脳内初期視覚処理の計算論的モデル：知覚グルーピング

阪南大学 大学院 企業情報研究科
林　勲

Computational model in early vision of brain: Perceptual grouping

Hannan University, Graduate School of Corporate Information
Isao Hayashi

Abstract The physical data in the aperture experiments is significant to analyze human visual system and formulate visual neural networks. We analyze here the perceptual grouping under changing radius, distance between circles, movement direction, and the display time in the aperture experiment. Moreover, we discuss the influence of attention mechanism with this phenomenon. Additionally, we discuss a new input layer using Gabor function in the TAM network which is a biologically-motivated neural network, to realize receptive field of human visual cortex.

Keywords: Vision, Perceptual Grouping, Apetrure Problems, Neural Networks, Gabor Function

1．はじめに

網膜の視覚情報は受容野に対応した各細胞で処理され，対象の知覚はより上位の視覚連合野で認識される [1]．しかし，細胞から全体像を処理するメカニズムはいまだ解明されていない．視覚構造を解析する一つの実験に Aperture 実験 [2] がある (図 1 参照)．モニター中央に一つの円が表示され，基本線分が法線方向に右下から左上方向に移動する．基本線分の移動中に両側に 2 つの別の円が表示され，刺激線分が円内を鉛直上方向に移動する．基本線分と刺激線分が連続した一直線として知覚グルーピングされた場合には，基本線分の運動方向は変更したように知覚され，刺激線分と同方向となる [3, 4]．仁科ら [2] は，線分の呈示時間が長いほど知覚されやすいことを示し，線分上の各点の速度が局所的相互作用によって線分全体に拡散するモデルを提案している．しかし，呈示時間が 550ms 以上の低速度領域では，むしろ知覚認識率が下降する傾向がある [5, 6]．ここでは，仁科らの結果を追認するとともに，全方位角と呈示時間に対する知覚を検証し，知覚と注意の機構の関係について議論する．

一方，多くの視細胞モデルが研究され [7–11]，受容野のモデル化 [12–16] の研究が推進されている．受容野の有用なモデルの一つにガボール関数 [17, 18] がある．ガボール関数はガウス分布と正弦・余弦関数からなる関数であり，任意の周波数成分を抽出するフィルタリング機能をもつ．ここでは，ガボール関数を用いて，TAM(Topographic Attentive Mapping) ネットワークの入力層に受容野構造を構築する手法について議論する．TAM ネットワーク [11]，[19, 20] は，入力層，基盤層，カテゴリー層，出力層の 4 層からなり，ガングリオン細胞から外側膝状体，第一次視覚野を模擬している．入力層では，ガボール関数を用いて受容野内の輝度情報から画像対象のエッジや基本形状を抽出し，ガボール関数のフィルタリング機能によって受容野の 8 方向成分を抽出する．その成分を濃度化して TAM ネットワークの分布データを構成する．この入力値と中間層のカテゴリー層，上位層のクラス層における共振学習により，画像対象を認識できる．ここでは，文字認識の例を用いて本手法の有効性について議論する．

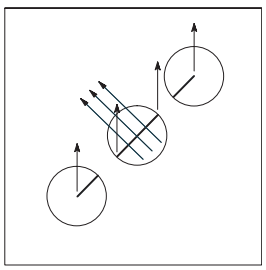

Fig. 1: Aperture Experiment

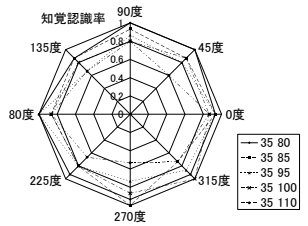

Fig. 2: -45 Degrees

2．Aperture 問題による初期視覚処理での運動知覚

2-1 Aperture 実験

実験は富士通製 PC(FMV-6550DX4e) と 17 インチカラーディスプレイ FMV-DP9713 (垂直周波数 85.0KHz, 水平周波数 68.7KHz) を用いた．被験者を支持装置で緩やかに固定し，ディスプレイとの距離の剰余変数を 50cm に統制した．まず，全方位角に対する知覚認識率を調べた．円の半径を 35mm と固定し，呈示時間を 50 ~ 1200ms，円の中心間距離を 80, 85, 95, 100, 110mm，基本線分の方位角を 0° ~ 315°，刺激線分の挿入角度を-45°，0°，+45° として知覚を調べた．20 歳代前半の 5 名の被験者に対し，一人当たり 3 回の無作為の知覚の有無の回答を得て知覚認識率を計算した．図 2 に呈示

