

顔画像情報を利用した運動識別システム

加藤 花歩^{1,a)} Chengshuo Xia^{1,b)} 杉浦 裕太^{1,c)}

概要：健康寿命の延伸に向けて日常的な運動が重要であるが、運動の継続が困難な人は多い。本稿では手軽な運動管理や運動ゲーム作成のための、モバイル端末内蔵カメラを利用した顔情報による運動識別システムを提案する。具体的には、カメラで運動中のユーザの顔画像を取得し、顔上の追跡点を抽出する。追跡点より算出した特徴量をサポートベクタマシンで学習することで9種類の運動を識別した。ユーザごとの精度検証の結果、平均識別精度は97.2%となった。

キーワード：運動識別, モバイル端末, 機械学習

1. はじめに

医療の発展や生活水準の向上に伴い人々の平均寿命は延伸しており、今後も更に増加していくことが予想される [17], [21]。一方で病気や高齢化に伴う運動機能の低下によって、自由に動くことができず要介護期間が続いてしまうこともある。近年では「健康で」長く生きる期間「健康寿命」の延伸が重要だと唱えられており、これは平均寿命とともに伸びている傾向にあるが、将来的にはそうではなくなる可能性も提唱されている [12], [26]。

健康を保つためには意識的に食生活と運動をバランスよく保つことが重要である。特に運動には生活習慣病の予防や運動機能・認知機能の維持といった身体的な効果だけでなく、ストレスや不安の解消といった精神的な効果もある [2], [6], [16]。しかし、適度な運動を自力で継続することが困難な人は多い。トレーニング施設のトレーナーなどの第三者による監督は運動の継続に有効であるが、毎日施設に通うのは金銭面でのコストが高い。このような問題の解決策として、第三者の代わりに自動的に運動を計測し、ユーザへのフィードバックをする情報システムが提案されている。

このような情報システムを構築する上で重要な点は、ユーザの身体情報を計測することである。身体の計測方法はこれまでも多く研究されてきており、代表的なものとしては、身体に装着したマーカーによる光学式モーションキャプチャや慣性センサによる動作計測がある。他にも全身画像



図 1 運動計測アプリケーション使用中の様子

から抽出した身体の特徴点による骨格位置推定もあるが、これらの手法の共通点として専用の機器や扱うための知識が必要である。これらは多くの一般的な家庭や施設などにとって導入障壁となっている。

近年ではモバイル端末に多数のセンサが組み込まれており処理性能も向上しているため、これを用いた運動計測アプリケーションなども登場している [19]。我々はこのような市場に出回っているモバイル端末を用いた運動計測を考える。モバイル端末を用いた運動計測としては大きく2つに分類できる。1つは、端末自体を身体に装着する方法であり、この方法は正確に計測できる点で優れているが身体に装着することによる使用中の違和感や装着する手間が発生する。もう1つは、内蔵カメラを用いた非接触計測であり、これは前者で課題となる違和感を解消できるが、計測時の環境や服装に制約を受けてしまう。本研究では、モバイル端末の内蔵カメラにおける、計測時の環境や服装の制約を低減できる運動識別システムを提案する。

具体的には、モバイル端末の内蔵カメラを用いて顔画像

¹ 慶應義塾大学

^{a)} kaho_0128@keio.jp

^{b)} csxia@keio.jp

^{c)} sugiura@keio.jp

を取得し、その特徴量を利用した運動種類識別システムを構築する。取得された特徴量を用いてトレンド除去やハニング窓関数の適用の後、高速フーリエ変換（以下、FFT）をすることで、サポートベクタマシン（以下、SVM）による識別器を生成する。本稿では、計測できる運動の種類を調査することで提案手法の有効性を検証した（図 1）。さらに、システムのリアルタイム処理に向けたパラメータの検証や複数人の同時計測実現のための検証を行った。

この手法によって、使用中の違和感や計測時の環境・服装の制約を低減した運動識別システムを構築できる。そのため、複数人が重なり合うような空間においても同時に利用することができ、ユーザのモチベーション向上が期待できる。

2. 関連研究

2.1 身体装着型センサによる運動計測

身体を追跡し運動を計測する手段として身体装着型センサを用いる研究は多くなされている。Pernek らは上半身に装着した 5 つの加速度センサによる上半身の運動識別システムを提案した [14]。このシステムは 2 層の SVM で構築されており、運動の種類だけでなく運動の強度を推定できる。Prabhu らは腕に装着した慣性センサを利用して局所筋持久力の運動を自動で識別し、繰り返し数を数える運動分析フレームワークを提案した [15]。周波数領域と時間領域の特徴量を抽出し、主成分分析（以下、PCA）を用いて次元削減をすることで計算コストを小さくしている。Depari らは腕に装着した慣性センサを利用して運動識別をした [3], [4]。この研究では抽出した 24 個の特徴量に対し PCA を適用しており、計算リソースの要求が少ない手法を識別器生成に利用している。

これらの手法は少数のセンサで高精度に運動を識別できるが、ユーザは特別なセンサを新たに購入したり、センサを自身の身体に装着する手間がかかる。本稿での提案手法は、ユーザはモバイル端末を所持していれば利用できるため、導入コストは低く、かつ身体にセンサを装着する手間も不要という利点がある。

