

視線軌跡の形状と描画特徴を用いた個人認証手法の検討

藤本巧海^{†1} 白石陽^{†2}

概要：近年、ノートパソコンやスマートフォン、タブレットなどのモバイル端末が普及し、保有率が増加している。これらのモバイル端末のロック解除や Web サービスを利用する際のログインなど、個人認証を行う機会もまた増加している。モバイル端末の個人認証の技術として、知識認証とバイオメトリクス認証が普及している。これらの認証情報が漏洩することでネットショッピングによる不正購入や SNS でのなりすましなど、不正利用の被害にあう恐れがある。したがって、モバイル端末における認証の安全性を向上させることが重要である。知識認証の脆弱性として、覗き見により認証情報が漏洩することが挙げられる。また、バイオメトリクス認証の脆弱性として、認証情報の偽造による、なりすましへの対処が困難であることが挙げられる。これらの脆弱性を解決するために、本研究では視線の動きに着目する。視線の動きは覗き見による推測が困難であり、ユーザが意図的に再現できる。そのため、ユーザ自身が認証情報として視線軌跡を登録・変更することで、他者からの推測に対して頑健な認証の実現が期待できる。そこで本研究では、ユーザが視線で意図的に描画した軌跡を用いた個人認証手法の提案を行う。提案システムは、視線で描画した軌跡の形状による認証と、描画する際の特徴を用いた認証による 2 要素認証で構成されている。本稿では、要素技術として、視線軌跡の形状推定と描画特徴による個人分類に着目し、それぞれに対して有効な特徴量の検討を行った。視線軌跡の形状推定では、軌跡画像の HoG(Histograms of Oriented Gradients)特徴と視線軌跡の座標群から得られる特徴量を用いて軌跡の分類を行った。結果として、HoG 特徴より座標群から得られる特徴量を用いた際の分類精度が高くなった。描画特徴による個人分類では座標群から、軌跡の形状に加えて描画範囲や描画時間などの特徴を抽出して分類を行い、Random Forest における変数重要度を算出することで重要な特徴量を調査した。その結果、F-measure が最大で 0.86 となり、水平方向の描画範囲を示す特徴が個人分類において重要な特徴であるという結果が得られた。

A Consideration on a Personal Authentication Method Using Shape of Gaze Trajectory and Drawing Features

TAKUMI FUJIMOTO^{†1} YOH SHIRAISHI^{†2}

1. はじめに

近年、ノートパソコンやスマートフォン、タブレットなどのモバイル端末において、端末のロック解除やインターネットを利用したサービスへのログインなど、多くのユーザが個人認証を行っている。また、総務省の調査によると、ネットショッピング普及率が増加しており[1]、決済方法としてはクレジットカード払いの割合が最も多い[2]という結果が報告されている。決済を行うために Web 画面上にクレジットカードのセキュリティコードやパスワードなどの入力を行い本人の認証を行う場合がある。これらの認証情報が漏洩すると不正利用の被害にあう恐れがある。したがって、モバイル端末における認証の安全性を向上させることが重要となる。

モバイル端末の個人認証方式として知識認証やバイオメトリクス認証が普及している。知識認証とは、パスワード

や暗証番号などの本人のみが保有する知識を認証情報とした認証方式である。知識認証は、IC カードや鍵などを認証情報として用いていないため、認証情報を紛失することはない。しかし、駅やカフェなどの公共空間において、パスワードなどの認証情報を入力する際に覗き見される可能性がある。覗き見は攻撃者が専門的な知識を習得していなくても可能なハッキング行為である。そのため、パスワードは誰にでも漏洩してしまう危険性があると考えられる。

バイオメトリクス認証は身体の一部(身体的特徴)や人の行動(行動的特徴)を認証情報として用いた認証方式である。身体的特徴とは、指紋や顔などの固有性が高い身体の部位を示す。行動的特徴とは、人が持つ様々な行動の癖やパターンであり、本人であれば再現できる特徴を示す。バイオメトリクス認証は、他者からの入力の覗き見に対して頑健であり、また認証情報を記憶する負担が少ない。しかし、認証情報として登録している生体情報が偽造されるリスクがある。大久保らは、ゼラチンに指を押し付けて作成した擬似指紋を用いて指紋認証システムを突破した事例を指摘しており、バイオメトリクス認証は必ずしも安全な認証を行うことができないと主張している[3]。また、認証

^{†1} 公立はこだて未来大学システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University
Hakodate

^{†2} 公立はこだて未来大学システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University Hakodate

情報として使用する指紋や虹彩などの身体的特徴は意図的に変更することができないため、認証情報を偽造された場合の対処が困難である。一方で、手の動きや歩行などの行動的特徴を認証に用いた場合、身体の一部を認証情報として用いていないため、認証情報の偽造が困難である。しかし、人の無意識な癖などを認証情報として扱う場合には、認証情報を意図的に変更することは困難である。

モバイル端末で安心して認証を行うためには、知識認証の脆弱性である覗き見により認証情報が漏洩すること、バイオメトリクス認証の脆弱性である認証情報が偽造された場合、認証情報の変更が困難であるためなりすましへの対処が困難であることを解決する必要がある。これらの脆弱性を解決することを目的とした、身体的特徴を認証に用いた研究[4], [5]や、行動的特徴を認証に用いた研究[6-9]が盛んに行われている。行動的特徴を認証に用いた研究として視線移動を認証に用いた研究がある[10-13]。視線移動は腕の動きや脚の動きなどの行動的特徴とは異なり、他者が観測することが困難であり、覗き見に対する頑健性が高いと考える。また、視線移動はユーザが意図的に再現できるため、認証情報として利用でき、認証情報の変更も可能である。

そこで本研究では、知識認証やバイオメトリクス認証の脆弱性を解決した認証を実現するためにユーザがモバイル端末上に視線で描画した軌跡（以下、視線軌跡と呼ぶ）を用いた個人認証手法を提案する。

2. 関連研究

本研究では、視線軌跡を用いた個人認証手法を提案する。そこで、関連研究として、2.1 節では行動的特徴を認証に用いた研究について述べる。次に 2.2 節では視線移動を認証に用いた研究について述べる。

