スマートフォン利用時の手の疲労度推定

田島 孔明[1,a)]　池松 香[2,b)]　礒本 俊弥[2,c)]　加藤 邦拓[3,d)]　杉浦 裕太[1,e)]

概要：近年，スマートフォンの普及と利用時間の増加が顕著となっているが，その長時間使用が健康に影響を与える可能性が指摘されている．特に，先行研究によりスマートフォンの使用が握力やピンチ力の低下に関連していることが示されている．本研究では，一般的なスマートフォン操作に採用されているタッチジェスチャ (タップ，ドラッグ) を行った際のタッチ座標や接触面積などの特徴量を用いて手の疲労度を推定するモデルの構築を目指す．具体的には，握力やピンチ力の計測値の低下具合を疲労度と仮定し，スマートフォン入力時のセンサ値との関係を定量的に分析する．実験で得た参加者のデータを用いて疲労度を High と Low に分類するモデルを構築したところ，握力全体モデルでは 82%，ピンチ力全体モデルでは 72%の精度で判定が行えた．さらに今後は，得られたモデルを用いて日常的なスマートフォン利用における疲労度推定を実現することを試みる．この研究により，スマートフォン使用に伴う潜在的な健康リスクの評価と管理が向上することが期待される．

1. はじめに

現代社会において，スマートフォンは単なる連絡手段にとどまらず，場所や時間に制約されることなくインターネットにアクセスできる重要なデバイスとしての地位を確立している．スマートフォンの普及率は年々増加しており，子供から高齢者まで，広範な年齢層が日常的に使用している．これに伴い，インターネットサービスやアプリケーションも急速に増加しており，ユーザーのニーズに応じた多様な機能が提供されている．

スマートフォンの利用者が増加する中で，その使用時間も顕著に増加している．しかし，これに伴う健康リスクも無視できない．代表的な例として，ブルーライトによる視力低下，姿勢の悪化によるスマホ首や巻き肩，さらにはスマートフォンを持っている手の腱鞘炎が挙げられる．特に腱鞘炎は，症状が悪化すると手首や指に痛みを引き起こし，十分な動作が困難になることがある．また，スマートフォンの使用によって自身が自覚しないまま潜在的な疲労が蓄積し，それが症状を引き起こす可能性がある．これにより，使用者は日常生活においてさまざまな不便や痛みを感じることになる．

[1] 慶應義塾大学
[2] LINE ヤフー株式会社
[3] 東京工科大学
[a)] tajikomay@keio.jp
[b)] k-ikematsu@acm.org
[c)] r.t.isomoto@gmail.com
[d)] kkunihir@acm.org
[e)] sugiura@keio.jp

こうした背景を踏まえ，スマートフォン操作による手の疲労度を推定するモデルを提案する．これまでに著者らは，疲労度を握力やピンチ力の計測値の最大値からの低下具合として仮定し，一般的なスマートフォン操作におけるタップ，ドラッグといったタッチジェスチャを実施する際のタッチ座標や接触圧力，さらにデバイスの加速度や角速度などの特徴量を計測し，これらのデータと疲労度との関係を定量的に分析してきた [1]．本研究では実験用アプリケーションやデータの学習モデルを見直し精度の改善を試みた．実験で得られたデータを用いて疲労度を High と Low の 2 クラスに分類するモデルを構築したところ，10 人分のデータを用いた握力全体モデルでは 82%，11 人分のデータを用いたピンチ力全体モデルでは 72%の精度で判定が行えた．さらに実験参加者ごとのデータに着目し，個人モデルの評価を行ったところ，平均して握力群では 74%，ピンチ力群では 74%の精度で分類ができた．

このアプローチにより，潜在的な健康リスクを評価・管理するための有効な手段を提供できることが期待される．また，疲労度の定量的な把握が可能となることで，ユーザの健康を保つための具体的な対策や改善策を講じるための基盤が整う．

2. 関連研究

スマートフォン利用と握力，ピンチ力との関係については，いくつかの研究が行われている．Ahmad Osailan（2021）の研究 [2] では，若者のスマートフォン利用時間と握力およびピンチ力との関連が調査され，これらの間に弱

© 2025 Information Processing Society of Japan.

