

バイオフィードバックの要素を取り入れた学習支援ロボットの提案

日大生産工(院) ○岡本一輝 日大生産工 柳澤一機

1. 緒論

学習者の支援を行なう方法としてロボットを用いる方法が提案されている。相原らは教師型のロボットを用いることで、学習者が主体的に学習を行なう傾向があると述べている¹⁾。しかしながら、ロボットが教師として学習支援を行なう場合は課題や問題が限定されてしまうため、学習者のそれぞれの環境に対応できない。

また、現在は新型コロナウイルスの影響でリモート授業が行なわれることが多く、自宅や自宅など個人の環境で学習を行なう機会が増えており、内閣府が行なった調査ではコロナによるストレスを感じると回答した人が7割を超えている²⁾。

特に学習者においては、図1に示す適切なストレス状態を維持することでパフォーマンスが向上することを示すヤーキーズ・ドットソンの法則に基づいた学習を行なう必要がある³⁾。しかし、自身のストレス状態を適切に維持しながら学習するのは難しく、学習者自身の主観的な感覚で学習を行なうことで高ストレス状態を維持し続けてしまい過剰に疲れてしまう場合や、低ストレス状態を維持してしまうことでパフォーマンスが十分に発揮できない可能性が考えられる。そのため、客観的にストレスを評価し、適切なストレス状態を維持できるような学習支援を行なう方法が必要である。

適切なストレス状態を維持する方法として、生体情報を計測し、使用者にフィードバックすることで自身の状態を認識させるバイオフィードバック (BioFeedBack: 以降BFB) と呼ばれる方法がある。著者らは既にロボットの動作によってストレス状態のフィードバックを行なうBFBシステムを開発し、開発したBFBシステムを用いることでストレス軽減効果があることを確認した⁴⁾。生体情報から学習者のストレス状態を推定し、ヤーキーズ・ドットソンの法則に基づいたフィードバックを行なうことで、学習者が適切なストレス状態を持続し学習のパフォーマンスを向上させることができる可能性がある。

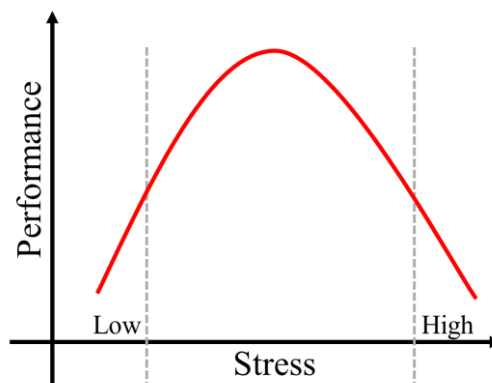


Fig.1 ヤーキーズ・ドットソンの法則

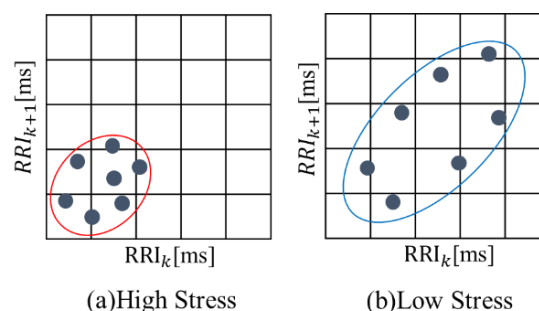


Fig.2 ローレンツプロットの面積

本研究では生体情報として心拍情報からストレス状態を推定し、その情報をもとにヤーキーズ・ドットソンの法則に基づいたフィードバックを行なうBFBの要素を取り入れた学習支援ロボットを提案する。

2. 心拍情報によるストレス評価

生体情報を計測する方法は脳波や皮膚電位信号など様々な方法が挙げられるが、今回は計測が容易である心拍情報に注目し、心臓が鼓動する間隔(R-R Interval: 以降RRI)より、ローレンツプロットの面積を用いてストレスの評価を行なった。

ローレンツプロットとは図2のように k 番目のRRIを横軸、 $k+1$ 番目のRRIを縦軸にプロットする方法である。RRIをプロットした全ての点を $y=x$ 軸および $y=-x$ 軸に投影し、プロットされた面積を楕円として考えることで、プロットされた面積 S を $y=x$ に対する標準偏差 σ_x