2.1 行動的特徴を認証に用いた研究

小宮らは、キーボードの打鍵時間間隔の特徴を用いた認証手法を提案している[8]。打鍵時間間隔とは、キーの押下が開始された時間から、押下されたキーを離し次のキーの押下が開始されるまでの時間である。また、入力は a から z までのアルファベットキーのみを対象とし、それらのキーの打鍵時間間隔から特徴を抽出し認証に用いている。入力に慣れた文字列であれば入力タイミングが入力毎に大きく異なる可能性が低いと考え、解析対象の文字列を入力頻度が高いと思われるユーザ本人の氏名ローマ字表記とした。

伊藤らは、テキスト入力を行うことを前提とした、スマートフォンにおけるフリック入力方式の特徴を用いた認証手法を提案している[9]。フリック入力方式は、キー一つに対してタップとフリック動作を組み合わせることで文字の入力が行われる。そのため、文字ごとに特徴を抽出する場

合、サンプル数が膨大となり、学習のためのデータ収集コストが大きい。そこで、テキスト入力時のフリック入力方式のタップ動作と上下左右方向のフリック動作を特徴として個人分類に用いている。また、スマートフォンに搭載されているセンサを用いてテキスト入力時の画面にかかる圧力や端末の揺れの特徴を抽出し、これらの特徴も個人の分類に用いている。

文献[8], [9]の手法は、ユーザそれぞれの行動に現れる無意識な癖やパターンを認証情報として用いているため、認証情報の変更が困難である。

2.2 視線移動を認証に用いた研究

視線移動を認証に用いた研究として、無意識な視線移動を認証に用いた研究[10]と意識的な視線移動[11], [12], [13]を認証に用いた研究がある。

無意識な視線移動を認証に用いた研究として、Kinnunen らは、ビデオをディスプレイに表示し、それを見た被験者が行う無意識な視線移動の特徴を用いた認証手法を提案している[10]。はじめに視線計測に関する注意事項についてのテキストをディスプレイ上に表示する。次に、字幕付きのコメディビデオを表示する。テキストとビデオを表示中に被験者が行う視線移動から抽出する特徴を用いて認証を行う。この手法では、無意識な視線移動を認証に用いているため、ユーザに意識させず認証を行うことができる。しかし、意図的に認証情報を入力することは難しく、一度登録した認証情報の変更が困難であると考えられる。

ユーザの意識的な視線移動を認証に用いた研究として、視線でパスワードを入力する認証を行った研究[11], [12]と、視線軌跡を描画し、描画時間や描画速度などの特徴量を抽出することで認証を行った研究がある[13]。De Luca らは、視線で PIN(Personal Identification Number)コードを入力する認証手法を提案している[11]。この手法では、PIN コードをあらかじめユーザが設定する。認証時にキーパッドがディスプレイ上に表示され、入力したい数字を一定時間監視することで PIN コードを入力し、認証を行う。Rajanna らは、ディスプレイ上に表示される記号の中から入力したい記号を一定時間視線で追跡することでパスワードを入力する認証手法を提案している[12]。この手法では、ディスプレイ上に表示された複数の記号から、あらかじめ設定した記号を一定時間視線で追跡することで認証を行っている。一方、向井らは、あらかじめ与えられた文字を視線で描画し、その視線軌跡から得られる特徴を用いて、個人の識別を行っている[13]。この手法では、認証情報として登録できる文字としてアルファベットと○記号を用いている。認証情報として用いる文字を一つ選択し、その文字をユーザが視線で描画する。描画された文字から抽出した特徴を用いて認証を行っている。この手法では、認証情報として登録された文字を変更することで認証情報の変更が可能にな

る。

文献[11], [12], [13]の手法は、認証情報の変更が可能である。しかし、文献[11], [12]の手法ではパスワードの桁数が多い場合、入力に時間がかかるため、ユーザの入力負担が大きい。また、桁数が少ないパスワードを認証情報とした場合、攻撃者に推測されやすいと考えられる。文献[13]の手法では、認証情報として利用できる視線軌跡が限られており、他者から認証情報が推測されやすいことが考えられる。

3. 提案手法

本章では、まず 3.1 節で本研究における研究目的について述べる。次に、3.2 節では提案システムについて述べる。そして、3.3 節では本研究における研究課題とアプローチについて述べる。その後に提案手法の詳細について述べる。

3.1 研究目的

本研究の目的は、知識認証とバイオメトリクス認証の脆弱性をともに解決する個人認証手法の提案である。本稿では、視線軌跡を用いた他者からの推測に対して頑健な個人認証手法の提案を行う。視線軌跡は他者からは見えないため、認証情報の漏洩のリスクが低い。また、視線移動はユーザにより意図的に再現することができる。よって、行動的特徴として軌跡描画時の視線移動の特徴を認証に利用できると考える。提案手法は視線軌跡の形状による認証と個人の描画特徴による認証から構成される 2 要素認証である。視線軌跡の形状は描画するユーザにより意図的に変更することが可能である。よって、視線軌跡の形状を認証の一つの要素とすることで認証情報の変更が可能になり、認証情報が偽造された場合のなりすましへの対処が可能になる。提案手法では、認証情報の漏洩リスクを低減させるために、認証情報である視線軌跡の形状はユーザ自身が定義する。また、視線軌跡の形状のみを認証情報とした場合、異なるユーザが同様の形状の軌跡を描画することで同一のユーザであると識別される恐れがある。提案手法では、認証精度を向上させるために、視線軌跡の形状に加えて、もう一つの認証要素として描画特徴を導入する。描画特徴とは、視線軌跡の描画の際に現れる個人の癖を指す。視線軌跡の形状と描画特徴の 2 要素を認証に用いることで、認証情報の変更が可能かつ、高精度な認証を実現できると考える。

提案手法を実現するためには、要素技術として視線軌跡の形状推定と個人分類を行う必要がある。視線軌跡の形状推定を行うために、形状推定において有効な特徴の選定を行う。形状推定に用いる特徴を検出し抽出を行い、抽出した特徴を用いて軌跡を分類し分類精度を評価することで特徴の有効性の調査を行う。個人分類では、視線軌跡を描画した際に個人差が現れる特徴を検出し抽出を行う。抽出し

