

顔画像の線描画による表現手法について

柴田 大介[†] 中村 剛士[†] 世木 博久[†] 伊藤 英則[†]

Hatched Image Representation of Facial Images

Daisuke SHIBATA[†], Tsuyoshi NAKAMURA[†], Hirohisa SEKI[†], and Hidenori ITOH[†]

あらまし さまざまな情報を含んでいる顔に関する研究が盛んに行われてきている。本論文では顔画像の濃淡を線密度に対応させた線画による似顔絵を作成する手法を提案する。本手法では原画像からエッジを抽出し、原画像とエッジ画像から線表現による顔画像出力を行う。エッジ抽出にはファジー推論を用いた。線描画は線の傾き、密度、種類の三つを制御する。また表情の変化についての実験を行い、本手法の有効性を検証した。

キーワード 顔画像、ファジー推論、エッジ抽出、線描画

1. まえがき

人間は顔から性別、年齢、人種、健康状態などのさまざまな個人情報を把握できる。更に、表情とその変化から喜怒哀楽などの感情や、精神状態などの心理的内面までも把握することができる[1]。このことより、顔は興味深い研究対象でありさまざまな方向から顔についての研究が行われている。例えば、顔面表情から感情、精神状態との関係を探る研究[2]~[4]、セキュリティを目的とした顔の識別同定システム[5]~[7]、顔を数個の基本的なパラメータのみでいかに表現するかという研究[8],[9]、更に、似顔絵の生成システムの研究[10],[11]などが行われている。

特に、似顔絵は新聞や雑誌等のマスコミ分野での利用ばかりではなく、犯罪捜査などの分野での利用などさまざまな用途が考えられている。新聞や雑誌でよく見かけるさまざまな著名人の似顔絵は、専門家によって特徴が強調されて描かれている。このような似顔絵には主に二つの種類が存在する。すなわち、輪郭を線で描き、眼や鼻を描く方法(図1)と、顔の濃淡を線の集合により陰影を保存した表現方法(図2)がある。前者の似顔絵方法は塩野ら[10]や、奥水ら[11]等による似顔絵システムが発表されているが、後者の方法のシステムの発表はまだ例を見ない。

本論文では後者の似顔絵生成の一つの手法を提案す

る。すなわち、顔濃淡画像から線の集合への変換を行うことにより、線集合としての似顔絵を生成する手法を提案する。線集合への変換を行うために必要なパラメータとしては種々考えられるが、ここでは、処理の単純性を考慮して、線の傾き、線の密度、線の種類を採用した。なお、これらは原画像の輝度の値や、原画像から抽出されたエッジをもとに決定する。エッジの抽出には、主観的な処理を可能とすることを考慮してファジー推論を用いた[12],[13]。

2. システムの構成と処理の流れ

本論文での、濃淡値をもつピクセル画像から、線密度をもつ線画像への変換のシステムの処理の流れと基本的な考え方について述べる。まず、入力された顔濃淡画像(原画像)のエッジ抽出を行う。次に、原画像



図1 似顔絵例1^(注1)
Fig.1 Sample portrait 1.



図2 似顔絵例2^(注2)
Fig.2 Sample portrait 2.

[†]名古屋工業大学工学部知能情報システム学科, 名古屋市
Department of Artificial Intelligence and Computer Science,
Nagoya Institute of Technology, Nagoya-shi, 466 Japan

(注1):平成8年11月1日 日本経済新聞朝刊 広告欄より。
(注2):平成8年8月23日 毎日新聞朝刊 「みんなの広場」より。

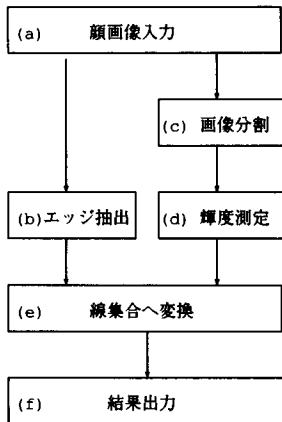


図3 処理のフローチャート
Fig. 3 Flowchart of the proposed system.

