

Gabor Wavelets の方位選択性を用いた ART ネットワークの分類粒度解析

間所 洋和[†] 佐藤 和人[†] 石井 雅樹[†]

[†] 秋田県産業技術総合研究センター 高度技術研究所

〒 010-1623 秋田市新屋町字砂奴寄 4-21

E-mail: †madokoro@ait.pref.akita.jp

あらまし 本報告では, Gabor Wavelets の方位選択性を用いて ART(Adaptive Resonance Theory) ネットワークの分類粒度を解析する手法を提案する. Grossberg らによって提案された ART は, 安定性と可塑性を保ちながら適応的にカテゴリを形成する自己組織化ニューラルネットワークである. ART の分類粒度は, ビジランスしきい値を代表とする内部パラメータにより制御されるが, 個々のカテゴリの粒度は必ずしも一定ではなく, 複数の特徴を包含するカテゴリや冗長なカテゴリが多数発生する. 本手法では, Gabor Wavelets の方位選択性に着目し, 傾き(方位)の異なる特徴量を選択的に与えることにより, 入力位相変化や時系列情報に対する ART の分類粒度について評価する. 基本 6 表情を対象とした評価実験では, 表情の動的かつ局所的な位相変化を, ART のカテゴリの変化として選択的に検出できることを示す. また, 方位選択性を用いることにより, ビジランスしきい値を変更しても冗長なカテゴリを抑制しつつ表情変化を検出できることを示す.

キーワード Gabor Wavelets, ART, 方位選択性, 表情分類.

Classification Analysis of ART Networks Using Orientation Selectivity of Gabor Wavelets

Hirokazu MADOKORO[†], Kazuhito SATO[†], and Masaki ISHII[†]

[†] Research Institute of Advanced Technology, Akita Prefecture R&D Center,

Sanuki 4-21, Araya-machi, Akita-shi 010-1623 Japan

E-mail: †madokoro@ait.pref.akita.jp

Abstract This paper presents an analyzing method for classification on Adaptive Resonance Theory (ART) networks using orientation selectivity of Gabor wavelets. ART networks proposed by Grossberg et al. are unsupervised and self-organizing neural networks that contain a stability-plasticity tradeoff. The classification ability of ART is controlled by a parameter called the attentional vigilance parameter. However, the networks often produce inclusions or redundant categories. The proposed method measures the relationship between classification results and input data which are changed by wavelengths, amplitude, angles, etc. using orientation selectivity of Gabor wavelets. The method can detect the range of orientation responsibility from local phase changes, finer or coarser, caused by the areas of eyes, eyebrows, and the mouse. Moreover, we show the possibility to reduce redundant categories using the orientation selectivity.

Key words Gabor wavelets, ART, orientation selectivity, facial expressions.

1. ま え が き

表情が豊かな人は不確実な状況や逆境に強いと言われてい
る [1]. 人間同士の意思疎通では, 表情の果たす役割は非常に
大きく, 特に親しい間柄では, 表情の微妙な変化から相手の意
図や気持ちを機敏に察することができる. ヒューマンコミュニ
ケーション分野においても, 利用者の意図や気持ちを察する自

然で柔軟なインタフェースとして, コンピュータによる表情の
認識が盛んに研究されている [2].

赤松 [3] ~ [7] は, 顔が持つ多様性を, 静的多様性と動的多様
性に分類している. パーツとして顔を構成している個々の器官
の形状, 大きさ, 色, そしてそれらの全体的な配置の特徴は人
物によって微妙に異なる. これを静的多様性と定義している.
一方, 時々刻々と変化する内的な情動の発露として無意識のう

ちに、あるいは相手に対するメッセージとして何らかの感情を伝達するために人間は顔面の筋肉を動かし、これによって顔を構成するパーツの形状やその全体的な配置が変化し真顔からの変化として様々な表情が作り出される。これを動的多様性と定義している。顔画像処理の中でも、個人認識は、顔をパターンとして扱う静的多様性で十分な結果が得られるが、表情認識では、静的多様性に加えて顔パターンの時間変化としての動的多様性の両方を同時に扱う必要がある。

表情の動的多様性すなわち顔パターンの時間変化に着目した研究としては、太田らの顔構成要素モデルに基づく手法 [8]、川嶋らの表情譜 [9] が挙げられる。太田らは、顔全体の大局的な動きを検出する手法では、目のまばたきや発話による口の変形などのような個々の顔構成要素の細かな局所的変動を検出することはできないと述べている [8]。川嶋らは、Ekman の FACS (Facial Action Coding System) [10] で描写できる表情は静的なものに留まり、時間的な表情変化の描写はできないと指摘している [9]。両手法とも特徴点ベースの手法であるが、AUs (Action Units) は用いず、独自に設定した特徴点を用いている。一方、人間は、顔の大局的な構造の中から局所的な構成要素やその動きとらえて表情を認識することができる。これは、人間は顔の個々の要素を特徴点の動きとしてとらえているのではなく、全体的な表情変化の中から局所的な表情変化を位相変化としてとらえているからと考える。

