

研究論文

個人認証を目的とした視線の軌跡情報からの特徴抽出

向井 寛人^{1,†1,a)} 小川 剛史^{2,b)}

受付日 2016年1月15日, 採録日 2016年5月30日

概要: 個人を鍵とする生体認証技術は, ID/パスワードや IC カードなどによる認証とは異なり, なりすましや紛失, 盗難といったリスクが少なく, 安全で利便性の高い認証方式として注目されている. 本論文では, 視線で描いた軌跡を用いた個人認証方式を提案し, システムを実現するための軌跡情報から取得すべき特徴量について検討した. 登録されたユーザの誰であるかを判定する 1 対 N の認証実験において, ○記号のような単純な形状であってもユーザを高精度に分類でき, 個人認証に視線の軌跡情報が利用できることが明らかとなった.

キーワード: 個人認証, 生体情報, 行動的特徴, 視線の軌跡

Feature Extraction of Eye-gaze Path for Personal Authentication

HIROTO MUKAI^{1,†1,a)} TAKEFUMI OGAWA^{2,b)}

Received: January 15, 2016, Accepted: May 30, 2016

Abstract: Biometric authentication technology has attracted attention as a more secure and more convenient technology, because biometrics reduces the risk of impersonation, loss, or theft than ID/password and IC cards. In this paper, we propose a personal authentication system using the trajectory drawn by eye-gaze. We considered features acquired from the path of eye-gaze to realize the authentication system. The experimental results showed that the system can identify symbols drawn by users with high accuracy even if they are very simple shape such as circle. We could confirm that eye-gaze path is available for personal authentication.

Keywords: personal authentication, biological information, behavioral characteristics, eye-gaze path

1. はじめに

スマートフォンやパソコンなどの電子デバイスを利用するときや, オンラインショッピングなどのネットワークサービスを利用するときなど, 日常生活において個人認証を必要とする場面が爆発的に増加している. 最も利用されているのは, ID/パスワードや IC カードを用いた認証方式であるが, パスワード認証はブルートフォース攻撃などの

脅威につねに晒されており, 認証情報の漏洩による「なりすまし」や「不正アクセス」の危険がある. そこで, 複雑なパスワードを設定したり, システムごとに異なるパスワードを設定したりとセキュリティ対策が行われているが, 人間の記憶に基づく認証方式は限界を迎えている. また, IC カードなどの所有物を用いた認証では, 認証に用いる物の紛失や盗難などの危険性がある.

一方, 生物個体が持つ特徴を利用した生体認証に関する研究がさかんに行われ, その実用化が進められている. 生体認証では, 指紋や声紋, 静脈パターン, 虹彩などから特徴を抽出して, 認証に用いるため, パスワードのように記憶したり, IC カードのような物品を管理したりすることが不要で利便性が高い. しかし, 成長や怪我などで当該部位が変化してしまうと認証が困難となる場合がある.

したがって, 生体認証に利用する部位もしくは生体認証システムに求められる要件として, 以下の4点が重要であ

¹ 東京大学大学院学際情報学府学際情報学専攻
Graduate School of Interdisciplinary Information Studies,
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113-0033, Japan

² 東京大学情報基盤センター
Information Technology Center, The University of Tokyo,
Bunkyo, Tokyo 113-8658, Japan

^{†1} 現在, ゴールドマン・サックス・ジャパン・ホールディングス有
限会社

Presently with Goldman Sachs Japan Holdings, Ltd.

a) h.mukai@ogawa-lab.org

b) ogawa@nc.u-tokyo.ac.jp

ると考えられる。

安定性： 人の成長など時間の経過にともなう変化の有無

秘匿性： 認証情報が他人から見えず盗まれにくいこと

識別性： 特徴量の類似性による誤認識の可能性

変更可能性： 利用者による意図的な認証情報変更の可否

生体認証で用いられる特徴は主に、指紋 [1] や虹彩 [2] など生体器官から得られる身体的な情報と筆跡 [3] や歩容 [4] など個人特有の癖といった行動的特徴を示す情報に分類できる。指紋は終生不変で一卵性双生児であっても異なるなど、安定性や識別性が高い。一方で、寝ている間にスマートフォンのロックを解除されるなど秘匿性は低く、認証情報の変更は指の数に制限を受けるため変更可能性は低い。虹彩は生後2年を過ぎると変化せず、左右の目でそのシワのパターンが異なるだけでなく、指紋と同様に一卵性双生児化でも異なるパターンとなるため、安定性および識別性が高い。また、虹彩を盗み撮りすることは難しく、秘匿性も高いといえるが、眼球は2つしかないため、その情報が漏洩した場合に変更できないという問題がある。筆跡や歩容から得られる情報は、個人特有の癖を用いているため、成人であればその行動が確立されていると考えられ、短期間で変化することはあまりなく、一定の安定性は見込めるが、外部からの観察が容易で秘匿性は低く、情報が漏洩した場合にも意図的に癖を変更するのは困難である。また、類似した特徴を持つ人を識別することも困難である。

