

利用者のコンテキストに応じた運動促進システム A Context-Aware Exercise Facilitation System

小林 美月[†]
Mizuki Kobayashi

辻 愛里[‡]
Airi Tsuji

藤波 香織[‡]
Kaori Fujinami

1. はじめに

運動は心臓疾患や糖尿病, がんなどの病気の予防, 認知症の発症を遅らせる効果など, 身体的だけでなく精神的にもメリットがある. しかし, 世界保健機関 (WHO) が 2016 年に行った調査によると, 世界で 14 億人以上が運動不足であることが示されており, この傾向は 2001 年から改善されていない [1]. また, スポーツ庁が 2021 年に実施したスポーツの実施状況等に関する世論調査 [2] では, 運動機会を増やせない理由として最も多い回答が「仕事や家事が忙しいから」であった. また, 1 年前と比べて運動を実施する頻度が減ったという回答の割合が, 実施頻度が増えたという回答を上回っている.

ジムでのトレーニングは高額な費用が必要な場合があることや, ジムに行く時間を自分で作らなければならないことなどから, モチベーションの維持が課題となる. 自己流のトレーニングは誤った方法での実施や過度な負荷によってケガのリスクが高くなるのが懸念される. 近年登場した電気を用いて筋肉を刺激する EMS ベルトは別の作業を行っていても使用可能であり, EMS 機器を用いたトレーニングの有効性も示されている [3]. しかし同じ部位で繰り返し使用すると筋肉疲労を引き起こし, ユーザが気づかぬうちに筋肉を傷つけてしまう危険性がある. また, ペースメーカー等の医用電気機器と併用すると誤作動を招き, 身体に著しい障害をもたらす恐れがある [4].

これらの課題を解決し, 運動を習慣づけるためには, 仕事や家事をしながら実施できるような運動を日常生活に取り入れることが望ましい. 本研究ではこの要件を満たす運動方法として, 「ながら運動」 [5] を取り上げる. ながら運動とは他の作業を行いながら, 筋力を使って運動効果を得る動作のことである. ながら運動には, 普段運動する時間がない人でも日常の行動の中に運動を組み込むことができ, ケガのリスクが低い適切な運動強度で誰でも行えるという利点がある.

我々は Internet-of-Things (IoT) 環境下でのシステムティックな「ながら運動」促進システムの開発に取り組み, デスクワーク中の運動推薦と評価をケーススタディとして様々な作業や運動に対応可能な基盤システム化に取り組んできた [6]. ながら運動促進システムにより, 普段運動を行わない人々が持つ運動への障壁を下げ, 自発的に運動を実施するような行動変容を促す. 「ながら運動」の根幹である他の作業中の運動を実現するためには, ユーザが現在従事している作業やそ

の緊急性・中断可能性, すなわちコンテキストを反映した適切な推薦が重要な要素となる. この適切な推薦は, モチベーション維持の解決策の 1 つとなりうる.

本稿ではこれまでの「ながら運動」促進システムに利用者のコンテキストに応じた運動推薦機能を追加する. はじめに基盤システム構成を示し, 運動推薦機構の設計について述べる. そして, 実装した運動推薦機構を用いた評価実験について述べる. 本研究は, 東京農工大学倫理審査委員会の承認を受け実施した (承認番号: 220405-0405).

2. 関連研究

本研究と関連する, 運動不足解消を目的とした研究と運動推薦に関する研究について述べる. また, 関連研究と本研究の差異を表 1 に示す.

2.1. 運動不足解消を目的とした研究

Consolvo ら [7] は, 日常生活の運動意識を向上させるための手段として, 十分に活用されていない携帯電話の背景画面とスクリーンセーバーでの情報提示の有効性を調査した. この調査から, 携帯電話の背景画面にユーザ自身の活動内容や身体情報を抽象的に表示することで, ユーザの意識を高め行動に影響を与えられたことが明らかになった. また, Klasnja らによる研究 [8] では, 身体活動を促進することを目的とした二つのシステムの開発と評価を行った研究から得られた教訓について述べられている. これらの研究より, 健康維持目標を持続させるサポートと様々な種類の健康的な行動の奨励を行い, 社会的支援を促進することで, 行動を効果的に動機づけるシステムを開発できることが明らかになった. これらの研究では, 運動へのモチベーション維持が可能だが, 実際に運動を行う際は意識的に運動のための時間を確保する必要がある. 普段運動しない人にとっては意識的に時間を確保せずに運動を行える方がより参加障壁が低くなる可能性がある. 本研究では, ユーザが何らかの作業を行っている間に, システムによって運動を支援するため, 意識的に運動時間を確保する必要がない.

