L-016

オンライン手書き文字とパスワード認証を用いた複合認証方式
The Complex Authentication System using online handwriting and password

菅原 俊† 六井 淳‡
Shun Sugahara Jun Rokui

1. はじめに

オンラインサイン認証は行動的特性を用いたバイオメトリクス認証の一種であり，多くの研究報告がある[1][8].

従来法では DP マッチングを用いる方法[8][9]や隠れマルコフモデルを用いる方法[10]が提案されている．また，統計的手法を用いて個人用のパラメータを設定する事で本人拒否率が減少することが報告されている[7]．統計的手法を用いることで質の良いテンプレートを作ることが出来るが，運筆情報を大量に収集する事は困難である．

同等エラー率は，バイオメトリクス認証の評価法の 1 つであり，本人拒否率(FRR false reject rate)と他人受入率(FAR false accept rate)の平衡点を指す．本人拒否率と他人受入率は収集した運筆情報と登録されたテンプレートを比較する際に算出する類似度に対し，受理する閾値によって設定する．本人拒否率と他人受入率は相反関係に有り，本人拒否率を減少する為に閾値を緩く設定すると他人受入率が増加し，他人受入率を減少する為に閾値を厳しく設定すると本人拒否率が増加する．

本研究ではクラスタリングと筆記文字の字種を複合した認証手法を提案し，これらの問題の解決をはかる．提案手法では，パスワード認証の様に筆記字種を限定し認証に用いる．事前に不特定多数のユーザから収集した運筆情報を，字種毎にクラスタリング処理を行い，認証を行う時は認証ユーザから収集した運筆情報の所属クラスタを用いる．従来法では，本人認証用のテンプレートを統計的手法を用いて作成する為，登録を行う際に一人あたりのユーザから多くの運筆情報を収集する必要があるが，提案法では不特定多数の運筆情報を用いてクラスタリングを行うことで，この問題を解決する．また，パスワード認証のように筆記字種も認証時に使用する事で，他人受入率と本人拒否率の相反問題の解決をはかった．

2. 認証手法

提案手法の概要図を図 1 に示す.

本システムにおける認証手法を収集ステップ，前処理ステップ，クラスタリングステップ，Key 算出ステップ，クラスタ算出ステップ，複合ステップ，認証・識別ステップに処理に分け説明する．収集ステップでは，認証ユーザから運筆情報を収集する．前処理ステップで，収集ステップより得た運筆情報のスケーリング処理を行う．Key 算出ステップでは，複合ステップで使用する Key を作成する．クラスタリングステップでは運筆情報の所属するクラスタを算出する．所属クラスタの算出を行う際，事前に不特定多数のユーザから収集した運筆情報をクラスタリングを行い作成した重心情報との類似度を用いる．重心情報は字種毎に事前に設定したクラスタ数毎に作成する．クラスタ算出ステップでは，認証ユーザから収集した運筆情報を用いて所属クラスタを算出する．複合ステップでは認証・登録時に使用する鍵を作成する．認証の際に使用する運筆情報の総数を N とした時の鍵を式(1)に示す.

$$K = \{(a_0, b_0), \cdots, (a_i, b_i)\}, \quad (i = 1, \cdots, N) \tag{1}$$

(a_i, b_i)は Key 算出ステップで作成した Key と運筆情報のクラスタラベルの組み合わせであり，a_iは Key，b_iはクラスタラベルである．登録・認証ステップでは複合ステップで作成した鍵を使用し，ユーザ登録及びユーザ認証を行う．ユーザ登録時には，複合ステップで作成した鍵とユーザ ID を保持する．ユーザ認証時では，認証時に新しく算出した鍵と登録された鍵を比較し，認証を行う．

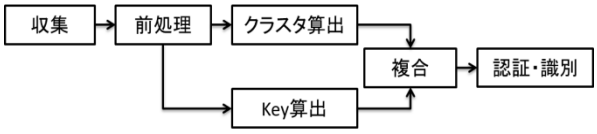


図 1 認証システムの概要図

2.1 収集ステップ

本研究では Android タブレットに抽出用のアプリケーションを実装し運筆情報の収集を行った．サンプリング時間を T とした際のサンプリングを行うデータを式(2)に示す.

