

イメージマッピングを用いた尋常性乾癬の全自動病勢定量化に関する基礎的な検討

向井, 一宏 / MUKAI, Kazuhiro

(発行年 / Year)

2014-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2014-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

2013年度

修士論文

イメージマッピングを用いた尋常性乾癬の
全自動病勢定量化に関する基礎的な検討



指導教員

彌富 仁 准教授

法政大学大学院 工学研究科 情報電子工学専攻

12R4151 向井 一宏



目次

第1章	はじめに	4
第2章	研究背景	5
2.1	尋常性乾癬について	5
2.2	乾癬での重症度の評価法とその問題	6
2.3	CASIによる病勢の定義と問題点	7
2.4	画像間の位置合わせ	7
第3章	方法	9
3.1	CASIによる病勢の定義	9
3.2	SIFTを用いた対応点検出	10
3.2.1	スケールとキーポイント候補点の検出	10
3.2.2	キーポイントのローカライズ	13
3.2.3	オリエンテーションの算出	15
3.2.4	対応点検索による画像のマッチング	16
3.2.5	画像の輝度の標準偏差から算出した σ によるしきい値の設定による候補点の検出	17
3.2.6	非対応の点の削除	17
3.3	ハフ変換を利用した対応点検出	18
3.4	ピクセル単位の画素値マッピング	18
第4章	結果	21
4.1	利用した臨床画像	21
4.2	SIFTによる対応点検出	23
4.3	ハフ変換を用いた対応点検出	26
4.4	画像間のイメージマッピング	31
4.5	CASIの計算	34
4.6	PASIとCASIの比較	40
第5章	考察	41
5.1	対応点検出についての考察	41

5.2 イメージマッピングと CASI についての考察	41
第 6 章 結論	43
謝辞	44
参考文献	45
付録	47
実績	51

第1章 はじめに

乾癬 (psoriasis) は銀白色の鱗屑や皮膚が赤く腫れる紅斑などの皮疹があり、強い痒みや関節炎を伴う。頭の皮膚から足底の皮膚まで全身の様々な部位に発生するといった特徴を持ち、外見的な問題や皮膚症状のために周囲の人からうつるという誤解や差別を受けることも多く、患者の生活の質を表す QOL(Quality of Life) を著しく低下させる。患者数は欧米では人口の1~2% を占め、日本では約10万~20万人と言われ、徐々に増加している。また、乾癬は完治が難しく再発を繰り返しやすいので、長期にわたる継続的な観察および治療が必要である。しかし現在臨床で用いられている PASI や BSA 等の診断指標は、医師の主観評価のため、ばらつきが大きく適切な治療法の選択や治療効果の評価面で問題となっている、こうした背景から画像解析等による客観的な病勢定量手法が確立できれば上記の問題を解決することが期待できる。

著者らはこれまで乾癬の中で最も多い症状である尋常性乾癬の紅斑に対して、CIELAB 表色系 (以下 Lab) の a^* 成分を用いて、病変部位の面積と赤みの度合いを考慮した定量化指標として Computer-assisted Area and Severity Index(CASI) を提案した。しかしながら CASI は、撮影された個々の臨床画像に対して評価するため、経時観察の際に患者とカメラの距離や撮影部分のズレが発生するなどの異なる撮影状況に対しての考慮が十分にはできていなかった。

そこで本研究では、撮影時の異なる臨床画像を画素単位で位置合わせを行うことで、経時的な病勢変化の定量を可能にする方法を検討する。

第2章 研究背景

2.1 尋常性乾癬について

尋常性乾癬(以下乾癬)は炎症性角化症の一種で、Fig2.1に示すような大きさや形が様々な赤色の丘疹(紅班)が頭、肘、膝などにできる。これが進行すると次第に患部が銀白色のフケのような鱗屑で覆われ、やがてそれがフケのように剥がれ落ちるとともに、症状が進むと数が増えて全身に及び、強いかゆみや関節炎を生じる場合もある。治療には未だ十分なものがなく、発症する原因も遺伝的なものが考えられているが根本的なことは分かっていない[1]。乾癬は伝染する病気ではないが、全治することが困難で、皮膚症状であることから周囲の人から移るという誤解や差別を受けることも多く、健常人に比べ生活の質を表すQOL(Quality of Life)が著しく低下する疾患である[2]-[4]。患者数は欧米では人口の1~2%を占め珍しい病気ではなく、日本でも約10万~20万人と徐々に増加している傾向にある。乾癬に関しては多くの研究がなされ、外用療法(塗り薬)、光線(紫外線)療法、内服療法(飲み薬)、注射療法(生物学的製剤による治療)など様々な治療法が提案されている[5]。このため、患者の症状の状態から正確な重症度の測定と、その期間での病勢に基づく適切な治療法の選択が重要である。

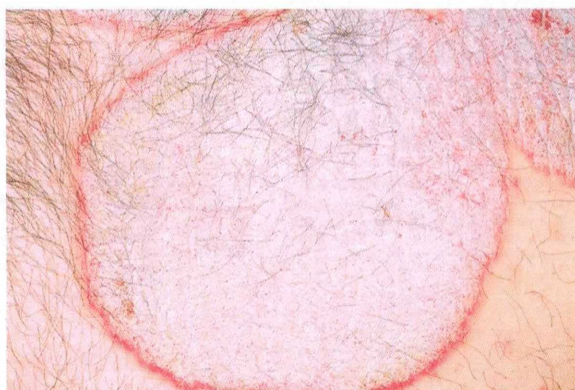


Fig 2.1: 尋常性乾癬

2.2 乾癬での重症度の評価法とその問題

現在用いられている乾癬の重症度の判定方法は、大きく分けて医師側が主観で評価する方法と患者側がアンケートに答えて評価を行う方法がある。医師側の視点による評価方法ではBSA(Body Surface Area)、PASI(Posoriasis Area and Severity Index)[6]があり、皮疹の面積が体全体の面積に占める割合で重症度を算出する方法である。BSAは乾癬の病変部面積の体表面積に占める割合で評価し、手掌の面積を1%として全体の皮疹面積の計算を行う。10%以下が軽症、10～30%程度が中等症、30%以上は重症とされている。PASIは、頭部、体幹、上肢、下肢毎に乾癬病変部の紅斑、浸潤、落屑を医師の視点から病変の範囲を点数化し、Fig2.2に示すような計算式に当てはめて重症度を数値化するものである[7][8]。

患者側の視点からの評価方法では、代表的なものとしてDLQI(Dermatology Life Quality Index)、skindex、SAPASI (Self Administered PASI)、などがある[9]-[11]。DLQI、skindexは患者側が皮膚の状態から感じる不便さや精神的健康面などに関係する質問に答え点数化して、治療の効果を判断するというものである。SAPASIはFig2.2に示すPASIの考え方をもとに、患者自身が皮疹の状態を評価する手法で、患者と医師が判定した点数を合わせて計算し、最終的なスコアを求めるものである[12]。SAPASIは患者自身から見えない部位の評価は困難であり、BSA、PASIなどの重症度の評価方法では、臨床の現場でスコア計算に時間を要するという問題や、医師が目で見えて確認し病勢の判断を主観的に行うため、医師毎の経験やその時々によってに大きな差が生じる問題が指摘されている。

【PASI スコア : Psoriasis Area and Severity Index



Fig 2.2: PASI スコアの計算表と記入例

2.3 CASIによる病勢の定義と問題点

画像解析等による客観的な病勢定量手法が確立できれば、前述したPASIなどの問題点を解決することが期待できる。著者らはこれまで乾癬の中で最も多い症状である尋常性乾癬の紅斑に対して、CIELAB表色系(以下Lab)の a^* 成分を用いて、病変部位の面積と赤みの度合いを考慮した定量化指標としてComputer-assisted Area and Severity Index(以下CASI)[13]を提案した。CASIは尋常性乾癬の紅斑に対する病勢定量基準で、Lab表色系の赤色の度合いを表す a^* 成分を用いて定義されている。Lab表色系は色空間上の距離と人間の視覚心理的な色の差が比例する様に考慮された表色系であるため、CASIは病変部の面積や赤みの度合いに比例してスコアが増加する。これにより紅斑の赤みと面積を考慮した評価をすることが出来る。

しかしながらCASIは、撮影された個々の臨床画像に対して評価するため、経時観察の際に患者とカメラの距離や撮影部分のズレが発生するなど、異なる撮影状況に対しての考慮が十分にはできていなかった。そこで本研究では、撮影時の異なる臨床画像を画素単位で位置合わせを行うことで、経時的な病勢変化の定量を可能にする方法を検討する。