SY0001/04/0000-0131 © 2004 SICE

時間が 1000ms，刺激線分が-45 ° のときの結果を示す．結果では，円間距離が短くなるほど知覚が上昇し，長い場合に低下する仁科らの依存性を支持した．また，水平方向 (0 度，180 度) および鉛直方向 (90 度，270 度) では知覚認識率が高く，それ以外の方位角では知覚が低くなった．

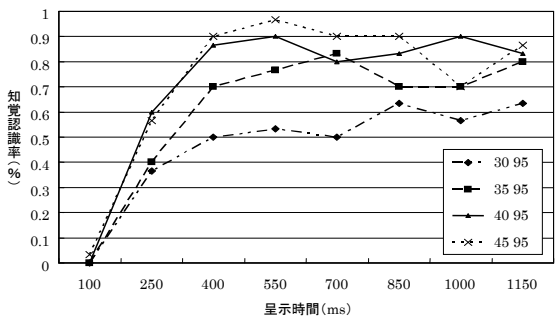

Fig. 3: Perceptual Rate

次に，呈示時間に対する知覚実験を行なった．基本線分の方位角を 135 °，刺激線分の方位角を-45 ° (鉛直上方) に固定した．円間距離を 95mm，半径を 30, 35, 40, 45mm，呈示時間を 100 ~ 1150ms として知覚を調べた．20 歳代の 3 名の被験者に対し，各条件を無作為に選択し，一人当たり 10 回の知覚の有無の回答を得て知覚認識率を計算した．結果を図 3 に示す．全体的に，呈示時間が長くなるほど知覚認識率が上昇することがわかる．しかし，550ms 以上の遅い呈示時間では，知覚認識率が低下している．知覚認識率に対する呈示時間の有意性を検証するため，円の半径 (mm) に対する中心間距離 (mm) のギャップ比率が 0.37 となる条件において，分散分析表を計算した (表 1)．条件 (呈示時間) の F 値は自由度 (7,14) の有意水準 1%の臨界値 4.28 よりも大きい．したがって，呈示時間によって知覚グルーピングに 1%水準で有意な差があったと結論することができた．

さらに，550ms の知覚認識率から 700 ~ 1150ms の知覚認識率の下げ幅を計算し，その結果を表 2 に示す．おおむね知覚認識率はマイナス傾向にある．また，ギャップ比率を一定にした実験，呈示時間を昇順と降順で与えた実験，および被験者に呈示時間を告知した上での実験もあわせて行なった．しかし，通常の実験結果と同様に，呈示時間は 550 ~ 1150ms において知覚認識率が下がった．

Table 1: Influence of Display Time to Perceptural Grouping

変動因	平方和	自由度	平均平方	F 値	臨界値
時間	1.270	7	0.181	13.364	4.28
個人	0.869	2	0.434	31.996	6.51
残差	0.190	14	0.014		
全体	2.329	28			

Table 2: Deviation of Perceptural Rate between 550-1150ms

Fig.5	700	850	1000	1150
30 mm	-0.033	+0.1	+0.033	+0.1
35 mm	+0.067	-0.067	-0.067	+0.033
40 mm	-0.1	-0.067	0.0	-0.067
45 mm	-0.067	-0.067	-0.267	-0.1
平均	-0.033	-0.025	-0.075	-0.009