†島根大学総合理工学部総合理工学研究科数理・情報システム学専攻 Department of Mathematics and Computer Science Interdisciplinary Faculty Science and Engineering Shimane University

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

$$X_t = (time, x, y, p)(t = 1, \cdots, T) \quad (2)$$

ここで，time はサンプリング開始時からの経過時刻であり，x,y は位置座標，p は筆圧情報である．また，サンプリング間隔は 5ms に固定した．サンプリングデータより，認証処理に用いる特徴データを抽出した．特徴データを式(3)に示す．

$$Y_t = (X_t, vx, vy, v)(t = 1, \cdots, T) \quad (3)$$

vx, vyは X,Y 軸方向への移動速度であり，式(4),(5)を用いて算出する．

$$vx_t = \frac{(x_t - x_{t-1})}{(time_t - time_{t-1})} \quad (4)$$

$$vy_t = \frac{(y_t - y_{t-1})}{(time_t - time_{t-1})} \quad (5)$$

v は式(6)を用いて算出する．

$$v_t = \sqrt{vx_t^2 + vy_t^2} \quad (6)$$

2.2 前処理

文字収集処理で算出した特徴データに対して，スケーリング処理を行う．スケーリング処理では，筆記文字の縦幅と横幅を用いて余白部分を無視し，筆記文字部分のみを抽出する．運筆情報における X,Y 軸座標の最小，最大値をそれぞれ$X_{min}, X_{max}, Y_{min}, Y_{max}$,とした時$width$と$height$は式(7),(8)を用いて求める．

$$width = X_{max} - X_{min} \quad (7)$$

$$height = Y_{max} - Y_{min} \quad (8)$$

スケーリング処理では width と height を用いて固定幅のサイズに拡大縮小処理を行う．その為，width と height の比率が変換後の比率と異なると，変換前後でレイアウトに崩れが生じる可能性がある．そこで，width と height の比率によって拡大縮小処理の手順を変更する．次に変換後の X 座標値を X'，Y 座標値を Y'，変換後の縦幅の最大値を H，横幅の最大値を W とした時のスケーリング処理の手順を示す．

width,height を用いて縦横比 aspect を求める．aspect は式(9)を用いて求める．

$$aspect = \frac{width}{height} \quad (9)$$

aspect > 1 の時，変換後の X',Y'は式(10),(11)を用いて求める．

$$X' = \frac{X \times W}{width} \quad (10)$$

$$Y' = \frac{Y \times H}{width} \quad (11)$$

aspect ≤ 1 の時，変換後の X',Y'は式(12),(13)を用いて求める．

$$X' = \frac{X \times W}{height} \quad (12)$$

$$Y' = \frac{Y \times H}{height} \quad (13)$$

2.3 類似度

従来のオンラインサイン認証ではスケーリング処理を行った運筆情報に対して，事前に登録した認証データと比較を行う．また，提案手法では運筆情報が所属するクラスタの算出時に運筆情報とクラスタの重心情報と比較を行う．ベクトル情報の比較手法にはユークリッド距離を用いる手法やマハラノビス距離を用いる手法があるが，オンラインサイン認証では運筆情報毎にベクトルの長さが異なる為，ベクトル類似度を用いて比較を行った．本研究では DynamicTimeWarping[8]を用いてベクトルの類似度を算出する．DynamicTimeWarping は比較対象の時系列データに対し，動的計画法に基いて類似度を算出する手法であり，異なる長さの時系列データに適応できる為，オンラインサイン認証において類似度計算に用いられている．

次に，特徴ベクトルを，$A = \{a_1, a_2, \cdots, a_P\}$，$B = \{b_1, b_2, \cdots, b_Q\}$, A, Bの類似度をD，ベクトル間のユークリッド距離を$dist$とした時，$D(A, B)$ は式(14)を用いて求める．

$$D(A, B) = \begin{cases} D(i-1, j-1) + dist(a_i, b_j) \\ D(i, j-1) + dist(a_i, b_j) \\ D(i-1, j) + dist(a_i, b_j) \end{cases} \quad (14)$$

