

様々な平均を用いた DAP にもとづく NNP

日大生産工(学部) ○藤原 葉太郎

日大生産工(非常勤) 篠原 正明

日大生産工 内田 正則

1.はじめに

[1, 2, 3]において、算術、幾何、調和平均など、様々な平均(平均代表値、平均統計値、等)を用いた動的平均化プロセス(DAP)の特性を考察した。神経ネットプロセス NNP (Neural Net Process) における感覚更新過程として DAP を想定し、算術、幾何、調和平均など、様々な統計代表値を適用し、NNP での脳内情報処理特性を考察する。

2. 神経ネットプロセス NNP

一対比較データを入力として項目ウェイトベクトルを固有ベクトルとして出力する AHP に代表される相対比率尺度アプローチを、神経ネットの認知過程に適用したのが NNP(Neural Net Process) である。視覚を例にとるならば、眼への入力は画面上の極小画素間の相対比較データであり、出力は我々が眼で見ていると思い頭に描写する固有ベクトルとしての画面である。人工知能が虚の知能工学であるならば、実の知能工学と位置づけられる([4])。Saaty 博士は[4]において AHP における離散判断を NNP においては連続判断へと一般化し、離散判断での $Ax = \lambda x$ (1)の連続判断版である $\int K(u,v)x(v)dv = \lambda x(u)$ (2)の一般解を考察した。NNP においては視覚、聴覚などを例にとるまでもなく、一対比較データは本質的に物理(地理)的に隣接した領域間に限定され、対応する DAP モデルは不完全情報 DAP に帰着する。完全情報 AHP については、整合度ならびに多くの関連した理論研究が行われているが、不完全情報 AHP については、LLS 法、Harker 法、等のウェイト求解法が提案されているが、関連した理論研究は少ない。

従って、NNP は本来は[5]において定式化した「連続判断・不完全情報版 DAP」に由来すべきであり、[4]の連続判断・完全情報版モデルは、人間と外界のインターフェースをとりもつ神経系を対象とするよりは、頭脳の中の観念論としてとらえるべきと考える。頭の中の中の観念論ならば、任意の i 点と j 点間の一対比較データも採取可能で、逆比性を仮定で

き、さらに、3 点間に整合性を仮定することも可能である。[5]において、不完全情報 AHP に関連する多くの理論上の諸問題を不完全情報版 DAP の枠組みで解決することができた。この点を考慮し、さらに相対比率アプローチならびに計算容易さの観点から、離散判断・不完全情報版 DAP にもとづく NNP を提案し、この NNP にもとづき視覚、聴覚など人間の五感の認知プロセス・感受特性を考察する。

3. NNP 特性の計算例

[視覚モデル例 1]

図 3.1 の縦 5×横 5 の画素集合からなる離散化画像「L」に対して、様々な統計代表値を適用した不完全情報 DAP にもとづき NNP 特性を計算する。

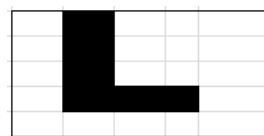


図 3.1 : 対象となる入力画像「L」[視覚モデル例 1]

算術平均 AM、幾何平均 GM、調和平均 HM、二乗平均平方根 RMS、最大値 MAX、最小値 MIN を適用時の、NNP 過渡特性(DAP 反復回数 $t=1,2,3,4$)、定常特性($t=24$)を図 3.2 ~図 3.13 に示す。

[コメント 3.1] 画面中で、最高濃度 MAX を黒、最低濃度 MIN を白とし、中間値 50%で灰色の 3 色スケールを適用し表示した。僅かな濃淡差が誇張されて表示されているように感じられる。

[コメント 3.2] 一画面中で、25 画素の濃度総和が 25 となるように正規化した。なお、セル内数字は小数点以下 2 桁のみの表示である。

[コメント 3.3] 6 種の統計代表値を適用した際の初期画面($t=1$)において、「L」のくぼみ部分(中央の画素)がいずれの場合でも最も明るい。図 3.10 [最大値]と図 3.12 [最小値]の表示数字では、0.8, 0.66 と差があるが、一画面中での相対明度表示なので、両画素とも真白である。

