

認識が与える情報量

—認識率 100%まであと何ビット?—

岩村 雅一[†] 内田 誠一^{††} 大町真一郎^{†††} 黄瀬 浩一[†]

[†] 大阪府立大学大学院工学研究科 〒599-8531 大阪府堺市学園町 1-1

^{††} 九州大学大学院システム情報科学研究所 〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1

^{†††} 東北大学大学院工学研究科 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05

E-mail: [†]{masa,kise}@cs.osakafu-u.ac.jp, ^{††}uchida@is.kyushu-u.ac.jp, ^{†††}machi@aso.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし パターン認識の究極の目標は認識率 100%の達成であるが、誤認識が全く起こらない識別器の設計は容易ではない。本報告では認識誤りを補うために正解クラスに関する情報(付加情報)をパターンとは別に用意し、パターンと付加情報を識別器に同時に与えることで認識率 100%かつリジェクト率 0%を達成する方式を提案する。実験の結果、印刷文字ではオープン実験で 4 ビット、クローズ実験で 1 ビットの情報の付加で達成できることが示された。このような情報量は認識率や認識後に残る不確かさとは別の性質を持ち、識別器の新たな評価基準となり得る。

キーワード 識別器, 情報量, 混同行列, 付加情報

Quantity of Information of Recognition

—How Many Bits Are Lacking for 100% Recognition?—

Masakazu IWAMURA[†], Seiichi UCHIDA^{††}, Shinichiro OMACHI^{†††}, and Koichi KISE[†]

[†] Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture University
1-1 Gakuencho, Sakai-shi, Osaka, 599-8531 Japan

^{††} Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
Hakozaki 6-10-1, Higashi-ku, Fukuoka-shi, 812-8581 Japan

^{†††} Graduate School of Engineering, Tohoku University
6-6-05 Aoba, Aramaki, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8579 Japan

E-mail: [†]{masa,kise}@cs.osakafu-u.ac.jp, ^{††}uchida@is.kyushu-u.ac.jp, ^{†††}machi@aso.ecei.tohoku.ac.jp

Abstract The ultimate dream in pattern recognition is to achieve 100% of recognition rate. However, it is not so easy. In this report, for achieving 100% of recognition rate and 0% of rejection rate, we propose a new framework that the discriminator receives not only a pattern itself but also supplementary information about the class that the pattern belongs to. For printed characters, experiments showed that 4 bits are required in the leave-one-out (L) method and 1 bit is in the resubstitution (R) method. Such kind of quantity of information has different characteristics from recognition rates and ambiguity after recognition. This criterion can be a new criterion of a discriminator.

Key words discriminator, quantity of information, confusion matrix, supplementary information

1. ま え が き

パターン認識の一般的な識別器は、文字画像等のパターンから抽出された特徴量を受け取り、そのパターンが属する可能性が高いクラスを出力する(図 1)。パターン認識では正しい認識結果にのみ価値が認められることが多いため、識別器の評価

には認識率を用いるのが一般的である。その意味では認識率 100%を実現できる識別器は理想的であるが、その実現は容易ではない。

本報告では認識率 100%の実現を目指して、通常のパターン認識とは異なる図 2 のような方式を検討する。これはパターンが属する(正解)クラスの情報(以後、付加情報または符号と呼

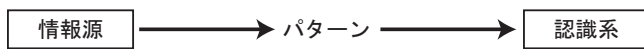


図 1 通常の認識モデル

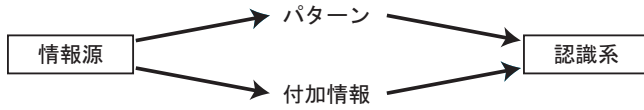


図 2 本報告で検討する認識モデル

ぶ。これは後述の記号の集合である。)をパターンと同時に識別器に入力し、パターンと付加情報から矛盾のない答えを導く方式である。本報告では第 1 位候補のみ考え、付加情報は誤りなく与えられるとする。

