

生前／死後CT画像の 胸椎形状特徴を生体指紋とした 個人識別法の開発

新潟大学大学院保健学研究科

近藤世範、佐藤 充、岡本昌士、高橋直也

胸椎形状特徴を生体指紋とした個人識別法を開発した。本手法では、生前／死後CT画像において胸椎の幅、高さ、奥行きを計測した。そして、計測データの特徴空間上で距離が最小の生前／死後データのペアを同一人物と見なした。生前CT画像702例に対して82例の死後CT画像を本手法で照合したとき、識別成功率は98.8%であった。

The present study aimed to develop an individual identification method using thoracic vertebral features as a biological fingerprint. In this method, the shortest diameter in height, width, and depth of the thoracic vertebrae in postmortem and antemortem CT images were recorded. The Euclidean distance or the Hausdorff distance was calculated as the distance between two points on the feature space of the recorded data. The pair with the smallest distance was considered to be the same person. This method was evaluated by using 82 postmortem and 702 antemortem CT cases, and showed an accuracy of 98.8%.

緒言

大規模災害や事件・事故などで発生する遺体の身元確認では、DNAや歯科記録などが強力な生体指紋として利用されている¹⁻⁵⁾。一方で、遺体の腐敗や損傷の程度によっては個人特定が困難な場合もあり、さらなる遺体の個人識別法が求められている。特に、損傷しにくい部位および生前データの保存率の高い部位をターゲットとした個人識別法が望まれる。

骨は人体の中では腐敗・損傷しにくい部位である。また、日本は人口当たりのCT(computed tomography)の保有数がOECD(Organisation for Economic Co-

operation and Development)諸国の中で最も多く⁶⁾、患者の大多数はCT検査を受けている。そのため、生前データとしてのCT画像の保存率も高いと考えられる。さらに、死因究明等のためにCTやMRI(magnetic resonance imaging)による死亡時画像診断(Autopsy imaging: Ai)が普及している⁷⁾。そこで、我々は、特に大規模災害時の活用を想定して、CT画像における骨の形状特徴を生体指紋とした個人識別法の開発に取り組んでいる⁸⁻¹⁰⁾。現在は、対象部位として胸椎と副鼻腔に着目して研究を進めている⁹⁾。本稿では、胸椎に着目した個人識別法について、研究成果¹⁰⁾の一部を紹介する。

方法

対象データとして、82人(男56、女26)の生前および死後のCT画像を収集した。生前と死後のCT画像の取得時間差は平均で71日(最短1日、最長1105日)であった。これに加えて、生前のみのCT画像として、LIDC-IDRI(Lung Image Database Consortium and Image Database Resource Initiative)¹¹⁾から620症例をランダムに取得した。これらのCT画像の撮像条件は、管電圧120~140kV、管電流30~725mA、スライス厚0.6~3.0mmであった。本研究は、生前データ702例の中から、死後データ82例それぞれに対

応する同一人物の生前データを探索するタスクである。扱うデータは、CT画像における胸椎の形状特徴とした。

胸椎の形状特徴として、椎体の幅、高さ、奥行きの3軸方向の長さの情報を用いた。T1からT12までの残存する胸椎を全て計測対象とした。各椎体の3次元的中心を基準に椎体の傾きを3次元的に補正しながらAP(antero-posterior)方向とLR(left-right)方向のMIP(maximum intensity projection)画像(スラブ厚1.0mm)を作成した(図1 a)。そして、それら2方向の画像上で椎体の左右方向の最小サイズを幅(w)、上下方向の最小サイズを高さ(h)、前後方向の最小サイズを奥行き(d)として、それぞれ計測した(図1 b,c)。計測値の単位はmmである。今回はこれらの計測は手動で実施した。1例分(T1~T12)の手動計測には約15~20分を要する。一方、CT画像から脊椎領域を自動抽出する手法として深層学習(deep learning)の有用性が示されている^{12,13)}。我々も現在、同テーマに取り組んでおり、予備実験の段階ではあるが、脊椎領域の抽出精度としてDice係数0.80~0.95程度の成果を得ている。近い将来、計測の全自動化を実現できると期待している。

計測した各胸椎のサイズを特徴量として、特徴空間上で生前データと死後データの類似度を求めた。類似度の指標には特徴空間におけるユークリッド距離またはハウスドルフ距離を用いた。ユークリ

