テクスチャと形状の特徴量を用いた テクスチャ付距離画像の変形位置合わせ _{大澤奈々穂[†] 佐川 立昌[†] 八木 康史[†]}

† 大阪大学産業科学研究所

〒 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1

E-mail: †{n-oosawa,sagawa,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

あらまし 本論文では,変形する物体を観測して得られたテクスチャ付距離画像を位置合わせする手法を提案する. 提案手法は,変形する三次元モデルを位置合わせするため,テクスチャと形状の特徴量を両方用いてマッチングを行う.まず,モデルの各頂点について,テクスチャ特徴量には色ヒストグラム,形状特徴量には平均符号付距離を用い て特徴量を計算する.次に,テクスチャ,形状それぞれについて,特徴的な距離画像の頂点であるキーポイントを抽 出する.そして,変形前後の距離画像間でキーポイント同士をマッチングすることにより,対応点を見つけ,その距 離を最小化するような変形パラメータを求める.この対応点探索と変形を繰り返すことにより,反復的に位置合わせ を行う.最後に変形パラメータを補間し,モデルを構成する全点について変形パラメータを求める.実験では実時間 レンジセンサとカメラを用いてテクスチャ付距離画像を取得し,変形位置合わせできることを確認した. キーワード 変形位置合わせ,テクスチャ付距離画像,テクスチャ特徴量,形状特徴量

Deformable Registration of Textured Range Images by Using Texture and Shape Features Nanaho OSAWA[†], Ryusuke SAGAWA[†], and Yasushi YAGI[†]

† The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University 8-1 Mihogaoka, Ibaraki-shi, Osaka, 567-0047, JAPAN E-mail: †{n-oosawa,sagawa,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

Abstract This paper describes a method to align textured range images of deforming objects. The proposed method aligns deformable 3D models by matching both texture and shape features. First, the method defines the characteristics of each vertex of a 3D mesh model by computing a color histogram for texture feature and average signed distance for shape feature. Next, the method extracts keypoints, which are distinctive vertices of a model, with respect to the texture and shape features, respectively. And, the method finds the corresponding points by matching the keypoints between the models before and after deformation, and computes the deforming parameters by minimizing the distance between the corresponding points. The proposed method iterates the correspondence search and deformation to align range images. Finally, the method computes the deformation for all vertices by interpolating the parameters of keypoints. In the experiments, we obtained textured range images by using real-time range finder and a camera, and evaluated deformable registration for the range images.

Key words Deformable registration, Textured range images, Texture feature, Shape feature

1. はじめに

従来,レンジセンサを用いて形状計測を行い,観測対象の形 状モデリングを行った研究には,静止した物体を扱った研究が ほとんどであった.しかし近年のセンサ技術の発展により,高 速に形状計測することが可能となり,運動・変形する非剛体の 観測対象の計測・モデリングが盛んになってきている.

非剛体の観測対象には,人体のような多関節動物体や布のような柔軟物体が挙げられる.例えば,人間のような多関節動物体の動きや姿勢の解析は,CGアニメーションの作成,舞踊のような無形文化財の保存,医療,ロボティクス等幅広い分野に

用いられており,有用な技術である.しかし,人間のような多 関節動物体の動きは複雑であり,それらをモデリングするため には大掛かりなモーションキャプチャ装置やマーカの装着,事 前モデルの作成などが必要であった.

そこで本論文では,高速に距離画像を取得できるセンサを用 いて変形物体の形状を観測し,変形前後のモデルのマッチング を取ることによって,変形のモデリングを行う手法を提案する. 変形物体のモデリングにおいては,形状が必ずしも不変量とな らないため,形状と同時にカメラを用いてテクスチャを取得す ることにより,マッチングに利用することを考える.モーショ ンキャプチャシステムにおいてはマッチングのために,マーカ を装着することが必要であったが,提案手法はマーカを用いる ことなく変形を計算可能である.また,骨格モデルのような事 前モデルを用いないため,衣服などの柔軟物体にも適用するこ とができる手法である.剛体モデルの位置合わせにおいては, よく ICP 法 [3],[14] が用いられるが,非剛体位置合わせの場合, 最近傍点探索では適した対応点が得られないことが予想される. そこで本論文では,テクスチャと形状それぞれにおいて,各頂 点で特徴量を計算し,特徴的な部分を用いて位置合わせする方 法を提案する.

