

画像処理による硬貨の識別実験

太田寛志 宝積泰史 塩野 充

岡山理科大学 工学部 情報工学科

〒700 岡山市理大町 1-1

E-MAIL : oota@ice.ous.ac.jp

あ ら ま し 硬貨を自動識別する機器は主に硬貨の大きさや重さ、材質などを用いて識別を行っているが、硬貨に類似した物質を誤認識してしまう場合がある。本研究では、画像処理的な手法のみを用いた硬貨の識別手法を提案し、基礎的な実験結果を示す。対象とする画像には様々な種類の硬貨が含まれており、イメージスキャナを用いて入力する。それぞれの硬貨の外周円の検出はハフ変換による円の検出手法を使用する。硬貨の画像は、まずその大きさと穴の有無により大分類される。次に硬貨の画像の回転を行いながら、辞書パターンとの類似度によるマッチングを行い、その硬貨の種別の識別を行う。実験結果として、硬貨の識別率は80%以上が得られ、また偽硬貨の棄却率は100%が得られた。

和文キーワード 画像処理, 硬貨, 円検出, 鋭利度, ハフ変換

An Experiment of Recognition of Coins using Image Processing Method

Hiroshi OHTA Yasushi HOUSHAKU Mitsuru SHIONO

Department of Infomation & Computer Engineering,
Okayama University of Science

1-1, Ridai-cho, Okayama-shi, 700 Japan

E-MAIL : oota@ice.ous.ac.jp

Abstract In this report, a new method of automatic coin recognition using image processing technique is proposed and the results of its fundamental experiment are shown. An image containing various kinds of coins is inputted to the computer using an image scanner. The outline of each coin is detected using circle detection method by Hough transform. Each coin image is roughly classified by its size and hole. Rotating the coin by one degree around its center, pattern matching of the coin and the dictionary patterns is practiced to discriminate its kinds. As the experimental result, above 80% of recognition raito can be obtained, and the reject raito of imitation coins is 100%.

英文 key words image processing, coin, circle detection, sharpness degree, Hough transform

1 まえがき

現在、我が国では1円から500円までの硬貨、千円から壱万円までの紙幣が発行されている。消費者がこれら貨幣を支払うことにより、様々なサービスを受けることができる。このサービスの提供方法の1つとして自動販売機が存在し、そのための貨幣の機械的な真偽判別と金種判別の技術が必要である。現在の自動販売機の最も重要な真偽判別は、硬貨については直径、厚み、重量、材質などを調べ、また紙幣については縦横の長さ、紙質、肖像や模様、透かし、印刷のインクの色などを見分けて判別を行っている。

本研究では硬貨における判別方法に着目し、新しい手法として、硬貨の特徴の1つである硬貨の模様を用いて、画像処理技術によりその種類を判別する手法を提案する。更に各種の複数枚の硬貨が平面上に散乱している状態を想定し、それらの硬貨の真偽判別と金種判別を行い合計金額を得ることを目的としている。

本手法では硬貨の模様を用いて識別を行うため、硬貨の大きさや重さに等しい物質を硬貨として認識してしまうことを防止し、また、重さという要素を識別に用いないため、震動のある場所などの重さを検出しにくい場合などに適用可能である。更に従来の手法との併用によって、より厳重な硬貨の識別が可能と考えられる。

2 硬貨識別の処理手順

本手法における硬貨の識別処理の流れを図1に示す。各処理の詳細な説明を以下に述べる。



図1 硬貨の識別処理の流れ

2.1 画像入力、前処理

硬貨の画像をイメージスキャナを用いて取り込む。このとき画像は解像度160dpi、フルカラーとし、画像内に硬貨が複数枚含まれているものとする。また、後の処理において硬貨の検出を行いやすくするため、イメージスキャナに内側が黒色に塗られた蓋をし画像の背景を黒色にする。