550ms ~ 1150ms において知覚認識率が低下する原因として，周辺円よりも中心円に注意が集中することによる注意機構が関与していると考えられる．これを確認するため，注意を周辺円に分散させる実験を行った．具体的には，周辺円付近に刺激信号を与えて，呈示時間が長い領域で知覚認識率を上昇させることを試みた．円の半径を 35mm，円間距離を 95mm，基本線分の方向角を 135 ° に固定し，刺激線分の挿入角度を-45 °，0 °，+45 °，呈示時間を 100 ~ 1150ms として，運動知覚の認識を調べた．与える刺激信号として次の 4 種類を設定した．

(1) 挿入円の円弧を太くする．
(2) 挿入円の円弧を点滅させる．
(3) 挿入円外部に赤点滅刺激を与える．
(4) 挿入線分を赤色にする．

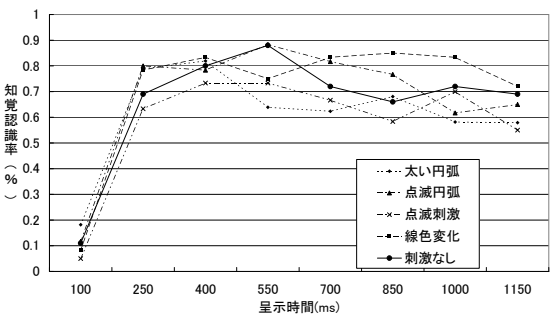

Fig. 4: Total Results

20 歳代の 3 名の被験者に対し，刺激信号を与えない実験との合計 5 種類を行ない，一人当たり 10 回の知覚の有無の回答を得て知覚認識率を計算した．結果を図 4 に示す．呈示時間 550ms を境として長い呈示時間に対して知覚認識率が降下している．刺激信号を与えた場合と与えない場合との一致性を見るため，相関係数を計算した (表 3)．刺激信号なしと刺激信号を挿入した知覚認識率との相関は高く，長い呈示時間における知識認識率の低下は刺激信号に依存しないことがわかる．

当初，周辺円付近に刺激信号を与えることにより，注意が周辺に拡散し呈示時間が 550ms 以上でも知覚認識率は低下しないだろうと予想した．しかし，この予想に反して，刺激信号を与えた場合でも知覚認識率は上昇しなかった．この原因を解明するため，刺激信号を与えた各実験についてより検分した．挿入円外部に点滅刺激を加えた場合の実験結果を図 5 に示す．なお，知覚認識率は実線で示し標準偏差値は波線で示す．知覚認識率の最

Table 3: Correlation Coefficient

	信号なし	太い円弧	点滅円弧	点滅刺激
太い円弧	0.41	–	–	–
点滅円弧	0.65	0.12	–	–
点滅刺激	0.71	0.51	0.26	–
線色変化	0.48	0.74	0.33	0.59

Table 4: Result of Flashing Stimulus

	Display Time							
	100	250	400	550	700	850	1000	1150
PR	0.05	0.63	0.73	0.73	0.67	0.58	0.70	0.55
max	0.3	1.0	1.0	1.0	0.8	0.8	0.9	0.8
min	0.0	0.2	0.3	0.3	0.4	0.1	0.3	0.2
VAR	0.01	0.50	0.52	0.48	0.13	0.48	0.22	0.23
SD	0.10	0.71	0.72	0.69	0.37	0.69	0.47	0.48
γ_t	0.22	5.46	3.27	3.00	2.18	8.63	2.35	9.60
Com.	-	0.63	-	-	-	1.00	-	-