本研究では、人の視線が、虹彩と同様に外部からの観察が困難で秘匿性が高いことに着目し、視線で描く軌跡を用いた認証方式を提案する。視線で描く軌跡を用いた認証では、仮に認証情報が漏洩した場合でも描く軌跡を自由に変更できるため変更性も高い。また、虹彩認証や顔認証 [5] などと併用できる可能性があるといった利点もある。

本論文では、視線の軌跡情報から個人の判別が可能であるかどうかを検証するために実施した1対Nの認証実験について述べる。具体的には、全員が同じ軌跡を描いた場合と異なる軌跡を描いた場合について識別性を検証する。また、視線で文字や記号を描くという行為はふだん行わない行動であるため、安定した軌跡を描くことは困難であると考えられることから、安定性を検証するために時間経過が精度に与える影響を検証する。

以下、2章で視線を利用した個人認証に関する従来研究について述べ、3章で提案する視線の軌跡情報を利用した個人認証手法について述べる。4章では視線の軌跡情報による個人判別性能を検証するために実施した認証実験について述べ、最後に5章で本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

生体情報として視線情報を用いた個人認証に関する研究はこれまでも多く行われている。本章では、本研究の位

置付けを明らかにするため、従来研究と本研究の違いについて述べる。

視線の動きに関する特徴を認証に利用した初期の研究として文献 [6] があげられる。文献 [6] では、 3×3 の格子上下を跳躍移動する点を目で追わせ、そのときの目の方向ごとの速さ分布や刺激点に対する視線の位置などを特徴量として抽出し、認証に利用している。文献 [7] では、跳躍移動する点だけでなく、ある画像を自由に見させたり、詩を読ませたり [8] した際のサッケードのスピードや注視回数、注視時間が個人の識別に有効であると報告している。文献 [9] では動的な刺激ではなく、白い背景の中心に黒い十字が描かれた静止画像を見た際の目の動きを認証に用いた。この手法では視線移動速度に加え、瞳孔の大きさの変化、両目に反射した赤外光の距離の変化などを特徴量として取り入れている。以上の研究は、人の目の反射特性や目の生態的な変化の特性を特徴量としているのに対し、本研究で提案する手法は、人が意図的に視線で描画した軌跡の形状から得られる特徴量を用いて識別を行っている点で異なる。

同一の刺激に対する視線情報を用いる手法はすべてタスクが限定的であり、学習効果によって精度が低下する可能性を考慮し、テストデータと学習データで異なる刺激を用いたタスクに依存しない手法 [10] が提案されている。これは動画を見る際の視線の動きから方向のヒストグラムを構築し、混合ガウス分布により認証を行う手法である。このタスクに依存しない手法は認証時の刺激を毎回変更できるため、他人になりすまされる可能性を低減させることができるという利点もある。

文献 [11] では、EMVIC2012 のデータセットに対して、異常値除去などのデータ処理や1時間後、1日後といったサンプル取得までの時間経過が識別結果に与える影響を、メル周波数ケプストラム係数を用いた方式、ワルド・ウォルフovich検定を用いた方式、決定木を用いた方式、ランダムフォレストを用いた方式において検証している。特に、サンプル取得までの時間経過が識別結果に与える影響に関する検証は、本研究で行った視線による描画の再現性に関する検証と関連が深い。しかし、文献 [11] で識別に用いられている特徴も他の研究で用いられている反射的行動である。本研究では、日常的にはあまり行われない視線を用いた文字の描画といった不慣れな動作を用いた場合に、時間の経過が識別精度にどのような影響をあたえるのかを明らかにしている点で異なる。

既存研究では、何らかの刺激を与えた場合の視線の動きを利用している場合が多く、実際に認証システムを構築するにはそれらの刺激を提示するディスプレイなどが必要となるが、提案方式では、たとえば、部屋のロックを解除するために、ドアに文字を描くような状況を想定しており、動的な刺激を提示する必要がないためディスプレイは不要である。認証に利用する文字をユーザが意図的に変更する

ことが可能であるという点で、サッケードなどの特徴を利用するシステムとは異なる。

3. 提案手法

3.1 視線の軌跡情報を用いた認証

提案手法では図 1 のように、文字や記号などを視線で描き、その軌跡の特徴を利用して個人を認証する。本手法は指紋や筆跡、歩容とは異なり、虹彩と同様、外部からの観察が困難で、複製される可能性が低い。仮に複製された場合でも、虹彩は差し替えることが不可能であるが、提案手法では別の文字に変更することで対応できる。また、虹彩認証や顔認証などの身体的特徴を用いた別の認証手法と併用することにより、認証精度の向上も期待できる。

提案手法は 2 章で述べた視線を用いた従来研究のような移動する点刺激や静止画像など提示された刺激に対する視線の動きや反応を用いていないため、刺激提示用のディスプレイなどの装置が不要であり、実用上の制約が少ない。変更可能性を持つ認証システムでは、認証情報を使い分けることで人物だけでなく、その目的も同時に登録できる。たとえば提案手法の場合、車のドアロックを操作の文字、テレビのスイッチを操作する文字というように、利用するサービスによって異なるパスワードが登録でき、どれか 1 つのパスワードが盗まれて複製されても他の用途には流用できず、高いセキュリティを維持できる。

