**A wearable exam stress dataset for predicting cognitive performance in real world settings 1.0.0  
解析レポート**

**課題 (一部抜粋)：**

現在、●●製薬ではデジタルバイオマーカー（dBM）の活用に取り組んでおります。患者さんの客観的、継続的な生理学的データを収集し、解析することで、薬剤の治療に対する臨床的な結果を可視化できることが期待されています。またデータの解析を通じて、疾患をより深く理解することに加え、疾患の予防、超早期診断、予後のQOL向上に対しても新しい価値を提供することを目指しています。

以上の取り組みを踏まえて、PysioNetの公開中のウェアラブルデバイスデータから一つ以上を選択し、上記課題に対してどのように活用できるか、分析方針を述べてください。実際のデータを用いて簡易的な検討結果を示しても構いません。

課題実施に必要なデータはPysioNetのウェアラブルデバイスデータから選択してください。

**選択したデータセット・概要：**

A Wearable Exam Stress Dataset for Predicting Cognitive Performance in Real-World Settings

empeticaが販売しており、FDAによる承認も受けているE4リストバンドを用いたデータセット。試験会場に来た学生10人に装着させ、彼らの皮膚コンダクタンス、心拍、体温や動作を測定した。Midtermテストが２回、Finalテストが1回の、合計3回の試験で各データを測定した。

**データセット内容の詳細：**

ACC (accelerometer data):

3軸加速度センサーから得られたデータが格納されている。加速度センサは、-2 Gから+2 Gまでの範囲で加速度を測定するように設定されている。このファイルでの単位は1/64 Gである。x 軸、y 軸、z 軸のデータはそれぞれ 1 列目、2 列目、3 列目にある。

BVP (blood volume pulse):

photoplethysmography (光電脈波) のデータが格納されている。この手法では、人間の皮膚に光を当て、血流のために生じる反射光の強さの変化を観測している。1

EDA (electrodermal activity):

皮膚の電気活動のセンターデータが格納されている。EDAは、汗腺の活動に対する神経の調整機能への影響を表す、関節的な測定値である。小さな電流に対する皮膚の抵抗値の変化、または皮膚に異なる部位の間での電位差として測定される。2

HR (heart rate):

BVP信号から抽出した平均心拍数が格納されている。1行目はセッションの開始時刻で、unixタイムスタンプで表現されている。2行目はサンプルレート（単位：Hz）。

IBI (inter beat interval):

BVP信号から抽出した個々の心拍間の時間が格納されている。第1列は、測定開始時刻を基準とし、検出された心拍の間隔の時間を秒単位で表したものである。第2列は、検出された心拍間の継続時間を秒単位で表したものである。

tags:

各行はデバイスの物理的なボタン押下に対応し、ステータスLEDが最初に点灯したのと同じ時間が格納されている。時刻はUTCのunixタイムスタンプで表され、該当セッションの関連データファイルで示されたセッションの初期時刻と同期している。

TEMP (skin surface temperature):

温度センターのデータが格納されている。摂氏で表示している。

StudentGrades.txt

Midterm1/2, Finalの3回のテストについて、S1-S10の10人それぞれの得点が記されている。尚、Midtermテストはそれぞれ1.5時間、Finalテストは3時間かけて行われた。

**想定する課題・その課題に対するデータの活用方法：**

一般に、ストレスによるパフォーマンスの低下は多くのヒトにとって問題である。今まで、人工的な刺激により生じるストレスの研究は多く為されているが、一方で実社会でのストレスにより生じるデータはあまり公開されていなかった。そのため本分析によって、より現実的にストレスが人体に与える影響を知ることができれば、社会的なストレス下で自身の身体的・精神的な状況を知り、そのストレスに対処する方法を提供する一助となるだろう。また、ある疾患の患者が、今回の分析対象であるストレス状況下のヒトと似た表現型を示せば、疾患の治療にも役立つ知見を得ることができる可能性がある。

**分析方針：**

ストレスの状態を表すと考えられる変数を用いて、UMAPによる次元削減を行う。その後k-meansクラスタリングによってクラスターごとに分け、最後に点数によってアノテーションすることで、ストレス状態とFinalテストの得点との関係を明らかにする。

詳細に分析の方針を述べる。以下に記す変数を用いる。尚、BVP, HR, IBIは似た意味を持つと考えられるため、今回は最も有名だと思われるHRのみを用いる。ACC, EDA, HR, TEMPそれぞれから以下の値を用いる。