のピクセルの輝度と求めたエッジの情報をもとに線集合への変換処理を行う。最後に、その出力処理を行う。

図3に本手法の処理の流れを示す。(a)では、顔濃淡画像(原画像)をメモリに格納する。(b)では、画像のフィルタリング、エッジ抽出およびその細線化を行う。(c)では、原画像を適当な領域に分割する。(d)では、分割された領域ごとの平均輝度を求める。(e)では、(c)で分割された領域ごとに線表現に必要な線の傾き、線密度、線の種類の三つのパラメータ値を決定する。(f)では、線描画された結果をディスプレイに出力する。

以降に、これらの処理について詳述する。

3. エッジの抽出

顔に関する主要な情報として、

(1) 顔の輪郭および顔を構成している部品(目、鼻など)の輪郭

(2) 顔を構成する面の輝度

がある。まず、(1)の輪郭を決定するためにエッジ抽出を行う。ここで用いたエッジ抽出方法は以下の三つのステップから構成される。

3.1 フィルタリング

エッジ抽出の前準備として、ガウス関数を用いて、入力された原画像にフィルタリング処理(以降ガウスフィルタリングと呼ぶ)を行う。フィルタリングの目的は入力画像のノイズの除去である。なお、ここではガウスフィルタリングとして、Lawら[12],[13]の提案するファジーガウスフィルタを用いた。これまで数多くのフィルタリング手法が提案されているが、それ

表1 ガウス関数の方向の決定ファジールール
Table 1 Determining direction with fuzzy rules.

steepness	symmetry	direction
small	low	low
small	high	low
large	low	medium
large	high	large

らの多くが入力イメージに特化したパラメータ設定をする必要があり、フィルタリング精度は入力イメージに大きく依存する。それに対し、ファジーガウスフィルタは、入力イメージに特化したパラメータ設定をする必要がなく、有効なフィルタリングを行うことが可能であり、フィルタリング精度は入力イメージに依存しない。

フィルタリングには、入力画像 I とガウス関数 W との畳込みによってフィルタリングされた画像 I' を求める。

$$I' = I * W \quad (1)$$

ここで、ガウス関数 W は式(2)で表される。

$$W(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

ガウスフィルタリングでは、ガウス関数の広さと方向をファジー推論により制御している。それは、 σ を制御することで実現する。ガウス関数の方向を以下のように定義する。

まず、ガウス関数の方向を求めるピクセルと近傍の49ピクセル(縦×横=7×7ピクセル)の近傍画像を考える。次に、近傍画像を二つの領域に分割したときの、こう配の大きさ(steeptness)と、対称性(symmetry)の二つのパラメータについてのファジー推論によってガウス関数の方向が決定される(表1)。この場合の二つの領域の境界線の位置はこう配の大きさが最大となる位置である。ここで、こう配の大きさとは、領域1と領域2の平均輝度の差であり、対称性とは、中心のピクセルについて点対称となる領域1と領域2のそれぞれの点の輝度の差の絶対値の平均値である(図4)。

次にガウス関数の広さを決定する。まず、 W を先に求めたガウス関数の方向(u, v 座標系とする)へ座標変換する。

$$W(i, j) = \frac{1}{2\pi} \left(\frac{1}{\sigma_u} \exp\left[-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma_u^2}\right] \right)$$

表2 ガウス関数の広さの決定ファジールール
Table 2 Determining size with fuzzy rules.

steepness	symmetry	σ_u	σ_v
small	low	large	large
small	high	large	large
large	low	small	small
large	high	large	small

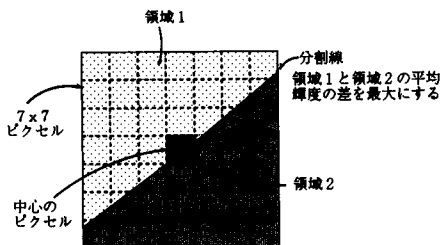


図4 こう配 (gradient) の方向の決定
Fig.4 Evaluation of a gradient direction.

表3 エッジ抽出のファジールール
Table 3 Determining edgeness with fuzzy rules.

steepness	symmetry	straightness	edgeness
low	low	low	low
low	low	high	low
low	high	low	low
low	high	high	low
high	low	low	low
high	low	high	low
high	high	low	low
high	high	high	high

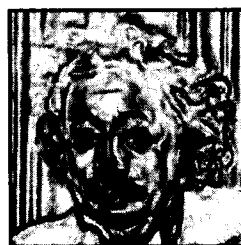


図7 エッジ抽出画像 図8 細線化画像
Fig.7 Edge detect image. Fig.8 Edge skeleton image.