提案手法によるユーザ認証の手続きを図 2 に示す。まず、認証システムに登録されたユーザが、視線で軌跡を描く。この際の視線の動きを視線計測装置を用いて検出し、視線データを取得する。得られた視線データから分類に必要な特徴量を算出し、分類器によって登録ユーザの誰であるかを判定して、結果を出力する。分類器は、事前に取得したユーザの視線データから算出した特徴量を用いて、SVM (Support Vector Machine) により構築している。

3.2 特徴量抽出

視線で描かれた文字に関して、文字の形状だけでなく、そのサイズや描く際に必要な時間にも個人の特徴が現れると考え、アイトラッカで取得した視線データから以下に示す特徴量を抽出する。

軌跡形状： 描かれた軌跡の特徴を最も表現していると考えられる形状に関する特徴量である。具体的には、視線計測装置が出力した全フレームを時系列データとして、30 区間に分割し、各区間における視点の平均座標 (x, y) と視点が移動を示す方向ベクトル (成分 x , 成分 y)、平均速度を算出し、5 次元の特徴量とした。30 区間あるため、合計 150 次元となる。軌跡の分割数に関しては、分割数が多いほど、軌跡の形状を反映した情報を保持できると考えられるが、次元数が増加するという問題もある。本論文では、○記号のような単純な記号

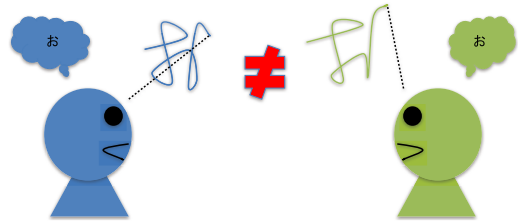


図 1 視線で描く軌跡

Fig. 1 The concept of drawing by eye gaze.

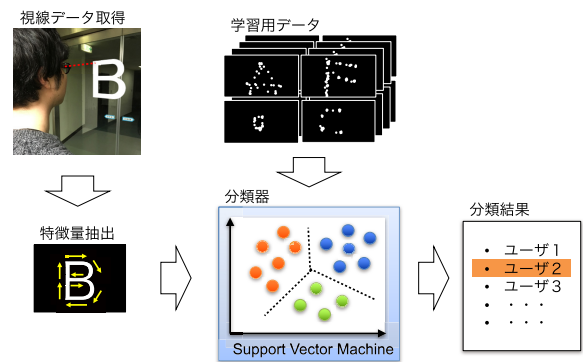


図 2 提案手法によるユーザ認証

Fig. 2 The identification by using a proposed method.

を用いて実験を行ったため、軌跡は短時間で描くことが可能である。被験者によってはサンプル数が不足することや予想されることから、実験で得られたサンプル数を考慮して 30 区間とした。なお、軌跡における視点座標は、軌跡のバウンディングボックスの左上頂点を各座標の原点とすることで、アイトラッカ上で軌跡を描いた位置が特徴量に影響しないよう考慮している。

軌跡サイズ： 視線によって描かれる軌跡は、手書き文字と同様に、人によってそのサイズやアスペクト比が異なると考え、描かれた軌跡のバウンディングボックスのサイズを特徴量とした。具体的には、バウンディングボックスの横幅と高さのピクセル数を算出して 2 次元の特徴量とする。

描画時間： 描画する文字の種類や人の描き方で、文字の描画に必要な時間が変化すると考え、描画時間に関する特徴を抽出する。視線追跡装置が秒間 50 フレームで視線位置をサンプリングしているため、軌跡の描画開始から終了までのフレーム数を描画時間として 1 次元の特徴量とする。

視線速度分布： 描画する文字の種類や人の描き方によって、軌跡を描く速度が異なると考え、視線の移動速度分布を算出する。具体的には、視線追跡装置が取得した連続する 2 フレーム間における視線位置の距離を求め、その平均値と標準偏差を用いて 2 次元の特徴量とする。

以上の特徴量をすべて利用すると、各視線データに対し

て計 155 次元の特徴量が抽出される。

3.3 SVM による識別

本研究では、システムに登録されているユーザの誰であるかを識別する 1 対 N の認証を想定し、機械学習手法の 1 つである SVM (Support Vector Machine) を用いて分類する。多クラス識別問題として、1 対 1 手法 [12], [13] を用いた。実装では、python の機械学習ライブラリ scikit-learn [14] を使用した。特徴量は学習データセットの各次元において平均が 0、分散が 1 になるようにスケーリングを行い、テストデータに対しても同じパラメータを用いてスケーリングを行う。SVM のカーネルには RBF カーネルを採用し、交差検定からのグリッド探索でパラメータ (C , γ) をチューニングした。

4. 検証実験

4.1 視線データの取得

視線データの取得には図 3 に示すトビー・テクノロジー社の Tobii TX300 を使用する。利用者は画面から約 60 cm の位置に顎を固定し、画面上に目で文字を描く。アイトラッカは、利用者の利き目の視線位置を約 50 Hz で記録する。図 4 に視線計測時の様子を示す。



図 3 視線計測装置 (Tobii TX300)

Fig. 3 Eye tracking system (Tobii TX300).