我々は、表情の動的多様性と局所的な位相変化を扱う手法として、Grossberg らが提案した ART (Adaptive Resonance Theory) ネットワーク [11], [12] の適用を検討している。ART は、安定性と可塑性を保ちながら適応的にカテゴリを形成する自己組織化ニューラルネットワークである。Ekman は 6 種類の基本感情に基づいて基本 6 表情 (怒り, 悲しみ, 嫌悪, 喜び, 驚き, 恐れ) [10] を定義しているが、人によっては表出されない表情や複数の感情が混在される場合に表出される表情などがあり、表情分類問題は基本的にはカテゴリ数が未知の問題である。本手法では、追加的にカテゴリを形成することのできる ART を用いることにより、事前にカテゴリ数の設定を必要としない表情分類が可能となる。また、感情から表出される表情も、時間の経過 (長期的には加齢) と共に変化する。時間軸に沿って学習を進めることができる ART は、表情の時系列変化を扱う上でも有用であると考えられる。しかしながら、ART はビジランスしきい値等のパラメータの設定が複雑であり、特に分類粒度はビジランスしきい値の設定の影響を過大に受ける。また、同じビジランスしきい値でも、個々に生成されるカテゴリの粒度は必ずしも一定ではなく、複数の特徴を包含するカテゴリや冗長なカテゴリが多数発生する。

一方、コンピュータビジョンや画像処理などの分野では、生体の視覚特性に基づく情報処理モデルとして Gabor Wavelets の情報表現が注目されている [13] ~ [17]。内部パラメータによって任意の特徴を強調できる Gabor Wavelets の情報表現は、受容野の反応選択性と類似した特性を持つことが示されていることから、文字認識 [18] やテキストチャの分類 [19]、顔画像処理 [20] ~ [23] などの様々な分野に応用されている。そこで、本手法では、

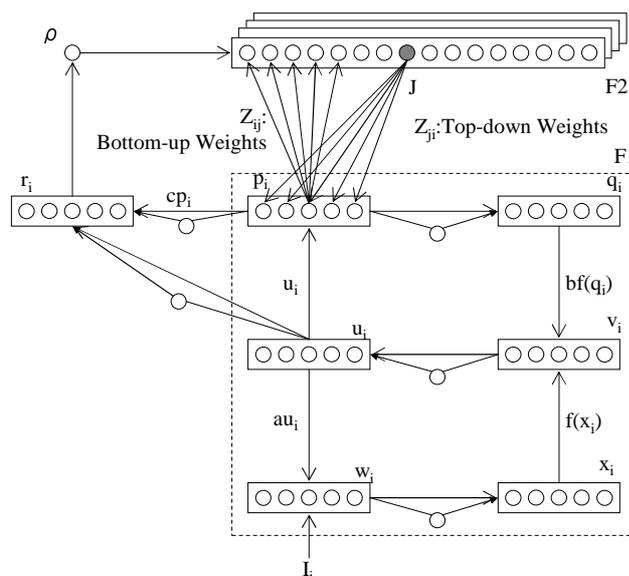
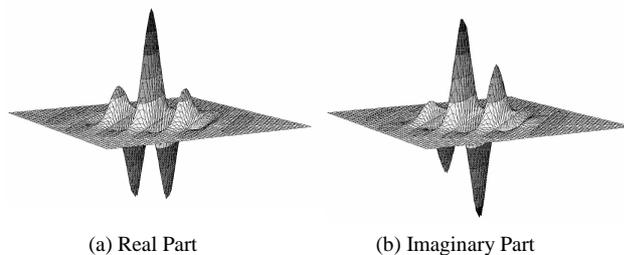


図 1 ART2 ネットワーク構成

Fig. 1 Architecture of an ART2 network.



(a) Real Part

(b) Imaginary Part

図 2 Gabor Wavelets フィルタ 3次元表示

Fig. 2 Three-dimensional representations of Gabor wavelet filters.

Gabor Wavelets の方位選択性 [24] に着目し、傾き (方位) の異なる特徴量を選択的に与えることにより、入力の位相変化や時系列情報に対する ART の分類粒度の解析を試みる。基本 6 表情を対象とした評価実験では、表情の動的かつ局所的な位相変化を、ART のカテゴリの変化として選択的に検出することができることを示す。また、方位選択性を用いることにより、ビジランスしきい値を変更しても、冗長なカテゴリを抑制しつつ表情変化を検出することを示す。

2. ART ネットワーク

ART には、ART1, ART1.5, ART2, ART2-A, ART3, ARTMAP, Fuzzy ART, Fuzzy ARTMAP などの様々なバージョン [12] が存在する。本研究では、アナログ入力を扱う ART2 [11] を用いる。

ART2 のネットワーク構成を図 1 に示す。ART2 のネットワークは、特徴表現の F1 層と、カテゴリ表現の F2 層から構成される。F1 層は、複数のサブレイヤ ($p_i, q_i, u_i, v_i, w_i, x_i$) から構成されており、入力データが各サブレイヤを遷移することによって短期記憶 (Short Term Memory; STM) を実現する。STM はノイズ除去と特徴強調を行う。F2 層には、位相の強弱により長期記憶 (Long Term Memory; LTM) として

