

睡眠中における寝顔形状の特徴記述とそのクラスタ解析に関する一考察 A Study of Feature Description of Face Shapes during Sleep and Its Application to Cluster Analysis

前田 誠†
Makoto Maeda

赤島 直也†
Naoya Akashima

1. はじめに

日々の睡眠において、その質を確保することが重要である。しかし、その質を評価するためには、日々の睡眠を管理することが必要である。そのためカメラを通して心拍などの生体情報を取得する研究が盛んに行われている[1]。本研究でも睡眠中の被験者を赤外線カメラで撮影し、その動画から非接触・無拘束で生体関連情報を抽出する手法を開発している[4]。

一方、カメラを使用する利点はそれだけに留まらず、寝顔形状の時間的推移を解析することで健康管理に応用できるのではないかと考える。そのため本稿ではある寝顔形状について特徴記述する方法を提案する。睡眠中の動画から10秒おきに顔領域画像を記録し、これらの寝顔形状を解析する。実験では各画像を4次元に次元圧縮し、クラスタリングを試みたところ、複数のクラスタで構成されることが確認できた。このクラスタの解釈や睡眠状態推定への可能性について考察する。

2. 寝顔形状解析手法

2.1 形状特徴記述

睡眠中の動画から寝顔の形状特徴を記述する方法について述べる。

最初に顔領域画像を10秒おきに記録し、Dlib[3]を用いて68点の顔特徴点を検出する。このうち図1に示す17点の特徴点を選び、全組み合わせ(136通り)の2点間距離 l_i を計算する。次に、これらの幾何学的関係を記述するため、表情認識[2]ではよく用いられる距離比を計算する。これらの距離に対し2つの基準距離(l_v :垂直方向[#28-#31], l_h :水平方向[#40-#43])との距離比 l_i/l_h および l_i/l_v を算出する。したがって、 n 枚の顔画像は顔の各部位の幾何学的関係を表した272次元の特徴ベクトル $\mathbf{x}_p (p = 1, 2, \dots, n)$ で記述される。

2.2 形状解析のための低次元化

算出する特徴ベクトルは272次元もあり、かなり冗長なものである。次元数も高いため、これらの時間的推移を解析することは難しい。そこで、主成分分析を用いて次元圧縮を行い、低次元化された幾何学的特徴量に対して寝顔形状の時間的推移について解析を行う。

ここで n 個の特徴ベクトル \mathbf{x}_p から算出される期待値ベクトルを $\boldsymbol{\mu}$ 、共分散行列を $\boldsymbol{\Sigma}$ とし、 $\boldsymbol{\Sigma}$ より固有値、固有ベクトルを求める。大きい方から k 個($k < 272$)の固有値に対する k 個の固有ベクトルを選択し、射影行列 \mathbf{W} ($272 \times k$ 行列)を生成する。このとき式(1)により特徴ベクトル \mathbf{x}_p を新たな k 次元部分空間に射影することができる。

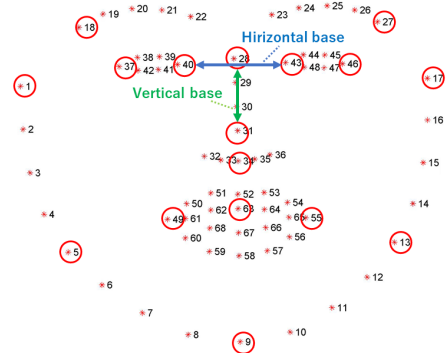


図1 検出する特徴点部位

$$\mathbf{y}_p = \mathbf{W}^T \mathbf{x}_p \quad (1)$$

本手法ではこの低次元化された特徴ベクトル \mathbf{y}_p の時間的推移を解析することで寝顔形状の解析を行う。

3. 睡眠実験

3.1 実験方法

本実験はCOVID-19の影響もあり、被験者1名(22歳男性)のみに対して終夜睡眠実験を行った。2020年10月に2日以上間隔をあけて計4回の睡眠状況を記録した。1回の睡眠時間は最長でも5時間程度であった。なお、被験者は実験内容に関する十分な説明を受けた上で実験に参加した。すべて日程において被験者の自宅の就寝場所で実施した。