また，お互いに異なる特徴データをa_t, b_tとし、特徴データの要素の集合を C とした時，$dist(a_i, b_j)$は式(15)を用いて求める．

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

$$dist(a_i, b_i) = \sqrt{\sum_{k \in C} (a_{i,k} - b_{i,k})^2} \quad (15)$$

2.4 クラスタリング

本システムでは，字種毎に事前に収集した不特定多数のユーザによる運筆情報をそれぞれクラスタリングを行い，クラスタ毎に重心ベクトルを算出する．認証・登録時には，運筆情報に対し，筆記された字種に対応した重心データを用いて，所属クラスタを算出する．本研究ではクラスタリング手法として K-means++法[3]を用いる．K-means++法は非階層型クラスタリング手法として広く使われる K-means 法の拡張であり，階層型クラスタリングに対して，計算量が少ない特徴がある．K-means 法は，初期値をランダムに決定するため，クラスタリング結果が初期値に影響を受ける問題が有るが，K-means++法は初期クラスタを確率的に決定する事で，初期値による影響が少ない特徴がある．クラスタ数をMとし、クラスタリング対象のベクトルデータを$\mathrm{x}_n(n = 1, \cdots, M)$重心データを$\mathrm{c}_i(i = 1, \cdots, K)$とした時の K-means++法のアルゴリズムを次に示す.

初期化 Step

1.クラスタリング対象の運筆情報の中から重心c_iランダムに 1 点を決定する.

2.ベクトル$\mathrm{x}_n(n = 1, \cdots, M)$に対し，$\mathrm{D}(x_n)$を計算する．D(x)は式(16)を用いて算出する.

$$D(x_n) = \min_i \ dist(x_n, c_i) \quad (16)$$

3. $\mathrm{D}(x_n)$に対し，全てのベクトルにおいて確率$\varphi(x_n)$を求める．$\varphi(x_n)$は式(17)を用いて求める.

$$\varphi(x_n) = \frac{D(x_n)^2}{\sum_{i=1}^{K} D(x_i)^2} \quad (17)$$

4.求めた確率$\varphi(x_n)$に従い，重心c_iを確率的に決定する.

5.$i = k(k = 1, \cdots, K)$において 2 から 4 を繰り返す.

6.ベクトル$\mathrm{x}_n(n = 1, \cdots, M)$に対し，所属クラスタを選択する．所属クラスタは，重心$\mathrm{c}_i(i = 1, \cdots, K)$に対し，最も類似度の高いクラスタを選択する．類似度は DynamicTime Warping を用いる.

繰り返し Step

1.ベクトル$\mathrm{x}_n(n = 1, \cdots, M)$の所属クラスタ$\mathrm{c}_i(i = 1, \cdots, K)$を用いて重心データの更新を行う.

2.更新した重心データより全ベクトルの所属クラスタを更新する．所属クラスタは，重心$\mathrm{c}_i(i = 1, \cdots, K)$に対し，最も類似度の高いクラスタを DynamicTimeWarping を用いて選択する.

3.更新前後で所属クラスタの変更がなくなったらクラスタリングを終了し，変更がある場合繰り返し処理を行う.

クラスタの算出

運筆情報に対するクラスタの算出は，筆記字種及び算出するクラスタ数に対応した，全ての重心データに対し，類似度を算出する．算出した類似度の内，最も類似している重心データを所属クラスタとする.

2.5 Key 算出

本システムでは認証を行う際に，運筆情報の所属クラスタと Key を複合する．Key を用いることで，本人拒否率を増加せずに他人受入率の減少が期待できる．Key は他人受入率を減少させる目的が有るため，テキストベースのパスワードの様に，本人誤差の影響が出にくいパラメータを設定する必要がある．そこで本システムでは，認証時に筆記された字種を Key として使用する.