ッド距離の定義式を式(1)に、ハウスドルフ距離の定義式を式(2)に示す。

i は胸椎の識別変数、 j は生前CT画像の識別変数である。 U は生前CT画像の

定義式

$$DIST_i(p_j \in U, q) = \sqrt{(q_w - p_{jw})^2 + (q_n - p_{jn})^2 + (q_d - p_{jd})^2} \dots\dots\dots (1)$$

$$DIST_i(p_j \in U, q) = \max\{\min\{\text{distance}([p_{jw}, p_{jh}, p_{jd}], [q_w, q_n, q_d])\}\} \dots\dots\dots (2)$$

$$NDIST(p_j \in U, q) = \frac{\sum DIST_i(p_j \in U, q)}{n} \dots\dots\dots (3)$$

$$E(m) = \text{Asc. Rank}_m[NDIST(p_j \in U, q)] \dots\dots\dots (4)$$

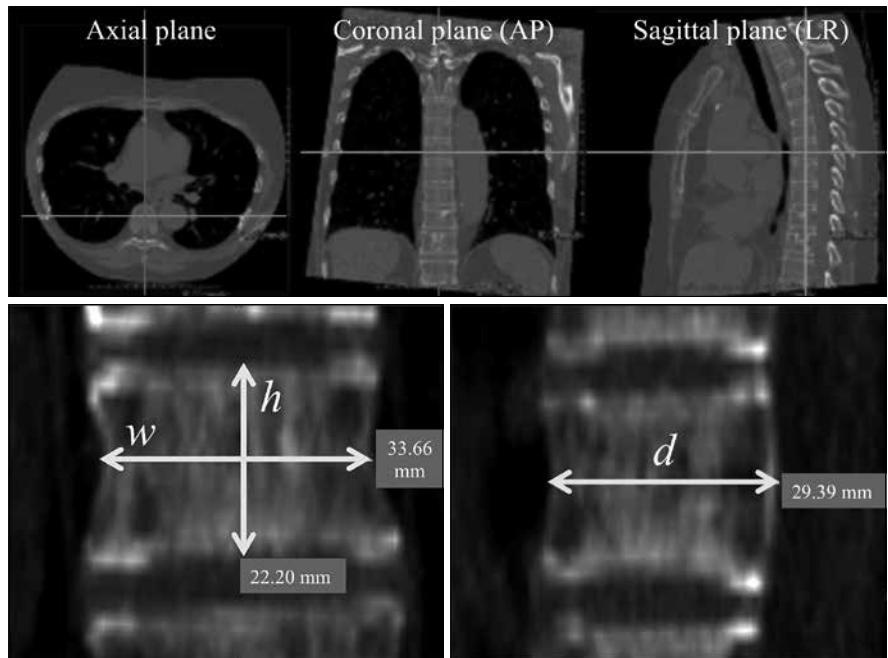


図1 胸椎形状計測のためのMIP画像
 a 胸椎の3次元的中心を得るための補正
 b 拡大したAP view
 c 拡大したLR view

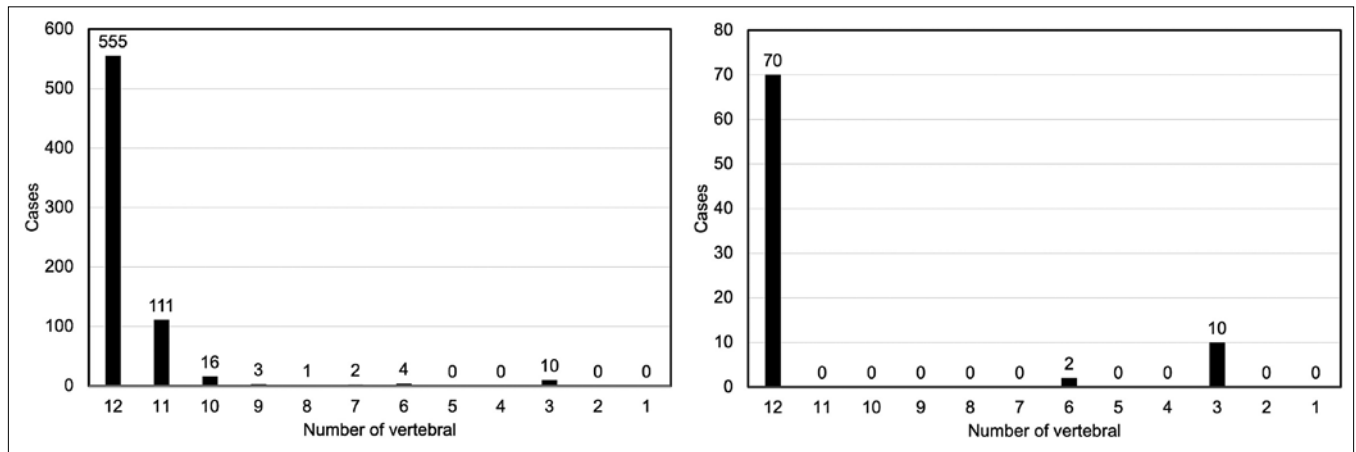


図2 計測可能であった胸椎数ごとの対象データ数のヒストグラム
 a 生前CT
 b 死後CT