2. 関連研究

これまで,テクスチャおよび形状それぞれにおいて,特徴量 を計算しマッチングに利用する様々な研究が行われている.テ クスチャ特徴量では,Harrisオペレータ[9],SIFT[12]などが 挙げられる.2次元特徴量を用いたマッチングでは,見えのス ケール変化を考慮する必要があるが,形状モデルにマッピング されたテクスチャでは,スケール変化を考慮する必要はない. 一方,形状特徴量を用いる手法には,モデルの位置姿勢に不変 な特徴量を用いる手法[5],[7],[10],[13],[18]が提案されている. これらの研究では剛体変換が仮定されているため,位置合わせ において,非剛体変換に拡張する必要がある.また,特徴量の 計算に法線方向を用いる場合,法線方向がノイズに影響されや すいため,距離画像に含まれるノイズが大きい場合には適さな い.これらのテクスチャおよび形状の特徴量を,共に用いた研 究には[4],[8],[20]がある.これらの研究では剛体変換が扱われ ており,非剛体変換に拡張する必要がある.

3次元的な動きを求める研究では,複数のカメラを用いたオ プティカルフローに基づいた手法[19]がある.しかし,画像の 対応付けに基づいた方法では,マッチングの際に見えのスケー ル変化を考慮する必要があり,あらかじめ距離画像を取得する 方法ではスケールが既知であるのに対して,マッチングが困難 になる.一方,人体のモデリングにおいては,基準となる形状 モデルと,計測されたデータのマッチングをとり,形状をフィッ ティングする研究が行われている[1],[2],[6],[11].これらの研 究では,基準となる形状モデルあるいは骨格モデルが必要であ る.また,[1],[2]ではマッチングの際にマーカを必要としてい る.山本ら[22]は,輝度画像が同時に得られる高速なレンジセ ンサを用いて,物体の変形を推定する手法を提案した.その際, 特徴量を用いた対応付けを行わず,近傍点距離の最小化によっ て変形量を推定した.

5. 特徴量計算

まず,テクスチャ付距離画像の各三次元点について,テクス チャと形状の局所特徴量を計算する.本論文では変形物体にお いて,全体的な姿勢は変わるが局所的な色や形の特徴量は変わ らないと仮定する.特徴量は見かけの大きさ,姿勢,位置,視 点,ノイズ(法線方向),照明変化などに強いことが望ましい. このうちの見かけの大きさは,形状が既知であることから考慮 しなくてよい.

距離画像中のある点に着目し,その点の周囲の特徴量計算方法について述べる.図1に示すように,テクスチャ付距離画像



図 1 テクスチャ付距離画像中の点 pの特徴量計算方法.点 pを中心とした半径の違う同心球を考え(球 a,b,c),各球の差分領域である層(内側から層 1,2,3と呼ぶ)について特徴量を計算する.球bから球 aを引いたものが層 2になる.



 図 2 層 1 のテクスチャ特徴量の求め方.層内に含まれるメッシュに マッピングされているテクスチャ画像領域を求める.領域内の 色ヒストグラムを作成し, color signature という特徴量を生成 する.

中の点 p を中心とした半径の異なる同心球を考える.図のよう に同心球の円周とその内側領域を内側から a,b,c とすると,各 球の差分領域は層のようになる.以降この球の差分領域を内側 から層1,層2,層3と呼ぶこととする.層1は最も内側の球 aの内側領域と等しく,層2は球bと球 a の差分領域である. 各層ごとにテクスチャと形状の局所特徴量を計算し,中心点 p の特徴量とする.

このように層ごとに計算される特徴量は,中心点 p からの距離情報を持つが,方向による違いは起こらない.スピンイメージ[10] や局所ログポーラ特徴量[13] は面の法線を利用しているため,ノイズの影響が大きい距離画像に対しては安定的に計算することができないが,提案手法では面の法線を利用していないため,距離画像のノイズの影響が少ない特徴量である. 3.1 テクスチャ特徴量

本節では各層におけるテクスチャ特徴量の計算方法について 述べる.層内の距離画像にマッピングされているテクスチャ画 像の色ヒストグラムを作り, color signature [16] という特徴量 を生成する.まず,各層の領域に存在する距離画像のメッシュ を調べる.そのメッシュにマッピングされているテクスチャ画 像の領域の各ピクセルの色についてヒストグラムを作成する. 図 2 は層 1 についての色ヒストグラムを作成する例である.

