

3次元点群データを用いた口唇裂の対称性解析 Symmetry Analysis of Cleft Lip from Using 3D Point Cloud Data

細木 大祐[†] 神谷 亨[†] 野元 菜美子[‡] 椎木 綾乃[‡] 大河内 孝子[‡] 中村 典史[‡]
Daisuke Hosoki[†] Tohru Kamiya[†] Namiko Nomoto[‡] Ayano Shiigi[‡] Takako Okawachi[‡] Norifumi Nakamura[‡]

1. はじめに

口唇裂は世界で最も発現頻度の高い先天異常の一つとされている。頭蓋・顔面は胎生期発生が非常に複雑な部位であるため、多数の先天異常が発生する。そのため、出生時に認められる形態異常のうち、約 70%は頭蓋顔面部に集中している。中でも、口唇裂・口蓋裂は顔面において最も発生頻度の高い先天異常である。世界中の人種は、コーカソイド、ネグロイド、モンゴロイドの 3 種類に大別されるが、口唇裂・口蓋裂においてはモンゴロイドが最も発生頻度が高いとされ、とりわけ日本人における発生率は最も多く、約 500 人に一人の割合で新生児に発生するとされている[1]。口唇裂とは、胎児が顔面の癒合過程で唇が完全に癒合せず、癒合部に破裂が生じているものである。哺乳障害や発音障害などの機能的障害もさることながら、唇に裂ができることから産褥期の親への心理的負担ははかり知れないものである。そのため、小中学校入学前の期間において、手術部位の左右のバランスをとることや、傷跡の修正や口唇・外鼻形態の改善を目的とした二次手術を行う。回復の進行は患児によってさまざまであるため、複数回にわたって、外鼻・口唇の整形手術が行われるケースもしばしばある。左右対称な口唇と外鼻を形成することを目的として治療が行われているが、医師の主観に依存した判断基準に基づいているため、手術部位の対称度合を定量的に判断する必要がある。そこで本論文では、手術部位の対称性を解析するための顔の対称基準となる面を検出する手法、および対称性を示す指標を提案する。

2. 画像解析手法

口唇裂手術前後における口唇外鼻形態の定量的解析を可能とすべく、口唇裂患者の顔面の対称基準を自動で設定するための画像処理手法を提案する。顔面の対称性を解析するにあたって、カメラで患者の顔を撮影した二次元の画像解析が有効であると考えられる。しかし、手術部位の口唇外鼻形態を精密に解析するためには、二次元顔写真では表面の凹凸形状の情報が欠落しているといえる。そこで 3 次元的な形状を把握して解析するため、本論文では非接触型 3 次元形状測定装置を用いて得た 3 次元点群データに対し、顔面の対称基準を自動的に設定する手法を提案する。手法全体の流れを以下に示す。

処理は、顔器官検出、ROI(Region of Interest)設定、対称面検出の順で行われる。まず、顔器官検出を前処理として行い、口唇・鼻・目・輪郭といった顔の特徴点をランドマークとして検出する。顔器官検出は二次元画像上で行うため、3 次元点群を二次元画像に投影したものに対して行う。

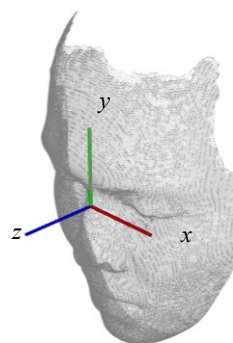


図 1 3次元空間

そして、HOG(Histograms of Oriented Gradients)特徴量[2]を用いた SVM(Support Vector Machine)[3]による物体検出手法による顔領域を特定し、その領域に対してアンサンブル学習によるランドマーク点を出力する。最後に、検出した顔器官のランドマーク点を 3 次元点群上に再投影することにより、3 次元空間における顔器官を取得する。ここで、本論文で扱う 3 次元空間はxyz座標空間とし、それぞれの座標軸を図 1 のように定義する。

顔器官を検出する領域を画像内で決定するため、HOG 特徴量を用いた物体検出手法により顔領域を決定する。HOG 特徴量の計算はまず、各ピクセルの輝度値からその勾配強度と勾配方向を求め、勾配方向で量子化を行う。セルと呼ばれる領域ごとに勾配方向で量子化された勾配強度のヒストグラムを作成する。複数のセルを持つ、ブロックと呼ばれる領域ごとにヒストグラムの正規化を行うことにより特徴量が抽出できる。顔領域の検出には検出窓内の HOG 特徴量を入力とした線形 SVM を用いる。重なり合ったブロックを敷き詰めた検出窓を、すべての位置・スケールで設定し、各ブロック内において HOG 特徴量を計算する。検出窓内の特徴量を SVM に入力し、顔の有無を検出窓ごとに決定する。検出された顔領域に対し、Kazemi らの手法[4]により顔器官のランドマーク位置(計 68 点)を決定する。これは、回帰を繰り返すことによって顔の推定形状を求めるものである。顔のすべてのランドマークの位置を一つの形状 S でベクトル表現すると、次式によってランドマークの推定が繰り返される。

$$\hat{S}^{(t+1)} = \hat{S}^{(t)} + r_t(l, \hat{S}^{(t)}) \quad (1)$$

モデルの学習は、画像と t 回目の推定形状 $\hat{S}^{(t)}$ を入力したときに Ground Truth との差分形状 $\Delta S^{(t)}$ を返す回帰関数 r_t の学習である。以上の顔領域および顔器官検出の学習データは、HELEN データセット[5]を用いる。