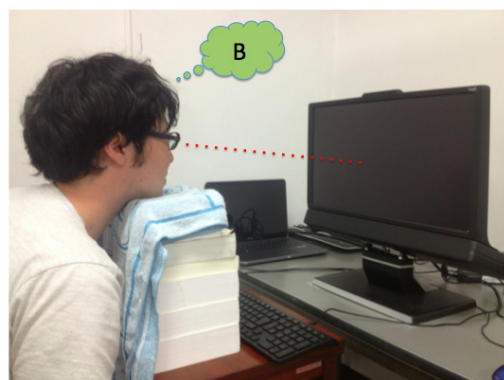


図 4 視線計測時の様子

Fig. 4 Overview of gaze measurement.

利用者が軌跡を描く直前と直後にキーボードのスペースキーを押すよう指示し、それを視線データ取得の開始と終了のトリガとした。なお、軌跡を描く際のスピードや大きさについて明示的な指示は与えていない。図 4 に視線計測時の様子を示す。

図 5 および図 6 に、本章で述べる実験の被験者 2 名が描いた○記号と文字 B の視線データを視覚化した例を示す。このように二者間で描いた文字や記号の形に差が見られるものの、視線で文字や記号を描く行為は不慣れた行為のため、特に文字 B では、少し形状が複雑になっただけで、同一人物内であっても同一の軌跡とはなっていない。

4.2 実験 1：視線による描画行為の容易さと分類精度に関する検証

4.2.1 目的と内容

シンプルな形状は視線による描画が容易である一方で、

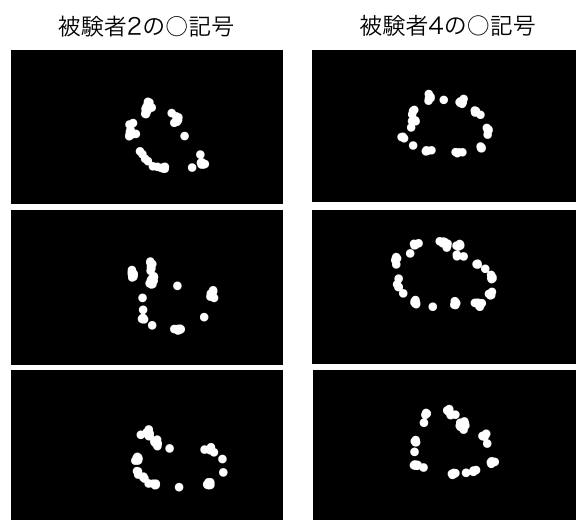


図 5 視線による○記号の軌跡例

Fig. 5 Examples of circle drawn by eye gaze.

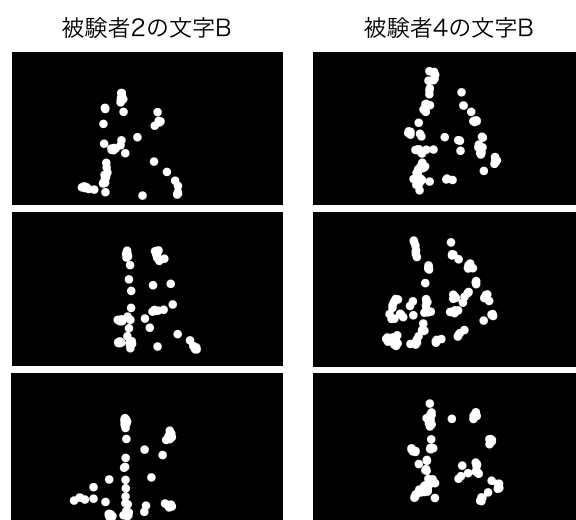


図 6 視線による文字 B の軌跡例

Fig. 6 Examples of text B drawn by eye gaze.

他人との違いが少なく識別が困難であると考えられるのに対し、複雑な形状の文字では、視線による描画行為が困難となり、同一の形状が描画できないために、同一人物の同一文字であることの認識が困難であると考えられる。そこで、シンプルな形状として○記号、それよりも複雑な形状として文字 B を採用し、被験者にそれぞれ 50 回描画させ、SVM による分類精度を検証した。特徴量は、3.2 節に示した 155 次元を視線データより抽出した。被験者は成人男性 10 名（22～41 歳）である。分類実験では 5-分割交差検定により分類精度を評価した。5-分割交差検定の流れを以下に示す。

Step 1: 被験者 10 名の視線データ（各 50 個）をそれぞれ 5 分割する。

Step 2: 5 分割したデータのうち 4 つ（40 個のデータ × 10 名）を学習データ、残りの 1 つ（10 個のデータ × 10 名）をテストデータとして検証する。

Step 3: Step2 を各被験者のすべてのデータがテストデータとして用いられるように計 5 回行う。

4.2.2 結果と考察

○記号と文字 B の分類結果をそれぞれ表 1、表 2 に示す。表の縦方向は分類に用いた被験者（正解）、横方向は分類結果を示しており、ACC は被験者ごとの分類精度である。各被験者の分類精度は、○記号は 90%～100%、文字 B は 80%～100%であった。また、全被験者での分類精度は、○記号は 94.2% (473/500)、文字 B が 92.2% (461/500) であった。

○記号の方が文字 B よりも、全体での分類精度が高く、形状がシンプルであっても正しく分類できていることが分かる。また、各被験者の分類精度についても、平均値が高く、分散が小さくなっており、安定した分類が行われていると考えられる。

