

スマートリングによる指先生体情報を用いた プログラミング学習者の困惑状態検知

一色 夢香[†] 石川 昂樹[†] 寺田 憲司[†] 遠藤 雅樹[†] 大野 成義[†]

[†]職業能力開発総合大学校 電子情報専攻 情報通信ネットワークユニット 〒187-0035 東京都小平市小川西町 2-32-1

E-mail: [†] {b22305, b22302, k-terada, endou, ohno}@uitec.ac.jp

あらまし

近年、教育現場において個別支援の不足による学習意欲の低下が課題となっている。特に、プログラミング学習のような自律的かつ試行錯誤を要する分野では、学習者が過度な困惑に陥り学習を停滞させる前に、適切なタイミングで支援を行うことが極めて重要である。そこで本研究では、指の精密な生体センシングによる困惑状態の推定に着目し、スマートリングを用いた人の困惑深度推定を目的とする。提案するスマートリングは、人の動作を阻害せず、実作業中に違和感なく常時運用できる点が大きな利点である。指先における生体情報を活用した困惑推定手法は未だ確立されていないものの、装着部位である指先は、手首と比較して光電容積脈波法による計測におけるノイズの影響を受けにくいデータ取得が可能である。さらに指の動きの加速度も抽出する。本実験では、被験者にプログラミング課題を課しスマートリングによる計測を実施した。取得データから統計的特徴量を生成してデータセットを構築し、アンケートによる主観的な困惑度を正解ラベルとして分類検証を行った。その結果、被験者ごとの学習において困惑状態を推定できることが示唆された。

キーワード 感情, 機械学習, 生体センシング, 感情分類, 学習支援

1. はじめに

近年、学びの場において学習意欲の低下が深刻な課題として指摘されている[1]。特に個別支援が行き届いていない状況が散見され、こうした支援不足により、学習者が過度の困惑状態に陥り続けると、思考停止に陥り学習意欲が低下する恐れがあることが指摘されている。この問題に対処するため、困惑状態を適切に把握することは学習意欲の向上に極めて有効であると考えられている[2]。実際、困惑の解消は学習意欲を向上させる効果があり、また短期間の困惑状態は、意欲的に問題解決に取り組むための好機となり得ることも報告されている[3]。このような背景から、学習過程における個人の困惑状態を正確に推定し、適切なタイミングで支援を提供できる手法が求められている。プログラミング学習者が言語化できない「静かなつまずき」を生体情報等から可視化し、適切なタイミングで共感的なフィードバックを提供することは、試行錯誤のプロセスを前向きな体験へと変容させ、自律的な深い学びへと導くために極めて有効である。そこで本研究では、多種の生体センサが困惑推定に有効である[4]ことからスマートリングから取得可能なデータを用いて、プログラミング作業中の学習者の困惑度を推定することを目的とする。本研究においてスマートリングを測定デバイスとして選定した理由は、実験環境下における検証に留まらず、本研究の将来的な実用化及び社会実装において高い適合性を有しているためである。

2. 関連研究

Peter ら[5]は、大学生のコホートが長期間着用したスマートリングからの生理学的データを分析し、学業上の試験、就職活動のプレッシャーに関連する「周期的ストレス」を特定した。研究の結果、起床時心拍数と最大起床時心拍数の偏差を見ることで、ストレス期間を特定できることが分かった。これは、困惑推定が無菌的な実験室条件を必要とせず、日々の生理学的パターンの逸脱から推論可能であることを示唆している。

Visuri ら[6]はスマートリングとスマートフォンを用い、睡眠の質が日中の認知能力に与える影響を2ヶ月間にわたり調査した。覚醒度を測る能動的なテストである精神運動警戒課題に加え、スマートフォンのキーボード入力を「受動的な認知指標」として定義し、分析した。結果として、単なる睡眠時間だけでなく、睡眠潜時、夜間の心拍といった特定の質的指標を分析することで、日常的なタイピング動作から認知機能の変動を推定できる可能性を示し、スマートリングから得られるデータセットによって認知認識型システムの実現性を裏付けた。

