特徴量フィードバックを持つ動的閾値法による 腎臓系球体内の細胞核領域の抽出

学生員 張 小牝 (福井大)

正 員 谷口慶治 (福井大)

非会員 仲野 豊 (福井大)

Dynamic Thresholding with Feature Feedback and its Application to Extracting Nuclei in Glomeruli of Human Kidneys

XiaoMang Zhang, Student Member(Fukui University)

Keiji Taniguchi, Member(Fukui University)

Yutaka Nakano, Non-member(Fukui University)

We propose a dynamic thresholding method with feature-feedback in which feature information of the thresholded result is used to tune the thresholding in a proper state where a optimal thresholded result can be obtained. An original image is convolved with a two-dimensional Gaussian function first, and then the convolved image is used as a surface threshold at which the original image is thresholded. For the thresholded image, The selected feature value of extracted objects is calculated first and then, as the feedback information, is compared with the reference value. The space constant σ of the Gaussian is adjusted according to the error between the two values recursively until a proper result is given.

The proposed method is applied to extracting nuclei in the glomeruli of human kidneys, where two features are selected as the feedback information; one is the average size of the extracted nuclei, and another is their size-number distribution. Experimental results are presented to successfully demonstrate the feasibility of the proposed method.

キーワード: 画像処理, 局所閾値, 特徴量フィードバック, 細胞核, 系球体, 腎臓

1. まえがき

腎生検 (人体の背中側から針を差し, 腎臓の組織を微量採取して顕微鏡で見る検査) は腎炎の診断に最も効果的な方法である^(1,2). この診断に画像処理を応用すれば, 検査を自動化して高速かつ定量的に行うことが期待できる. このために解決すべき最初の課題は, 腎臓組織画像中の系球体領域と, その内部の各領域を同定することである.

このような画像セグメンテーションの方法としては閾値処理が最も多く使われている. 閾値処理のかぎは閾値を適切に選択することであり, 数多くの方法が提案されている⁽³⁻¹¹⁾. 例えば p-title 法, mode 法, 大津の方法などは広域的な閾値を自動選択するものである⁽⁵⁾. 広域的な閾値は全画面に対する単一の閾値であるので, 照明などから生まれたむらのある背景を持つ画像から対象物を正確に抽出することは困難である. これに対して局所的な閾値の決定法がいくつか提案されている^(4,5).

その一つとして, Chow と Kaneko は可変閾値法 (Variable Thresholding) を提案し, この方法を使って心血管造影像から左心室のエッジを抽出した⁽¹²⁾. そこではまず画像を固定サイズのウィンドウに区分し, 各ウィンドウに対して各々のヒストグラムを求める. 次に双峰ヒストグラムを有するウィンドウ内で局所的な閾値を求め, これらの閾値を全画面に内挿することで, 一つの閾値曲面を得ている⁽¹³⁾. この閾値面は用いるウィンドウのサイズによって異なるので, 予め適切なウィンドウを設定しなければならない.

Yanowitz と Bruckstein は適応閾値法 (Adaptive Thresholding) を提案した⁽¹⁴⁾. この方法では, 原画像の勾配がある値より大きい領域だけを対象に局所的な閾値を計算し, これらの値を用いて内挿法により閾値面を定める. Yanowitz-Bruckstein 法は, 領域境界として有意なエッジが勾配値のある程度大きい場所にしか存在しないことに基づく方法である. この方法で求められる閾値面は, 勾配の大きさに対して

事前に設定される閾値に依存するので、予め適切な設定値を知る必要がある。

このような局所的閾値決定法におけるパラメータ設定に柔軟に対処できる一つの方法として、本論文で我々は特徴量フィードバックの概念を導入し Close-loop の動的閾値法 (Dynamic Thresholding) を提案する。この方法では 2 次元 Gaussian 関数を利用し原画像をぼかす。そのぼけ画像を閾値面として用いて原画像を 2 値化する。この操作により抽出した対象物の特徴量を求め、その値をフィードバック情報として対応した特徴量の設定値と比べ、誤差が許容範囲内であればこの 2 値化画像を妥当な結果として受け入れる。そうでなければ誤差信号により σ を変化させて 2 値化を繰り返す。