カテゴリが形成される。

ART2 の学習アルゴリズムを以下に記す。

(1) トップダウン結合荷重 Z_{ji} , ボトムアップ結合荷重 Z_{ij} , F1 層サブレイヤの出力 $p_i, q_i, u_i, v_i, w_i, x_i$ を次式により初期化する。

$$Z_{ji}(0) = 0, \quad (1)$$

$$Z_{ij}(0) = \frac{1}{(1-d)\sqrt{M}}, \quad (2)$$

$$p_i(0) = q_i(0) = u_i(0) = v_i(0) = w_i(0) = x_i(0) = 0.0 \quad (3)$$

(2) 入力 I_i を提示し, 次式により各サブレイヤを伝搬させる。

$$w_i(t) = I_i(t) + au_i(t-1), \quad (4)$$

$$x_i(t) = \frac{w_i(t)}{e + ||w||}, \quad (5)$$

$$v_i(t) = f(x_i(t)) + bf(q_i(t-1)), \quad (6)$$

$$u_i(t) = \frac{v_i(t)}{e + ||v||}, \quad (7)$$

$$q_i(t) = \frac{p_i(t)}{e + ||p||}, \quad (8)$$

$$p_i(t) = \begin{cases} u_i(t) & (\text{inactive}) \\ u_i(t) + dZ_{ji}(t) & (\text{active}) \end{cases} \quad (9)$$

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } 0 \leq x < \theta \\ x & \text{if } x \geq \theta \end{cases} \quad (10)$$

(3) 最大活性化ユニット T_J を探索する。

$$T_J(t) = \sum_j p_i(t)Z_{ij}(t), \quad (11)$$

$$T_J(t) = \max(T_J(t)), \quad (12)$$

(4) トップダウン結合荷重 Z_{ji} , ボトムアップ結合荷重 Z_{ij} を更新する。

$$\frac{d}{dt}Z_{ji}(t) = d[p_i(t) - Z_{ji}(t)], \quad (13)$$

$$\frac{d}{dt}Z_{ij}(t) = d[p_i(t) - Z_{ij}(t)], \quad (14)$$

(5) ビジランス閾値 ρ を用いて, カテゴリに属するかを判定する。

$$r_i(t) = \frac{u_i(t) + cp_i(t)}{e + ||u|| + ||cp||}, \quad \frac{\rho}{e + ||r||} > 1, \quad (15)$$

成立する場合は, 選択されたユニットをリセットして(3)へ戻り再探索する。不成立の場合は, F1 層内の変化率が小さくなるまで(2)と(4)を繰り返す。

a と b は u 層から w 層及び q 層から v 層のフィードバックループにかかる係数である。 c は p 層から r 層への伝搬にかかる係数, d は学習率係数であり, 両者間には $cd/(1-d) \leq 1$ の制約が与えられている。 θ は v 層においてノイズを検出するレベルを制御するパラメータである。

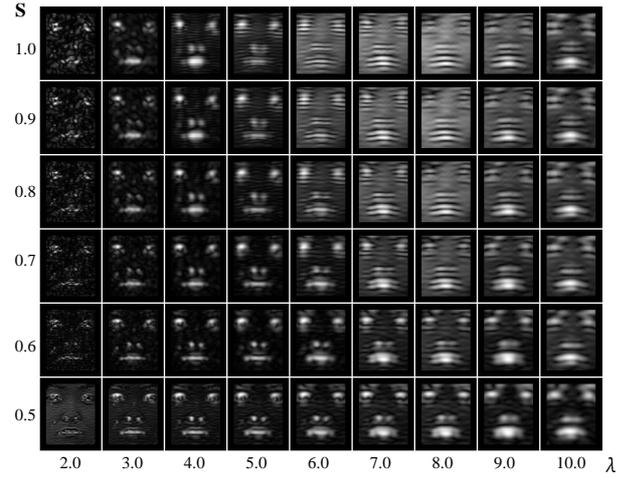


図3 Gabor Wavelets 出力画像一覧 (λ, S)

Fig. 3 Gabor wavelet output images of the combination of λ and S .

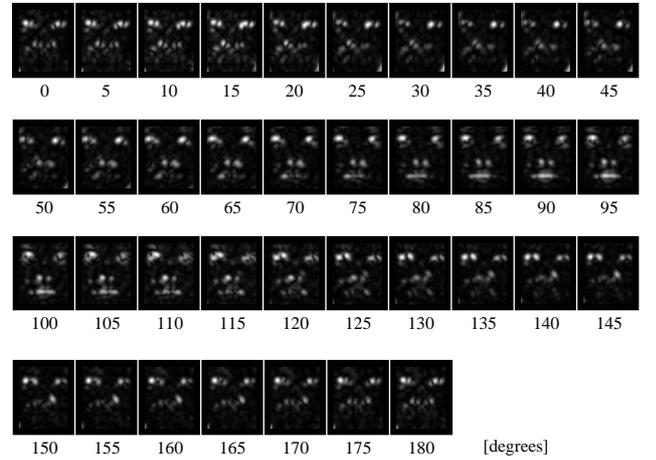


図4 角度別 Gabor Wavelets 出力画像一覧 ($0 \leq \theta \leq 180, \lambda = 4.0, S = 0.7$)

Fig. 4 Gabor wavelet output images of θ ($0 \leq \theta \leq 180, \lambda = 4.0$ and $S = 0.7$)

表1 表情表出フレーム

Table 1 Target frames that portray facial expressions.

