

行動動画像解析による人間の精神疲労蓄積評価

山田 裕征[†] 阪田 治[†]
[†] 東京理科大学工学研究科

1. はじめに

近い将来、一般人が宇宙空間で労働、生活する時代が来るだろう。本研究の目的は、宇宙空間のような閉鎖空間においても健康的な生活を実現するメンタルヘルスケア技術の開発である。日常生活での動作から「体のだるさ」を検出するため、動画像から骨格情報を抽出し、機械学習を用いて検討する。

2. 疲労推定モデル

2.1 時系列データ学習モデル

時系列データ学習モデルは従来の行動認識にて使用され、時系列での骨格座標の変化に着目するモデルであり、一般的には異なる動作、例えば「蹴る」と「投げる」のように、動作の始点と終点が明確な動作に適している学習方法である。本稿では「歩行動作」については始点と終点が曖昧であるため、図1のようにあらかじめ設定したフレーム数で動画を区切り、それぞれの区間での結果を平均したものを推定結果とし、「着席動作」と「ドア開閉動作」についてはそのまま学習を行った。

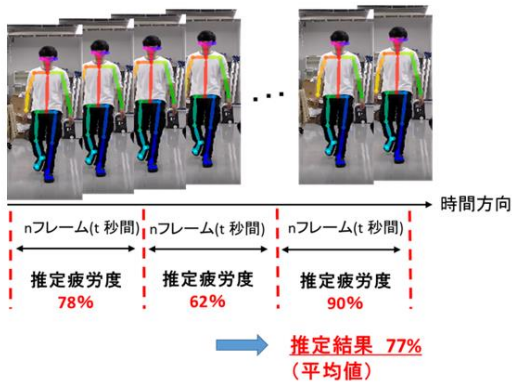


図1 時系列データ学習モデルでの疲労推定(歩行)



図2 時系列データ学習モデルでの疲労推定(ドア開閉)

2.2 特徴量分布学習モデル^[1]

特徴量分布学習モデルは動作を時系列で捉えるのではなく、全体の傾向を把握することによって学習を行う。傾向を全フレームでの関節間の長さや角度の確率分布と仮定し、正常時と疲労時の違いを確率分布の類似度を比較することで関節を選定する。確率分布の比較にはJSD(Jensen Shannon Divergence)と呼ばれる情報量を使用する^[1]。JSD は式(1)と式(2)であらわされ、確率分布が類似しているかを数値で算出することができる。

$$KLD(P||Q) \tag{1}$$

$$= \begin{cases} \sum_{i=1}^k P_i \log \frac{P_i}{Q_i} & (\text{離散分布の場合}) \\ \int P(x) \log \frac{P(x)}{Q(x)} d\mu(x) & (\text{連続分布の場合}) \end{cases}$$

$$JSD(P||Q) = \frac{KLD(P||M) + KLD(Q||M)}{2} \tag{2}$$

3. 学習結果

「歩行動作」について、時系列データ学習モデルでは75%、特徴量分布学習モデルでは87%の結果になった。時系列データ学習モデルについてはフレーム数の設定によって正解率が60%~85%と大きく変動してしまうこと、今後データ数を増やした場合のフレーム数の設定が困難だと予想されることから、特徴量分布学習モデルが適していると考えられる。

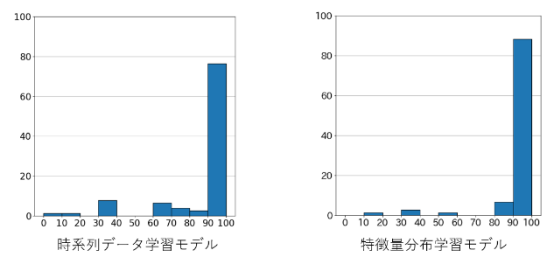


図3 「歩行動作」での学習結果

4. 今後の課題

「着席動作」「ドア開閉動作」にて、学習がうまくいっていないので複数視点でのデータ取得をする必要がある。

参考文献

[1]Yanting et al., Jensen-Shannon Divergence Analysis of Pathological Electrocardiogram, International Conference on BioMedical Engineering and Informatics, pp.550-553, 2012