南部ら[7]は感情ラベル付きデータがない新規ユーザーに対し、日常行動の生体信号から個人特性を抽出し、パーソナライズされた感情認識モデルを構築するメタ学習手法を提案した。Leave-One-Out Cross Validation を適用することで、追加のラベル収集コストなしに、従来の教師あり学習を上回る精度を達成した。ただし、提案手法は従来手法を上回ったものの、4クラス分類

の平均正解率は 41.5%程度であり，実用レベルとしては認識精度のさらなる向上が求められている。

工藤ら[8]は，接客現場での表情モニタリングに向け，プライバシーの課題があるカメラを使用せず，心拍・GSR・体温・筋電の 4 種の生体情報を取得するウェアラブルデバイスを開発した。ニューラルネットワークを用いた評価では，複数センサの併用が単独使用より有効であることが示され，試作機において目標に近い 65.69%の感情推定精度を達成した。ただし，デバイスに課題が残る。試作デバイスではセンサと処理部をつなぐ配線がノイズの原因となっている可能性を指摘している。精度の高い信号を取得するためには，配線を短くする工夫や，センサと信号処理部を物理的により近づけるようなデバイス設計の改良が必要であるとしている。また，現在の試作機での精度は 65.69%であり，接客現場で必要とされる目標精度 70%には到達していない。

以上，スマートリングは個人の困惑推定を実現するデバイスとして十分に期待できるデバイスである。

3. 提案手法

3.1. 概要

本研究では，プログラミング作業中の学習者の困惑状態を推定するため，スマートリング (SOXAI RING 1.1[9])を用いた機械学習による推定システムを提案する。本システムは，学習者の指に装着したデバイスから生体情報及び挙動データを取得し，機械学習モデルを用いて困惑深度を推定するものである。システムの全体像を図 1 に示す。処理の流れは以下の通りである。

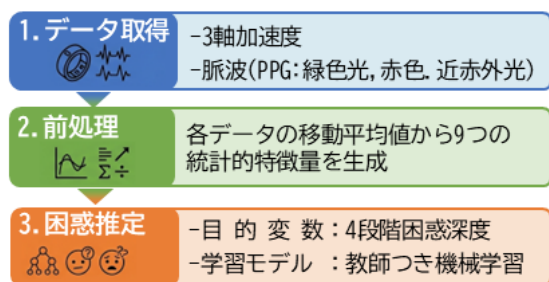


図 1 システム全体像

3.2. スマートリング

3.2.1. 機能

スマートリングは指に装着するデバイスである。指輪と同じく径別にデバイスが揃っており，密着性の高い装着が可能となる。本研究で利用するスマートリングは 3 軸方向の加速度及び，Photo-plethysmography (PPG) による脈波測定が可能である。

手指の動態を計測するグローブ型センサ等は，その物理的形狀から教育現場やリモートワーク環境におけ

る常時装着が困難であり，被験者の自然な活動を阻害する心理的・身体的負荷が課題である。これに対し，指輪型デバイスのスマートリングは装着負荷が極めて低く，日常生活における連続計測に適している。



図 2 スマートリング

3.2.2. Photo-plethysmography(PPG)

PPG は皮膚表面から脈拍計測を可能とする非侵襲の生理学的計測光学技術[10]である。血液中の酸素化ヘモグロビンは 550nm 付近の光に対して強い吸収特性を持つ。測定では主に LED を利用し，緑色光 537nm, 赤色光 660nm 及び近赤外光 880nm を利用する。

緑色光は特に含まれるヘモグロビンが緑色の光を吸収する特性に着目し，血管の収縮と拡張に伴う皮膚表面の反射光の微小な輝度変化を捉えることで，脈波信号の抽出が可能である。赤色光と近赤外光は両光を比較してヘモグロビンによる吸収のバランスが良く，脈動に伴う容積変化を感度良く計測する。

一方で PPG センサはモーションアーチファクトと呼ばれる体動による乱れや歪みの影響が発生するため，装着時には体動の影響が出にくい箇所に設置する必要がある。よって，スマートリングは手首にベルト装着する時計タイプに比べ密着性が高い。