た特徴を用いて個人分類を行い、分類精度を評価することで特徴の有効性を調査を行う。

3.2 提案システム

本節では、提案システムの構成について述べる。提案システムの全体像を図 1 に示す。提案システムは学習フェーズと認証フェーズから構成される。

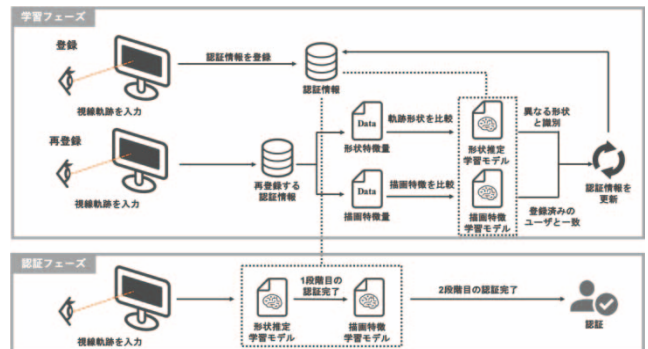


図 1 提案システムの全体像

学習フェーズは認証情報となる視線軌跡の特徴を登録するフェーズである。認証情報を登録する際は、ユーザが認証情報として登録したい形状を複数回入力する。描画された視線軌跡から特徴を抽出し、認証情報として登録する。登録される特徴は、視線軌跡の形状推定のための特徴と個人分類のための描画特徴である。また、認証情報を新たに登録するだけでなく、既に登録されている認証情報を更新することも学習フェーズに含まれる。認証情報の登録時と同様に新しく登録したい視線軌跡を複数回入力することで認証情報の更新を行う。

認証フェーズは認証対象のユーザが登録されたユーザと一致するかを照合するフェーズである。最初のフェーズで視線軌跡の形状推定を行い、次のフェーズで描画特徴による個人認証を行う。まず視線軌跡を入力し、入力された視線軌跡から形状を推定するための特徴量の抽出を行う。認証情報として登録された視線軌跡と同一の形状であれば、最初のフェーズの認証を完了する。次に描画特徴を抽出し、登録された描画特徴と比較を行い、認証対象のユーザの描画特徴であると判断できれば提案システムでの認証を完了する。

3.3 研究課題とアプローチ

本研究の目的を達成する上での研究課題を以下の 3 つとする。

- 計測デバイスの選定
- 描画された視線軌跡の分類
- 視線軌跡から個人を分類

課題 a に対するアプローチとして、非接触型デバイスを用いる。視線計測装置としてメガネ型の接触型のデバイス

と、据え置き型やディスプレイ一体型の非接触型のデバイスがある[14]。接触型のデバイスを用いた場合、普段メガネをかけないユーザにとってメガネをかけた際の視線の遮りや装着感などが負担になると考えられる。一方、提案システムは将来的にモバイル端末に適用され、搭載されているカメラを用いて非接触で視線計測を行うことを想定している。非接触で計測を行った場合、デバイスを装着する必要がないため、認証時の負担が少ないと考える。以上の理由により、本研究では計測デバイスとして非接触型デバイスを用いる。

課題 b に対するアプローチとして、視線軌跡の形状推定に対して有効な特徴量の選定を行う。提案システムでは、認証情報の登録時に視線軌跡の形状と描画特徴を用いる。また、ユーザ自身が定義した視線軌跡を認証に用いるため、視線軌跡の形状が認証者本人のみが知り得る情報となる。そのため、認証時にユーザがどのような形状の軌跡を描画したかの推定を行う必要がある。視線軌跡のデータは座標群や軌跡画像として扱うことができる。座標群と軌跡画像それぞれから特徴を抽出し、視線軌跡の分類を行い、分類精度を比較することで形状推定に対して有効な特徴量の調査を行う。

課題 c に対するアプローチとして、視線軌跡の描画時の視線のブレ、視線の滞留（注視）、描画時間などの描画特徴を用いて個人を分類する。視線軌跡の形状のみを認証に用いた場合、登録されている軌跡と同一の軌跡を描画することで認証を通過するため、他人を誤って受け入れる恐れがある。よって、認証の精度を向上させるために、登録しているユーザと異なるユーザが同様の形状の視線軌跡を描画した場合でも個人を正確に分類する必要がある。視線のブレや注視は視線軌跡の座標の変化量に特徴が現れると考えられる。よって、描画された視線軌跡の座標群から描画特徴の抽出を行う。抽出した特徴を用いて個人分類を行い、精度を算出することで個人分類に対して有効な特徴の評価を行う。

3.4 視線計測デバイスと得られるデータ

本研究では視線計測デバイスとして非接触型のデバイスを用いる。視線計測には機材として Tobii Pro Tx-300 (図 2) を用いる。また、計測環境については図 3 に示す。



図 2 実験機材 (Tobii Pro Tx-300)



図 3 計測環境

3.5 視線軌跡の形状推定のための特徴

視線軌跡の形状推定を行う上で、有効な特徴量を選定する必要がある。図 4 に収集される視線軌跡のデータの一例を示す。視線軌跡の形状推定において、座標群あるいは軌跡画像を用いるアプローチが考えられる。軌跡画像は座標群を時系列順に線で結び、画像化したデータを指す。

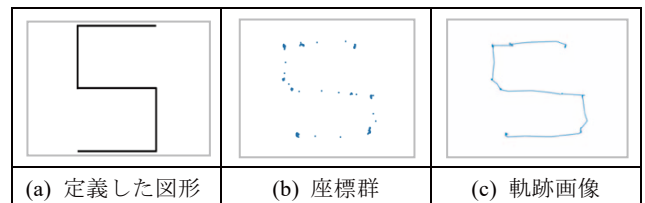


図 4 収集したデータの一例

本研究で想定する認証に用いる視線軌跡は、直線と転折のみで構成される図形である。そのため、視線軌跡の形状推定を行う予備分析として、認証に用いられる視線軌跡の構成要素となり得る基本的な軌跡を選定し、これらの軌跡の分類を行う。図 5 に、予備分析に用いた 6 種類の軌跡を示す。図 5 において、①は描画の開始点、②は終了点を表す。

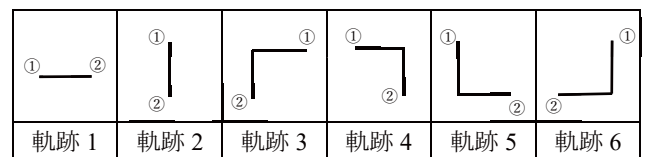


図 5 軌跡一覧

本稿では、軌跡画像と座標群を用いた視線軌跡の形状推定を行った。3.5.1 項では、軌跡画像による形状推定のための前処理について述べる。3.5.2 項では前処理を行った画像から抽出できる特徴量について述べる。3.5.3 項では、座標群から抽出できる特徴量について述べる。

