

上腕骨頭3次元形状の左右間比較による欠損定量化

川崎 将吾^{*1}, 中口 俊哉^{*2}, 落合 信靖^{*3},

津村 徳道^{*2}, 三宅 洋一^{*4}

要旨

従来の上腕骨頭欠損診断では、左右肩関節のCT画像を互いに見比べることにより、欠損部位の大きさや形状などの評価を行っている。しかし、従来の診断結果は医師の経験および主観に大きく依存しており、その診断結果の共有などを目的とした定量的な診断が実現されていなかった。そこで本研究では、CT画像から再構成された上腕骨頭の3次元形状を左右間で比較し、欠損を定量的に評価する診断支援システムの構築を行った。3次元形状の再構成においては、新たに提案する判別基準法とヒストグラム解析を組み合わせた閾値決定法および動的輪郭モデルにより上腕骨の表面形状を抽出した。再構成した左右上腕骨の3次元形状を計算機上で重ね合わせ、直接比較することにより欠損部位を抽出した。この際、両上腕骨頭の形状は鏡像対称であると仮定している。抽出された欠損部位の体積および形状について解析し、その有効性を確認した。

キーワード：欠損定量化，肩関節，閾値決定法，骨輪郭抽出

1. はじめに

近年の整形外科分野においてX線CT画像診断は、筋骨格系の画像情報を非侵襲的に得る手段として非常に重要である。さらに、Multidetector-row CT(MDCT, マルチスライスCT)の登場により、従来のCTに比べ広範囲をはるかに短時間で撮影することができるようになり、またCT画像は3次元的な容積画像として取り扱うことも可能となっている[1]。しかし、装置の高性能化に伴いマルチスライスCT画像の情報は増大しており、読影医師

の負担となっている。また、CTをはじめとする医用画像診断は読影医師の経験および主観に大きく依存する側面があり、定量的な診断を行う上で問題となっている。したがって、医師の診断補助を目的とした客観的な診断支援システムの開発が望まれている。

本研究では整形外科診断の中でも特に肩関節における上腕骨頭欠損診断に注目する。肩関節は人体において脱臼等の障害が起こりやすい部位であり、外傷による脱臼後、初回よりも軽微な外力により再脱臼を繰り返す反復性肩関節脱臼が起こりやすい。上腕骨頭の欠損は、脱臼時の外傷性圧迫骨折による骨の変形を示すものであり、肩関節脱臼を繰り返しやすい病態の指標として重要な所見である。実際の上腕骨頭欠損診断では、CT画像を用いて前後スライスもしくは左右で形状を比較することで上腕骨頭の欠損の有無を確認する。しかし、肩関節はアーティファクト等の問題を防ぐため左右別々に撮影される。故に上腕の位置によってCT画像中における上腕骨の

*1 千葉大学大学院自然科学研究科
〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33]

e-mail: kawasaki@graduate.chiba-u.jp

*2 千葉大学工学部情報画像工学科

*3 カリフォルニア大学サンディエゴ校
整形外科

*4 千葉大学フロンティアメディカル
工学研究開発センター

断面形状は左右で異なると考えられる．このような問題を解決するため，近年ではCT画像から復元した3次元形状の利用，もしくは内視鏡等によりその欠損状態を診断している．しかし，実際の医療現場ではいずれの手法においても目視による診断が行われているため，欠損状態の評価は医師の感性的な表現にとどまっている．そのため，骨欠損の量および形状の正確な定量的診断がなされていないのが現状であり，反復性肩関節脱臼の可能性を正確に予測する方法が確立していない．

そこで本研究では，マルチスライスCT画像データから上腕骨の表面形状を簡易に抽出・解析するコンピュータ診断支援システム(CAD)を提案し，それを利用した上腕骨頭欠損診断の定量化を行った．