ここで提案する方法により人間の腎臓系球体画像の細胞核領域の抽出を行った。実験結果より、腎臓系球体画像の細胞核領域を良好に抽出できることが分かった。

2. 動的閾値

画像中のある領域が、背景とは異なる対象物領域として知覚される際、その領域は変動のゆるやかな画素値配列からの逸脱した部分として捕らえられることが多い。従って、あるフィルタを用いて原画像をぼかし、そのぼけ画像を閾値面として使う考え方は自然な方策であろう。この目的を満たすフィルタを捜すために、Butterworth フィルタといくつかの近傍加重平均フィルタ⁽¹⁵⁾を試した。その中で我々は 2 次元 Gaussian 関数 G によるぼけ画像を閾値面として用いると良い 2 値化結果の得られることが分かった。 G は次式のように表される。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}; \quad \sigma > 0 \quad (1)$$

標準偏差である σ は本稿で提案する方法で重要な役割を演ずるパラメータとなる。

デジタル原画像と G の畳み込みは近似的に次式で実現され、ぼけ画像 I_{th} を得る。

$$I_{th}(x, y) = \sum_{\alpha=-n}^{n-1} \sum_{\beta=-n}^{n-1} G(\alpha, \beta) I(x - \alpha, y - \beta) \quad (2)$$

$$\sum_{x=-n}^{n-1} \sum_{y=-n}^{n-1} G(x, y) = 1 \quad (3)$$

式 (2), (3) は実効的な G の値を x, y 方向共に $[-n, n-1]$ 画素の範囲に制限して具体化したものである。

Marr らは有名な零交差法として 2 次元 Gaussian 関数の Laplacian を使って有効なエッジ抽出法を示した⁽¹⁶⁾。彼らは σ を Gaussian 空間定数と呼んでいる。Gaussian 関数の特長はそれが空間と周波数両領域で理想的な Smoothing と Localizing を両立させる唯一の分布であることである⁽¹⁷⁾。Butterworth フィルタと近傍加重平均フィルタはこの特性を待たないために、本研究でも良い結果を得ることができなかった。他の特長としては、Gaussian 関数の σ を加減するだ

けで I_{th} のぼけ具合を可変できるので、閾値面としての好ましいぼけ画像を選ぶことが容易なことである。

簡単のために、画像の明度断面の 1 次元モデルで閾値処理を説明する。図 1 で横軸は画素位置、縦軸は画素の明度値である。図 1(a) で A は原画像を表す曲線であり、曲線 A に含まれる 2 つの凹部分が抽出したい対象物 (細胞核) である。曲線 A のような場合、単一閾値では同時に 2 つの対象物を正確に抽出することは不可能である。そのために、Gaussian 関数

$$g_{\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}; \quad \sigma > 0 \quad (4)$$

を用いて次式で A をぼかす。

$$A_{\sigma}(x) = \sum_{\alpha=-n}^{n-1} g_{\sigma}(\alpha) A(x - \alpha) \quad (5)$$

図中の曲線 A_{10} は式 (4) の $\sigma = 10$ で式 (5) により曲線 A をぼかしたものである。この A_{10} を閾値曲線として曲線 A を 2 値化すると 2 つの対象物をほぼ正確に抽出できることが分る。本稿で提案する方法では曲線 A_{10} のような閾値曲線 (2 次元の場合は閾値面) を動的閾値と呼ぶ。

3. 特徴量フィードバック

<3.1> フィードバック特徴量の選択

図 1(a) にはまた曲線 A と同じ対象物、但し違う背景を持つ曲線 B およびそのぼけ曲線 $B_{10}(\sigma = 10)$ が示されている。 B_{10} で曲線 B を 2 値化すると曲線 A と同じ 2 値化結果にならないことが分かる。同じ対象物を持つ画像に対して違う結果となることは望ましくない。曲線 B の場合も、 σ の値を加減して A となるべく同じ 2 値化結果を得るためには、その結果を評価する特徴量を定める必要がある。最も簡単に、効果的な特徴量は対象物の平均サイズ (1 次元: 長さ, 2 次元: 面積) であろう。例えば、曲線 A の場合に抽出された 2 つの対象物の平均サイズ $w_0 = (w_1 + w_2)/2$ を特徴量の基準値と考える。このとき、 B の 2 値化結果における平均サイズ $\bar{w}_0 = (\bar{w}_1 + \bar{w}_2)/2$ と w_0 との差 $|\bar{w}_0 - w_0|$ が最小となる σ の値は B の最良 2 値化結果を生じる。図 1(a) に示すように B_{12} と B の交点は A_{10} と A の交点とほぼ同じであるので、 $\sigma = 12$ が良いことが分かる。このように、抽出結果を計る特徴量として平均サイズを用いることは簡便な一つの方法といえる。