前処理として、入力された画像を白黒256階調に変換し、平均値フィルタを用いて雑音除去や硬貨の表面上に生じる輝度のムラの除去を行う。次にロバーツフィルタを用いて微分処理を行い、硬貨の輪郭画像を作成する。

2.2 硬貨の円の検出

硬貨の円の検出には円検出のハフ変換を用いて行う。その結果により、画像内に存在する全硬貨の位置、大きさ、枚数の情報を得る。更に検出された各硬貨の画像領域の切り出しを行う。

円検出のハフ変換は使用メモリの削減、処理時間の短縮、硬貨という限定された物体の検出のため次の条件のもとで行われる。

- ピラミッドデータ構造を用いる。
- 同心円の複数個抽出を行わない。
- 硬貨は画像内に収まっており、画像の外部にはみ出していない。
- 検出する円の半径の範囲は、硬貨の円の半径の取りうる範囲とする。

以上の条件下での円検出のハフ変換の手順を以下に述べる。

- (1) 前処理において作成された輪郭画像に2値化を施し、2値画像を作成する。閾値は、予め実験的に定められている値を用いる。
- (2) ピラミッドデータ構造を用いて画像を処理するため、まず、画像を $1/4$ の面積の大きさに縮小し、更に $1/16$ の面積に縮小する。
- (3) 画像領域内の点 (a, b) に着目する。
- (4) 点 (a, b) を中心とする半径 r 上の画素を調べ、もしその画素が「黒」ならば1次元配列 $V(r)$ の要素値に1を加え投票を行う。なお $V(r)$ は0で初期化しておく。
- (5) $V(r)$ の最大投票値を持つ要素 R を中心 (a, b) の円の半径とし、半径 R 、投票値 $V(R)$ を点 (a, b) の情報として保存する。
- (6) (3)から(5)までの処理を画像内の全ての点に対して行う。
- (7) 画像内に存在する全ての円の検出後、予め実験的

に定められている投票値の閾値に満たない円の除去を行う。この処理により少数の点で構成されている円の除去が行える。

- (8) ある程度以上重なりのある2つの円を検出し、投票値の小さい円の方を除去する。この処理を重なりのある全ての円同士に対して行う。これにより、中心や半径がわずかにずれている複数の円の中から最大の投票値を持つ円の検出が行える。

以上の処理によって $1/16$ の面積の画像における円の検出が行える。次に、検出された硬貨の円の中心座標と半径を以下に述べる手順によって補正し、精度の向上を図る。

- (1) 画像を $1/16$ の面積から $1/4$ の面積の大きさに拡大する。実際の処理では、画像を縮小する段階で $1/4$ の大きさの画像を一時的に保存しておき、それを使用する。
- (2) 円の中心座標 (a, b) ，半径 r の値を2倍する。
- (3) 中心座標 (a, b) ，およびその8近傍の領域に対し、再度円検出のハフ変換を行い、新しい中心座標 (a', b') ，半径 r' を検出する。このとき半径 r' が硬貨の円の半径外であれば、その円の除去を行う。
- (4) 新たな中心座標を (a', b') ，新たな半径を r' とし、画像を $1/4$ から原画像の大きさに戻した後に(2)から(3)までの処理を再び行う。これにより得られた円を最終的な硬貨の円の中心座標、半径とする。

以上の処理により得られた硬貨の円の中心座標と半径を用いて、輪郭画像から各硬貨の画像領域の切り出しを行う。以後、この切り出された各画像に対して処理を繰り返す。

2.3 大分類

硬貨の円の検出で得られた硬貨の円の半径と硬貨の穴の存在の確認により、表1に従った硬貨の分類を行う。この大分類の結果により、どの辞書パターンとの間でより詳細な硬貨の比較を行うべきかを決定する。

(1) 1次分類

硬貨の円の半径により硬貨の種類分けを行う。ここで10円、または500円と判定された硬貨は以下の穴の検出、2次分類の処理は行わない。また、どの種類の硬貨の半径にも該当しない硬貨はこの時点で棄却する。