2.5.1 字種の識別

本システムでは認証を行う際に，筆記字種をパスワード認証の様に用いる．筆記字種は隠れマルコフモデルを用いて運筆情報より識別を行う．隠れマルコフモデルは音声認識や音声合成[2]では古くから利用されており，文字識別[6]に利用する研究も数多く報告されている.

2.5.2 入力特徴量

隠れマルコフモデルに与える特徴データは収集・前処理ステップで使用した運筆情報から抽出を行う．運筆情報から抽出する特徴データは X,Y 座標値より算出した X,Y 軸方向それぞれの差分量及び移動角度とした.

2.5.3 隠れマルコフモデル

隠れマルコフモデルを構成する状態は，8 方向の線分とし，8 種類用意した．状態の構造は LeftToRight とした．隠れマルコフモデル$\Lambda = (\mathrm{A}, \mathrm{B}, \pi)$のパラメータの内，状態遷移確率の集合を式(18)，出力確率の集合を式(19)，初期状態確率の集合を式(20)に示す.

$$A = \{a_{i,j}\} \quad (18)$$

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

$$B = \{b_i(x)\} \quad (19)$$

$$\pi = \{\pi_i\} \quad (20)$$

初期状態確率とは隠れマルコフモデルにおいて，状態 i から状態 j に遷移する確率である．出力確率とは状態 i において x を出力する確率である．初期状態確率は i が初期状態である確率である．

本研究では観測可能な時系列データ X に対して，X_t を正規分布をなすスカラー量と して，出力確率$b_q(X_t)$ を正規分布の確率密度関数とする．正規分布における分散をσ，平均をμとした時の出力確率$b_q(X_t)$を式(21)に示す．

$$b_{qt}(X_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(X_t-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (21)$$

また，モデルは字種毎に X 軸座標データの時系列情報を与える X 軸モデル，Y 軸座標データの時系列情報を当たる Y 軸モデル，角度情報の時系列情報を与える移動角モデルの 3 つのモデルを作成する．

2.5.4 モデルの学習

隠れマルコフモデルの内部状態の正規分布のパラメータの学習は Viterbi 学習を用いる．モデル毎に与える学習データに対し，Viterbi 学習を用いて状態毎に運筆情報を区分化し，正規分布の分散と平均を更新する．状態に対して学習するデータを$x_i(i = 1, \cdots, N)$とした時，平均μ と分散σ^2は式(22),式(23)となる．

$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i \quad (22)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^2 \quad (23)$$

また，モデルの初期状態確率$\pi_i(i = 1, \cdots, K)$は式(24),(25)となる．

$$\pi_1 = 1.0 \quad (24)$$

$$\pi_i = 0.0\ , i = 2, \cdots, K \quad (25)$$

2.5.5 字種の識別方法

隠れマルコフモデルΛに対し，観測可能な時系列を$X = \{x_1, x_2, \cdots, x_T\}$とした時，Δが X を出力する確率は式(26)を用いて求める．

$$P(X|\Delta) = \pi_1 \prod_{t=1}^{T} b_t(x_t) a_{t,t+1} \quad (26)$$

字種毎に用意した全てのモデルに対し，式(26)を適用し，最も確率の高くなるモデルを識別結果とする．実際に文字の識別を行う際には，X 軸モデル，Y 軸モデル，移動角モデルそれぞれの識別結果の上位 3 位を算出し，多数決をとる．