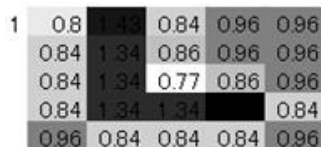


図 3.2: 過渡特性[算術平均]

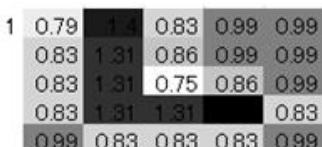


図 3.4: 過渡特性[幾何平均]

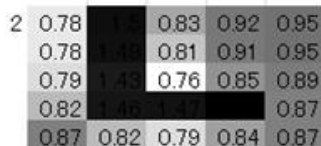


図 3.3: 定常特性[算術平均]

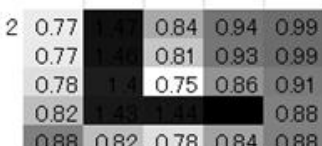


図 3.5: 定常特性[幾何平均]

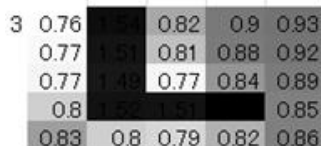


図 3.6: 過渡特性[調和平均]

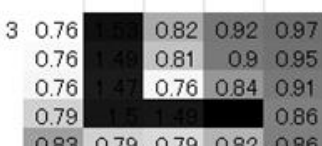


図 3.8: 過渡特性[二乗平均平方根]

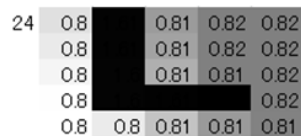
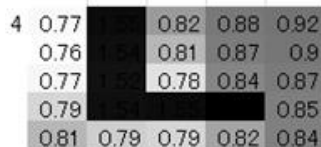


図 3.7: 定常特性[調和平均]

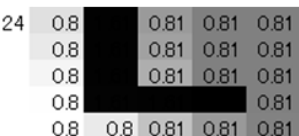


図 3.10: 過渡特性[最大値]

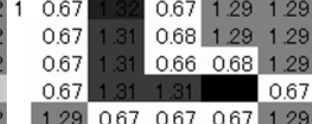


図 3.12: 過渡特性[最小値]

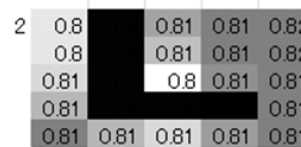


図 3.11: 定常特性[最大値]

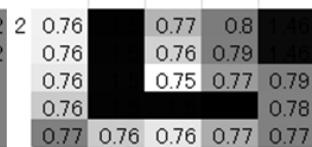


図 3.13: 定常特性[最小値]

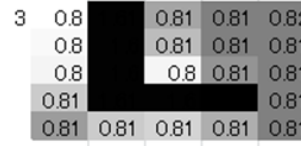
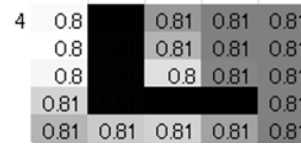


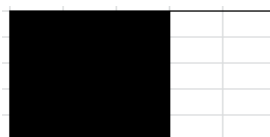
図 3.14: 対象となる入力画像「白黒」[視覚モデル例 2]



[コメント 3.4] 定常特性としては6種の統計代表値を適用したDAPは、同じ傾向の定常画面となるが、過渡特性は異なる。特に、図 3.12 [最小値]では右上部分が初期状態($t=1,2$)で暗い傾向が観察できる。これは、一画面中で最高濃度MAXを黒、最低濃度MINを白とし、25画素の濃度総和が25となるように正規化したためである。

[視覚モデル例 2]

