

# 短期的生体データによる行動意欲支援システムの開発と評価

千明優喜<sup>1</sup> 由井蘭隆也<sup>1</sup>

**概要**：近年、オフィス内労働者の多様化に伴い、労働負荷を減少させる仕組みが施行されている。そのため、使用者による労働者の状態認識、労働時間短縮による仕事達成率などの低下が懸念される。今回、より効率的に作業ができるよう行動意欲の維持を個人単位で行うことが重要と考えた。本研究では、加速度、心拍、皮膚電気活動の生体データを用いて個人の行動意欲推定システムを実装し、システムを評価した。行動意欲の推定では、行動意欲への影響について、5段階の意欲状況と5つの生理的要因から15種類の分類に分けてデータを収集した。推定方法として機械学習の一手法であるK近傍法を用いた分類器を作成した。実験の結果、個人モデルでの平均精度は47.5%と低い結果となり、交差検証を用いた検証の結果についても最大57.1%であった。また、SVMを用いた交差検証の結果では、最大64.3%の精度であった。今後、より長期的にデータの収集を行うことで精度向上を目指す予定である。

**キーワード**：生体データ、行動意欲支援、機械学習

## 1. はじめに

近年、オフィス内労働者を対象にした様々な労働方法が企業で採用されており、労働者の労働負荷を減少させる仕組みが施行されている。労働者とその使用者の合意によってフレックスタイム制、テレワーク制度を導入する企業が増加している。また、すべての労働者を対象に、生活の質を向上させる仕組みを拡充している企業がある。日本におけるこれらの制度、仕組みは政府と日本経済団体連合会によって主導されている。関連する法律の整備 [1]を行うことで、更なる制度の普及を進めている。

一方、制度が普及することで、使用者による労働者の状態認識、労働時間短縮による仕事達成率の低下が予想される。フレックスタイム制、テレワーク制の導入によって、使用者とその労働者の労働時間に差が生じる。その影響として、労働者の労働意欲、労働における幸福度などの認識や進捗状況の共有、知識や精神面での配慮などが困難となる。また、残業時間の削減や子育て支援制度利用によって、人的・時間的資源が減少し、従来通りに仕事を達成することが難しくなる。互いの状況、状態を認識することは、円滑な業務の助けとなるため、使用者と労働者の両者において認識を共有することが重要となる。

行動意欲低下による弊害として、仕事に対する満足度の低下、作業効率の減少などの発生が考えられる。Amabile [2]は、知識労働者を対象に約1万2千件の日誌を収集し、「知覚」、「感情」、「モチベーション」が日常の出来事に与える影響を調べることで進捗への影響を報告している。労働者は良い進捗が出せたことでの喜びや他者の影響によって幸せを感じたときが良い一日となり、創造性が高くなる。一方、労働者は「単調な仕事を行っていて怒りを感じてい

る、何もイベントがない、進捗が出ないことへの怒り」などの否定的な感情を持つ悪い日の場合、創造性は良い一日と比較して低いことが報告されている。

行動意欲を保つことは、労働者の長期的な進捗や幸福を維持すとなる。本報告では、短期的生体データによる行動意欲支援システムについて述べる。特に、機械学習を用いたシステムを実験に適用し、個人の状態を学習・推定を行った結果について示し、考察する。

## 2. 関連研究

### 2.1 認知負荷によるストレス検知

Setz ら [3]は、暗算を用いて認知負荷をかける手法、MIST(Montreal Imaging Stress Task) [4]を用いて皮膚電気活動のデータ収集を行い、ストレス値によるクラス分類を行った。実験の際、開始時にアンケート回答と読書を20分間行わせ、基準値の設定を行った。その後、MISTを用いて20分間認知負荷をかけることでストレス値を上昇させ、その後20分間回復期を設けた。実験で得たデータをSVMを用いてMIST使用時、回復期、その両方でクラス分類を行い、精度の検証を行った。Leave-one-out方式を用いて交差検証を行った結果MIST使用時で最大精度81.3%、MISTと回復期で最大精度82.8%を達成している。

負荷状況における行動分類が可能であることを示す結果であり、短時間のデータであっても高い推定精度を獲得できると示した結果と考えられる。

### 2.2 エンタテイメントシステムを用いた作業意欲維持

倉本ら [5]は、個人の作業量を反映することでキャラクタが成長するエンタテイメントシステムを提案している。提案システムでは、熱帯魚の育成を主とした長期的作業意欲の維持を狙い、10分間の作業ごとに熱帯魚に与えられる

