

## 動的平均化プロセス DAP にもとづく神経ネットプロセス NNP

日大生産工(非常勤) ○篠原 正明  
 情報システム研究所 篠原 健

### 1. はじめに

AHP ならびに ANP の神経系感覚情報処理プロセスへの一般化として、NNP(Neural Network Process)が提案されている([例えば 1])。従来の一対比較行列  $A=\{a_{ij}\}$  にもとづく離散判断から、一対比較関数  $K(s,t)$  にもとづく連続判断へ、さらにはニューロン間(neuron-neuron)行列であるハイパー行列の導入へと一般化がなされている。本論文では、AHP と ANP の神経系判断(あるいは感覚情報処理)への拡張という同じ目的に対して、DAP(特に不完全情報 DAP)にもとづく感覚情報処理プロセス NNP を提案し、2~3 の感覚受容器での具体的プロセスを考察する。なお、以上の試みは、artificial な「嘘人工知能」ではなく、real な「本当の実知能(Real Intelligence)研究」と位置づけられる([1])。

### 2. AHP/ANP/NNP 研究において前提とする基本哲学

AHP では、項目ウェイトを決定する際の情報として、項目間の一対比較値を用いることを大原則としている。人間にとって 2 つの項目間の比較は容易にできるからである。さらには、この世界のデータは、神(God)の存在、零など一部の例外を除けば、すべてのデータは相対的データである…と主張できる。そこで、人間の感覚受容器(眼、耳、…等々)への入力も、相対的データ(すなわち、一対比較データ)であると仮定し、AHP の延長上に NNP の理論を構築する。この「受容器比較データ入力仮説」に従えば、我々人間が画像を見たときに、ある画素の輝度が直接的に受容器に入力されるのではなく、他の(隣接)画素との比較により何倍明るい(暗い)の一対比較データが入力されると考える。

### 3. 受容器比較データ入力仮説の妥当性

[1]から引用すると、S.W.Kuffler and J.G.Nicholls[2]によれば、「視覚では、明るさのコントラスト(差か比率)として受容し、絶対的な明るさではない。」と、本仮説を支持してい

る。また、小林茂夫[3]によれば、「対象が出す波が届くと、耳や目の受容器はセンサーではなく比較器 comparator として働き、脳を活動させて音や光の感覚を生む。さらに、比較器からの出力インパルスは脳に伝わり、標的になる自己ニューロンを活動させて、心に感覚が発生する。」と前半は本仮説を支持している。なお、[3]によれば、生理学の分野では伝統的に受容器は刺激センサーとして考えられて来たが、それに対して、受容器を比較器として考え、自己ニューロンにより、相対データを基準化し、感覚を発生せしめると考えている。

我々の「受容器比較データ入力仮説」では、一群の一対比較データが入力された後、広義の固有ベクトルであるウェイトベクトルが生成されると、それが感覚受容系の飽和特性などにより自然に正規化され、その結果得られたものが感覚データとなると考える。従って、自己ニューロンの存在は仮定する必要はない。

まとめると、…

(i)センサー説、比較器説、一対比較データ入力説、等どれが正しいかを判断するのは難しい。又、受容器種別で異なりうる。

(ii)状況証拠として、NNP が前提とする「受容器比較データ入力仮説」を否定するものは存在しない。

(iii)NNP が前提とする「受容器比較データ入力仮説」では、総和が 1 に正規化されたウェイトベクトルに相当するものが、我々人類が長年地球上で体験してきた電磁波帯、あるいは音波帯として人類が遺伝的に得た感知可能な帯域幅内にて実現され、それが感覚となる。

(iv)我々が、見たり、聞いたり、味わったり、においをかいだり、触ったりして、感じることは、固有ベクトルの一実現以外の何物でもない。それが現実と適合している種が生き延び、そうでない種は消滅する(適者生存、自然選択)。

[コメント 3.1]ロボットの画像処理において、特に電磁波

(光)の帯域が不明な環境(例えば、月とか火星)においては、一対比較データ入力方式が有効であろう。

[コメント 3.2] 視覚、聴覚、など五感、さらに感情・思考までに範囲を広げて、認知マップ(グラフ)を考えよう。五感レベルでの認知マップは、例えば聴覚では、音声周波数の次元を持ち、視覚では、色情報(電磁波周波数)、平面位置情報の次元を持つ。いずれも連続的ではあるが、近似的に離散化しグラフ表現できる。高度な感情、思考レベルでは、ノードは概念に対応し、隣接する(比較可能な)概念間にリンクが存在する。NNPが前提とする「受容器比較データ入力仮説」では、様々なレベル(レイヤ)における認知マップグラフにおいて、存在するリンクについて一対比較データを収集する。すなわち、認知マップグラフが一対比較デザイングラフに、概念ノードが項目に、概念間リンクが一対比較測定に対応する。