および $y = -x$ に対する標準偏差 σ_{-x} を用いて以下の(1)式で求められる。

$$S = \pi \times \sigma_x \times \sigma_{-x} \quad (1)$$

心拍数は自律神経の働きにより増減し、一般的に交感神経が働くと心拍数は上昇し、副交感神経が働くと心拍数は減少する。そのため、高ストレスを感じている状態である交感神経が働いている状態であるほどRRIは小さく、間隔が一定となるため、図2(a)に示すようにローレンツプロットの面積が小さくなる。反対に、低ストレス状態である副交感神経が働いている状態であるほどRRIが大きくなるため、図2(b)に示すように面積は大きくなる傾向がある⁵。

3. 開発したシステム

3.1 システムの概要

本研究で開発したシステムの概要図を図3に示す。

本システムはPolar社製のPolar H10を使用することでRRIを計測し、BLEを用いてRaspberry PiにRRIデータを送信する。

Raspberry Piとは手のひらサイズのシングルボードコンピュータであり、今回はPythonを用いて容易に開発ができることから採用した。

計測されたRRIデータを用いてRaspberry Pi上で60秒ごとにローレンツプロットの面積を算出し、ローレンツプロットの面積の最大値 LP_{max} 、最小値 LP_{min} および計測時での面積 LP を用いて、以下の(2)式よりローレンツプロットの面積を正規化した値を基にしたストレス評価指標 V を作成した。

$$V = 100 - \frac{LP - LP_{min}}{LP_{max} - LP_{min}} \quad (2)$$

(2)式を用いることでストレス状態を0から100の値で評価し、ストレス評価指標である V の値は高ストレス状態であるほど大きくなる。

Raspberry Pi上でストレス評価指標である V を算出した後、値に応じて高ストレス状態(70~100)、中ストレス状態(31~69)、低ストレス状態(0~30)の3段階に分け、数値に応じてロボットが使用者にフィードバックを行なう。

3.2 Uniboについて

本研究では、ユーザへのストレス状態のフィードバック方法として、人型コミュニケーションロボットであるUniboを用いた。Unibo

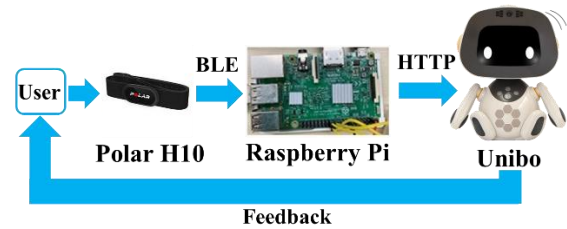


Fig.3 システムの概要図

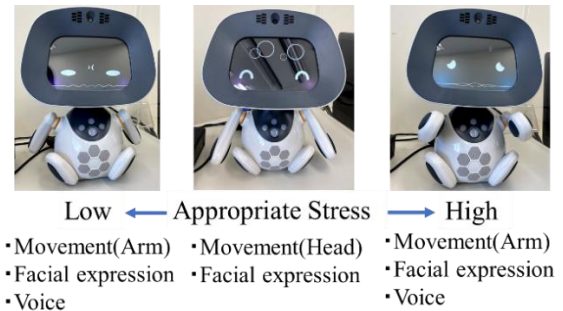


Fig.4 フィードバック方法

とは、ユニロボット株式会社が開発したコミュニケーションロボットであり、skillcreatorと呼ばれるツールを用いることであらかじめ用意されている表情、動作、音声などを用いることができる。

Uniboへデータを送信する方法は、skillcreatorに用いられているNode-REDを利用して行なっている。Node-REDとはNode.jsをベースとしたブラウザ上で動作する開発環境であり、ノードと呼ばれる機能を繋ぐことで一連の流れフローとして容易に確認することができる。

Node-REDにはWebSocketなど様々な通信方法が用意されているが、Raspberry PiからUniboに値を送信する方法として今回はhttp通信を用いた。

3.3 ロボットによるフィードバック方法

フィードバック方法を図4に示す。フィードバック方法は大きく分けて3種類あり、低ストレス状態、中ストレス状態、高ストレス状態を示す動作を用意した。また、Uniboによるフィードバックは頭部・腕部の動き、表情および音声により行なった。

今回は、特にパフォーマンスが低い状態である低ストレス状態および高ストレス状態において、音声によるフィードバックを行ない学習者に対し適切なストレス状態を維持させることで学習支援を行なう。