<sup>1</sup> 北陸先端科学技術大学院大学  
Japan Advanced Institute of Science and Technology

餌を獲得できる。獲得した餌を与えることで、柄や色、体の大きさなどが成長する。また、熱帯魚には寿命を与えており、単一の熱帯魚のみの育成によって作業意欲が低下しないように工夫されている。

このシステムを用いて34週に渡って実験を行い、1週間ごとにアンケートを収集した結果、実験初期には成長した熱帯魚を他者のものと比較したことで楽しさを感じたと報告されているが、比較を行ったユーザは週が進むにつれて楽しさが低下したと報告している。

エンタテインメントシステムを用いることで作業意欲の維持・向上が可能であると示唆されている。一方、娯楽には個人の好みや興味が反映されるため、全ての人々に継続的に適用出来るかどうかは未知数である。

### 2.3 スマートフォンのセンサを使用した個人状態推定

小淵ら [6]は、スマートフォンに搭載されているGPSや気圧計、歩数など様々なセンサを用いてデータの収集を行った。センサデータを用いて、個人モデルと統合モデルの2種類で機械学習モデルを構築し、「快眠できた日」、「疲労度の高い日」、「忙しい日」の3つの観点で分類を行った。結果として、統合モデルより個人モデルにおいて高い推定精度を持ち、疲労度が高い日において平均66.0%の推定精度を報告している。

また、個人ごとに各センサデータで個別に推定を行った場合についても報告しており、前述の疲労度が高い日の平均推定精度として79.3%に達したことを報告している。

様々なセンサを用い、長時間のデータ収集とその学習によって生理的要因に関連した状態推定を可能とし、個人ごとの適用が有用である可能性を示している。

### 2.4 センサを用いた検知などの研究

個人の感情や状態は様々な結果として体に現れる。表情や仕草など、視覚情報を用いて容易に認識できるものから、体温や心拍、発汗など直接触れなければ認識することが困難なものもある。本報告では、加速度、心拍、皮膚電気活動について扱うため、それらセンサに関連した関連研究を述べる。

加速度は、装着位置の3軸方向に対する動作量が得られる。加速度センサを用いることによって、個人が行っている動作の認識が可能となる [7]。

心拍は、身体状態の変化や個人特性によって計測値が変動する [8]。応用として、眠気の検知 [9]やストレス検知 [10]などが知られている。

皮膚電気活動は、発汗によって得られる皮膚の電気活動を扱うものであり、感情やストレスなどが影響することで変化する [11]。

以上より、時間、日ごとのデータを用いた個人状態の推定について数多くの研究がなされている。

## 3. 行動意欲支援システム

提案システムでは、30分ごとに生体データを用いた行動意欲の推定を行い、推定の結果として行動意欲が低下していた場合、改善行動を行うことで行動意欲の回復について扱う。また、本文中の行動意欲の定義として、作業に対する持続的な集中力とする。以降に詳しく述べる。

### 3.1 行動意欲の推定と改善

様々な影響が作用することで行動意欲の向上・低下が発生する。Maslow[12]は、人間の欲求を5種類に分け、原始的欲求から自己実現のピラミッド構造で表している。第1段階として生理的欲求があり、最も基本的な欲求と定めている。第2段階に安全性の欲求、第2段階は社会的・愛の欲求、第4段階は承認欲求、第5段階は自己実現欲求となっている。本報告ではこのピラミッド構造の原始的欲求に位置する生理的欲求を参考にし、行動意欲に影響を与える要因として扱う。表1に扱う要因を示す。同時に、作業者の意欲を「とても低い」、「低い」、「普通」、「高い」、「とても高い」の5段階で収集する。これらの状態は1日の間に幾度と変化する。そのため、短時間ごとに発生する状態変化を観測し、低下が発生した場合には改善を促すことで作業意欲の維持へとつながる。意欲段階とその要因について、30分毎にアンケートを取ることで収集する。