2.2 カメラによる非接触運動計測

RGB カメラや Kinect などの深度カメラを利用し、ユーザの全身情報を抽出して、運動計測のために人間の動作や姿勢を計測する研究が多く存在する。Ar らは運動を識別するための新たな特徴量として運動の種類やユーザの姿勢、使用する道具の情報が利用できることを提案した [1]。3 つの特徴量は市販の RGB-D カメラから取得した全身画像より抽出することができ、それらを生成ベジアンネットワークで組み合わせることで、動作パターンを作成し運動回数の推定もできる。Khurana らはジム内に設置したカメラで同時に複数人の運動を識別し計測する GymCam を

提案した [11]。システムはキャプチャした画像から Dense Optical Trajectory で抽出したキーポイントより 27 種類の特徴量を生成し、ジムで行われる 17 種類の運動を識別したが、ユーザ間の距離が近すぎると正確に運動を検出できないことがある。

多様な運動を識別するために SVM を使う研究も多い。Vox らは関節角度を利用し 20 種類の体操運動の識別システムを提案した [20]。関節角度は Kinect でキャプチャした全身の 3 次元関節位置から計算され、14 個の関節角度を SVM で学習して識別している。Zhang らは深度カメラから取得した骨格形状の特徴量を利用した歩行パターン検出システムを開発した [22]。K-means によってクラスタリングされた骨格形状の特徴量からマルコフ連鎖定常分布モデルを生成し、SVM で識別し歩行を検出している。このようにカメラ画像からの特徴量抽出と SVM による人間の動作計測システムは有効であるため、本稿でも SVM で識別器を生成した。

一方で、上述の研究においてユーザ側は全身を撮影できる広い空間を用意する必要がある。このような問題に対し、身体の一部の情報を用いて運動を計測する研究も提案されている。Zulkifley らは正面から撮影したカメラ画像から頭と上半身の領域のみを抽出して追跡することで膝角度を推定するシステムを開発した [23]。ただし、推定した膝角度をスクワットの強度推定に利用しているのみで運動の種類識別を目指しているものではない。稲葉らは顔画像の追跡点を用いた踵上げ運動計測システムを提案した [24]。追跡点の変化から運動回数が自動で計測され、さぼり検出のために 3 種類の運動も識別できる。本研究ではこの稲葉ら [24] の研究を参考にカメラ画像から取得した顔画像情報のみを用いた運動識別を行うことで、運動計測システムの導入障壁を低減し、ユーザが手軽に運動を計測できるシステムを実現する。加えて、どのような種類の運動を正確に計測できるのかを調査することを目的としている。

2.3 モバイル端末を利用した運動支援

タブレット端末やスマートフォンなどのモバイル端末の普及に伴い、これらを利用して人間の運動を計測・支援するアプリケーションが研究されている。特に医療やヘルスケア分野での利用を想定した研究が増えている。Gandomkar らは腕に装着したスマートフォンに内蔵されている加速度センサ、磁力計とジャイロセンサを利用した 10 種類の運動識別システムを提案した [7]。アームバンドでの装着というユーザにとって使い易い仕組みである上、高精度で運動の種類識別や回数計測が可能である。Deponti らはスマートフォンを把持した状態で行う、手首のリハビリテーションのためのゲームアプリケーションを開発した [5]。スマートフォン内蔵の加速度センサ値の急激な変化を検知すると、ゲームを停止し運動を止めるようユーザに警告す

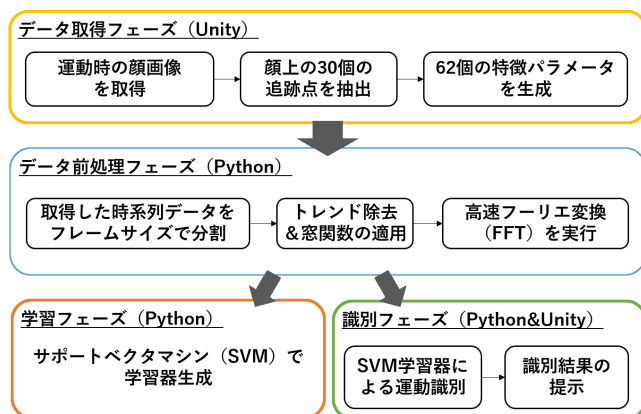


図 2 本手法の流れ

る。これにより、ユーザは効果的なリハビリテーションを行っているかどうかを把握できる。Ockendon らはスマートフォン内蔵の加速度センサを利用した膝屈曲角度の測定システムを開発した [13]。ユーザが脛骨に沿うようにスマートフォンを装着すると、内蔵の加速センサ値から膝と地面間の角度を算出し膝の屈曲角度を推定する。また商用利用可能なアプリケーションも存在する [10], [18]。これらのアプリケーションは全身画像から骨格情報を推定して運動を計測し、ユーザの姿勢の正確さを判定できるが、広い空間の用意や服装への配慮が必要である。

本研究では一般的な家庭や企業など様々な施設で簡単に導入でき、将来的に日々の運動を支援できるシステムを目指す。そのため、モバイル端末内蔵のカメラから取得できる顔画像情報のみを利用して運動を識別することで、導入障壁を低下し、かつ計測時の環境や服装を制限しないシステムを提案する。