2. 上腕骨頭欠損の定量化

CT画像における骨の欠損の定量評価を考える場合，一般的な形状モデルを上腕骨にフィッティングすることにより欠損部位を補完し欠損前の形状を予測する手法がある．しかし，フィッティング時のパラメータ設定等により最終的な結果が異なることが予想され，診断の定量化を考える上で望ましくない．そこで本研究では，左右上腕骨頭形状を比較することで欠損の定量評価を考える．これは，左右上腕骨頭の骨格形状が鏡像対称であるとの医学的経験知識に基づくものであり，一方の上腕骨頭にのみ異常が認められる場合に有効である．提案する診断システムの流れをFig.1に示す．まずCT画像における上腕骨の表面形状を抽出し，スライスごとに結合することで上腕骨の3次元形状を復元する．鏡像対称であるとの仮定の下，3次元に復元した左右の上腕骨頭形状を計算機上で重ね合わせることで，その差異を欠損とみなすことができる．その体積差および欠損形状を解析することにより欠損状態を定量評価する．形状抽出には閾値処理による2値化および動的輪郭モデル[2]を利用する．

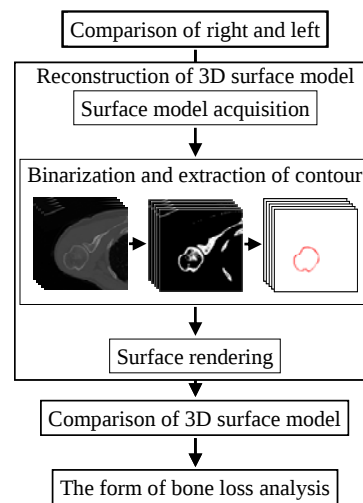


Fig. 1 Flow chart of our diagnosis system.

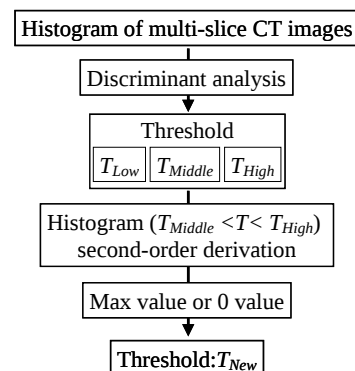


Fig. 2 Flow chart of our thresholding method.

3. CT画像における上腕骨の自動抽出

2次元画像群であるマルチスライスCT画像より対象の3次元形状を復元するには，対象の表面形状を取得しモデル化することが必要である．CT画像で撮影される骨は，比較的固く丈夫な皮質骨，比較的柔らかく柔軟性のある海綿骨の大きく2種類に分けられる．皮質骨は主に骨の表面を構成し，非常に明確に撮影されるためCT画像中で高い画素値をもつ．海綿骨は主に骨の内部を構成する．その画素値は他の臓器に近く，CT画像中では低い画素値をもつため比較的不明瞭である．そこで，骨の表面部分を構成し比較的高い画素値をもつ皮質骨を閾値処理により抽出し，その輪郭すなわち表面形状を強調することを考える．本研究では骨内部の情報を必要としないため，海

綿骨部分の抽出は不要である。皮質骨部分抽出のための手法として、画像の2値化処理において一般的に用いられる判別基準法にヒストグラム解析を組み合わせた閾値自動決定手法を提案する。本研究で提案する閾値自動決定の流れをFig.2に示す。さらに、得られた2値画像に対して動的輪郭モデル(Snakes)を適用することにより本研究の対象である上腕骨表面形状の抽出を試みる。

1) 自動閾値決定法

マルチスライスCT画像の患者一人当たりの画像枚数は膨大であるため、閾値の決定は自動化することが望ましい。本研究ではCT画像2値化のための閾値自動決定法として、判別基準法[3][4]を応用した手法を提案する。検証に用いた10症例のサンプルは、DICOMのヘッダ情報に基づき切片-1024[HU]、傾き1の変換関数でCT値をリスケールしている。Fig.2に示すように、判別基準法の適用により閾値 T_{Low} 、 T_{Middle} 、 T_{High} が得られる。手動決定した閾値との比較のため、サンプルの1症例あたり5スライスを選出し計100枚のスライスに対し、医師の指導の下、非医師である作業員により閾値 T_{Manual} を設定した。残留したノイズはオープニング処理により除去した。その結果、閾値 T_{Manual} と閾値 T_{Middle} および T_{High} との関係はTable 1の例に示すように必ず $T_{Middle} < T_{Manual} < T_{High}$ となった。本節では提案手法により手動設定閾値 T_{Manual} に近い値 T_{New} を自動取得することを目的とする。

判別基準法は、ある未知の閾値 x でヒストグラムは2つのクラスに分けられると考え、このクラス分けについて判別分析法の手法を適用するものである。基準式を以下に示す。 σ_B^2 はクラス間分散であり、 σ_T^2 は全分散である。

$$\eta = \sigma_B^2 / \sigma_T^2 \quad (1)$$

$$\sigma_B^2 = P_1 P_2 (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (2)$$

(2)式において、 P_1 、 P_2 は分割されたそれぞれのクラスの生起確率であり、 μ_1 、 μ_2 はそれぞれのクラスの平均である。基準式が最大値を

Table 1 Manual thresholds and obtained by a discriminant analysis(left-35th slice).

