実験計画書

【実験目的】

長時間テスト採点を行うと、集中力の低下により作業効率は低下する。

この実験では、テスト採点中に、①視覚による支援、②聴覚による支援、(③視覚と聴覚による支援)を行うことで、作業効率にどのように影響するか（効率低下時に見ることが、効率向上に寄与するのか）についてそれぞれ検証する。

【実験環境】

・慣性センサが搭載されたペン(※1)

・[用紙サイズ]テスト用紙×n枚(※2)

・モニター(インカメ付き)

・スピーカー

※1

あるいは、Nuwapen(モーションセンサー、カメラ、筆圧感知) <https://nuwapen.com>

→カメラとモーションセンサによって記入した文字をデジタル化する。

慣性センサだけによる推定よりも高精度になる可能性。来年3月発送。

疑問点  
・APIは公開されるのか？

・記入してからどれくらいの時間で反映されるのか？

※2

[テスト採点方法]

支援システムによる影響の検証に重きをおくため、作業効率を正確にする必要がある。

1.　点数の記入は避け、丸と罰の記入に絞る

現状、作業効率は丸と罰の記入によって算出するため、点数の記入行動は除く

2.　テスト用紙交換を避ける

作業の中断やテスト用紙の交換にかかる時間を削減するために、なるべくテスト用紙の交換を避ける

案① 100問以上のったテストを2~3枚採点するのでもいいかも？

なし案② 作業中断ボタンを用紙しておき、用紙交換や休憩などの際に一時停止する？

【実験方法】

[実験①]　視覚による支援

下図のように作業効率メーターの情報を提示し、テスト採点への影響を調べる。

ダイアグラム

自動的に生成された説明

[手順]

STEP 1. モニターカメラ(※1)、手元カメラ(※2)の録画開始

STEP 2. センサとカメラの時間合わせ(ペンを持ったまま机を強めに叩く)

STEP 3. テスト採点を始める

STEP 4. 採点開始からT秒後、視覚による支援が開始される(作業効率＝T秒間の採点検出数)

STEP 5. 定期的にモニターを確認する

だいたい2T秒おきのペースでモニターを確認して欲しいが...

強制力があると採点に影響が出かねないのでそれぞれのペースで見てもらう。

※1 作業効率メーターを確認したかどうかに利用。確認するのにかかった時間も測定する。

→機械的にモニターを見たかどうかの判定を行いたい。

顔の方向推定

・<https://qiita.com/oozzZZZZ/items/1e68a7572bc5736d474e>

・<https://www.itd-blog.jp/entry/peep-prevention-1>

※2 Nuwaペンの仕様によっては、手元カメラは不要。

時間合わせも、点を打つだけでいい可能性。

視覚による支援では、モニターを見てからどれほど作業効率が向上したのかを調べる。

自ら確認しないといけないという欠点があるため、確認にかかった時間を考慮した評価を行う。

[実験②]　聴覚による支援

下図に示すような音を鳴らし、テスト採点への影響を調べる。

グラフィカル ユーザー インターフェイス, アプリケーション

自動的に生成された説明

[手順]

STEP 1. 手元カメラ(※1)の録画開始

STEP 2. センサとカメラの時間合わせ(ペンを持ったまま机を強めに叩く)

STEP 3. テスト採点を始める

STEP 4. 採点開始からT秒後、聴覚による支援が開始される(作業効率=T秒間の採点検出数)

STEP 5. 聴覚支援を受けながらテスト採点をする

※1 Nuwaペンの仕様によっては、手元カメラは不要

聴覚による支援では、音が鳴ってからどれほど作業効率が向上したのかを調べる。

2T秒以内に何回も音が鳴ってしまうと、どの音によって変化が起こったのか分からなくなるため工夫が必要。

また、ずっと同じ評価が続くと現状の評価がわからなくなる問題あり　→　実験③

【評価方法】

視覚による支援では、モニターを確認した時刻を、聴覚による支援では、音を鳴らす時刻を保存しておき、ダイアグラム

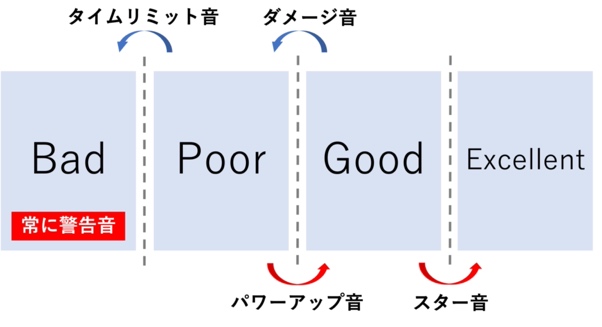
自動的に生成された説明その前後T秒間での作業効率がどう変化するか向上率を算出する。

テーブル

自動的に生成された説明

テーブル

自動的に生成された説明



【検討事項】

・横軸時間、縦軸作業効率のグラフ

このグラフを視覚による支援で使ったら良いのでは？(アンケートで時間はかる)

