

## 左右非対称の特徴を用いたモアレ画像からの 脊柱側彎症自動識別

金 亨燮<sup>†</sup>, タンジュークイ<sup>†</sup>, 石川聖二<sup>†</sup>(正会員),  
大塚嘉則<sup>††</sup>, 清水 尚<sup>†††</sup>, 四宮孝史<sup>††††</sup>

<sup>†</sup>九州工業大学工学部

<sup>††</sup>国立療養所千葉東病院

<sup>†††</sup>(財)ちば県民保健予防財団予防医療センター

<sup>††††</sup>(株)ニコン

〈あらまし〉 本稿では、モアレ像からの脊柱側彎症自動識別法について述べる。脊柱側彎症は脊柱が左右に彎曲する病気で、主に、小中学生を中心として発生する。人背面モアレ像は正常例であればほぼ左右対称を示しているが、異常例ではモアレ縞のひずみによる左右非対称が現れる。そこで、脊柱側彎症のもつ非対称の特徴を利用して、モアレ画像から対称性解析を行うことにより、脊柱側彎症の自動識別を行う。提案法では、図形の近似的対称性解析法により対称基準を求め、対称基準を境とする左右領域内の重心位置のずれと濃度差の分布の違いを基に、階層型ニューラルネットワーク(ANN)やサポートベクタマシン(SVM)による自動識別を行う。提案法を用いて1,200例の実モアレ画像を三つのデータ群に分け、Leave-one methodによる分類実験を行った結果、ANNでは90.3%、SVMでは85.3%の平均識別率を得た。

キーワード：モアレ画像，対称性，ANN，SVM

〈Summary〉 In this paper, we propose a new method for automatic classification of spinal deformity from moiré topographic images by using four asymmetric features on right- and left-hand side of human back. Spinal deformity is one of serious disease and it is mainly suffer by teenagers during their growth stage particularly fifth year in the elementary school to second year in the middle school. In the mass school screening, a moiré method has been proposed which takes moiré topographic images of human subject backs and checks its symmetry/asymmetry of the moiré patterns in a two-dimensional way. We perform the proposed method to 1200 real moiré images in the classification employing Artificial Neural Networks based on back propagation and Support Vector Machines. As a result, on the total average, classification rate of 90.3%, and 85.3% were achieved in the ANN, SVM, respectively.

**Key words:** moiré image, symmetry, ANN, SVM

### 1. はじめに

近年、医療分野においては、モアレカメラ、超音波、X線、磁気共鳴画像(MRI; Magnetic Resonance Imaging)等に代表される、様々なモダリティからの医療画像が診断に用いられるようになった。そして、これらの画像を診断に用いることにより、症状の早期発見、治療の効率化が図られるようになった。

“Automatic Classification of Spinal Deformity from the Moiré Topographic Images Based on Asymmetric Features on Right and Left of Human Back” by Hyoungseop KIM, Joo Kooi TAN, Seiji ISHIKAWA (Member) (Kyushu Institute of Technology), Yoshinori OTSUKA (National Hospital Organization Chiba-East Hospital), Hisashi SHIMIZU, (Chiba Foundation for Health Promotion & Disease Prevention), and Takashi SHINOMIYA (Nikon Corporation).