実験後のヒアリングでは、視線計測装置のディスプレイに何も表示されていないと全視野が黒一色となるため、奥行き感が失われ視点が定まらず、文字を描くことが困難となって目が疲れるという意見が得られた。この意見をふまえ、実験 2 では、視線計測装置のディスプレイに画像を提示した場合について検証する。

4.3 実験 2: 背景画像の有無による分類精度に関する検証

4.3.1 目的と内容

実験 1 において、視線計測装置のディスプレイに何も表示されていないと、軌跡を描きにくいという意見があったため、ディスプレイに画像を表示した場合の分類精度を検証する。図 7 に視線計測時に提示した風景画像を示す。なお、提案手法は、動的な刺激に対するサッケードなどの反射特性を用いていないため、本来であればディスプレイは不要である。本実験での設定であるディスプレイに表示された静止画の上に文字を描く行為は、たとえば部屋のロッ

表 1 実験 1 の分類結果（○記号）

Table 1 Experiment 1: Classification result (circle symbol).

True	Predicted										ACC
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	47	0	2	0	0	1	0	0	0	0	.94
2	0	49	1	0	0	0	0	0	0	0	.98
3	3	1	45	0	0	1	0	0	0	0	.9
4	0	0	0	50	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	47	1	1	0	1	0	.94
6	3	0	1	0	1	45	0	0	0	0	.9
7	0	0	0	0	0	0	49	0	1	0	.98
8	0	0	0	0	0	0	1	47	2	0	.94
9	0	0	0	0	0	0	1	0	49	0	.98
10	4	0	0	0	0	1	0	0	0	45	.9

表 2 実験 1 の分類結果（文字 B）

Table 2 Experiment 1: Classification result (alphabet B).

True	Predicted										ACC
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	48	0	0	0	0	2	0	0	0	0	.96
2	0	40	3	1	0	0	0	1	4	1	.8
3	0	2	44	1	0	1	0	2	0	0	.88
4	0	0	0	50	0	0	0	0	0	0	1
5	1	0	0	0	46	0	2	0	1	0	.92
6	3	1	1	0	1	44	0	0	0	0	.88
7	0	0	0	0	1	0	47	0	2	0	.94
8	0	0	1	0	0	0	0	47	2	0	.94
9	0	2	0	0	1	0	0	0	47	0	.94
10	0	1	1	0	0	0	0	0	0	48	.96



図 7 視線計測時にディスプレイに表示した画像

Fig. 7 A picture displayed at eye gaze measurement.

クを解除するためにドアに文字を描く行為と同様で、刺激の提示装置が不要であるという提案手法の前提とは矛盾しない。

実験 1 と同様、被験者 10 名に○記号と文字 B を各 50 回描かせ、得られた視線データから 155 次元の特徴量を抽出した後、5-分割交差検定により分類精度を検証した。なお、被験者は実験 1 と同様である。

4.3.2 結果と考察

○記号と文字 B の分類結果をそれぞれ表 3、表 4 に示す。各被験者の分類精度は、○記号、文字 B とともに

表 3 実験 2 の分類結果 (○記号)

Table 3 Experiment 2: Classification result (circle symbol).

True	Predicted										ACC
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	49	0	0	0	0	0	0	0	0	1	.98
2	2	47	1	0	0	0	0	0	0	0	.94
3	0	0	50	0	0	0	0	0	0	0	1
4	0	0	0	50	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	47	1	2	0	0	0	.94
6	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0	1
7	0	0	0	0	1	0	49	0	0	0	.98
8	0	0	0	0	0	0	0	50	0	0	1
9	0	0	0	0	1	2	0	0	47	0	.98
10	1	0	0	0	0	0	0	0	0	49	.98

表 4 実験 2 の分類結果 (文字 B)

Table 4 Experiment 2: Classification result (alphabet B).

True	Predicted										ACC
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
2	1	47	0	0	0	0	0	0	1	1	.94
3	0	0	50	0	0	0	0	0	0	0	1
4	1	0	0	49	0	0	0	0	0	0	.98
5	0	0	0	0	49	0	0	0	0	1	.98
6	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0	1
7	0	0	0	0	0	0	50	0	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0	50	0	0	1
9	0	0	0	0	0	0	0	0	49	1	.98
10	0	0	0	0	0	0	1	0	0	49	.98

94%~100%であり、全被験者での分類精度は、○記号は 97.6% (488/500)、文字 B が 98.6% (493/500) であった。

分類精度として○記号と文字 B との間で顕著な違いはなく、ともに高い結果となった。また、背景画像を表示していない実験 1 よりも、ともに分類精度が向上している。

背景画像を提示した実験 2 では、背景画像のない実験 1 よりも、ディスプレイに焦点を合わせやすく、より安定して文字や記号の軌跡を描くことができたため、分類精度が向上したと考えられる。実験後のヒアリング調査においても、ほぼすべての被験者がディスプレイに画像が表示されていることで、目印や基準とできるものが存在していて軌跡を描きやすく感じると述べていることも、以上の結果を示唆していると考えられる。