図5 入力画像 I 図6 フィルタリング画像 I'
Fig.5 Original image. Fig.6 Filtered image.

$$\times \left(\frac{1}{\sigma_v} \exp \left[-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma_v^2} \right] \right) \quad (3)$$

ガウス関数の広さは σ_u, σ_v の大きさを求めることで決定する。これは、こう配の大きさ (steepness) と直進性 (straightness) を用いて、表 2 に示すファジールールを用いたファジー推論により決定される。ここで、直進性 (straightness) とは、近傍領域の境界線の垂線に対する対称性のことである。

以上において定義したガウス関数を用いてファジーガウスフィルタリングを行う。原画像を図 5 にフィルタリング結果を図 6 に示す。

3.2 エッジ抽出

エッジの抽出は以下の手順で行う。まず、フィルタリングされた画像の各ピクセルについて再度、こう配の大きさ (steepness)、対称性 (symmetry)、直進性 (straightness) を求める。次に、以上の三つのパラメータから表 3 に示すファジールールより、ファジー推論によって、ピクセルのエッジの度合 (edgeness)

を決定する。もちろん、エッジの度合が高いピクセルほどエッジである可能性が高い。

ファジー推論を用いたエッジ抽出の結果を図 7 に示す。

3.3 エッジの細線化

エッジの細線化を 3.2 のエッジ抽出の結果を用いて行う。これは 3.2 によって求めたエッジの度合 (edgeness) の高いピクセルを選択し、それらを連結することによりエッジの骨格を抽出することである。エッジの細線化結果を図 8 に示す。

4. 領域の分割

本手法では、適当な領域ごとに、輝度をもつピクセル集合から、線密度をもつ線の集合の変換を行う。よって、原画像を適当な領域に分割する。図 9, 10 は線集合への変換の簡単なモデルの実行例であり、領域ごとに輝度から線密度へ変換する方法の妥当性を示している。この場合は原画像が単純な球であり、領域分割は、原画像の 3 次元的な構造に適した分割を行っている。しかし、顔画像は、顔の 3 次元的な構造が複雑であるため、原画像を単純に方形に区切ることにした。ここから以降では、原画像を方形に区切ったときの一つの方形領域を単位領域と言うことにする。

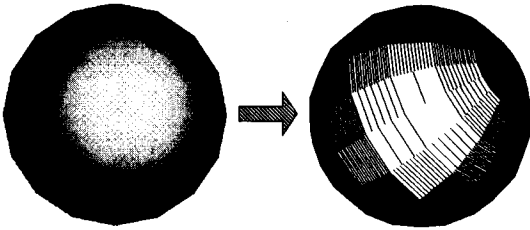


図9 球体
Fig.9 Sphere image.

図10 球体の線描画
Fig.10 Drawing image.

5. 単位領域における線表現への変換

本手法では、単位領域内でピクセル集合から、線表現への変換を行う。線表現に必要なパラメータは線の傾き、線密度、線の種類の三つとした。このパラメータは単位領域の平均輝度、エッジ画像の単位領域中のエッジを近似することによって求められるエッジの傾きの二つを用いて決定される。

5.1 線の傾き

線の傾きとは図11に示すように、単位領域の底辺と描画する線とのなす角度のことである。この線の傾きを単位領域内にエッジを含む場合と、含まない場合の二つの場合に分けて定義する。

(1) 領域内にエッジを含む場合

この場合は線の傾きは、領域内を通る最も距離の長いエッジに沿うものとする。傾きの例を図12に示す。

(2) 領域内にエッジを含まない場合^(注3)

線の傾きは、単位領域の左に隣接する単位領域 D_L 、右に隣接する単位領域 D_R から決定される(図11)。ここで、 D_L の平均輝度を L_L 、 D_R の平均輝度を L_R としたとき、線の傾き θ を以下の式で与える。

$$\theta = \begin{cases} \theta' & (L_L - L_R) \geq 0 \\ \pi + \theta' & (L_L - L_R) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

但し、

$$\theta' = \left(\frac{L_L - L_R}{H} \right) \times \frac{\pi}{2} \quad (5)$$

ここに、入力画像 I に存在するピクセル輝度は $[0 \sim H]$ の範囲で割り当てられるものとする。

5.2 線密度

原画像の濃淡(ピクセルの輝度)を変化させる一般的な手法の一つに以下の γ 関数^(注4) [14]を用いた手法が存在する。 x, y はそれぞれ原画像の輝度、輝度変化後の画像の輝度を示す。 k, γ は定数である。

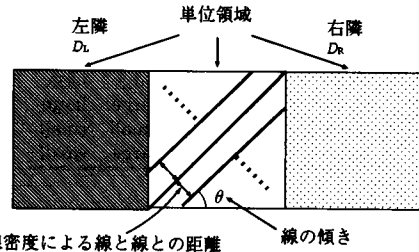


図11 線の傾き、線密度の定義
Fig.11 Definition of a slope of lines and a density of lines.