2.6 認証・識別

認証を行う際は，収集した運筆情報に対し，文字識別によって識別した字種とクラスタリング Step より算出した所属クラスタを組み合わせる．N 個の運筆情報に対し，認証時に用いるデータのパラメータを式(27)に示す．

$$X = (chara_i, cluster_i)(i = 1, \cdots, N) \quad (27)$$

$chara_i$は i 番目の運筆情報に対する筆記字種であり，$cluster_i$,は i 番目の運筆情報に対する所属クラスタである．ユーザ登録時には，このベクトルデータを保持する．ユーザ認証時には新しく収集した N 個の運筆情報に対し，Y を求める．Y のパラメータを式(28)に示す．

$$Y = (chara_i, cluster_i)(i = 1, \cdots, N) \quad (28)$$

次に，登録データ X の字種$chara_{X,i}$と認証データ Y の字種$chara_{Y,i}$を比較する．$(i = 1, \cdots, N)$において，$chara_{X,i} \neq chara_{Y,i}$の時，認証ユーザを非受理し認証を終了する．次に，登録データ X の所属クラスタ$cluster_{X,i}$と認証データ Y の所属クラスタ$cluster_{Y,i}$を比較する．$(i = 1, \cdots, N)$において，$cluster_{X,i} \neq cluster_{Y,i}$を満たす要素数を数える．要素数が設定したミスの許容数以下の時，認証ユーザを受理する．

3. 検証実験

本研究における提案手法の評価実験を行った．オンラインサイン認証システムの評価実験は，公開データベースや複数人より採取した本人署名と偽筆署名を用いて，他人受入率と本人拒否率を評価する．提案手法では行動的特性を用いたオンラインサイン認証とパスワード認証を複合した認証システムである為，従来法で採用された実験による有効性の検証が困難である．そこで本研究では実験条件を限定し検証実験を行った．実験データは 6 名のユーザより筆記された運筆情報を用いて行い，クラスタリング用データ，テスト用データ，登録用データはそれぞれ重複しない運筆情報を選択した．実験は全てのユーザが「0」から「9」までのアラビア数字を筆記した 10 個の運筆情報を 1 セットとし，認証に用いる字種固定時の評価実験，文字識別器の評価実験，ユーザ毎にランダムに選択した 10 個の運筆情

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

報を 1 セットとし，認証に用いる字種変更時の評価実験を行った．

3.1 字種固定時の評価実験

字種固定時の評価実験の手順を次に示す．

1. 被験者からアラビア数字「0」から「9」の運筆情報をそれぞれ 100 回ずつ収集し，その中から重複しないようにクラスタリング用データとしてそれぞれ 70 セット，登録用データとしてそれぞれ 1 セット，テスト用データとしてそれぞれ 29 セット分類した．
2. クラスタ用データを用いて，筆記字種毎にクラスタ数を 2 から 5 に変化させクラスタリングを行い，それぞれ重心データを作成した．
3. 登録用データに対し，字種に対応した重心データを用いて所属クラスタを算出した．
4. 所属クラスタと字種を用いて鍵を生成し，ユーザ登録情報として保存した．
5. テスト用データを用いて，ミスの許容数を 0 から 6 に設定し，それぞれ本人拒否率と他人受入率を求めた．
6. 全てのユーザに対し本人拒否率と他人受入率を求めた．

実験結果の評価には他人受入率と本人拒否率を用いた．本実験ではクラスタ数とミスの許容数をパラメータとして本人拒否率と他人受入率を変化させる為，厳密な他人受入率と本人拒否率が交錯するパラメータを設定することが出来ない．その為，他人受入率と本人拒否率の平均値が最も低くなるパラメータを評価した．

図 2~図 6 に字種固定時の実験結果を示す．図 2~図 5 はクラスタ数を 2 から 5 に変化させた時の他人受入率と本人拒否率の関係であり，図 6,にミスの許容数，評価値，クラスタ数の関係図を示す．