表1の要因と掛けることでデータにラベル値として付与する。意欲段階の「とても低い」、「低い」を0として、「普通」を1、「高い」、「とても高い」を2とする。これらの数値に要因の計数をかけたものが実際に扱うラベル値となる。要因をc、意欲段階をmとした際にラベル値Lを次の数式で算出する。

$$L = c + m \times 5 \dots (1)$$

要因と意欲段階を掛けあわせた数値をラベルとして扱うことで、機械学習で行うクラス分類のクラスとする。

生体データは個人によって異なる。皮膚電気活動は発汗することで体表に流れている電流を測定するものである。汗をかきやすい体質であればセンサの測定上限値へ容易に達する。反対に、汗をかかない体質であれば平均的なデータと比較して差が大きくなる。そのため、想定通りに推定を行えない可能性がある。また、脈拍においては心臓の強弱や性別など様々なコンテキストによって信号強度が変化する。

表1 ラベルとして使用する要因

要因	数値
眠気	1
空腹	2
渇き	3
肉体的疲労	4
お手洗い	5
他の事由	
回答なし	

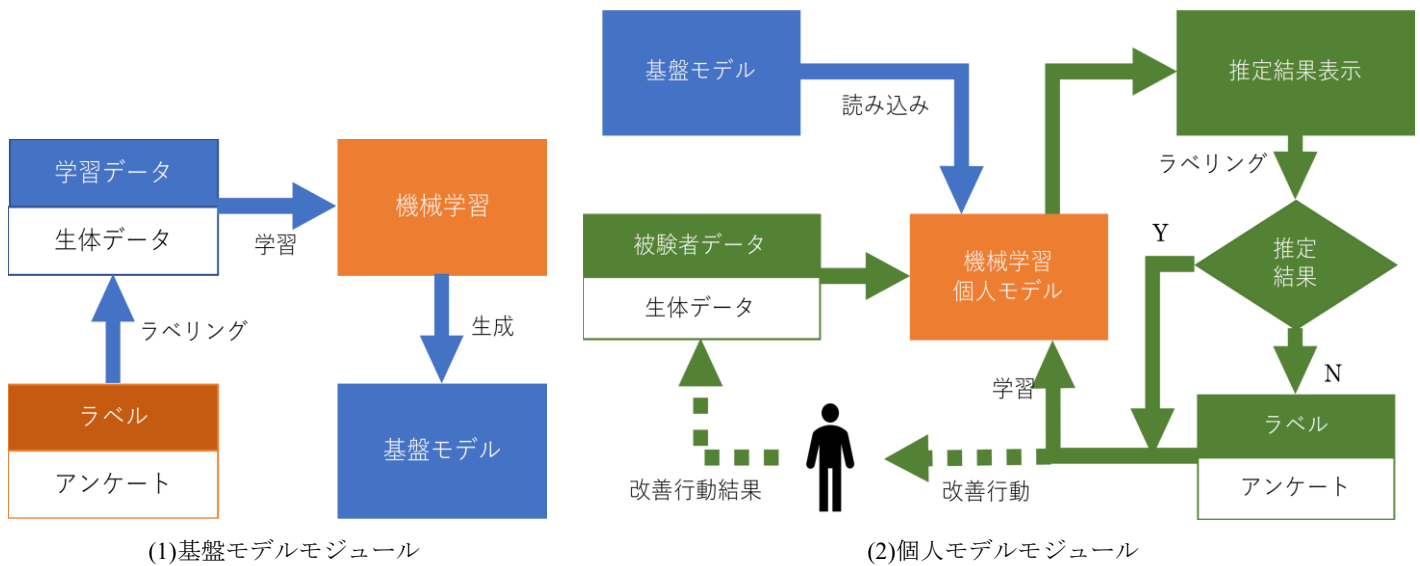


図1 行動意欲支援システム

これらのことから、本実験時には初期値として複数人から得た生体データを学習した基盤モデルに対して、一個人の生体データを実時間上で学習を行い、推定結果を被験者に提示、正誤を回答させることで精度検証を行う。

推定結果の提示は 30 分毎に行われるが、学習と推定の処理は 30 分のデータを 10 分に分割し、学習する。

前述した機械学習において作業者の行動意欲が低下していることを推定した場合、意欲低下に起因している要因に対応した改善行動を促す。表 2 に改善行動を示す。この改善行動は、30 分ごとに行われるラベル値取得に用いるアンケートを回答した段階で行う。改善行動を行っている最中は学習データの乱れを除くためにデータ収集の停止とセンサの取り外しを行う。