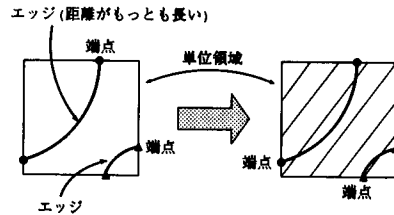


図12 傾き決定の例
Fig.12 Example of determining a slope of lines.

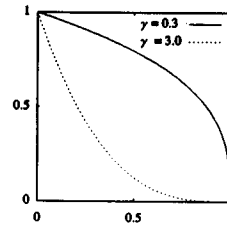


図13 式(7)の図 ($k=1$)
Fig.13 Figure for formular (7) ($k=1$).

$$y = k \times x^\gamma \quad (6)$$

上式は、 $k, \gamma > 0$ の場合、 y は x に対して単調増加であり、この単調増加という特性および k, γ の設定値によって、原画像の濃淡を効果的に変化させることができる。

ここでは同様手法によって、単位領域内の原画像の平均輝度 L によって線密度 ρ を変化させる。但し、縦軸には線密度 ρ をとるため、単調減少関数を用いる。線密度 ρ は次式により決定する。

$$\rho = k \times \left(1 - \frac{L}{H} \right)^\gamma \quad (7)$$

(注3)：ここでは顔画像を3次元的に中心が突起している凸状物体であると仮定した。

(注4)：イメージスキャナやCRTなどの画像入出力機器の伝達関数として用いられる。

上式は、図 13 のような概形であり、平均輝度 L が高くなるに従い、線密度 ρ が低くなる単調減少関数である。また、パラメータ k は、それを変化させることにより、画像全体にわたって一様に線密度を定数倍することが可能であり、線密度 ρ の最大値を設定する。更に、 γ については、 $\gamma < 1$ とすることで、全体に線密度を上げると共に、線密度の高い部分において、線密度の階調変化を少なくし、 $\gamma > 1$ とすることで、全体に線密度を下げると共に、線密度の低い部分において、線密度の階調変化を少なくすることができる。

なお、パラメータ k の設定によっては、線密度 ρ が 1.0 を超える場合が生ずるが、その場合 $\rho = 1.0$ とし処理する。

5.3 線の種類

本手法では、実線と破線の 2 種類とする。線密度 ρ と、線の傾き θ をもとに決定された描画本数 N が小さい場合は、線の種類を実線から破線に変更する。これは単位領域内の線の分布を一様にするためである。但し、線を破線に変更すると、線の濃度が低くなるため、線密度を増加させる必要がある。このように、線の種類は、描画本数を決定するパラメータの一つである線密度 ρ によって以下のように示される。

- (1) $\rho \geq \alpha$ のときは実線とする。
- (2) $\rho < \alpha$ のときは破線とし、線密度は $\rho' = (\rho \times \beta)$ に変更する^(注 5)。

6. 出力結果と評価

以上を用いて線表現への変換を行った結果を図 14 から図 21 に示す。原画像は 256×256 サイズであり、方形領域は 64×64 に分割した。線集合へ変換した、最終出力のサイズは 768×768 サイズとした。最終出力を本論文において図に示すと、線がつぶれるために拡大画像を隣に掲載した。また、出力結果の違いは

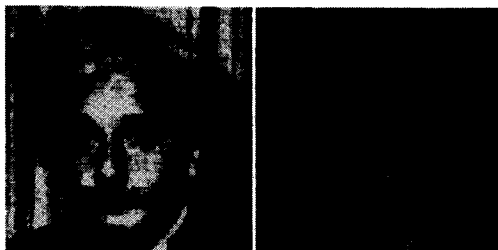


図 14 実行結果 (1) 図 15 実行結果 (2)
Fig.14 Output result (1). Fig.15 Output result (2).