3. 提案手法

3.1 システムの概要

我々のシステムではモバイル端末内蔵のカメラ画像より取得した顔上の追跡点を利用し、様々な運動を識別する (図 2)。ユーザはカメラ画像に自分の顔全体が映る状態で運動する。次に Single Face Tracker for Unity Plugin [9] を利用して、カメラ画像から顔上の 30 か所の追跡点を抽出する。各か所は 2 点 (x, y) を保持するので合計 60 個の追跡点が取得でき、ユーザの運動中、60 個の追跡点からなる時系列データが生成される。利用するモバイル端末は顔追跡と機械学習が実行できる端末であればよい。

3.2 運動の種類

健康に寄与する運動の中から自宅で簡単に実施できる 9 種類の運動を選んだ [8], [25] (表 1)。それらは立位状態で行う運動と床上で行う運動の 2 種類に大きく分けられる。前者は「ウォーキング」、「ジョギング」、「かかとあげ」、「ももあげ」、「スクワット」の 5 種類であり、効果的に下半身

表 1 9 種類の運動	
運動時の状態	運動
立位	スクワット
	かかとあげ
	ジョギング
	ももあげ
	ウォーキング
	運動なし (直立状態)
床上	腹筋
	腕立て伏せ
	背筋

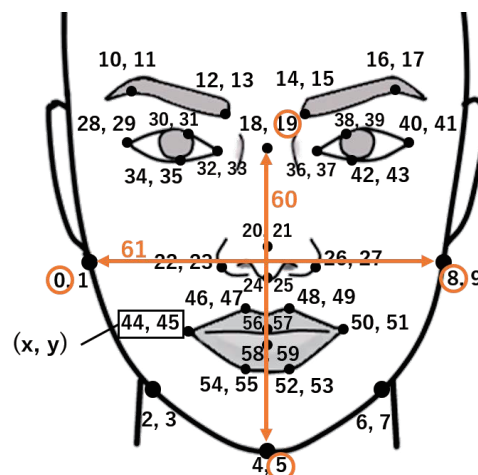


図 3 30 個の追跡点 (x, y) と 2 つの距離値からなる顔上の 62 個の特徴量 (偶数は x 軸, 奇数は y 軸の値を意味する.)

を鍛えることができる。また立位状態での運動のため、場所を問わず実施できる。後者は「腹筋」、「背筋」、「腕立て伏せ」の 3 種類であり、効果的に体幹を鍛えることができる。前者に対し、後者は床を利用するため室内など限られた場所でのみ実施できない。本システムは上記のような運動時の状態の異なる 2 タイプの運動を識別する。

3.3 運動の種類識別手法

本システムは Python を用いてデータ処理と SVM 識別器生成を行い運動を識別する。30 追跡点 \times 2 点 $(x, y) = 60$ 追跡点のみでは z 軸方向の情報が欠如するため、2 つの z 軸方向の距離値を作成する。1 つ目は x 軸方向の差分値である 0 番と 8 番の追跡点間の距離値、2 つ目は y 軸方向の差分値である 5 番と 19 番の追跡点間の距離値である。よって、合計 62 個の特徴量を識別器の学習に利用する (図 3)。フレームレートは 30 [fps] とした。

次に計測したデータに FFT を適用し、周波数成分を取得する。周波数成分を取得するにあたり、計測したデータは任意フレームごとに分割され、定数近似によるトレンド除去やハニング窓関数が適用される。この時、サンプリングレートは 30 [Hz]、サンプル数は 128 であり、SVM での識別器生成には各特徴量につき 0 [Hz] から 14.8 [Hz] まで

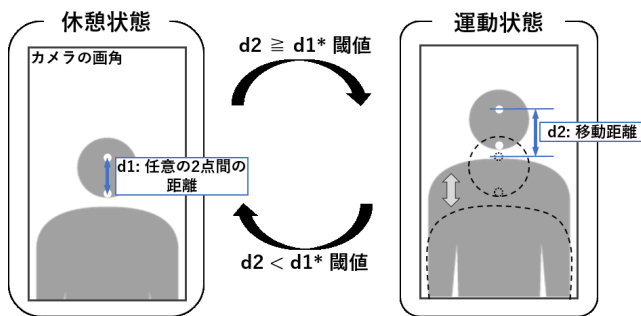


図 4 顔追跡による繰り返し回数の計測

の 64 次元の周波数成分を利用した。

3.4 運動回数の計測

稲葉ら [24] の研究を参考に運動回数を計測する。顔の移動距離が任意の 2 個の追跡点間の距離に基づく任意の閾値を超えると、運動状態と休憩状態が入れ替わったと判定する (図 4)。判定後、2 個の追跡点における最大値または最小値が次の運動の始点となる。2 点の距離と顔の移動距離を利用するため、運動開始時のユーザの位置や顔の大きさの個人差に対して頑健である。

本研究ではこの計測方法をもとに、識別した運動の種類に応じて自動で閾値を変化させ、様々な運動の回数計測を実現する。例えば「スクワット」や「ジョギング」のような上下に動く運動をしている時は任意の 2 個の追跡点として 5 番と 19 番 (y 軸値) を選択する。「ウォーキング」や「ももあげ」のような上下の動きが少ない運動の場合は 0 番と 8 番 (x 軸値) を選択する。この時、運動の種類に紐づいて変化する閾値は事前に決定する。