2.4 画像間の位置合わせ

異なる臨床画像間から病勢の推移を定量化する場合、CASIの問題点としてFig2.3に示すように画像間の位置やスケールのズレがある。そこで本研究では撮影時期の異なる複数の写真の位置合わせを行い、任意の時期(例:治療開始前)の写真に画像を写像することで、全ての写真を同じスケールで評価することを可能とした。本研究では画像の回転や位置ずれに対してロバストな画像の特徴記述方法であるScale-Invariant-Feature-Transform(以下SIFT)[14]、ハフ変換、アフィン変換を用いた画像間の位置合わせを行った。ただし、人間の体の様な非剛体の位置合わせを行う場合、画像間の対応する点を見つけ、画像全体をアフィン変換によって一括して変換するのは不適切であるため、1画素ずつ適切なアフィン変換行列を求めマッピングを行う。

ここで、局所特徴量を扱うものとしてHOG(Histograms of oriented gradients)[16]、SURF(Speeded Up Robust Features)[17]、SIFTなどがある。HOGは局所領域における勾配ヒストグラムをヒストグラム化した明度変化に不変な特徴量であり、大まかな形状特徴量の記述が可能のため一般物体認証などに用いられるが、対象の回転やスケール変化には対応していない。SIFTとSURFは回転やスケール変化、照明変化に頑健な特徴点(キーポイント)の検出と特徴量の記述の2段階からなる処理を行うことで、対象物の写り方が異なる画像間で位

置合わせを可能にする方法である。SURF は特徴量の記述で画素ごとの勾配ヒストグラムを用いた 128 次元の局所特徴量を抽出する SIFT に比べて、キーポイント検出では処理が軽量化されており、特徴量の記述で Haar-wavelet を用いることでより高速な処理で特徴点を抽出することが出来る。本研究でのマッチングは高速な処理の点で優れている SURF ではなく、グレースケールを用いた患者画像に対して勾配ヒストグラムが有効という点から、SIFT を用いた処理を行う。キーポイント検出ではグレースケール画像から特徴点を抽出するが、コントラストが比較的小さく、エッジ等の情報が含まれる後述の DoG (Difference-of-gaussian) 出力値が全体的に小さな値になるので、安定した数の対応点を検出するために標準偏差と平均値を用いた閾値設定により絞込みを行う。この SIFT により検出された特徴点から類似度の低い特徴点を不要点として削除することで画像間の対応点のマッチング、ズレの補正が可能になる。

しかしながら SIFT は、臨床画像のような非剛体で経過とともに病変部が変化するものに対して極端に対応点が少ない場合や部分的にしか対応点が取れないことがある。本研究では、SIFT の対応点検出に加えてハフ変換を利用した対応点検出を行うことで対応点数の問題を解決し適切なアフィン変換をおこなっている。本研究を実現することで、CASI の問題点を解決し時間のかからない病勢の定量、診察者による評価の誤差をなくすることが可能になると期待できる。



Fig 2.3: 臨床画像の例

第3章 方法

本研究では、背中部分に病変を持つ臨床画像に対して背中部分の重症度の定量化を試みた。位置ずれに対してロバストな画像の特徴記述方法である SIFT、ハフ変換、アフィン変換を用いた画像間の位置合わせを行った。ただし、人間の体の様な非剛体の位置合わせを行う場合、画像間の対応する点を見つけ画像全体をアフィン変換によって一括して変換するのは不適切であるため、1画素ずつ適切なアフィン変換行列を求めマッピングを行う。以下、位置合わせによる画像のマッピングと CASI の定義について説明する。

3.1 CASIによる病勢の定義

CASI は尋常性乾癬の紅斑に対する病勢定量基準で、Lab 表色系の赤色の度合いを表す a^* 成分を用いて、以下の 3.1 式の様に定義されている。Lab 表色系は色空間上の距離と人間の視覚心理的な色の差が比例する様に考慮された表色系であるため、CASI は病変部の面積や赤みの度合いに比例してスコアが増加する。Fig3.1 に CASI の処理の流れを示す。最初に原画像を 1.LAB 表色系の a^* 成分に変換する。次に、2. a^* 成分画像から健常部の a^* 成分の平均値との差分を取る。これによって、乾癬の赤みの強い部分を抽出し、注目している皮膚面積で割ることによって CASI を算出する。

$$CASI = \int_{\text{評価対象部位}} \frac{(\text{病変部の } a^* \text{ 成分}) - (\text{健常部の } a^* \text{ 成分})}{\text{皮膚面積}} \quad (3.1)$$

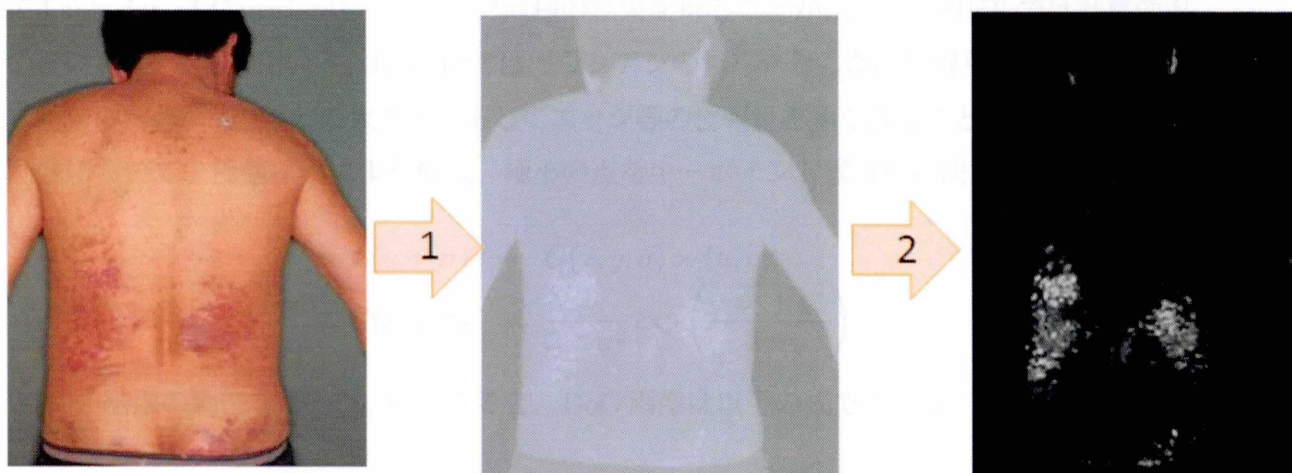


Fig 3.1: CASI の計算手順 (左: 原画像 中: a^* 成分画像 右: 病変部)

3.2 SIFT を用いた対応点検出

最初に、SIFT を用いて画像中の対応点对を求める。SIFT は特徴点の検出と特徴量の記述から構成され、以下の流れになる。

$$detection \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{スケールとキーポイント検出} \\ 2, \text{キーポイントのローカライズ} \end{array} \right.$$

$$description \left\{ \begin{array}{l} 3, \text{オリエンテーションの算出} \\ 4, \text{特徴量の記述} \end{array} \right.$$

1、スケールとキーポイント検出では、Difference-of-Gaussian(以下 DoG) 処理を利用し対象の画像からスケールとキーポイントを検出、2、キーポイントのローカライズではスケールとキーポイント検出で検出されたキーポイントから主曲率とサブピクセル推定を行い、特徴点として向かない点を削除する。3、オリエンテーションの算出では、回転に不変な特徴量を得るために絞られた各キーポイントのオリエンテーションを算出する。4、特徴量の記述では3、で求めたオリエンテーションに基づいてキーポイントの特徴量を記述する。以下に各処理の説明を述べる。

3.2.1 スケールとキーポイント候補点の検出

キーポイント検出では、特徴点の候補点を抽出する。DoG 処理によって DoG 画像を作成する。DoG 処理はガウシアンフィルタを用いて画像の平滑化を行い、その差分を取るこ

で Laplacian-of-Gaussian(LoG) 処理と同様の結果を得ることが出来る。SIFT では計算効率の良い DoG 処理を用いる。DoG 画像はガウシアンを幅 σ とした時に得られる平滑化画像の差分のため、 σ の差分の大きさに応じてエッジ等の情報量を多く含むことになるこの DoG 画像において、極値探索により極大、極小の点をキーポイント候補点に決定する。

$$L(u, v, \sigma) = G(x, y, \sigma) \times (u, v) \quad (3.2)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{-x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.3)$$

DoG の結果の画像を $D(x, y, \sigma)$ とすると、DoG 画像は以下の式で求まる。

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k \times \sigma) - G(x, y, \sigma)) \times I(u, v) \\ &= L(u, v, k \times \sigma) - L(u, v, \sigma) \end{aligned} \quad (3.4)$$