表 4 に示すパラメータの値による違いである。

k, γ にそれぞれ適当な値を設定した場合の線画出力等との対応を表 4 に示す。表 4 中、実行結果 (1)、(2) については、 $k = 1.0$ に固定し、 γ のみを変化させた場合の例である。図 22 には、それぞれの線密度について縦軸に単位領域の数を表すことで、線密度の分布を示した。5.2 で述べたように、 $\gamma = 0.3$ とした場合は、 $\gamma = 1.0$ の場合と比較して、全体に線密度が上がると共に、線密度の高い部分において、線密度の階調変化が少なくなることから、線密度の比較的高い単位領域が増加し、線密度の低い単位領域が減少している。図 14 と図 15 を視覚的に比較した場合でも、図 15 は図 14 に比べ、線密度の高い領域の増加によって、線によって塗りつぶされた領域が増加し、線密度の高い部分の変化が乏しいのがわかる。

表 4 パラメータの値
Table 4 Parameters value and figure's number of graph.

実行結果	k	γ	ヒストグラム
(1) (図 14, 18)	1.0	1.0	図 22
(2) (図 15, 19)	1.0	0.3	図 22
(3) (図 16, 20)	0.5	2.5	図 23
(4) (図 17, 21)	1.0	2.5	図 23



図 16 実行結果 (3) 図 17 実行結果 (4)
Fig.16 Output result (3). Fig.17 Output result (4).



図 18 拡大画像 (1)
Fig.18 Zoom output (1).



図 19 拡大画像 (2)
Fig.19 Zoom output (2).

(注 5) : ここでは、実験結果から、 $\alpha = 0.5, \beta = 2.0$ とした。



図20 拡大画像 (3) 図21 拡大画像 (4)
Fig.20 Zoom output (3). Fig.21 Zoom output (4).



図26 微笑みの表情 図27 悲しみの表情
Fig.26 Smile expression. Fig.27 Sad expression.

単位領域の数

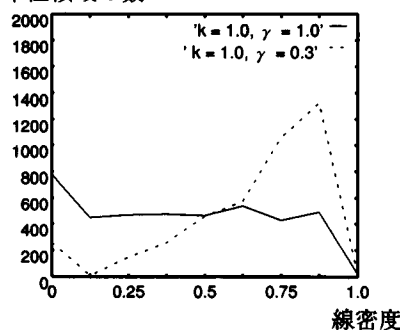


図22 グラフ1
Fig.22 Graph 1.

単位領域の数

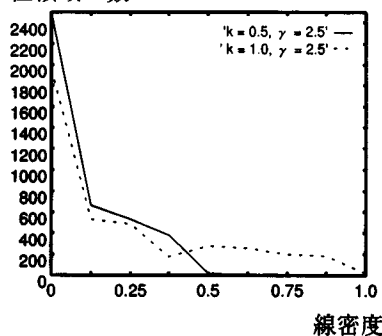


図23 グラフ2
Fig.23 Graph 2.

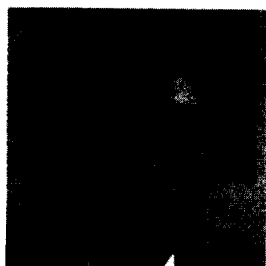


図24 原画像
Fig.24 Original image.



図25 実行結果
Fig.25 Output result.

また、実行結果 (3), (4) については、 $\gamma = 2.5$ に固定し、 k のみを変化させた場合の例である。それぞれの線密度の分布を図 23 に示した。図 23 においては、 $k = 0.5$ とした場合、式 (7) から容易にわかるように、線密度 ρ の最大値は 0.5 に抑えられ、線密度は 0.0~0.5 の範囲に分布する。また、 $k = 1.0$ とした場合、5.2 において述べたように、 k を変化させることの効果として、画像全体に対して一様に線密度が定数倍になるため、線密度は 0.0~1.0 の範囲に分布する。従って、図 16 と図 17 を視覚的に比較した場合、図 16 は図 17 に比べ、線密度が低いため、全体的に明るく見える。

更に、別の原画像 (図 24) を用いて実験を行った結果を図 25 に示す。ここで、パラメータの値は $k = 4.0, \gamma = 3.0$ であり、エッジ画像を同時出力している。

また、本手法の利用の一つとして簡単な表情の変化が挙げられる。今回用いた手法は目のまわりの線の変化を方向を変化させるという単純な方法である。結果を図 26, 27 に示す。線描画に変換を行った後に表情の変化を表現できることを示した。

7. むすび

本論文では、与えられた顔原画像から、ファジー推論を用いたエッジ抽出、輝度の線密度への変換を行うことによる似顔絵生成システムの作成を行い、線集合によって陰影を付けた似顔絵を得ることを示した。