このように付加情報をパターンとは独立に識別器に与えることで認識性能の改善を図る研究には、最近ではアクティブ帳票 [1] があり、複比を用いた付加情報の埋め込みも検討されている [2]。また、パターンとは独立に情報を送るわけではないが、自然言語処理も認識対象を限定するという意味で識別器に情報を与えているといえる。

提案手法ではクラス数を N としたとき、各クラスに K 種類の記号 ($K \leq N$) を付加情報として割り当てる。このときの付加情報の情報量はビット換算で $\log_2 K$ ビットである。認識系に N 種類の記号 (ビット換算で $\log_2 N$ ビットの情報) を与えれば識別器は確実に正解クラスを言い当てることができ、明らかに認識率 100%、リジェクト率 0% が達成可能である。しかし、常に N 種類の記号が必要なわけではなく、識別器の性能が良ければ必要な情報量は減少する。そこで認識率 100%、リジェクト率 0% の達成に必要な情報量を識別器の誤り傾向から導く。付加情報の情報量は提案する方式での識別器の評価基準の一つであるが、これは認識率や認識後に残る不確かさとは別の性質を持ち、識別器の新たな評価基準となり得る。

また、付加する情報量が認識率 100%、リジェクト率 0% の達成に必要な量よりも不足した場合には認識率の低下やリジェクト率の上昇が起こる。そこで、(1) リジェクトを行わないときの情報量と認識率の関係、(2) 認識率を 100% に保ったときの情報量とリジェクト率の関係も識別器の誤り傾向から導く。

識別器の誤り傾向を表す指標として、本報告では真のクラス (正解) と認識結果の対応を表す Confusion Matrix (混同行列; 以下 CM) を用いる。CM を用いて認識誤りに対処する研究としては、OCR を用いて文書画像からテキスト情報を抽出して全文データベースを構築する際に CM を用いる方法 [3] がある。しかし、これは認識後に行う処理であり、本報告のように CM の情報を認識に反映するものではない。

2. Confusion Matrix

2.1 ベイズ決定則と事後確率

ベイズ決定則は、期待損失最小の意味で最適な識別方式を与える決定則である。今、 c 個のクラス $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ があり、クラス ω_i が選択される確率 (事前確率) $P(\omega_i)$ と ω_i に属するパターン x が生成される確率 $P(x|\omega_i)$ が x の観測前に与えられ

		認識結果				
		A	B	C	D	E
真のクラス	A	0.6		0.4		
	B		0.8		0.1	0.1
	C	0.1		0.9		
	D		0.1		0.8	0.1
	E	0.2	0.1			0.7

図 3 確率化した Confusion Matrix の例 (数字のない要素は値が 0)

ているとする。 x が観測されたとき、次式で与えられるベイズの定理を用いると事前に与えられた情報から x が ω_i に属している確率 (事後確率) $P(\omega_i|x)$ を求めることができる。

$$P(\omega_i|x) = \frac{P(x|\omega_i)P(\omega_i)}{P(x)} \quad (1)$$

ここで確率 $P(x)$ は

$$P(x) = \sum_{j=1}^c P(x|\omega_j)P(\omega_j) \quad (2)$$

で与えられるが、 $P(x)$ は全クラス共通であるため、パターンが属すべきクラスを決定する際には用いられない。従って、事後確率は ω_i に属するパターン x が生成される確率に比例し、

$$P(\omega_i|x) \propto P(x|\omega_i)P(\omega_i) \quad (3)$$

となる。

2.2 Confusion Matrix とその確率的表現

2.2.1 Confusion Matrix

CM は識別器に入力されるパターンが属するクラス (真のクラス) と識別器が出力するクラス (認識結果) の対応を表す行列である。通常、 $n \times n$ 行列 C を CM とすると、 C の (i, j) 要素 c_{ij} はクラス ω_i に属するパターンを認識によってクラス ω_j に属すると判断した回数を表す。