<3.2> σ と特徴量の関係

σ を変化させて自動的に最良結果を見出すために、 σ と平均サイズの関係を知らねばならない。図 1(b) に示すように、原画像を表す曲線 A に対して σ を増加させれば、この平均サイズは大きくなることが分かる。この関係を利用して原画像を自動的に最良に 2 値化することができる。<3.1> で述べた適正值 w_0 は標本によって幾分異なると考えられるので、ある小さな正の実数 ε に対して、もし値 $|\bar{w}_0 - w_0| \leq \varepsilon$ であれば、2 値化結果は最良結果として受け入れる。そうでないとき、も

図1 画像の明度断面の1次元モデルおよびそのぼけ曲線
Fig.1. Cross sections of original images and their blurred curves.

し $\tilde{w}_0 > w_0 + \varepsilon$ であれば, σ を減少させ, $\tilde{w}_0 < w_0 - \varepsilon$ であれば, σ を増加させれば良い.

<3.3> σ の可変範囲

フィードバック特徴量として選択した対象物の平均サイズは σ と同じ向きに変化することが分かった. しかし, σ の値が大きすぎると, 動的閾値としてのぼけ画像は原画像の局所性を反映しなくなるため, σ の上限を定めなければならない. 多くの実験により, 妥当な上限 σ_{max} は次の経験式より決めることができる.

$$\sigma_{max} = \min\{2 \times T1, T2/2\} \quad (6)$$

式中 $T1$ は対象物の予想される最大サイズ, $T2$ は対象物間の間隔を表している. 図1(b)の場合, $T1 = 10, T2 = 37$, として式(6)より $\sigma_{max} = 18.5$ である. 図1(b)のぼけ曲線 A_5 と A_{10} は $\sigma < \sigma_{max}$ であるので, それらのぼけ曲線は形で原曲線 A に従順であるが, σ は σ_{max} を越えるとそのぼけ曲線は A_{30} のように原曲線に従順ではなくなる. すなわち, A_{30} のようなぼけ曲線は動的閾値にならない. また, デジタル画像を扱っているので, 簡便のために $\sum_{i=-n}^{n-1} g(i) = 1$ を満足する σ の最小値を $\sigma_{min} = 1$ とする.

4. 糸球体内の核領域抽出のためのフィードバック方法

<4.1> 糸球体画像

腎臓病の多くは, 糸球体中に濃染性の核を有するメサンギウム細胞が増殖する. この視的特徴が腎炎の診断では重要な手がかりとなっている^(1,2,18). 本研究では, 腎臓組織画像からすでに抽出された糸球体領域⁽¹⁹⁾を原画像(図2(a)参照)

として, その中の細胞核領域をなるべく正確に抽出することを検討した. 糸球体領域に散在する核領域の面積は小さく, その濃度分布も広い範囲に及ぶため, ヒストグラムなどの画素属性分布に基づく単一閾値で核領域を抽出することは困難である. このように, 小さな抽出すべき領域が散在し個々の領域については中心部にいくほど暗くなるような場合, 大きな σ 値によって抽出される領域は小さな σ 値によるものより広くなることは図1に示されている様子と同じである. 我々は, 前節で提案した特徴量フィードバックを持つ動的閾値法を, 核領域抽出に適用する. なお, 以下に現れる具体的数値例は原画像が 512×512 画素の明度値 (256 階調) 配列の場合である.

<4.2> フィードバック方針

3節でフィードバックの概念と基本方針を述べた. 実際の応用に合わせて, フィードバック方法を変形できる. ここでは細胞核領域を正確に抽出できるように, まず前述までの方法を具体的に適用した場合 (基本フィードバック) を説明し, さらにこれを改良して精密な σ 値を選定できるように工夫する.

(1) 基本フィードバック (図3(a)参照)

糸球体内の細胞核領域の面積にたいして, その分布の平均値 $\bar{S}$ は標本によって異なるが, $\bar{S}$ の妥当な存在範囲 $[\bar{S}_{min}, \bar{S}_{max}]$ は医学的に分かっている. ここで撮影条件によって, $(\bar{S}_{max} + \bar{S}_{min})/2$ は $[22, 32]$ (画素) に相当する. この範囲の信頼性は数多くの標本を使った実験によって検証された. 便利のために $(\bar{S}_{max} + \bar{S}_{min})/2$ を S_a , $(\bar{S}_{max} - \bar{S}_{min})/2$

図2 糸球体原画像とその5つの2値化画像

Fig.2. An original image of a glomerulus and its 5 thresholded images.