・ACC: x, y, zそれぞれについて、最大値、最小値、平均値、標準偏差、中央値を用いる。

・EDA: 最大値、最小値、平均値、標準偏差、中央値を用いる。

・HR: 最大値、最小値、平均値、標準偏差、中央値を用いる。

・TEMP: 最大値、最小値、平均値、標準偏差、中央値を用いる。

以上の変数を、生徒のID (S1 – S10)ごとにデータフレームに格納する。尚、ACC(x, y, z)すべての最大値、最小値がどの生徒でも同じであったため、このデータは次元削減以下の解析に使用していない。欠損値の無いことを確認し、UMAPによる次元削減を行う。n\_neighborsの値を2, 4, 6で振り分け、まずはこの値が2の場合について、k-meansクラスタリングを行う。エルボープロットを作成し、最適であると考えられるクラスター数を決定する。得られた最適なクラスター数を指定してk-meansクラスタリングを行う。この際、各クラスターの特徴を知るために、ACC(x, y, z), EDA, HR, TEMPそれぞれについて、平均値の箱ひげ図を作成する。このクラスタリングを評価するため、クラスタリングによって得られた二次元散布図の10個のプロットに、生徒のIDとFinal\_testの点数をラベリングし、クラスターごとに得点の分布が異なっているかを確認する。

**結果：**

UMAPによる次元削減とn\_neighbors = 2の場合のクラスター数の決定

図1a - cは、UMAPクラスタリングの結果を、n\_neighborsの値(2, 4, 6)ごとに二次元の散布図に示したものである。n\_neighborsが2である時、各プロットがはっきり3 – 4群に分かれているように見えた。そこで、この場合においてk-meansクラスタリングを行った。その前に、エルボープロットを作成し、クラスターの個数を確認した。図1dはその結果である。図1dから、クラスター数を3とするのが適切であると予想された。

n\_neighbors = 2でのクラスタリング

クラスター数を3としてk-meansクラスタリングを行ったところ、はっきりと3つのクラスターに分かれていることが読み取れた(図2a)。表1に、クラスターに分類された生徒のIDを示した。各クラスターについて、Finalテストの得点の分布を箱ひげ図を用いて表した(図2b)。クラスター0, 1については、クラスター内で得点の範囲が大きいが、図2bから、大まかにクラスター2, 0, 1の順で得点が下がっているように見える。ここで、各クラスターのACC(x, y, z), EDA, HR, TEMPの平均値の箱ひげ図を作成した(図2c - h)。クラスター0ではEDA, TEMPの値が大きかった一方で、クラスター1では、ACCの値がx, y, z全ての軸で大きかったことが読み取れた。

一般に、UMAPにおけるn\_neighborsの値が大きいほど大域的なデータの分布を反映し、逆に値が小さいほど局所的なデータの分布を反映することが知られている3。よりよい次元削減の条件を探るため、n\_neighbors = 4, 6についても分析を行った。

表1: n\_neighbors = 2での各生徒のクラスターへの所属

|  |  |
| --- | --- |
| クラスター | 生徒 |
| 0 | S2, S4, S5, S8, S9 |
| 1 | S1, S7, S10 |
| 2 | S3, S6 |

n\_neighbors = 4でのクラスタリング

次に、n\_neighbors = 4としてUMAPの次元削減を行い、n\_neighbors = 2の場合と同様にして、クラスタリングを行った。今回の分析では、すべての場合でクラスター数を3としてクラスタリングを行った。その後散布図の各プロットのラベリングを行い、クラスターごとの得点や、ACC(x, y, z), EDA, HR, TEMPの平均値の箱ひげ図を作成した(図3a - h)。表2に、クラスターに分類された生徒のIDを示した。図2aと図3を比較すると、散布図の様相は一見して異なるが、表1と2を比較すると、n\_neighborsが2, 4である場合は、同様の傾向で次元削減、クラスタリングを行っていることが読み取れた。このことは、図2c – hと図3c – hを比較した時に、クラスター0のEDA, TEMPの平均値が比較的高く、クラスター1の各ACCの平均値が比較的高いことに矛盾しない。

表2: n\_neighbors = 4での各生徒のクラスターへの所属

|  |  |
| --- | --- |
| クラスター | 生徒 |
| 0 | S4, S5, S8, S9 |
| 1 | S1, S7, S10 |
| 2 | S2, S3, S6 |

n\_neighbors = 6でのクラスタリング

n\_neighbors = 2, 4と同様にして分析を行った(図4a-h, 表3)。n\_neighbors = 2, 4の場合と表や図2, 3, 4のc – hを比較して、傾向は似ているものの、クラスタリングが異なっていることが読み取れる。また、n\_neighbors = 2, 4の場合では見られた、大まかにクラスター2, 0, 1の順で得点が下がっているような特徴が、n\_neighbors = 6の場合では見られていないことが読み取れる(図2, 3, 4: b)。