(2) 硬貨の穴の検出

硬貨の穴の検出は以下に示す点を除いて硬貨の円の検出の処理と同様である。

- 処理の対象とする画像は、切り出された硬貨の画像とする。
- 検出対象の円の中心は、硬貨の円の検出で得られた円の中心とその8近傍のみとする。

表1 硬貨の大分類

硬貨の半径 r (dot)	穴の有無	硬貨の種類
$62 \leq r \leq 64$	無	1円
	有	50円
$69 \leq r \leq 70$	無	100円
	有	5円
$73 \leq r \leq 74$	×	10円
$82 \leq r \leq 83$	×	500円

- 検出対象の円の半径は、硬貨の穴の半径の取りうる範囲とする。

(3) 2次分類

1次分類の結果と硬貨の穴の有無の確認より、1次分類で2種類の硬貨の可能性があると判定された硬貨の分類を再び行う。

2.4 模様の明瞭化処理

以上の大分類により、いずれかの種類の硬貨であるとみなされたものについては、対応する辞書パターンとの間で、更に詳細な比較を行う。しかし処理対象となる硬貨の模様の画像には不鮮明部分があるため、以下に記す処理を順に行うことによって模様をより明瞭に抽出する。

(1) 局所領域による2値化

通常用いられる単一の閾値による2値化は、硬貨の表面のような輝度差の小さい模様の抽出には適さない。また、硬貨の光沢により意図する模様と異なった模様が抽出されてしまうという問題点がある。そのため、硬貨の局所領域ごとに閾値を定め、硬貨の画像の2値化を行う。本手法では局所領域を 3×3 の領域とし、その9画素の濃度値の平均値に実験的に定められた補正值を加えたものを閾値として用いる。

(2) 孤立点除去 (I)

局所領域による2値化を行った画像内には、雑音や硬貨の傷、汚れなどが含まれているため、これらの画素を削除するため孤立点除去を施す。この孤立点除去 (I) においては着目する画素の周囲8近傍を調べ、黒点の個数が0個のとき画素の除去を行う。

(3) 膨張、収縮

孤立点除去 (I) の処理により抽出された模様は、局所領域の2値化の閾値が適切でなかったことなどにより模様の欠落が起こる。また、模様はほぼ1画素の幅のラインで構成されているため、わずかなずれにより辞書パターンの硬貨の模様と一致しなくなる場合がある。そのため模様の欠落部分の連結を行い、ある程度大まかな模様を得るため、画像の膨張、収縮を行う。

(4) 孤立点除去 (II)

膨張, 収縮の処理を経た模様は, ある程度画素同士が連結しており, 連結数の少ない画素は雑音や硬貨の汚れなどであると考えられる。そのためこれらの画素の除去を行うため再び孤立点除去を行う。前述の孤立点除去 (I) との相違点は, 着目する画素の周囲に存在する黒点の数が 1 個以下のとき, 画素を除去する点にある。

2.5 極座標変換

画像の回転移動は一般にアフィン変換が用いられるが, 本手法では, 画像の一定方向の回転のみという条件のため直交座標系 (図 2(a)) の画像を極座標法により極座標系 (図 2(b)) に写像し, この極座標系の画像を平行移動することによって直交座標系での回転を実現している。このとき極座標系は, 横軸 θ ($0^\circ \leq \theta < 360^\circ$), 縦軸 r ($0 \leq r \leq$ 硬貨の半径の最大値) にて構成され, 1 画素右方向に平行移動すると, 1° 反時計方向に回転することになる。

本研究ではこの直交座標系から極座標系への画像の変換を極座標変換と呼ぶ。極座標系での平行移動は直交座標系での回転より高速に処理が行えるという利点がある。

2.6 パターンマッチング

検出された硬貨パターンと予め用意されている辞書パターンとの比較では硬貨パターンの画像を回転させながら, 逐次, 辞書パターンとの単純類似度 (式 (1)) を求め, 類似度を得る必要がある。

$$S = \frac{f \cdot g}{\|f\| \cdot \|g\|} = \frac{\sum_i f_i \cdot g_i}{\sqrt{\sum_i f_i^2} \cdot \sqrt{\sum_i g_i^2}} \quad (1)$$