ユーザがデスクワークを行いながら身体活動を行うことを促す研究も存在する. Shimizu らによる研究 [9] では, コンピュータのキー入力を体の動きに置き換える運動システムを提案している. 提案システムは, ユーザが作業を行いながら歩行等と同程度の運動を行うように促すことと, 日常生活で不足する身体活動をデスクワーク中の体の動きによって補うことを目的とし, 歩行と同等の負荷がかかる体の動き (膝や足首を曲げたり伸ばしたりする動作) にキーを割り当て, 元のキーボードに割り当てられたキーを無効にすることで, 自然に運動を行うことが可能になる. この研究はキー入力作業を行いながら運動可能である点において, 本研

[†]東京農工大学 大学院 生物システム応用科学府
生物機能システム科学専攻,
Department of Bio-Functions and Systems Science
Tokyo University of Agriculture and Technology

[‡]東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門,
Department of Computer and Information Sciences
Tokyo University of Agriculture and Technology

表 1: 本研究と先行研究の比較

システム	運動の動機付け	推薦する運動種目	推薦タイミング
本研究	○	膝引き上げ腹筋運動, かかとの上げ下げ運動等	あらゆる作業の実施中
Consolvo ら [7]	○	-	-
Klasanja ら [8]	○	-	-
Shimizu ら [9]	○	膝や足首の曲げ伸ばし動作	デスクワーク中
Lee ら [10]	-	歩行, 掃除等	家でのトレーニング時
Zhao ら [11]	○	ランニング, 水泳等	休憩時間中
Yong ら [12]	-	トレッドミル, ピラティス等	ジムでのトレーニング中

究の提案システムと類似している。本研究ではキー入力以外の作業においても、作業を行いながら運動を行えるようにする。そのため、ユーザのコンテキストを考慮して適切な運動推薦を行うことを目指す。

2.2. 運動推薦に関する研究

Lee らによる研究 [10] では、食習慣や身体条件等の個人的な傾向を示す情報を活用した運動推薦アルゴリズムを提案している。このアルゴリズムにより、各個人に適した効率が高い運動を推薦することが可能になる。しかし、提案されたアルゴリズムを利用するにあたり、事前に利用者の身長や体重、病歴等のセンシティブな事柄を含む個人情報収集する必要がある。本研究で推薦する運動種目は適度な運動強度であるため、身体条件等の考慮を必要とせずに誰でも実施しやすい。また、センシティブな情報を使用せずに推薦することが可能であるため、実用性が高いといえる。

また、Zhao らによる研究 [11] では、ゲーミフィケーションによる運動促進手法を含む運動推薦システムを提案している。このシステムはユーザへのアンケートから得られた情報からパーソナライズされた運動推薦を行うことが可能である。ただし、時間とユーザが滞在する場所のみを考慮して休憩時間に運動を勧めている。本研究ではユーザが行う作業を妨げずに同時実施可能な運動を推薦することで差別化する。

さらに、Yong らによる研究 [12] では IoT ベースのフィットネスシステムを設計した。ジムに設置された器具やフィットネス利用者の運動量を計測するウェアラブルデバイスなどで構成され、器具を用いた運動量や利用者のその他の活動データを記録する。また、フィットネスクラブに設置された器具に対してユーザが興味度合いを示すスコアをつけたデータから、ユーザ間のコサイン類似度を計算して、似たユーザにおすすめの情報を提示することができる。しかし、提案システムのユーザ評価が行われていない。本研究ではオフライン評価に加えてユーザ評価を実施することで、推薦システムをより正確に評価することが可能になる。

3. ながら運動促進システム

3.1. 基盤システム構成

ながら運動促進のためのシステム要件は以下の三つである。

1. ユーザが作業に使用している道具 (器具) や所持している機器 (スマートウォッチ等)、作業の場におけるセンシングが可能

2. ユーザの作業内容に沿ったながら運動の推薦が可能
3. ながら運動の実施後に適切なフィードバックの実施が可能

また、デスクワーク時に実施可能なながら運動促進に向けたケーススタディ [6] から、以下の三つの要素が有効な情報提示手法であることが明らかになった。

- a. 緊急性が低い作業時の運動提案
- b. 適切な通知量とタイミングの考慮
- c. 図表を活用した端的な運動内容の提案と運動時間やフォームを示すフィードバックの提示