い負の相関が見られた．Nadia L. Radwan 他（2020）の研究 [3] では，子どもを対象にスマートフォン利用頻度と握力・ピンチ力などの手の機能的パフォーマンスとの関係が調査され，スマートフォンの高頻度利用群のパフォーマンスが低頻度利用群に比べて有意に低いことが明らかになった．Mohammad Iqbal 他（2019）の研究 [4] では，スマートフォン利用時間とピンチ力の関係が調査され，サイズの異なる 3 種類のスマートフォンを使用し，30 分ごとにピンチ力を計測した結果，いずれの場合も時間が経過するにつれてピンチ力が低下することが確認された．

また，スマートフォンを用いた手の疲労の定量的評価に関する研究が行われている．Liliama Barrios 他（2021）の研究 [5] では，多発性硬化症患者を対象にスマートフォンの高速タッピングタスクを用いて測定を実施した．既存の疲労評価アンケートによって参加者を疲労群と非疲労群に分類し，30 秒間のタッピングタスクを行った結果，タスクのタップ頻度に群間で有意な差が見られた．また，このタスクは実験監督がいない環境で 2 週間実施されたが，無効データが少なく，傾向も維持されたため，簡易性にも利点があることが示された．さらにこの後続の研究 [6] では，定性的な疲労評価アンケートの結果で分類した疲労群と非疲労群のタスクパフォーマンスの有意差も確認された．

これらの先行研究から，スマートフォンの長時間利用が手の疲労の原因となっていること，また，握力やピンチ力を用いて擬似的にその疲労を数値化できることが明らかとなった．さらに，スマートフォンを用いることで，容易に疲労の様子を分析できる点も示唆されている．しかし，これらの研究では具体的なスマートフォン操作についての言及が少なく，疲労がどのような操作やジェスチャに見られるのかが深く掘り下げられていない．そこで本研究では，タップやドラッグといった複数の入力ジェスチャを通じて疲労の詳細な分析を行うことを目的としている．

3. 提案手法

本手法では，さまざまな手の疲労状態でスマートフォンを操作し，入力から得られた特徴量を基に，疲労状態とスマートフォン入力との関係を調査する．まず，握力やピンチ力の計測機器を用いて，計測データを取得しつつ，手に疲労を蓄積させることで意図的に疲労状態を作り出す．本研究では握力とピンチ力の全データの中央値を閾値として設定し，閾値以上なら High，閾値未満なら Low として疲労状態を定義する．その後，スマートフォンを操作し，各疲労状態におけるパフォーマンスを測定する．こうして得られた特徴量を基に，疲労状態を説明するモデルを構築し，このモデルを用いてスマートフォンの入力データから疲労状態を推定することを目的とする．研究手法の概要図を図 1 に示す．

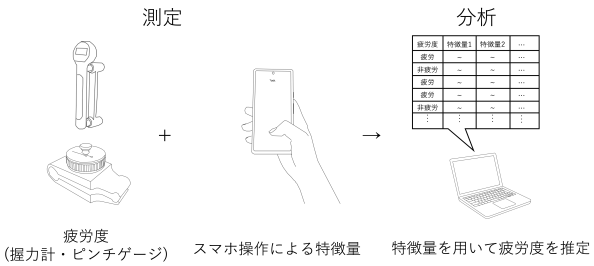

図 1 研究手法

3.1 実験の流れ

参加者は握力計測群とピンチ力計測群に分かれ実験を行った．まず，参加者に計測機の使用方法およびアプリケーションとタスクの説明を行い，練習をしてもらった．その後，握力またはピンチ力を計測し，10 秒間の間隔を置いてから再度計測する．その後，タスク 1，タスク 2 をそれぞれ 1 回ずつ実施する．この 2 回の計測と 2 つのタスクの実施を 1 セットとし，計 10 セットを続けて行った．

3.1.1 身体データ

握力およびピンチ力の計測は全て利き手で行う．握力測定は，握力ダイナモメーターを表示部が体の奥に向くように持ち，肘を曲げる．最大の力で機器を握る．握力の計測の様子を図 2 に示す．