本手法では, 予め極座標変換されている辞書パターンを平行移動しながら, 極座標変換された硬貨の画像との単純類似度を求める。

しかし, 直交座標系の画像を極座標変換すると, 図 2 に示すように直交座標系の中心部の画素が占有する面積

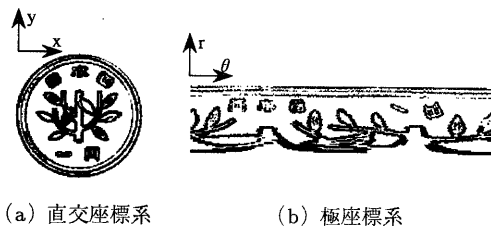


図 2 極座標系への変換

と, 同じ画素が極座標上で占有する面積の割合が異なるため, 正確な類似度の値が算出できない。そのため画素の重みとして, 中心からの距離 r に比例した重みを f と g にかけて, 単純類似度を計算する (式 (2))。

$$S = \frac{\sum_r \sum_\theta f(\theta, r) \cdot g(\theta, r)}{\sqrt{\sum_r \sum_\theta f(\theta, r)^2} \cdot \sqrt{\sum_r \sum_\theta g(\theta, r)^2}} \quad (2)$$

$$f(\theta, r), g(\theta, r) = \begin{cases} 0 & (\text{画素なし}) \\ r & (\text{画素あり}) \end{cases}$$

単純類似度の計算は, 硬貨の表の辞書パターン, 裏の辞書パターンのそれぞれに対して行われ, 図 3 に示すような類似度のグラフを得ることができる。図 3 において, ‘表’ のグラフは硬貨の表の辞書パターン, ‘裏’ のグラフは硬貨の裏の辞書パターンとパターンマッチングを行った結果である。

2.7 硬貨の種別判定

パターンマッチングにより得られた類似度のデータ群から, その類似度のピーク値の検出や平均値, 分散, 鋭利度などの計算を行い, 予め実験で得られている硬貨の種別判定の閾値 (表 2) により, 処理対象の硬貨が硬貨の表, 裏, 偽物のいずれであるかを判定する。

鋭利度とは, 図 4 に示されるような類似度のグラフのピークの鋭さを示す尺度であり, ピークの山の頂上部分とその両側に存在する谷の低い方の点とを結ぶ直線の傾斜角度 θ を用いて, $\sin \theta$ の値によって表される。

これらの処理の後, 画像内に含まれている全硬貨の合計金額を算出する。

3 識別率の測定実験

以上に述べた処理手順に従い, 各種硬貨の識別率の測定実験を行った。実験はパソコン PC-H98 を用い, プログラム言語は C を使用した。以下に実験方法と実験結果を述べる。

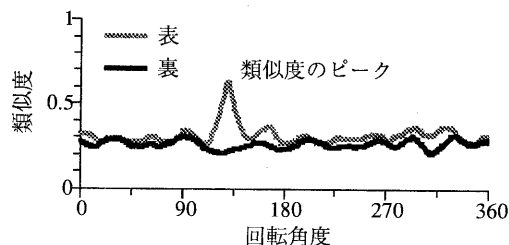


図 3 類似度のグラフ

表 3 硬貨の識別率

	1 円		5 円		10 円		50 円		100 円		500 円		偽硬貨
	表	裏	表	裏	表	裏	表	裏	表	裏	表	裏	
大分類までの識別率 (%)	100	100	92	94	100	98	92	98	94	100	94	94	61
最終的な識別率 (%)	94	86	86	56	78	92	92	96	44	94	94	92	0