これらの要件と有効な情報提示手法を踏まえた基盤システムの論理構成を図 1 に示す。まずユーザが使用中の機器や滞在している場所から得られたデータをもとに、ユーザの状態を検出する (図 1 の A)。状態検出時に緊急度が低く中断可能な作業の実施を検出した場合は、運動提案処理に移行し、それ以外の場合には運動を推薦せずにユーザの状態検出を続ける (図 1 の B)。運動推薦は、アイテム決定、ルールデータベース、推薦情報生成といった処理で構成される。まず、ユーザの体勢や作業に使用している部位 (主作業部位)、ユーザの位置情報や使用している道具等で構成されたコンテキスト情報をもとに、運動の種類 (アイテム) を決定する (図 1 の C)。推薦時に主作業部位を考慮することで、作業を中断することなく運動を実施することが可能となる。ユーザに提示する情報はながら運動種目のイメージ図や目標等を含めることで必要な事柄を端的に伝えることが可能となる。生成された情報はユーザの作業を妨げないタイミングで所有する端末にプッシュ通知で提供する (図 1 の F)。ユーザが推薦を受け入れ、それに従った場合、ウェアラブルセンサ等の情報から運動時間や運動フォームが評価される (図 1 の D)。その評価を基に、運動時間のグラフを含むフィードバックメッセージを、推薦プロセスと同じプッシュ型の仕組みでユーザの所有デバイスに提供する (図 1 の E, F)。このようにコンテキストは推薦内容決定と推薦タイミング決定の 2 つの側面で使用される。なお、作業の緊急性や中断可能性に関するコンテキストの処理は本論文の対象外とする。

3.2. ながら運動種目推薦に必要な情報

様々な状況に適したながら運動促進システムの設計に際し、運動種目推薦に必要な十分なものとして、「体勢」、「主作業部位」、「環境情報」の 3 種類の情報を導出すべきである。次の表 2 に体勢と主作業部位、環境情報

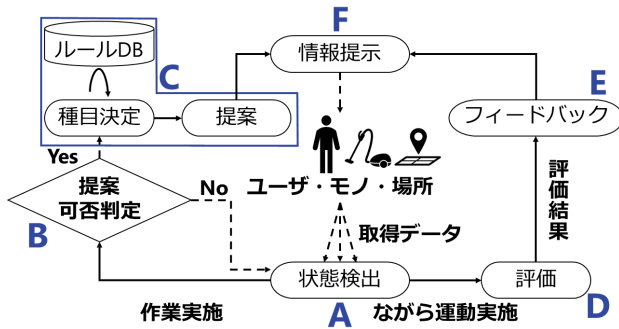


図 1: 基盤システム構成

表 2: コンテキストとして判定すべき情報とその値

コンテキスト情報	判定すべき状態 (値)
体勢	立位, 座位, 歩行
主作業部位	上半身の使用, 下半身の使用
環境情報	使用中の物体, 場所

で判定する状態を示す。体勢は代表的な体位である立位と座位, 移動中を表す歩行の 3 つの状態を対象とする。これは体勢によって可能な運動が異なるためである。また, 主作業部位は上半身と下半身に分けて識別する。家具に装着したセンサからの情報やユーザの位置情報のような環境情報からユーザの作業内容や状態がある程度推定可能である [13]。本論文では, 環境情報の値は椅子デバイス [6] と, 電子レンジ前に設置した距離センサから収集することとした。椅子デバイスはモノに装着したセンサであり, ユーザが座位状態であることを正確に示すことが可能である。また, 距離センサはユーザが特定の場所に滞在していることを示すことが可能であり, ユーザは電子レンジを使用する際に一定時間待機することが想定される。

3.3. ながら運動種目推薦機構

3.3.1. 設計

3.2 節を踏まえ, 図 1 の C で示される推薦機構の詳細を図 2 に示す。運動種目の推薦は, 体勢, 主作業部位, 環境情報で表されるユーザのコンテキストにもとづいて行われる。体勢と主作業部位の 2 情報はウェアラブルセンサからの信号を解析することで取得する。体勢は日常生活で見られる様々な行動や姿勢を 3 種類 (座位, 立位, 歩行) のいずれか, 最も近いものに分類する。分類は教師付き機械学習 (RandomForest) により構築した分類器を用いる。一方, 主作業部位は閾値判定により 2 種類 (上半身の使用, 下半身の使用) に分類する。閾値判定を用いたのは, 各日常行動に対して各部位の使用状態を定める基準が存在せず, 正解データを作ることが難しいためである。そして, 14 名から歯磨きや食事準備, 歩行等の 23 種の日常行動を収集したデータセット [14] から今回分類する体勢に当てはまらない自転車に乗る行動を除外した 22 種の日常行動の分散の中央値を閾値として 1 つ定めた。センサ値の分散が大きいほど値の振れ幅が大きいので, 「ユーザがセンサの装着部位を用いた動作を行っている」と考えることができる。各判定の性能評価については 4.1 節と