色ヒストグラムには CIE L*a*b*色空間[21] を用いる. L*a*b*色空間では色差が均等であり,色差を色ベクトル(*L*,*a*,*b*) のユークリッド距離で表すことができる.色空間三軸の各軸を



図 3 符号付距離場の例.大きさは物体表面までの距離,符号は面の内 外を表す.

5 個ずつ均等に分割して 125 個の三次元のビンを作成し,各ピ クセルの色を投票してヒストグラムを作成する.その後各ビン の投票数を総ピクセル数で割ることにより正規化を行う.

次に,色ヒストグラムで表された色分布を color signature で 表現する.color signature は多次元特徴ベクトル p_i とその重 み w_i の組 (p_i, w_i) の集合である.特徴ベクトル p_i をビンの中 心色ベクトル (L_i, a_i, b_i) ,重み w_i をそのビンの投票数の全体に 占める割合とする.その際,重みが0のビンは color signature に含めないことで要素数を削減することができる.ヒストグラ ムによる表現は要素数が固定であるが,color signature による 表現は要素数を変えることができるため,色分布を表すのに適 している.

3.2 形状特徴量

本節では各層における形状特徴量の計算方法について述べる.形状特徴量として形状のボリューム表現である符号付距離場 (Signed Distance Field:SDF)を利用する.符号付距離場は空間をボクセルに分割し,各ボクセル中心xについて符号付距離f(x)を計算することで作成される.f(x)の大きさは物体表面までの距離,符号は面の内側領域ならば負,外側領域ならば正とする.つまり,f(x) = 0である点xの集合が実際の面を表す.実際の計算にはSagawa らの提案した手法[17]を利用する.図3は符号付距離場の例である.

まず,距離画像の周囲についてあらかじめ符号付距離場を計 算しておく.局所的な物体形状の特徴,すなわち凹凸,を表す ために,本論文では各層に含まれる符号付距離の平均値を用い る.[7]では単位球に含まれる物体の内側領域の割合を用いて, 物体の局所的な凹凸を表現しているが,符号付距離を用いるこ とにより,表面までの距離を特徴量に含めることができる.p が図 4(a)のように平面上の点である場合,層には符号付距離 が正であるボクセルと負であるボクセルが同じ割合含まれるた め,平均値は0に近くなる.図 4(b)のように凸部分の点であ る場合,層には符号付距離が正であるボクセルが多く含まれる ため,平均値は大きな正の値をとる.逆に凹部分の場合は平均 値は大きな負の値をとる.このように層に含まれるボクセルの 符号付距離の平均値を用いて局所的な形の特徴量を表す.

しかし,実際の距離画像の表面はノイズの影響により平面で あっても多少の凹凸が生じる.内側の層1は物体表面に近くノ イズの影響が大きいため,層2と層3の符号付距離の平均値を 用いて物体の形状特徴である凹凸を表現する.層2,層3は物 体表面から離れているためノイズに対して安定的に物体の形状 を表現できる.



図 4 層に含まれる符号付距離の平均値を用いて物体形状を表現する. (a) 平面:平均値は0に近い.(b) 凸部分:平均値は大きな正の 値をとる.



図 5 層 1 と層 2 の色分布の差をとることで,テクスチャ特徴の強い 部分を選ぶ.(a) 点 p がテクスチャ特徴の強い部分である場合, 色分布の差が大きい.(b) 点 p がテクスチャ特徴の強い部分の 周囲である場合,色分布の差は小さい.

4. キーポイントの抽出

前節では,距離画像全点においてテクスチャと形状の局所特 徴量を計算した.本節では,この局所特徴量を用いて特徴の 強い部分を選び出す.強い特徴量を持つ部分は物体の姿勢が変 わっても,特徴量に変化が少なく追跡が容易であると考えられ る.以降,この強い特徴量を持つ部分をキーポイントと呼ぶ. まず,各点において特徴の強さの度合いをテクスチャ特徴量, 形状特徴量を用いて計算する.次に,特徴の強さからキーポイ ントを選ぶ.