Facial expressions	1st	2nd	3rd
Anger	18-30	50-57	76-82
Sadness	11-24	40-48	65-78
Disgust	15-32	52-65	90-100
Happiness	21-47	64-78	-
Surprise	16-26	52-60	81-92
Fear	16-34	56-63	85-98

3. Gabor Wavelets の情報表現

網膜によって捕らえられた視覚情報は, 外側膝状体 (Lateral Geniculate Nucleus; LGN) を経由して後頭葉の一次視覚野 (Primary Visual Cortex; Visual Area I; V1) に伝えられる [25]。V1 は, 大きく分けて単純型細胞と複雑型細胞の2種類の視覚細胞から構成されている。LGN や V1 の単純型細胞に

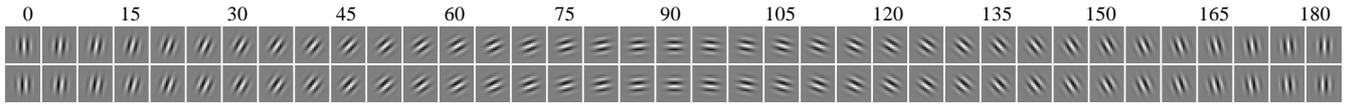


図 5 Gabor Wavelets フィルタ (上段 : 実数部 , 下段 : 虚数部)
 Fig. 5 Gabor wavelets filters (upper: real parts, lower: imaginary parts)

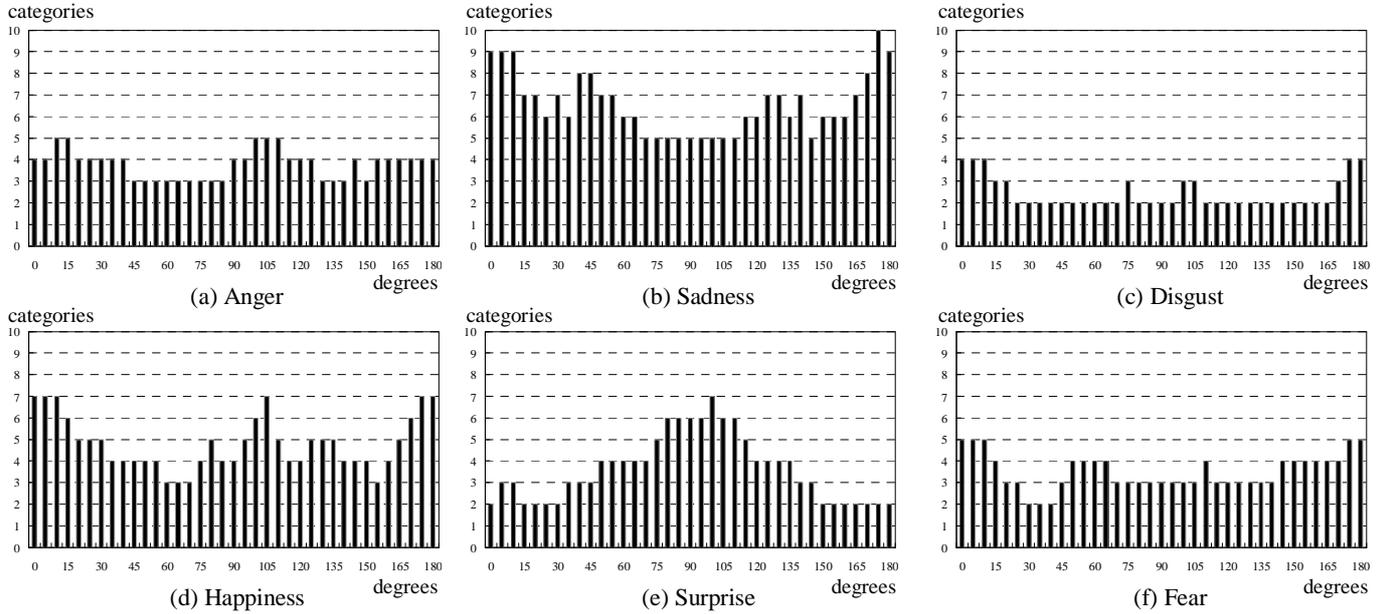


図 6 カテゴリ数 ($\rho = 0.970$) .
 Fig. 6 The number of categories in each direction from 0 to 180 degrees by 5 degree steps ($\rho = 0.970$).

は、受容野と呼ばれる特定の刺激に反応する視野範囲が存在する。受容野は、特定の図形の大きさや長さ、傾き（方位）、運動方向、色、周波数などに対して選択的に反応する。これは反応選択性と呼ばれる。Hubel と Wiesel [24] が、麻酔下のネコを用いた電気生理学実験から受容野に呈示された特定の方位を持つ線分に選択的に応答することを発見して以来、反応選択性の中でも方位選択性が注目されるようになった [26]。反抗選択性の工学的モデルとしては、内部パラメータによって任意の特徴を強調できる Gabor Wavelets の情報表現が類似した特性を持つことが示されており、コンピュータビジョンや画像処理などの様々な分野で応用されている。

Gabor Wavelets は、平面上を一方向に伝わる平面波とガウス曲面とを積算したフィルタである（図 2）。波長を λ 、ガウス窓の水平軸方向及び垂直軸方向の大きさをそれぞれ σ_x, σ_y 、平面波の進行方向と x 軸とがなす角度を θ とすると、フィルタは次式で与えられる。

$$G(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{R_x^2}{\sigma_x^2} + \frac{R_y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \exp\left(i\frac{2\pi R_x}{\lambda}\right) \quad (16)$$

$$\begin{cases} R_x = x\cos\theta + y\sin\theta \\ R_y = -x\sin\theta + y\cos\theta \end{cases} \quad (17)$$

オイラーの公式

$$\exp(i\theta) = \cos\theta + i\sin\theta \quad (18)$$

を適用すると、

$$G(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{R_x^2}{\sigma_x^2} + \frac{R_y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cos\left(\frac{2\pi R_x}{\lambda}\right) + i\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{R_x^2}{\sigma_x^2} + \frac{R_y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \sin\left(\frac{2\pi R_x}{\lambda}\right) \quad (19)$$