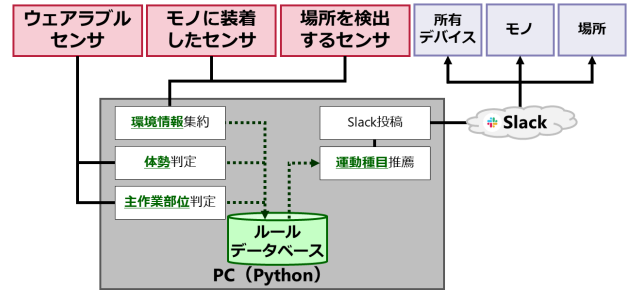


図 2: 作業内容に適したながら運動種目の決定機能の構成

4.2 節で説明する。環境情報は家具に取り付けられたセンサからの信号やユーザの位置情報を解析して取得する。なお, 不特定多数が使用する物体や場所の場合には, ユーザを識別する機能を追加することで, ユーザのデバイスに向けた個別の運動推薦やフィードバック, 実施結果の管理等が可能となる。またユーザ識別機能がない場合でも, 物体や場所に表示装置を設置することで, その場限りの運動推薦やフィードバックが可能となる。これら, 体勢, 主作業部位, 環境情報の 3 つの情報をを用いてルールデータベースに格納されたルールを参照し, 推薦アイテムを決定する。ルールはこれらのコンテキスト情報と, そのコンテキストで行うことができる運動種目のペアで構成され, 次項で述べるようにコサイン類似度を用いて最もコンテキストが近いルールで定義されている行動が推薦される。

3.3.2. 推薦アルゴリズム

コンテキストの近さはコサイン類似度を用いて測定する。コサイン類似度はベクトル化した項目間の類似度を測る指標の 1 つである。本機構の推薦ルールは以下のように定式化される。

運動種目 $i \in [1, N]$ に適する実施体勢等が含まれる 7 次元の属性ベクトルを \mathbf{r}_i , ユーザの作業コンテキストを表す属性ベクトルを \mathbf{c} とすると, この 2 つの類似度 (sim_i) はコサイン類似度により式 (1) で表される。ただし, $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle$ はベクトル \mathbf{a} と \mathbf{b} の内積, $\|\mathbf{a}\|$ はベクトル \mathbf{a} の大きさを表す。

$$sim_i = \frac{\langle \mathbf{r}_i, \mathbf{c} \rangle}{\|\mathbf{r}_i\| \|\mathbf{c}\|} \quad (1)$$

全ての運動種目に対して得られる類似度の中で最も高いもの, すなわち式 (2) で選択される運動種目 k を推薦する。

$$k = \arg \max_{i \in [1, N]} sim_i \quad (2)$$

このようにして決定された推薦アイテムは, 情報提示部 (図 1 の F) に渡され, 運動方法や必要セット数等の情報を含むメッセージが作成される。現在の実装ではメッセージの送信に Slack を使用している。

4. 評価実験

4.1. 体勢判定評価

コンテキスト情報の 1 つであるユーザの体勢情報を取得するため, 10 名の体勢データから作成した分類器に

表 3: 日常行動と設定された体勢 (真値)

日常行動	体勢
座ってカップで飲む, 座って食べる, 読書, パソコンを使う, 座ってスマホを使う	座位
歯を磨く, 皿を洗う, 顔を洗う, 手を洗う, 上着の着脱, ホワイトボードを消す, ホワイトボードに書く, 立ってカップで飲む, 立って食べる, コーヒーを淹れる, 配膳, 立ってスマホで使う	立位
歩く, 走る, 階段を下りる, 階段を上る, 掃除機をかける	歩行

表 4: 人間とシステムの体勢判定の比較結果

体勢	正解率	適合率	再現率	F 値
座位	0.944	0.998	0.763	0.865
立位	0.950	0.937	0.940	0.939
歩行	0.947	0.902	0.867	0.884
マクロ平均	0.947	0.946	0.857	0.896