表 2 硬貨の種別判定の閾値

	ピーク値	ピーク-平均	その他
1 円表	0.40	0.100	——
1 円裏	0.40	0.100	——
5 円表	0.45	——	分散 > 0.001 鋭利度 > 0.50
5 円裏	0.45	0.090	——
10 円表	——	0.080	鋭利度 > 0.50
10 円裏	0.55	0.095	——
50 円表	0.55	0.100	——
50 円裏	0.40	——	鋭利度 > 0.50
100 円表	0.50	0.100	鋭利度 > 0.50
100 円裏	——	0.120	鋭利度 > 0.65
500 円表	0.50	0.100	——
500 円裏	0.50	0.100	——

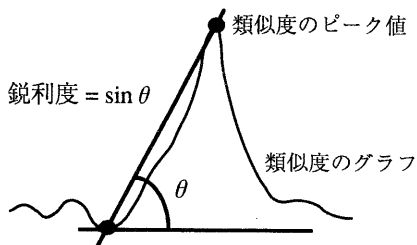


図 4 鋭利度の定義

3.1 実験方法

硬貨の画像として 1 円から 500 円までの硬貨 6 種類、表裏それぞれ 50 枚ずつ、計 600 枚の画像をイメージスキャナで取り込み作成した。それぞれ画像は硬貨 1 枚のみで構成されている。また、偽硬貨としてアメリカフランス、メキシコなどの外国の硬貨 49 枚を使用し、同様に硬貨の画像を作成した。

これらの画像に識別処理を行い、その結果から識別率を計算した。更に識別に失敗している硬貨については、どの時点の処理において失敗しているのかを調べた。

なお、硬貨の表とは「日本国」という文字が刻印されている面で、硬貨の裏とはその反対側の面であると定義さ

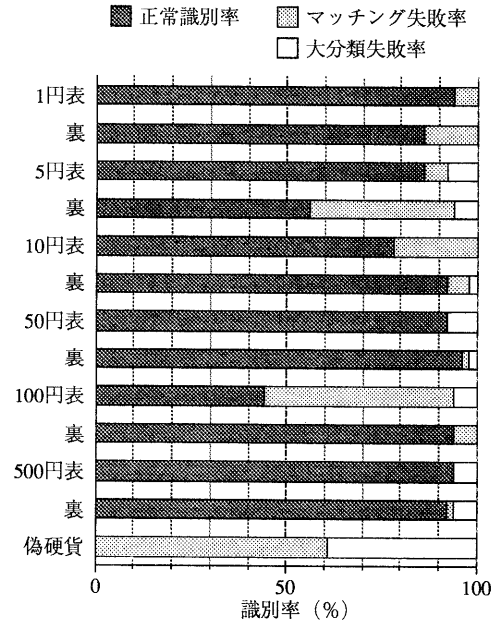


図 5 硬貨の識別率

れている²⁾。

3.2 実験結果と検討

実験結果を表 3 と図 5 に示す。

これらの結果から、殆どの硬貨において約 80% 以上の識別率が得られていることが分かる。しかし 5 円裏、10 円表、100 円表は他の硬貨に比べて低い識別率である。この原因として以下のようなことが考えられる。

- 本手法では硬貨の取り込みにイメージスキャナを使用しているが、イメージスキャナでは光を硬貨の面に垂直に当てることはできない。このため 5 円裏では、硬貨の向きによって模様の線の部分が、現れたり現れなかったりした。これは、同じ 5 円硬貨でも置いた向きによって、全く違った模様の硬貨として識別してしまうということである。
- 100 円表は、模様がほぼ回転対称的であるため、ど

の回転角度でも一致しやすく類似度のピーク値が現れにくい。正常に識別された画像は“日本国”，“百円”の文字部分の一致によりある程度高いピーク値が現れたためと考える。

- 10円表は，100円表と同様に“日本国”，“十円”の文字とその周りの模様がほぼ回転対称であるために，中心部分の模様の一致でしか類似度のピーク値が得られないため低い識別率となっている。