3.3. 特徴量

本システムでは，スマートリングから取得した脈波と加速度に対し，ウィンドウ処理を用いた統計的特徴量の算出を行い，機械学習モデルの入力とする。

時刻 t における取得データセットを M_t と定義する。 M_t は以下の 6 種類のローデータから構成される(式 1)。

$$M_t = \{axis_x, axis_y, axis_z, led_G, led_R, led_IR\} \text{(式 1)}$$

ここで，各変数の定義は以下の通りである。

$axis_x_t$: 時間 t における加速度 X 軸[m²/s]

$axis_y_t$: 時間 t における加速度 Y 軸[m²/s]

$axis_z_t$: 時間 t における加速度 Z 軸[m²/s]

led_G_t : 時間 t における緑色光センサの電流値[A]

led_R_t : 時間 t における赤色光センサの電流値[A]

led_IR_t : 時間 t における近赤外光センサの電流値[A]

続いて、瞬時値だけでは捉えきれない挙動特性を反映させるため、ウィンドウサイズ w ごとのデータセット E_s を構築する(式 2).

$$E_s = \{M_t, M_{t-1}, \dots, M_{t-(w-1)}\} \quad (\text{式 2})$$

データセット E_s に対し、各センサ値の時系列的な変動特性を表す統計的特徴量セット F_d を算出する(式 3).

$$F_d = \{F_{ma}, F_{mi}, F_{me}, F_{mo}, F_{md}, F_{va}, F_{st}, F_{ku}, F_{sk}\} \quad (\text{式 3})$$

算出する統計量は以下の通りである.

F_{ma} : E_s の最大値

F_{mi} : E_s の最小値

F_{me} : E_s の平均値

F_{mo} : E_s の最頻値

F_{md} : E_s の中央値

F_{va} : E_s の分散

F_{st} : E_s の標準偏差

F_{ku} : E_s の尖度

F_{sk} : E_s の歪度

これらの統計量を各センサ軸 (加速度 3 軸, 光学 3 種) ごとに算出し、最終的な特徴量として構築する. これを機械学習モデルに入力することで、分類結果を得る (式 4).

$$P_e = M_{RF}(M_t, F_d) \quad (\text{式 4})$$

P_e : 分類結果

M_{RF} : 教師付き機械学習

3.4. 教師付き機械学習

本研究における教師付き機械学習は Random Forest(RF)[11]を適用する. RF は、決定木を基底学習器として構築するアンサンブル学習アルゴリズムであり、異種混合的なデータセットに対しても高い汎化性能を発揮する. 本手法の特筆すべき利点の一つは、単位系や数値尺度が大きく異なる複数のセンサ値を、事前の正規化や標準化処理を施すことなく直接入力として扱える点にある. これは、決定木のノード分割が各特徴量の単調増加関数に対して不変であるという性質に起因しており、異なる物理量間の絶対的な数値差が予測精度を阻害しないため、複雑なマルチセンサーデータの統合解析において有効な特性となっている.

また、各センサ値が不純度の減少に寄与した度合いを定量化する「特徴量の重要度」を算出することで、多次元的な情報の中でどの変数が重要であるかを客観的に評価することが可能である. したがって、ノイズを含む多種多様な時系列センサデータが混在する実環

境の解析においても、本手法は高い解釈性とロバストネスを同時に提供する強力な解析枠組みといえる.

3.5. 評価方法

機械学習のモデル評価指標は F 値 (F-score) を適用する. F 値は混同行列から求めることができる「適合率 (Precision)」と「再現率 (Recall)」のバランスを評価するための重要な指標である. 特にデータセットのクラスに偏りがある場合や、誤検出と見逃しの両方を考慮したい場合に利用する. 混同行列とは機械学習の分類において、学習モデルの分類結果と実際の正解値を対照させた表のことである. モデルが「どのクラスをどの程度正しく予測できたか」、あるいは「どのクラスと間違えやすいのか」を評価するための指標である. 例えば二値分類 (Positive / Negative) の場合、行に実際の正解クラス、列に予測クラスを配置する(表 1).