よって日常行動を 3 種の体勢に分類する RandomForest 分類器を構築した. この機械学習モデルの評価には, 体勢データの収集に関わっていない 14 名から歯磨きや食事準備, 歩行等の 23 種の日常行動を収集したデータセット [14] の加速度データを使用した. なお, ウェアラブルセンサは体勢データとデータセット共に左手首と右太ももに装着している. また, 22 種類の日常行動から 3 種の体勢への分類処理の妥当性を確認するため, 事前に本データセットの収集中の写真から著者が各日常行動が分類される体勢を予想して真値とした. 表 3 にデータセット中の日常行動と設定した真値を, 表 4 に分類結果と真値の一致状況を示す. 正解率は全予測に対する正答率を示している. なお, 座位における正答とは真値が座位であるものを座位と予測した数と, 真値が座位ではないものを座位ではないと予測した数の合計である. また, 使用したデータセットは日常行動クラスごとにデータ数が異なるため, 全体の結果の適合率, 再現率, F 値はマクロ平均で算出している. 表 4 の F 値より, 各体勢での分類は 0.9 程度で行われていることが確認できる.

4.2. 主作業部位判定評価

主作業部位の判定結果の検証を行うにあたり, テストデータとして, 日常行動データセット [14] の各データファイルをウィンドウサイズ 256 で 50% のオーバーラップ処理を行いながら分割したウィンドウの分散を計算した. 次に, 分散が閾値を上回った場合は「使用 (1)」, 分散が閾値を下回った場合は「不使用 (0)」と判定し, 全データの判定結果の平均値を算出した. この算出結果が 0 に近いほど「不使用」と判定された場合が多く, 1 に近いほど「使用」と判定された場合が多いことを表す.

主作業部位の判定結果を図 3 に示す. 図 3 より, 「皿を洗う」等の行動における左手首や, 「配膳」等の移動を伴う行動における右太ももの高い使用判定結果, 歩行に伴う腕の振りや脚の動きといった各部位の判定結果から今回の閾値判定方法は妥当であるといえる. しかし, 右手のみを使用していると予測される「座ってカップで飲む」等の行動だけでなく, 両手を使用していると予測される「パソコンを使う」に対しても左手

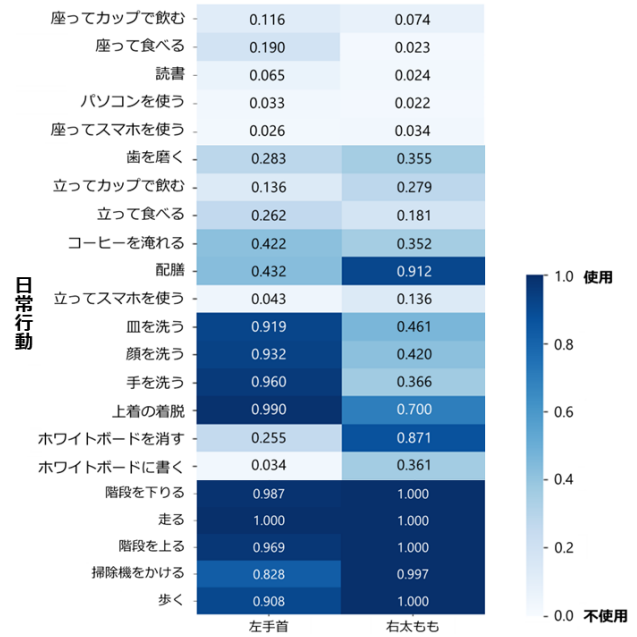


図 3: 日常行動における主作業部位の判定結果

首を「不使用」と判定する場合は極めて多いことが読み取れる. したがって手先を用いるような日常行動においては主作業部位判定が正しく行えない可能性があるといえる. この問題から生じる推薦内容の不適切さを解消するために, 判定の確信度に相当する数値が低い場合に上半身の運動と下半身の運動の 2 種類を同時に推薦し, 実施する運動をユーザ自身に判断させることで, 推薦種目とユーザの状況のミスマッチを防ぐ.