また大分類までの識別率は，どの種類の硬貨についても非常に良い識別率を得ている。大分類までの識別で，失敗した硬貨について以下のような原因が考えられる。

- 穴のある硬貨（5円，50円）については，穴の画像の部分が，うまく抽出されなかったために，穴が検出されず，穴のない硬貨として識別された。
- 穴のない硬貨（10円，100円）については中心付近に‘黒’画素が多く存在したため，閾値を満たす円を検出し，穴のある硬貨として識別された。
- 500円硬貨については，硬貨の模様が存在する円を硬貨の外周円として検出したために，正常な硬貨の円の半径が得られなかった。

外国の硬貨を用いた偽硬貨の識別率は，最終的に日本硬貨として識別されたものはなく，このことから偽硬貨が100%棄却されているということが分かる。偽硬貨として使用した外国の硬貨を表4に示す。

4 複数硬貨の識別実験

次に実際の使用方法に基づいた実験として，偽硬貨を含む複数枚の硬貨からなる画像を元にした自動識別の実験を行った。

4.1 実験方法

硬貨の画像として，図6に示すような500円硬貨の裏，50円硬貨の裏，さらに偽硬貨2枚からなる画像を作成した。偽硬貨はメキシコの\$20硬貨（図6左下），アメリカのONE CENT硬貨（図6右下）を使用している。\$20硬貨は1円または50円硬貨とほぼ大きさの等しい硬貨であり，ONE CENT硬貨は日本硬貨にない大きさを持った硬貨である。

なお，実際の画像の背景は黒色であるが，図6は紙面上で見やすくするため白色に変換してある。

4.2 実験結果と検討

図7に切り出しの処理まで行われた画像を示す。この画像より硬貨の検出が正常に行われ，硬貨の画像領域のみが切り出されていることが分かる。ここでONE CENT

表4 偽硬貨として実験に使用した外国の硬貨

国名	硬貨	枚数
アメリカ合衆国	ONE CENT	5
	FIVE CENT	4
	ONE DIME	4
	QUARTER DOLLAR	8
フランス共和国	5 CENTIMES	1
	10 CENTIMES	3
	20 CENTIMES	1
	$\frac{1}{2}$ FRANC	3
	1 FRANC	2
	10 FRANCS	1
メキシコ共和国	\$5	1
	\$10	2
	\$20	1
	\$500	1
	\$1000	2
スペイン	5 PTS	1
	25 PTS	1
インドネシア共和国	25 RUPIAH	1
	50 RUPIAH	1
マレーシア	5 SEN	1
	10 SEN	1
旧ドイツ民主共和国	1 PFENNING	1
	10 PFENNING	1
アンゴラ	20 KWANZAS	1
オランダ王国	$2\frac{1}{2}$ G	1

硬貨が検出されていないのは，日本硬貨でありえない大きさの硬貨であるため，硬貨の円の検出の処理において棄却されたからである。

図8に明瞭化の処理まで行った画像を示す。この画像から模様の明瞭化処理を行うことによって，大まかではあるがある程度ははっきりとした模様を得ることができていることが分かる。

パターンマッチングの結果を表5に示し，そのグラフを図9にそれぞれ示す。得られた類似度のグラフから，(a) 500円硬貨では500円裏の辞書パターンを350°回転させたところに，また(b) 50円硬貨では50円裏の辞書パターンを130°回転させたところに類似度の大きなピークが現れている。一方(c) \$20硬貨では1円の表，裏どちらの辞書パターンにおいても大きなピークは現れていない。なお，硬貨の辞書パターンは真上を向いたものを使用しているので，(a) 500円硬貨，(b) 50円硬貨ともに正しい位置にピーク値が現れていることが確認される。

