デジタイズの自動化を導入したOWASに基づく身体負担評価システムの開発

○浅井 徹, 松本 俊之, 肥田 拓哉 (青山学院大学理工学部)

Development of a Simplified OWAS Evaluation System with digitizing automation

Toru ASAI, Toshiyuki MATSUMOTO, Takuya HIDA

(Aoyama Gakuin University, College of Science and Engineering),

1. 研究背景と目的

大型製品の生産工程では、製品の位置に合わせて作業することがあるため、身体負担が大きくなる不良姿勢をとる必要があり、これが筋骨格系障害の原因となっている¹⁾。そこで、不良姿勢が身体へ与える影響の定量化による生産工程の改善を実施するために、生産工程への導入が容易である身体負担の評価方法が開発されている。

先行研究では、OWASに基づいた作業姿勢評価支援方法が提案されており、作業画像のデジタイズ座標を用いる方法²⁾やKinect™で取得した情報を用いる方法³⁾がある。しかし、前者の方法では手作業によるミスが生じる点、後者の方法では下肢の判別基準としてOWASで定義されていない閾値を使用している点が課題として挙げられる。

そこで本研究では、これらの課題に対する相補的なアプローチにより、容易な作業姿勢評価支援方法を考案することを目的とした。

2. 作業姿勢評価支援方法の考案

本研究では、機械学習に加えてKinectV2™により関節座標を自動でデジタイズすることで、関節角度などの情報を使用せずに作業姿勢をOWASに基づいて簡易的に識別する方法を考案した。

具体的には、KinectV2™で取得した2次元座標を予測変数、OWASの姿勢コードを応答変数とした機械学習アルゴリズム(k近傍法)を用いて、背部および下肢の姿勢コードを個別に識別するための学習モデルを作成した。

3. 作業姿勢評価支援方法の提案

3.1 被験者実験

KinectV2™で身体情報を取得するために、被験者8名を対象に被験者実験を実施した。実験条件はOWASに基づく20姿勢(背部4水準×上肢1水準×下肢5水準)、および撮影方向2水準(正面:0°、

右斜め前:45°)を組み合わせた計40水準とした。

3.2 取得精度の確認

取得した身体の特徴点の3次元座標から身体セグメント長を算出した。そして、各セグメント長の変動係数(図1)により計測誤差を確認した。

その結果、下肢のセグメント長の変動係数が大きいため、下肢の計測誤差が大きいことが明らかになった。また、下肢において0°の計測誤差が大きい傾向にあり、撮影方向による計測精度の違いが確認された。

図1 各セグメント長の変動係数(1名分)

3.3 デジタイズ座標の正規化

取得した身体の特徴点の2次元座標を撮影条件が異なる場合における識別を可能にするために正規化した。手順として、(1)人体の縮尺の調整、(2)カメラ特性の修正、(3)立ち位置によるずれの修正を実施した。

上記(1)から(3)を2次元座標情報の計算により実施した。具体的には、(1)では、撮影機材のカメラ画角の違いによる被写体の大きさの違いを修正した(図2)。(2)では、KinectV2™で取得した画像の左右を反転させることで、一般的なカメラの写り方になるように修正した。(3)では、被験者の立ち位置による座標のずれに対し、右足を基準とした2次元の直交座標系を定義することで修正した(図3)。

図2 (1)の調整のイメージ

図3 (3) の修正のイメージ

3.4 学習モデルにおける特徴量の選定

取得したデータを用いて作成した特徴量を元に学習モデルを構築した具体的にはKinectV2™で取得した身体の特徴点のうち12点における2次元座標（24の特徴量）と、これを用いて姿勢コードの判別基準を考慮した計13の特徴量を算出した。以上より、本研究では計37の特徴量を用いた学習モデルを使用した。

3.5 識別精度の比較

本提案法の精度を確認するために、従来の作業姿勢評価支援方法を用いたOWAS評価と比較した。各方法の詳細は下記の通りである。

- ① 本研究により作成した学習モデルによる方法
- ② 先行研究²⁾の実験により取得されたデータを用いて作成した学習モデルによる方法
- ③ 身体の特徴点の3次元座標から算出した関節角度などから姿勢コードを判定する方法³⁾

これらの方法に対して、3.1より取得した身体情報を入力として、背部、上肢、下肢の姿勢コードの識別精度を算出し、比較した（表1）。その結果、背部と下肢については①の精度が最も高く、識別率はそれぞれ最大で67%、51%であった。これは①の学習モデルと予測変数のデータにおいて、被験者と撮影機材などの条件が同一であることが理由として考えられる。また、上肢については②よりも③において識別率が高かった。これは②の学習モデルより③の3次元座標が上肢の判別に関して有効であることを示す。

また、①について各身体部位における撮影角度が45°の方が0°より識別率が高い傾向にあり、これはKinectV2™の撮影角度による2次元座標の取得精度の違いによるものであると考えられる。

表1 各方法における姿勢コードの識別率

k	撮影方向	①			②			撮影方向	③		
		背部	上肢	下肢	背部	上肢	下肢		背部	上肢	下肢
1	0°	56%	-	42%	43%	79%	31%	0°	44%	86%	36%
	45°	66%	-	51%	44%	79%	27%	45°	35%	83%	36%
3	0°	59%	-	42%	42%	79%	33%				
	45°	66%	-	48%	42%	78%	30%				
5	0°	58%	-	41%	40%	79%	33%				
	45°	67%	-	47%	45%	78%	29%				

表2 各方法におけるACの識別率

k	撮影方向	①		撮影方向	③
		AC	AC		AC
1	0°	48%	39%	0°	57%
	45°	57%	36%	45°	49%
3	0°	48%	40%		
	45°	58%	38%		
5	0°	46%	38%		
	45°	57%	37%		

4. 相補的なアプローチによる姿勢識別

表1に関して、①の教師データにおける上肢の姿勢コードは1のみであるため、上肢の識別はできない。このため、教師データが不足している場合に有効なアプローチが必要である。

本研究では、①における上肢の姿勢識別において、③により識別を実施することとし、ACを算出した（表2）。その結果、撮影方向45°の①は②、③よりもACの識別精度が高いことが示された。

以上より、学習モデルを使用する方法において、③との組み合わせによるACの導出は有効である。

5. 結論と今後の課題

本研究では、KinectV2™により取得した2次元座標を予測変数として、機械学習の手法を適用することにより、作業者の姿勢を自動的にかつ簡易的に評価できる作業姿勢評価支援方法を考案した。これは、手作業によるミスがなく、OWASで定義されていない閾値を使用しない方法である。そして、提案手法における不足を先行研究の手法により補うことで相補的な手法を考案した。

今後の課題は、姿勢コードの識別精度の向上、機材の仕様を考慮した身体情報の取得である。

謝辞：本研究はJSPS科研費20K14994の助成を受けたものである。

参考文献

1) 厚生労働省：“業務上疾病発生状況等調査（平成30年）”, https://www.mhlw.go.jp/stf/newpnew_05629.html（閲覧2020-3-25）.

2) Okada, T.：“Development of a Simplified OWAS Evaluation System using Work Posture Image”, *APIEMS 2018*, Paper ID 88, 2018.

3) Diego-Mas, J. A. and Alcaide-Marzal, J.：“Using Kinect™ sensor in observational methods for assessing postures at work”, *Appl. Ergon.*, Vol. 45, No. 4, pp. 976-985, 2014.