表 2 生理的要因に対応した改善行動

要因	改善行動
眠気	軽い運動、または仮眠
空腹	簡単な食事、または水分摂取
渇き	水分摂取
肉体的疲労	軽い運動、休憩
お手洗い	お手洗いに行く

### 3.2 システム設計

行動意欲の支援を行うためのシステムでは、機械学習を行う際の基盤となる学習モデルを生成するモジュールと、生体データから行動意欲の推定結果を個人に返すモジュールの 2 つのモジュールを実装している。それぞれを基盤モデルモジュールと個人モデルモジュールとする。図 1 にシステム図を示す。

基盤モデルモジュールでは、収集済みの生体データに対して収集されたアンケートによるラベリングを行い、学習させることで基盤モデルを生成する。

個人モデルモジュールでは、生成された基盤モデルを最初に読み込む。生体データを 30 分毎に読み込み、推定結果を個人に提示する。推定結果が正しければそのままラベル付けして学習する。推定結果が個人の状態と異なっていた場合はアンケートを表示して回答させることでラベル付けを行って学習する。

### 4. 予備実験

男女 9 名の学生を対象に、生体データとそのラベル値を収集するための予備実験を行った。実験参加者には文書作成の作業を課し、データの収集を一人につき 4 時間、研究室の会議室で 2 人から 3 人のグループで行った。実験中、個人の持つスマートフォンの使用は自由にした。スマートフォンの操作を行った際と 30 分毎にアンケートを表示し、回答させた。これをインタラクティブアンケートとも呼ぶ。グループを構成して特定の場所で行った理由として、個人間の相互作用による精神的要因の発生を誘発させるために行った。また、前半 2 時間を飲食禁止にすることで、空腹と渇きに関するデータの収集を促し、2 時間経過後には飲み物と菓子を提供した。

実験の生体データにおいて、データ欠損とタイムスタンプの不足が分かったため、アンケート結果のみを示す。

表 3 にアンケートの集計結果を示す。結果として、空腹の回答が最も少なく、全体の約 6.7% を占める形となった。こうなった理由として、開始時間を午後 1 時で統一したため、昼食を行った影響によるものと考えられる。一方、肉体的疲労が最も多い結果となったが、作業時間が 4 時間と長時間に渡って作業を行ったためだと考えられる。また、生理的欲求に該当しない他の事由については全体の約 13.5% を占めているが、回答の内容は複数に分けられる。他の事由で回答された内容について表 4 に示す。娯楽欲求に近い回答や、作業の終了時間が近づいているために意欲

表3 インタラクティブアンケートの集計結果

	とても低い	低い	普通	高い	とても高い	合計
眠気	0	5	5	1	0	11
空腹	0	1	2	2	0	5
渴き	0	5	4	1	0	10
肉体的疲労	1	7	7	3	0	18
お手洗い	1	4	4	1	0	10
他の事由	0	1	0	4	5	10
回答なし	0	1	4	4	1	10
合計	2	24	26	16	6	74

表4 他の事由における回答内容

他の事由	行動意欲	件数
作業をしたいため	とても高い	2
実験終了が近いため	とても高い	1
休憩したことで休まったため	とても高い	1
間食したため	とても高い	1
飲食が意欲を起こしたため	高い	1
元気が出たため	高い	1
好みのものを口にしたため	高い	1
作業を早く終了したため	高い	1
スマートフォンを使用したいため	低い	1

向上、突発的な意欲の発生が見られた。これらは個人の好みや行動、思考によって影響を受けており、データとしてその表現を扱う場合に個人の持つコンテキストを考慮する必要がある。また、他の事由において飲食に関して3件報告されており、「高い、空腹」もしくは「とても高い、空腹」というように回答はされなかった。これらはこちらで用意した飲食物を口にしたのちに回答されており、安藤 [12]が論じている金銭的報酬による影響が発生していると考えられる。

個人コンテキストは不変のもの、可変のものが存在する。可変のコンテキストにおいては、その変化に対して機敏に反応しなければ万全な行動意欲の推定を行うことはできない。他の事由で回答される要因については、容易に改善できるものとそうでないものがあると推測する。スマートフォンを操作したいという回答を得た場合、これについては単純にスマートフォンを操作すれば改善される。しかし、仮に精神的に疲れているという回答を得た場合、改善行動はすべての人が同一のもので済むわけではない。そのため、他の事由についてはより多くの情報が必要であり、個人の