表 1 混同行列

		予測	
		Positive	Negative
実際	Positive	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	Negative	FP (False Positive)	TN (True Negative)

混同行列を構成する 4 つの要素は、以下の通りである.

- TP (True Positive): 実際も正で、予測も正
- TN (True Negative): 実際も負で、予測も負
- FP (False Positive): 実際は負だが、予測は正
- FN (False Negative): 実際は正だが、予測は負

これら 4 つの要素を利用した Precision はモデルが「正 (Positive)」と予測したもののうち、実際に正であったものの割合である. すなわち、「予測の正確さ」に焦点を当てた指標である(式 5).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (\text{式 5})$$

Recall は、実際に「正」であるもののうち、モデルが正しく正と予測できたものの割合である. すなわち、「見逃しの少なさ」に焦点を当てた指標である(式 6).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{式 6})$$

F-score は Precision と Recall により求めることができる. 適合率と再現率はトレードオフの関係にある. これら 2 つの指標を統合し、一つの値でモデルの性能を評価する指標が F 値である(式 7).

$$F\text{-score} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (\text{式 7})$$

4. 実験

4.1. データ収集方法

本実験では、スマートリングによりプログラミング作業中における学習者の3軸方向の加速度及び、PPGによる脈波を収集した。18歳から23歳の大学生4名が参加した。C言語によるプログラミング課題を実施した。課題内容は事前に履修したことがあるものに限定した。スマートリングは被験者の両手人差し指に装着し、「3.3. 特徴量」に示すローデータを取得した。ローデータの総数は442,025となった。

本研究は、職業能力開発総合大学校倫理審査委員会の承認を受けた。

4.2. 実験環境

実験は、学習者が普段通りにプログラミング作業が行えるデスク環境にて課題、コードエディタ、配布資料を提示し、実施した。被験者はPCに向かい、キーボード及びマウス操作によって課題に取り組んだ。実験中の様子を図3に示す。被験者の両手人差し指にはスマートリングが装着されており、作業の邪魔にならない状態で加速度及び脈波の常時測定が行われた。

データ収集には、SOXAI社から提供されたAndroid端末向け専用アプリケーション「SET_RAW」を使用した。本アプリは、スマートリングとBluetooth Low Energy(BLE)を介して接続される。



図3 実験環境

式4に示す分類結果 P_e は困惑深度アンケートにより取得する。本研究における困惑は教育心理学における「発達の最近接領域(ZPD)」の範囲[12]を採用した。ZPDは学習支援の最適化において、学習者が独力では解決に至らないものの、教育的介入によって達成可能となる心理領域を指す。ZPDを通過する学習過程は「自動化」、「自己による支援」、「有能な他者による支援」の段階があるとされている。そこで、本研究では困惑深度アンケートの評価基準を表2のようにまとめた。本実験では、この主観評価に基づいてデータへのラベル付けを行った。なお、ボタン「0」は課題の開始・終了のトリガー及び「困惑が終わった」状態を示すものとして使用した。

表2 困惑深度の評価基準

困惑深度	評価基準
0	困惑がおわった
1	手が止まり、思い出そうとする状態
2	配布資料や教材で調べる状態
3	他者に質問する状態

4.3. 実験手順

実験は以下の手順で実施した。

1. 両手人差し指にスマートリングを装着
2. データ収集用のスマートフォンアプリケーションにてデータ取得開始ボタンを押し、リングからのセンサデータ受信を開始
3. 被験者はPC上に表示された困惑深度アンケート画面の「困惑深度0」ボタンを押し、2問のC言語のプログラミング課題を開始
4. 被験者はプログラミング作業中、自身の状態に合わせてアンケート画面のボタンを押下し、困惑状態を記録
5. 課題が終了した時点で被験者は再度PC上の困惑深度アンケート画面の「困惑深度0」ボタンを押し、実験を終了

4.4. 結果

「3.3. 特徴量」に示す特徴量を説明変数とし、表2に示す困惑深度を記録したアンケート結果を目的変数とする教師付き機械学習による困惑推定モデルを構築した。機械学習はRFで被験者全員の両手、左手、右手の分類評価を表3から表5に、混同行列を図4から図6に、特徴量重要度を図7から図9に示す。

