

コンテキストウェアな運動推薦のための利用者主導型推薦ルール作成手法

小林 美月† 辻 愛里†† 藤波 香織††

† 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

†† 東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門

1 はじめに

多くの人々の運動不足の傾向は改善されておらず、運動機会を増やせない理由の一つに仕事や家事で忙しいということが挙げられている [1]。この問題を解決する上で、仕事や家事をしながら実施可能な「ながら運動」を取り入れることが重要である。我々は「ながら運動」の適切な推薦を実現するために、体勢や使用部位、使用物体や滞在場所といった利用者のコンテキストに応じた運動推薦システムの開発に取り組んできた [2]。本システムの長期的な利用のためには適切な運動推薦が必要不可欠であり、利用者の嗜好やシステムの利用状況を考慮した推薦ルールの最適化が重要な要素となる。本稿では、より適切な利用者への運動推薦を行うための利用者主導型運動推薦ルール生成手法について述べる。

2 利用者主導型運動推薦ルール生成手法

2.1 概要

本システムで利用する運動推薦ルールは、図 1 に示されるようなコンテキスト部と推薦する運動種目で構成される。コンテキスト部は 0 または 1 の値をとる 14 次元のベクトルとして表現され、様々なセンサからのデータを処理して決定された実際のユーザコンテキスト情報との近さをコサイン類似度により計算し、対応する運動種目を推薦する [2]。なお、0 は実施に不適切な姿勢、運動不可能な部位や道具、実施に適さない場所を表し、1 は実施体勢、運動可能な部位や道具、実施に適した場所を表す。また、運動種目は各種目に割り振られた ID を符号化して後述の適正推薦ルール作成に用いる。

コンテキスト														運動種目 (拡張可能)		
体勢		主作業 部位		使用物体		滞在場所										
座位	立位	歩行	臥位	上半身	下半身	可動	固定	待機	移動	広大	狭小	公共	私的			
1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0			
手足を大きく動かしておらず余裕があり、椅子に座っている。(デスクワーク等)														0	0	0
														膝引き上げ 腹筋運動		

図 1: 推薦ルールの例

2.2 対話型遺伝的アルゴリズムによる推薦ルール生成

本研究では利用者の嗜好を反映したルールを作成する手段として対話型遺伝的アルゴリズム (IGA) [4] を用いる。IGA は生物進化のメカニズムを最適解の探索に応用した遺伝的アルゴリズム (GA) の一種であり、従来は評価関数を用いてきた解候補の適切さ (適応度) の評価をユーザが行う手法である。以下に適正推薦ルールの生成手順を示す。なお、個体は推薦ルールを表す。

A Method of User-Driven Recommendation Rule Generation for Context-Aware Exercise-Recommendation System

† Mizuki KOBAYASHI †† Airi TSUJI †† Kaori FUJINAMI

† Department of Bio-Functions and Systems Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

†† Division of Advanced Information Technology and Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

1. 推薦ルール (N 個) をランダムに初期化する。
2. 推薦された運動種目を利用者が評価する。
3. 高評価なルール M ($M < N$) 個を次世代へと選択する。
4. 次世代集団内の個体ペアに対して交叉を適用する。
5. 次世代集団内の個体に対して突然変異を適用する。
6. 2へ戻る。

3 評価実験と考察

3.1 方法

利用者主導で作成された推薦ルールの妥当性を検証するためのシミュレーション実験を行った。本実験は日常行動データセット [3] に含まれる人物が 22 種類の行動を行うたびに、システムが推薦を行うことを想定している。推薦ルールは図 1 に示したコンテキスト情報のうち、体勢として座位、立位、歩行、主作業部位として上半身および下半身、固定物体の使用有無として椅子、電子レンジ前での待機有無を選択して 7 ビット、すなわち 128 通りを表現する。8 種類の運動種目を採用し 3 ビットに符号化して、128 通りのコンテキストのいずれかに割り振る。実利用の際には 2.2 節に示した推薦ルール作成手法に従い、システムを長期間使用していく中で、評価点の付与や運動実施状況等から推薦項目を逐一評価してルールの適正化を図ることを想定している。しかし長期間の実験が困難であるため、手順の 2 番目を下記の 2' とし、コンテキスト部のみの評価を実施した後に、推薦する運動種目の情報を加えて推薦ルール全体を評価することとした。