となる。 $G(x, y)$ は複素項を含むため、

$$Z = \sqrt{Rm^2 + Im^2} \quad (20)$$

が最終出力となる。

σ_x, σ_y の最適値については、それぞれが λ の関数であることが報告 [18] されていることから、

$$\begin{cases} \sigma_x = S_x \lambda \\ \sigma_y = S_y \lambda \end{cases} \quad (21)$$

となる。なお、 S_x 及び S_y は係数である。

4. 評価実験

4.1 実験方法

顔の動的多様性を扱う表情の分類や認識の処理では、表情の表出プロセスにおける時系列的な顔パターンの位相変化から、目や口などの顔パーツの局所的な位相変化を検出する必要がある。本実験では、受容野の視野範囲は 1-5 度で入力刺激に対して強く反応するという電気生理学的知見に基づき、0-180 度の

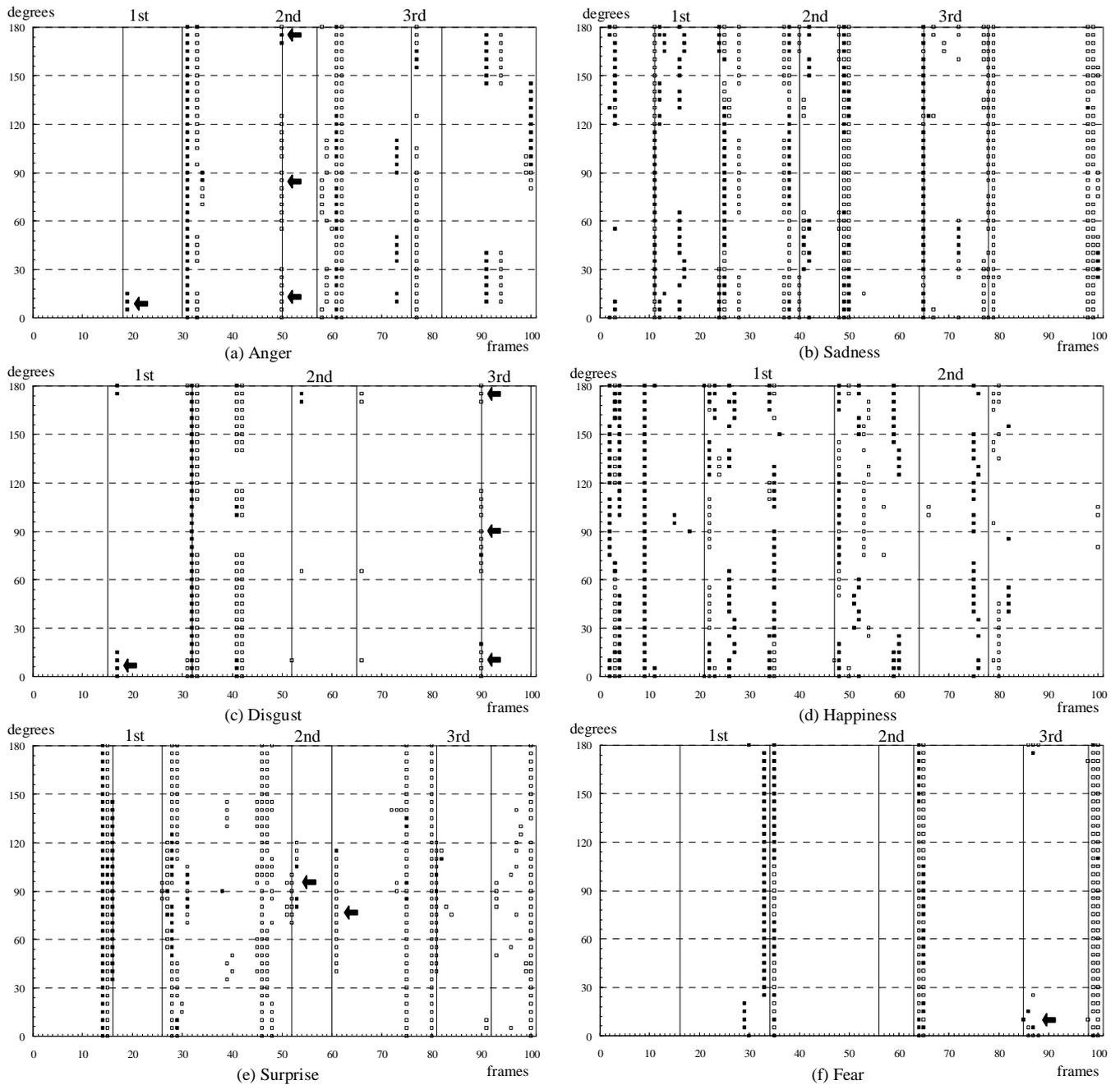


図 7 カテゴリの時系列変化 ($\rho = 0.970$) . は新規カテゴリ生成, は既存のカテゴリへの変化, 矢印は方位選択性が確認される箇所を示す.

Fig. 7 Categorical changes of ART2 networks for $\rho = 0.970$ in each facial expression: (a) ~ (f). Filled rectangles represent the generation of new categories; empty rectangles represent transitions to existing categories. Vertical lines in each graph show the appearance or disappearance of facial expressions that correspond to Table 1. The arrows show the point orientation selectivity represented.