大値と最小値を帯幅で示す．知覚認識率と標準偏差値は呈示時間が 550ms より短い場合には上昇傾向にあるが 550ms より長い場合には一貫性がない．

特に，呈示時間 850ms における知覚認識率は 700ms より下降していているが標準偏差値は上昇しており，最大値と最小値の偏差も大きい．さらに，850ms 付近での標準偏差値は 100ms ~ 550ms での同じ知覚認識率の標準偏差値と比較しても同じとは限らない．他の実験結果でも同様な現象が見られた．この知覚認識率と標準偏差との関係を明らかにするため，各呈示時間 t における次の γ_t を計算した．

$$\gamma_t = \frac{SD_t}{|PR_t - 0.5|}$$

ただし，SD_t は呈示時間 t での標準偏差値であり，PR_t は知覚認識率である．

図 5 の結果を表 4 に示す．ここで，VAR は分散値であり，$Com.$ は呈示時間 850ms を 1 とした場合の標準偏差値の比較である．呈示時間 850ms における γ は高く，前後の 700ms や 1000ms の呈示時間値と比較しても高い．また，知覚認識率が類似の 250ms と比較してもその標準偏差値は高い．他の実験結果でも同様に呈示時間 700ms ~ 1000ms において γ が高くなる現象が見られた．

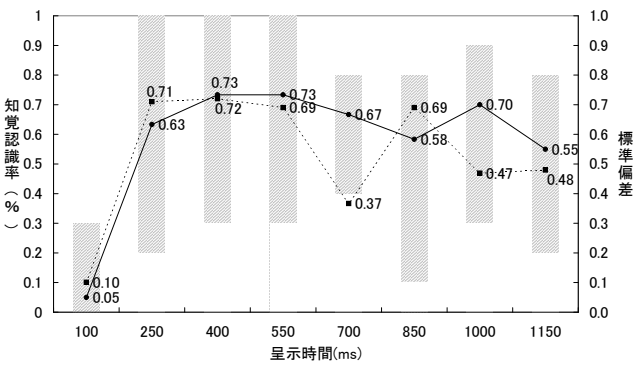

Fig. 5: Flashing Stimulus

2 - 2 考察

今回の実験では，まず，全方位角，半径と円間距離に対する知覚認識率を確認した．また，ギャップ比率が一定の場合には，知覚の認識率が同じ挙動を示すことを確認した．一方，呈示時間の知覚認識率に対する有意性を確認した．また，短い呈示時間だけでなく，呈示時間が 550ms ~ 1150ms においても知覚が低下する結果を得た．この呈示時間 550ms 以上での知覚認識率の下降が注意に由来すると考え，各種の刺激信号を与える実験を行なった．しかし，予想に対して知覚認識率は上昇しなかった．結論として，注意の機構は知覚認識率の下降と関係がない．

一方，呈示時間 700ms ~ 1000ms 付近において γ の値が高くなる現象を確認した．C.C.Pack [4] はマカクザルに対する Aperture 実験から，MT 野では，刺激時間 60ms 以下の速い速度では線分の法線方向に反応するが，60ms 以上の遅い運動対象に対してはその運動方位に反応すると述べている．また，Cropper [21] は短い刺激信号の呈示に対して通常と異なる視覚メカニズムが存在すると述べている．こららの報告によれば，視覚機構は呈示刺激の速度に依存してその処理過程を切り替えている可能性を示唆している．本実験での γ が高くなる現象が呈示刺激に対する視覚機能の切り替えを示しているかは明らかでないが，知覚認識率が上昇する短い呈示時間帯と知覚認識率が下降する長い呈示時間帯の境界において，γ が高くなることは興味深い．

3 ．ガボール型受容野入力を持つ視覚計算論的モデル

3 - 1 ガボール関数による受容野

人間の受容野のモデルとしてガボール関数は有用である．ここでは，受容野入力構造としてガボール関数を用いた TAM ネットワークについて議論する．一般に，正弦関数型ガボール関数は x と y による二次元平面上で定義される．

$$G(x,y) = Ke^{-\frac{1}{2}(\frac{(x-\mu_x)^2}{\sigma_x^2}+\frac{(y-\mu_y)^2}{\sigma_y^2})} \times \sin(2\pi f_x x\cos\theta + 2\pi f_y y\sin\theta + \phi) \quad (1)$$