一方、脊柱側彎症<sup>1)2)</sup>とは、背骨(脊柱)が側方に曲がる病気で、成長期の小中学生、特に女子学生に多く見られる病気の一つである。彎曲が大きく進行した場合、臓器の圧迫による肺機能の低下、更には心臓にも影響を及ぼすことになるが、痛みなどの自覚症状を伴わないため早期発見・早期治療が難しい。そこで、これらの問題を解決するため、症状の早期発見を目的とした、医師による学校での集団検診が行われてきた。脊柱側彎症の診断法としてもっとも一般的なものに、前屈検査がある。この検査では、前屈姿勢をとった状態で背部を観察し、左右の肋骨の隆起を視診するものであるが、側彎症の種類によっては背部隆起の差が少ない例があることや、医師の主観による診断基準に差が生じる、集団検診における医師の負担が大きい、再現性の欠如などといった問題が医療現場から指摘されている。そこで、前屈検査での問題点を解決するため、脊柱側彎症の診断には、モアレ法を用いた画像(以下、モアレ画像と呼ぶ)診断が広く利用されるようになった。モアレ画像は、人体の三次元情報を、地図における等高線のような縞模様として記録することにより、二次元画像として表現するものである。脊柱側彎症者のモアレ画像は、健常者のものと比べ、モアレ縞に左右非対称なひずみが生じており、医師の診断においての一つの評価指標として取り入れられている。モアレ画像を用いることにより、集団検診における脊柱側彎症の診断効率は格段に上昇した。しかし、医師は多量のモアレ画像を短時間に処理しなければならず、大きな負担となっている。そこで、コンピュータを用いた画像診断支援の必要性が医療現場から強く求められている。

これまでに背面モアレ像の画像診断に関するいくつかの研究報告がなされているが、三次元形状復元<sup>3)~7)</sup>に関する報告がほとんどである。そのため、処理時間の問題や実モアレデータによる認識実験の報告がないなど、停滞しているのが現状である。また、Kimら<sup>8)~10)</sup>および金ら<sup>11)</sup>は、左右局所領域内の重心位置の変動や主軸の傾きを利用した脊柱側彎症自動識別法を提案し、マハラノビス距離に基づく識別直線で脊柱側彎の自動識別実験を行い、リーブアウト法で全体のシステムの性能を評価する手法を提案している(データ数120例:正常60例,異常60例)。しかし、データ数が十分でないことや認識率の点で課題が残されている。

本稿では、モアレ画像からの脊柱側彎症の自動診断を行うための診断支援法を提案する。コンピュータで自動診断を行うことにより、診断効率の向上、医師への負担軽減、定量的診断指標が提供できる。手法としてはまず、医師が目視で診断を行う際の一指標である、左右の対称性を考慮するため、モアレ画像からの対称性の解析

を行う。そのため、図形の近似的対称解析手法を用いて正中線を自動設定し、得られる対称基準を境とした左右局所領域内の関心領域を設定する。更に、関心領域内の左右非対称度をそれぞれ求める。最後に、これらの非対称度の特徴量を、ニューラルネットワーク、SVMより学習を行い、得られる評価基準を他の未知のモアレ画像データに適用し、未知画像の正常・異常の自動識別を行う。提案法を正常・異常各600例で構成される1,200の実モアレ画像に適用し、その有用性を確認する。

以下2.ではモアレ画像からの対称基準の抽出法について、3.では処理領域の設定法と非対称度の算出法について述べる。また、4.では識別法を述べ、5.では実験結果について、最後に6.で考察とむすびについて述べる。

## 2. 対称基準の設定法

モアレ法により得られる被験者の背面画像は、正常者がほぼ左右対称を示すのに対し、異常者では左右非対称なモアレ縞が現れる。図1に人背面モアレ像と異常例のCT像を示す。同図(a)は正常例のモアレ像を、同図(b)は異常例のモアレ像を、同図(c)は同図(b)のCT像を示す。同図(a)に示すように、正常例のモアレ縞は正中線に対してほぼ左右対称な縞模様を示しているが、同図(b)のように、脊柱がS字で彎曲している異常例では、左右非対称なモアレ縞が現れる。モアレ法による画像診断では、この非対称なモアレ縞が評価の対象とな

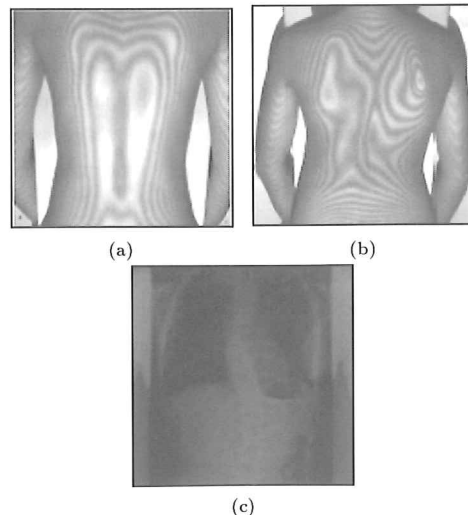


図1 モアレ画像の例;(a)正常例,(b)異常例,(c)(b)の低線量X線画像。

Fig.1 Example of moiré image and its CT image ; (a) shows a normal case, (b) shows an abnormal case, (c) shows a CT image in (b).