- 2'. 交互順位法 [4] を用いて全個体を評価する。集団内で重複していない個体の数が M 以下である場合は終了し、そうでない場合は以下 (3以降) を繰り返す。

これにより、非現実的な状況や運動実施が難しい状況を示すコンテキストを除外した推薦ルールを作成して実利用と近づける。また被験者の評価負担を軽減するために、M や N を 3, 6 と定めた。なお、交互順位法は 2 段階評価を繰り返す手法であるため、一般的に用いられる 5 段階評価と比べて評価者の負担軽減が期待され、一度に複数のルールが評価可能である。

個体の選択では、まずエリート戦略を適用し、最も順位が高い個体を 1 つ選択し、次にトーナメント選択を用いて残りの個体群の中から 2 個体をランダムに取り出して個体の順位が高い方を選択する処理を 2 回繰り返して次世代個体を決定する。このようにエリート戦略とトーナメント選択を組み合わせることで、最も適応度の高い個体を残しつつ、局所解を避けるように個体の選択を行うことが可能になる。その後、コンテキスト評価の場合には 95% の確率で二点交叉を行う。なお、推薦ルール評価の場合にはコンテキスト評価によって取りうる値が制限されているため、有効な交叉を行えるように一点交叉を適用して 95% の確率でコンテキスト部と運動種目部を入れ替える。突然変異では、コンテキスト評価の場合には 10% の確率で個体の値 (0 または 1) の一部を反転させる。推薦ルール評価の場合にも 10% の確率で同様の処理を行うが、変異後の個体

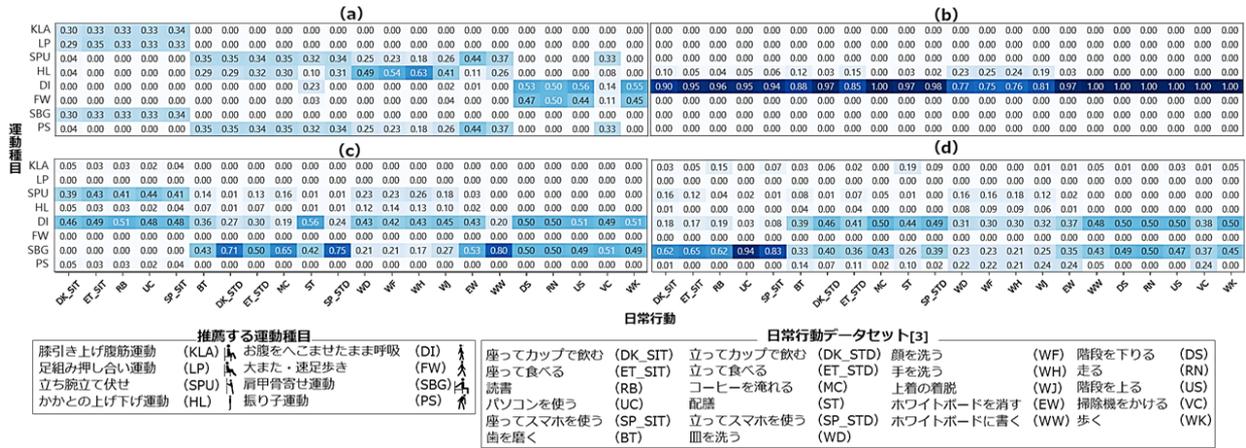


図 2: 日常行動における運動種目の推薦結果: (a) 固定, (b) 利用者主導 8, (c) 利用者主導 16, (d) 利用者主導 24

がコンテキスト評価結果と合致しない場合は変異前の状態に戻すことで対象外の個体が生まれることを防ぐ。

IGA による推薦ルール生成の有効性や適切なルール数を調査するため、以下のルールセットを生成した。

1. 文献 [5] で示された実施方法に基づき、運動種目ごとに定めた 8 個のルール (固定: R_F)
2. IGA で作成した 8 個のルール (利用者主導 8: R_8)
3. IGA で作成した 16 個のルール (利用者主導 16: R_{16})
4. IGA で作成した 24 個のルール (利用者主導 24: R_{24})