	Threshold			
	T_{Manual}	T_{Low}	T_{Middle}	T_{High}
Sample 1	1202	615	1091	1420
Sample 2	1141	588	1028	1402
Sample 3	1230	581	1037	1461
Sample 4	1214	589	1033	1433
Sample 5	1207	570	1017	1430
Sample 6	1185	593	1034	1287
Sample 7	1144	590	1057	1417
Sample 8	1149	584	1059	1406
Sample 9	1155	596	1081	1456
Sample 10	1153	585	1028	1441

とることが閾値 x の最適さを指示する。閾値 x は0から順に大きい方へ探索することが一般的であり、(1)式は分子のみが閾値に依存して変化するため計算が容易である。本研究では(1)式を採用し閾値を決定する。全10症例(左右20組・計1320枚)の肩関節マルチスライスCT画像に対して判別基準法を適用し骨(皮質骨)部分を抽出する閾値の決定を試みた。以下でFig.3(a)に示した1枚のCTスライス画像を例にとって説明する。Fig.3(b)に示すようにこのCT画像のヒストグラムに対し判別基準法を適用すると、ヒストグラムを「空気(背景部分)」と「人体」の各領域に分割する閾値 T_{Low} を得る。続いてヒストグラムにおける閾値 T_{Low} 以上の部分、つまり「人体部分」を示す領域に対して再度判別基準法を適用する。これにより、Fig.3(c)に示すように「人体」の領域を「筋肉(および脂肪)組織」と「皮質骨」の各領域に分割する閾値 T_{High} を得る。しかし、閾値 T_{High} は「筋肉組織」に相当するノイズの大部分を残さず、かつ「皮質骨」に相当する画素を残す最低限の値である。故に、その大部分が低い画素値をもつ海綿骨で構成される上腕骨頭部分は輪郭の一部を大きく失う。もしくは、輪郭は保つが同時に多量のノイズが残る場合もある。そのため閾値 T_{High} を最適閾値とすることは適当ではないが、最適閾値はヒストグラムの「筋肉組織」に相当する $T_{Low} < T < T_{High}$ の範囲に存在すると予想できる。これは他のスライスについても同様である。