2.2.2 Confusion Matrix の確率表現

クラス ω_i に属するパターンをクラス ω_j であると認識する確率 $P(\omega_j|\omega_i)$ を (i, j) 要素に持つ $n \times n$ 行列 W を定義する。 W は C の各行の要素の和が 1 になるように正規化して得られる。すなわち、

$$C_i = \sum_{j=1}^N c_{ij} \quad (4)$$

とおいたとき、 W の (i, j) 要素 w_{ij} は

$$w_{ij} = \frac{c_{ij}}{C_i} \quad (5)$$

で与えられる (図 3 参照)。

2.2.3 Confusion Matrix の推定精度

本報告での議論は CM が絶対に信頼できることを前提としている。しかし、実際に用いることができる CM は有限のサンプルを用いて計算されたものであるため、より多くのサンプルを用いれば、サンプルが少ない場合には起こらないとされた認識

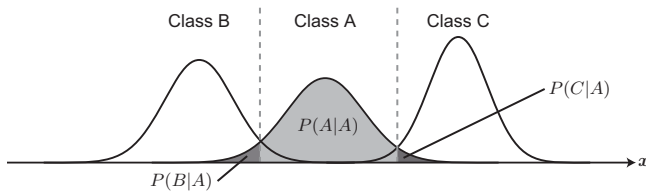


図 4 各クラスの確率分布，識別境界，確率化した Confusion Matrix の要素の関係（着色部分の面積の大きさが確率の大きさを表す）

誤りが起こることも考えられる．そこで，本節では少数のサンプルで推定した CM を用いたときの提案手法への影響を考慮するために CM の作成に用いるサンプル数と CM の推定精度の関係を導く．具体的には，CM の推定問題が各クラスの確率分布の推定問題に帰着することを示す．

図 4 に各クラスの確率分布と CM の要素の関係を示す．この図はクラス A の確率分布を識別境界で分割したとき，正しくクラス A と認識される確率 $P(A|A)$ ，B に誤認識される確率 $P(B|A)$ ，C に誤認識される確率 $P(C|A)$ をそれぞれ面積で表している．これを数式で表すと，

$$P(\omega_j|\omega_i) = \int_{\{x|P(\omega_j|x) = \max_l P(\omega_l|x)\}} P(\omega_i|x) dx \quad (6)$$

$$\propto \int_{\{x|P(\omega_j|x) = \max_l P(\omega_l|x)\}} P(x|\omega_i) P(\omega_i) dx \quad (7)$$

となる．ここで $\{x|P(\omega_j|x) = \max_l P(\omega_l|x)\}$ は，クラス ω_j に認識される x という意味である．従って，CM の推定精度は $P(x|\omega_i)$ の推定精度に依存する．

3. 認識の情報量

本節では認識に関する情報量について述べる．簡単のために，以後は各クラスのサンプルは等確率で生成されるとする．すなわち，クラス数を N としたとき，事前分布は $P(\omega_i) = \frac{1}{N}$ である．また，本節ではリジェクトを考えない．

3.1 認識後に残っている不確かさ

X を真のクラス， Y を認識結果とする．各クラスに属するパターンは等確率で生成されるので，パターンを認識する前に我々が持つ N クラス問題の不確かさは $H(X) = \log_2 N$ である．一方，CM が与えられれば，認識した後に残っている不確かさも条件付きエントロピーとして次式で得られる．

$$H(X|Y) = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_j w_{ij} \log_2 w_{ij} \quad (8)$$

認識前の不確かさから認識後の不確かさを引き算して得られる相互情報量

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) \quad (9)$$

は，認識によって打ち消される不確かさ，すなわち認識が与える情報量を表す．

3.2 認識率を 100% にするために必要な情報量

識別器にパターン以外の情報を加えて認識率を 100% にするためには一体どれだけの情報量が必要であろうか？ 認識した後に残っている不確かさは $H(X|Y)$ であるので， $H(X|Y)$ の情報を識別器に付加すれば認識率が 100% になるのであろうか？ 答えは「否」である．