表3 被験者全員の両手の分類評価

困惑深度	適合率	再現率	F値
0	0.95	0.99	0.97
1	0.89	0.99	0.94
2	1.00	0.96	0.98
3	0.87	1.00	0.93
平均値	0.92	0.98	0.95

表4 被験者全員の右手の分類評価

困惑深度	適合率	再現率	F値
0	0.84	0.84	0.84
1	0.53	0.95	0.68
2	0.98	0.81	0.89
3	0.97	1.00	0.98
平均値	0.78	0.87	0.80

表5 被験者全員の左手の分類評価

困惑深度	適合率	再現率	F値
0	0.92	0.90	0.91
1	0.84	0.98	0.90
2	0.99	0.93	0.96
3	0.65	1.00	0.79
平均値	0.92	0.94	0.92

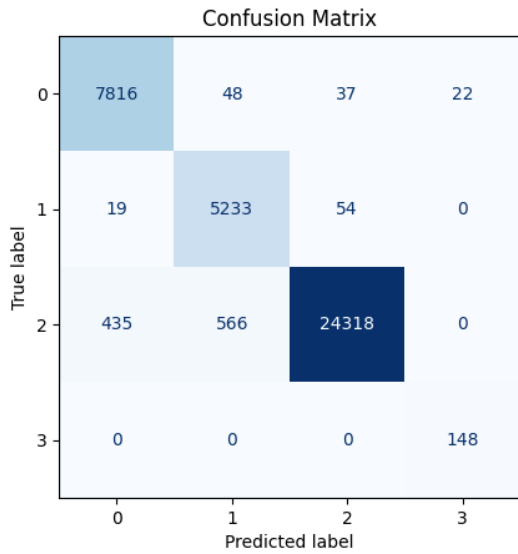


図 4 被験者全員の両手による困惑推定の混同行列

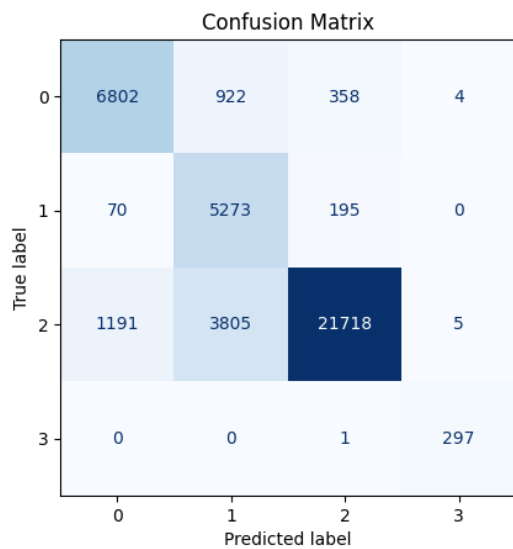


図 5 被験者全員の右手による困惑推定の混同行列

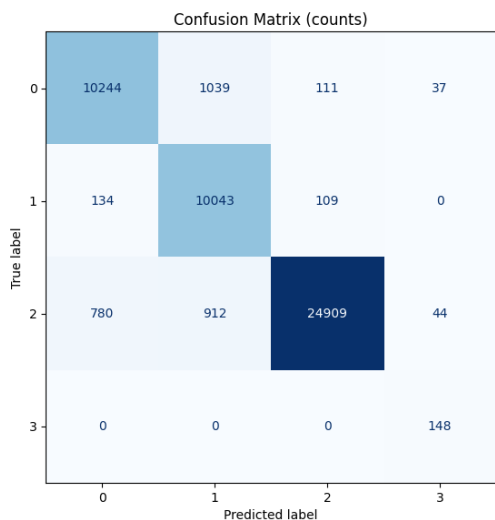


図 6 被験者全員の左手による困惑推定の混同行列

No	特徴量	重要度
1	左の近赤外光	0.054371
2	左の近赤外光 F_{mo}	0.050514
3	左の近赤外光 F_{me}	0.047232
4	左の近赤外光 F_{ma}	0.046353
5	左の近赤外光 F_{md}	0.040396
6	左の近赤外光 F_{mi}	0.038748
7	左の赤色光 F_{me}	0.033214
8	左の赤色光 F_{mi}	0.03173
9	左の緑色光 F_{mi}	0.031525
10	左の赤色光 F_{md}	0.030337
11	右の近赤外光 F_{ma}	0.030187
12	左の赤色光 F_{ma}	0.030124
13	右の近赤外光 F_{md}	0.030017
14	左の緑色光 F_{ma}	0.028868
15	左の赤色光 F_{mo}	0.0285
16	左の赤色光	0.027677
17	左の緑色光 F_{me}	0.026673
18	左の緑色光	0.026574
19	右の緑色光 F_{md}	0.026078
20	右の緑色光 F_{mo}	0.026027
21	右の近赤外光 F_{me}	0.025304
22	右の近赤外光	0.019668
23	右の近赤外光 F_{mo}	0.019135
24	右の近赤外光 F_{mi}	0.018857
25	右の赤色光	0.015818