範囲において 5 度毎に設定した θ を用いて, 各表情画像における角度毎のカテゴリ数とカテゴリ変化について評価する.

4.2 対象画像

本実験では, Ekman が定義した基本 6 表情 (怒り, 悲しみ, 嫌悪, 喜び, 驚き, 恐れ) を評価対象とした. 表情画像は, USB 接続の CCD カメラを用いて, 正面方向から毎秒 10 フレームの速度で各表情を 100 枚ずつ撮影した (合計 600 枚). 被験者は 20 代前半の女性 (大学院生) である. 被験者には, 無表情

と各表情を一定の時間間隔で繰り返し表出してもらった. したがって, 本表情画像セットは, 表出表情と無表情から構成される. 撮影された表情は意図的に表出した表情であるが, 表情を表出するタイミングは被験者の自由な意志に任せた. 画像取得後, 実験者 (筆者ら) の主観に基づいて, 表情が表出されているフレームを特定した. 特定したフレームを表 1 に示す.

4.3 パラメータ

実験に際し, Gabor Wavelets のパラメータについて検討す

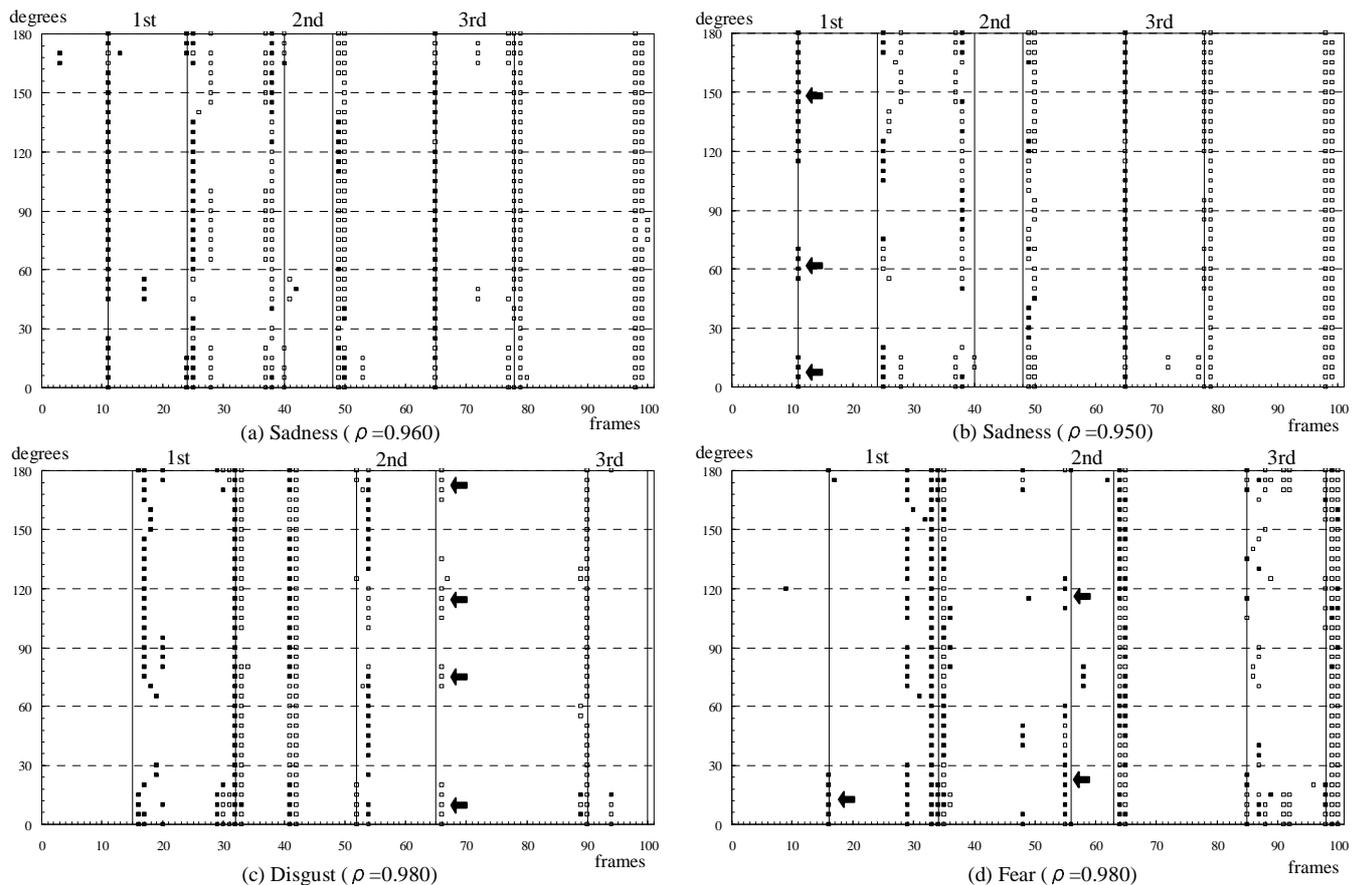


図 8 カテゴリの時系列変化(「悲しみ」は $\rho = 0.960, 0.950$ 「怒り」と「嫌悪」は $\rho = 0.980$) .

Fig. 8 Categorical changes of ART2 networks ($\rho = 0.960, 0.950$ for sadness and $\rho = 0.980$ for disgust and anger).