っており、画像上の非対称度を数量化することは、客観的評価という点で有効である。本稿では、背面モアレ像上の左右の非対称度を求め、非対称の程度を定量的に評価することにより正常・異常の自動識別を行う。そのため、背面モアレ像から正中線を算出する必要がある。本法では、石川ら<sup>12),13)</sup>やMinovicら<sup>14)</sup>が提案した近似的対称性解析法を用い、対称基準である正中線の自動設定を行う。以下に手法について簡単に述べる。

モアレ法による画像診断では、非対称なモアレ縞が評価の対象となっており、画像上の非対称度を数量化することは、客観的な観点からも有効である。本稿では、図形の近似的対称性解析法を用いた対称基準の設定を行い、得られる対称基準を境に、背面モアレ像から左右局所処理領域を設定し、非対称度を算出する。対称基準の設定法を以下に示す。

まず、モアレ画像の左右対称性を評価するため、対称基準となる背面の正中線を設定する。文献12)では、完全な対称形ではないが、局所的な特徴を除けば、ほぼ対称であるような図形を近似的対称形と定義し、近似的対称図形の解析手法を提案している。人体背面のモアレ画像は、正中線を軸に、ほぼ左右対称であると見なすことができるため、その正中線を近似的対称軸として設定する。

近似的対称軸は、図形とその鏡映対称図形との重ね合わせによって求まる。重ね合わせの位置は、以下の式(1)によって求まる。これは、入力画像と鏡映対称図形とが重なり合った部分の差画像の、1画素当たりの濃度値が最小になる位置を、もっとも重なり合った位置として求めることを示す。このときの入力画像の重心と、鏡映対称図形の重心との垂直二等分線が、近似的対称軸となる。

$$D(c_x^*, c_y^*, \theta^*) = \min_T \sum_{(x,y) \in R \cup R'} |f(x,y) - Tf'(x,y)| \quad (1)$$

ただし、 $f(x,y)$ ,  $(x,y) \in R$  は元図形を、 $f'(x,y)$  は  $f(x,y)$  の鏡映対称図形を示す。また、 $\theta$  は  $f'(x,y)$  に与える回転を、 $(c_x, c_y)$  は平行移動を表す。更に、 $R, R'$  は  $f, Tf'$  の図形領域をそれぞれ示す。 $T$  は回転行列で、以下で与えられる。

$$T = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & c_x \\ -\sin \theta & \cos \theta & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

なお、本稿で用いるモアレ画像は、ほぼ直立で撮影されている。よって上記における回転操作は行わず、水平方向の移動のみによる、最適な位置合わせを行い、対称基準を求める。

### 3. 処理領域の設定と非対称度の算出法

本稿で用いるモアレ画像は、人体背面の腰から首付近までを撮影されたものである。そのため、画像の左右に腕などの対称性の解析処理に不要な部分が存在する。これらの不要な部分は、定量的な評価を行う際、妨げの一因になると思われる。そこで、これらの不要な部分を除去した処理領域を設定する必要がある。

まず、画像ごとの偏りを排するため、画像の輝度値補正を行う。これには画像の濃度ヒストグラムを用いる。背面モアレ画像に対し、横軸を基準とした累積ヒストグラムを作成し、ヒストグラムの中央から、左右で値が小さくなる箇所をヒストグラム解析により求め、処理領域を自動的に設定する。