行動理解についても考慮することで生理的欲求以外の欲求について万全を期すことが可能になると考えられる。また、回答内容がまばらなことから、個人コンテキストに関連した要因に関しては長期的な収集を経て推定が可能になると考えられる。

これらのことから、本実験で使用する機械学習の基盤モデルでは他の事由について学習を行わず、生理的欲求の面で行動意欲の推定と改善を行う。

## 5. 評価実験

新たに男女3名から学習データの収集を2時間行った。収集した生体データの件数は21件、ラベル数は7件である。他の事由についても収集は行っているが、件数には含めていない。これらのデータを用いて本実験で使用する機械学習の基盤モデルを構築する。

男性5名を対象に、4時間の実験を2日間から5日間実施した。実験参加者1, 2は5日間、参加者3, 4は3日間、参加者5は2日間実験を行った。実験は各自の作業機で、通常時に作業を開始する時間から行うように指示した。また、実験中の小休止や食事休憩は自由とし、データ収集中は作業に注力するように指示した。なお、実験参加者1と3に対する追加の指示として、行動意欲の推定結果が低い、もしくはとても低いとなった場合、対応した改善行動を取るよう指示した。

## 6. 実験結果と考察

### 6.1 推定精度

表5に各実験参加者のデータ総数と学習可能なデータ数について示す。また、図2に各実験参加者の状態推定における日ごとの推定精度を示す。実験参加者1の2日目の結果が0%となっている理由として、他の事由に対する回答が占めていたために学習データが得られなかったことが原因である。図から見て取れる通り、個人の生体データによる推定精度は悪い結果となった。このようになった理由として、学習させたデータ数が少なく、収集したラベル値に多様性がなかったことが考えられる。そのため、推定精度をより高めるためには、長期間に渡ってデータ収集を行い、各ラベル値に対して十分な生体データを学習させる必要がある。短期間で個人の状態を生体データによって推定精度を高めることは失敗だったと考えられる。しかし、データの検証方法として単純な学習と推定精度だけでは評価に至らない。学習モデルと提案手法の検証・評価の手法として交差検証の一手法である Leave-one-out 方式を用いる。各個人のデータと全体のデータで行った場合の検証結果を図3に示す。検証結果としては、個人毎の検証で最大57.1%、個人全体の平均値は47.5%となった。全データを用いた検証では42.4%となったことで、実時間処理による学習推定結果よりも高い値が出た。依然として、行動意欲の推定を