次に ROI の選択では、顔器官検出で得られたランドマーク点をもとに、口唇裂の影響が顕著に表れる領域とそうでない領域とに分割する。すなわち、左右非対称な領域と左右対称な領域とに分けることができる。これにより、次処

[†]九州工業大学 Kyushu Institute of Technology

[‡]鹿児島大学 Kagoshima University

理において、口唇裂による口唇外鼻の形態変化に依存せず、安定した顔面の対称面検出が可能となる。領域を分割する際には、顔器官検出で得られたランドマーク点のうち口角と鼻尖を示すものを用いる。これは、口唇裂は上唇に裂が生じ、鼻柱・鼻孔にまで及び、その領域を取り除くためである。

対称面検出では、元の点群と鏡像反転した点群との重ね合わせ（位置合わせ）により求める。位置合わせは 2 段階の位置合わせ手法を組み合わせるにより行う。はじめに大域的な位置合わせ(Global Registration)を行ったのち、局所的な位置合わせ(Local Registration)を行う。Global Registration では形状特徴量間の最近傍点を探索し、対応付けを行う。その対応から間違っただ対応(Outlier)を取り除き、真の対応(Inlier)を保持するために RANSAC(Random Sample Consensus)[6]を用いる。そして、残った真の対応から特異値分解による剛体変換ベクトルを推定することにより、大域的に点群同士を重ね合わせる。Local Registration では、ICP(Iterative Closest Point)アルゴリズム[7]を用いる。これは、点群内の各点において、位置合わせの対象となる点群内から最近傍点を探索し、対応付けを行う。そして、その対応から点間の距離が最小となるように剛体変換ベクトルを求める。これを収束条件が満たされるまで繰り返すことにより、精密な位置合わせが可能となる。

位置合わせが完了したのち、対称基準となる平面を計算する。従来研究[8]においては、二次元写真を対象としているため、対称基準を直線として検出しているが、本論文では 3 次元空間内のデータを対象としているため、対称基準を線ではなく平面として検出する。平面は元の点群内のある一点とそれを鏡像反転させた点の 2 点を用いて計算する。これら 2 点を結ぶ線分を法線に持ち、その線分の中点を通る平面を対称基準とする。さらに、対称面検出によって得られた対称軸が正面を向くように座標変換を行い、非対称度を計算する領域を抽出し、非対称領域を正規化する。最後に、正規化された非対称領域において非対称度を計算する。

3. 実験

対称面検出手法を口唇裂患者データ 22 症例に適用した結果を表 1 に示す。また、対称性解析手法を健常者データ 22 症例、患者データ 22 症例に適用した結果を図 2 に示す。

結果、口唇裂患者の方が全体的に非対称度の高い傾向にあり、深度差・角度差が非対称度を示す特徴量として有効であると考えられる。しかし、健常者・患者ともに値がオーバーラップする範囲が生じている。これは、口唇裂患者の実験データが一次手術を終えて患部が機能的・審美的に回復傾向にあるものであったため、患者の回復度合いによって、健常者のデータプロット域に混在したものと考えられる。

4. 結論

本論文では、口唇裂患者の顔を撮影して得た 3 次元点群データから、手術部位の左右対称性を定量評価するために必要となる、顔の対称基準を検出する手法及び、患部の対称性評価指標を提案しその有効性を示した。今後の課題は、より口唇裂患者と健常者との差が生まれる画像特徴量の設計やアルゴリズムの改善を図る予定である。

謝辞

本研究は、文部科学省科学研究費補助金(19K10271, 20K18685)の補助を受けている。

表 1 対称面検出の実験結果

x 軸並進誤差 [mm]	y 軸回転誤差 [deg]	z 軸回転誤差 [deg]
0.687	0.834	1.363

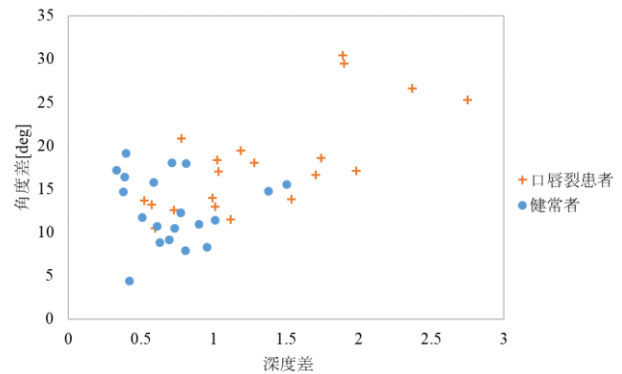


図 2 対称性解析の実験結果

参考文献

- [1] 高橋 他, 口唇裂・口蓋裂の基礎と臨床, 日本歯科評論社, pp.1-29, 1996.
- [2] Dalal et al., "Histograms of oriented gradients for human detection", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp.886-893, 2005.
- [3] V.N.Vapnik, Statistical learning theory, John Wiley & Sons (1998).
- [4] Kazemi et al., "One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1867-1874, 2014.
- [5] HELEN dataset
<http://www.ifp.illinois.edu/~vuongle2/helen/>(アクセス:2021.1.21)
- [6] Fischler et al., "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography", Communications of the ACM, vol.24, no.6, pp.381-395, 1981.
- [7] Besl et al., "Method for registration of 3-D shapes, Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures", vol.1611, International Society for Optics and Photonics, pp.586-607, 1992.
- [8] Yamada et al., "Extraction of median plane from facial 3D point cloud based on symmetry analysis using ICP algorithm", Proceedings of the International Conference on Control, Automation and Systems, pp.1347-1350(2018).