3.5.1 軌跡画像の前処理

図 4 の軌跡画像の一例より、軌跡画像には描画時の注視点や視線の動きのブレが見られる。これらが視線軌跡の形状推定においてノイズになると考え、ノイズを除去するた

めに、軌跡画像に対して前処理を行う。

軌跡画像に対する前処理の手順を以下に示す。

- (1) 2 値化
- (2) 膨張処理
- (3) 細線化処理

まず軌跡画像に対して 2 値化を行う。2 値化された軌跡画像では、軌跡は白色で表現される。次に 2 値化した軌跡画像に対して膨張処理、細線化処理の順で処理を行う。膨張処理は、2 値画像において注目画素の周辺に白い画素が 1 画素でも存在する場合に注目画素の色を白に置き換える処理である。膨張処理を行うことにより視線の細かいブレを除去することができると考える。細線化処理とは 2 値画像を幅 1 ピクセルの線画像に変換する処理である。膨張処理を行うことで、注視点の部分の幅が大きくなる。また、膨張処理を行った際、注視点や視線のブレにより凹凸が生じる。それらの凹凸により形状が正しく推定されない可能性がある。そこで、膨張処理後の軌跡の幅を統一するために細線化処理を行う。

3.5.2 画像から抽出できる特徴量の選定

画像から抽出できる特徴量として、局所特徴と大域特徴が挙げられる。局所特徴とは、エッジや大きな濃淡の変化などの画像内に見られる一定のパターンや際立った特徴が表れている部分を指す。局所特徴は回転とスケール変化に対して頑健な特徴である。大域特徴とは画像全体の情報を持った特徴であり、位置ブレとスケール変化に対して頑健である。

提案システムでは、モバイル端末に対しユーザが正面を向き、モバイル端末上の画面上に視線軌跡を描画することで認証を行う。ユーザが毎回画面上の同じ位置、同じ大きさで視線軌跡を描画することは困難である。そのため、提案手法では、位置ブレとスケール変化に対して頑健な大域特徴が望ましいと考える。また、局所特徴は回転に対して頑健であるため、異なる形状の軌跡間において回転すると同様の軌跡であると同一の形状の軌跡であると誤認識される恐れがある。以上の理由により、提案手法では画像から抽出する特徴として大域特徴を用いる。

代表的な大域特徴として HoG(Histograms of Oriented Gradients)特徴、Haar-like 特徴、LBP(Local Binary Pattern)特徴が挙げられる。HoG 特徴とは、画像の画素の勾配方向をヒストグラム化した大域特徴である。HoG 特徴は画像のスケール変化と照明変化に対して頑健である。Haar-like 特徴とは、画像の明暗差に着目し、明暗のパターンから特徴を抽出した特徴である。Haar-like 特徴は画像の明暗に対して頑健である。しかし、パターンを用いて特徴を抽出するため、輪郭の情報が損なわれる。LBP 特徴は局所的な部分の輝度値の大小関係のパターンを 2 値化した特徴量である。LBP 特徴は画像全体の濃淡の変化に対して頑健である。し

かし、不規則な照明の変化に対して弱い。本研究では、モバイル端末を用いて様々な環境において認証を行うことを想定しているため、照明の変化を考慮する必要がある。以上のことから提案手法では、大域特徴の中で HoG 特徴に着目し、視線軌跡の形状推定に対する有効性の調査を行う。

3.5.3 座標群から抽出する特徴の検討

座標群から抽出できる特徴量として、視線軌跡の描画の開始から終了までの全フレームから特徴の抽出を行う。連続する 2 フレーム間の変化量を用いることで描画の方向を抽出することができる。全フレームの変化量からどのような視線移動をしたかを把握することができるため、視線軌跡の座標の変化量が形状推定に有効な特徴量であると考えられる。しかし、全フレームの座標群を用いると、視線のブレや注視点などが形状推定においてノイズになると考えられる。描画の全フレームを複数に分割すると、分割フレームごとに一定の領域に分布する座標群が得られる。各分割領域の平均座標を算出し、平均座標を結ぶことで、視線のブレが滑らかになると考えられる。また、注視による複数の集中した座標が含まれる領域において、平均座標を算出することで注視点を削除することが可能だと考える。

本稿では、形状推定において考えられるノイズを平均座標群の x 座標と y 座標それぞれにおいて連続する 2 フレーム間の変化量の特徴として用いる。 x 座標と y 座標の変化量の次元数は、それぞれフレームの分割数より 1 少ない数である。フレームの適切な分割数については、分割数ごとの分類精度により評価し検討を行う。

3.6 個人分類のための描画特徴

提案手法では、視線軌跡の座標群から個人分類に用いる描画特徴を抽出する。3.6.1 項では、描画特徴の候補を挙げるために行った予備分析について述べ、3.6.2 項では予備分析をもとに描画特徴として検討する特徴について述べる。

3.6.1 描画特徴の予備分析

描画特徴を検討する上で、複数のユーザが描画した視線軌跡間でどのような個人差が見られるか分析を行った。描画する視線軌跡が簡素な場合、個人差があまり見られず、描画特徴の抽出が困難であると考えた。しかし、複雑な図形である場合、描画が困難となり、設定した図形を被験者が再現することができないと考えた。そこで、本稿では試験的に直線と転折から構成される図 6 の図形を用いた。被験者 3 人に対して図 6 の図形を視線で 30 回描画するように指示し、データの収集を行った。中村らは、複数のユーザ間の手書き文字の平均をとった平均文字は個人の描画の癖が弱まり綺麗になる傾向があると主張している[15]。この知見を踏まえて同一ユーザの平均文字には個人の描画の癖が強くなり、個人差が現れやすくなると考えた。そこで、

視線により描画した図形についても、手書き文字と同様の傾向が現れると考え、被験者ごとに収集したデータを平均化した視線軌跡を算出し、その平均化された軌跡を対象として描画特徴の分析を行った。図 7 に各被験者の平均化された視線軌跡を示す。