表1 図2に示している2値化画像の特徴量
Table 1. Feature parameters of the binary images shown in Fig. 2.

$\Delta S_a = 5$						
Item	σ	S_o	N_o	ΔS_o	ξ	ρ
(b)	1.6	14.0	116	13.0	--	--
(c)	2.5	23.5	145	3.5	12.7	0.540
	2.8	26.5	143	0.5	14.1	0.532
(d)	3.1	29.0	141	-2.0	15.0	0.517
	3.4	29.8	144	-2.8	15.8	0.530
(e)	3.7	31.4	143	-4.4	17.0	0.541
(f)	4.9	35.2	137	-8.2	--	--

を ΔS_a と表すと、 $S_a = 27$ 画素、 $\Delta S_a = 5$ 画素である。動的閾値処理により抽出した核領域の平均面積を S_o 、 $S_a - S_o$ を ΔS_o とすると、 $|\Delta S_o| < \Delta S_a$ であれば、その2値化画像を最終抽出結果として受け入れ、そうでなければ ΔS_o の符号をフィードバック情報として σ を加減する。図2および表1は種々の σ 値による閾値結果と対応する評価値を示したものである。この場合、 $\sigma \in [2.5, 3.7]$ による結果がいずれも受理可能となる。従って、 σ が変化してこの区間に入った時点で処理が終了する。この区間で核領域の個数 N_o はほぼ一定なので N_o だけを求める目的ならば基本フィードバックを用いれば良い。しかし、通常 $|\Delta S_o| < \Delta S_a$ を満たす σ は一意でないため、以下に述べるように、他の評価を加えることによって、より厳密な抽出結果を選定することができる。

(2) 適切な σ の決定 (図3(b) 参照)

本研究では抽出対象となる個々の領域が非常に小さいので、形状等の特徴量例えば円形度⁽²⁰⁾を利用することは期待できない。一つの画像中には数多く(百以上)の細胞核が存在するので、核面積の均一性を選定基準として用いることにする。具体的には、上記(1)で $|\Delta S_o| < \Delta S_a$ を満たす2値化画像各々に対し、まず抽出領域の面積のばらつきを標準偏差 ξ として算出する。そして次式のように ξ を平均値 S_o で規格化した値 ρ を均一性の尺度として用いる。

$$\rho = \frac{\xi}{S_o} \quad (7)$$

すなわち、値 ρ の一番小さい2値化結果を最良なものとして選定する。この手順を加えたものを図3(b)に示す。

図2の場合、表1の ρ の算出結果より、2値化画像(d)が最良結果として選ばれる。原画像と比べると、結果(d)は確かに原画像の核領域をほぼ正確に抽出しているように見える。

5. 糸球体画像に対する σ_{max} の値

σ_{max} を定める際に、式(6)の $T2$ は標本によりまた場所によって異なり、予め知ることはできない。しかしながら、前節で示したように、 $|\Delta S_o| < \Delta S_a$ を満たす σ の範囲において N_o はほぼ一定である。また糸球体領域の面積 A は既知である。従って、 σ を σ_{min} から増加させるものとすれば、 $|\Delta S_o| < \Delta S_a$ を満たした時点で、核領域同士の平均的な間隔を次式で見積もることができる。

$$T2 = \sqrt{\frac{A}{N_o}} \quad (8)$$

このように、式(6)の σ_{max} は反復処理の途中で得ることが

図3 アルゴリズムの流れ図: 基本フィードバック方策 (a) と最良な結果を得るための変形 (b)

Fig.3. Flowchart of dynamic thresholding: Basic feedback strategy (a) and improved feedback strategy (b).