4.3. オフライン評価

4.3.1. 方法

4.1 節と 4.2 節で使用したデータセットを適用し, 推薦手法の検証を目的としたオフライン評価を実施した. データセットに含まれる人物が 22 種類の日常行動をとるたびに, 膝引き上げ腹筋運動 (KLA), 足組み押し合い運動 (LP), 立ち腕立て伏せ (SPU), かかとの上げ下げ運動 (HL), お腹をへこませたまま呼吸 (DI), 大また・早足歩き (FW) の 6 種類のいずれかが推薦されることを想定している. 推薦ルールに相当する属性ベクトル (r) を表 5 に示す. ここで, 各運動種目における属性ベクトルにおいては, 実施体勢や運動に使用する部位や道具, さらに実施に適した場所の属性値を 1 と定め, 実施に適していない体勢や使用しない部位, 環境情報の属性値を 0 と定めている. ユーザの作業コンテキストを表す属性ベクトル (c) において, ユーザの体勢は分類時の事後確率を使用する. また, 主作業部位はウィンドウ内を 4 分割して閾値判定を行った結果の平均値を使用する. なお, 環境情報についてはデータセット収集時に情報がなかったため, 椅子を用いる日常行動と電子レンジ前で実施可能な日常行動を考慮し, 使用または存在の有/無を 1/0 に対応づけた値を筆者らが定めた.

表 5: 推薦する運動種目のルールを表す属性ベクトル (r_i)

運動種目	座位	立位	歩行	上半身	下半身	椅子	レンジ前
KLA	1	0	0	0	1	1	0
LP	1	0	0	1	0	1	0
SPU	0	1	0	0	1	0	1
HL	0	1	0	1	0	0	1
DI	0	0	1	0	1	0	0
FW	0	0	1	1	0	0	0

4.3.2. 評価結果

図 4 に、日常行動に対する運動推薦結果を示す。これらの混同行列の行は各体勢で行われる日常行動を表し、列は推薦された運動を表している。なお、各日常行動のデータ数が異なり、推薦回数にばらつきが生じているため、正規化した値を表示している。図 4 より、「座って食べる」や「読書」等の座って行う日常行動に対しては、座って実施する運動である KLA と LP の推薦が多いことが分かる。ユーザが座位状態の場合は上半身を使用する作業を行っていることが多いため、下半身を使用する運動である LP がより多く推薦されている。また、「コーヒーを淹れる」や「顔を洗う」等の立って行う日常行動に対しては、立った状態で行う運動である SPU と HL の推薦が多い。しかし、「配膳」の場合には DI を推薦したケースが最も多い。配膳はテーブルの周辺を歩く動作が含まれているため、歩行状態と近い行動であるといえる。そのため、歩行中でも実施可能な運動が推薦されたと考えられる。そして、「階段を下りる」や「階段を上る」等の歩行時には、歩きながら実施可能な DI と FW の推薦が多いことが分かる。歩行中は基本的に下半身を使用しているため、上半身を使用する運動である DI を推薦するケースが多かった。

4.3.3. 考察

4.3.2 項より、コサイン類似度を用いて作業状態に適した運動種目の推薦が可能であるといえる。一方で立位で行う運動種目を推薦した場合のコサイン類似度が他種目のものより低下したことから、立位の運動推薦精度は座位や歩行より劣る可能性がある。この問題を解消するために、環境情報の効果的な活用が挙げられる。図 4 の「配膳」のように、特定の場所で行われる作業に対してユーザの位置情報を活用することができれば、より適切に運動を推薦することが可能になると考えられる。このように、コサイン類似度計算に使用するベクトルの要素において、必要に応じて次元（環境情報）の追加や削除を行うことや、ワイルドカードのように特定の次元を類似度計算から除外することで推薦精度が改善する可能性がある。

4.4. オンラインユーザ評価

4.3 節にて、3.3 節で述べた運動推薦機構は日常行動に対して適切な運動推薦を行えることが明らかになった。そして、ユーザの実際の作業コンテキストに応じた運動推薦の妥当性や、使用する作業コンテキストの違いによる推薦妥当性を評価するために、15 人を対象としたユーザ評価を実施した。被験者に対して、各体勢での作業中にシステムによる運動推薦を行い、推薦