被験者には布団の上で仰向けの状態で寝てもらい、その上部から撮影した。暗い室内でも撮影できるように赤外線カメラを使用した。

3.2 実験結果

本節では2020年10月11日の睡眠実験で取得した画像データに対する解析結果について述べる。なお、使用する画像データはDlib[3]で顔特徴点を検出できたフレームのみを使用するため、寝返り等で顔を検出できない時間帯は無効区間として処理することとした。

この日に記録した動画データは10718秒で、これより取得した539枚の各画像に対して272次元の特徴ベクトル \mathbf{x}_p を算出した。 \mathbf{x}_p の時間推移グラフを描画したところ、同じ姿勢で睡眠をとっている間は、特徴点検出における検出座標の位置ずれによる若干の振動はあるものの一定値をとる傾向にあることが確認できた。ただし、272次元もあるため、それぞれの相関や変動についてこれ以上解析することは困難であった。

次に、この539枚の画像を用いて主成分分析を行った。主成分分析にはscikit-learnのライブラリを用いた。図2に第1主成分～第10主成分までの各寄与率と累積寄与率を示

†九州産業大学 理工学部 Kyushu Sangyo University

す。ただし、横軸の0は第1主成分を表している。この図より第4主成分までで累積寄与率は約0.95に達していることがわかる。そこで4次元に次元圧縮することにした。

4次元部分空間に射影された特徴ベクトル y_p の各特徴量のペアプロットを図3に示す。対角位置にあるグラフは各特徴量の分散のヒストグラムを示しており、非対角位置にあるグラフは対応する特徴量の2次元の散布図を表している。この散布図より各特徴間でいくつかのクラスが存在していることが確認できる。つまり、各クラスは比較的似た形状を持つ寝顔の集合を考えることができる。

そこでEMアルゴリズムを用いたクラスタリングを適用した。このアルゴリズムでは生成するクラス数を指定する必要があるため、ここでは図3の散布図の様子から経験的に5として与えた。539個の特徴ベクトル y_p のクラスタリングを実施し、各画像が計測された時刻を用いてクラスターの推移グラフを示したものが図4である。この図より睡眠の初期にはクラス2の寝顔形状を示し、その後は安定してクラス0を示していることがわかる。これは熟睡している様子を示していると考えられる。またクラス0の途中で