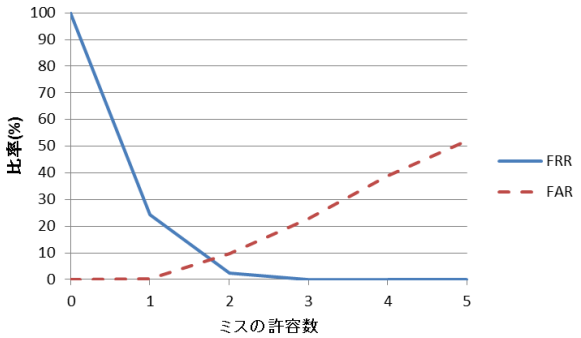


図 2　クラスタ数 2 の時の関係図

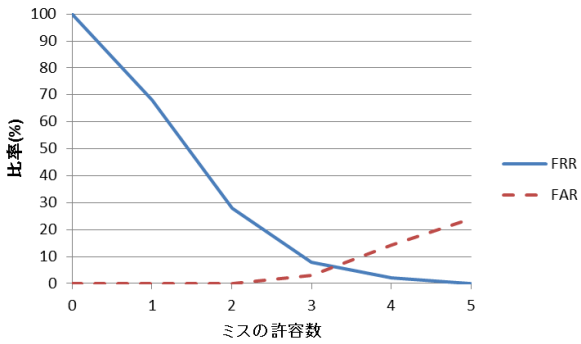


図 3　クラスタ数 3 の時の関係図

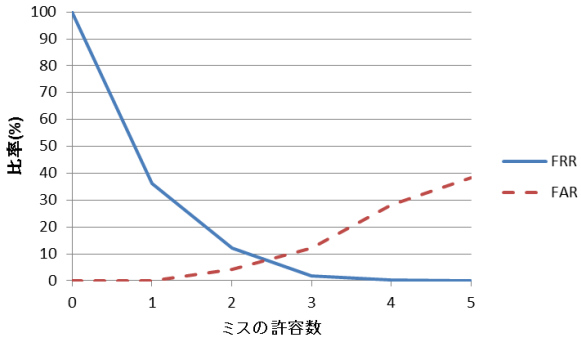


図 4　クラスタ数 4 の時の関係図

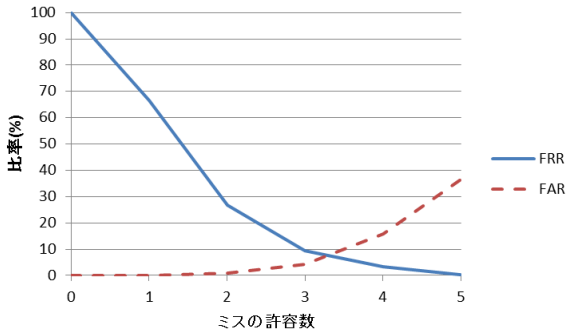


図 5　クラスタ数 5 の時の関係図

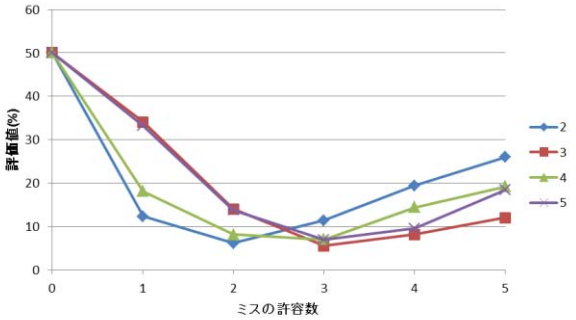


図 6　ミスの許容数と評価値の関係図

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

クラスタ数 2~5 において，ミスの許容数を増加させることで，本人拒否率が減少することが確認できる．また，クラスタ数 2 ではミスの許容数 2 の時，他人受入率と本人拒否率の平均値が 6.11%となり最も低くなる．クラスタ数 3 ではミスの許容数 3 の時，他人受入率と本人拒否率の平均値が 5.54%で最も低くなった．クラスタ数 4 ではミスの許容数 3 の時，他人受入率と本人拒否率の平均値が 7.01%で最も低くなった．クラスタ数 5 ではミスの許容数 4 の時，他人受入率と本人拒否率の平均値で 6.93%となり最も低くなった．実験結果の平均値は 6.39%となる．

評価値が悪い原因として、本人拒否率が高いことが考えられる．本人拒否率が高い要因として、少人数のユーザの運筆情報を用いてクラスタリングを行った為、クラスタの境界付近に割り当てられたユーザの存在がいたと考えられる．この問題の解決策として、ソフトクラスタリングの導入が考えられる．ソフトクラスタリングにおけるクラスタの所属度を用いることで、クラスタ間の距離を認証時に用いることができ、クラスタの境界付近に割り当てられたユーザも正しく認識することが出来ると考えられる。