表 5 実験参加者と収集データ

	データ総数	学習可能データ
参加者 1	120	66
参加者 2	120	120
参加者 3	72	63
参加者 4	72	45
参加者 5	48	45

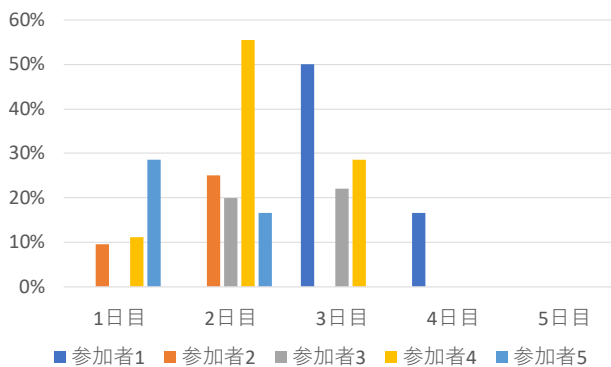


図 2 各日の個人状態推定精度

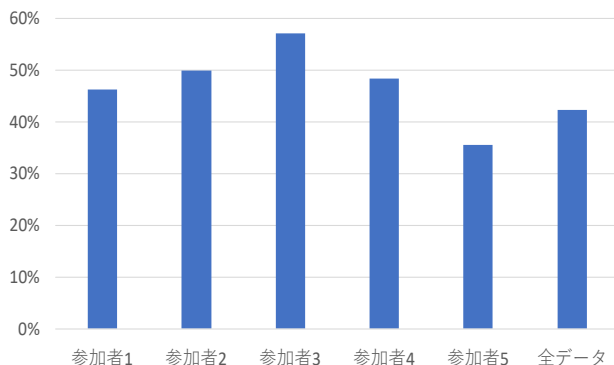


図 3 交差検証を用いた推定結果

行うには十分な推定精度を持っておらず、より高い推定精度を得るために生体データを収集する必要がある。

また、同時に SVM を用いた交差検証についても同様の Leave-one-out 方式で行った。図 4 に SVM において 4 つのカーネルを使用した推定精度を示す。rbf カーネルを使用した参加者 3 に対する推定精度が最大値となり、64.3%となった。各カーネルの平均推定精度は linear で 36.4%、rbf で 44.3%、poly で 43.8%、sigmoid で 31.9%となった。依然として高い精度とは言えない。

## 6.2 改善行動の影響

図 5 に改善行動の有無による行動意欲への影響を示す。数値が 3 であれば普通の状態であり、それ未満の場合は低い状態、超過した場合高い状態となる。改善行動ありのグ

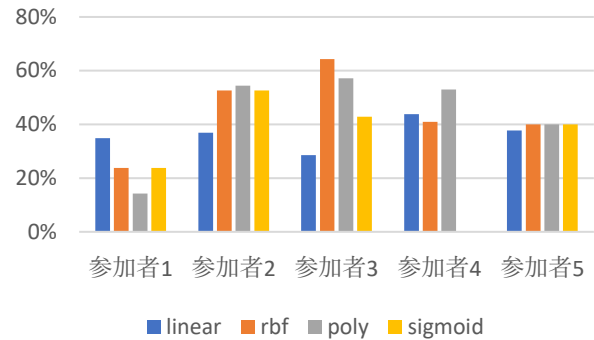


図 4 SVM による推定精度

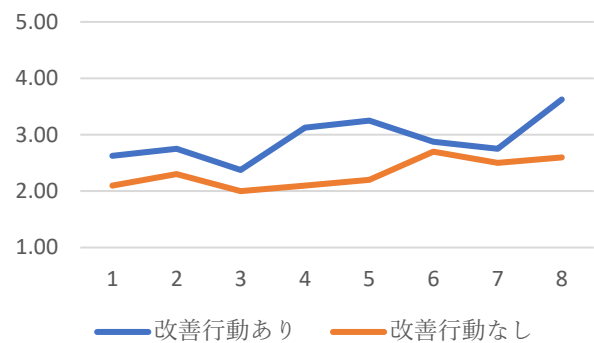


図 5 改善行動の影響

ループでは行動意欲段階が平均 2.96 ポイント、改善行動なしのグループでは平均 2.31 ポイントとなり、改善行動によって意欲の維持改善が行われた。また、改善行動ありのグループでは 2 時間ごとに意欲の回復が発生していることが確認できる。一方、改善行動なしのグループでは意欲段階が普通を上回ることがなく、一貫して意欲が低いことを確認した。したがって、推定結果と行動意欲改善の関係を調べる必要がある。今回は、K 近傍法による推定精度はまだ十分ではないため、30 分おきの振り返り機能として有効であると考えられる。また、Mann-Whitney の U 検定で  $P=0.003<0.01$  となり、有意な差があることを確認した。

## 6.3 考察

K 近傍法を用いた生体データによる推定精度は低い結果となった。そうなった理由として、個人の作業内容によって影響を受ける加速度に原因があったのではないかと考えられる。例として、執筆作業を行っている場合と資料閲覧を行っている場合では加速度を受ける方向が変化する。そのため、加速度の有無によって推定精度に変化が表れると考え、その有無による推定精度を調べた。その結果を図 6 に示す。K 近傍法において 16.1%の差で最大、rbf において 0.3%の差で最小となった。加速度ありの平均値は 37.9%、なしでは 31.9%となり、平均的に 5.9%の差で加速度ありにおいて推定精度が高い結果となった。このことから、作業内容の差によって発生する影響を除いても、加速度は推定精度の向上に影響を与えていることが考えられる。