何故ならば， $H(X|Y)$ は各クラスの不確かさを平均した量であり，最大値でないからである．一般にパターン認識問題では認識が容易なクラスと困難なクラスが存在しているが，同様に誤認識されやすいクラスとされ難いクラスも存在する．誤認識されやすいクラスとは，CM を列毎に見たとき，0 でない要素が多い列に対応するクラスである．認識率 100% を達成するためには，最も誤認識されやすいクラスを識別器が認識結果としたときでも誤認識が起きないだけの情報量を与える必要がある．

実際に図 3 の場合について考えてみると，認識後に残る不確かさ $H(X|Y)$ は 0.90 ビットであるが，認識率 100%，リジェクト率 0% の達成に必要な情報量（後述）は 1.58 ビットである．

4. 損失計算のための準備

本節では，確率化した CM である W を用いて損失を計算するための準備を行う．

4.1 行列 W の分割

W を縦横に分割し， B_{kj} を定義する．

提案手法では CM の各行に記号を割り当てる．そのため，まず行列を同一の記号が割り当てられた行の集合に分割する．すなわち， k 番目の記号が割り当てられた行の集合を

$$\mathcal{H}_k = \{l | l = l_1, \dots, l_{|\mathcal{H}_k}|\} \quad (10)$$

とおく． $|\mathcal{H}_k|$ は同じ記号を割り当てられた行数である．

次に \mathcal{H}_k を縦に分割する． W の j 列目で，かつ k 番目の記号が割り当てられた行の要素を

$$B_{kj} = \{(l, j) | l = l_1, \dots, l_{|\mathcal{H}_k}|\} \quad (11)$$

とおく．

4.2 B_{kj} 内の 0 でない要素数

最初に，値が 0 であれば 0，さもなければ 1 を返す関数

$$z(x) = \begin{cases} 0, & \text{for } x = 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

を定める．

B_{kj} に含まれる要素のうち， $w_{ij} \neq 0$ を満たす要素の数 q_{kj} を関数 $z(x)$ を用いて定義する．

$$q_{kj} = \sum_{l \in \mathcal{H}_k} z(w_{lj}) \quad (13)$$

5. 付加情報の与え方

図 2 のような識別器にパターンと付加情報が与えられるモデルを考えたとき，認識率 100%，リジェクト率 0% を実現する付加情報が満たすべき条件を 5.1 で導く．

5.2, 5.3 では付加情報の情報量が十分でない場合について、(1) リジェクトを行わないときの認識率、(2) 認識率を 100% に保持する場合のリジェクト率の 2 種類について考える。

なお、情報源と識別器は CM(行列 W) と符号のコードブックを共有しているものとする。

5.1 認識率 100%，リジェクト率 0% を実現する付加情報
 認識率 100%，リジェクト率 0% を実現するために付加情報が満たすべき条件を図 3 を例に考える。図 3 によると、認識結果が A になるのは真のクラスが A, C, E のいずれかのときである。これらは当然、識別器では区別できない。しかし、もし識別器がそのまま A と出力してしまうと、真のクラスが C や E だった場合には誤認識が生じてしまう。そのため、真のクラスが A, C, E のいずれであったのかを区別する情報が必要となる。そこで、A, C, E にそれぞれ別々の記号を割り当てると、記号は少なくとも 3 種類必要となる。

同様に、認識結果が B になるのは真のクラスが B, D, E のいずれかのときであるので、B, D, E にも別々の記号を割り当てる。このように考えていくと、図 5(a) のように、A と B, C と D, E に別の記号を付加することでリジェクトを行うことなく認識率 100% が達成できる。つまり、認識率 100%，リジェクト率 0% を実現するために付加情報が満たすべき条件は、全ての k, j について B_{kj} 内に値が 0 でない要素が 2 つ以上存在しないことである。