る. $\theta = 0$ の場合の, λ と S の関係を図 3 に示す. λ と S の範囲は, それぞれ $2.0 \leq \lambda \leq 10.0, 0.5 \leq S \leq 1.0$ とした. この中から, Gabor Wavelets のスパース表現が最も特徴的に現れているパラメータ対として, $\lambda = 4.0, S = 0.7 (\sigma = 2.8)$ を用いることにした. 本実験で用いた 0-180 度の範囲における Gabor Wavelets のフィルタ画像を図 5 に示す. なお, 今回のパラメータは経験的に設定したが, パラメータの絞込みには [18], [19] などの手法が提案されているので, 今後はこれらの手法の適用を考慮に入れたい.

ART のパラメータは, Grossberg らの原著論文 [11] や予備実験等から, $\theta = 0.01, a = b = 10, c = 0.225, d = 0.8, e = 0.0001$ とした.

4.4 実験結果

角度毎に生成されたカテゴリ数を図 6 に示す. カテゴリ数の多い方位が, 入力空間の特徴変化が大きいことを意味する. 口の開示度が特徴的な「驚き」は, 縦方向 (90 度付近) でカテゴリ数が増えている. この方位でカテゴリの変化が顕著であることを意味している. 眉間の皺が特徴的な「悲しみ」は, 他の表情と比較して全体的にカテゴリ数が増えているが, 個別には横方向 (0 度及び 180 度付近) でカテゴリ数が増えている.

次に, $\rho = 0.970$ の場合のカテゴリの変化を図 7 に示す. この図と後で示す図 8 では, カテゴリの変化に着目するために,

新規カテゴリが生成された場合は \square を, 既存のカテゴリに変化した場合は \circ のマークを用いて表示している. 各グラフ中の縦線は, 4.2 節で特定した表情変化の発生している位置であり, 表 1 と対応している. なお, この境界は, 無表情と表出表情の間を数フレームに渡って移行している過程を示したもので, この前後数フレームで表情変化が発生しているという意味であり, 必ずしもこの線上でカテゴリが変化する必要はない. 以下, 表情毎にカテゴリの変化特性と方位選択性について考察する.

「怒り」は, 表出の開始は 3 回ともカテゴリの変化が発生している. 特定の方位にのみカテゴリが生成もしくは変更されていることから, 方位選択性が現れているといえる. 1 回目の表出では, 5, 10, 15 度の 3 方向のみであるのに対して, 2 回目と 3 回目は多くの方向で変化が発生している. すなわち, 1 回目は選択的に反応する方位が狭いのに対して, 2, 3 回目は選択的に反応する方位が広いと言える. 表出の終了は, 1 回目と 2 回目は検出できているが, 3 回目は検出できていない. 「悲しみ」は, 表出の開始と終了とも全て検出できている. ただし, 表情変化以外でも多くのカテゴリの変化が発生しているため, この表情に対しては ρ の設定値が高過ぎるといえる. 「嫌悪」は, 若干の選択性が確認できるものの, 全体的に反応が弱く, 分類粒度が不足している. 「喜び」は, カテゴリの変化が冗長ではあるが, 2 回目の表出が 100, 105 度の 2 方向のみでしか検出でき

ていないので、分類粒度が不足しているといえる。しかしながら、冗長なカテゴリ変化も多数発生しているため、これ以上、 ρ を上げることは望ましくない。なお、1 回目の表情は、34 フレーム前後で口の開示度が異なるが、この変化はカテゴリの変化として検出されている。「驚き」は、口の開示度が特徴的であるため、90 度付近で選択性が検出できている。表情変化以外では、まばたきの影響も強く受けている。「恐れ」は、 $\rho=0.970$ では分類粒度が低く、表情変化が検出できていない。

次に、カテゴリが冗長な「悲しみ」については ρ を下げ、分類粒度が不足している「嫌悪」と「怒り」については ρ を上げた場合の結果を図 8 に示す。 $\rho = 0.960$ の「悲しみ」は、冗長なカテゴリの変化が減り、1 回目の表情表出で若干の選択性が見られた。更に 0.950 まで下げたところ、1 回目と 2 回目の表出で選択性が見られるようになった。98, 99 フレーム目では全方向に渡ってカテゴリが変化している。原画像を確認したところ、目のまばたきが発生していた。検出対象の表情とは異なるが、まばたきは全方向で変化が発生するため、他の特徴変化と容易に区別することができる。と考える。 $\rho = 0.980$ の「嫌悪」は、選択的に反応する方位が増えているが、逆にカテゴリが冗長になっている。「恐れ」は、 $\rho = 0.980$ では 1, 2, 3 回目とも選択性が検出されている。特に 2 回目は広い範囲で検出することができている。

以上の結果から、方位選択性を用いることにより、画像特性に応じて ρ を低くした状態でも表情変化を検出することができる。すなわち、 ρ を低く抑えることで、冗長なカテゴリの発生が抑制することができる。また、分類粒度が足りないものに対しては、選択性が出る程度に ρ を上げるにより、冗長なカテゴリを発生させない範囲で表情変化を検出することができる。表情分類の次のステップとして表情認識を考えた場合、選択的に反応する方位をパターンとして持つことにより、より高度な認識を実現することができると思われる。

5. ま と め

本報告では、Gabor Wavelets の方位選択性を用いることにより、局所的な位相変化に伴う ART の選択的な反応から、表情の変化を動的に検出する手法を提案した。基本 6 表情を対象とした評価実験では、表情の動的かつ局所的な位相変化を、ART のカテゴリの変化として選択的に検出することができた。また、方位選択性を用いることにより、 ρ を変更しても、冗長なカテゴリを抑制しつつ表情変化を検出することができた。

今後は、方位以外の、波長や振幅、周波数、運動方向などの反応選択性に対しても評価を行う予定である。また、表情の長期的な変化に対するカテゴリの形成、忘却メカニズムの実装、コンテキスト（文脈）情報との融合などについても検討を加える予定である。

文 献

- [1] 茂木健一郎, "脳と創造性「この私」というクオリアへ," PHP 研究所, 2005.
- [2] Maja Pantic, Leon J.M. Rothkrantz, " Automatic Analysis of Facial Expressions: The State of the Art ", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.