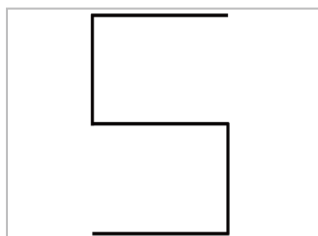


図 6 被験者に描画を指示した図形

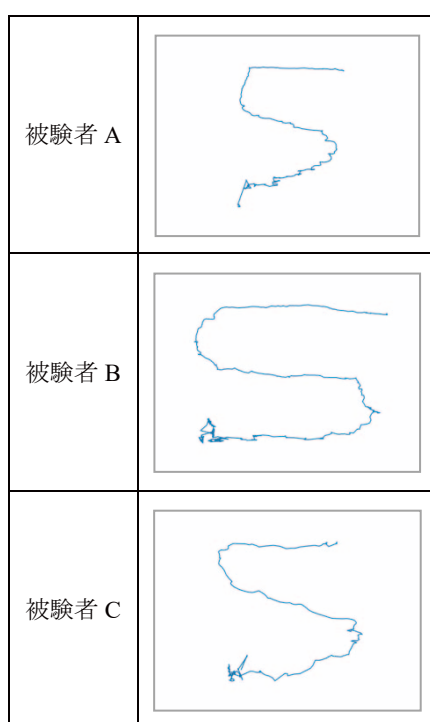


図 7 各被験者の平均化した視線軌跡

図 7 の平均化された視線軌跡もまた、座標群により構成されており、各座標を線で結んだものである。図 7 において、線が交差している部分は注視点である。図 7 の視線軌跡では、描画中にどの部分で注視を行っているか、転折する際の角度、視線の散らばり具合（描画範囲）に個人差が見られる。また、各被験者の 30 回分の描画時間を平均した値を表 1 に示す。

表 1 各被験者の平均描画時間

被験者	描画時間(s)
被験者 A	4.91
被験者 B	5.12
被験者 C	3.59

表 1 より、描画時間にも同様に個人差が見られると考えられる。

3.6.2 描画特徴の検討

本稿では、描画特徴として転折の角度、注視点、視線の描画範囲、描画時間を描画特徴として用いることを検討する。

個人毎に転折や注視するタイミングが異なる。そこで、3.5.3 項で挙げた特徴と同様に、描画時間の全フレームの特徴を用いることにより、転折と注視を漏れなく抽出できると考えた。転折の角度と注視点を表現するものとして、 x 座標と y 座標の変化量を用いることを検討する。描画の開始から終了までのフレームを分割し、連続した分割フレームに対する平均座標の変化量を用いる。転折は描画の方向が急激に変わるため、 x 座標や y 座標の変化量にも大きな変化が見られ、変化量の値から転折の角度を抽出できると考える。また、注視点は視線が集中するため、座標の変化量が少なくなる。よって、分割フレームの平均座標の変化量により転折の角度と注視点を抽出できると考える。平均座標の x 座標と y 座標に関する特徴量の次元数は、ともに分割数より 1 少ない数となる。例として、分割数が 20 の場合、 x 座標と y 座標の変化量がそれぞれ 19 次元であるため、合計で 38 次元となる。分割数が少ないと注視点や転折がスムージングされ、注視点や転折が抽出できないと考える。よって 3.5.3 項で挙げた特徴とは異なり、分割数を多くすることで注視点や転折の抽出が行いやすくなると考えられる。

視線軌跡の描画範囲を示すものとして、軌跡全体の x 座標と y 座標のそれぞれの標準偏差と分散を用いる。また、描画時間としては視線軌跡の描画開始から終了までのフレーム数を用いる。よって、描画範囲と描画時間に関する特徴量の次元数の合計は 5 次元である。

4. 実験および考察

本章では、まず 4.1 節では、視線軌跡の形状推定に有効な特徴量を検討するために行った、軌跡画像を用いた分類実験とその結果について述べる。次に 4.2 節では、座標群を用いた分類実験とその結果について述べる。最後に 4.3 節では、個人分類に有効な描画特徴を検討するために行った実験とその結果について述べる。

4.1 軌跡画像を用いた形状推定

本節では、視線軌跡の形状推定の実験結果について述べる。4.1.1 項では、軌跡画像中に見られるノイズを取り除くために行った前処理について述べる。4.1.2 項では、前処理を行った軌跡画像から抽出した HoG 特徴が形状推定に対して有効であるかの予備分析について述べる。4.1.3 項では、

HoG 特徴を用いた視線軌跡の形状推定について行った実験と結果を述べる。

4.1.1 軌跡画像の前処理

表 2 に、軌跡画像に対して前処理を行った環境を示す。

表 2 処理環境

項目名	仕様
CPU	Intel Core i5 2GHz
OS	macOS High Sierra10.13.6
言語環境	Python2.7.15
画像処理ライブラリ	OpenCV3.4.3

軌跡画像に対して 2 値化、膨張処理を行った画像の例を図 8 に示す。視線軌跡の注視箇所のブレは軌跡ごとに異なるため、どのような軌跡においても均等に滑らかにするために膨張処理を 30 回行った。



図 8 軌跡画像に対して 2 値化・膨張処理を行った画像

膨張処理を行った際、注視箇所の視線のブレにより複数の軌跡間で膨張した軌跡の幅が異なる。そこで、膨張処理を行った軌跡の幅を統一するために細線化処理を行った。細線化処理を行った画像の例を図 9 に示す。図 9 では見やすさを考慮し白黒を反転させて表示している。



図 9 図 8 に対して細線化処理した画像

4.1.2 HoG 特徴を用いた予備分析

HoG 特徴が視線軌跡の形状推定に対して有効であるかを調査するための予備分析を行った。実験で設定した軌跡は図 5 で示した 6 種類の軌跡（軌跡 1～6）である。本稿では基礎検討として、視線軌跡の構成要素となり得る基本的な軌跡の形状推定を行う。収集したデータ数は各軌跡 20 個ずつで計 120 個である。また、被験者は 1 名である。収集した視線軌跡に対し 3.5.1 項で述べた前処理を行い軌跡画像に変換した。軌跡画像から HoG 特徴を抽出し、軌跡ごとに平均値を算出した。HoG 特徴は対象画像から算出される 32 方向の輝度勾配をヒストグラム化した 32 次元の特徴である。各軌跡に対する HoG 特徴の抽出結果を図 10 に示す。横軸は輝度勾配の各方向であり、縦軸は各方向の輝度勾配の合計値である。