頭部・腕部の動きについては、動作する部位によって適切なストレス状態であることを分かりやすく示すため、頭部は中ストレス時のみ

上を向くように動作し、腕部は高ストレス状態においては前方へ、低ストレス状態では後ろへ動くように設定した。表情は高ストレス状態においては心配し、中ストレスでは笑顔、低ストレス状態では少し怒っているように感じられるものを選択した。

また、音声は高ストレス状態および低ストレス状態それぞれの場合において5種類用意し、フィードバックが必要な場合においてランダムで選択し発声するようにした。例として、低ストレス時は「えー、ちょっと眠くなってない?」「おーい、まさか寝てないよね?」といった少し怒っているような音声を用意し、高ストレス時は「疲れてきてるかも、いったん休

憩挟もう」「お疲れ気味みたいだね、少し休もう」といった心配するような音声を用意した。

頭部・腕部の動きおよび表情は1分に1回ストレス評価指標であるVが更新された際に反映する。また、音声による介入は連続して行われないよう5分に1回とし、その間である4分間は頭部・腕部の動きおよび表情によって高ストレス状態・低ストレス状態を表した。

4. 実験方法

本実験はパフォーマンスをストループ課題の正誤数および反応時間とし、本システムの使用前と使用後と比較することで効果の検証を行なう。

本実験は健常な20代男性4名を対象に行なった。本研究で開発したシステムの使用時間は60分間とし、その間はUniboの全体像が確認できる位置で修論や卒論の作成を行なってもらった。フィードバックありの場合においては、Uniboが高ストレス状態を示した際には休息をとるように教示した。また、フィードバックなしの場合でも本システムを用いたストレス状態の計測は行ない、Uniboは動作しないよう設定した。

また、今回はパフォーマンスの比較を行なうためストループ課題・逆ストループ課題を行なった。ストループ課題とは文字の意味と異なった色を用いて文字を表示し、文字の色を解答する課題であり、逆ストループ課題は文字の意味を解答する課題である。

今回行なったストループ課題の1例を図5に示す。色は赤・青・緑・黄の4色を使用し、表示される文字も同様の赤・青・緑・黄の4色を使用した。また、画面下に表示されているボタンを直接指でタッチすることで解答を行なった。例え

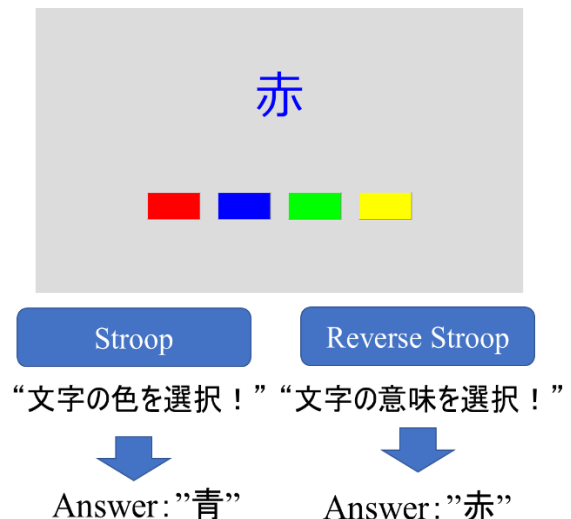


Fig.5 ストループ・逆ストループ課題

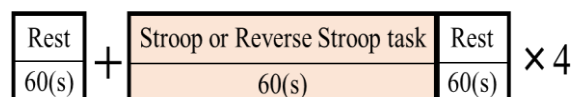


Fig.6 ストループ課題を用いた実験デザイン

ば、図6の場合、ストループ課題である場合は青を選択し、逆ストループ課題である場合は赤を選択する。

本研究で開発したシステムの使用前後に行なった実験デザインを図6に示す。

まず60秒間開眼状態で安静にしてもらい、その後ストループ課題を60秒間行なってもらう。

ストループ課題終了後再び60秒間開眼安静にしてもらい、同様に逆ストループ課題を60秒間行なった。以上の流れを2回繰り返し、合計540秒行なった。また、安静中は画面に表示されるマークを注視してもらった。

ストループおよび逆ストループ課題のどちらとして解答すべきなのかについては、課題開始直前画面上に“文字の色を選択!”もしくは“文字の意味を選択!”といった文章を提示した。また、1問につき1.5秒の解答時間を設け、60秒間に40問出題した。

以上の実験を実験参加者1名につきフィードバックありとフィードバックなしの場合それぞれ1回ずつ実施した。また、順序効果を考慮し、フィードバックあり・なしの順番は参加者ごとにランダムに設定した。