様々な統計代表値を適用した際のマッハ効果を調べるために、図 3.14 の縦5×横5の画素集合からなる離散化画像「白黒」に対するNNPの過渡特性を計算する。



算術平均 AM、幾何平均 GM、調和平均 HM、二乗平均平方根 RMS、最大値 MAX、最小値 MIN を適用時の、NNP 過渡特性(反復回数 $t=1,2,3,4$)を図 3.15～図 3.20 に示す。

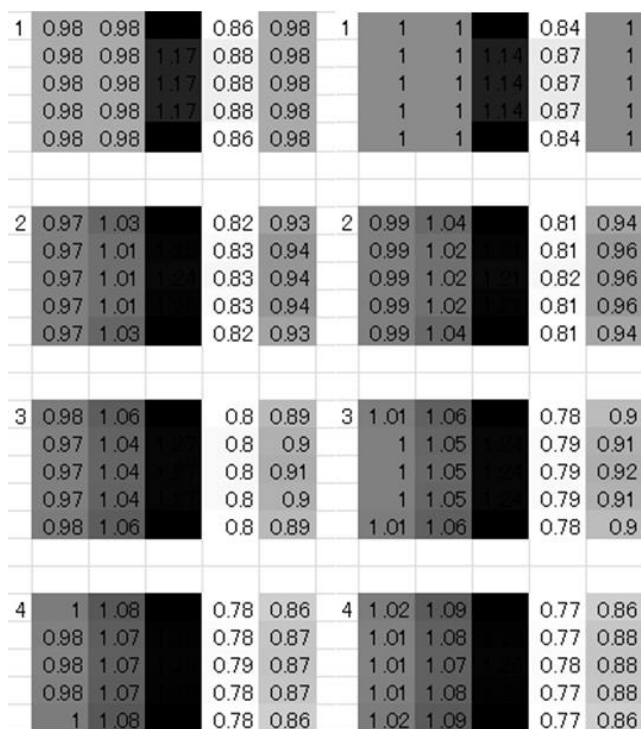


図 3.15: 過渡特性[算術平均]

図 3.16: 過渡特性[幾何平均]

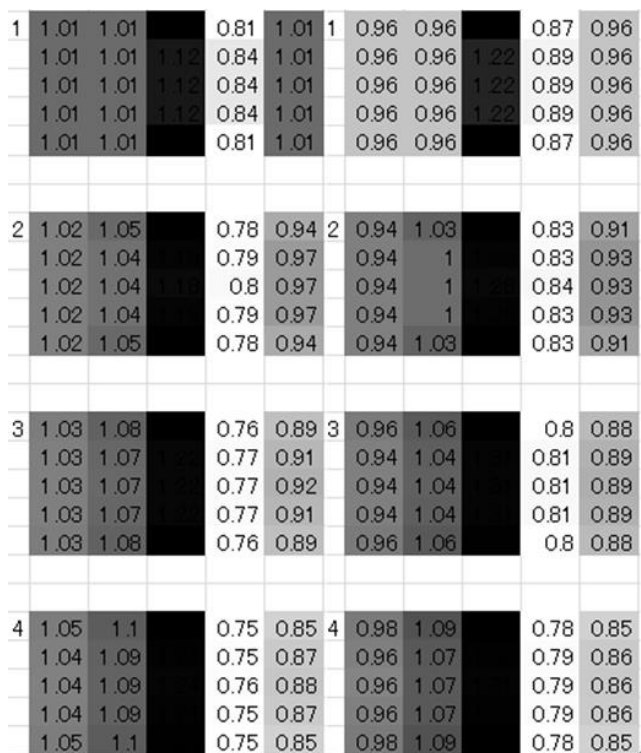


図 3.17: 過渡特性[調和平均]

図 3.18: 過渡特性[二乗平均平方根]