この類似度データから硬貨判定の閾値を用いて硬貨の最終的な種別が決定される。(a)，(b)の両硬貨は硬貨判

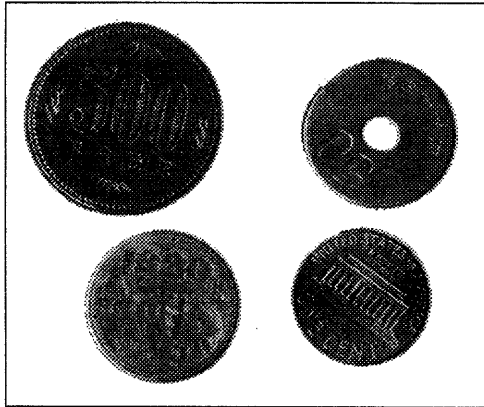


図 6 サンプル画像例

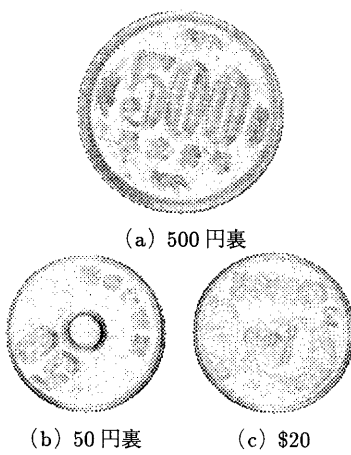


図 7 切り出し画像例

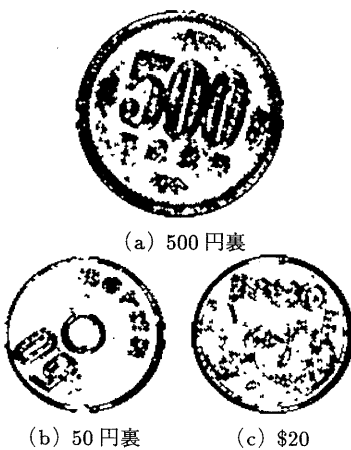
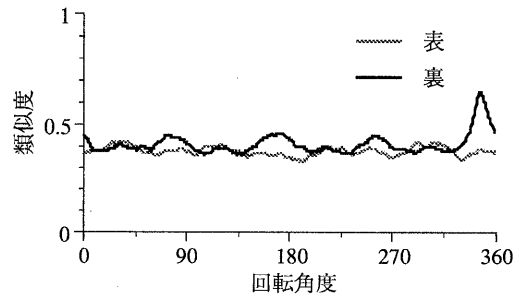


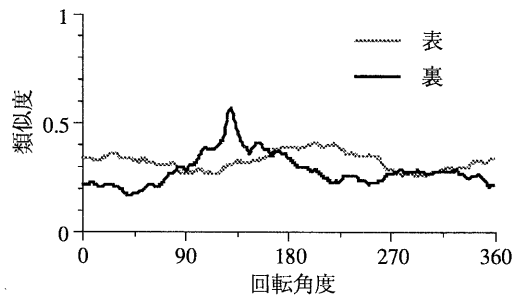
図 8 明瞭化画像例

表 5 パターンマッチングの結果

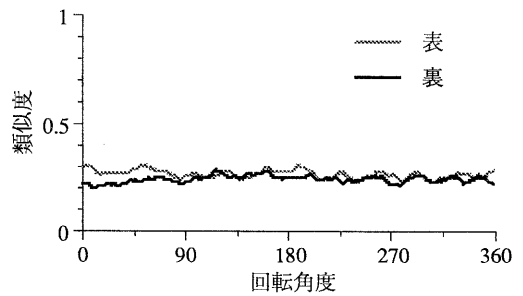
	ピーク値	ピーク平均	鋭利度
(a) 500 円表	0.423232	0.044823	0.266654
裏	0.649573	0.239101	0.713197
(b) 50 円表	0.412104	0.086661	0.269210
裏	0.566353	0.281570	0.757084
(c) \$20 表	0.307923	0.042866	0.330388
裏	0.283921	0.042977	0.240872