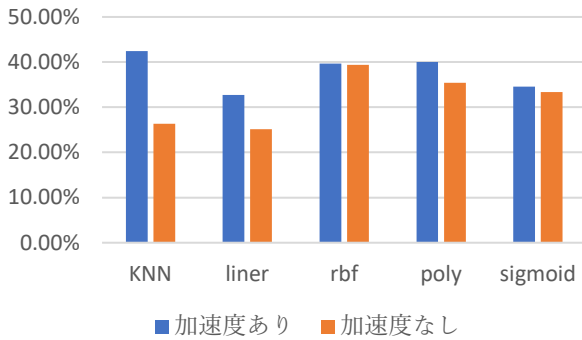


図 6 改善行動の影響

## 7. おわりに

本報告では労働者の進捗と行動意欲の推定・改善を行う手法を提案し、予備実験と本実験を通してデータの収集を行い、機械学習にデータを学習させて動的に状態推定を行った。予備実験によって、生理的欲求は十分に収集が可能なことを認識したとともに、精神的欲求に関連した要因について収集することが困難であることを確認した。生理的要因を用いた結果として、機械学習による状態推定の精度は最高値で 57.1% と高いとは言えず、依然として改善点があると分かった。一方、SVM を用いて検証した結果、最大 64.3% の推定精度が得られ、加速度、心拍、皮膚電気活動の生体データによって行動意欲の推定への可能性を確認した。

今後、より長期的に生体データを収集することで、推定精度の向上を図る予定である。

## 参考文献

- [1] “働き方改革の実現 | 首相官邸ホームページ”, <https://www.kantei.go.jp/jp/headline/ichiokusoukatsuyaku/hatarakikata>. (参照 2020-01-25).
- [2] T. M. Amabile, S. J. Kramer, “Inner Work Life: Understanding the Subtext of Business Performance,” *Harvard business review*, 2007, pp. 72-83.
- [3] C. Setz, B. Amrich, J. Schumm, R. L. Marca, G. Tröster, Member, IEEE, U. Ehlert, “Discriminating Stress From Cognitive Load Using a Wearable EDA Device,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Mar. 2010, Vol.14, No.2, pp.410-417.
- [4] K. Deadovic, R. Renwick, N. K. Mahani, V. Engert, S. J. Lupien, J. C. Pruessner, “The Montreal Imaging Stress Task: using functional imaging to investigate the effects of perceiving and processing psychosocial stress in the human brain,” *J Psychiatry Neurosci.*, Sep. 2005, Vol. 30, No. 5, pp. 319-325.
- [5] 倉本到, 片山拓, 渋谷雄, 辻野嘉, 懐優館: 作業意欲を持続的に維持向上させる EELF に基づく主観的比較型エンタテイメントシステム, *情報処理学会論文誌*, Dec. 2009, Vol. 50, No. 12, pp. 2807-2818.
- [6] 小淵幹, 西山勇, 大越匡, 米澤拓, 中澤仁, *MyFactor: ユーザの内面状態に寄与する因子情報の個人特性に適応的な分析*, *情報処理学会論文誌* Oct. 2017, Vol. 58, No. 10, pp. 1674-

- 1687.
- [7] A. M. Khan, Y.-K. Lee, S. Y. Lee, T.-S. Kim, “A Triaxial Accelerometer-Based Physical-Activity Recognition via Augmented-Signal Features and a Hierarchical Recognizer,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Sep. 2010, Vol. 14, No. 5 pp.1166-1172.
- [8] U. R. Archarya, K. P. Joseph, C. M. Lim, J. S. Suri, “Heart rate variability: a review,” *Medical and Biological Engineering and Computing*, Dec. 2006, Vol. 44, No.12, pp. 1031-1051.
- [9] J. Vicente, P. Laguna, A. Bartra, R. Bailón, “Drowsiness detection using heart rate variability,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, Jun. 2016, Vol. 54, No. 6, pp. 927-937.
- [10] 高津浩, 宗俊光, 小関修, 横山清, 渡辺典, 高田和, 心拍変動による精神的ストレスの評価についての検討, *電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌)* 2000, Vol. 120, No. 1, pp. 104-110.
- [11] W. Boucsein, *Electrodermal Activity*, Springer, 2 Feb. 2012, pp. 369-399.
- [12] F. G. Goble, *THE THIRD FORCE: The Psychology of Abraham Maslow*, Grossman Publishers, 1970, (F. G. Goble, 小口忠彦 (訳), 第三勢力・マズローの心理学, 産業能率大学出版部, 1972, pp.59-68)
- [13] 安藤至, 金銭的・非金銭的報酬とワークモチベーション, *日本労働研究雑誌* Jul. 2017, Vol. 59 No. 7, pp. 26-36.