ピンチ力測定は，ピンチゲージの表示部が上に向くように表示部を親指と人差し指の腹で持つ．最大の力で機器をつまむ．ピンチ力の計測の様子を図 3 に示す．

図 2 握力計測の様子

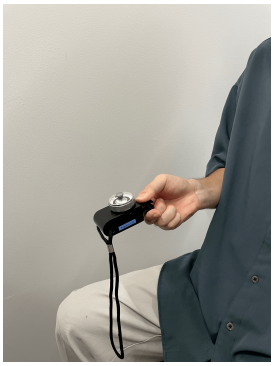

図 3 ピンチ力計測の様子

3.1.2 スマートフォンタスク

使用するスマートフォンは Google Pixel 7a（W72.9 × H152.0 × D9.0mm）である．スマートフォン入力タスクは独自のアプリケーションで行う．スマートフォンは利き手で持ち親指で操作する．脇を締めて肘を曲げ，腕を机などにつかないようにする．参加者にはタスクはできるだけ丁寧に操作するように指示した．また，アプリケーションではタスクの開始ボタンを押すとデバイスのセンサが起動しデータを取得するようになっている．これによりタッチ入力の座標，時間，圧力センサの値と加速度センサ，角速

© 2025 Information Processing Society of Japan.

度センサの 3 軸の値，姿勢センサの 4 軸の値を 60Hz で記録する．

タスク 1 の実施画面を図 4 に示す．タスク 1 はタップ操作を促すタスクで，画面中に表示される緑色の円（直径：14.6mm）をタップして消すと，別の座標に円が生成される．これを繰り返し計 10 回の円をタップすると終了となる．円の生成座標はランダムである．

タスク 2 の実施画面を図 5 に示す．タスク 2 はドラッグ操作を促すタスクで，画面中央に表示される黒い円（直径：7.3mm）をドラッグ入力した方向に移動する．この円をターゲット（直径：14.6mm）に 10 回衝突させると終了となる．ターゲットの生成座標はランダムである．

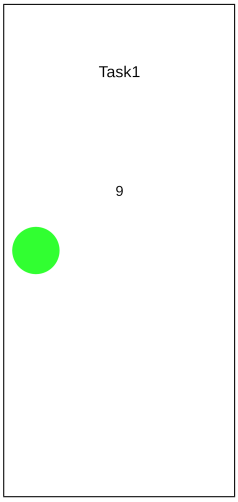

図 4 タスク 1(タップ)

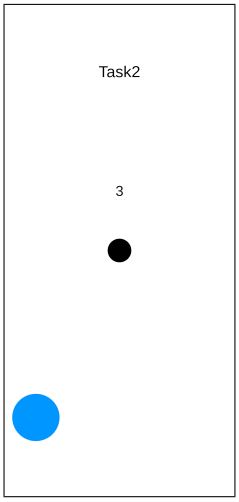

図 5 タスク 2(ドラッグ)

3.2 参加者

実験では手に機能障害のない 18 歳以上の者を募った．握力計測群には男性 9 人，女性 1 人 (年齢：μ=21.9, σ=1.22)，ピンチ力計測群には男性 9 人，女性 2 人 (年齢：μ=22.3, σ=2.41) が参加した．

また，参加者のうち握力計測群とピンチ力計測群からそれぞれ 4 名に継続実験を行ってもらった．参加者は 1 日に 1 回の実験を計 5 日行った．実験日は最低 2 日間空けるように設定した．

3.3 データ処理と分析

まず，握力およびピンチ力については，1 セット内の 2 回の計測値の平均を算出した．次に，10 個のデータの最大値を 100 とし，それぞれの平均値を相対化して百分率に変換した．

タスク 1 で得られたデータについて，画面に触れたものの円の当たり判定に衝突していないタップミスのデータの個数を数え，これを除外した．その後，正常なデータのタップ座標と円の中心座標との距離を計算した．また，入力前 5 フレーム（83 ミリ秒），入力中，入力後 3 フレーム（50 ミリ秒）のデバイスの加速度，角速度，姿勢センサの値を記録した．さらにタップ時の圧力とタスクの完了時間も特徴量として記録した．