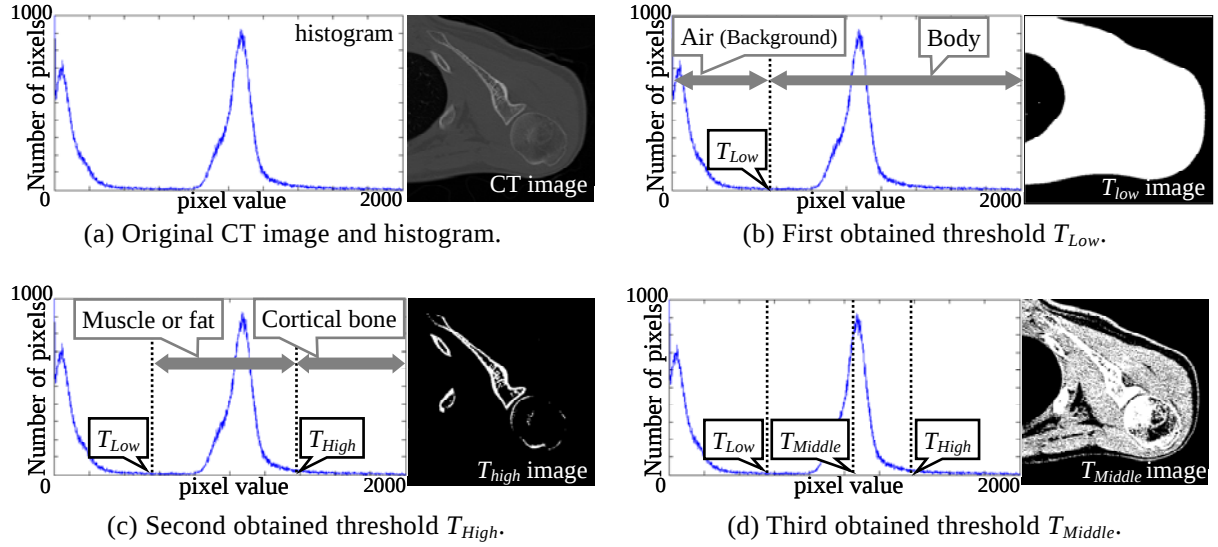


Fig. 3 Thresholds decided by a discriminant analysis.

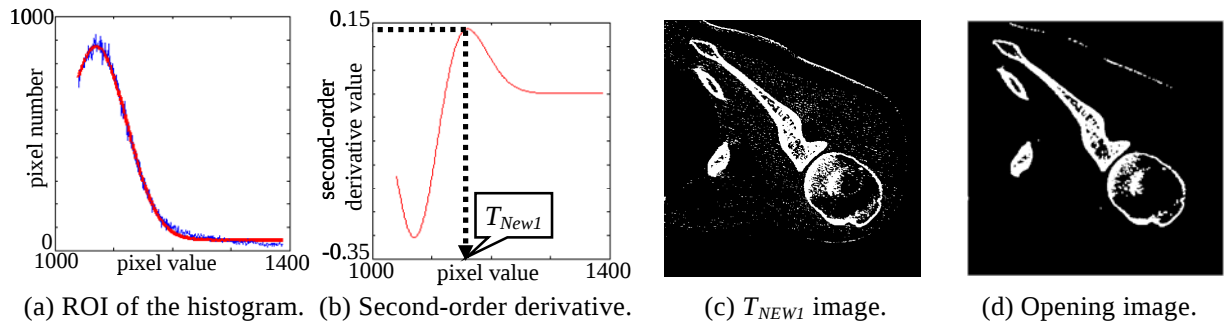


Fig. 4 Second-order derivative of the histogram and obtained threshold T_{NEW1} .

そこで**Fig.3(d)**に示すように、 $T_{Low} < T < T_{High}$ の領域に対して判別基準法を適用し閾値 T_{Middle} を得る。しかし、閾値 T_{Middle} で2値化した場合、**Fig.3(d)**に示すように筋肉部分の画素が多量のノイズとして現れる。 $T_{Middle} < T < T_{High}$ の範囲に対して再度判別基準法を適用した場合、この範囲のヒストグラムは明確な谷部分をもたないため結果として中央値に近い値が算出される。したがって、これ以上判別基準法のみにより閾値を算出することは有益でない。そこで、CT画像中の上腕骨の輪郭が確実に残る閾値設定を考える。その際、単純な閾値処理を行った場合、多量のノイズが残留する。そこで、モルフォロジー演算の1つである画素の縮小(erosion)・膨張(dilation)によるオープニング処理を適用することで除去を試みた。しかし T_{Middle} 適用2値画像の場合、多量のノイズが

残留しているためオープニング処理の適用による除去は困難である。

手動設定した閾値 T_{Manual} のヒストグラム中における位置は、経験的にその接線の傾きの変化が大きい位置、すなわち2次微分値が大きい位置に設定される。したがって、ヒストグラムの2次微分値が最大をとる値を閾値 T_{New} とすることにより、手動設定した閾値に近い値を得ることができる。そこで、**Fig.4(a)**に示すようにヒストグラムの $T_{Middle} < T < T_{High}$ の範囲を下式でモデル化する。

$$y = A \exp \left\{ -B(x-C)^2 \right\} + D \quad (3)$$

各パラメータ A , B , C , D を非線形最適化手法であるNelder-Mead法を利用し決定する。続いて**Fig.4(a)**に $T_{Middle} < T < T_{High}$ の範囲におけるヒストグラム、および**Fig.4(b)**にその2次微分