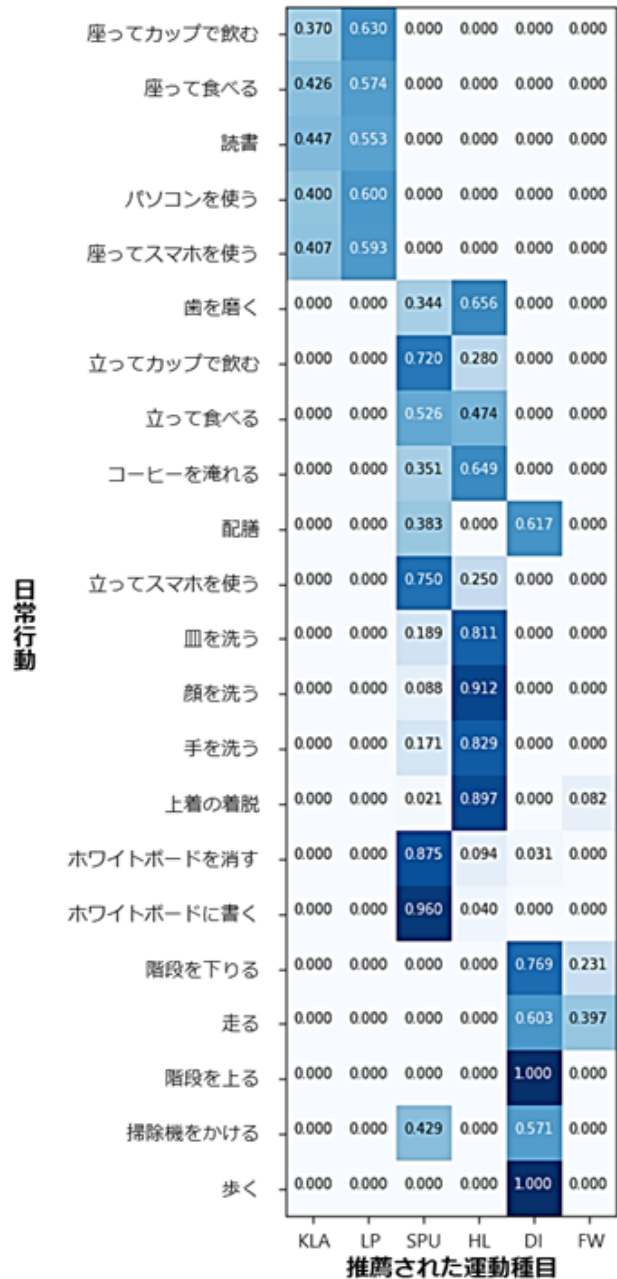


図 4: 日常行動における運動種目の推薦結果 (KLA: 膝引き上げ腹筋運動, LP: 足組み押し合い運動, SPU: 立ち腕立て伏せ, HL: かかとの上げ下げ運動, DI: お腹をへこませたまま呼吸, FW: 大また・早足歩き)

表 6: 被験者タスク

体勢	タスク内容
座位	PC による動画視聴
立位	電子レンジ前で待機
歩行	部屋の出入り
自由	上記 3 体勢のタスクを 1 分ずつ実施し、それ以外の時間は自由に過ごす

された運動種目とシステムについてのアンケートを実施した。作業は座位、立位、歩行での 1 分間の作業に加え、体勢を定めない 10 分間の自由作業の 4 種類を実施した。被験者が行ったタスク内容を表 6 に示す。また、運動推薦に使用するコンテキストを以下の 3 通りに定めた。

1. 体勢, 主作業部位 (加速度センサ)
2. 環境情報 (椅子デバイス, 距離センサ)
3. 体勢, 主作業部位, 環境情報 (加速度センサ, 椅子デバイス, 距離センサ)

また、被験者に対してアンケートを実施し、推薦された運動がその時の状況に適していたかや、推薦された運動の難易度、システムからの提案メッセージの分かりやすさを、「当てはまる」を 5、「当てはまらない」を 1、「どちらでもない」を 3 とした 5 段階で評価させた。さらに定量的な評価も合わせて実施した。単独行動 (座位、立位、歩行) における評価項目は、F 値等の精度に関する 4 項目に加え、式 (2) にもとづきシステムが推薦した運動 k に対して、被験者が与えた評価 y_{user} とシステムが予測した評価 y_{system} の差を示す Mean Absolute Error (MAE) (式 (3)) と Root Mean Squared Error (RMSE) (式 (4)) を用いる。なお、式中の M は評価数を示し、 i は 1 回の推薦に相当する。また、システムが運動を推薦する際には最も適切だと考えられる種目を提示するため、 y_{system} は 5 に相当する。自由行動における評価項目は、MAE と RMSE に加え、推薦された運動の中でユーザが状況に適していたと感じた種目の割合を示す Receiver Operating Characteristic curve (ROC 曲線) の面積である Area Under the Curve (AUC) を用いる。上記の指標は推薦システムの標準的な評価指標である [15]。この実験の評価結果は現在分析中である。