この処理を初期値の σ_0 を k 倍ずつ大きくした異なるスケール間で行う。さらに (3.3) 式より作成した平滑化画像から差分を求めることで複数の DoG 画像を求めることが出来る。以下の Fig3.2 に DoG 処理の流れを示す。この処理では σ が一定の割合で増加し続けると処理できない端領域の拡大と計算コストの増加という問題が発生する。以下、Fig3.3 に示すように前述の問題を解決する σ 連続性を保持した平滑化処理を実装している。 σ の増加率を抑えて

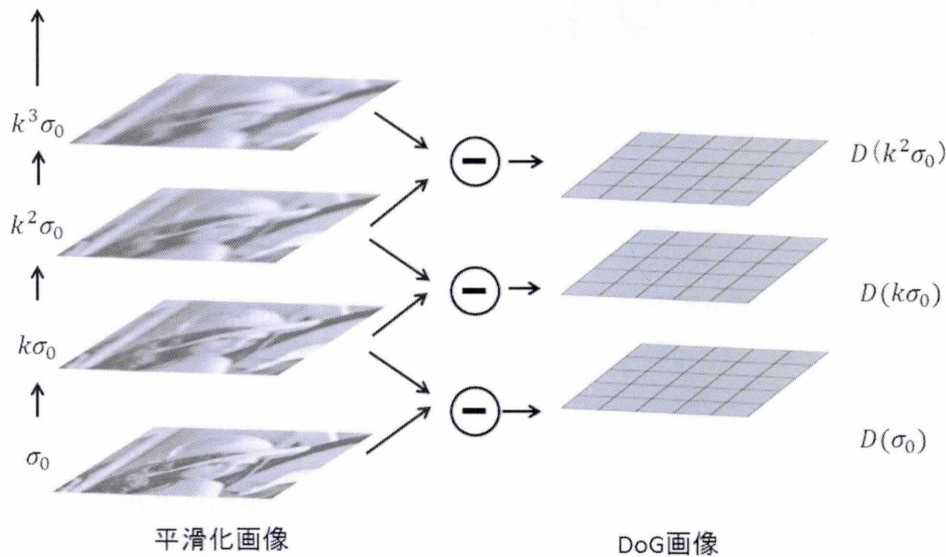


Fig 3.2: DoG 処理の流れ

σ の連続性を保持しながら平滑化処理を行う方法を Fig3.3 に示す。はじめに、入力画像を初

期値 σ_0 で平滑化を行い平滑化画像 L_0 を得る。次に増加率 k を初期値 σ_0 掛け合わせた $k\sigma_0$ を用いて平滑化画像 $L_1(K\sigma_0)$ を得る同様の処理を繰り返し複数枚の平滑化画像を得る。次に作成した平滑化画像の中から 2σ で平滑化された画像に対して、サイズを $1/2$ にするダウンサンプリングを行う。この操作を行うと、ウィンドサイズが増加することなく平滑化処理を行うことが出来る。 $L_2(\sigma_0)$ と、 $L_1(\sigma_0)$ の平滑画像の間には以下の式 3.4 が成り立つ。

$$L_1(2\sigma_0) \approx L_2(\sigma_0) \quad (3.5)$$

以下の Fig3.3 に σ の値を保持した平滑化画像処理の流れを示す。この時の σ の増加率 k は、

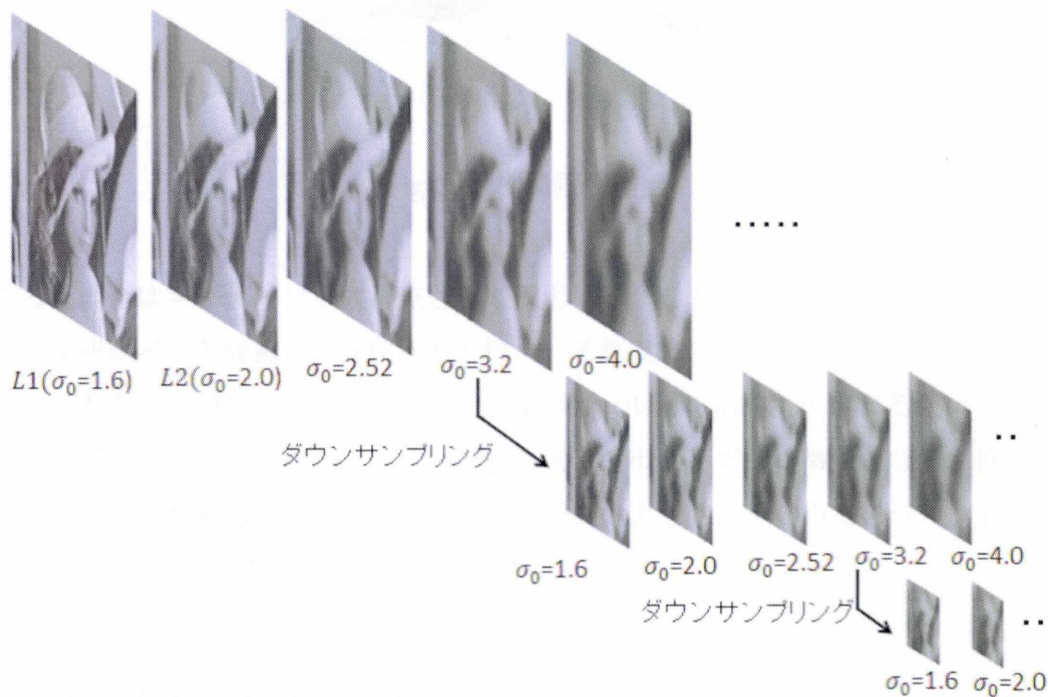


Fig 3.3: σ の連続性を保持した平滑化処理

1 オクターブ分割数から決定される。スケールスペースの分割数を s とした場合は、増加率 K は $K = 2^{1/s}$ と設定する。本研究では、後の処理で十分な臨床画像間の対応点对が必要となるため、SIFT 処理におけるスケールスペースの分割数を 1 オクターブあたり 50 に設定した。

スケールの大きい画像では、スケールの変化領域にエッジ等の情報を多く含んでいる。そこで作成した DoG 画像から極値を抽出しキーポイントとスケールを決定する。極値の検出は DoG 画像を 3 枚 1 組で行い注目画素の周り 26 近傍を比較し極大・極小値であった場合キーポイント候補点として検出する。Fig3.4 に検出例を示す。ここで中央の濃い部分が検出された注目画素とし、注目画素とその周り 26 の画素と画素値を比較する。注目画素が極大・極

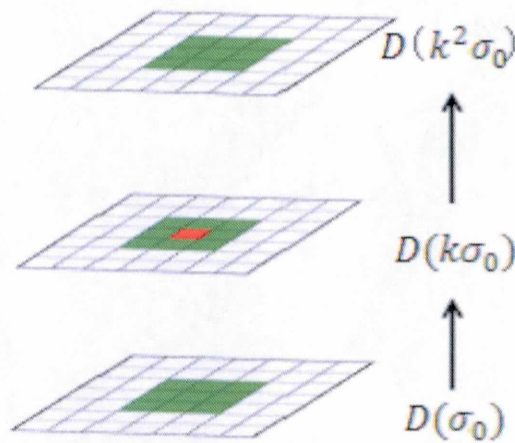


Fig 3.4: 極値画像検出

小値だった場合はキーポイント候補点として採用する。この時、ある画素値でのスケールスペースでキーポイント候補点が採用された場合、それ以降のスケールスペースでは画素値としては採用しない。SIFT は、特徴を最も含むスケール σ を動的に決定するため、空間的に同範囲の領域から特徴量を記述することで、拡大・縮小に不変な特徴量となる。検出した極値を原画像に乗せた画像を Fig3.5 に示す。ここで丸の大きさはその点でのウィンドサイズを表している。

3.2.2 キーポイントのローカライズ

この章では、キーポイント検出で検出された候補点の中から、キーポイントに適したものに絞っていく。キーポイントの削除方法の一つである主曲率によるキーポイント絞り込みはヘッセ行列 H を計算し、設定したしきい値より小さな値を削除する。

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (3.6)$$

$$Tr(H) = D_{xx} * D_{yy} - (D_{xy}) = \alpha * \beta \quad (3.7)$$

さらに γ を第一固有値と第二固有値の比率とし、 $\alpha = \gamma \beta$ とすると以下の式を得る。

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha \beta} = \frac{(\gamma \beta + \beta)^2}{\gamma \beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (3.8)$$