値と決定した閾値 T_{New1} を示す。Fig.4(c)に閾値 T_{New1} を適用した2値画像を示し、それにオープニング処理を適用した結果画像をFig.4(d)に示す。肩関節におけるマルチスライスCT画像はヒストグラム分布の特徴が酷似しているため、(3)式を用いたヒストグラムのモデル化はすべてのスライス画像に対して適用することができる。手動閾値設定に用いた100枚のサンプルスライス画像に対して本手法を適用したところ、75枚のスライス画像において適切に上腕骨を抽出できた。残る25枚においては輪郭が残らないケースが見られた。このような場合、手動設定した閾値はヒストグラムの傾きが大きい位置に設定される場合が多い。したがってそのような画像の場合、2次微分の最大値ではなく0となる値、すなわち変曲点を閾値 T_{New2} とすることにより改善することができる。 T_{New1} および T_{New2} の判別は現時点では目視であり、今後その完全な自動化が必要である。

本研究では、左右1症例あたり5スライスを選出し計100枚のスライスに対し手動閾値 T_{Manual} および提案手法による閾値 T_{New} を設定した。CT画像の仕様は、画像サイズ512 pixel × 512 pixel, スライス厚1.25mm, 画素サイズ0.293mm × 0.293mmである。本節では左肩CT画像の35番スライスを例に挙げ、Table 2にその各閾値を示す。各スライスにおいて、手動閾値と提案手法による閾値は1対1で対応している。そこで、手動設定と提案手法との間に有意差があるか否かを、対応ありt検定により判断したところ、有意差は認められなかった。したがって、提案手法による閾値と手動設定閾値は非常に近い値であり有効であると考えられる。今後、様々な症例に本手法を適用する際、ノイズ等の影響により抽出した骨領域がスライス間で凹凸を生じる可能性があるが平滑化等の処理により十分に補正は可能であると考えられる。

2) 輪郭抽出

前節で得られた閾値 T_{New} を適用することによりCT画像中の骨(皮質骨)部分を抽出できた。

Table 2 Manual threshold and proposing threshold(left-35th slice).

	Threshold	
	T_{Manual}	T_{New}
Sample 1	1202	1213
Sample 2	1141	1160
Sample 3	1230	1172
Sample 4	1214	1161
Sample 5	1207	1170
Sample 6	1185	1237
Sample 7	1144	1167
Sample 8	1149	1218
Sample 9	1155	1169
Sample 10	1153	1165

次に T_{New} を適用した2値化画像に対し動的輪郭モデル〔2〕(以下Snakes)を適用することにより上腕骨の表面形状モデルを取得する。本研究ではSnakesの制御点を全スライスで100個に固定し表面形状を抽出した。

Snakesによる抽出結果はその初期輪郭に大きく依存する。本研究では誤抽出を極力防ぐため、上腕骨の大きさが最大となる*i*番目のスライスを1枚手動で設定し、そのスライスからSnakesを*i*+1方向および*i*-1方向に適用することとした。わずかな誤抽出に関しては、手動により制御点の位置をある程度補正し、補正後の輪郭を初期輪郭として再度Snakesを適用することで解決した。10組の肩関節CT画像計240枚を3.1節で得られた閾値 T_{New} で2値化した上でSnakesを適用し、医師の手作業により抽出された上腕骨輪郭との一致度の算出を行う。手作業で抽出した輪郭で囲まれる領域の画素を*M*、閾値処理、Snakesによる抽出輪郭で囲まれる領域の画素を*X*とすると、抽出した領域の一致度*c*は次式のように与えられる。

$$c = \frac{(X \cap M)}{(X \cup M)} \quad (4)$$

Table 3に全スライスにおける一致度の平均値、最小値、最大値を示す。また、比較対象としてSnakesのみを適用した抽出結果の平均一致度を示す。Fig.5に医師の手動による抽出輪郭と閾値処理、Snakesによる抽出輪郭の例を示す。Fig.5(a)は上腕骨が現れ始めるスライ

スであり、このようなスライスでは総じて一致度が低くなっている。Table 3中の最小値はすべてこの場合に当たる。しかし平均値は0.9前後となっており、本手法はSnakesのみの場合と比較して良好な一致度を得られていると考えられる。

4. 欠損形状の算出

3章の閾値処理およびSnakesにより得られた上腕骨の輪郭線における制御点を結合することで3次元形状を復元する。本研究では左右の骨格形状は鏡像対称であるという医学的経験知識に基づき、この上腕骨頭の3次元形状を左右間で比較することを考える。これによりその欠損部位を特定し、体積・形状の両面から解析を行う。