前述の条件を満たす符号のうち、記号の種類が最小であるものが N_{symmin} 種類であるとする、認識率 100%，リジェクト率 0% を実現するために必要な情報量は $\log_2 N_{\text{symmin}}$ で与えられる。図 3 の場合、 $\log_2 3 \sim 1.58$ となる。

5.2 条件の緩和 1: 認識率が 100% でない場合 (リジェクトなし)

付加情報の情報量が認識率 100%，リジェクト率 0% に必要な量に満たない場合は誤認識が起こることを許容する場合について考える。リジェクトは行わない。なお、この問題は 5.1 の問題を含んでいる。

5.2.1 損失関数

5.1 で述べたように、値が 0 でない要素が B_{kj} 内に 1 つ以下しか存在しない場合 ($q_{kj} \leq 1$) は誤認識が生じず、2 つ以上の 0 でない要素が存在した場合 ($q_{kj} \geq 2$) は誤認識が生じる。このとき、認識結果に対応する真のクラスは q_{kj} 通りの可能性があるが、認識結果として出力できるのはそのうち 1 つのクラスだけである。取り得る最も損失が少ない方法は、事後確率が最大になる要素を出力として採用することである。例えば、図 5(b) の場合、記号が 1 で認識結果が A であれば、C と出力するよりも E と出力したほうが損失が少ないので、E と出力する。従って、真のクラスが E 以外であった場合、この場合は C のときは損失となる。

以上より、損失関数 L_1 を次式のように定式化し、損失を最小にする問題を考える。

$$L_1 = \sum_j \sum_k \left\{ \sum_{(l,j) \in B_{kj}} w_{lj} - \max_{(l,j) \in B_{kj}} w_{lj} \right\} \quad (14)$$

認識結果

真のクラス		認識結果					
		A	B	C	D	E	
0	A	0.6		0.4			\mathcal{H}_1
	B		0.8		0.1	0.1	
1	C	0.1		0.9			\mathcal{H}_2
	D		0.1		0.8	0.1	
2	E	0.2	0.1			0.7	\mathcal{H}_3

付加情報

(a) 認識率 100%，リジェクト率 0% を実現する符号 (符号の種類: 3, 損失: 0, 認識率: 100%, リジェクト率: 0%)

認識結果

真のクラス		認識結果					
		A	B	C	D	E	
0	A	0.6		0.4			\mathcal{H}_1
	B		0.8		0.1	0.1	
1	C	0.1		0.9			\mathcal{H}_2
	D		0.1		0.8	0.1	
	E	0.2	0.1			0.7	

付加情報

(b) リジェクトを行わない符号 (条件緩和 1) (符号の種類: 2, 損失: 0.3, 認識率: 94%, リジェクト率: 0%)

認識結果

真のクラス		認識結果					
		A	B	C	D	E	
0	A	0.6		0.4			\mathcal{H}_1
	B		0.8		0.1	0.1	
1	C	0.1		0.9			\mathcal{H}_2
	D		0.1		0.8	0.1	
	E	0.2	0.1			0.7	

付加情報

(c) 認識率 100% を保持する符号 (条件緩和 2) (符号の種類: 2, 損失: 1.3, 認識率: 100%, リジェクト率: 26%)

図 5 符号の例 (白黒反転している要素が損失を表す)

式 (14) の括弧内は第 1 項が B_{kj} 内の要素の和、第 2 項が損失にならない要素 (出力するクラスに対応する要素) を表す。

5.2.2 認識率

全クラスの (平均) 認識率を求めるために、まず (平均) 誤認識率を求める。損失関数 L_1 は文字毎の誤認識率の和である。従って、 L_1 を文字数で割れば誤認識率が得られる。1 から誤認識率を引けば認識率であるので、認識率は $R_{\text{recog}} = 1 - \frac{L_1}{N}$ で与えられる。

5.3 条件の緩和 2: 認識率が 100% の場合 (リジェクトあり)