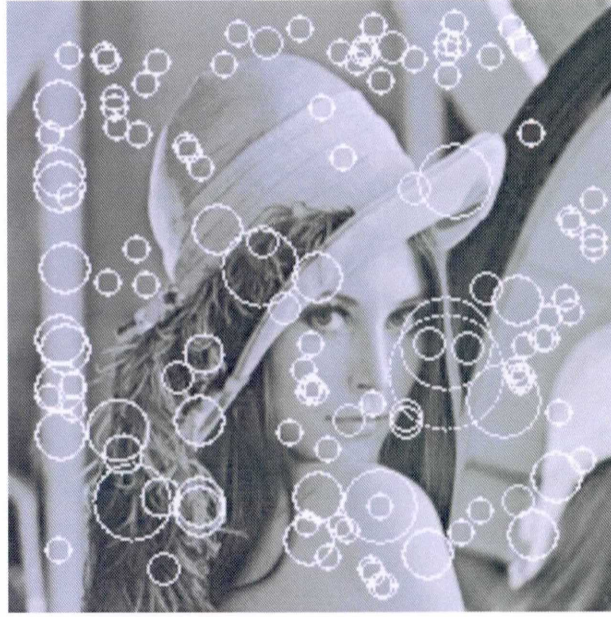


Fig 3.5: 極値検出を行った画像 (特徴点 148 点)

この式から固有値を求めずにしきい値処理を可能にする。本研究では $\gamma_{th}=10$ を採用しており、しきい値は 12.1 となる。

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(\gamma_{th} + 1)^2}{\gamma_{th}} \quad (3.9)$$

検出したキーポイント点をローカライズした後にサブピクセル位置推定を行いコントラストの大きい候補点に絞る。

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (3.10)$$

式 3.10 について x に関する偏導関数を求め、0 とし移行して以下の式を得る。

$$\frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} = -\frac{\partial D}{\partial x} \quad (3.11)$$

この式を解くことにより、キーポイント候補点のサブピクセル位置 $x = (x, y, \sigma)$ を得る。サブピクセル位置での DoG 出力を算出し、コントラストによるキーポイントの絞り込みを行う。式 3.10 に以下の式 3.12 を代入すると式 3.13 が得られる。

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (3.12)$$

$$D(\bar{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \bar{x} \quad (3.13)$$

この DoG の値からキーポイント削除判別を行う。この時の値が小さいということで、コントラストの小さい点と判断することが出来る。不要なキーポイント候補点を削除した画像を fig3.6 に示す。

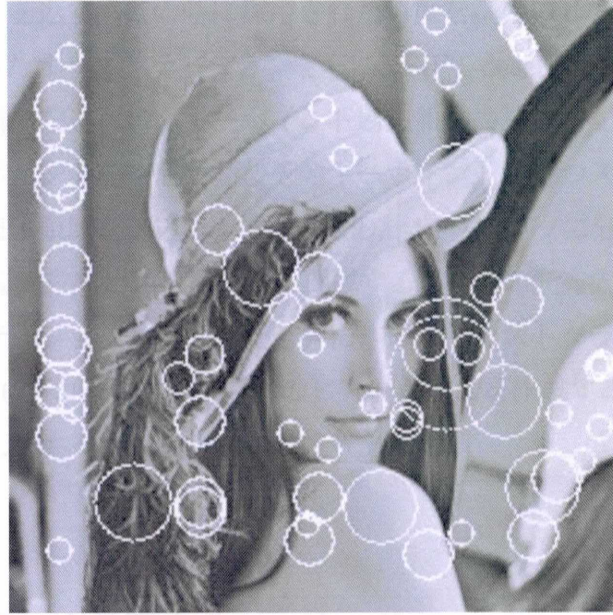


Fig 3.6: キーポイントローカライズ後（特徴点 148 点から 62 点）

3.2.3 オリエンテーションの算出

detection の段階は検出された特徴点に対して各特徴点でのエッジ (勾配) 方向であるオリエンテーションを算出し、特徴量の記述を行う。オリエンテーションはキーポイント付近での勾配の特徴を利用することで、対象物などの回転にも不変な特徴量の記述を可能とする。算出されたオリエンテーションを用いて、特徴点の周辺領域を $4 \times 4 = 16$ ブロックに各 8 方向のヒストグラムを作成するため 128 次元の特徴量記述が可能になる。

$$m(u, v) = \sqrt{f_u(u, v)^2 + f_v(u, v)^2} \quad (3.14)$$

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \frac{f_v(u, v)}{f_u(u, v)} \quad (3.15)$$

$$f_u(u, v) = L(u + 1, v) - L(u - 1, v) \quad (3.16)$$

$$f_v(u, v) = L(u, v + 1) - L(u, v - 1) \quad (3.17)$$

勾配強度 $m(x, y)$ と勾配方向 $\theta(x, y)$ から重み付き方向ヒストグラムを以下の式により作成する。

$$h_\theta = \sum_x \sum_y w(x, y) \cdot \delta[\theta, \theta(x, y)] \quad (3.18)$$

$$w(x, y) = G(x, y, \sigma) \cdot m(x, y) \quad (3.19)$$

ここで h は、全方向を 36 方向に量子化したヒストグラムであり、 $w(x, y)$ はある画素 (x, y) での重みでガウス関数と勾配強度の積から求める。 δ はデルタ関数で、勾配方向 $\theta(x, y)$ が θ

方向に含まれる時に 1 を返す。この時に採用された角度を基準にして次の 128 次元の特徴量の記述を行う。検出したオリエンテーションを基に、SIFT descriptor により 128 次元の特徴量を記述する。特徴量の記述には、キーポイント周辺領域の持つ勾配情報を用いる。使用する勾配情報は、キーポイントを中心とし、そのキーポイントが持つスケールを半径とした円領域内から求める。周辺領域を一辺を 4 ブロックの計 16 ブロックに分割し、ブロックごとに 8 方向 (45 度ずつ) の勾配方向ヒストグラムを作成する。この勾配方向ヒストグラムは、キーポイントのオリエンテーションを算出したときに作成したヒストグラムと同様の手法で求める。これは、 $4 \times 4 = 16$ ブロックに各 8 方向のヒストグラムを作成するため、 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 次元の特徴ベクトルとしてキーポイントの特徴を記述する。

3.2.4 対応点検索による画像のマッチング

SIFT アルゴリズムにより作成した 128 次元の特徴量データを基に画像間の対応点検出を行う。以下に対応点探索の流れを示す。画像 $I1$ 中にあるキーポイント k_{I1} と画像 $I2$ 中のあるキーポイント k_{I2} の特徴量をそれぞれ $V^{k_{I1}}$ 、 $V^{k_{I2}}$ とすると、特徴量間のユークリッド距離 d は次の式により算出される。

$$d(V^{k_{I1}}, V^{k_{I2}}) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (v_i^{k_{I1}} - v_i^{k_{I2}})^2} \quad (3.20)$$

SIFT アルゴリズムの 128 次元ベクトルを利用したこの式は各候補点を比較し d の数が最小となるもの同士を対応点として検出する。Fig3.7 に SIFT を用いた対象画像を示す。

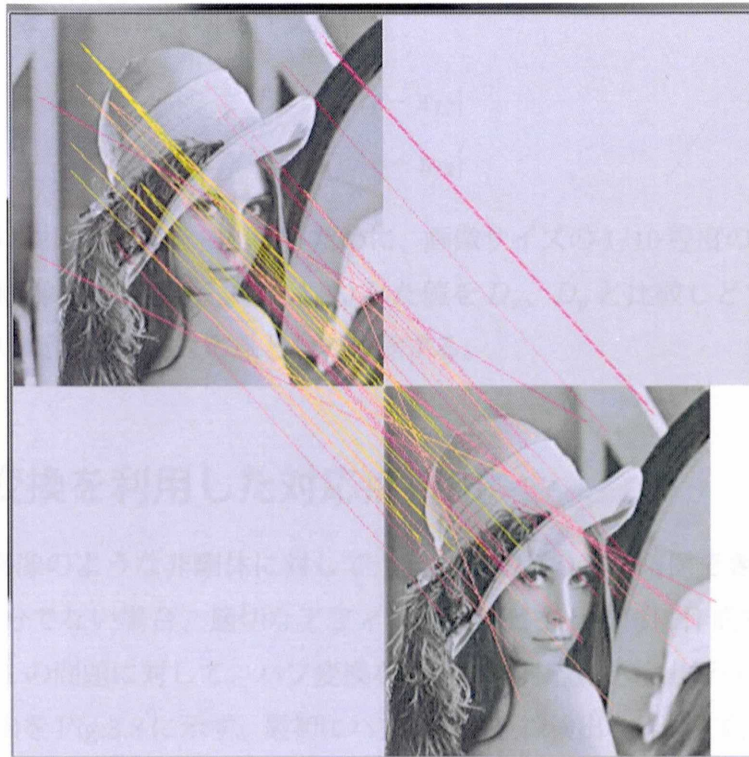


Fig 3.7: 対応点検査探索画像（右：原画像 左：原画像を 30 ピクセル左に動かしたもの）

3.2.5 画像の輝度の標準偏差から算出した σ によるしきい値の設定による候補点の検出

SIFT を利用した対応点検出を行う。乾癬の臨床画像はグレースケールで処理を行う。しかし、画素値のコントラストの差が小さくなり、キーポイントのローカライズでのコントラストによる絞り込みのしきい値を一定の値に決めると、臨床画像によって特徴点数の差が大きくなってしまう。対応点検出では臨床写真での全身から修正に利用可能な対応点を抽出するため、安定した数の特徴点が必要となる。そこで画素の輝度を用いた標準偏差から、コントラスト絞り込みのしきい値を決定することで、安定した数の対応点を検出できる。しきい値が後述する結果から、 σ を $1/10$ したものを切り下げ、 0.2 を足した値を閾値に設定し特徴点検出を行い、どのような画像サイズでも安定した数の候補点を抽出する。