1) 3次元再構成と左右の重ね合わせ

左右の骨格形状は鏡像対象であるとの仮定より、一方の上腕骨頭を欠損前の本来の形状とみなすことができる。そこで、片方を鏡像反転させ左右の3次元形状を重ね合わせることでその差異より欠損部位を特定および視覚化する。Fig.6に示すように重ね合わせることで、欠損部位が視覚的に表されていることがわかる。重ね合わせの際の位置合わせには上腕骨の重心を利用することにより半自動化できる。欠損量の評価に利用できる情報として、左右の上腕骨頭の体積差が考えられる。一般に左右の上腕骨頭の体積を比較した際にある一定量の体積差が認められた場合、左右のうち一方が欠損していると考えられる。欠損部位の上端と下端を目安とし、手動により上腕骨頭の欠損部位全体を切り出すことで体積差を求めた。Table 4に全7症例のCT画像に対し形状を抽出し、重ね合わせることで算出した体積差および実際に医師が下した診断結果を示す。また、本研究で用いたサンプル7症例では左右上腕骨頭の大きさはほぼ同一であるが、症例により大きさが異なる場合が想定される。このような場合、本研究では左右上腕骨頭の形状は鏡像対称であると仮定しているので左右どちらか一方の形状を拡大、縮

Table 3 Coincidence between the manual extraction and proposing method.

	Coincidence (c)			
	Snakes only	Our method		
	Mean	Mean	Min	Max
Sample 1	0.641	0.953	0.827	0.976
Sample 2	0.655	0.947	0.743	0.977
Sample 3	0.769	0.937	0.752	0.975
Sample 4	0.679	0.934	0.748	0.969
Sample 5	0.714	0.912	0.700	0.963
Sample 6	0.647	0.937	0.695	0.979
Sample 7	0.667	0.891	0.641	0.973
Sample 8	0.785	0.939	0.779	0.973
Sample 9	0.784	0.953	0.670	0.979
Sample 10	0.794	0.942	0.659	0.970

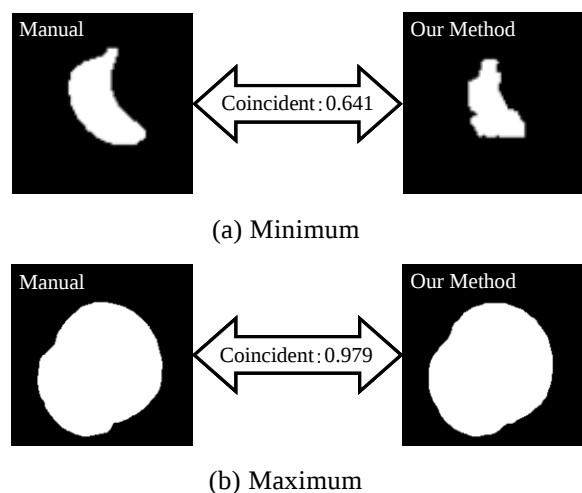


Fig. 5 Examination of coincidence.

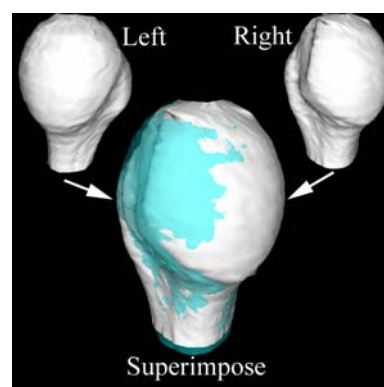


Fig. 6 Superimpose right and left humeruses.

小し対処する。これにより左右でスケールが異なる状態となるため、体積には単位をつけていない。

2) 欠損形状の解析

Table 4に示すように欠損の認められる方の体積が小さくなっていることがわかり、これは医師による診断と一致する。しかし、体積差と診断スコア(欠損部位の形状を医師の主観で「広くて深い」、「広くて浅い」、「狭くて深い」、「狭くて浅い」と言葉で表現したもの)との相関は見られない。なおSample2とSample5の診断スコアは無記入である。