ただし，$-F/2 \leq x \leq F/2$，$-F/2 \leq y \leq F/2$ であり，K は振幅，(μ_x, μ_y) はガボール関数の中心，σ_x と σ_y は標準偏差，f_x と f_y は周波数を表す．また，θ はガボール関数の方向選択性の角度であり，ϕ は位相を表す．$\phi = \pi/2$ の場合には，正弦関数型ガボール関数は余弦関数型ガボール関数と等しくなる．図 6 にガボール関数の例を示す．ただし，$F = 20$，$(\mu_x, \mu_y) = (0.0, 0.0)$，$\sigma_x = 2.0$，$\sigma_y = 2.0$，$f_x = 1.0\ Hz$，$f_y = 1.0\ Hz$，$\theta = 0°$，$\phi = 0.0$ としている．

ガボール関数を用いた受容野と TAM ネットワークへの分布データの構成法を図 7 に示す．ただし，外界視野

として画像データを仮定し，その大きさを $16\ (pixel) \times 16\ (pixel)$ とする．まず，受容野の大きさ $R\ (pixel) \times R\ (pixel)$ により入力画像を分割する．分割数を D とする．次に，各受容野において，$F\ (pixel) \times F\ (pixel)$ のフィルターサイズのガボール関数による畳み込み計算を行い，受容野内で $R \times R$ の 8 方向選択成分を抽出する．これを分布データとして TAM ネットワークへの入力値とする．図 7 では，$R = 8$，入力画像の分割数が 4 個であるので，分布データの離散値の個数は 64 個，TAM ネットワークの入力属性は 32 個となる．

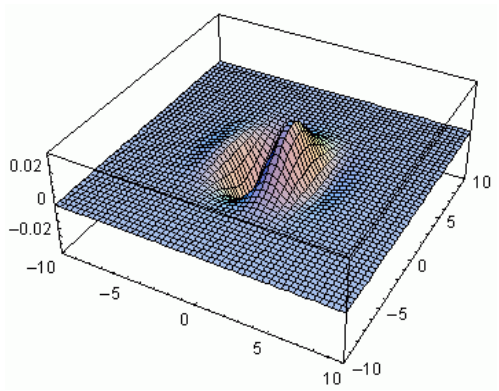

Fig. 6: Gabor Function

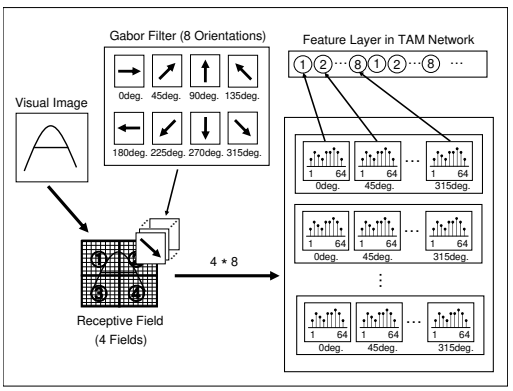

Fig. 7: Receptive Fields Using Gabor Function

3-2 受容野入力を持つ TAM ネットワーク

TAM ネットワークの構造を図 8 に示す．入力層では，ガボール関数を用いて第 i 番目の属性における分布データ $f_{ih},\ \ i = 1, 2, \cdots M,\ \ h = 1, 2, \cdots L$ を構成する．ただし，M は $8 \times D$ であり，$L = R \times R$ である．カテゴリー層では，属性ノードの分布データ f_{ih} と学習パラメータ w_{jih} との活性値 x_{ji} を計算し，出力層への出力 y_j を得る．

$$y_j = \prod_{i=1}^{M} x_{ji} = \prod_{i=1}^{M} \frac{\sum_{h=1}^{L} f_{ih} w_{jih}}{1 + \rho^2 b_{ji}} \tag{2}$$