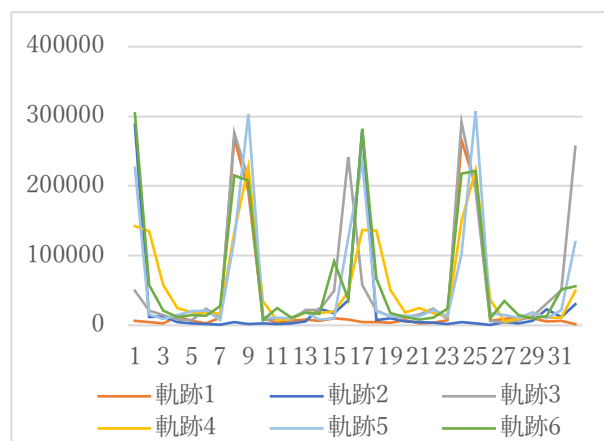


図 10 軌跡ごとの HoG 特徴

図 10 より、水平方向を示す 9, 25 付近の輝度勾配が高くなることで水平方向の直線が含まれると考えられる。鉛直方向を示す 1, 17 付近の輝度勾配が高くなることで鉛直方向の直線が含まれると考えられる。軌跡 1 は水平方向の直線であり、軌跡 2 は鉛直方向の直線である。よって各軌跡の方向に対応した輝度勾配が大きくなる。軌跡 3 から軌跡 6 は直線と転折を含む軌跡である。よって水平方向と鉛直方向の輝度勾配が大きくなっている。また、軌跡 3 から軌跡 6 はそれぞれ異なる方向へ転折を行っている。そのため、水平方向と鉛直方向付近の輝度勾配に軌跡ごとに違いが見られる。このように軌跡の形状ごとに HoG 特徴において違いが見られるため、HoG 特徴が視線軌跡の形状推定において有効であると考えられる。

4.1.3 HoG 特徴を用いた形状推定

HoG 特徴が視線軌跡の形状推定に有効であるかを調査するために 4.1.2 項で用いた 120 個の軌跡画像を用いて軌跡形状の分類を行った。本実験では、分類器として広く扱われている SVM(Support Vector Machine)を用いて分類を行













い, 10 分割交差検証で評価を行った. 実験環境を表 3 に示す. 精度評価指標として, Recall (再現率), Precision (適合率), F-measure (F 値) を用いる.

表 3 実験環境

項目名	仕様
CPU	Intel Core i5 2GHz
OS	macOS Mojave10.14.1
言語環境	Python2.7.15
使用ライブラリ	scikit-learn0.18.1

HoG 特徴を用いた分類結果を表 4 に示す. また, 表の右下の太枠内は F-measure を示す.

表 4 HoG 特徴を用いた分類結果

		Predicted						Recall
		軌跡 1	軌跡 2	軌跡 3	軌跡 4	軌跡 5	軌跡 6	
								
True labels		20	0	0	0	0	0	1.00
		0	20	0	0	0	0	1.00
		0	0	9	4	5	2	0.45
		0	0	2	13	5	0	0.65
		0	0	4	5	11	0	0.55
		0	0	4	1	2	13	0.65
Precision		1.00	1.00	0.47	0.57	0.48	0.87	0.72

軌跡 1 と軌跡 2 の分類精度が 100%となった. また, 軌跡 3 から軌跡 6 では, 誤分類が見られた. 図 10 より, これらの軌跡では転折を行う前後の線の方法が違いために HoG 特徴の違いが生じている. ため, 転折を行う際に転折の方向にブレが生じてしまうと勾配方向が描画を指示された軌跡とは異なるため, 分類精度に影響を与えたと考えられる. また, 軌跡 3 から軌跡 6 が軌跡 1, 2 へ誤分類されていない. 転折が含まれることで描画方向が変わるため, 輝度勾配も大きく変化する. よって, 転折が含まれない軌跡 1, 2 の HoG 特徴の値と, 転折が含まれる軌跡 3 から 6 の HoG 特徴の値が大きく異なったため, 誤分類が発生しなかったと考えられる. また, 各軌跡で転折の角度が同一になった場合, 軌跡ごとに勾配方向に差が生じない. そのため,

め, 転折角度が同一の場合においても分類精度に影響を与えられられる. よって転折の角度も分類精度に影響を及ぼすことが考えられる.

4.2 座標群を用いた形状推定

各分割フレームの平均座標の変化量が視線軌跡の形状推定に対して有効であるかを調査するために 3.5.3 項で述べた特徴を用いて視線軌跡の分類を行う. 分析対象のデータとしては, 4.1.3 項と同様に, 120 個の視線軌跡を用いる. 座標群を用いた形状推定では, 特徴量の次元数が分割数に応じて多くなる. ため, 分類器としては, 特徴量の次元数が多い場合でも対応することができる Random Forest による 10-分割交差検証により評価を行う. 実験環境は表 3 と同様の環境である.

精度評価指標については, まず分割数ごとに F-measure を算出する. 次に精度が最も高い分割数において 4.1.3 項の実験と同様に, Recall, Precision, F-measure を算出し評価を行う. 分割数ごとの F-measure の値を図 11 に示す.

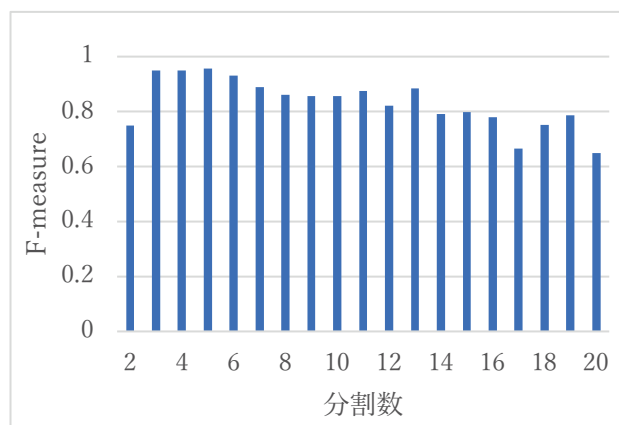


図 11 座標群を用いた分割数ごとの F-measure

図 11 より, 分割数が少ないほど F-measure の値が高くなる傾向が見られる. 分割数が少なくなることで, 描画した軌跡の大まかな形状のみが保持されつつ, 注視や視線のブレが削除されたため, F-measure の値が高くなったと考えられる. しかし, 分割数が極めて少なくなった場合, F-measure が減少している. 分割数が少なくなることで, 平均座標により軌跡の形状が保持しきれなくなったため F-measure に影響を及ぼしたと考えられる. また, 分割数が増えるにつれて F-measure の値が低くなる傾向が見られる. 分割数が増えることで, 平均座標の数が多くなり, 注視点やブレを削除しきれない可能性がある. それらが F-measure の値に影響を及ぼしたと考えられる.