4. 識別精度検証実験

4.1 実験の概要

実験では 21 歳から 25 歳までの 8 人の実験協力者 (男性 : 3 人, 女性 : 5 人) が参加した。我々は実験開始前に各運動をどのように実施するか実験協力者に説明した。今回はモバイル端末としてノートパソコンを使用し、実験協力者の顔が内蔵カメラの画角内に収まるように正面に配置した。実験協力者は各運動をそれぞれ 60 秒間実施し、各運動の間には次の運動への説明を含みそれぞれ 60 秒の休憩が与えられた。立位運動はモバイル端末からの距離 60cm かつ正面の位置で立位状態の運動を実施した。連続での運動による疲労を考慮し、9 種類の運動の実施順序は各実験協力者でランダムに決定した。合計で 8 人 \times 9 種類の運動 = 72 データを取得した。

4.2 ユーザごとに生成した識別器による精度検証

まずユーザごとに自身のデータで生成した識別器による識別精度を検証した。全実験協力者の運動の最大周期はお

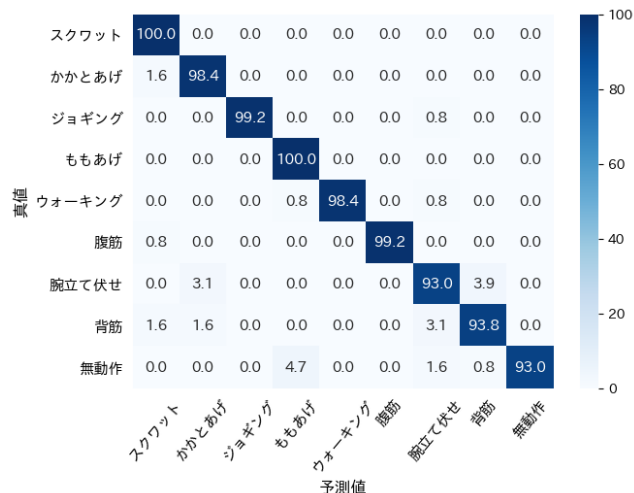


図 5 ユーザごとに生成した識別器による検証結果

よそ 100 フレームであったため、取得したデータを 100 フレームごとに分割し各人 16 個のデータを生成した。FFT におけるサンプル数を 128 としたため、分割後のデータに対し不足部分は両端からゼロパディングした。62 個の特徴量から 64 次元の周波数成分を抽出し、合計で 3968 次元のデータを学習に使用した。検証方法は Leave-one-out 交差検証とし、結果を図 5 に示す。

9 種類の運動の平均識別精度は 97.2% であり、運動時の状態の異なる運動でも効果的に識別できた。「スクワット」と「ももあげ」は 100% の精度で識別できた。一方で「腕立て伏せ」と「背筋」、「運動なし」は他の運動よりも識別精度が低く、「腕立て伏せ」と「背筋」は互いに誤識別されることがあった。これらの運動の実施中、顔追跡が外れてしまっていたユーザが存在したことが原因の一つとして考えられる。加えて、カメラが床面に置かれており十分な光を得られず、高いフレームレートを維持できなかった可能性がある。また「運動なし」は「ももあげ」と誤識別されているが、「ももあげ」中はユーザの体が他の運動に比べゆっくりと動くことが起因していると考えられる。

また実験中、話したり笑ったりしながら運動する実験協力者が存在しており、識別精度に何らかの影響を与えている可能性がある。現実にもそのような状態で運動する人々は存在しており、口の追跡点を除くことでさらに精度を向上できる可能性がある。

4.3 他者のデータのみで生成した識別器による精度検証

適度なペースや強度で運動することは大切だが実施するのは困難である。しかし、例えばスクワットで腰を痛めるように、誤った運動を続けると怪我をするリスクがある。これを防ぐために、トレーニング施設のトレーナーなどが実施したデータを識別器生成に使用することは有効である。それに先駆け、本章では他者のデータのみで生成した識別器による識別精度について Leave-one-subject-out 交差検

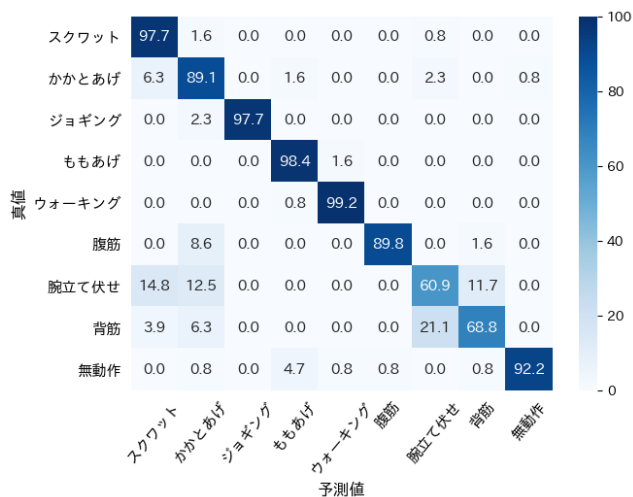


図 6 他者のデータのみで生成した識別器による検証結果

証で検証した．任意の 1 人のデータをテストとし，残りの 7 人のデータで識別器を生成し，平均識別精度を算出した．この時，データのウィンドウサイズは 100 フレーム，次元数は 3968 であり，4.2 章と同様に不足部分はゼロパディングした．結果を図 6 に示す．