また、本論文では、それぞれの実験結果についての評価を行ったが、今後、更に人間の感覚に近い尺度を用いた評価についての検討を進める必要があると考えている。最後に、線集合によって顔を表現することにより、図 26, 27 に示すように、線の方向の変化のみで表情の変化を表現することが可能である。このこと

は本手法で述べた方法が、一つの顔画像から異なった表情を生成することの可能性を示唆している。これについては今後の課題として残された。

文 献

- [1] 吉成 勇, “日本人の顔 (日本人シリーズ),” 新人物往来社, 1995.
- [2] 尾田政臣, 加藤 隆, “線画の顔画像に対する特徴の顕著性に関する検討,” 情処学論, vol.37, no.9, pp.1717-1725, Sept. 1996.
- [3] 山口真美, 加藤 隆, 赤松 茂, “顔の感性情報と物理的特徴との関連について,” 信学技報, HC94-89, 1995.
- [4] 原文雄, 山下 正, 北沢修司, “プラント運転監視への顔グラフの応用のための基礎的研究,” 計測自動制御学会論文集, vol.15, no.1, pp.53-60, 1979.
- [5] 島田英之, 磯部博夫, 塩野 充, “顔の両眼付近の部分画像を用いたゲート管理のための個人識別実験,” 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.9, pp.1680-1690, Sept. 1994.
- [6] S. Kimura and M. Yachida, “Estimation of the degree of human facial expression,” Proc, 5th, IEEE RO-MAN, pp.355-340, 1996.
- [7] 角 保志, 太田友一, “分散型 2次元見え方モデルに基づく顔画像の解析,” 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.12, pp.2342-2352, Dec. 1994.
- [8] 永田明德, 岡崎 透, 崔 昌石, 原島 博, “主成分分析による顔画像の基底生成と空間記述,” 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.7, pp.1230-1235, July 1996.
- [9] 上木伸夫, 森島繁男, 山田 寛, 原島 博, “多層ニューラルネットによって構成された感情空間に基づく表情の分析・合成システムの構築,” 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.3, pp.573-582, March 1994.
- [10] 塩野 充, 武田 哲, 村山智彦, “顔画像からの似顔絵作成システム,” テレビ誌, vol.42, no.12, pp.1380-1386, Dec. 1988.
- [11] 村上和人, 中山 晶, 興水大和, 福村晃夫, “似顔絵システム PICASSO における感情表現と空間次元の扱い,” 信学技報, PRU90-7, 1990.
- [12] T. Law, H. Seki, and H. Itoh, “Image filtering, edge detection, and edge tracing using fuzzy reasoning,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.18, no.5, pp.481-491, May 1996.
- [13] T. Law, H. Seki, and H. Itoh, “Fuzzy reasoning techniques for image filtering, edge detection, and edge tracing,” 日本ファジィ学会誌, vol.7, no.4, pp.849-861, Aug. 1995.
- [14] 齋藤正男, “デジタル画像処理,” 東海大学出版会, 1986.
(平成 8 年 12 月 20 日受付, 9 年 3 月 12 日再受付)



柴田 大介

1997 名古屋工大・工・知能情報システム卒。現在、同大学院博士前期課程在学中。顔画像に関する研究に従事。



中村 剛士

1993 名古屋工大・工・電気情報卒。1995 同大学院博士前期課程了。現在、同大学院博士後期課程在籍中。ニューラルネットワーク、ファジー推論等に興味をもつ。ファジィ学会会員。



世木 博久 (正員)

1979 東大・工・計数卒。1981 同大学院工学系研究科修士課程了。同年 4 月より三菱電機 (株) 中央研究所に勤務。1985~1989 (財) 新世代コンピュータ技術開発機構に出向。1992 年 4 月より名古屋工業大学工学部知能情報システム学科助教授。1997 年 4 月同大学教授。工博。論理プログラミング、演えきデータベース等に興味をもつ。情報処理学会, 人工知能学会, ACM, IEEE Computer Society 各会員。



伊藤 英則 (正員)

1974 名大大学院工学研究科博士課程電気・電子専攻満了。工博。同年日本電信電話公社入社, 横須賀研究所勤務。1985 (財) 新世代コンピュータ技術開発機構出向。1989 より名古屋工業大学知能情報システム学科教授。数理言語理論とオートマトン, 計算機ネットワーク通信 OS, 知識ベースシステムなどの研究と開発に従事。情報処理学会, 人工知能学会 (理事), 形の科学学会, ファジィ学会各会員。