5. 実験結果

実験参加者4名中1名は計測不良であったため除外した。

実験参加者3名分において、本システム使用前後の反応時間の差を図7に示す。反応時間の差はストループ課題に回答するまでの時間を平均し、システム使用前後の差を算出することで求めた。そのため、値が減少しているほど反応時間が少なくなることを示し、開発したシステムを用いることでパフォーマンスが向上したことを意味する。

図7より、実験参加者3名すべての場合において、フィードバックありの場合の方が反応時間の減少幅が大きく、フィードバックを受けることでより反応時間が減少しパフォーマンスが向上していることがわかる。

また、本システム使用前後の誤解答数の差を図8に示す。誤解答数の差は反応時間の差と同様に、正答数においてシステム使用前後の差を算出することで求めた。図7と同様に値が減少しているほど誤解答数が減少したことを示す。

図8より、図7の場合と同様に実験参加者3名すべての場合においてフィードバックありの方が誤解答数が減少している傾向が見られた。

以上より、本研究で開発したシステムを使用することで、反応時間および誤解答数が減少する傾向が見られる。そのため、本システムを使用しヤーキーズ・ドットソンの法則に基づいたフィードバックを受けることで、パフォーマンスを向上させることができる可能性を示した。

6. 結論

本研究では、ヤーキーズ・ドットソンの法則に基づいて適切なストレス状態を維持できるようフィードバックを行ない、使用者のパフォーマンスを向上させる学習支援ロボットの提案を行なった。

実験の結果より、本研究で開発したシステムを用いて、ロボットによるヤーキーズ・ドットソンの法則に基づいたフィードバックを行なうことで、パフォーマンスを向上できる可能性を示すことができた。

参考文献

- 1) 相原昭博, エンゲージメントを引き出す学習支援ロボット, ロボットを活用した教育実践と可能性, Vol.46, pp.30-37(2019)

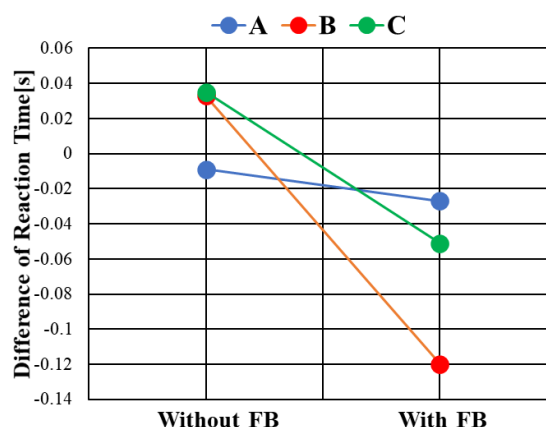


Fig.7 本システム使用前後の反応時間の差

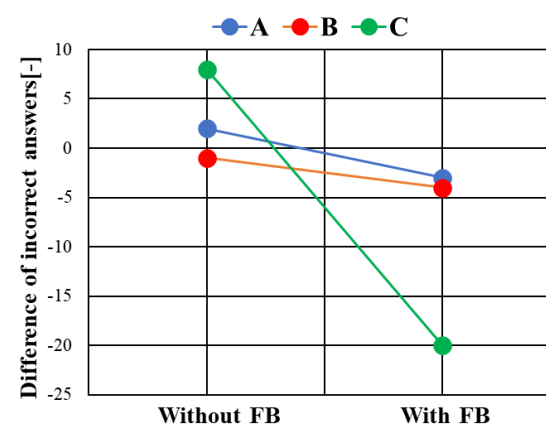


Fig.8 本システム使用前後の誤解答数の差

- 2) 日本産業カウンセラー協会, 新型コロナウイルスによる不安やストレスなどの心の問題に対処するために (2021), <https://www.counselor.or.jp/covid19/covid19column21fatigue/tabid/559/Default.aspx>, (参照2021-10-10)
- 3) Robert M. Yerkes, John D. Dodson, The relation of strength of stimulus to rapidity of habit-formation, Journal of Comparative Neurology and Psychology, Vol.18, No.5, pp.459-482(1908)
- 4) 岡本一輝, 柳澤一機, ヘルスケアのためのウェアラブルバイオフィードバックシステムの開発, 情報処理学会第 83 回全国大会, 1ZA-03, (2021)
- 5) 松本 他, 心拍揺らぎに精神的ストレス評価法に関する研究, ライフサポート, Vol. 22, No.3, pp.62-69 (2010)