できる。また、実際の糸球体画像では核領域が著しく密集する場合は非常に稀であり、実用上は $\sigma_{max} = 2 \times T1, T1 = \sqrt{S_a}$ と設定しても問題はないと思われる。事実 $S_a = 27$ であるから、 $\sigma_{max} = 10.4$ となり、多くの標本に対して実験した結果、 $|\Delta S_0| < \Delta S_a$ を満足する σ の値はすべて範囲 $[1.9, 8.7]$ に収まっていた。

6. 雑音対策

糸球体画像の細胞核を抽出対象とすると、他の生体組織は背景になる。このような背景には、閾値処理の際、対象物として誤抽出されやすい雑音が含まれている。したがって、雑音に対するアルゴリズムの安定性 (robustness) を高める必要がある。

雑音によって生じる微細な誤抽出領域は、その面積により弁別削除することができる。この面積は4画素以下とすることで良い結果を得た。対象物として誤抽出されやすい比較的大きい不要領域 (背景) は、近くにある対象物より明るく背景よりやや暗い性質を持つ。したがって、ぼけ画像で原画像を2値化するとき、小さいバイアス λ を加えることで大きい不要領域を抑える効果がある。次式のような閾値処理を行

えば良い。

$$I_b[i][j] = \begin{cases} 0; & I_{th}[i][j] - I[i][j] > \lambda \\ 255; & I_{th}[i][j] - I[i][j] \leq \lambda \end{cases} \quad (9)$$

ここに、 I は原画像、 I_{th} は式 (2) で求めた動的閾値、 I_b は2値化画像、 λ は小さい経験的定数である。実験により、 $\lambda = \frac{1}{50}l$ ($l = 255$, 画像の明度値階調) 程度で良い結果を得た。このような雑音対策を図3のBasic Operationの中(おおよび図2)で行なっている。

7. 実験と結果分析

本節では核領域抽出結果を得るまでの一連の処理経過を実例で示すとともに、総合的な実験結果を述べる。図4において、(a) は糸球体原画像、(b) は式 (2) により原画像をぼかした画像、(c) は式 (9) により原画像 (a) を2値化した画像である。(c) の外周部にあるリング状領域は既に抽出した糸球体領域の境界部における濃度値の急変で生じたものである。このリングを削除するために、パターン画像 (d) を作る。(d) は糸球体領域 (a) の境界を幅4画素で求めたものである。(c) から (d) の黒いリングと同じ幾何位置にある領域を消して画像 (e) を得る。(e) において、抽出領域に付着したり、点状の微細雑音を取り除くために、 3×3 のメディアン・フィ

図4 実例で糸球体内の核の抽出過程を示す図

Fig.4. An example for explaining the nuclei extracting.

ルタを通し、さらに4画素以下の領域を削除して画像(f)を得る。(f)に対して、4章に述べた方法により抽出領域の S_0 , ΔS_0 を求め、さらに必要に応じて ρ を算出する。以上の処理を σ を変化させながら反復し、更新された ρ_{min} の値とその時の2値化画像だけを一時保存する。こうして、反復が終了した時点で最良結果が得られる。ここで σ の初期値は $\sigma_{min} = 1$, 終期値は $\sigma_{max} = 10.4$, 変化量は $\Delta\sigma = 0.3$ である。なお、図4には反復処理において最良結果を生じる σ の場合を示した。図5は他の2つの糸球体原画像およびその抽出結果である。

図5 糸球体原画像(a), (c) および抽出結果(b), (d)

Fig.5. Other two examples: original images (a) & (c), and extracted results (b) & (d).

糸球体画像を150枚用いて、提案した動的閾値法で核の抽出を行って、良い2値化結果を得た。実験結果によりいずれも核をほぼ正確に抽出したことを分かった。その中からランダムに10枚選んで、抽出結果を原画像と比較して詳しく点検したが、いずれも90%以上の核領域を正確に抽出していることが分かった。このような結果は腎臓病の初期検査のデータとして信頼できると思われる。文献(21)に我々は基本フィードバックだけで核領域の抽出を行ったが、これほど良い結果を得なかった。

ここで、予め設定した特徴量は標本の染色や撮影条件などに依存しない核のサイズである。Yanowitz-Bruckstein法では、予め設定するエッジの勾配値は標本の染色や撮影条件などに依存する。比較する前提条件が異なるので、提案した方法をYanowitz-Bruckstein法と比較しなかった。

8. むすび

特徴量フィードバックを持つ動的閾値法を提案した。提案した方法により糸球体内の核の抽出を行い、良い結果を得た。一般的にClose-loop閾値法はOpen-loop閾値法より優良な2値化結果が得られるものと考えられる。具体的な応用においては、対象となる画像領域の特徴を選定、定量化してフィードバック情報として利用しなければならない。

糸球体内の核領域の抽出に関して、更にアルゴリズムの簡略化、性能の向上を図り、実用性のより高いシステムにすることが今後の課題である。

(平成7年4月24日受付, 同7年10月9日再受付)