3.2.6 非対応の点の削除

検出された対応点の中から正確に位置合わせ出来ていない点を削除する。画像 I_1 中にあるキーポイントと画像 I_2 中のあるキーポイントの x 座標の差分の絶対値を D_x 、 y 座標の差

分の絶対値を D_y として閾値処理を行う。

$$D_x = |x_{I1} - x_{I2}| \quad (3.21)$$

$$D_y = |y_{I1} - y_{I2}| \quad (3.22)$$

画像ごとにズレに対応した点を検出するために、画像サイズの $1/10$ 程度の修正を行う。よって、しきい値は画像サイズの横、縦を $1/10$ した値を D_x 、 D_y と比較しどちらか一方でもしきい値を超えていた場合、非対応点として削除する。

3.3 ハフ変換を利用した対応点検出

SIFT は臨床画像のような非剛体に対して十分に対応点の数を確保できない場合がある。対応点の数が十分でない場合、適切なアフィン変換をピクセル毎に作成することが出来ない。本研究ではこの問題に対して、ハフ変換を利用した対応点を検出行った。ハフ変換を利用した対応点検出を Fig.3.8 に示す。最初にハフ変換の直線検出を用いて肩のライン $l_{shoulder}^L$ 、 $l_{shoulder}^R$ と体の側面のライン l_{side}^L 、 l_{side}^R を検出し、 $l_{shoulder}^L$ と l_{side}^R の交点を C 、 $l_{shoulder}^L$ と l_{side}^L を L 、 $l_{shoulder}^R$ と l_{side}^R の交点を R とした。次に交点 LC 、 CR の間を $\frac{1}{4}$ 、 $\frac{1}{2}$ 、 $\frac{3}{4}$ に区切ることで内分点 $T_n (n = 1, 2, 3)$ を求める。最後に側面のラインに対して LC 、 CR 間の $\frac{1}{2}$ の距離で区切ることで側面の対応点 $T_n (n = 4, 5 \dots)$ を求める。

3.4 ピクセル単位の画素値マッピング

次に、得られた対応点对を用いて X_1 の各画素値を X_0 と同じジオメトリに変換する。つまり、 X_0 の各画素が X_1 のどこにあるかを求め、その X_1 上の画素値を X_0 上にコピーする処理である。ここで、人間の体は軟体であるので、単一のアフィン変換でマッピングを行うことは不適切である。そこで、提案手法では検出した対応点の組からアフィン変換を作成し注目領域内でピクセル単位のイメージマッピングを行った。Fig3. 9 にマッピングの例を示す。(1) の注目ピクセル P に対して 3 組 6 点の対応点を選び、(2) の対応点からアフィン行列を求める。次に、アフィン行列から (3) の対応する座標 P' を求めて、 P' の画素値を P にマッピングする。これを、注目領域内で繰り返すことによってイメージマッピングを行っている。

この処理を前述のように 1 画素ごとにアフィン変換を利用して行うためには、画素ごとに画像間で対応のある任意の 3 組計 6 点を選択する必要がある。ただしこの 3 点で得られる三角形が著しく細長い、あるいは面積が小さいとマッピングする座標の誤差が大きくなり、一方で面積が大きすぎると画素ごとのマッピングができなくなる。そこでアフィン変換を行うための 3 点を選ぶためのアルゴリズムを考案した (Fig.3.10)。アフィン変換行列の作成に必

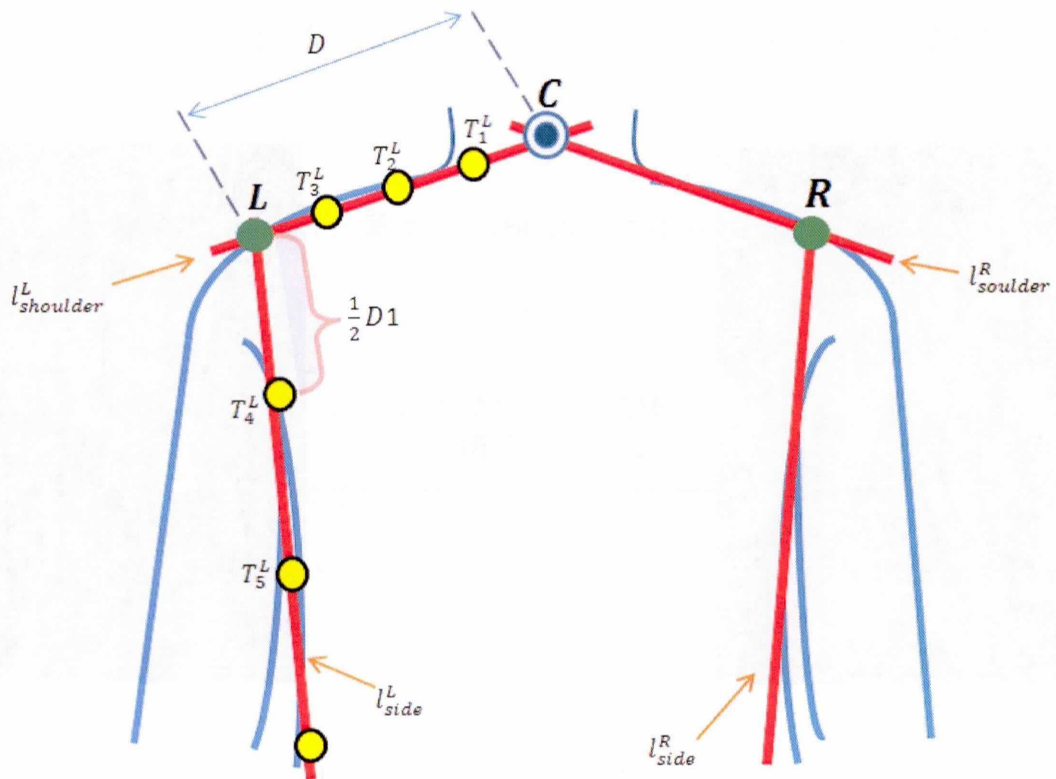


Fig 3.8: ハフ変換を利用した対応点検出

要な X_0 上の 3 つの対応点を求めるために、注目している画素を中心として検出された対応点を 90 度毎に 4 つの領域に分割し、各領域から対応点数の多い順に注目画素から近い対応点を 1 つずつ選ぶ。もし対応点が 2、1 方向しかない場合も、それらの領域から 3 点を選択する。その 3 点に囲まれた三角形の面積が一定以上の面積になるまで各領域から選択する点を更新し評価を繰り返し 3 点を決定する。図中の θ は 3 点に囲まれた面積を表す閾値を意味しており、予備実験の結果 θ を画像面積の 5% と設定した。