付加情報の情報量が認識率 100%，リジェクト率 0% に必要な量に満たない場合はリジェクトを行うことで誤認識を回避し、

認識率 100%を保持する場合について考える．なお，この問題も 5.2.1 同様，5.1 の問題を含んでいる．

5.3.1 損失関数

5.2.1 同様，値が 0 でない要素が \mathcal{B}_{kj} 内に 1 つ以下しか存在しない場合 ($q_{kj} \leq 1$) は誤認識が生じず，2 つ以上の 0 でない要素が存在した場合 ($q_{kj} \geq 2$) は誤認識が生じる可能性がある．このとき，認識結果に対応する真のクラスは q_{kj} 通りの可能性があるが，認識率 100%を達成するためには，誤る可能性がある場合は全てリジェクトするしかない．例えば，図 5(c) の場合，記号が 1 で認識結果が A であれば，C と出力しても E と出力しても誤認識の可能性が残るため，この場合は全てリジェクトし，全て損失となる．

以上より，損失関数 L_2 を次式のように定式化し，損失を最小にする問題を考える．

$$L_2 = \sum_j \sum_k s_{kj} \quad (15)$$

ただし，ここで s_{kj} は

$$s_{kj} = \begin{cases} 0, & \text{for } q_{kj} \leq 1 \\ \sum_{(l,j) \in \mathcal{B}_{kj}} w_{lj}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

である．

5.3.2 リジェクト率

全クラスの (平均) リジェクト率を求める．損失関数 L_2 は文字毎のリジェクト率の和である．従って， L_2 を文字数で割ればリジェクト率が得られる．従って，リジェクト率は $R_{\text{reject}} = \frac{L_2}{N}$ で与えられる．

6. 実験

実際の文字データを認識して得た 8 種類の CM を用い，認識後に残っている不確かさ，認識率 100%かつリジェクト率 0%に必要な記号の種類とその情報量を求めた．

8 種類の CM は 2 種類の文字データ，2 種類の識別器，さらにオープン実験とクローズ実験の組み合わせにより作成した．文字データは手書き文字と印刷文字を用いた．手書き文字は ETL9B(3036 字種，200 セット) を 64×64 の大きさに非線形正規化 [4] した後，196 次元の方向線素特徴量 [5] を抽出して用いた．印刷文字は 25 種類のフォントから ETL9B に含まれる 3036 字種のひらがなと漢字を抜き出し，ETL9B と同様の処理で特徴量を作成した．ユークリッド距離と SQDF [6] を識別器として用いた．オープン実験は leave-one-out 法で行った．これらの実験条件とそのときの認識率と認識後に残る不確かさを表 1 に示す．なお，3036 クラス問題が持つ不確かさは $\log_2 3036 \sim 11.57$ ビットである．

8 種類の CM を対象として 5.2 のリジェクトを行わない場合の情報量と認識率の関係と，5.3 の認識率 100%を保持する場合の情報量とリジェクト率の関係を求めた．その際，欲張り法のアルゴリズムを用いた (アルゴリズム 1 参照)．結果を図 6，図 7 に示す．また，認識率 100%，リジェクト率 0%の達成に必

Algorithm 1 損失最小を目指す欲張り法のアルゴリズム

- 1: 全てのクラスに別々の記号を割り当てる．すなわち， $k = 1, \dots, N$ について， $\mathcal{H}_k = \{k\}$ とおく．
- 2: 損失を表す変数 $L(\cdot)$ を定義する．明らかに $L(N) = 0$ である．
- 3: for $N_{\text{symbol}} = N - 1$ to 1 do
- 4: 同じ記号を割り当てたときの損失が最小になる行の集合を 1 組選び， $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$ とする．ただし， $s \neq t$ かつ $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t \neq \emptyset$ である．そして， $\mathcal{H}_s, \mathcal{H}_t$ に同じ記号を割り当てる．すなわち，
$$\mathcal{H}_s \leftarrow \mathcal{H}_s \cup \mathcal{H}_t \quad (17)$$

$$\mathcal{H}_t = \emptyset \quad (18)$$
- とする．このときの損失が $L(N_{\text{symbol}})$ である．
- 5: end for