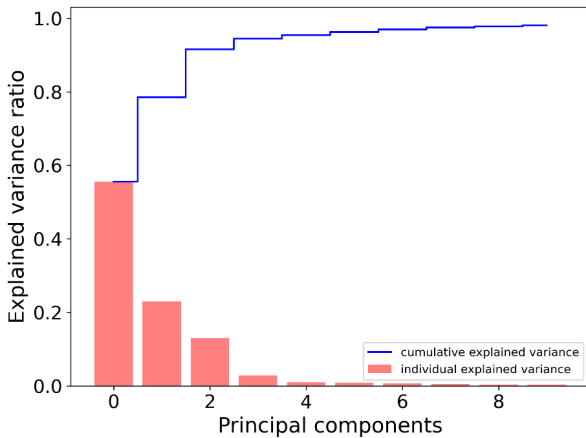


図2 主成分の寄与率

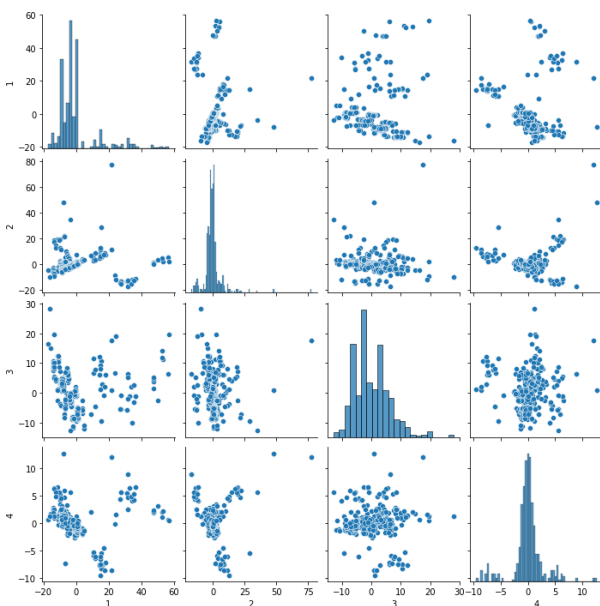


図3 低次元化された特徴量 y_p のペアプロット

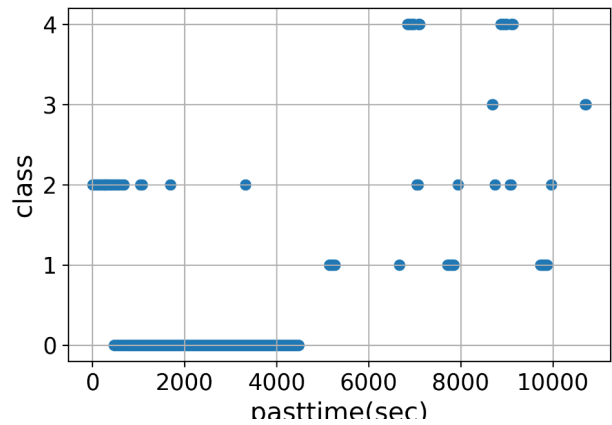


図4 終夜睡眠中におけるクラスターの推移

何度かクラス2に推移していることも伺える。これは寝姿勢の変化や寝顔形状に何らかの変化を起きたと考えられる。一方、4500秒以降は、寝返り等で姿勢の変更が激しく、顔を検出できていない無効時間帯が多いことがわかる。有効画像として解析できないことは本手法の欠点でもあるが、この推移が寝苦しさを示す指標としても使用できるのではないかと考える。

4. おわりに

本稿では、寝顔形状を顔の各部位の幾何学的関係によって記述する方法を提案した。睡眠中の動画から10秒おきに顔領域画像を記録し、17点の顔特徴点の幾何学的関係を距離比として記述する方法である。ただし、272次元と高次元であるため、主成分分析の結果から4次元部分空間に次元圧縮を行って解析することとした。この解析より、類似する寝顔形状を持つ画像は4次元部分空間ではクラスターを構成することを確認した。そのため、クラスタリングを実施することで各クラスの時間的推移を可視化したところ、睡眠初期とその後の4500秒まで安定した寝顔形状を示していることが確認できた。また、その区間でも何度か別の寝顔形状を示していることも確認できた。つまり、このことは寝顔形状の状態を数値化できるとともに熟睡度や寝苦しさを表現できる可能性を秘めていると言える。

今後は、異なる実験日間での寝顔形状の類似性や相関などを調査し、睡眠や体調とどのような関係があるかについて精査していくことが望まれる。

謝辞

本研究はJSPS科研費20K12773の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] S. Tulyakov et al., "Self-Adaptive Matrix Completion for Heart Rate Estimation from Face Videos under Realistic Conditions", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2396-2404 (2016).
- [2] 野宮 浩揮, 宝珍 輝尚, "顔特徴量の有用性推定に基づく特徴抽出による表情認識", 知能と情報, Vol.23, No.2, pp.170-185 (2011).
- [3] Davis E. King., "Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit", Journal of Machine Learning Research, Vol.10, pp.1755-1758 (2009).
- [4] 高木 駿, 前田 誠, "睡眠時における顔領域の赤外線画像に基づく心拍関連情報の抽出", FIT2019, pp.257-258 (2019).