[コメント 3.3] 様々な感覚処理機能には生得的なものも、非生得(生後獲得)的なものも存在する。生得的な機能でも、過去にさかのぼると人類の遺伝進化過程のどこかの時点において獲得したものである。人類の居住する地域に依存して(異なる環境下で)柔軟な進化が可能のためには、感覚受容器への入力と比較情報とすることが好ましい。例えば、明るい地域で生活する人々も暗い地域で生活する人々も、各地域での明るさを基準として視界が形成されるべきだから。又、そのような適者生存を可能ならしめるためにも。

## 4. 認知マップグラフでの一対比較

### 4.1 白黒画像の認知マップグラフ

2次元上の白黒静止画像を適当な大きさの画素に分解して考えると、認知マップグラフのノードは画素(i,j)に対応し、各ノードには濃度データが付随する。ノード(i,j)に隣接するノード例えば(i+1,j)、(i-1,j)、(i,j+1)、(i,j-1)の間にリンクが存在する。この場合は格子目状グラフとなる。この場合の不完全情報DAP更新式を(4.1)に示す。

$$X(i,j;t+1)=[X(i,j;t)+A(i,j,(i+1,j))X(i+1,j;t)+A(i,j,(i-1,j))X(i-1,j;t)+A(i,j,(i,j+1))X(i,j+1;t)+A(i,j,(i,j-1))X(i,j-1;t)]/5 \quad (4.1)$$

[注 4.1a] 本来は2次元平面(x,y)の連続変数である。

[注 4.1b] 格子目状グラフは網膜上の画像を画素に分解したものに対応し、生体上の構造より情報交換は隣接ノードに限定される。網膜上で遠く離れた2点での比較は物理的に

困難で、従って、必然的に不完全情報DAPとなる。

[注 4.1c] 動画の場合は一対比較データが時間変化する。

[注 4.1d] カラー静止画では、各画素毎にRGB別濃淡相対的データと画面ごとにRGB間比率の情報が付与される。

### 4.2 音の認知マップ

周波数fの関数としての音の周波数別強さI(f)である周波数スペクトラムで表現できる静止音を考える。周波数fについて離散化すると、1次元的線分の直線状グラフとなる。この場合の不完全情報DAP更新式を(4.2)に示す。

$$X(i;t+1)=[A(i,i-1))X(i-1)+A(i,i)X(i)+A(i,i+1)X(i+1)]/3 \quad (4.2)$$

[注 4.2a] ノードiは離散化した周波数 $f_i$ に対応し、本来は1次元1変数fの連続変数である。

[注 4.2b] 直線状グラフは内耳のうずまき管を直線状にのばした形状に対応し、構造より情報交換は隣接ノードに限定される。従って、必然的に不完全情報DAPとなる。

[注 4.2c] 隣接ノードのみならず2ステップ離れたX(i-2)、X(i+2)との一対比較データをも考慮できるが、重み付き平均を考慮したw-DAPがその方向での一般化となる([4]の5章重み付きDAPを参照)。

[注 4.2d] 動音声の場合は、一対比較データが時間変化する。

## 5. NNP 特性の計算例

### 5.1 視覚モデル

[視覚モデル例1] 図5.1の縦5×横5の画素集合からなる離散化画像「L」に対して、注目画素の自分自身ならびに上下左右の隣接画素集合との濃淡一対比較データを用いた不完全情報DAPにもとづき計算したNNPの過渡特性、定常特性を図5.2、5.3に示す。

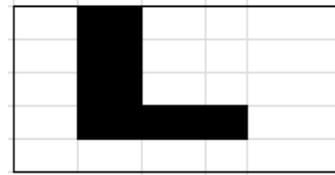


図 5.1 : 対象となる入力画像「L」 [視覚モデル例1]

[視覚モデル例2] 図5.4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、定常特性を図5.5、5.6に示す。