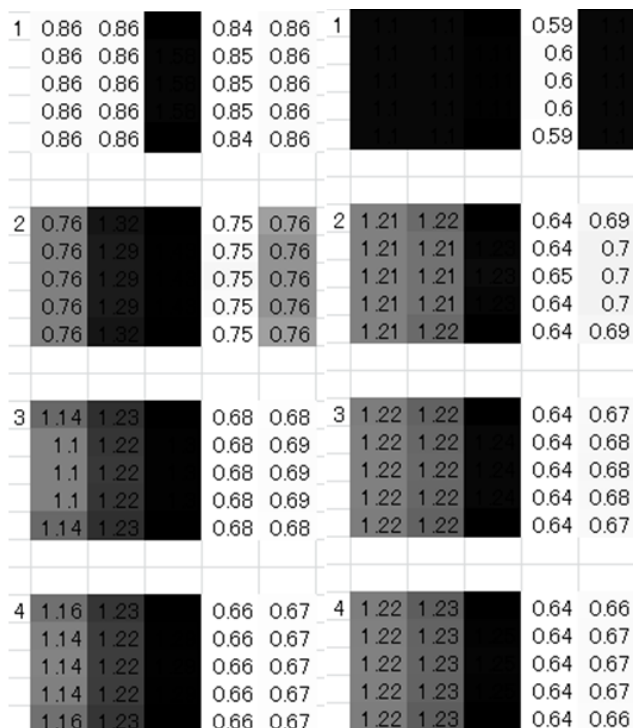


図 3.19: 過渡特性[最大値]

図 3.20: 過渡特性[最小値]

[コメント 3.5] 6 種の統計代表値を適用した際の NNP 過渡特性より、マッハ効果は程度の差はあるが観察できる。より詳細に特性を調べるため、 $t=4$ の各画像の 3 行目に注目して、その濃度を図 3.21 にグラフ表示した。

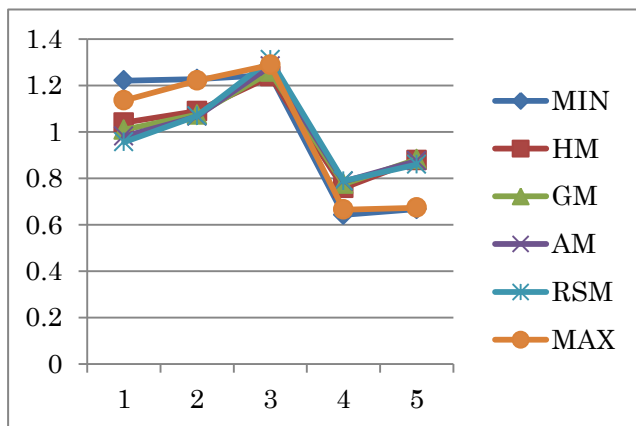


図 3.21: マッハ効果を表す濃度特性 [横軸: x 軸、縦軸: 濃度]

[コメント 3.6] {算術平均 AM、幾何平均 GM、調和平均 HM、二乗平均平方根 RMS} の 4 つ、ならびに {最大値 MAX、最小値 MIN} の 2 つ、がそれぞれ類似の傾向の x 軸方向濃度特性を持つことがわかる。

4. 考察・おわりに

1) 算術平均 AM、幾何平均 GM、調和平均 HM、二乗平均平方根 RMS、最大値 MAX、最小値 MIN を用いた DAP にもとづく NNP 特性を 2 種の小規模な 5×5 離散化画像「L」、「白黒」について計算した。「白黒」画像について、いずれの場合でも過渡特性の初期段階においてマッハ効果が確認できた。感覚情報処理では、ストリーム型の情報を扱っており、情報ネットワークに例えるとデータグラム型の呼損系である。従って、過渡特性の初期段階で観察される画像を我々が知覚していると考えられる。

2) 最頻値 MODE 関数については、[2]において MODE 関数の持つ問題点を指摘したが、NNP における神経情報処理過程に適した MODE 関数を付録 1 に示す。提案する調整最頻値関数による NNP 特性の検討は今後の課題である。

3) EXCEL で 2 色、3 色スケールのどれを採用しようが、濃淡数字と色合い(白黒濃淡)において、なかなか納得できる表示が得られない。[画素 1 濃度 = 画素 2 濃度 + 画素 3 濃度]などの演算が現実的なのか？ 非線形な関係をも考慮して、白黒濃淡とその数量表現法を確立する必要がある。