図 8 および図 9 は、○記号および文字 B に関する特徴量の各次元において、値を 0 から 1 の範囲で個人ごとにスケールし、各次元の分散の平均を示したグラフである。背景画像が提示されることで、視線による描画が安定すると仮定すると、実験 1 よりも実験 2 で分散が小さくなると考えられるが、被験者全体でそのような傾向は見受けられなかった。つまり、この結果からは被験者が安定して同じ軌跡を描けているとはいえないこととなる。

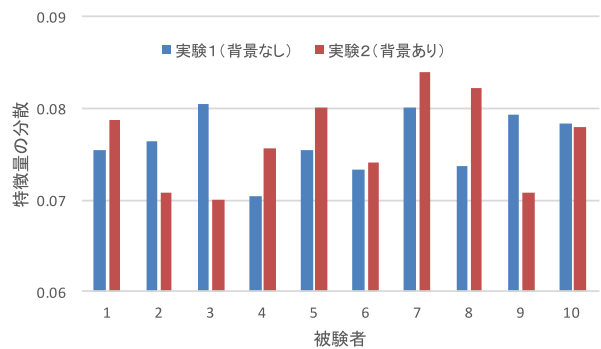


図 8 特徴量の分散に対する背景画像の影響 (○記号)

Fig. 8 The influence of the background image on variance of the features (circle symbol).

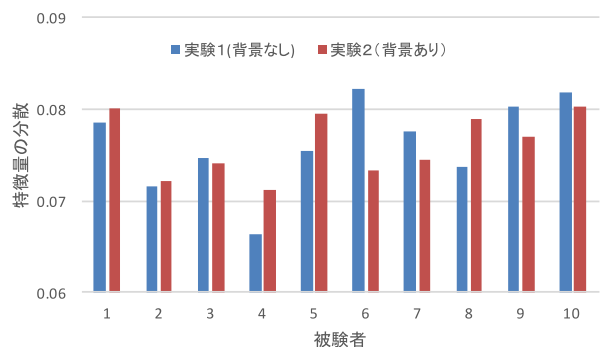


図 9 特徴量の分散に対する背景画像の影響 (文字 B)

Fig. 9 The influence of the background image on variance of the features (alphabet B).

したがって、被験者が感じた描きやすさは、毎回同じ形を容易に描けるということではなく、焦点を合わせやすいことによる見やすさや疲れにくさであると考えられる。しかし、背景画像を提示することで分類精度が向上していることから、今後、認識精度が向上した理由について詳細に調査する予定である。

4.4 実験 3: 特徴量の種類が分類精度に与える影響の検証

4.4.1 目的と内容

分類精度に寄与する特徴量を調査するため、利用する特徴量の組合せを変更して分類精度を検証する。本実験では、軌跡形状の特徴量 (150 次元) を、各区分における平均座標 60 次元 (x 座標 \times 30, y 座標 \times 30)、各区分における移動方向 60 次元 (xy 成分 \times 30)、各区分における平均の速さ 30 次元 (速度の大きさ \times 30) に分け、表 5 に示す f1~f12 の 12 種類の組合せについて調査した。f12 は実験 1 および実験 2 で用いた特徴量である。

4.4.2 結果と考察

特徴量の組合せによる分類精度を表 5 に示す。まず、座標、移動方向、速さの各特徴のみを用いた f1~f3 およびそれらすべてを用いた軌跡形状に関する特徴 f4 の分類精度を比較すると、f1 が最も高い分類精度を示し、○記号が 97.6% (488/500)、文字 B が 98.2% (491/500) となっ

表 5 特徴量の違いによる分類精度
Table 5 Classification accuracy based on features.

特徴量 (次元数)	軌跡形状			軌跡サイズ	描画時間	視線速度分布	分類精度	
	座標 (60)	移動方向 (60)	速さ (30)	(2)	(1)	(2)	○記号	文字 B
f1 (60)	○						97.6%	98.2%
f2 (60)		○					67.6%	62.2%
f3 (30)			○				79.8%	79.6%
f4 (150)	○	○	○				97%	98.2%
f5 (62)	○			○			97%	98.6%
f6 (61)	○				○		97.4%	98.4%
f7 (62)	○					○	97.6%	99%
f8 (65)	○			○	○	○	97.6%	99.2%
f9 (152)	○	○	○	○			97.8%	98.4%
f10 (151)	○	○	○		○		97.4%	98.4%
f11 (152)	○	○	○			○	97.4%	98.6%
f12 (155)	○	○	○	○	○	○	97.6%	98.6%

た。また、f1 よりは若干精度が低くなるが、f4 も○記号が 97% (485/500)、文字 B が 98.2% (491/500) と高い精度を示している。

f1 と軌跡サイズ、描画サイズ、視線速度分布との組合せである f5～f8、f4 と軌跡サイズ、描画サイズ、視線速度分布との組合せである f9～f12 では、○記号においては分類精度にあまり大きな差は見られなかったが、f9 が 97.8% (489/500) と最も高い精度であった。一方、文字 B については、f8 が最も高い分類精度となり、99.2% (496/500) であった。

本実験において、f8 が平均して最も高い分類精度となり 98.4% であったが、○記号、文字 B を個別に見た場合、分類精度が最も高くなる特徴量の組合せは異なり、実験で利用しなかった文字や記号でも精度が変化すると考えられる。したがって、今後、文字や記号の違いによる分類精度について、検証を進める予定である。