文 献

- (1) Jacob Churg and L. H. Sobin: *RENAL DISEASE Classification and atlas of glomerular diseases*, IGAKU-SHORN Ltd., Tokyo (1982)
- (2) C. CRAIG TISHER: *Renal pathology with clinical and functional correlations*, Vol.1, J. B. LIPINCOTT Company, New York (1989)
- (3) K. S. Fu and J. K. Mu: "A survey on image segmentation", *Pattern Recognit.* **13**, 3~16 (1981)
- (4) J. S. Weszka: "A survey of threshold selection techniques", *Comput. Vision Graphics Image Process.* **7**, 259~265 (1978)
- (5) P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong and Y. C. Chen: "A survey of thresholding techniques", *Comput. Vision Graphics Image Process.* **41**, 233~260 (1988)
- (6) A. Rosenfeld and A. C. Kak: *Digital picture Processing*, Academic Press, Now York (1982)
- (7) J. L. Crowley and H. I. Christensen (Eds): *Vision as Process: Basic Research on Computer Vision systems (Esprit Basic Research Series)*, Springer, Berlin (1995)
- (8) N. R. Pal and S. K. Pal: "A review on image segmentation techniques", *Pattern Recognition* **26**, 1277~1294 (1993)
- (9) A. Rosenfeld: "Survey on image analysis and computer vision: 1992", *CVGIP: Image Understanding* **58**, 85~135 (1993)
- (10) R. M. Haralick and L. G. Shapiro: "Survey on image segmentation techniques", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* **29**, 100~132 (1985)
- (11) T. R. Reed and J. M. Hass du Buf: "A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques", *CVGIP: Image Understanding* **57**, 359~372 (1993)
- (12) C. K. Chow and T. Kaneko: "Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms", *Comput. Biomed. Res.* **5**, 388~410 (1972)
- (13) Y. Nakagawa and A. Rosenfeld: "Some experiments on variable thresholding", *Pattern Recognit.* **11**, 191~204 (1979)
- (14) S. D. Yanowitz and A. M. Bruckstein: "A new method for image segmentation", *Comput. Vision Graphics Image Process.* **46**, 82~95 (1989)
- (15) R. C. Gonzalez and P. Wintz: *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts (1987)
- (16) D. Marr and E. Hildreth: "Theory of edge detection", *Proc. R. Soc. Lond. B* **207**, 187~217 (1980)
- (17) D. Marr: *Vision*, W. H. Freeman, New York (1982)
- (18) A. F. Michael et al: "The glomerular mesangium", *Kidney Int.* **17**, 141~145 (1980)
- (19) 張 小牝, 谷口慶治, 仲野 豊: "ニューラルネットワークを用いた腎臓糸球体領域の抽出方法", 医用電子と生体工学 第三十二巻秋季特別号 (第8日本ME学会秋季大会論文集)1-3-13. Vol.32 Suppl.2 (平6)
- (20) X.M. Zhang, K. Taniguchi and R. Matsubara: "An Automatic Image Segmentation Method for Nerve Cell Bodies in the Locus Ceruleus of the Human Brain", 電気学会論文誌, **114-C**, 569~578 (1994)
- (21) X.M. Zhang, K. Taniguchi and Y. Nakano: "Variable Thresholding and its Application to Extracting Nuclei in Glomeruli", *Proceedings of IASTED International Conference on Modelling, Simulation and Identification*, 112~115, Wakayama, Japan (1994)

張 小牝 (学生員) 1983 年陝西機械学院 (現西安理工大学) 自動化工程学科卒業。1988 年同学院大学院修士課程修了。1983 年同学院助手, 1988 年同講師。1992 年日本政府国費留学生として来日, 現在同留学生として福井大学大学院工学研究科博士後期課程在学中。

谷口慶治 (正員) 1953 年大阪歯車工業 (株), 1956 年航空自衛隊勤務。1964 年近畿大理工 2 部電気卒。同年阪大工 電子助手, 1973 年福井大 電子助教授。1976 年同教授。1988 年より情報工学科勤務。現在, 主に生体細胞の画像処理の研究に従事。工学博士 (大阪大学)。著書「画像処理」(共書, 共立出版)ほか, IEEE Senior Member。

仲野 豊 (非会員) 1975 年福井大工 電子卒。1977 年同大学院修士課程了。同年 11 月福井大学助手。医用画像処理, パターン認識関連の研究に従事。電子情報通信学会, IEEE 会員。