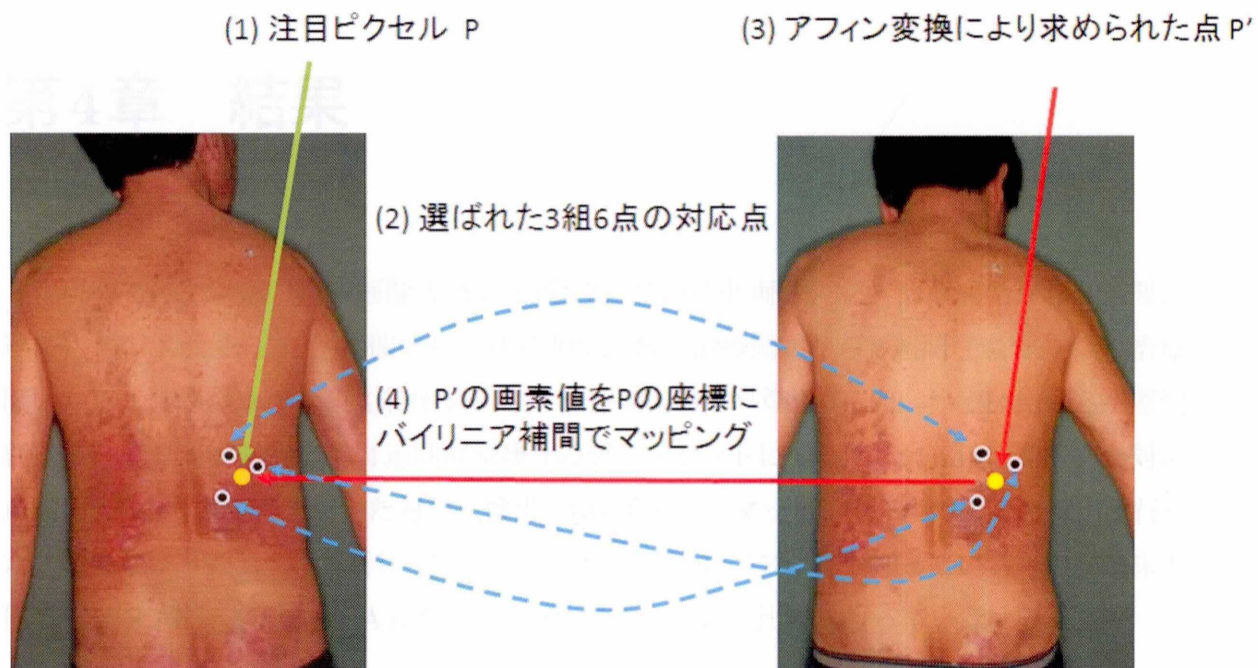


Fig 3.9: ピクセルマッピングの例

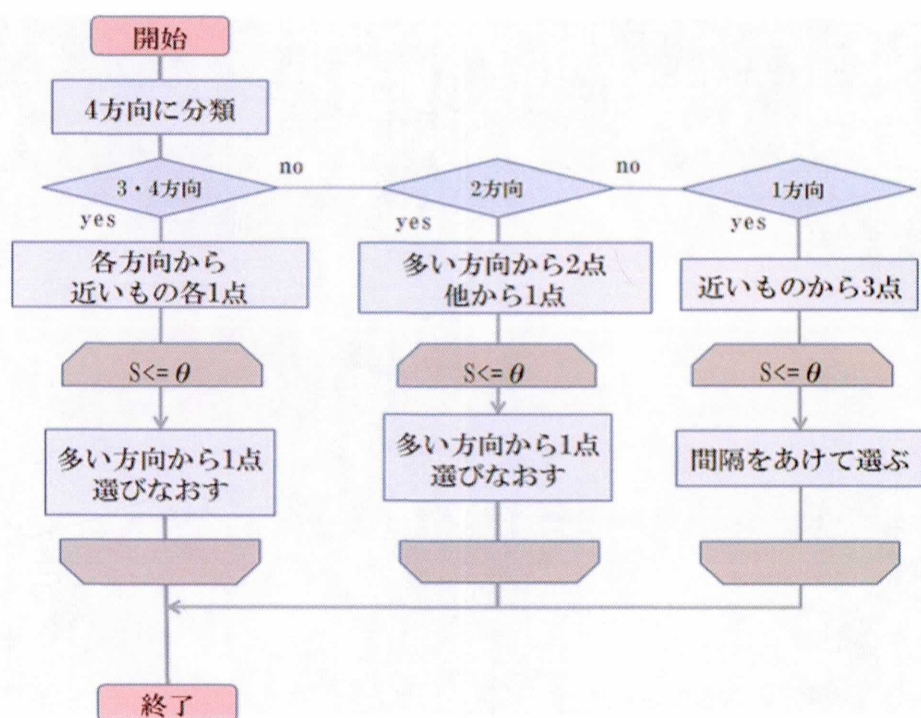


Fig 3.10: 3組の対応点を取得するフローチャート

第4章 結果

本研究では、以下の臨床画像 A(A1: 治療開始時の基準画像、A2: 治療開始から 2 週間経過後)、臨床画像 B(B1: 治療開始時の基準画像、B2: 治療開始から 2 週間経過後、B3: 治療開始から 4 週間経過後)、臨床画像 C(C1: 治療開始時の基準画像、C2: 治療開始から 2 週間経過後、C3: 治療開始から 4 週間経過後) のデータセットに対して、(1)SIFT を用いた対応点検出、(2) ハフ変換を用いた対応点検出、(3) イメージマッピング、(4)CASI の算出を行った。結果を以下に示す。ただし、CASI のスコアと PASI のスコアが揃っているものが臨床画像 B と臨床画像 C のため、A に関しては PASI と CASI の比較を行っていない。

4.1 利用した臨床画像

Fig4.1～Fig4.3 に利用した各データセット A、B、C の基準画像と経過画像を示す。



Fig 4.1: 原画像 A (左: A1, 右: A2)



Fig 4.2: 原画像 B (左: B1, 中: B2 右: B3)



Fig 4.3: 原画像 C (左: C1, 中: C2, 右: C3)

4.2 SIFTによる対応点検出

以下に各データセット A、B、C 対して、SIFT の対応点検出を行った結果を示す。



Fig 4.4: SIFT による対応点検出 (左上: A1, 右下: A2)



Fig 4.5: SIFT による対応点検出 (左上: B1, 右下: B2)



Fig 4.6: SIFT による対応点検出 (左上: B1, 右下: B3)



Fig 4.7: SIFT による対応点検出 (左上: C1, 右下: C2)



Fig 4.8: SIFT による対応点検出 (左上: C1, 右下: C3)

4.3 ハフ変換を用いた対応点検出

以下にハフ変換を用いた体側面の検出と対応点検出の結果を示す。



Fig 4.9: ハフ変換を利用した体側面の検出（左: A1, 右: A2）



Fig 4.10: ハフ変換を利用した体側面の検出 (左: B1, 中: B2 ,右: B3)



Fig 4.11: ハフ変換を利用した体側面の検出 (左: C1, 中: C2 ,右: C3)



Fig 4.12: ハフ変換を利用した対応点検出 (左: 基準画像 A1, 右: 経過画像 A2)



Fig 4.13: ハフ変換を利用した対応点検出 (左: 基準画像 B1, 右: 経過画像 B2)



Fig 4.14: ハフ変換を利用した対応点検出 (左: 基準画像 B1, 右: 経過画像 B3)

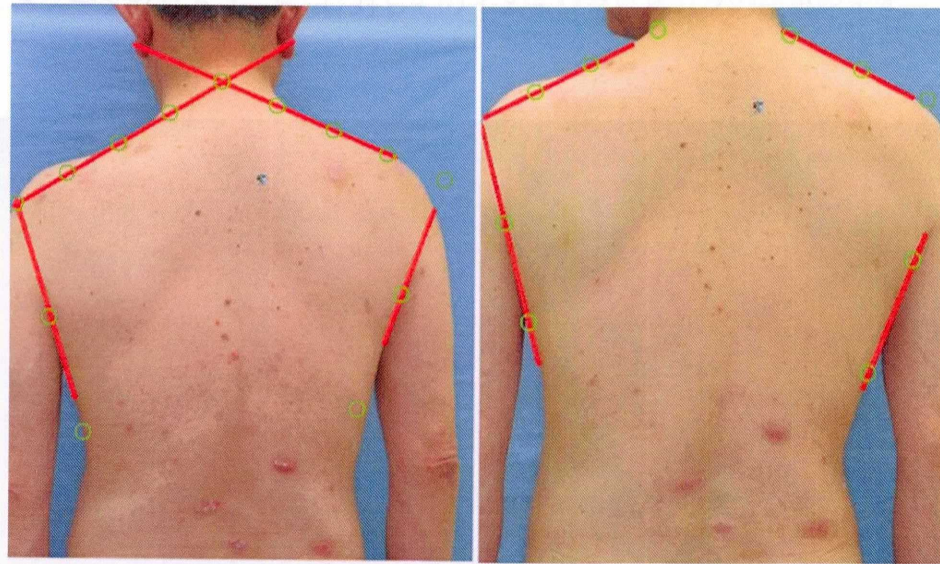


Fig 4.15: ハフ変換を利用した対応点検出 (左: 基準画像 C1, 右: 経過画像 C2)



Fig 4.16: ハフ変換を利用した対応点検出 (左: 基準画像 C1, 右: 経過画像 C3)

4.4 画像間のイメージマッピング

以下に各データセット A、B、C 対してのイメージマッピングの結果を示す。



Fig 4.17: マッピング画像 (左: A1, 中: A2, 右: A2をA1にマッピングした結果)



Fig 4.18: マッピング画像 (左: B1, 中: B2, 右: B2 を B1 にマッピングした結果)