4) 本実験では初期値画面の濃度はすべて 1.0 とし、入力画像がステップ関数のようにそのまま持続する条件下で計算を行った。初期画面を他のパターンに変えた場合、入力画像がステップ関数以外の関数、例えば、パルス関数、の場合については今後の課題とする。また、背景画面は白色としてるが、その他の場合の影響についても今後の課題とする。

5) 白黒静止画は 2 次元平面(有限)上の濃淡強度の情報量、周波数スペクトルムとして与えられる静止音声は、1 次元線分上の周波数成分強度の情報量を持つ。情報の幾何的配置の意味からは、静止音声は白黒静止画に含まれ、動音声は白黒静止画と同じである(不完全情報 DAP 更新式は異なる)。平面、線分、以外の幾何的配置に関する考察は今後の課題とする。カラー画像、音声波形の位相の影響の検討についても今後の課題とする。

6) 白黒静止画での一対比較データとしては、注目画素の上下左右を考慮したが、それ以外、例えば、右上、右下、等、ならびに一対比較データ採取(隣接領域変化の効果は今後の課題である。時系列的意味での一対比較データ採取の隣接性の考察も今後の課題である。

参考文献

- [1] 渡辺大貴、山田遥輝、新田翔平、篠原正明：不完全情報下の様々な平均代表値 DAP の特性、平成 25 年度 日本大学生産工学部 第 46 回学術講演会 (2013.12)
- [2] 新田翔平、篠原正明：最頻値 MODE に基づく AHP・DAP 特性、平成 25 年度 日本大学生産工学部 第 46 回学術講演会 (2013.12)
- [3] 山田遥輝、篠原正明：一般化平均に基づく AHP・DAP 特性、平成 25 年度 日本大学生産工学部 第 46 回学術講演会 (2013.12)
- [4] T. Saaty : The Neural Network Process, RWS Publications (2014)
- [5] 篠原正明、篠原健：不完全情報 AHP の諸問題、平成 26 年度 日本大学生産工学部 第 47 回学術講演会 (2014.12).

付録 1 : 調整最頻値関数(R-Adjusted Mode Function)

連続分布の最頻値は密度関数のピーク値で与えられるが、とりうる値が多い場合の離散分布では、すべての観測値が異なり、最頻値が定まらない状況が頻発する。解決策としては、(i)連続分布近似、(ii)離散値集約、などが考えられるが、(ii)の方法に従い、とりうる離散値を R 個に集約する調整最頻値関数を以下に考察する。

N 個の離散型データ $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ が与えられたもとで、最頻値 X_{mode} を与える通常的最頻値関数を(A1)で与える。

$$X_{\text{mode}} = \text{mode}(X) \quad (\text{A1})$$

N 個のデータの最大値 X_{max} と最小値 X_{min} の間を R 分割し、各分割区間の中央値で x_i の値を y_i へ置換する。

$$y_i \leftarrow \text{rdn}\left[\frac{x_i - X_{\text{min}}}{d}\right] \times d + X_{\text{min}} + \frac{d}{2} \quad (\text{A2})$$

$$d = \frac{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}{R} \quad (\text{A3})$$

$\text{rdn}[a]$: a の小数点以下切捨て関数(round down)

N 個の変換データを $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ とし、その最頻値を元のデータ X に対する R-調整最頻値 $X_{R\text{-mode}}$ として採用する。

$$X_{R\text{-mode}} = \text{mode}(Y) \quad (\text{A4})$$

提案する調整最頻値関数は、以下に示す点で〔神経情報処理過程に適した最頻値関数〕である。

- ① 強度と頻度の点でパルス列の特徴を表す。
- ② 多数決論理と親和性を持つ。
- ③ 人間が識別判断可能なレベルは 5~10 である。従って、 $R = 5 \sim 10$ と設定すればよい。