なお、 R_8 , R_{16} , R_{24} については 12 人が作成に関わっており、IGA による最適化の影響で推薦される運動種目の種類が R_F と比べて少なくなっている。

ユーザのコンテキスト部における体勢は判定に使用する分類器の出力である事後確率を使用する。また、主作業部位は認識区間を 4 分割して閾値判定を行った結果の平均値を使用する。判定手法や性能評価は文献 [2] を参照されたい。使用物体や滞り場所については、データセット収集時に該当する情報が収集されていないため、座位に該当する 5 つの日常行動において椅子が利用された状況と、「コーヒーを淹れる」場合において電子レンジの前で行った状況を仮定して値を 1 と設定し、それ以外の日常行動は値を 0 に設定した。なお、これらの仮定はユーザの使用する物体や滞り場所が 100% 検出可能であることを意味する。

3.2 結果

図 2 に各日常行動に対する推薦結果を示す。これらの混同行列の行は推薦された運動を表し、列は日常行動を表している。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あるため推薦回数に対して正規化した値を表示しており、色が濃いほど推薦回数が多いことを表している。また、各ルールセットで算出されたコサイン類似度の平均値を表 1 に示す。

表 1: コサイン類似度の平均値

R_F	R_8	R_{16}	R_{24}
0.78	0.78	0.81	0.85

なお、各ルールに対して有意水準 5% で Wilcoxon 順位検定を行い、Ryan 法で調整を行った結果、 R_8 と R_{24} の間に有意差が認められた。図 2 より、 R_F では概ね日常行動に適した運動種目を推薦するが、SBG と KLA、PS と SPU は同じコンテキスト部であるため推薦結果が同一になっている。 R_8 では推薦される運動種目が 2 種類となり、偏った推薦結果となっている。また、 R_{16}

は推薦される運動種目の種類は増加するが、座位行動で本来立位で行う SPU が推薦されており、推薦の妥当性は低いといえる。 R_{24} は R_{16} より推薦される運動種目の種類が増加するため、より妥当な結果となっている。

3.3 考察

表 1 より、 R_F より R_{16} や R_{24} のコサイン類似度の平均値が高いことから、IGA を用いた利用者主導型推薦ルールは各日常行動に対して適切な推薦が可能であるといえる。また、ルールの個数が多いほどコサイン類似度の値が高いことが分かる。ルールセット内のルール数が多いほど、推薦される運動種目の種類が豊富になるため、様々な日常行動に対応することができたと考えられる。そのためルールの個数を増やし、推薦される運動種目のバリエーションを増やすことが適切な運動推薦の重要な要素であるといえる。しかしルールの個数が増えるほど、運動に不適切な状況での推薦やユーザの嗜好と合致しない運動種目の増加によって、システムに対するユーザの満足度が低下することが考えられる。そのため、一定期間経過後にルールの個数を減らす等の対策を行う必要があると考えられる。

4 おわりに

本稿では、より適切な運動推薦を行うための利用者主導型運動推薦ルール生成手法を提案した。利用者のコンテキスト情報と推薦する運動種目で構成された推薦ルールを作成し、IGA を用いて利用者の嗜好を反映させた最適化方法を示し、シミュレーション実験を行った。その結果、本稿で示した利用者主導型推薦ルールは様々な状況に適した推薦が可能であることが明らかとなった。今後は利用者がシステムに感じる印象等の机上評価では分からない項目を調査するために、実際にシステムを用いて満足度への影響を評価する。

参考文献

- [1] 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」について. https://www.mext.go.jp/sports/content/20220310-spt_kensport01-000020487_1.pdf (2023-1-6 閲覧).
- [2] 小林, 辻, 藤波. 利用者のコンテキストに応じた運動促進システム. FIT2022.
- [3] 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. 情報処理学会第 82 回全国大会.
- [4] D. Zeng, et al. An interactive genetic algorithm with an alternation ranking method and its application to product customization. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 11(15), pp. 1-24, 2021.
- [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.