Fig 4.19: マッピング画像 (左: B1, 中: B3, 右: B3 を B1 にマッピングした結果)



Fig 4.20: マッピング画像 (左: C1, 中: C2, 右: C2をC1にマッピングした結果)

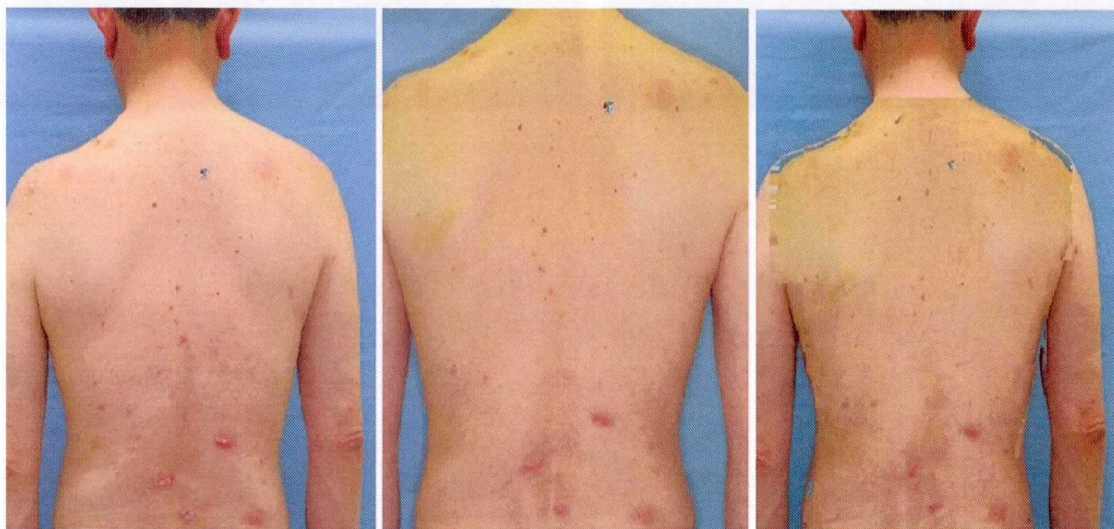


Fig 4.21: マッピング画像 (左: C1, 中: C3, 右: C3をC1にマッピングした結果)

4.5 CASIの計算

以下に各データセット A、B、C の基準画像とマッピング画像に対する CASI の結果を示す。



Fig 4.22: CASI の結果 (左: A1, 右: A1 の CASI)



Fig 4.23: CASI の結果 (左:A2, 右: A2 の CASI)



Fig 4.24: CASI の結果 (左: B1, 右: B1 の CASI)



Fig 4.25: CASI の結果 (左: B2, 右: B2 の CASI)

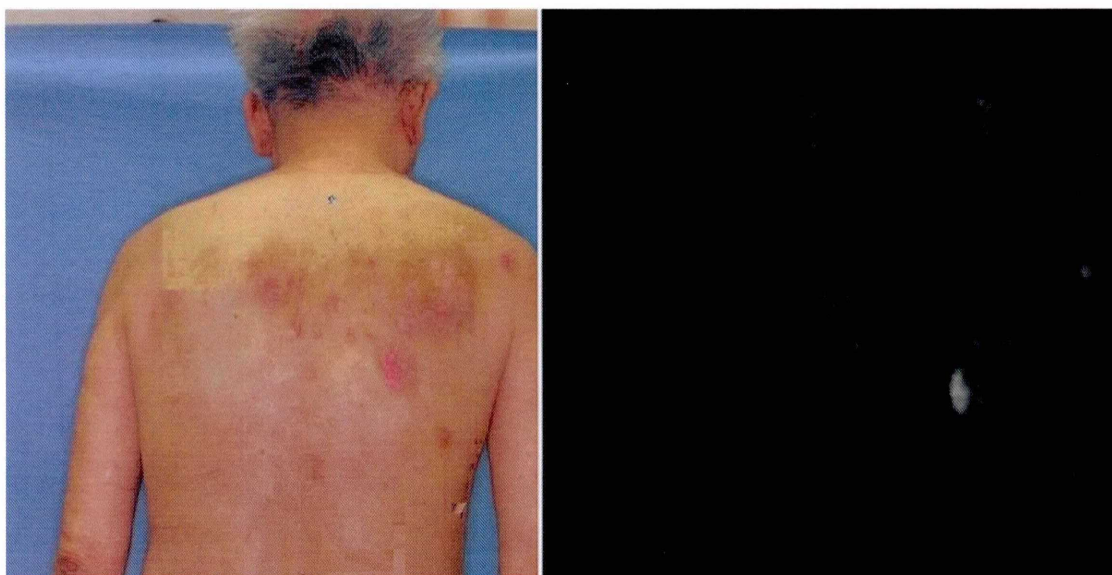


Fig 4.26: CASI の結果 (左: B3, 右: B3 の CASI)

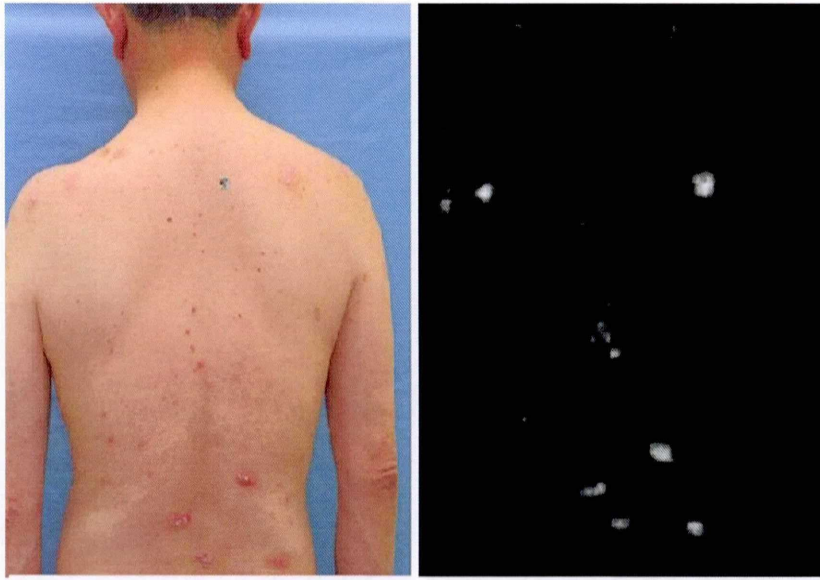


Fig 4.27: CASIの結果 (左: C1, 右: C1 の CASI)



Fig 4.28: CASIの結果 (左: C2, 右: C2 の CASI)



Fig 4.29: CASI の結果 (左: C3, 右:C3 の CASI)

4.6 PASIとCASIの比較

以下に、データセット B、C の CASI と PASI のスコアを表に示す。

case B	B1 (基準画像)	B2(2 週経過後)	B3(4 週経過後)
PASI	10.1	5.2	2.1
CASI	2.8	1.6	1.1

case C	C1 (基準画像)	C2 (2 週経過後)	C3 (4 週経過後)
PASI	2.1	1.5	0.3
CASI	2.4	2.1	1.4

第5章 考察

本研究では臨床画像の組に対して、対応点検出、イメージマッピングを行い CASI での評価を行った。

5.1 対応点検出についての考察

本研究では SIFT とハフ変換を用いた対応点検出を行った。SIFT により検出された対応点の結果を Fig4.4～Fig4.8 に示す。Fig4.4、Fig4.12 から、A1、A2 に関する臨床画像間からの対応点を検出は体幹部全体に対応点があることが確認できた。SIFT を用いた B1 と B2、B1 と B3 に関する対応点の検出結果を Fig4.5、Fig4.6 に示す。Fig4.5、Fig4.6 から、背中部分の中心に近い位置ではでは対応点を多く検出しているが、肩のラインや体上部の対応点数が不足していることが確認できる。次に、C1 と C2、C1 と C3 に関する SIFT での対応点検出の結果を Fig4.7、Fig4.8 に示す。臨床画像 B の組と同様に体の部分には対応点が取れているが、肩の付近には全く対応点が取れていない。また、各臨床画像の対応点検出の結果を比較すると、時間の経過が少ない画像間の対応点検出は対応点の数も多く、4 週間後の臨床画像と良い結果になっている。これは、治療などによって回復したなど、病変部の形が大きく変化してしまい、SIFT の結果に影響があったと考えられる。また、ハフ変換を利用した直線検出の結果を Fig4.9～Fig4.11 に、対応点の検出を Fig4.12～Fig4.16 に示す。各画像の結果から、正しく体幹部の側面と肩のラインを検出し、体幹部の外側に近い対応点を、正しく検出したことを確認した。この結果から、SIFT で体全体に対応点が取れない場合や対応点の数が十分でない場合でもマッピングの処理を行うために必要な数の対応点数を確保が出来ると考える。