平均識別精度は 88.2% となり，ユーザごとのデータで識別器を生成した場合に比べると低下した．特に「腕立て伏せ」と「背筋」の精度が低かったが，4.2 章と同様に顔追跡が外れてしまった実験協力者の影響を受けたと考えられる．また「かかとあげ」と「腹筋」の精度もわずかに低かった．ある実験協力者の結果において「腹筋」の多くを「かかとあげ」と誤識別しており，その「腹筋」の識別精度は 31.3% であった．これは他のデータに比べると精度が低かった．加えて「かかとあげ」自体が単純な上下運動であり移動量も大きくないため，様々な運動と誤識別されやすいことが考えられる．

4.4 ウィンドウサイズと識別精度の関係の検証

4.2 章と 4.3 章では，ウィンドウサイズを実験協力者の運動の最大周期である 100 フレームとしてデータを分割した．本システムは約 3 秒分の時系列データを要したが，リアルタイムで運動を計測して結果をフィードバックするためには，識別の計算に時間がかかると考える．一方で，このウィンドウサイズが短いと精度の高い識別ができないことが考えられ，これはトレードオフの関係である．そこで本章ではウィンドウサイズにおける識別精度を調査した．我々は 5 フレームから 120 フレームまで 5 の倍数フレームごとにデータを分割し，4.3 章と同様の検証方法でそれぞれの識別精度を検証した．このとき学習に使用したデータ数は各人 13 個であった．結果を図 7 に示す．

ウィンドウサイズが 70 フレームを超えると，識別精度は 90% 付近に安定した．全実験協力者の運動周期は平均

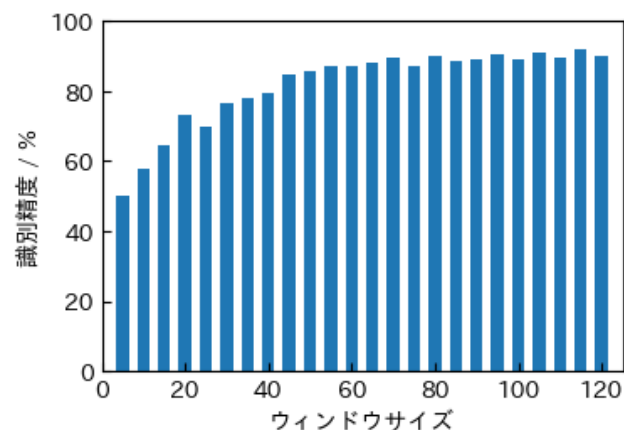


図 7 ウィンドウサイズと識別精度の関係

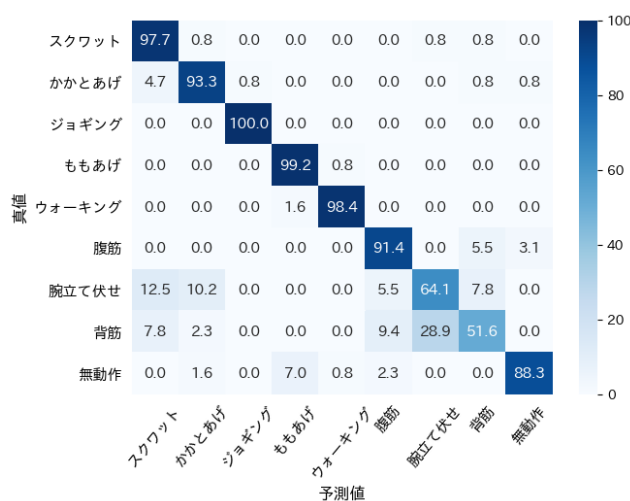


図 8 4 個の特徴量から生成した識別器による検証結果

81 フレームであったため，この結果からも，この付近のウィンドウサイズで安定することが予想できる．また 45 フレームを超えた時点で識別精度は 80% を超えているため，精度の低下と引き換えにより小さいウィンドウサイズを使用できる可能性も示唆される．

4.5 特徴量削減による識別精度の検証

これまでの実験では顔上の 60 個の追跡点と 2 つの距離値を利用して SVM による識別器を生成し，他者のデータのみで生成した識別器を用いた場合には 88.2% の識別精度を得た．一方で，62 個の特徴量から生成した 3968 次元のデータの学習は計算コストがかかる．本章では 4.4 章と同様にシステムの高速化に向けて，識別器生成に使用する特徴量の削減による識別精度を検証する．

これまで使用してきた 62 個の特徴量のうち，60 個の追跡点は顔上の各部位の x, y 軸方向の座標値であるため，運動中にはこれらは一律に動いている可能性が高い．そこで 60 個の追跡点を x, y 軸方向で分け，軸ごとに 30 個の追跡点に対して PCA を実行した．その結果，第 1 主成分