タスク 2 で得られたデータについては，黒い円を正しい方向にドラッグできずターゲットに衝突しなかったデータの個数を数え，これを除外した．続いて黒い円がターゲットに衝突したときの座標を記録した．また，タスク 1 と同様に，入力前 5 フレーム，入力中，入力後 3 フレームのデバイスの加速度，角速度，姿勢センサの値を記録し，タップ時の圧力とタスクの完了時間も特徴量として記録した．

握力およびピンチ力のデータと 2 つのタスクの特徴量をそれぞれ統合し，データセットを作成した．握力およびピンチ力の中央値を閾値として設定し，データを「High」と「Low」の 2 つのラベルに分割した．ランダムフォレストモデルを用いて 2 クラス分類を行い，5 分割交差検証の平均精度を評価した．また，これらの握力およびピンチ力のデータの分布には偏りがあったため，データの分布が均等になるようにデータを間引いたセットでの学習と評価も行った．具体的には握力，ピンチ力のデータ範囲を 15 等分し，それぞれの区分から最大 10 個までデータを抽出した．この際の閾値は残ったデータの中央値とした．さらに，継続実験を行った参加者のデータをそれぞれ用いて個人モデルの精度も評価した．この際の閾値は参加者それぞれのデータの中央値とした．

4. 結果

4.1 握力

参加者の実験中の握力の割合の平均値を図 6 に示す．データ総数は 260 個である．握力データの確率密度を図 7 に示す．また，握力データの分布を調整したデータセットの確率密度を図 8 に示す．全体モデルと調整データのモデルの閾値と精度を表 1 に示す．個人モデルの閾値と精度を表 2 に示す．なお，個人モデルにはそれぞれ 50 個のデータが用いられている．

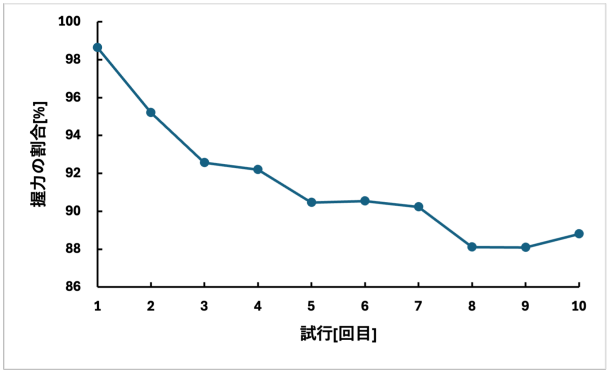

図 6 実験中の握力状態の遷移

© 2025 Information Processing Society of Japan.