次に、モアレ画像内の処理領域に対し、近似的対称性解析手法により得られる正中線を付加し、正中線を境とした左右対称性を調べ、左右の非対称度として求める。このとき、以下の式(2)により、左右の計算領域を自動設定する。

$$x = \min(m-l, r-m) \quad (2)$$

ただし、 $m$  は正中線、 $l$  は処理領域の左端、 $r$  は処理領域の右端の座標値を表す。この計算領域を上から下へと移動させ、それぞれ左右領域内の特徴量を比較することにより、その画像における非対称度を算出する。

具体的には、図2に示すように、左右の計算領域に対し、各局小領域内の左右の重心位置、平均濃度値をそれぞれ求め、その差の平均値および標準偏差を求める。

まず、左側の重心を  $G_l(x_l, y_l)$ 、右側の重心を  $G_r(x_r, y_r)$  とする。更に、右側の計算領域に  $G_l(x_l, y_l)$  を、正中線  $m$  を軸として折り返した点を、 $G_l^*(x_l^*, y_l^*)$  とすると、左右の重心位置の差  $e$  は、以下の式(3)により得られる。

$$e = \sqrt{(x_l^* - x_r)^2 + (y_l^* - y_r)^2} \quad (3)$$

次に、同様の計算領域において、以下の式(4)により、左右領域内の平均濃度値の差を求める。

$$d = |lmu - rmu| \quad (4)$$

ここで  $lmu$ ,  $rmu$  はそれぞれ、左右の計算領域内の平均濃度を示す。

最後に、背面上部から下部にかけて、計算領域を  $N$  回移動させたとき、式(3)、(4)から求まる特徴量の平均値  $\mu_1, \mu_2$  および標準偏差  $\sigma_1, \sigma_2$  を求め、これらを非対称度として定義する。

$$\begin{aligned} \mu_1 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i \\ \mu_2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \end{aligned} \quad (5)$$

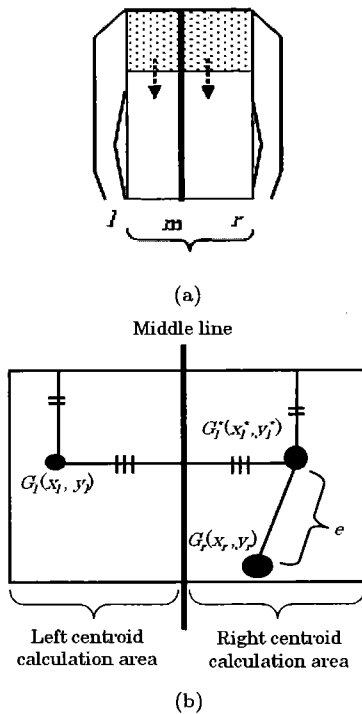


図2 関心領域と計算領域；(a)関心領域，(b)計算領域。  
 Fig. 2 Regions of interest and calculation area；(a) Region of interest, (b) Calculation area.

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i - \mu_1)^2}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - \mu_2)^2}$$
(6)

#### 4. 識別法

前述により得られる非対称度を基に、未知モアレ画像からの正常・異常の自動識別を行う。識別法としては、階層型人工ニューラルネットワーク(ANN; Artificial Neural Network)<sup>15)</sup>、サポートベクターマシン(SVM; Support Vector Machine)<sup>16)</sup>による識別を行う。

ANNでは、3.で得られた左右矩形領域内の重心位置の差の平均値と標準偏差、左右く形領域内の濃度差の平均値と標準偏差を特徴量として、4個の入力素子、5個の中間素子、1個の出力素子からなる階層型ニューラルネットワーク上で誤差逆伝搬学習による学習を行い、被験者の未知モアレ画像データに対する、正常・異常の自動識別を行う。