3.2 文字識別器の評価実験

運筆情報「0」から「9」対する移動角モデル，X 軸モデル，Y 軸モデル，多数決法の正解率を表 1 に示す．多数決法とは、移角モデル、X,Y 軸モデルの識別結果に対し、多数決を取る事で字種を算出する識別法である．正解率は正しく識別出来た文字数を識別対象文字のテストデータの数で割った数値とする．

文字識別の識別率は字種変更の実験時に、本人拒否率を算出する際に、パスワード認証におけるパスワードの誤認識によるエラーの発生率として使用する．

表 1　文字識別器の識別率

字種	角度モデル(%)	X 軸モデル(%)	Y 軸モデル(%)	多数決法(%)
0	16	84	90	99
1	95	43	0	98
2	92	17	0	94
3	91	75	8	97
4	96	19	59	95
5	98	10	3	98
6	100	83	100	100
7	55	23	87	90
8	99	73	18	99
9	98	13	76	98

実験結果より，多数決法を用いた場合，「0」「1」「5」「6」「8」「9」は識別率が 98%を超え，「2」「3」「4」「7」は 98%に届かなかった．特に「7」は 90%付近の識別率しか出ず，他の文字に対し非常に低い識別率となった．「7」の識別結果を見ると，角度モデルが非常に悪い識別率となっている．角度モデルでは「1」と誤認識するケースが多く見られた．「4」の識別結果では角度モデルは識別率が 96.00%となっているが，X 軸モデルの識別率が 19%で，Y 軸モデルのミスと重なり，最終的な識別率が 95.00%と角度モデルのみの識別率より大きく下がっている事が確認できる．角度モデルの識別結果を基準にすると「0」「3」「7」を識別するにあたって，多数決法によって識別率が大きく向上しているが，「4」を識別する場合，多数決法を使用すると識別率が減少している．

3.3 字種変更時の評価実験

字種変更時の評価実験の手順を次に示す．

字種変更時の評価実験では，登録用のデータおよびテスト用データの字種をランダムに選択し，評価実験を行った．

実験結果の評価には字種固定実験と同様に本人拒否率と他人受入率，本人拒否率と他人受入率の平均値が低くなるパラメータを用いた．図 7,8 に字種変化時の実験結果を示す．図 7 はクラスタ数を 2 から 5 に変化させた時の本人拒否率とミスの許容数の関係である．字種変更時の実験では、他人受入率が 0%から変化しなかった．図 8,にミスの許容数，評価値，クラスタ数の関係図を示す．

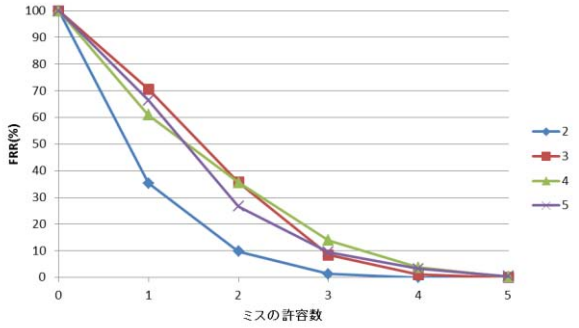


図 7　クラスタ数 2 の時の関係図

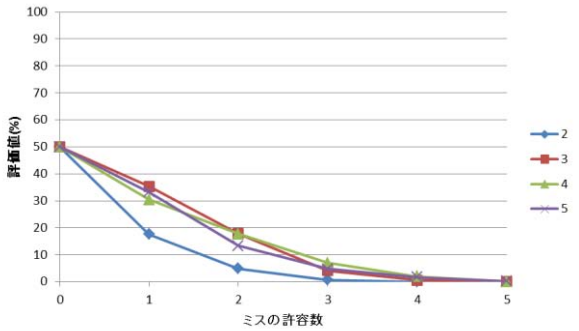


図 8　ミスの許容数と評価値の関係図

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.