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |y_{user,i} - y_{system,i}| \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_{user,i} - y_{system,i})^2} \quad (4)$$

5. おわりに

本稿では、コンテキストを考慮した運動促進システムを提案した。オフライン評価の結果、コサイン類似度を用いた運動推薦が有効であり、作業中のユーザに対して適切な運動を推薦できることが明らかになった。また、特定の用具を用いたり、特定の場所で行われる作業に対しては環境情報を効果的に活用することで、より適切な運動推薦が可能になると考えられ、コサイン

類似度計算に使用するベクトルの要素において、必要に応じて環境情報の追加や削除を行うことが望ましいといえる。今後は、ユーザ評価で得られた結果をもとに提案システムの最適化と改良を行う。

参考文献

- [1] R. Guthold, G. A. Stevens, L. M. Riley, and F. C. Bull. Worldwide trends in insufficient physical activity from 2001 to 2016: a pooled analysis of 358 population-based surveys with 1.9 million participants. *Lancet Glob. Health*, Vol. 6, No. 10, pp. e1077–e1086, 2018.
- [2] スポーツ庁. 令和 3 年度「スポーツの実施状況等に関する世論調査」. https://www.mext.go.jp/sports/content/20220310-spt_kensport01-000020487_1.pdf (2022-06-16 閲覧).
- [3] N.A.Maffiuletti, G.Cometti, I.G. Amiridis, A. Martin, M. Pousson, and J.-C. Chatard. The effects of electromyostimulation training and basketball practice on muscle strength and jumping ability. *Int J Sports Med*, Vol. 21, No. 6, pp. 437–443, 2000.
- [4] 一般社団法人日本ホームヘルス機器協会. 家庭用 ems 機器の安全性に関する自主基準. https://www.hapi.or.jp/documentation/information/ems_20201009r.pdf (2022-06-19 閲覧).
- [5] 長野. 忙しいあなたの運動不足を解消! 1 分間ながら運動ダイエット. PHP 研究所, 2003.
- [6] M. Kobayashi, A. Tsuji, and K. Fujinami. An exercise-promoting system for exercising while doing desk work. In *Distributed, Ambient and Pervasive Interactions. Smart Living, Learning, Well-being and Health, Art and Creativity*, pp. 273–291, 2022.
- [7] S. Consolvo, P. Klasnja, D. W. McDonald, D. Avrahami, J. Froehlich, L. Legrand, R. Libby, K. Mosher, and J. A. Landay. Flowers or a robot army?: Encouraging awareness & activity with personal, mobile displays. In *Proc. of UbiComp 2008*, pp. 54–63, 2008.
- [8] P. Klasnja, S. Consolvo, D. W. McDonald, J. A. Landay, and W. Pratt. Using mobile & personal sensing technologies to support health behavior change in everyday life: lessons learned. *AMIA 2009 Symposium Proceedings*, pp. 338–342, 2009.
- [9] Y. Shimizu, A. Ohnishi, T. Terada, and M. Tsukamoto. DeskWalk: An Exercise System by Replacing Key Inputs with Body Movements. In *Proc. of MoMM 2020*, pp. 202–209, 2020.
- [10] H.-Y. Lee and O.-R. Jeong. A personalized exercise recommendation system using dimension reduction algorithms. *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 26, No. 6, pp. 19–28, 2021.
- [11] Z. Zhao, A. Arya, R. Orji, and G. Chan. Physical Activity Recommendation for Exergame Player Modeling using Machine Learning Approach. In *Proc. of SeGAH 2020*, pp. 1–9, 2020.
- [12] B. Yong, Z. Xu, X. Wang, L. Cheng, X. Li, X. Wu, and Q. Zhou. IoT-based intelligent fitness system. *J Parallel Distrib Comput*, Vol. 118, pp. 14–21, 2018.
- [13] K. Fujinami. Interaction design issues in smart home environments. In *Proc. of FutureTech 2010*, pp. 1–8, 2010.
- [14] 豊増, 藤波. 要素行動の含有度合いを用いたゼロショット行動認識手法に関する研究. 情処学会第 82 回全国大会, 2020.
- [15] T. Silveira, M. Zhang, X. Lin, Y. Liu, and S. Ma. How good your recommender system is? A survey on evaluations in recommendation. *Int. J. Mach. Learn. & Cyber*, Vol. 10, No. 5, pp. 813–831, 2019.