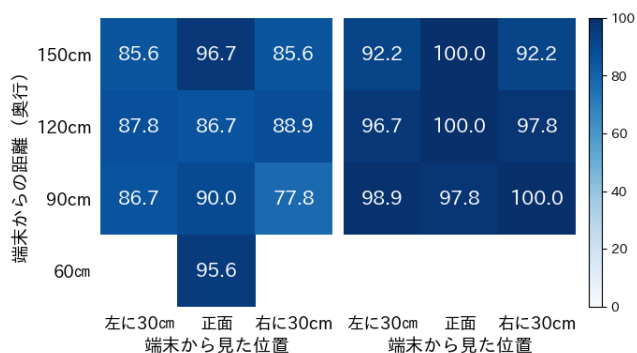


図 9 ユーザの立ち位置による検証結果

左：学習器に 8 人の実験協力者のデータ，テストに著者のデータを使用した場合

右：学習器に距離 60cm かつ正面の位置での著者のデータ，テストにそれ以外の位置での著者のデータを使用した場合

の寄与率は 90%を超えたが，第 1 主成分における因子負荷量の大きさは全追跡点で同一となったため，各軸方向の追跡点で識別精度に大きく寄与する点が存在しないことが確認できた．これを踏まえ，本章では 2 つの距離値に加え，x, y 軸方向ごとに算出された平均座標の 4 個の特徴量による識別器での識別精度の検証を行った．このとき次元数は 256 であるが，4.2 章での考察や運動中のユーザの瞬きによる影響を考慮し，平均座標を算出する際には口と目の追跡点（28 番～59 番）を除外した．検証方法は 4.3 章と同様とし，結果を図 8 に示す．

平均識別精度は 87.1%となり，62 個の特徴量による識別器を利用した 4.3 章での結果と比較するとその精度は 1.1%低下したが，処理時間は 1/15 になりシステムの高速度を実現できた．個別に運動の識別精度を比べると，「背筋」の識別精度が 4.3 章での結果より 17.2%低下しており，床上で実施する 3 種類の運動同士での誤識別率も増加した．また運動時の状態ごとの平均識別精度を比較すると，立位状態で実施する運動は 4.3 章での結果より精度が 0.5%向上したのに対し，床上で実施する運動は 4.3 章での結果より精度が 4.2%低下した．これより立位状態で実施する運動時には 4 個の特徴量による識別器を使用する方が計算速度も識別精度も向上するが，床上で実施する運動時には特徴量を増やした方が誤識別しにくくなることが判明した．床上で実施する運動はモバイル端末の位置やユーザの運動時の姿勢により顔追跡が困難な場合が多く，4 個の特徴量では部分的な情報の欠落を補えていないことが考えられる．

4.6 ユーザの立ち位置による識別精度の検証

ユーザの運動中，カメラ画像の中央に常に顔が映り込むとは限らない．特に複数のユーザが同時に映り込むような利用においてはカメラ画像の複数箇所顔が存在することになる．本章では提案する識別システムのユーザの立ち位置に対する運動識別精度を調査した．ただし，カメラの画

角を考慮し複数人で同時に計測しやすい運動を考え，今回は立位状態で実施する 6 種類の運動の識別精度を検証した．

これまでの章では立位状態での運動時にはモバイル端末から 60cm 離れた位置で運動を実施していたため，本章ではモバイル端末からの距離を 30cm 間隔に 60cm から 150cm まで変更しそれぞれの識別精度を検証した．また各位置においてカメラの正面，正面から右に 30cm，正面から左に 30cm の 3 パターンの位置で検証した．ただし端末からの距離が 60cm の場合には正面以外の位置ではカメラの画角から顔が外れてしまうため除外し，合計 10 か所の位置で検証を行った．本実験は，新型コロナウイルスの影響により実験施設の入構が制限され実験協力者を集めることができなかったため，著者が 10 か所の位置で 6 種類の運動をランダムに実施した．検証条件は 2 つ用意した．

- ユーザの立ち位置や運動時の個人差が識別精度に与える影響を検証するため，1 つ目は 4.1 章で取得した 8 人の実験協力者によるデータを識別器生成に用い，新たに取得した著者のデータをテストに使用した．
- ユーザの立ち位置が識別精度に与える影響を検証するため，2 つ目は端末から特定の距離かつ正面の位置での著者のデータのみを識別器生成に用い，それ以外の位置のデータをテストに使用した．本稿では端末と顔の距離を 60cm とした．

識別器生成時には 4.5 章で提案した 4 個の特徴量を使用した．結果を図 9 に示す．

結果よりほとんどの位置で 85%以上の識別精度となった．1 つ目の検証方法では端末からの距離が 90cm かつ正面から右に 30cm の位置での識別精度のみ 77.8%と低くなったが 2 つ目の検証方法では精度は 100%と安定しているため，精度低下の原因は位置ではなく運動における個人差であると考えられる．この結果については今後実験協力者を増やすことで精度の改善が見込めると期待するが，2 つの検証を通してユーザの立ち位置が識別精度に影響を与えないことが分かった．ユーザが画角内に顔を収めていれば位置に関係なく運動を識別できるため，複数人が同時に運動することも可能であり誰かと一緒に行う対戦ゲームや協力ゲームなどの新たなエンタテインメントの創出が期待できる．

5. アプリケーション例

顔追跡やユーザに表示するインタフェースを Unity，運動識別のための機械学習処理を Python で実装し，パソコン上で HTTP 通信を介して実行される計測アプリケーションを作成した（図 10）．ユーザが計測を開始すると，顔を検出しピンク色のマーカーを付与する．マーカー付与後ユーザは表 1 の 9 種類の運動を任意で実施できる．アプリケーションは 4.5 章で検証された 4 個の特徴量による識別器を用いてユーザの運動を自動で識別し，運動の種類に