字種固定時の実験と同様にミスの許容数を増加させる毎に本人拒否率が減少することが確認できる．また、ミスの許容数を増加させても他人受入率は 0%から変動しなかった．また、各クラスタ数に対し、評価値が最良となるミスの許容数は 5 であった。他人受入率の増加傾向が見られなかった為、一概にミスの許容数を最大にすると評価値が高くなるとは言えないが、実験条件で指定した最大のミスの許容数を最良の評価値とした時、本人拒否率は 0.66%、他人受入率は 0%となった。この結果に対し文字識別器におけるエラー率 3.2%を掛け合わせると、本人拒否率は 0.096%となり、評価値は 0.048%となる。

4. まとめ

本研究では，運筆情報のクラスタラベルと筆記字種を複合した認証方式を提案した．提案した認証方式は不特定多数のユーザから採取した運筆情報を用いてクラスタリングを行う為，ユーザ毎のテンプレートを作成せず，認証ユーザから採取する運筆情報が少量ですむ特徴がある．ユーザ認証用の登録情報として所属クラスタ情報を用いて作成した鍵を用いる事で，登録用データベースに運筆情報が不要となった．

また，筆記字種とクラスタラベルを組み合わせる事で，他人受入率と本人拒否率が相反関係である問題の解決を図った．検証実験では，6 名から字種毎にそれぞれ 100 回ずつ採取した運筆情報を用いて実験を行った．実験 1 では複合認証におけるパスワードが流出した状況を想定した実験を行い，クラスタ数とミスの許容数をパラメータとして他人受入率と本人拒否率を評価した．また，実験 3 ではランダムに選択した運筆情報を用いて複合認証システムの評価を行った．

今後の課題として，検証ユーザを増加させた際のシステムの評価実験を行う必要がある．

参考文献

[1] 中西 功,西口 直登,伊藤 良生,副井 裕”DWT によるサブバンド分解と適応信号処理を用いたオンライン署名照合”,電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界 J87-A(6), 805-815, 2004-06-01.

[2] 益子 貴史, 徳田 恵一,小林　隆夫,今井 聖"動的特徴を用いた HMM に基づく音声合成”. 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-情報処理 J79-D-2(12), 2184-2190, 1996-12-25

[3] David Arthur, "k-means++" The advantages of careful seeding", Proc. of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithm, 1027-1035, 2007

[4] 神嶌 敏弘”データマイニング分野のクラスタリング手法(1) "クラスタリングを使ってみよう!”,人工知能学会誌 18(1), 59-65, 2003-01-01

[5] 瀬戸 洋一,三村 昌弘,"6. バイオメトリクス認証技術における精度評価の動向 (特集ここまできたバイオメトリクスによる本人認証システム)",情報処理 40(11), 1099-1103, 1999-11-15S

[6] 徳野 淳子,井波 暢人,中井 満,下平 博,嵯峨山 茂樹,"環境依存型サブストローク HMM を用いたオンライン手書き文字認識(画像認識, コンピュータビジョン)",電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理 J88-D-II(9), 1836-1846, 2005-09-01

[7] Anil K. Jain, Friederike D. Griess, Scott D. Connell, "On-line signature verification" Department of Computer Science and Engineering, Michigan State University, 3115 Engineering Building, East Lansing, MI48824, USA, 2002.

[8] 村松 大吾,本郷 保範,松本 隆,"ユーザ共通 Fusion モデルを用いたオンライン署名認証(パターン認識)",電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム J90-D(2), 450-459, 2007-02-01

[9] 吉村 ミツ,吉村 功,"DP マッチング法の逐次適用による日本字署名のオフライン照合法",電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-情報処理 J81-D-2(10), 2259-2266, 1998-10-25

[10] 近田 智洋,"筆者照合への HMM 導入とその適応性に関する一考察",電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解 98(489), 79-86, 1998-12-17

Copyright © 2014 by
The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers and
Information Processing Society of Japan All rights reserved.