次に F-measure の値が最も高くなった分割数が 5 の時の分類結果を表 5 に示す. 太枠内は F-measure を示す.

表 5 座標群を用いた分類結果 (分割数:5)













		Predicted						Recall
		軌跡 1	軌跡 2	軌跡 3	軌跡 4	軌跡 5	軌跡 6	
								
True labels		19	0	0	1	0	0	0.95
		0	20	0	0	0	0	1.00
		0	0	20	0	0	0	1.00
		1	0	0	19	0	0	0.95
		2	1	0	0	17	0	0.85
		0	0	1	0	0	19	0.95
Precision		0.86	0.95	0.95	0.95	1.00	1.00	0.96

表 5 より, 軌跡画像を用いた分類実験と比べ, F-measure, Recall, Precision の値が高くなった. 一方, 軌跡 1 の Precision と軌跡 5 の Recall が低くなった. 実験で用いた特徴は視線軌跡を描画した全フレームをほぼ等しく分割し, 各分割フレームの平均座標の変化量を用いている. よって, 分割数が少ないほど, 平均座標により形成される形状が大まかな視線軌跡となる. また, 注視により平均座標に偏りが見られることで形状が変わり分類精度に影響を与えたと考えられる. 今回実験で用いた視線軌跡の形状は簡素なものであるため, 分割数が少ない場合においても軌跡の形状が保持され, 分類精度が高くなったと考えられる. 今後はより複雑な図形を用いた場合において分割数が分類精度に与える影響を調査する必要がある.

表 4 より, HoG 特徴を形状推定に用いた場合, 軌跡 1, 2 の分類精度が非常に高くなった. しかし, 軌跡 3 から軌跡 6 の分類精度が低くなり F-measure に影響を及ぼした. 表 5 より, 座標群を形状推定に用いた場合, 軌跡 1 から軌跡 6 の分類精度が高くなり, 表 4 の F-measure を大きく上回った. これらの結果より, HoG 特徴を用いた場合は形状により分類精度が異なったが, 座標群を用いた場合は形状によらず高い精度で分類ができているため, 提案手法の視線軌跡の形状推定においては, 座標群を用いることが有効であると考えられる.

4.3 描画特徴の検討

描画特徴の個人分類に対する有効性を調査するために, 3.6 節で挙げた特徴を用いて, Random Forest による 3-分割

交差検証によって被験者 A, B, C の分類を行った. 被験者には図 6 の図形を 30 回描画するように指示した. 図 6 は本研究で想定する直線と転折を全て含んだ図形であるため, 描画特徴の有効性を検討する上で適切な図形であると考えた. 視線軌跡を描画した全フレームを特定のフレームごとに分割し, 分割数ごとの F-measure の算出を行った. 視線軌跡の分割数と個人分類の精度の関係について評価を行った. また, 特徴量の重要度を算出し, 有効な特徴量の検討を行った. 実験環境は表 3 と同様である. 特徴量ごとに重要度を算出し, 高い順に並べた結果を表 6 に示す.

表 6 重要度が高い順に並べた特徴量

特徴量の名称	変数重要度
x 座標の標準偏差	0.56
x 座標の分散	0.30
y 座標の標準偏差	0.23
y 座標の分散	0.17
描画時間	0.15
x, y 座標の変化量	0 ~ 0.09

今回の実験では, 視線軌跡の x 座標の標準偏差と分散が y 座標の標準偏差と分散より重要度が高くなった. 図 7 より, 被験者 B は他の被験者と比べ視線軌跡の横幅が大きい. よって, 水平方向に対応する x 座標の標準偏差と分散が被験者間で個人差に影響を与えたため, 重要度が高くなったと考えられる. また, x, y 座標の変化量については, 各次元に対して重要度が算出されるため, 重要度が低くなったと考えられる. 今回用いた特徴の一つである, x, y 座標の変化量は描画した視線軌跡の全フレームを分割, 平均化し変化量を求めている. そのため, 転折や注視の視線移動の情報が含まれている. これらの情報が個人分類においてノイズになると考えられる. 図 12 に分割数ごとに算出した F-measure の値を示す.

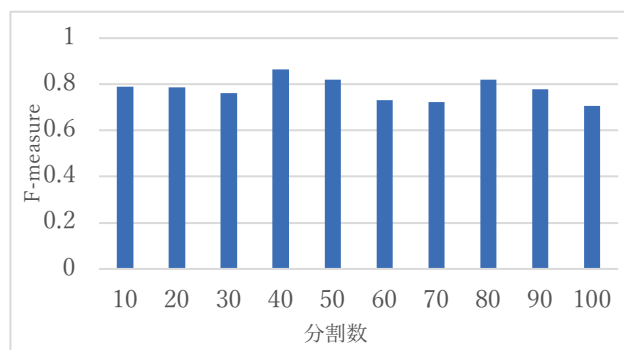


図 12 分割数ごとの F-measure

図 12 より, 分割数が 40 の時に F-measure の値が最大となった. 分割数が少ない場合, 注視点がスムージングされ,

転折の形状も元データとは異なる形状となる。また、分割数が多い場合、注視点を正確に検出することができる。しかし、元データの形状に近づくため、細かい視線のブレが生じ、これらがノイズとなったため分類精度に影響したと考えられる。今後は、個人分類の精度の向上を図るために特徴量を再検討する必要があると考える。また、今回の実験では、被験者が一定時間内に連続して連続で描画を行ったため、被験者が視線軌跡を再現することができたと考えられる。そのため、ある程度の期間を空けて同じ形状の視線軌跡を入力させた際の描画特徴が Recall と認証精度に及ぼす影響について検討する必要がある。