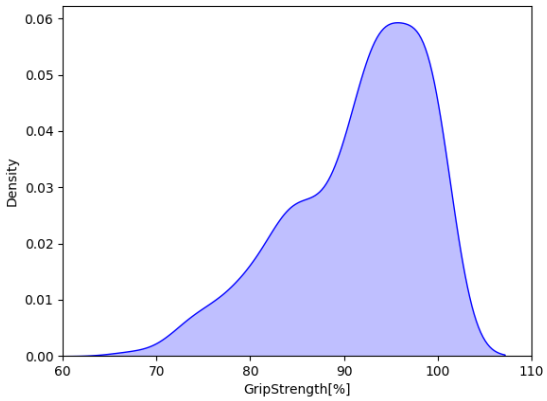

図 7 握力データの確率密度

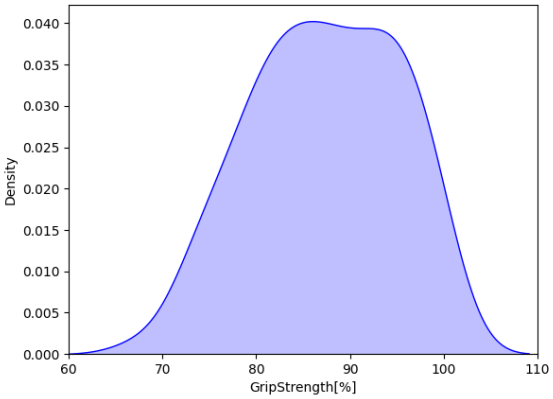

図 8 調整した握力データの確率密度

表 1 握力群のモデル評価

	全体モデル	調整モデル
閾値	93.32	87.45
精度	0.70	0.82

表 2 握力群の個人モデル評価

参加者	A	B	C	D
閾値	86.72	95.27	89.04	95.05
精度	0.88	0.73	0.65	0.70

4.2 ピンチ力

参加者の実験中のピンチ力の割合の平均値を図 9 に示す．データ総数は 280 個である．ピンチ力データの確率密度を図 10 に示す．また，ピンチデータの分布を調整したデータセットの確率密度を図 11 に示す．全体モデルと調整データのモデルの閾値と精度を表 3 に示す．個人モデルの閾値と精度を表 4 に示す．なお，個人モデルにはそれぞれ 50 個のデータが用いられている．

5. 議論

5.1 結果の考察

図 6 や図 9 の 5 試行目付近の値と，表 1 や表 3 に示す全体モデルの閾値が概ね一致している．個人差はあるものの

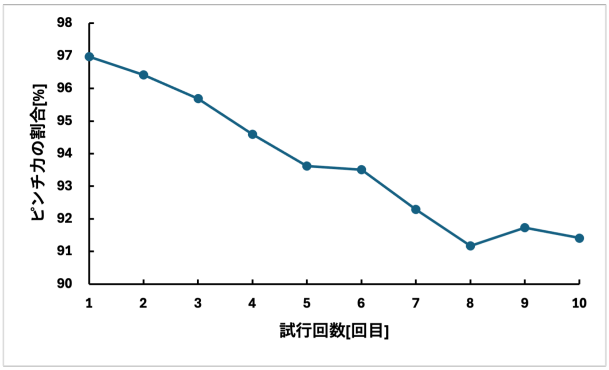

図 9 実験中のピンチ力状態の遷移

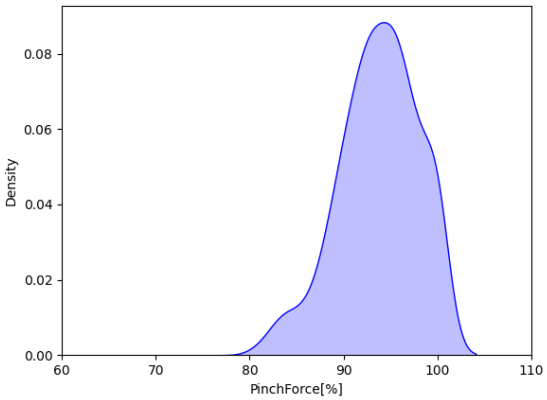

図 10 ピンチ力データの確率密度

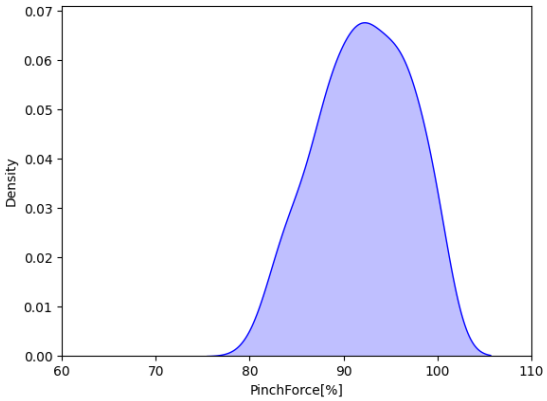

図 11 調整したピンチ力データの確率密度

表 3 ピンチ力群のモデル評価

	全体モデル	調整モデル
閾値	94.03	92.37
精度	0.68	0.72

表 4 ピンチ力群の個人モデル評価

参加者	E	F	G	H
閾値	94.27	93.05	92.78	95.38
精度	0.75	0.78	0.70	0.73

5 試行目あたりで疲労を感じ始めたという参加者は多かったため，閾値による疲労の 2 クラス分類は定性的にも妥当

© 2025 Information Processing Society of Japan.