グラフ

自動的に生成された説明

[実験③]　視覚と聴覚による支援

聴覚による支援では、評価が移動する際に音が鳴り、現在の作業効率が通知される。ただし、同じ評価が続く場合、一定の期間音が鳴らないため、現在の状況が把握しにくいという課題が生じる。そこで、視覚による支援も同時に行うことで解決する。聴覚による支援と、視覚による支援のイメージをリンクさせるため、マリオ　→ スーパーマリオ　→　スターマリオのように表示を行う。

To Doリスト

12/11

・Nuwaペンの開発元へ質問[済]

・モニターの映像から顔の向きを推定する [済]

・視覚による支援(新たに作業効率グラフ)を追加 [済]

12/25

・視覚支援の調整(グラフの時間軸) [済]

・外付けカメラ設定[済]

・音声「Excellent」「Good」「Poor」「Bad」を作成 [済]

1/15

・MacOSが消えたとき、仮想環境上のファイル消えていた...

→ファイル作り直し

・MetaMotionからトレーニングデータ取得 [済]  
 ・機械学習によって分類器作成 [済]

・支援システム作成 (途中)  
・UI調整 (トレーニングデータ取得から、実験開始までスムーズに)

問題

・スピーカー USBポートしか認識しない

予定

・1月中にデータ収集

・少数で実験スタート

・聴覚による支援の調整　なぜそれが有効であると考えたか説明できるように

・メトロノーム

単純なペンの移動量によって採点検出を行う

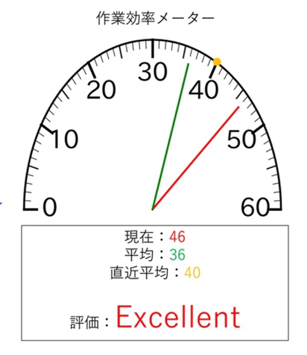
比較

・衝突回数＝採点回数とした手法(閾値のみによる単純な手法)

・被験者のトレーニングデータを用いる手法

後で調べられる

視覚による支援

グラフ

自動的に生成された説明

or

・画面を確認した後、前後T秒の間採点し続けている点を抽出

聴覚による支援

・一定間隔Tで評価(Excellent, Good, Bad, Poor)の音声を流す

・評価の移動のタイミングで「Level Up」「Level Down」の音声を流す

・

課題

一瞬の加速度データを用いた判定において誤差が大きくなる原因は、データの変動性やノイズの影響が大きいためです。特に、加速度センサーから得られるデータは、センサーの感度、測定環境、対象の動きの微細な変化によって、大きく変動することがあります。そのため、一瞬のデータだけを用いて何かを判定しようとすると、データの変動やノイズの影響を受けやすく、誤差が大きくなりがちです。

統計的な手法がうまくいかないと感じる場合、以下のアプローチを検討することが有効です。

特徴量の工夫

時間窓を用いる: 短い時間窓内のデータを集約して特徴量を抽出します。例えば、一定時間内の平均値、最大値、最小値、標準偏差などを計算します。これにより、瞬間的な変動を平滑化し、より安定した特徴量を得ることができます。

周波数領域での特徴量: 時間領域のデータをフーリエ変換して周波数領域での特徴量を抽出することも有効です。特定の周波数成分が強い場合、それを特徴として利用できます。

差分や変化率: データの変化率や差分を特徴量として使用することで、短期間の動きの変化を捉えることができます。

モデルの工夫

アンサンブル学習: 複数のモデルを組み合わせて予測する方法です。個々のモデルの弱点を補い合うことで、全体としての予測精度を向上させることができます。

ディープラーニング: 特に時系列データに対しては、LSTMやGRUなどのリカレントニューラルネットワーク(RNN)、あるいは1D畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を使用すると良い場合があります。これらのモデルは、時間的な依存関係を捉える能力があります。

データ処理の工夫

ノイズリダクション: ローパスフィルタや移動平均フィルタなど、ノイズを低減する前処理を行うことで、データの品質を向上させることができます。

データ拡張: トレーニングデータにノイズを加えたり、データをシフトさせたりすることで、モデルの汎化能力を向上させることができます。

統計的手法だけでなく、これらの工夫を組み合わせることで、一瞬の加速度データを用いた判定の精度を向上させることが可能になります。また、どの特徴量が有効かを判断するために、特徴量選択技術やモデルの解釈性に関する手法を用いることも有効です。

1D CNN (1-Dimensional Convolutional Neural Network)

1D CNNは、主に時系列データの特徴抽出に使用されます。通常の2D CNNが画像データに対して行うように、1D CNNは時系列データを通じて畳み込みを行い、重要な特徴を捉えます。1D CNNは、局所的な時間依存関係を捉えるのに優れており、特にセンサーデータ分析や音声認識で有効です。

1D CNNの畳み込み層は、時系列データの一部分（ウィンドウ）にフィルタ（カーネル）を適用し、そのウィンドウ内の特徴を捉えます。畳み込み層を重ねることで、より抽象的な特徴を抽出することができます。1D CNNは計算効率が良く、特にリアルタイム処理が必要なアプリケーションに適しています。