現在の医療現場において欠損部位の評価には診断スコアのような主観的な表現を当てはめており定量的ではない。そこで欠損部位の形状特徴を定量的に評価することを考える。まず、左右上腕骨頭を重ね合わせた際に視覚的に示される欠損部位の内部に等間隔で点群を与え、その形状を点群で表現する。この点群の広がりやを主成分分析により解析することで、欠損部位の形状特徴を得る。ここで、欠損部位以外に残った点群は現時点では手動により除去している。**Table 5**に主成分分析により得られた第1, 第2, 第3主成分の寄与率を示し、**Fig.7**に欠損部位に当たる点群と各主成分を示す。第1, 第2主成分は上腕骨頭の表面方向に表れ、第3主成分は深さ方向に表れることが**Fig.7**からわかる。このことから、第1, 第2主成分の寄与率は欠損形状の広さを表し、第3主成分は深さを示すと考えられる。

Table 5に示した各主成分の寄与率および**Fig.7**に示した各主成分の方向より欠損部位の形状を判断する。Sample1の欠損形状は第1主成分に大きく寄与しており、非常に直線的な欠損であると考えられる。これは医師の主観による診断スコア「狭くて浅い」とも一致する。Sample1を基準にSample4と比較すると、Sample4の第2主成分の寄与率はSample1より大きく、第3主成分の寄与率はSample1に近い値である。したがって、Sample4は「広くて浅い」欠損形状であると考えられる。

本手法を適用することにより、医師の感性的表現にとどまっていた欠損状態の評価を体積および形状の両面から定量的に行える可能性を示唆することができる。しかし、本研究

Table 4 Difference of right and left humeral volumes.

	Diagnosis		Volume	
	Loss	Score	left	right
Sample1	right	small/shallow	7.908	7.411
Sample2	right		7.031	5.785
Sample3	left	small/deep	8.075	8.131
Sample4	right	large/deep	9.940	9.652
Sample5	right		2.878	2.429
Sample6	left	middle/middle	6.703	7.225
Sample7	left	small/shallow	3.588	3.952

Table 5 Contribution of each principal component.

	Score	Contribution		
		1st	2nd	3rd
Sample1	small/shallow	0.905	0.073	0.023
Sample2		0.821	0.119	0.060
Sample3	small/deep	0.764	0.201	0.035
Sample4	large/deep	0.741	0.242	0.017
Sample5		0.816	0.159	0.024
Sample6	middle/middle	0.807	0.161	0.032
Sample7	small/shallow	0.717	0.245	0.037

で検証を行ったのは全7症例のみであるため、今後はさらに多くの症例に対して本手法を適用し定量的な診断基準を構築する必要がある。

5. まとめ

本研究では上腕骨頭欠損診断支援システム構築のため、肩関節における上腕骨頭欠損の定量化を試みた。左右の上腕骨頭の形状は鏡像対称であるとの仮定の下、一方にのみ異常が認められる症例を対象とした。

提案手法では、まず上腕骨の輪郭強調のため閾値処理によりCT画像の2値化を行った。閾値の決定には判別基準法およびヒストグラム2次微分を組み合わせた手法を提案することによりその自動化を行った。動的輪郭モデル(Snakes)の適用により復元した左右上腕骨頭の形状を計算機上で重ね合わせることで欠損部位を視覚的に示した。また、欠損部位を点群に置き換え、主成分分析を行うことにより欠損部位の形状特徴を定量評価した。以上より、上腕骨頭の欠損を定量的に診断するシステム構築の可能性を示唆することができた。今後の課題として、手動操作の自動化もしくは

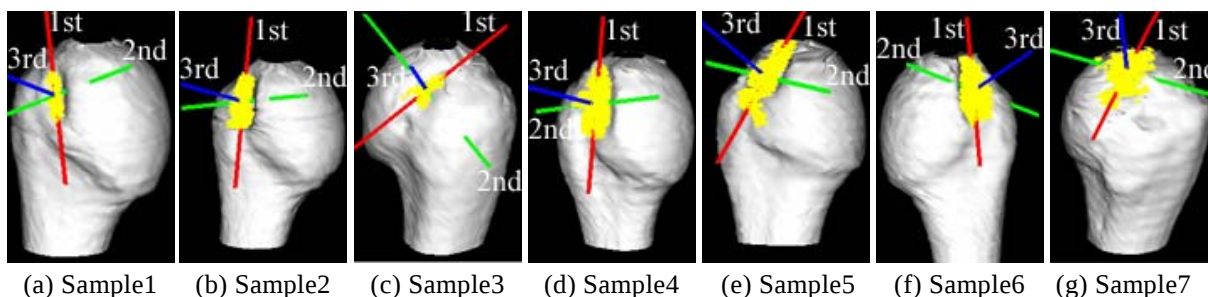


Fig.7 The analysis of bone loss by PCA.