であるといえる．

表 1 や表 3 が示すように握力群，ピンチ力群のどちらの場合も調整モデルの精度は全体モデルに比べて高いという結果になった．図 7 や図 10 が示すように，すべてのデータを扱っている場合では閾値周辺にデータが密集しており，真値や特徴量に差はなくても別のクラスとして扱われてしまうため精度が低くなってしまった．そのため，ある程度のデータを間引き分布を均等にすることで精度の向上を実現できた．

個人モデルについて，参加者によって精度にばらつきがある．原因として，参加者ごとに握力やピンチ力のばらつきが異なることやタスクへの慣れ，実験日ごとのコンディションのブレなどが考えられる．個人特有の操作の癖から得られる特徴量を探すことで，全体的な精度の底上げが見込める．

5.2 展望

現在は握力およびピンチ力を High と Low の 2 クラスで分類しているが，閾値を増やしてより多くの疲労状態の区別を行ったり，分類ではなく回帰を行い握力やピンチ力の低下具合を数値として推定できることを目指す．現状では回帰分析を行っているものの高い精度を維持できていない．握力やピンチ力の緻密な変化も予測できるように特徴量をさらに分析するなど工夫が必要である．

このモデルを用いたアプリケーション例として，スマートフォン利用時の疲労警告システムの実装が挙げられる．具体的には，ユーザが日常的に行うスマートフォン操作のバックグラウンドでデータを取得・処理し，そのデータの特徴から疲労状態であると予測された場合，警告メッセージを通知する仕組みを提供する．この実現に向けて，予測モデルの精度向上に加え，結果が定性的にも妥当であるかどうかの検証が必要となる．

6. 結論

本研究では，スマートフォンを用いて手の疲労度を推定するモデルの構築を目的とした．提案手法では，握力およびピンチ力の低下を疲労度の指標と仮定し，さまざまな疲労状態でタップ，ドラッグといった一般的なスマートフォンの入力ジェスチャを実行するタスクを設計した．得られたデータを基に，疲労度とタスクパフォーマンスの関係を定量的に分析した．

今後は精度を高め，疲労度をより詳細に評価できる汎用性の高いモデルの構築を目指す．さらに，モデルを用いて日常のスマートフォン操作の中で手の疲労を検知しフィードバックを送信するシステムの実装を目標とする．

本研究が，スマートフォン利用時の潜在的な疲労を正確に検知し，日常のヘルスケアに貢献できることを期待している．

謝辞

本研究の一部は, JST さきがけ（課題番号：JPMJPR2134）の支援を受けたものである．

参考文献

[1] 田島孔明，　池松香，礒本俊弥，加藤邦拓，杉浦裕太：スマートフォンを用いた手の疲労度推定，*SIG-DeMO-18*, Vol. 26, No. 6, pp. 115–120 (2024).

[2] Osailan, A.: The relationship between smartphone usage duration (using smartphone’s ability to monitor screen time) with hand-grip and pinch-grip strength among young people: an observational study, *BMC Musculoskelet Disord 22*, （オンライン）, DOI: https://doi.org/10.1186/s12891-021-04054-6 (2021).

[3] Radwan N, Ibrahim M, M. W.: Evaluating hand performance and strength in children with high rates of smartphone usage: an observational study, *Journal of Physical Therapy Science*, Vol. 32, No. 1, pp. 65–71 (online), DOI: 10.1589/jpts.32.65 (2020).

[4] Mohammad Iqbal, Adipto Raihan Akib, W. H.: Effects of Using Smartphone on Pinch Strength, *Proceedings of the 2nd International Conference on Industrial and Mechanical Engineering and Operations Management (IMEOM)* (2019).

[5] Barrios, L., Oldrati, P., Lindlbauer, D., Hilty, M., Hayward-Koennecke, H., Holz, C. and Lutterotti, A.: A Rapid Tapping Task on Commodity Smartphones to Assess Motor Fatigability, *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI ’20, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 1–10 (online), DOI: 10.1145/3313831.3376588 (2020).

[6] Barrios, L., Oldrati, P., Hilty, M., Lindlbauer, D., Holz, C. and Lutterotti, A.: Smartphone-Based Tapping Frequency as a Surrogate for Perceived Fatigue: An in-the-Wild Feasibility Study in Multiple Sclerosis Patients, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 5, No. 3, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, (online), DOI: 10.1145/3478098 (2021).

© 2025 Information Processing Society of Japan.