ペンに取り付けた加速度センサから得られる一瞬の加速度データを用いて、丸を描く動作を分類するタスクには、時系列データの特性を捉えることができるモデルが適しています。以下に、このようなタスクにおいて効果的なモデルの種類とその特徴を紹介します。

1. リカレントニューラルネットワーク（RNN）

特徴: RNNは時系列データやシーケンスデータを扱うために特化したニューラルネットワークです。過去の情報を隠れ状態として保持しながら、シーケンスの各時点での入力とそれまでの隠れ状態から次の隠れ状態を更新していきます。

適用例: 文章生成、音声認識、時系列データ予測など。

2. 長短期記憶（LSTM）

特徴: LSTMはRNNの一種で、長期的な依存関係を学習する能力を持っています。通常のRNNよりも勾配消失問題をうまく扱えるため、より長いシーケンスの学習が可能です。

適用例: 時系列データ分析、テキスト生成、音声認識など。

3. ゲート付き回帰型ユニット（GRU）

特徴: GRUもまたLSTMと同様にRNNの勾配消失問題を克服するために設計されましたが、よりシンプルな構造をしています。LSTMと比較して計算コストが低い場合が多いですが、性能は類似しています。

適用例: 時系列予測、言語モデル、テキスト分類など。

4. 1次元畳み込みニューラルネットワーク（1D CNN）

特徴: 通常、画像処理に用いられるCNNの概念を時系列データに適用したものです。1D CNNは時系列データ内の局所的なパターンを効率的に捉えることができます。

適用例: センサーデータの分類、オーディオ信号の処理、時系列データの特徴抽出など。

モデルの選択

ペンの動きを加速度センサデータから分類する場合、特にLSTMやGRUが有効です。これらのモデルは、加速度の変化を通じてペンの動きのパターンを学習し、特定の形（この場合は「丸」）を描く動作を識別できます。また、1D CNNを事前処理や特徴抽出の段階で使用し、その後の層でRNNを使用するというハイブリッドアプローチも効果的です。

モデル選択のポイント

データの特性: 加速度データの時系列の長さ、パターンの複雑さ、データセットのサイズなどを考慮します。

計算リソース: LSTMやGRUは計算資源を多く消費しますが、1D CNNは比較的軽量です。

実装の複雑さ: LSTMやGRUは実装が複雑になる可能性がありますが、1D CNNは比較的シンプルです。

これを用いて、加速度センサが搭載されたペンによって、マル、バツ、それ以外の3つのクラスに分類したい。しかし、それ以外のクラスは、あらゆる可能性があり、膨大であるため、教師データがない

ChatGPT

!

「マル」、「バツ」、そして「それ以外」のクラスに分類する場合で、「それ以外」のクラスの教師データがない状況では、教師あり学習と教師なし学習を組み合わせたアプローチや異常検知（異常検出）アプローチを考慮することが有効です。ここでは、いくつかのアイデアを紹介します。

1. 半教師あり学習

半教師あり学習は、ラベル付きデータ（「マル」と「バツ」のデータ）とラベルなしデータ（「それ以外」のデータ）の両方を使用してモデルを学習させる手法です。このアプローチでは、まずラベル付きデータだけを使ってモデルをトレーニングし、その後、トレーニングされたモデルを使ってラベルなしデータに対する予測（または擬似ラベル）を生成します。そして、これらの擬似ラベルを用いて、再びモデルのトレーニングを行います。

2. 異常検知

異常検知は、通常のパターン（この場合は「マル」と「バツ」）から逸脱するデータポイントを識別する手法です。一般的には、異常検知モデルは正常クラス（「マル」と「バツ」）のデータだけを使用してトレーニングされ、新しいデータポイントが正常クラスに属するかどうかを評価します。異常検知アルゴリズムには、Isolation ForestやOne-Class SVM、オートエンコーダなどがあります。

3. フューチャーラーニング（自己教師あり学習）

教師なし学習の一種であるフューチャーラーニングや自己教師あり学習は、ラベルなしデータから直接、有用な特徴やパターンを学習しようとする手法です。例えば、オートエンコーダは、入力データを圧縮してから再構築することを学習し、この過程でデータの有用な特徴を捉えます。これは、「それ以外」のクラスを含むデータセット全体を利用して、データの内在する構造を学習するのに役立ちます。

実装の考慮点

データの前処理: ペンの動きから得られる加速度データは、特定のウィンドウサイズでセグメント化し、各セグメントに対して特徴抽出（例えば、最大値、最小値、平均値、標準偏差など）を行うことが重要です。

特徴抽出: 時間領域および周波数領域の特徴を組み合わせることで、より情報豊かな特徴セットを構築できます。

モデル選択: 初期段階では、複数のモデルやアプローチを試し、クロスバリデーションを通じて最もパフォーマンスが良い