4.5 実験 4：描画文字が異なる場合の分類精度に関する検証

4.5.1 目的と内容

提案手法を適用するシステムでは、利用者が自由に文字を選択する状況を想定している。そのため、全利用者が同じ文字を描くことは非常にまれな状況であり、一般的には全利用者の描く文字が異なると考えられる。そこで、本実験では、各被験者が描く文字が異なる場合の分類精度を検証する。

具体的には、アルファベットの A～F、○記号の 7 種類の文字のうち 1 文字を被験者に割り当て、各 50 回分の視線データを取得した。データ取得の際には、ディスプレイに実験 2 と同様の風景写真を提示した。これらのデータから 155 次元の特徴量を抽出し、5-分割交差検定により分類精度を検証した。被験者は実験 1 および実験 2 の被験者 10 名のうちの 7 名である。

表 6 実験 4 の分類結果

Table 6 Experiment 4: Classification result.

Subject (Symbol)	Predicted							ACC
	1	2	3	4	5	6	7	
1 (A)	50	0	0	0	0	0	0	1
2 (B)	0	49	0	0	0	0	1	.98
3 (C)	0	0	50	0	0	0	0	1
4 (D)	0	0	0	50	0	0	0	1
5 (E)	0	0	0	0	50	0	0	1
6 (F)	0	0	0	0	0	50	0	1
7 (○)	0	0	0	0	0	0	50	1

4.5.2 結果と考察

7 名の分類結果を表 6 に示す。被験者 2 が描いた文字 B を、被験者 7 が描いた○記号と誤って分類したのが 1 件あるのみで、それ以外はすべて正解であった。分類精度は 99.7% (349/350) である。

文字が異なれば、その特徴も大きく異なるため、分類精度は非常に高いことが確認された。しかし、被験者 1 が○記号を描くと被験者 7 と判定されるといったように、利用者全員が異なる文字を描いている場合に、他の利用者が用いている文字を描くことによって、他人を受け入れてしまう可能性があると考えられる。このような問題に対応するため、たとえば、従来研究で用いられている決定木やランダムフォレスト、DP マッチング、HMM などの技術を適用することも検討する必要がある。

4.6 実験 5：描画の再現性に関する検証

4.6.1 目的と内容

これまでの実験で用いた視線データは、各被験者から一度に取得したものである。そのため同一人物の学習データとテストデータはすべて同一日に取得した軌跡データを用いていたこととなる。実際の利用場面を想定すると、システムに登録する学習データと認証用の入力データは異なる

日に取得することが自然であり、システムを継続して利用するに従い、その学習データと入力データの取得日の差が大きくなる。そのため、時間が経過しても同一の軌跡を描くことができれば、認証精度が低下する可能性がある。本実験では、学習データとは異なる日に取得した視線データをテストデータとして用いることで、時間の経過による認証精度を検証し、提案手法の安定性を調査する。

実験2と同様の条件で、被験者4名(1, 3, 4, 8)に、追加で3回描画タスクを行わせた。一度のタスクで○記号と文字Bを各50回描画させ、次のタスクは3日後に行うこととし、3回分の視線データを取得した。新しく取得した4名の視線データに、実験2で取得した他の被験者6名(2, 5, 6, 7, 9, 10)のデータを加えて、分類実験を行った。検証の流れを以下に示す。

Step 1: 被験者4名(1, 3, 4, 8)については1回目、残り6名については実験2の視線データを対象として、各被験者の視線データ(各50個)をそれぞれ5等分する。

Step 2: そのうちの4セット(40個のデータ×10人)で学習し、残りの1セットに含まれる被験者4名(1, 3, 4, 8)のデータを分類する。

Step 3: すべての組合せで、学習およびテストするよう、Step 2を繰り返す。

Step 4: 被験者4名(1, 3, 4, 8)の2回目、3回目の視線データについては、1回目の視線データで学習した後、テストデータとしてのみ利用して、分類する。

4.6.2 結果と考察

表7に○記号と文字Bの分類精度を示す。文字Bは日が経過しても、精度にはほとんど影響がなく、分類精度を維持しているのに対し、○記号は日の経過にともなって分類精度が徐々に低下した。つまり、○記号については、時間の経過にともなって、同一の軌跡を描けなくなっている可能性があることが示唆された。これは、文字Bと比較して、○記号はよりシンプルな形状であったために、不慣れた視線での描画であっても習熟しやすく、時間が経過することで軌跡が変化した可能性が考えられ、今後、より詳細に検証する必要がある。しかし、6日後に取得した視線データでテストを行った場合でも90%以上の分類精度は得られており、急激に精度が低下しているのではないため、認証システムとして利用する場合には、本人であると分類

されたデータを用いて追加学習することで、時間の経過にともなう影響に対応できる可能性も考えられる。

5. おわりに

本論文では、視線で描いた文字や記号などの軌跡を用いた認証方式を提案し、軌跡情報から抽出した特徴量を用いて、個人の判別が可能かどうかを検証するための実験を行い、分類精度を検証した。