26	右の赤色光 F_{ma}	0.015548
27	右の赤色光 F_{mi}	0.012732
28	右の緑色光 F_{ma}	0.011516
29	右の緑色光 F_{mi}	0.011038
30	右の緑色光 F_{mo}	0.010686
31	右の赤色光 F_{me}	0.01067
32	右の緑色光	0.010011
33	右の緑色光 F_{md}	0.009767
34	右の赤色光 F_{mo}	0.008927
35	右の赤色光 F_{md}	0.008905
36	右の緑色光 F_{me}	0.008266
37	左の加速度Y軸 F_{md}	0.006756

図 7 被験者全員の両手による困惑推定の
特徴量重要度

No	特徴量	重要度
1	近赤外光 F_{mi}	0.084062
2	近赤外光 F_{ma}	0.075843
3	近赤外光 F_{mo}	0.072018
4	近赤外光	0.069049
5	近赤外光 F_{md}	0.055123
6	近赤外光 F_{me}	0.05084
7	赤色光 F_{mo}	0.041553
8	赤色光	0.040982
9	赤色光 F_{mi}	0.039904
10	赤色光 F_{me}	0.037683
11	赤色光 F_{md}	0.034586
12	赤色光 F_{ma}	0.034258
13	緑色光 F_{md}	0.031771
14	緑色光 F_{mi}	0.030349
15	緑色光 F_{me}	0.029167
16	緑色光	0.027938
17	緑色光 F_{ma}	0.027336
18	緑色光 F_{mo}	0.026078
19	加速度X軸 F_{mi}	0.018367
20	加速度Y軸 F_{me}	0.01749
21	加速度X軸 F_{me}	0.016915
22	加速度X軸 F_{mo}	0.01595
23	加速度X軸 F_{md}	0.015387
24	加速度Y軸 F_{md}	0.012301
25	加速度Y軸 F_{mo}	0.012113
26	加速度Z軸 F_{ma}	0.01072
27	加速度Y軸 F_{mi}	0.009707
28	加速度X軸 F_{ma}	0.009646
29	加速度Z軸 F_{md}	0.007914
30	加速度X軸	0.006987
31	加速度Y軸	0.005733
32	加速度Y軸 F_{ma}	0.005567
33	加速度Z軸 F_{me}	0.005262
34	加速度Z軸 F_{mo}	0.004423
35	加速度Z軸 F_{mi}	0.00348
36	加速度Z軸	0.002231
37	加速度X軸 F_{st}	0.001788