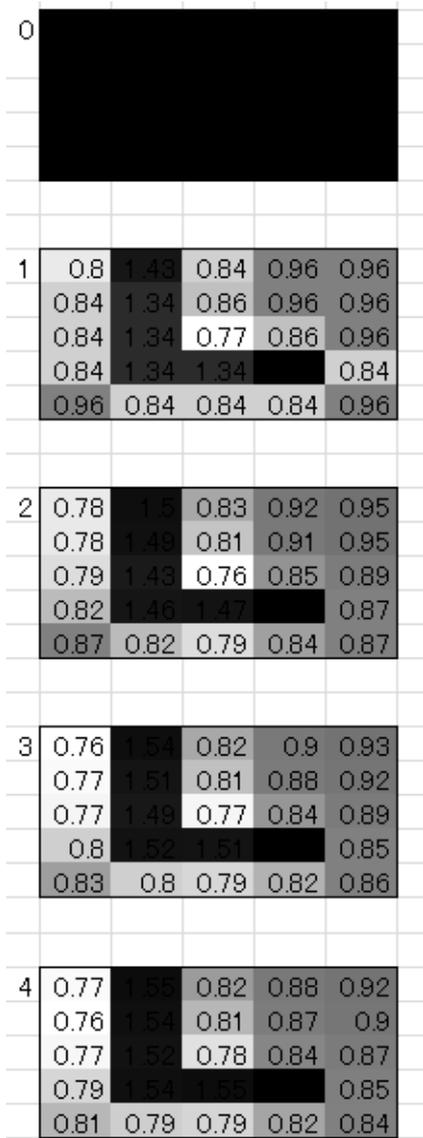


図 5.2 : NNP の過渡特性 [視覚モデル例 1]

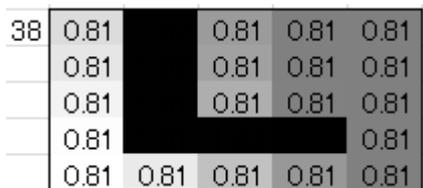


図 5.3 : NNP の定常特性 [視覚モデル例 1]



図 5.4 : 対象となる入力画像「白黒」[視覚モデル例 2]

[コメント 5.1] 視覚モデル例 1,2 において、DAP 反復回数  $t=0,1,2,3,4$  を過渡特性、 $t=38$  を定常特性として示す。画面中で、最高濃度 MAX を黒、最低濃度 MIN を白と表示した。

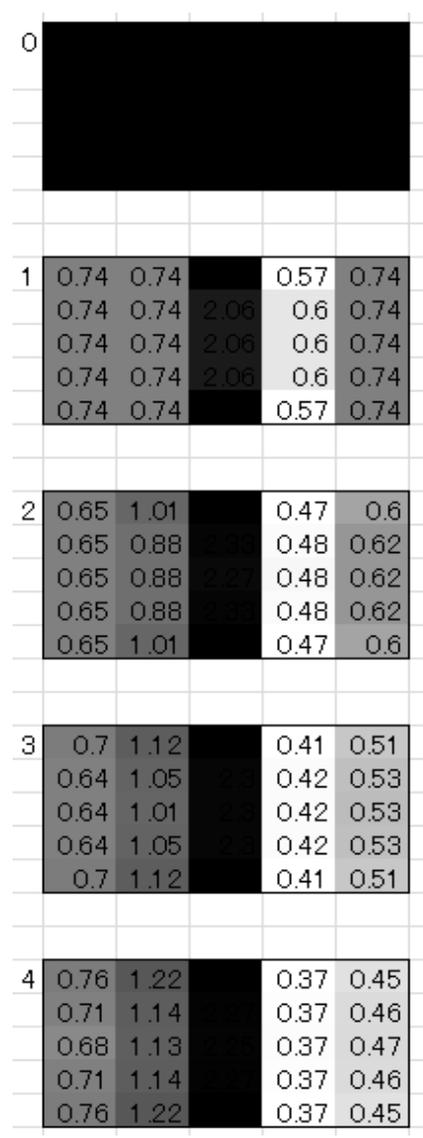


図 5.5 : NNP の過渡特性 [視覚モデル例 2]

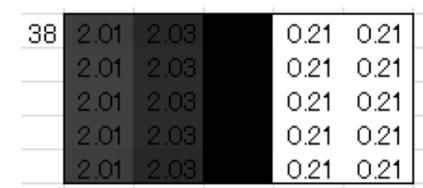


図 5.6 : NNP の定常特性 [視覚モデル例 2]

[コメント 5.2] 初期画面の濃度は、すべて 1.0 としたが、MAX 黒で表示された。その他の画面 ( $t \geq 1$ ) では、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 5.3] 図 5.5 の過渡特性において、境界部分に、縦の暗い線と明るい線が観察できる。明度の錯覚であるマッシュバンド効果が NNP 特性として計算できた。時間経過と時間経過と共にマッシュバンド効果は薄れる。