今回の実験は、一部のアルファベットと記号を描いた場合に関しての検証ではあるが、描いた軌跡の形状に関する特徴量が分類精度に大きく寄与していることが分かり、全員が同じ文字を描いている場合でも90%以上の精度で分類できること、6日後に描いた軌跡を用いた場合でもその分類精度が90%以上を維持できていたことから、視線で文字などを描くといった行為が日常的に行われず、不慣れた行為ではあったが、個人認証に利用できる可能性があることが示唆された。

これまで指紋や虹彩、筆跡、歩容などを用いた生体認証方式が研究され、実用化されてきたが、視線で描く軌跡は安定性や識別性に大きな問題はなく、秘匿性や変更可能性に優れていること、虹彩認証や顔認証などとの親和性も高いことから、生体認証において他の技術を補完する技術として期待できる。

今後は、アルファベットだけでなく様々な文字や記号を描いた場合や、より多くのユーザが登録されている場合の分類精度について検証を行い、さらに適した特徴量の組合せについて検討する予定である。また、文献[15]では、視線認証における利便性に関する評価が報告されており、本研究においても視線による描画という行為の困難さや容易さについても、詳細に検討する予定である。

謝辞 本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金基盤研究(C)(16K00266)の研究助成によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] Jain, A.K., Hong, L., Pankanti, S. and Bolle, R.: An Identity-Authentication System Using Fingerprints, *Proc. IEEE*, Vol.85, No.9, pp.1365–1388 (1997).
- [2] Daugman, J.: How Iris Recognition Works, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.14, No.1, pp.21–30 (2004).
- [3] Qi, Y. and Hunt, B.R.: Signature Verification Using Global And Grid Features, *Pattern Recognition*, Vol.27, No.12, pp.1621–1629 (1994).
- [4] Tsuji, A., Makihara, Y. and Yagi, Y.: Silhouette Transformation Based on Walking Speed for Gait Identification, *Proc. 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.717–722, IEEE (2010).
- [5] Chang, K.I., Bowyer, K.W. and Flynn, P.J.: An Evaluation of Multimodal 2D+ 3D Face Biometrics, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.4, pp.619–624 (2005).

表7 実験4: 時間経過が分類精度へ与える影響

Table 7 Experiment 4: The influence of time on classification accuracy.

	○記号	文字 B
1 回目	100%	100%
2 回目	95%	99.5%
3 回目	93.5%	100%

- [6] Kasprowski, P.: Human Identification Using Eye Movements, Ph.d. thesis, Silesian University of Technology, Institute of Computer Science, Poland (2004).
- [7] Holland, C.D. and Komogortsev, O.V.: Biometric Verification via Complex Eye Movements: The Effects of Environment and Stimulus, *2012 IEEE 5th International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS)*, pp.39-46, IEEE (2012).
- [8] Holland, C.D. and Komogortsev, O.V.: Biometric Identification via Eye Movement Scanpaths in Reading, *Proc. 2011 International Joint Conference on Biometrics*, pp.1-8, IEEE (2011).
- [9] Bednarik, R., Kinnunen, T., Mihaila, A. and Fränti, P.: Eye-Movements as a Biometric, *Image analysis*, pp.780-789, Springer (2005).
- [10] Kinnunen, T., Sedlak, F. and Bednarik, R.: Towards Task-Independent Person Authentication Using Eye Movement Signals, *Proc. 2010 Symposium on Eye-Tracking Research & Applications*, pp.187-190, ACM (2010).
- [11] Kasprowski, P. and Rigas, I.: The Influence of Dataset Quality on the Results of Behavioral Biometric Experiments, *Proc. 12th International Conference of the Biometrics Special Interest Group*, pp.1-8, IEEE (2013).
- [12] Bottou, L., Cortes, C., Denker, J.S., Drucker, H., Guyon, I., Jackel, L.D., LeCun, Y., Müller, U.A., Säckinger, E., Simard, P. and Vapnik, V.: Comparison of classifier methods: A case study in handwriting digit recognition, *Proc. 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, Vol.2, pp.77-82, IEEE (1994).
- [13] Kreßel, U.H.-G.: *Advances in kernel methods, chapter Pairwise Classification and Support Vector Machines*, pp.255-268, MIT Press, Cambridge, MA, USA (1999).
- [14] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. and Duchesnay, E.: Scikit-learn: Machine learning in Python, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.12, pp.2825-2830 (2011).
- [15] Brooks, M., Aragon, C.R. and Komogortsev, O.V.: Perceptions of Interfaces for Eye Movement Biometrics, *Proc. IAPR/IEEE 2013 International Conference on Biometrics*, IEEE (2013).



小川 剛史 (正会員)

1974 年生。1997 年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1999 年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。2000 年同研究科博士後期課程中退後、同大学サイバーメディアセンター助手。2007 年東京大学情報基盤センター講師、2010 年同准教授となり、現在に至る。拡張現実感、ヒューマンインタフェース、グループウェア等に関する研究に従事。博士 (情報科学)。



向井 寛人

1990 年生。2014 年東京大学工学部電子情報工学科卒業。2016 年同大学大学院学際情報学府学際情報学専攻修士課程修了。現在、ゴールドマン・サックス・ジャパン・ホールディングス有限公司勤務。