5.2 イメージマッピングと CASI についての考察

臨床画像のマッピングおよび、病変部の抽出例として基準画像にマッピングを行った結果を Fig4.17～Fig4.21 に、CASI の手法を利用して病変部を抽出した結果を Fig4.22～4.29 に示す。また、その結果から得られた CASI と PASI のスコアを Table4.1、Table4.2 に示す。Fig4.17～Fig4.21 の結果から臨床画像間での位置合わせにより、画素値をほぼ適切にマッピングできたと考える。また、Fig4.22～4.29 に示した CASI の結果も、定性的な評価ながら適切だと

考えられる。PASI と CASI は注目している領域が異なるため直接的には評価することは出来ないが、計算により求められた CASI も PASI と同様に示しており、視覚的な病変の改善状態の推移を再現できている。

しかしながら、撮影条件の違いから臨床画像間で明るさに差があるため、マッピングを行う体幹部の境目などが顕著になっている。CASI の定義は、病変部と健常部の皮膚の色差を評価に用いているので、病勢定量値への影響は抑制されるが、今後適切な色補正についても議論する必要がある。また、対応点検出で不対応手が検出される場合がある、そういった点が、イメージマッピングの際に選ばれた場合、アフィン行列によって選ばれた対応ピクセルが適切ではなく結果に大きく影響を与えてしまう場合が多い。対応点の精度を上げるということは、本研究において重要な課題である。

第6章 結論

本研究では、画像解析による自動のイメージマッピングの手法を提案した。提案した画像の位置合わせにより臨床画像に対し適切なマッピングが行われた。この結果を利用して求められた CASI も視覚的な病変の改善状態の推移を再現できており、撮影環境による影響を修正できていると考える。臨床画像間の自動マッピングが実現したことで、乾癬に限らずこれまで臨床の現場で困難であった各種皮膚疾患において、病変の実面積を考慮した病勢定量が容易になる。今後、抽出精度の定量的な評価を多くの画像において行い、病勢定量のための新しい「ものさし」の開発を目指す。

謝辞

本研究にあたり、全般にわたってご指導をいただきました彌富仁准教授、および彌富研究室の皆様へ感謝いたします。

参考文献

- [1] 「乾癬ネット」 <<http://www.kansennet.jp/>>(2012/01/21 アクセス)
- [2] Rapp SR,Feldman SR,Exum ML,Fleischer AB Jr,Reboussin DM :Psoriasis causes as much disability as other major medical diseases,J Am Acad Dermatol ,41 :401-407,1999.
- [3] Finlay AY,Khan GK,Luscombe DK,Salek MS:Validation of Sickness Impact Profile and Psoriasis Disability Index in Psoriasis,Br J Dermatol,123:751-756,1990.
- [4] de Korte J,Sprangers MA,Mombers FM,Bos JD:Quality of life in patients with psoriasis:a systematic literature review,J Invest Dermatol Symp Proc,9140-147,2004
- [5] 「皮膚情報.com」 <<http://www.hifujouhou.com/index.html>>(2012/01/20 アクセス)
- [6] Fredriksson T, Pettersson U., “ Severe psoriasis: oral therapy with a new retinoid, ” Dermatologica 157, 238-244, (1974).
- [7] 「とちぎ乾癬友の会」 <<http://www.tochigikansen.com/>>(2012/01/20 アクセス)
- [8] 藤浪得二:乾癬について:日皮会誌 073:449-454,1963
- [9] Finaly AY, Khan GK: Dermatology Life Quality Index (DLQI)-A simple practical measure for routine clinical use, Clin Exp Dermatolol, 19:210-210
- [10] Chern MM, Lasek RJ, Quinn LM, Mastow EN,Zyzanski SJ:Skindex: a Quality-of-Life Measure for Patients with Skin Disease, Reliability, Validity, and Responsiveness, J Invest Dermatol, 107:707-713, 1996.
- [11] Feldman SR, Fleische AB Jr, Reboussin DM, et al : The self-administered psoriasis area and severity index is valid and reliable. J Invest Dermatol,106: 183-186, 1996
- [12] 梅澤慶紀:世界標準の治療指針:日皮会誌 116:1721-1738,2006
- [13] Computerized quantification of psoriasis lesions with color calibration: Preliminary results Hitoshi Iyatomi, Hiroshi Oka, Masafumi Hagiwara, Ayako Miyake, Masayuki Kimoto, Koichi Ogawa and Masaru Tanaka Clinical and Experimental Dermatology, Vol.34, No.7, 830-833, 2009.

- [14] D. Lowe, “Distinctive image features from scaleinvariant keypoints ”, Proc. of International Journal of Computer Vision (IJCV), 60(2), pp. 91-110, 2004.
- [15] 中川秀紀 五十嵐敦之:乾癬治療の QOL 評価の重要性:日皮会誌 115:863-870,2005
- [16] N. Dalal, B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection ”, Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 886-893, 2005.
- [17] Herbert Bay,Andreas Ess,Tinne Tuytelaars,Luc Van Gool, ”SURF:Speeded-Up Robust Features,In Ninth European Conference on Computer Vision,2006

付録

本研究では提案手法を他の皮膚病への応用を検討している。新しい試みとして乾癬の他に、アトピー性皮膚炎の臨床画像に対しても同様に処理を行った、以下に CASI を算出した結果を示す。アトピー性皮膚炎の位置合わせについては、画像間で病変部の変化が大きく、SIFT での対応点検出で得られた対応点数が十分でなかったため、適切な処理が出来なかったが、原画像 T1、T2、T3 についての CASI の算出は適切に行えた。今後は、SIFT やハフ変換に加えて、新しい対応点検出方法も検討したいと考えている。



Fig 6.1: アトピー性皮膚炎 T1(初診時)

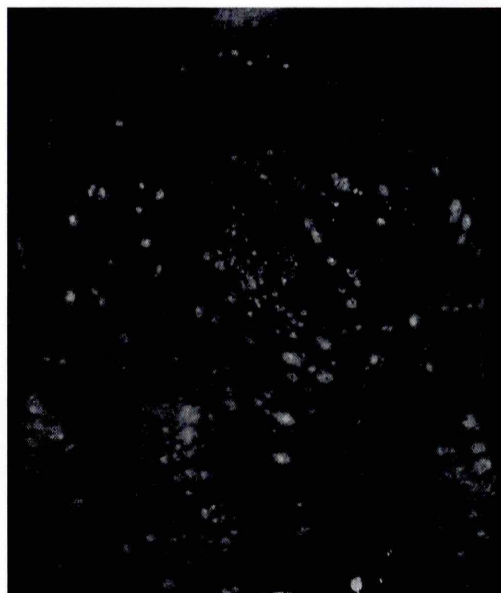


Fig 6.2: アトピー性皮膚炎に対する CASI の算出 1(初診時 CASI = 1.982)



Fig 6.3: アトピー性皮膚炎 T2(治療開始から2週間後)

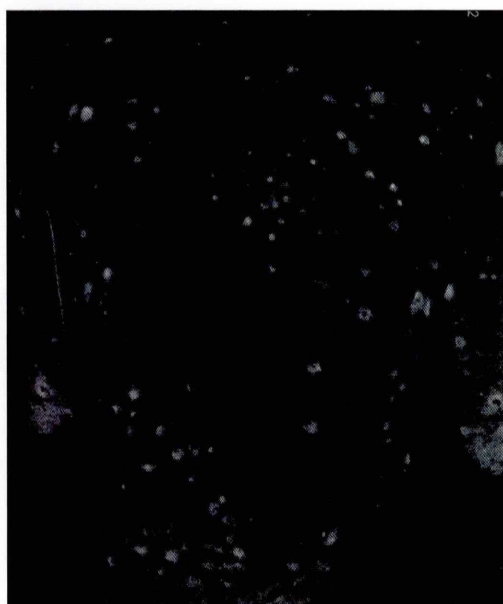


Fig 6.4: アトピー性皮膚炎に対する CASI 算出 2(2週間後 CASI = 1.621)



Fig 6.5: アトピー性皮膚炎 T3(3 か月後)



Fig 6.6: アトピー性皮膚炎に対する CASI 算出 3(3 か月後 CASI: 0.96)

実績

国際会議

- A preliminary study for fully automated quantification of psoriasis severity using image mapping ,Kazuhiro Mukai and Hitoshi Iyatomi, SPIE Medical imaging, Feb. 2014

国内学会

- 尋常性乾癬に対する基礎的な検討, 向井 一宏 彌富 仁, FIT2013 第12回情報科学技術フォーラム (東京), 2013年9月