は補助によるシステムの安定化, 様々な症例に対する適用による診断基準の構築およびファントム等を用いた本手法の精度の検証が挙げられる.

文 献

- [1] 片田和廣, 佐々木真理: MDCT 徹底攻略マニュアル. メジカルビュー社, 東京, 2005, pp 1-7
- [2] Shahoo PK, Soltani S, Wong AKC: A Survey of Thresholding Techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* **41**: 233-260, 1988
- [3] M Kass, A Witkin, D Terzopoulos: Snakes: active contour models. *International Journal Computer Vision* **1**(4): 321-331, 1988
- [4] 森俊二, 坂倉柊子: 画像認識の基礎(I) - 前処理と形の特徴抽出 -. オーム社, 東京, 1986, pp 42-46

Quantitative Evaluation of Humeral Head Defects in Comparison with the Opposite Site

Shogo KAWASAKI^{*1}, Toshiya NAKAGUCHI^{*2}, Nobuyasu OCHIAI^{*3},
Norimichi TSUMURA^{*2}, Yoichi MIYAKE^{*4}

^{*1} Graduate School of Science and Technology, Chiba University

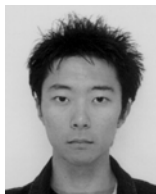
^{*2} Department of Information and Image Sciences, Chiba University

^{*3} Department of Orthopedic Surgery University of California San Diego

^{*4} Research Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University

Orthopedic surgeons have been diagnosed the size and the shape of the humerus loss by using the difference of the CT images between the right and left humerus for a long time. However, this diagnostic method depends on the experience of physician. Therefore it is required to diagnose and evaluate the humerus loss quantitatively. In this paper, we propose a computer-aided quantitative diagnosis method of the humerus loss by comparing the three dimensional shape of the right and left humerus reconstructed from a Multi-sliced CT image under the assumption that the right and left humerus have mirror symmetry. An active contour model, histogram and discrimination analysis and a superimpose technique were introduced to compare the difference of 3-D images between the right and left humerus. As a result it was shown that the proposed diagnosis method is significantly useful for automatic extraction of the volume and the shape of the humerus loss.

Key words: Quantification of loss, Shoulder, Thresholding method, Bone contour extraction



川崎将吾 (かわさき しょうご)

2006 年千葉大学工学部情報画像工学科卒業。同年千葉大学大学院自然科学研究科入学, 現在に至る。医用画像処理の研究に従事。



津村徳道 (つむら のりみち)

1995年大阪大学大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。現在, 千葉大学工学部情報画像工学科助教授。医用画像工学, 計測画像工学, 色再現工学, 質感再現工学の研究に従事。IS&T, 日本光学会, 日本写真学会, 日本医用画像工学会, 電子情報通信学会, 各会員



中口俊哉 (なかぐち としや)

2003 年上智大学大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。現在, 千葉大学工学部情報画像工学科助手。2001-2003 年日本学術振興会特別研究員。画像解析, 画質評価, 医用画像処理, 組合せ最適化に関する研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会, IS&T, 日本写真学会, 各会員



三宅洋一 (みやけ よういち)

1968 年千葉大学大学院修士課程修了。京都工芸繊維大学助手, 助教授, 千葉大学工学部助教授を経て, 1989 年同教授。1978-1979 年スイス連邦工科大学研究員。1997 年ロchester大学客員教授。2003 年よりフロンティアメディカル工学研究開発センター長。医用画像工学, 画像評価, 色再現工学の研究に従事。IS&T フェロー・名誉会員, 日本光学会, 電子情報通信学会, 各会員。工学博士。



落合信靖 (おちあい のぶやす)

2006年千葉大学大学院博士課程修了。博士 (医学)。現在, カリフォルニア大学サンディエゴ校整形外科研究中。肩, 膝関節画像解析, 変形性膝関節症による疼痛に関する研究に従事。日本整形外科学会, 日本整形外科スポーツ医学会, 日本肩関節学会, 日本膝関節学会, 各会員

* * *