要な記号の種類とそのときの情報量を表 1 に示す．欲張り法では近似解しか得られないが，認識率 100%，リジェクト率 0%の達成に必要な記号の種類は最適値と同じであった．なお，図 6，図 7 は所望の認識率，リジェクト率を得るために必要な情報量も表している．これは提案手法のようにパターンとは別に付加情報を与える認識系を設計する上で有用である．

SQDF とユークリッド距離を比較すると，認識率と認識後に残っている不確かさでは SQDF が上回っているが，認識率 100%，リジェクト率 0%に必要な記号の種類では必ずしも SQDF は優位ではない．これは 3.2 で述べた誤認識され易いクラスの影響であり，極少数のそのようなクラスに支配された結果である．認識率 100%，リジェクト率 0%に必要な記号の種類 (情報量) は認識率等の指標とは性質が異なるため，付加情報の情報量を最小にする識別器の導出が求められる．

7. まとめ

本報告では，パターンが属するクラスに関する情報 (付加情報) をパターンと同時に識別器に入力し，パターンと付加情報から矛盾のない答えを導くことで認識率 100%，リジェクト率 0%を達成する方式について検討した．文字認識結果を反映した CM を用いて実験したところ，印刷文字ではオープン実験で 4 ビット，クローズ実験で 1 ビットの情報の付加で達成できることが示された．

また，付加情報の情報量が十分でない場合について，(1) リジェクトを行わないときの認識率，(2) 認識率を 100%に保持する場合のリジェクト率について，文字認識結果を反映した 8 種類の CM を用いて観察した．この結果は所望の認識率，リジェクト率を得るためにはどの程度の情報量が必要なのかを知る上で有用である．

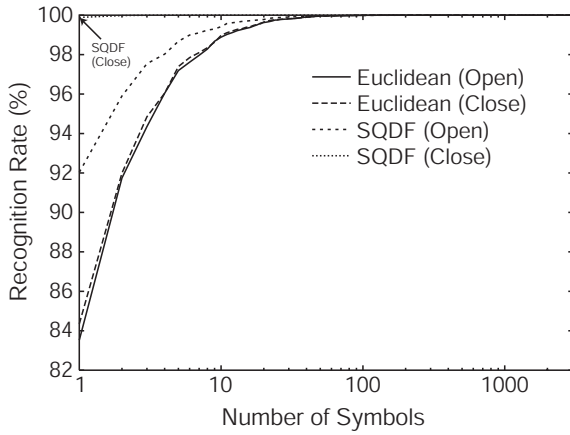
そして，付加情報の情報量は識別器の性能評価に従来よく用いられている認識率や認識後に残る不確かさとは別の性質を持つことを示し，付加情報の情報量を最小にする識別器の必要性を指摘した．今後，付加情報の情報量を最小にする識別器を導出することにより，認識率 100%，リジェクト率 0%の達成に必要な情報量は本報告で示した値よりも減少する可能性がある．