SVMは、1995年に Vladimir V. Vapnikらにより提案された、統計的学習理論の枠組みで提案された学習機

械の一種である。Vapnikらは1990年代になってSVMを提案し、その手法を実用問題に対して適用、ニューラルネットなどの学習アルゴリズムに肩を並べるほどの性能を示した。SVMは、二つのクラスのいずれかに属するデータ群を、クラスタリングする識別関数を設計する手法で、学習により得られた識別関数を、同様の属性をもつ未知データに適用することにより、データの分類が可能である。SVMでは、訓練サンプル集合から、マージン最大化という基準で、線形しきい素子のパラメータを学習することにより、高い識別性能を得る。本稿では、前述の非対称度を評価指標とした識別を行う。なお、SVMによる学習と検証を行うため、具体的なカーネル関数として、次式で与えられる、RBF(Radial Basis Function)カーネルを用いる。

$$K(x, y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}}$$
(7)

ここで、 $\sigma$ の値は実験的に決めており、本稿では、 $\sigma = 0.1$ としている。

#### 5. 実験と結果

処理対象となるモアレ画像を、CDやMO等の記録メディアからPCに取り込み、すべての処理をPC上で行う。実験に用いるモアレ画像は、正常例600、側彎症例600の、計1,200例で構成される。本稿では、これらのデータ群からランダムに、正常例200、側彎症例200で構成される計三つのデータ群に分ける。ここで、それぞれのデータ群をG<sub>1</sub>、G<sub>2</sub>、G<sub>3</sub>と呼ぶ。本稿では、これら三つのデータ群に、リーブワンアウト法を適用し、平均認識率を求める。リーブワンアウト法とは、ある二つのデータ群に対し、4.で述べた二つの識別法を適用し、得られた判定基準を残りのデータ群に適用し、それぞれの識別結果を調べることにより、データのかたよりのない評価を行う方法である。

実験結果を表1に示す。同表で、ANNは人工ニューラルネットワークによる識別結果を、SVMはサポートベクターマシンによる識別結果をそれぞれ示す。また、Normalは正常例を正常例として正しく認識した割合、Abnormalは異常例を異常例として正しく認識した割合を示す。更に、Averageは各データ群から得られる平均識別率を、Ave.は全体の平均識別率をそれぞれ示す。すなわち、G<sub>1</sub>の項目はG<sub>2</sub>、G<sub>3</sub>を学習データとしてANN・SVMにより学習を行い、得られた結果をG<sub>1</sub>に適用した場合の正常・異常例の平均識別率(%)をそれぞれ示している。ANNでは90.3%、SVMでは85.3%の平均識別率を得た。

表 1 認識率 [%]  
Table 1 Classification rates [%]

	$G_1$	$G_2$	$G_3$	Ave
ANN				
Normal	86	86.5	90	87.5
Abnormal	92	92	95	93
Average	89	89.5	92.5	90.3
SVM				
Normal	76	78.5	73	75.8
Abnormal	98	91	79.5	94.8
Average	87	84.8	84.3	85.3

## 6. 考察とむすび

本稿では、モアレ画像からの左右非対称性に着目した四つの特徴量による、脊柱側彎症の自動識別法を提案した。それぞれの特徴量を抽出するため、左右の関心領域を自動設定し、関心領域上の左右のく形領域内の濃度差、重心位置の差から得られる特徴量の平均値・標準偏差の四つの特徴量を、ANN, SVM でそれぞれ学習し、未知モアレ画像の識別を行った結果、それぞれ平均で、90.3, 85.3%の平均識別率が得られた。実験結果では、人工ニューラルネットワークによる識別性能がサポートベクターマシンによる識別率より高かった。しかし、表 1 より、SVM における脊柱側彎症例の識別率は、平均で 94.8%となっており、これは ANN における識別率 (93%) よりわずかではあるが高いものとなっている。

画像診断支援を行う際、異常例を正常例として誤認識した場合、それ以降の診断ができないという観点から、異常例の誤認識を低減する必要がある。実験結果からは、いずれの識別法においても、正常例を正常例として正しく認識する割合より、異常例を異常例として正しく認識する割合の方が高い。