ここで，ρ はビジランス・パラメータ，b_{ji} は抑制パラメータである．

TAM ネットワークの出力値 K は次式より得られる．

$$K = \{k | \max_k z_k\} = \{k | \max_k \sum_{j=1}^{N} y_j p_{jk}\} \tag{3}$$

ただし，p_{jk} は出力ノードでのカテゴリーに対する学習パラメータである．

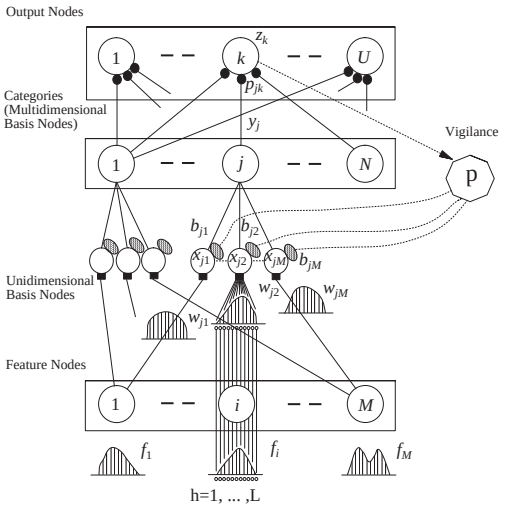

Fig. 8: TAM Network

いま，K^* を正しい教師値とし，$K \neq K^*$ の場合には，ビジランス・パラメータ ρ を初期値 $\rho = 0$ から上昇させ，$z_{K^*}/z_K \geq OC$ の条件が満足されるか最大値になるまで上昇させ，最大値になった場合には，カテゴリー層のノードを 1 個分増加させる．

一方，$z_{K^*}/z_K \geq OC$ を満足する場合には，学習モードに入り，シナプス荷重 w_{jih}，p_{jk}，b_{ji} を次式で更新する．

$$\triangle w_{jih} = \frac{\alpha y_j^* (1 - \lambda^{1/M})(f_{ih} - w_{jih})}{(\alpha - 1)\lambda^{1/M} + n_j}, \lambda \in (0, 1) \tag{4}$$

$$\triangle p_{jk} = \frac{\alpha y_j^* (z_k^* - p_{jk})}{\alpha + n_j} \tag{5}$$

$$\triangle b_{ji} = b_j^{(rate)} y_j^* (x_{ji} - b_{ji}) \tag{6}$$

$$\triangle n_j = \alpha y_j^* (1 - n_j) \tag{7}$$

$$y_j^* = \frac{\prod_{i=1}^{M} x_{ji} \times \sum_{k=1}^{U} z_k^* p_{jk}}{\sum_{j'=1}^{N} \prod_{i=1}^{M} x_{j'i} \times \sum_{k=1}^{U} z_k^* p_{j'k}} \tag{8}$$

$$z_k^* = 1 \text{ if } k = K^*; \quad z_k^* = 0 \text{ otherwise} \tag{9}$$

ただし，$b_j^{(rate)}$ は学習定数であり，α と λ は係数，y_j^* はカテゴリー層へのフィードバック信号である．

パラメータの調整はネットワークへデータが逐次的に投入されるごとに行い，学習データを 1 エポックとして数エポック回数分の学習を行う．

3-3 例題

ガボール型受容野を用いたTAMネットワークの有効性を確認するため，2種類のアルファベット‘A’と‘B’による文字認識を行った．入力画像として電子タブレットによって作成された画像データを用いた．画像の大きさを16 $(pixel) \times 16$ $(pixel)$とする．‘A’と‘B’の学習用データをそれぞれ図9と図10に示し，評価用データを図11に示す．ここでは，学習用データを6個，エポック回数を6回とし，データ数を合計30個とする．この条件でTAMネットワークの学習を行ない，10回の同様な実験により学習用データに対する認識率を計算した．さらに，4個の評価用データに対する認識率も計算した．

Fig. 9: Training Images of ‘A’

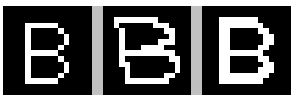

Fig. 10: Training Images of ‘B’