図 10 アプリケーション画面

応じて回数を計測し、運動終了後、実施結果がユーザーに提示される。また直近の7日間のデータが保存され、どの運動を何回実施したかを確認できる。

6. 議論と制約

本稿ではモバイル端末内蔵のカメラ画像から取得された顔上の追跡点による運動計測について検証を行ったが、システムにはいくつかの制約が存在する。

まず顔追跡の欠落である。一般的な顔追跡ミドルウェアでは追跡点を抽出するために顔全体の画像を必要としており、本システムでも同様である。ユーザーの顔が画角から外れてしまう、もしくは顔の正面に遮蔽物が存在する場合に顔を追跡できなくなるため、本システムの利用時ユーザーは常に画角内に顔が収まり、顔全体が映っている状態で運動する必要がある。そのため、「腹筋」や「背筋」といった、モバイル端末に対して前後に動く運動では特に注意して運動しなければならない。一方で、顔追跡の一定時間の外れに対して前の運動が続いていると想定して運動の種類を決定し、決定した運動における運動周期から顔追跡が外れた一定時間における運動回数を推定できるかもしれない。また、4.5章の結果より、運動中の顔上の追跡点の変化において追跡点の位置による識別能の差がないことが分かっている。そのため、目追跡などの顔の一部のみで追跡できる技術を活用することで欠落のリスクを低減できると考える。

次に環境光や使用端末の制約である。本システムは顔画像を利用しているため、この計測を保持できる明るい環境での実施が要求される。これまでの実施から、市販の昼光

色の室内照明や日中の太陽光などで十分であることが分かっているが、直射日光が差し込むような屋外環境においてはトラッキングが失敗してしまうことが多く、顔に影が頻繁に生じるような運動では十分にトラッキングができない。加えて、この環境光量はシステムの動作フレームレートにも影響を与える。また本システムでは顔追跡と機械学習を利用できるモバイル端末が必要となる。顔追跡が可能なスマートフォンやタブレット端末が増えてきている一方で、Pythonでの処理に対応していないものは多い。今後はスマートフォンやタブレット端末上で動作する機械学習手法の実装に取り組む。

また実際の利用シーンを想定すると個人での計測にとどまらず、複数人で一緒に取り組むことによる運動モチベーションの増加が期待できる。しかしながら、本システムで使った顔追跡ミドルウェアでは複数の顔を同時計測できない。4.6章より、本システムによる運動識別がユーザーの位置に依存しないことが分かっているため、今後は同時に複数の顔追跡が可能な方法に変更することで複数人の同時運動計測を実現する。

最後に、本稿ではユーザーごとの学習と他者のデータのみでの学習の2種類の検証を行ったが、前者に比べると後者は精度が低下し、特に床運動の精度の低下は顕著であった。床運動実施時は各実験協力者で運動のペースや強度における個人差が大きかったため、今後の展望としてより多くのユーザーのデータを収集し個人差を吸収できる識別器を生成することで精度を改善する。また運動とは適したペースや強度で行うことで効果を増幅し怪我を負うリスクを低減できるものであるため、ユーザーごとの個人差は少ないことが望ましい。今後は、運動のペースや強度を推定する方法の構築や正しく実施された運動データの収集により、ユーザーの個人差を指摘し改善できるシステムを目指す。

7. おわりに

本稿では顔画像情報を利用した複数の運動の識別方法を提案し、それに対する検証を行った。運動時のユーザーの顔画像はモバイル端末内蔵のカメラより取得され、顔追跡ミドルウェア [9] により画像から30か所の追跡点が検出される。追跡点より算出された62個の特徴量に対し、SVMで識別器を生成し運動を識別する。検証結果はユーザーごとに生成した識別器を利用した場合には平均97.2%の精度、他者のデータのみで生成した識別器を利用した場合には平均88.2%の精度となった。加えてシステムの識別速度を向上するためにウィンドウサイズや特徴量削減の検討を行ったところ、最適なウィンドウサイズはユーザーの運動周期であることや4個の特徴量による識別器を使用した場合でも平均87.1%の精度で識別できることが判明した。また運動時のモバイル端末とユーザーの位置関係の変化にも頑健であることが確認できた。今後は、複数人を同時に計測できる

顔追跡システムの導入や運動のペースや強度の推定などを行う。

謝辞 本研究は, JST PRESTO 課題番号 JP-MJPR17J4, および, JST AIP-PRISM 課題番号 JP-MJCR18Y2 の支援を受けたものです。