図 3 に ANN, SVM 両手法により誤認識された例を示す。同図(a)は正常例を異常例として誤認識した例で、撮影条件(照明など光源の位置)の不一致により、モアレ像上の左右の濃度値の変化が大きい。また、わずかな姿勢変化により、左右の濃度値に差がみられるケースもあり、これらが誤認識の原因であると考えられる。一方、同図(b)は異常例を正常例として誤認識した例で、縞模様や左右の濃度分布に差がほとんど見られない。これらの誤認識のモアレ画像に関しては、更なる解析が必要であり、他の特徴量の導入や識別アルゴリズムの改良などが必要である。

今後、更なる識別率の向上を図るため、ロバストな特徴量を取り入れた解析が必要である。実際の医師の診断

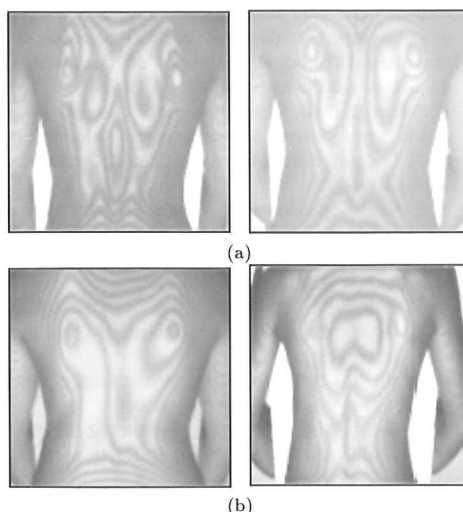


図 3 誤認識の例；(a)正常例を異常例として誤認識した例，(b)異常例を正常例として誤認識した例

Fig. 3 Examples of misclassification; (a) classify normal to abnormal, (b) classify abnormal to normal

においても、一つの特徴量だけではなく、様々な知識に基づく、いくつかの特徴量を同時に観察し、総合的な評価を行っている。よって、コンピュータによる診断においても、モアレ画像から他の特徴量を新しく導入し、識別する必要があると考えられ、これらは今後の課題である。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金基盤(C)18560414の補助を受けている。

## 参考文献

- 1) 大塚：“モアレトポグラフィ—とくに脊柱変形診断への応用について”，小児医学，Vol. 13, No. 6, pp. 1086-1110 (1980).
- 2) 大塚，篠達，井上：“モアレトポグラフィおよび低線量 X 線撮影装置による脊柱側彎症学校検診”，臨床整形外科，Vol. 14, No. 10, pp. 973-984 (1979).
- 3) 谷田貝，出沢：“走査モアレ法と三次元形状の自動計測”，応用物理，Vol. 47, p. 370 (1978).
- 4) M. Batouche: “A knowledge based system for diagnosing spinal deformations: Moire pattern analysis and interpretation”, Proc. 11 Int. Conf. Pattern Recogn., 2003-46769, pp. 591-594 (1992).
- 5) S. Ishikawa, S. Takagami, K. Kato, and Y. Ohtsuka: “Analyzing deformity of human backs based on the 3-D topographic reconstruction from moire images”, Proc. '95 Korea Automat. Control Conf., pp. 244-247 (1995).
- 6) H. Takasaki: “Moire topography”, Appl. Opt., Vol. 9, p. 1457 (1970).
- 7) M. Idesawa, T. Yatagai, and T. Soma: “Scanning moire method and automatic measurement of 3-D shapes”, Appl. Opt., Vol. 16, pp. 2152-2162 (1977).
- 8) H. S. Kim, M. Motoie, and S. Ishikawa, et al.: “Spinal

deformity detection based on 2-D evaluation of asymmetry of moire patterns of the human back”, Proceedings of 1999 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Commun., pp. 673-676 (1999).