(a) 500 円裏



(b) 50 円裏



(c) \$20

図 9 類似度のグラフ

定の閾値を満たしたため、それぞれ 500 円硬貨の裏、50 円硬貨の裏と判定された。(c) の硬貨については硬貨判定の閾値が満たされなかったため、日本硬貨でない物とされ棄却された。最終的に合計金額は 550 円と算出され、図 6 の画像と一致した結果が得られた。

5 むすび

本論文では、硬貨の画像を用いた複数枚の硬貨の自動識別の手法を提案し、それに関して行われた実験について述べた。

本手法の特徴として以下の点が挙げられる。

- 円検出のハフ変換を用いることにより複数枚の硬貨をほぼ完全に検出することができる。
- 円検出のハフ変換は、通常、膨大なメモリと時間を必要とするが、本手法ではピラミッドデータ構造を用い、また、検出対象を硬貨に限定したことによりパーソナルコンピュータレベルでの処理が可能となった。
- 硬貨の模様の抽出処理では、抽出される模様の画質は、本実験で用いたイメージスキャナの光源の位置によって影響される。本手法では、その誤差を補う意味も含めて、膨張、収縮の処理を行っているが、そのことが逆に硬貨の模様の質を落す原因にもなっている。
- 硬貨の識別率は、模様の抽出が困難である一部の硬貨を除いて、本実験の範囲では約 80%以上という結果が得られた。また、偽物の硬貨の棄却率は 100%が得られた。

本研究において硬貨の識別は、偽硬貨を嚴重に棄却する点に重点をおいている。そのため識別率はほぼ 100%とはなっていないが、偽硬貨の棄却率が 100%が得られているため、硬貨の識別の実験結果は本研究の主旨によく合致したものと見える。

また、本手法の改良点として以下のようなことが考えられる。

- 本手法では硬貨の画像の取り込みをイメージスキャナを用いて行っているが、本来、ビデオカメラなどで硬貨の画像を一瞬にして取り込み、即座に識別することが望ましい。
- 本手法では硬貨の模様の抽出には各硬貨に同様な処理を行っているが、実際には硬貨はその種類により細かい模様の硬貨や比較的単純な模様の硬貨、光沢のある硬貨やない硬貨などが存在する。そこでそれぞれの硬貨ごとに適応した模様の抽出方法を用いることによって、より鮮明な模様の抽出が行えることが考えられる。

- 画像をカラーで扱うことにより、それぞれの硬貨の持つ独自の色を利用し別の観点から硬貨の識別が行えることが考えられる。

- 硬貨の比較によって得られた類似度のデータ群からその硬貨のピークの特徴を見つける方法として、更に統計学的な点からその他の様々な尺度を用いることにより、類似度のより詳しい解析が行えることが考えられる。

- パターンマッチングで用いられる辞書パターンは、比較的模様がうまく抽出することのできた硬貨を使用している。この辞書パターンを同種類の硬貨の模様の画像を複数枚集め、平均することによって作成される平均画像を用いることが考えられる。

以上の問題を解決することにより、本手法によって十分に実用レベルの自動識別が行えるものとする。

最後に、本研究を進めるにあたって、熱心な御討論、御指導を頂いた本学塩野研究室の各位に深く感謝する。

参考文献

- 1) 太田寛志、宝積泰史、塩野 充：“画像による複数硬貨の自動識別の実験”，1994 テレビ年次大会，26-6，pp.435-436
- 2) 大蔵財務協会，桑原和夫：“日本の貨幣 貨幣が語る時代と生活”，(株) 岡山新聞社 (1984)
- 3) 八木伸行，井上誠喜，林 正樹，中須英輔，三谷公二，奥井誠人，鈴木正一，金次保明：“C 言語で学ぶ実践画像処理”，(株) オーム社 (1992)
- 4) 安居院 猛，中嶋正之：“画像情報処理”，森北出版 (株) (1991)
- 5) 森 俊二，板倉梅子：“画像認識の基礎 II ー特徴抽出，エッジ検出，テクスチャー解析ー”，(株) オーム社 (1990)