5. まとめ

本研究では、知識認証とバイオメトリクス認証の脆弱性を解決することを目的として、視線軌跡を用いた個人認証手法の提案を行う。提案手法では、入力された視線軌跡から軌跡形状と描画特徴を用いた 2 要素認証を行う。本稿では、要素技術として、視線軌跡の形状推定と視線軌跡による個人分類に焦点を当て、有効な特徴量の検討を行った。

まず、形状推定に対して有効な特徴量を検討するために、HoG 特徴と座標群から抽出した特徴を用いた視線軌跡の形状推定を行った。HoG 特徴を用いた形状推定では、SVM による 10-分割交差検証を行った結果、F-measure の値が 0.72 となった。転折の角度により分類精度に影響を及ぼしたと考えられる。形状推定を正確に行うためには描画ごとに同じ角度で転折する必要があるため、認証負担が大きくなると考えられる。また、座標群を用いた形状推定では、描画した全フレームを分割し、各分割フレームごとの平均座標の変化量を特徴として用いた。Random Forest による 10-分割交差検証で視線軌跡の分類を行った。F-measure の値は 0.96 となり形状推定において座標群から抽出した特徴である平均座標 (x 座標, y 座標) の変化量が有効であることが示唆された。また、今回行った実験は簡素な図形を対象に分類したため、視線軌跡の分割数が少ない場合において分類精度が高くなった。今後は分割数に対する分類精度への影響について調査を行う必要がある。

次に、視線軌跡による個人分類に対して有効な特徴を検討するために、描画特徴を用いて Random Forest による 3-分割交差検証で個人分類を行った。結果として、F-measure の値が 0.86 となった。今回の実験で用いた特徴量である平均座標 (x 座標, y 座標) の変化量には注視や転折以外の特徴が含まれており、それらが分類精度に影響を及ぼしたと考えられる。よって、局所的な注視と転折の抽出が必要だと考える。また、平均座標 (x 座標, y 座標) の変化量の他にも分散、標準偏差、描画時間を用いた。今回算出した特徴量の重要度を基に特徴量の再検討を行い、個人分類の精度を向上させる必要がある。

今後の課題として、提案システムに用いる分類器を検討する必要がある。今回行った実験は提案手法の要素技術となる、視線軌跡の形状推定と視線軌跡による個人分類に対する有効な特徴量の検討のための実験である。また、提案システムは将来的に個人のモバイル端末に適用し、本人のみのデータを学習し、認証を行う 1 対 1 認証を想定している。本稿で行った実験では端末保有者以外のデータを用いて学習を行った。そのため、今後は本人のデータを正常なデータとして学習させ、他人のデータを異常なデータとして扱うことが可能な分類器を用いて認証精度を評価する予定である。

謝辞 本研究の一部は東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究による。

参考文献

- [1] 総務省, 情報通信白書平成 29 年版, 第 1 章第 2 節, 「スマートフォン経済の現在と将来」, p.30, 入手先 <<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/pdf/29honpen.pdf>> (参照 2019-04-14).
- [2] 総務省, 情報通信白書平成 28 年版, 第 5 章第 2 節, 「ICT 分野の基本データ」, p.304, 入手先 <<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h28/pdf/28honpen.pdf>> (参照 2019-04-14).
- [3] 大久保誠也, 湯瀬裕昭, 指紋認証実験を取り入れた情報セキュリティ教育の試行, 情報処理学会研究報告コンピュータと教育 (CE), Vol.2010-CE-103, No.13, pp.1-7 (2017).
- [4] 白川功浩, 吉浦裕, 市野将嗣, 虹彩および目の周辺の分割画像を用いた個人認証, 情報処理学会論文誌, Vol.59, No.9, pp.1726-1738 (2018).
- [5] 藤田真浩, 眞野勇人, 佐野純音, 高橋健太, 大木哲史, 西垣正勝, 肌理を利用したマイクロ生体認証: ユーザビリティ向上のためのプロトタイプシステム改良, 情報処理学会コンピュータセキュリティシンポジウム 2017 論文集, Vol.2017, No.2, pp.704-711 (2017).
- [6] 長友誠, 朴美娘, 岡崎直宣, 視き見耐性を持つマウス操作を用いた個人認証方式の提案, 情報処理学会研究報告コンピュータセキュリティ (CSEC), Vol.2017-CSEC-78, No.29, pp.1-8 (2017).
- [7] 山本涼太, 宮下芳明, イヤホンを用いたスマートフォンの操作と個人認証, 情報処理学会インタラクション 2013, Vol.2013-Interaction (3EXB-17), pp.626-631 (2013).
- [8] 小宮峻輔, 櫻田ユカリ, 中国真教, 氏名入力時における打鍵時間間隔の特徴を利用した個人認証, 情報処理学会火の国情報シンポジウム 2017, C2-1 (2017).
- [9] 伊藤駿吾, 白石陽, スマートフォンのフリック入力方式の特徴に注目した継続認証手法の提案, 情報処理学会第 25 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, Vol.2017, pp.1-8 (2017).
- [10] Tomi Kinnunen, Filip Sedlak and Roman Bednarik, Towards Task-Independent Person Authentication Using Eye Movement Signals, Proceedings of the 2010 ACM Symposium on Eye-Tracking Research & Applications, ETRA '10, pp.187-190 (2010).
- [11] Alexander De Luca, Roman Weiss and Heiko Drewes, Evaluation of Eye-Gaze Interaction Methods for Security Enhanced PIN-Entry, Proceedings of the 19th Australasian Conference on Computer-Human Interaction: Entertaining User Interfaces, OZCHI'7, pp.199-202 (2007).
- [12] Vijay Rajanna, Polsley Seth and Tracy Hammond, A Gaze Gesture-Based User Authentication System to Counter Shoulder Attacks, Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1978-1986 (2017).
- [13] 向井寛人, 小川剛史, 個人認証を目的とした視線の軌跡情報からの特徴抽出, 情報処理学会論文誌デジタルコンテンツ (DCON), Vol.4, No.2, pp.27-35 (2016).
- [14] Tobii Pro アイトラッカーの仕組み, tobii pro, <https://www.tobii.com/ja/service-support/learning-center/eye-tracking-essentials/how-do-tobii-eye-trackers-work/> (参照 2019-05-06).
- [15] 中村聡史, 鈴木正明, 小松孝徳, ひらがなの平均手書き文字は綺麗, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.12, pp.2599-2609 (2016).