくなるのがわかる。これより、発言力の強い生徒の意見は他の普通の見解の8倍から10倍の影響力を持つと推察できる。

表4 パラメータの倍率によるウェイトの変化

	10倍	8倍	5倍	従来
近さ	0.387	0.394	0.394	0.444
施設	0.335	0.331	0.320	0.282
広さ	0.278	0.275	0.286	0.274
差	0.010	0.007	0.020	0.100

6. 本研究のまとめ

本研究は、簡素化したコホーネンネットの学習則を用いてAHPの集団ウェイトを算定する新手法を提案した。この手法によりある個人の意見を重視した場合の集団ウェイトを算定することができた。

7. 参考文献

- [1] 刀根薫：ゲーム感覚意志決定法、日科技連、1989
- [2] 萩原将文：ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム、産業図書、1994
- [3] 阿部重夫：ニューラルネットとファジィシステム、近代科学社、1995