図8 被験者全員の右手による困惑推定の特徴量重要度

No	特徴量	重要度
1	近赤外光 F_{ma}	0.080536
2	近赤外光 F_{md}	0.07546
3	近赤外光 F_{mo}	0.064404
4	近赤外光	0.058334
5	近赤外光 F_{mi}	0.057385
6	近赤外光 F_{me}	0.05601
7	赤色光 F_{me}	0.050272
8	赤色光 F_{mo}	0.048556
9	赤色光	0.046071
10	赤色光 F_{ma}	0.044977
11	赤色光 F_{md}	0.044847
12	緑色光 F_{mi}	0.043991
13	赤色光 F_{mi}	0.043883
14	緑色光 F_{md}	0.04352
15	緑色光 F_{mo}	0.038721
16	緑色光 F_{me}	0.038317
17	緑色光	0.03635
18	緑色光 F_{ma}	0.035551
19	加速度Y軸 F_{ma}	0.010343
20	加速度Y軸 F_{md}	0.008073
21	加速度Y軸 F_{me}	0.007265
22	加速度Y軸 F_{mo}	0.006491
23	加速度Y軸 F_{mi}	0.005962
24	加速度X軸 F_{md}	0.005474
25	加速度X軸 F_{me}	0.005469
26	加速度Y軸	0.005128
27	加速度X軸 F_{ma}	0.004731
28	加速度X軸 F_{mi}	0.004571
29	加速度X軸 F_{mo}	0.004448
30	加速度X軸	0.003658
31	加速度Z軸 F_{ma}	0.002961
32	加速度Z軸 F_{me}	0.002821
33	加速度Z軸 F_{md}	0.002566
34	加速度Z軸 F_{mo}	0.002181
35	加速度Z軸 F_{mi}	0.002142
36	加速度X軸 F_{va}	0.001622
37	加速度Z軸 F_{st}	0.001193

図9 被験者全員の左手による困惑推定の特徴量重要度

5. 考察

本研究では、スマートリングから取得される生体情報に基づいたプログラミング学習者の困惑深度推定モデルを構築し、その有効性を検証した。実験の結果、表 3 及び図 4 より各困惑深度の平均 F 値は 0.95 という高い推定精度を記録した。特筆すべきは、従来の困惑の有無に留まらず、0 から 3 までの 4 段階におよぶ「困惑深度」の識別において高精度を達成した点である。この多段階評価の実現は、学習者の「つまずき」の度合いを客観的に定量化することを可能にし、指導者が介入の緊急性や優先度を判断するための科学的根拠を提供する点で、極めて高い学術的・実用的意義を有する。

デバイス装着部位の左右比較分析の結果、表 4、表 5 図 5 及び図 6 より右手に比べて左手の分類精度が一貫して高い、あるいはクラスごとの精度のバランスが良い傾向が確認された。プログラミング作業等の PC 操作において、右手はマウス操作やテンキー入力などで頻繁に使用されるため、微細な筋電位や、把持動作に伴う血流変化がノイズとして機能している可能性が示唆される。一方で、左手はホームポジションから大きく動く頻度が比較的少なく、ノイズの影響が低減されたことで、心理的な困惑状態由来の生体信号をより純粋に捉えられていると考えられる。この発見から、マウス操作を伴う PC 作業においては、マウス操作を行わない手へのデバイス装着が、心理状態をより正確に反映する可能性を見出した。

図 7、図 8、図 9 の結果より、本研究の独創的な点は、緑色・赤色・近赤外線 の 3 波長を用いた PPG 測定を統合し、これを困惑深度識別の鍵として確立した点にある。特徴量重要度の分析により、深部の組織情報や酸素飽和度を反映する赤色・近赤外光が推定に大きく寄与していることが明らかとなった。赤色や近赤外光は生体組織の深部まで到達するため、表面的な心拍変動だけでなく、集中やストレスに伴う深層の血流動態の変化を捉えている可能性が高い。また、表層の血流を捉える緑色光の検出は、加速度値の変位よりも寄与度の高い特徴量として分析されており、脈波は指の動きよりも有意であることが示された。この多角的なデータ統合こそが、従来の単一波長センサでは到達し得なかった高精度な感情推定を実現しているポイントである。また、加速度値については、本研究における重要度は PPG に劣るものの、学習者が作業中か否かといった実作業の状態を推察する上では有益な情報であるため、引き続きマルチモーダルな要素として利用する価値がある。