文献

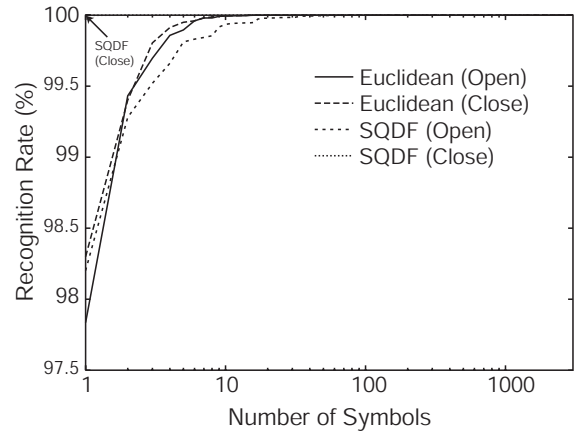
- [1] 島村太郎，朱碧蘭，櫻田武嗣，中川正樹，“アクティブ帳票シ

表 1 認識率と情報量

文字データ	識別器	オープン/クローズ	認識率 (%)	認識後に残る不確かさ (ビット)	認識率 100%, リジェクト率 0%に必要な記号の種類	認識率 100%, リジェクト率 0%に必要な情報量 (ビット)
手書き文字	Euclidean	オープン	83.53	1.25	206	7.69
		クローズ	84.35	1.20	206	7.69
	SQDF	オープン	92.03	0.63	459	8.84
		クローズ	99.89	0.01	4	2.00
印刷文字	Euclidean	オープン	97.84	0.12	16	4.00
		クローズ	98.30	0.10	15	3.91
	SQDF	オープン	98.20	0.11	71	6.15
		クローズ	99.99	8.1×10^{-5}	2	1.00

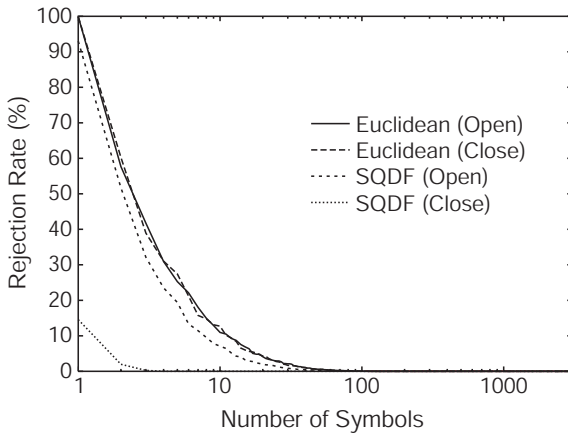


(a) 手書き文字

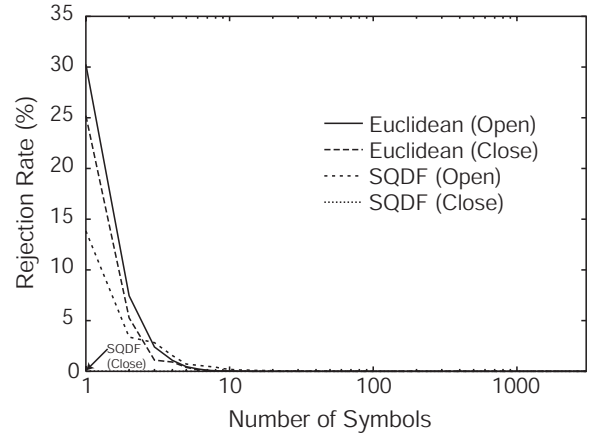


(b) 印刷文字

図 6 記号の種類と認識率の関係



(a) 手書き文字



(b) 印刷文字

図 7 記号の種類とリジェクト率の関係

- ステムの設計と開発,” 信学論 (D-II), vol.J87-D-II, no.12, pp.2091-2103, Dec., 2004.
- [2] 黄瀬浩一, 大町真一郎, 内田誠一, 岩村雅一, “カメラを用いた文字認識・文書画像解析の現状と課題,” 信学技報, Mar., 2005. (発表予定).
- [3] 太田学, 高須淳宏, 安達淳, “認識誤りを含む和文テキストにおける全文検索手法,” 情報処理学会論文誌, vol.39, no.3, pp.625-635, Mar., 1998.
- [4] 山田博三, 斉藤泰一, 山本和彦, “線密度イコライゼーション—相

- 関法のための非線形正規化法,” 信学論 (D), vol.J67-D, no.11, pp.1379-1383, Nov., 1984.
- [5] 孫寧, 田原透, 阿曾弘具, 木村正行, “方向線素特徴量を用いた高精度文字認識,” 信学論 (D-II), vol.J74-D-II, no.3, pp.330-339, Mar., 1991.
- [6] S. Omachi, F. Sun and H. Aso, “A new approximation method of the quadratic discriminant function,” Lecture Notes in Computer Science, vol.1876, pp.601-610, Sept., 2000.