参考文献

- [1] Ar, I. and Akgul, Y.: A Computerized Recognition System for the Home-Based Physiotherapy Exercises Using an RGBD Camera, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 22 (online), DOI: 10.1109/TNSRE.2014.2326254 (2014).
- [2] Colberg, S., Sigal, R., Yardley, J., Riddell, M., Dunstan, D., Dempsey, P., Horton, E., Castorino, K. and Tate, D.: Physical Activity/Exercise and Diabetes: A Position Statement of the American Diabetes Association, *Diabetes Care*, Vol. 39, pp. 2065–2079 (online), DOI: 10.2337/dc16-1728 (2016).
- [3] Crema, C., Depari, A., Flammini, A., Sisinni, E., Haslwanter, T. and Salzmann, S.: IMU-based solution for automatic detection and classification of exercises in the fitness scenario, pp. 1–6 (online), DOI: 10.1109/SAS.2017.7894068 (2017).
- [4] Depari, A., Ferrari, P., Flammini, A., Rinaldi, S. and Sisinni, E.: Lightweight Machine Learning-Based Approach for Supervision of Fitness Workout, pp. 1–6 (online), DOI: 10.1109/SAS.2019.8706106 (2019).
- [5] Deponti, D. and Maggiorini, D.: DroidGlove: An android-based application for wrist rehabilitation, pp. 1–7 (online), DOI: 10.1109/ICUMT.2009.5345442 (2009).
- [6] Duzel, E., Praag, H. and Sendtner, M.: Can physical exercise in old age improve memory and hippocampal function?, *Brain*, Vol. 139 (online), DOI: 10.1093/brain/awv407 (2016).
- [7] Gandomkar, M., Sarang, R. and Gandomkar, Z.: TrainingPal: An Algorithm for Recognition and Counting Popular Exercises Using Smartphone Sensors, pp. 1471–1476 (online), DOI: 10.1109/ICEE.2018.8472444 (2018).
- [8] Hashizume, H., Yoshimura, N., Nagata, K., Miyazaki, N., Ishimoto, Y., Nishiyama, R., Oka, H., Yamada, H. and Yoshida, M.: Development and evaluation of a video exercise program for locomotive syndrome in the elderly, *Modern Rheumatology*, Vol. 24, No. 2, pp. 250–257 (online), DOI: 10.3109/14397595.2013.854063 (2014).
- [9] Inc., U.: Single Face Tracker Plugin (Lite Version - 30 Face Tracking Points) - Asset Store (2017). url<https://assetstore.unity.com/packages/tools/integration/single-face-tracker-plugin-lite-version-30-face-tracking-points-90212>. (Accessed on 01/13/2020).
- [10] KaiaHealth: Digital Therapeutics to Manage Chronic Diseases, <https://www.kaiahealth.com/>. (Accessed on 07/17/2020).
- [11] Khurana, R., Ahuja, K., Yu, Z., Mankoff, J., Harrison, C. and Goel, M.: GymCam: Detecting, Recognizing and Tracking Simultaneous Exercises in Unconstrained Scenes, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2, pp. 1–17 (online), DOI: 10.1145/3287063 (2018).
- [12] NationalStatistics: Health state life expectancies, UK - Office for National Statistics, <https://www.ons.gov.uk/peoplepopulationandcommunity/healthandsocialcare/healthandlifeexpectancies/bulletins/healthstatelifeexpectanciesuk/2014to2016>. (Accessed on 07/16/2020).
- [13] Ockendon, M. and Gilbert, R.: Validation of a Novel Smartphone Accelerometer-Based Knee Goniometer, *The journal of knee surgery*, Vol. 25, pp. 341–346 (online), DOI: 10.1055/s-0031-1299669 (2012).
- [14] Pernek, I., Kurillo, G., Stiglic, G. and Bajcsy, R.: Recognizing the Intensity of Strength Training Exercises with Wearable Sensors, *Journal of biomedical informatics*, Vol. 58 (online), DOI: 10.1016/j.jbi.2015.09.020 (2015).
- [15] Prabhu, G., Ahmadi, A., Noel O’ Connor, Moran, K.: Activity Recognition of Local Muscular Endurance (LME) Exercises Using an Inertial Sensor, pp. 35–47 (online), DOI: 10.1007/978-3-319-67846-7_4 (2018).
- [16] Stubbs, B., Koyanagi, A., Hallgren, M., Firth, J., Richards, J., Schuch, F., Rosenbaum, S., Mugisha, J., Veronese, N., Lahti, J. and Vancampfort, D.: Physical activity and anxiety: A perspective from the World Health Survey, *Journal of Affective Disorders*, Vol. 208 (online), DOI: 10.1016/j.jad.2016.10.028 (2016).
- [17] UnitedNations: World Population Prospects Population Division, <https://population.un.org/wpp/Graphs/DemographicProfiles/Line/900>. (Accessed on 07/16/2020).
- [18] VAYSports: Real-Time Fitness Coaching App, <https://www.vay-sports.com/>. (Accessed on 07/17/2020).
- [19] VimoLabs: Motion Gesture Recognition Technology, <http://www.vimo.co/>. (Accessed on 07/17/2020).
- [20] Vox, J. and Wallhoff, F.: Recognition of human motion exercises using skeleton data and SVM for rehabilitative purposes, pp. 266–269 (online), DOI: 10.1109/LSC.2017.8268194 (2017).
- [21] WorldHealthOrganization: WORLD HEALTH STATISTICS 2020, <https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/332070/9789240005105-eng.pdf?ua=1>. (Accessed on 07/16/2020).
- [22] Zhang, H. and Ye, C.: RGB-D Camera Based Walking Pattern Recognition by Support Vector Machines for a Smart Rollator, *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, Vol. 1 (online), DOI: 10.1007/s41315-016-0002-6 (2017).
- [23] Zulkifley, M., Mohamed, N. and Zulkifley, N.: Squat Angle Assessment Through Tracking Body Movements, *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 48635–48644 (online), DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2910297 (2019).
- [24] 稲葉このみ, 清野 諭, 遠峰結衣, 杉浦裕太: タブレット端末内蔵カメラによる踵上げ動作トレーニング支援, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2019 論文集, Vol. 2019, pp. 393–397 (2019).
- [25] 健康ネット: 健康・体力アップ運動してみよう! 筋力トレーニング, http://www.health-net.or.jp/tairyoku_up/undo/kinryoku/index.html. (Accessed on 07/18/2020).
- [26] 国立健康・栄養研究所: 寿命について, https://www.nibiohn.go.jp/eiken/kenkounippon21/download_files/other/document_01.pdf. (Accessed on 07/16/2020).