## 5.2 聴覚モデル

視覚モデルにてマッハバンド効果が計算上確認できたので、同様の効果が聴覚モデルでも存在しないかを確認するため、以下の計算実験を行う。

【聴覚モデル例1】図5.7のOriginal Inputに対応する周波数スペクトルとして、低周波部( $1 \leq x \leq 12$ )では強度0.075の様に強い白色雑音(白色雑音とは呼ばないが…一様雑音とでも呼ぶべきか?)、高周波部( $13 \leq x \leq 25$ )では強度0.008の様に弱い白色雑音の入力を想定する。注目セルの自分自身と左右の隣接セル集合との強度一対比較データを用いた不完全情報DAPにもとづき計算したNNP過渡特性(DAP反復回数 $t=0,1,2,3,30,60,120,240$ )を図5.7に示す。

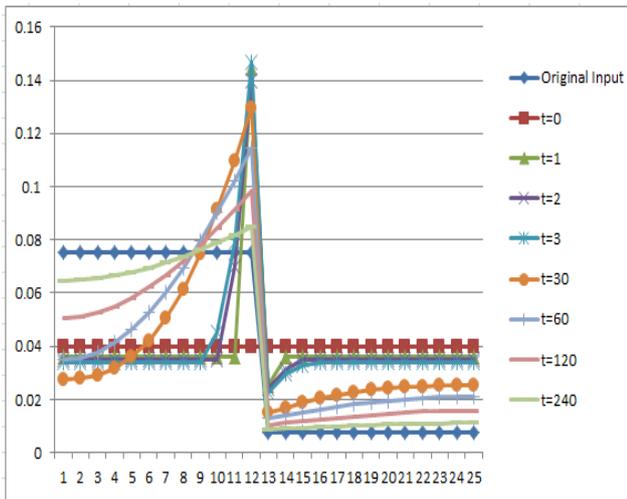


図 5.7 : NNP の過渡特性 [聴覚モデル例1]

【横軸 : 周波数セル、縦軸 : 強度】

【コメント 5.4】 離散化した 25 個の周波数成分強度は総和が 1 になるよう正規化した。初期状態  $t=0$  では、強度 0.04 の本当の白色雑音である。DAP 反復回数  $t=1,2,3,30$  程度では、境界周波数部分  $x=12$  の強雑音帯では強度が増加し、 $x=13$  の弱雑音帯では強度が減少し、視覚モデルのマッハバンド効果と同様な現象が聴覚モデルでも観察できた。

【コメント 5.5】 時間経過と共に聴覚マッハ効果は薄れるが、Original Input スペクトルに漸近傾向にある。

## 6. 考察・おわりに

・ 眼のまばたき運動には脳内の情報処理をリセットあるいはリフレッシュする効果があるそうだが、視覚にしろ、聴覚にしろ、莫大な 2 次元情報、1 次元情報を時間連続的に入力処理するわけなので、物理的なまばたき運動とは別に、

(俊敏性維持の点でも) 神経ネット層(NN Layer)において、より頻繁にリセット機能が働いていると想定される。さもなくば、NN 層は情報でパンクしてしまう。従って、NNP 特性では時間経過と共にマッハバンド効果は薄れるが、我々が感知するのは NNP 特性の過渡特性の初期段階であり、それゆえに、マッハバンドは持続的に我々の目に見えると考えられる。

・ 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(ex. IP パケット)である。この意味でも、NNP 過渡特性の初期段階が持続的に知覚される。

・ マッハバンドが我々の目に認められるということは、NNP/DAP の初期の過渡特性が感知されていることを意味する。我々は常時錯覚を感じており、真値の定常特性は、我々には解らない。これは NNP のみならず、AHP 等の一般の意思決定についても言えるのでは？

・ 錯覚の原因は、①過渡特性感知、②不完全情報、③不整合性である。なぜなら、もし、整合性がある完全情報一対比較データが入力されると NNP ならびに AHP において、初期段階で即、真値・正解に収束する。

・ 内耳のうずまき管の一部領域に、何らかの生理的・物理的的刺激が加わる場合に、聴覚マッハ効果により我々の耳には(複数個の)境界部分に相当する周波数成分の合成音が聞こえる。これが、耳鳴りの原因ではなかろうか？

・ 段差ある周波数スペクトルを持つ音を発生し、聴覚マッハ効果が実際に存在するかの確認については、今後の課題とする。

・ マッハ効果は側抑制に起因するという説があるが、なぜ側抑制が生じるか？ 本研究はその答えを与える。

## 参考文献

- [1] T. Saaty : The Neural Network Process, RWS Publications (2014)
- [2] S.W.Kuffler and J.G.Nicholls : From Neuron To Brain, Sinauer Associates (1976)
- [3] 小林茂夫 : 脳が作る感覚世界—生体にセンサーはない、コロナ社 (2006)
- [4] 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).