Fig. 11: Checking Images

図9の左端の‘A’の画像に対して，ガボール型受容野を用いて方向選択成分を抽出した結果を図12に示す．左上画像が方位0°，その右側は45°を加えた方向選択成分，同様に，90°，135°，180°，225°，270°，315°の合計8つの方向選択成分を示している．これらの画像から文字のエッジの方向性選択成分が良好に抽出されていることがわかる．

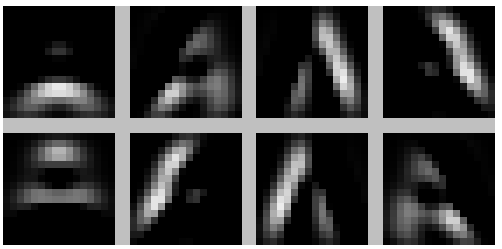

Fig. 12: Images After Filtering

次に，学習用データと評価用データに対する認識率を表5に示す．受容野のフィルターサイズと受容野の大きさを変化させ，それぞれのTAMネットワークのカテゴリー数と属性数，学習用データの認識率，評価用データの認識率を計算した．学習用データの認識率は全般的に高いことがわかる．また，評価用データの認識率は75.0%を超えている．これらの結果から，ガボール関数を用いたTAMネットワークの認識率は良好であることがわかる．特に，受容野が16×8の場合に認識率が高い．これは，画像全体が水平的に分割され，上下の2つの受容野によって‘A’と‘B’とを認識する要因が良好に検出されていることを示している．

Table 5: Correct Rate

Filter Size (F × F): 4 × 4				
Number of RF	1	2	2	4
RF Size ($R \times R$)	16 × 16	8 × 16	16 × 8	8 × 8
Nodes of Category	2.1	2.4	2.2	2.0
Features	8	16	16	32
C. R. of TRD (%)	100.0	100.0	100.0	100.0
C. R. of CHD (%)	75.0	75.0	75.0	75.0
Filter Size (F × F): 8 × 8				
Number of RF	1	2	2	4
RF Size ($R \times R$)	16 × 16	8 × 16	16 × 8	8 × 8
Nodes of Category	2.2	2.1	2.1	2.4
Features	8	16	16	32
C. R. of TRD (%)	100.0	100.0	100.0	98.3
C. R. of CHD (%)	92.5	77.5	95.0	75.0
Filter Size (F × F): 16 × 16				
Number of RF	1	2	2	4
RF Size ($R \times R$)	16 × 16	8 × 16	16 × 8	8 × 8
Nodes of Category	2.4	2.3	2.2	2.3
Features	8	16	16	32
C. R. of TRD (%)	100.0	100.0	100.0	100.0
C. R. of CHD (%)	100.0	80.0	100.0	87.5

最後に，評価用データとして大きさの異なるアルファベット‘A’を用いて，TAMネットワークの頑健性を確認した．評価用データを図13に示し，結果を表6に示す．表6において，図13の左側の画像に対する認識率は低い．一方，右側の画像に対する認識率は高い．これは左側の画像が非常に小さく，十分に文字のエッジの方向選択成分が抽出できなかったことによると考えられる．

Fig. 13: Checking Images for Robustness

4．おわりに

Aperture実験における知覚の確認実験を行った．しかし，呈示時間が550 ~ 1150msにおける知覚低下は，テューキーの*HSD*法や傾向検定でも確認できなかった．今後，この知覚低下の現象をより詳細に検証する必要が

Table 6: Correct Rate for Robustness

Filter Size: 16 × 16 of the left-side				
Number of RF	1	2	2	4
RF Size	16 × 16	8 × 16	16 × 8	8 × 8
Nodes of Category	2.2	2.0	2.6	2.1
Features	8	16	16	32
C. R. of CHD (%)	0.0	0.0	0.0	60.0
Filter Size: 16 × 16 of the right-side				
Number of RF	1	2	2	4
RF Size	16 × 16	8 × 16	16 × 8	8 × 8
Nodes of Category	2.5	2.3	2.0	2.2
Features	8	16	16	32
C. R. of CHD (%)	100.0	100.0	100.0	100.0