本手法を用いて学習者の困惑深度を教員に可視化し提示することで、学習意欲の向上につながる質の高い

教育環境の提供が可能となる。今回の結果は、オンライン作業のみならず、対面授業においても、静かな環境下で講師が各生徒の状態を把握し、適切なタイミングで個別の声掛けを行う「適応型学習支援システム」への応用が期待できる。学習者が言語化できない「つまずき」をリアルタイムで可視化できる点に、本研究の社会的意義がある。以上の結果から、本研究の成果は、日常生活に馴染むスマートリングという形態でありながら、専用の医療機器や大型装置に匹敵する精度で人間の心理状態を可視化できるという、高い社会的・技術的優位性を示していると結論付ける。

6. おわりに

本研究では、スマートリングを用いたプログラミング学習時の困惑推定手法を提案し、RF により F 値 0.95 超の高精度を達成した。特徴量分析の結果、加速度よりも脈波情報の寄与が高く、動作が静止していても内面的な困惑を検知可能であることが明らかになった。また、片手装着でも実用上十分な精度が得られることを確認した。最終的に、本技術は学習者が安心して試行錯誤を繰り返し、自律的な深い学びへと到達するための強力な支援手法となることが期待される。

7. 謝辞

本研究を進めるにあたり、スマートリングのファームウェアの変更にご協力いただいた株式会社 SOXAI 様に深く感謝の意を表する。

参考文献

- [1] ベネッセ教育総合研究所, “子どもの生活と学びに関する親子調査 2023”. <https://issnews.iss.u-tokyo.ac.jp/3a1f33158fc1c43f511ea673eac7410f637a8c7e.pdf> 最終アクセス 2025/8/29.
- [2] A. Arguel, L. Lockyer, G. Kennedy, J. M. Lodge and M. Pachman, “Seeking Optimal Confusion: A Review on Epistemic Emotion Management in Interactive Digital Learning Environments”, *Interactive Learning Environments*, vol. 27, no. 2, pp. 200-210, 2019.
- [3] M. Kapur, “Productive Failure”, *Cognition and Instruction*, vol. 26, no. 3, pp. 379-424, 2008.
- [4] K. Kurata, A. Tsuji and K. Fujinami, “Uh-Huh Duck: Self-Problem-Solving Support During Programming Through Interaction with a Doll Duck”, *Proc. of IEEE GCCE*, pp. 676-677, 2024.
- [5] P. Neigel, A. Vargo, B. Tag and K. Kise, “Unobtrusive Stress Detection Using Wearables: Application and Challenges in a University Setting”, *Frontiers in Computer Science*, vol. 7, 1575404, 2025.
- [6] A. Visuri, H. Koskimäki, N. van Berkel, A. Alorwu, E. Peltonen, S. Abdullah and S. Hosio, “Cognitive Performance Measurements and the Impact of Sleep Quality Using Wearable and Mobile Sensors”, *arXiv preprint arXiv:2501.15583*, 2025.
- [7] 南部優太, 幸島匡宏, 岩田具治, 片岡春乃, 望月

理香, 山本隆二, “日常生活時の生体信号を用いたパーソナライズされた感情認識モデルの学習”, 第 38 回人工知能学会全国大会論文集 2024.

- [8] 工藤悠佑, 高松誠一, 伊藤寿浩, “接客現場における感情推定のためのマルチモーダルウェアラブルデバイスの研究”, 第 36 回エレクトロニクス実装学術講演大会 2022.
- [9] SOXAI, “SOXAI RING 1”, <https://soxai.co.jp/products/soxai-ring-2> (2025 年 7 月 1 日アクセス).
- [10] 中嶋一喜, 江田英雄, “指尖脈波のみから計算した PTT の検証”, 生体医工学 2024.
- [11] L. Breiman, “Random Forests”, *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, 2001.
- [12] L. Cai, M. M. Msafiri and D. Kangwa, “Exploring the Impact of Integrating AI Tools in Higher Education Using the Zone of Proximal Development”, *Education and Information Technologies*, vol. 30, no. 6, pp. 7191-7264, 2025.
- [13] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall and W. P. Kegelmeyer, “SMOTE: Synthetic Minority Over-Sampling Technique”, *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 16, pp. 321-357, 2002.