- 22, No. 12, pp. 1424-1445, December 2000.
- [3] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [I] - コミュニケーションにおける表情とコンピュータによるその自動解析 - ", 信学誌, Vol.85, No.9, pp.680-685, Sep 2002.
- [4] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [II] - コンピュータによる顔表情認識技術 (1): 表情による感情の認識 - ", 信学誌, Vol.85, No.10, pp.766-771, Oct 2002.
- [5] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [III] - コンピュータによる顔表情認識技術 (2): 顔面の表情動作の認識 - ", 信学誌, Vol.85, No.12, pp.936-941, Dec 2002.
- [6] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [IV・完] - コンピュータによる顔表情認識の展望: 人間による表情認知に学ぶ - ", 信学誌, Vol.86, No.1, pp.54-61, Jan 2003.
- [7] 赤松茂, " コンピュータによる顔の認識 -サーベイ- ", 信学論 (D-II), Vol.J80-DII, No.8, pp.2031-2046, Aug 1997.
- [8] 太田寛志, 佐治斉, 中谷広正, " 顔面筋に基づいた顔構成要素モデルによる表情変化の認識," 信学論 (D-II), Vol.J82-DII, No.7, pp.1129-1139, Jul 1999.
- [9] 川嶋宏彰, 西山正紘, 松山隆司, " 表情譜: タイミング構造に基づく表情の記述・生成・認識", FIT2005 (第 4 回情報科学技術フォーラム) 情報科学技術レターズ, pp.153-156, 2005.
- [10] Paul Ekman and Wallace V. Friesen, " Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions from Facial Clues," Malor Books, 2003.
- [11] Carpenter, G.A. and Grossberg, S., " ART 2: Stable Self-Organization of Pattern Recognition Codes for Analog Input Patterns, " Applied Optics, 26, 4919-4930, 1987.
- [12] Carpenter, G.A. and Grossberg, S., " Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks," The MIT Press, 1991.
- [13] 伊達章, 倉田耕治, " 情報分離による複雑型細胞受容野の自己組織的形成モデル," 信学論 (D-II), Vol.J88-D-II, No.2, pp.211-217, Feb 2005.
- [14] 佐久本政巳, 松葉育雄, " 眼優位性及び方位選択性コラムの現象論的カップリングモデル," 信学論 (D-II), Vol.J83-D-II, No.3, pp.1005-1014, Mar 2000.
- [15] 横田康成, 増田康彦, 村上智, " 初期視覚における方位選択性の情報理論的必要性," 信学論 (D-II), Vol.J82-D-II, No.11, pp.2092-2100, Nov 1999.
- [16] 前川聡, 喜多一, 西川一, 澤井秀文, " 受容野の自己組織的形成," 信学論 (D-II), Vol.J81-D-II, No.9, pp.2181-2190, Sep 1998.
- [17] J.G. Daugman, " Complete Discrete 2-D Gabor Transform by Neural Networks for Image analysis and Compression," IEEE Trans. ASSP, vol.36, No.7, pp.1169-1179, Jul. 1988.
- [18] 内村俊二, 渡邊政典, 浜本義彦, " 手書き文字認識のための Gabor 特徴抽出系の最適化について," 信学論 (D-II), Vol.J84-D-II, No.4, pp.668-677, Apr 2001.
- [19] 田中秀郎, 吉田靖夫, 深見彦彦, 中野宏毅, " ガボールフィルタの振幅及び位相情報を用いたテクスチャ画像の領域分割," 信学論 (D-II), Vol.J84-D-II, No.12, pp.2565-2576, Dec 2001.
- [20] 堀田一弘, 三島健稔, 栗田多喜夫, " 未知の画像に対する識別率を用いた顔検出のための特徴点の順序付け," 信学論 (D-II), Vol.J84-D-II, No.8, pp.1781-1789, Aug 2001
- [21] 堀田一弘, " 部分的な隠れに頑健な顔検出法," 信学論 (D-II), Vol.J88-D-II, No.8, pp.1624-1633, Aug 2005.
- [22] 平山高嗣, 岩井儀雄, 谷内田正彦, " 顔認証のための顔位置推定と個人識別の統合," 信学論 (D-II), Vol.J88-D-II, No.2, pp.276-290, Feb 2005.
- [23] Lyons M.J., Budynek J., and Akamatsu S., " Automatic classification of single facial images," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.12, pp.1357-1362, Dec 1999.
- [24] D.H. Hubel and T.N. Wiesel, " Functional Architecture of Macaque Monkey Visual Cortex," Proc. Royal Soc. B (London), vol.198, pp.1-59, 1978.
- [25] 甘利俊一, 外山敬介, " 脳科学大事典," 朝倉書店, 2000.
- [26] Tai Sing Lee, " Image representation using 2D Gabor wavelets," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.18, No.10, pp.959-971, Oct 1996.