ある．一方，受容野のモデルとして，ガボール型受容野を用いた TAM ネットワークの入力層の構築を提案し，その有効性を複数の文字認識を用いて確認した．本研究の一部は，文部科学省科学研究補助金（基盤研究 C）課題番号 14580433 の一環として行われた．

参考文献

[1] 松田 隆夫: 知覚心理学の基礎, 培風館 (2000)

[2] 仁科 繁明，岡田 真人，川人 光男: 輪郭運動方向の計算における充填過程と大局的バインディング, 電子情報通信学会 ニューロコンピューティング研究会予稿集 (1998)

[3] J.Chey, S.Grossberg, E.Mingolla: Neural dynamics of motion grouping: from aperture ambiguity to object speed and direction, *Optical Society of America A*, 14, 10, 2570/2594 (1997)

[4] C.C.Pack, R.T.Born: Temporal dynamics of a neural solution to the aperture problem in visual area MT of macaque brain, *Nature*, 409, 1040/1042 (2001)

[5] 林 勲，親泊 元太郎: Aperture 問題における輪郭運動方位と速度に対する知覚について, 第 *18* 回ファジィシステムシンポジウム予稿集, 513/514 (2002)

[6] 林 勲，親泊 元太郎: Aperture 問題における輪郭運動知覚と注意との関連について, 第 *19* 回ファジィシステムシンポジウム予稿集, 739/740 (2003)

[7] S.Grossberg: How does the cerebral cortex work? Learning, attention, and grouping by the laminar circuits of visual cortex, *Spatial Vision*, 12, 2, 163/185 (1999)

[8] H.Neumann and W.Sepp: Recurrent V1-V2 interaction in early visual boundary processing, *Biological Cybernetics*, 81, 425/444 (1999)

[9] K.Fukushima: Recognition of partly occluded patterns: a nural network model, *Biological Cybernetics*, 84, 4, 251/259 (2001)

[10] G.A.Carpenter and S.Grossberg and J.Reynolds: ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network, *Neural Networks*, 4, 565/588 (1991)

[11] J.R.Williamson: Self-organization of topographic mixture networks using attentional feedback, *Neural Computation*, 13, 563/593 (2001)

[12] A.D.Pollen and S.F.Ronner: Visual cortical neurons as localized spatial frequency filters, *IEEE Transactions of System, Man and Cybernetics*, SMC13, 907/916 (1983)

[13] K.Okajima: Two-dimensional Gabor-type RF as derived by mutual information maximization, *Neural Networks*, 11, 441/447 (1998)

[14] 岡島 健治, 今岡 仁: 情報量最大化と生体視覚細胞の受容野, 電子情報通信学会論文誌 *A*, J83-A, 6, 620/628 (2000)

[15] W.Urushihara and T.Nagano: A model for the detection of second-order motion, *Technical report of IEICE*, NC98-191, 293/298 (1999)

[16] D.C.Lee: Adaptive processing for feature extraction: Application of two-dimensional Gabor function, *Remote Sensing*, 17, 4, 319/334 (2001)

[17] S.Marčelja: Mathematical description of the responses of simple cortical cells, *Optical Society of America*, 70, 11, 1297/1300 (1980)

[18] J.Daugman: Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientaion optimized by two-dimensional visual cortical filters, *Optical Society of America*, 2, 7, 1160/1169 (1985)

[19] I.Hayashi and J.R.Williamson: Acquisition of fuzzy knowledge from topographic mixture networks with attentional feedback, *Proc. The International Joint Conference on Neural Networks* (*IJCNN'01*), 1386/1391 (2001)

[20] I.Hayashi and H.Maeda: A Formulation of fuzzy TAM network with Gabor type receptive fields, *Proc. the 4th International Symposium on Advanced Intelligent Systems* (*ISIS2003*), 620/623 (2003)

[21] S.J.Cropper, A.M.Derrington: Motion of chromatic stimuli: First-order or second-order?, *Vision Research*, 34, 49/58 (1994)