表3: n\_neighbors = 6での各生徒のクラスターへの所属

|  |  |
| --- | --- |
| クラスター | 生徒 |
| 0 | S5, S9 |
| 1 | S1, S3, S6, S7, S10 |
| 2 | S2, S4, S8 |

**考察・今後の展望：**

今回、ウェアラブルデバイスから得られたいくつかの生理的なデータを基に、ストレスがヒトの認知パフォーマンスに与える影響を分析した。次元削減にはUMAPを用い、n\_neighborsの値(2, 4, 6)によってそれぞれ次元削減を行った。n\_neighbors = 2, 4の場合では、クラスター間でのFinalテストの得点の差を反映しているように思われたが、n\_neighbors = 6の場合ではこの特徴が見られなかった。したがって、ストレスが認知パフォーマンスに与える影響を分析したいという今回の目的に照らし合わせると、n\_neighbors = 2, 4といった、局所的なデータの分布を捉える手法が適していたと考えられる。しかし、どの次元削減が最善であったのかを決定するには難しい。どの次元削減法でも、少なくとも１つのクラスター内に得点の高い生徒と低い生徒が含まれてしまっている。より精度よく正確に分類するには、以下に挙げるいくつかの方策を取ることが考えられる。

１つ目は、データ数 (生徒数) を増やすべきだと考えられる。当データセットのPhysioNetのページにも、生徒数が少ないことについて言及されていた。２つ目に、次元削減やクラスタリングの手段も見直すと改善されるかもしれない。k-meansクラスタリングと同様に、データの局所的な特徴を探るには、混合ガウスモデルを用いる場合もある4。３つ目は、得られたデータや、行われた生徒の観測の詳細を知ることである。ウェアラブルデバイスを装着したのが利き手か否かも大いに関係するだろう。テストの内容もPhysioNetのページに記載がなく、例えばマークシートか記述式か等でも特にACCの値は大きく影響されると考えられる。

また、以上のようにしてより良い分析方法を確立し、相関関係はわかったとして、見ているものは擬似相関かもしれない。因果関係の探索には、形式知と組み合わせたより深い解析が必要であろう。データセットのwebページでは、このデータセットはEDAのデータのみから、テストの成績を予測する用途で用いられている。今回の解析では、n\_neighbors = 2, 4において得点が中程度であったクラスター0でのEDAの値が大きく、EDAの値が得点と相関がある可能性は十分に考えられる。しかし図2, 3, 4:のfから、EDAが高い場合はTEMPの値も高く、TEMPとEDAは同じような分布を示しており、EDAを抜いたデータセットから次元削減、クラスタリングを行い、今回の分析手法と比較することでEDAの重要性を理解できると考えられる。

今回は簡易的な解析とのことで、Midterm1/2のデータは使用していない。Midterm1/2のデータを使用する際には、バッチエフェクトを除去することが必要である。また、以上の問題点を克服し、どの説明変数が、目的変数であるテストの得点、つまり認知パフォーマンスにより影響を与えるのかを知ることができた後に、どのようにその知識を社会に応用していくのかも、大きな課題となるだろう。特に、疾患の理解や治療に活かすためには、ストレス条件下での認知パフォーマンスを改善する手法を確立した上で、その手法が、ある疾患患者にも適用可能かを検証し、改善していく必要があると考えられる。

**参考資料：**

1,

手首からの光電式容積脈波記録信号に基づく脈拍数変動解析のための高信頼性の心拍検出アルゴリズム

<https://www.analog.com/jp/technical-articles/robust-beat-to-beat-detection-algorithm-for-pulse-rate-variability-analysis.html>

2,

皮膚電気活動の情報を取得するシステムの設計/開発/評価

<https://www.analog.com/jp/technical-articles/design-development-and-evaluation-of-a-system-to-obtain-electrodermal-activity.html#4>

3,

Basic UMAP Parameters

<https://umap-learn.readthedocs.io/en/latest/parameters.html>

4,

小林 徹也、杉村 薫、舟橋 啓 (2020). 実験医学 Vol.38-No.20機械学習を生命科学に使う！222-225

グラフィカル ユーザー インターフェイス

中程度の精度で自動的に生成された説明

グラフ

自動的に生成された説明 グラフ, 箱ひげ図

自動的に生成された説明 グラフ

自動的に生成された説明