- 9) H. S. Kim, H. Ueno, S. Ishikawa, et al.: “Recognizing asymmetric moire patterns for human spinal deformity detection”, Proc. of Korea Automatic Control Conference, pp. 568-571 (1997).
- 10) H. S. Kim, S. Ishikawa, Y. Otsuka, et al.: “Automatic scoliosis detection based on local centroids evaluation on moire topographic images of human backs”, IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 20, pp. 1314-1320 (2001).
- 11) 金, 石川, 加藤他: “人体背面モアレ像上の2つの特徴軸を用いた脊柱側弯の自動分類”, Medical Imaging Technology, Vol. 17, No. 2, pp. 148-154 (1999).
- 12) 石川, 竹田, 加藤他: “平面図形の潜在的対称軸の抽出”, 信学論, Vol. J 77-D-II, No. 9, pp. 1950-1952 (1994).
- 13) 石川, 竹田, 加藤他: “潜在的対称性解析による頭蓋骨の非対称部位の抽出”, 信学論, Vol. J 80-D-II, No. 10, pp. 2655-2662 (1997).
- 14) P. Minovic, S. Ishikawa, and K. Kato: “Symmetry identification of a 3-D object represented by octree”, IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., PAMI-15, No. 5, pp. 507-514 (1993).
- 15) 麻生英樹: “ニューラルネットワーク情報処理”, 産業図書, (1988).
- 16) Nello Cristianini, John Shawe-Taylor: “An introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods”, Cambridge University Press (2000).

(2007年5月29日受付)

(2007年10月24日再受付)



金 亨 變

1994年, 九州工業大学工学部卒, 1996年, 同大学院工学研究科博士前期課程修了, 1997年, 九州工業大学工学部助手, 2005年, 同大学工学部講師を経て, 現在, 同大学工学部準教授(機械知能工学科). 画像計測, 対称性解析, 医用画像処理, パターン認識に関する研究に従事. 博士(工学), 電子情報通信学会, 日本医用画像工学会, バイオメディカルファジィシステム学会, 医用画像情報学会, IEEE各会員.



タンジュークイ

九州工業大学大学院設計生産工学専攻博士後期課程修了, 博士工学. 同大SVBLポストドク研究員を経て, 現在, 同大工学部機械知能工学科助教. 1999年, 計測自動制御学会九州支部奨励賞, 2004年, 情報処理学会九州支部第13回奨励賞, 2005年, 知能生命・ロボット国際シンポジウム若手奨励賞受賞. 主に画像計測・解析, 動作認識, コンピュータビジョンなどに関する研究に従事. IEEE, 計測自動制御学会, 情報処理学会等会員.



石川 聖二 (正会員)

東京大学工学部計数工学科卒, 東京大学大学院工学系研究科博士課程了, 工学博士. 九州工業大学情報工学科講師を経て, 現在, 九州工業大学工学部教授(機械知能工学科). この間, 連合王国シェフィールド大学客員研究員, オランダ王国ユトレヒト大学客員教授, 三次元画像計測, 医学画像処理の研究に従事. 計測自動制御学会, 電子情報通信学会, IEEE各会員.



大塚 嘉則

1964年千葉大・医卒. 1969年同大大学院医学研究科博士課程了, 千葉大学医学部所属病院講師(整形外科)を経て1979年国立療養所千葉東病院整形外科医長. 1991年より同院長. 専門分野は脊柱・脊髄外科で, 脊柱側弯症学校検診を通じ光計測, 低線量X線撮影などの研究に従事.



清水 弘尚

1975年千葉県千葉衛協入職. 現在, 同協会脊柱側弯症検診責任者. 1985年東京医学技術専門学校臨床検査科卒. 1988年脊柱側弯症検診におけるモアレ縞と変形格子像の比較検討に関する研究を発表. 既存の低線量X線より少ない線量で高画質を得るための検診システム構築と検診に従事.



四宮 孝史

1972年日本大学生産工学部卒, 1996年九州芸術工科大学大学院博士後期課程了. 工博. 1972年(株)日本光学工業(現ニコン(株))入社. 1994年(株)エヌエスソフト(現ニコンデジタルテクノズ(株))取締役社長. 2000年琉球大学地域共同研究センター客員教授. 同年琉球大学工学部電気電子工学科非常勤講師. 2000年より浙江大学国際文化学院客員教授など. 日本経営工学会, 日本人間工学会, 人類動態学会, 日本眼科学会, 日本生理人類学会各会員.