4.1 テクスチャ特徴量の強さ

テクスチャについて強い特徴を持つ部分とは,周囲の色分布 と異なる色分布を持つ部分である.[15]では,離散円の円周上の ピクセルと中心ピクセルの輝度値を比較し,中心ピクセルと異 なる輝度値のピクセルの割合が多い場合はその点をコーナー点 としている.そこで,色について強い特徴を持つ部分はテクス チャ特徴量の内外2つの層を比較したときに,差の大きい部分 であると考えることができる.図5(a)のように,点pがテク スチャ特徴の強い部分である場合は,層1と層2の色分布は大 きく異なる.図5(b)のように,点pがテクスチャ特徴の強い 部分の周囲である場合は,層1と層2の色分布の差は小さい.

color signature で表された色分布の類似度を比較するには, color signature 同士の距離を計算する Earth Mover's Distance (EMD) [16] を用いる.EMD は線形計画問題の一つであるヒッ チコック型の輸送問題の解に基づいて計算される.この輸送コ ストが高いほど color signature 同士の距離が遠い,すなわち, 分布の差が大きい.距離画像中の各点において内側2つの層を EMD を用いて比較し,その輸送コストの大きさをテクスチャ 特徴量の強さとする.色ヒストグラムによる色分布の表現はビ ンの要素数が固定でありビン同士の距離を考慮していない.- 方, 色分布を color signature で表現し, EMD による輸送コス ト計算によって分布の近さを表現する方法は,画像分類や画像 検索の分野においてヒストグラムによる表現よりも優れている ことが知られている[16].本論文ではビン間の距離は色ベクト ルのユークリッド距離を用いた.

4.2 形状特徴量の強さ

局所的な物体形状について強い特徴を持つ部分は,大きく 尖っている部分,もしくは大きく凹んでいる部分である.層に 含まれる符号付距離の平均値を形状特徴量としているため,平 面は0に近く,絶対値の大きい部分が大きく尖っている,もし くは凹んでいる場所である.そこで,形特徴量の絶対値の大き さを形状特徴量の強さとする.

4.3 キーポイントの選択

テクスチャ特徴量の強さ,形状特徴量の強さに応じてキーポ イントを選ぶ方法について述べる.まず,テクスチャ特徴量の 強さと形状特徴量の強さのどちらかが閾値以上の点をキーポイ ントの候補とする.次に,候補点が密集する可能性があるため, 特徴量の強さが局所領域内で最大である点を選択する.すなわ ち,キーポイント候補の周囲を調べ,範囲内にある他のキーポ イント候補点よりも,テクスチャ特徴量の強さあるいは形状特 徴量の強さが高い場合にキーポイントとする.

5. 変形位置合わせ

本章では,前章で選択されたキーポイントを用いて変形位置 合わせを行う方法について述べる.まず,キーポイントについ て対応点を探索し,求めた対応点からキーポイントの変形ベク トルを求める.次に,キーポイントの変形ベクトルを補間して 全点の変形移動ベクトルを計算する.求められた変形移動ベク トルを用いて距離画像の各点を移動することによって,変形位 置合わせを行う.

5.1 対応点探索

まず,選択されたキーポイントについて対応点を探索する方 法について述べる.時系列に高フレームレートで取得されたテ クスチャ付距離画像を仮定しているため,対応点はある程度近 い場所にあると仮定する.時系列に連続でないデータの場合で も,手動もしくは剛体変換を用いてある程度,初期位置合わせ が可能であれば本手法が適応できる.

変形しながら位置合わせする距離画像を変形距離画像,位置 合わせ先の距離画像を参照距離画像と呼ぶことにすると,まず, 変形距離画像のキーポイントから一定距離以内にある参照距 離画像の頂点を調べ,テクスチャ特徴量と形状特徴量の差がそ れぞれ共に閾値以下である点を対応点とする.そのような頂点 が複数存在する場合には,最も近い点を対応点とする.テクス チャ特徴量の差は,テクスチャ特徴量の強さと同じく EMD を 用いて計算し,形状特徴量の差には平均符号付距離の差の絶対 値を用いて計算する.

5.2 キーポイントの変形計算

[2] では,テンプレート三次元モデルを変形し,実際に計測した距離画像に位置合わせする手法が提案されている.この手法ではマーカを特徴点として用いており,最近傍点間距離,マー

カ間距離,隣接点間の変形行列の差という3つの式の重み付和 をコスト関数とし,このコスト関数を準ニュートン法を用いて 最小化することでパラメータを求めている.

本論文では同様に,コスト関数を最小化することでキーポイントにおける最適な変形ベクトルを計算する.マーカを用いる代わりに,抽出したキーポイント間の差を最小化するコスト関数とする.コスト関数として,対応点間距離誤差 *E_c* と変形の滑らかさ *E_s*の2つを考える.i番目のキーポイントを*k_i*,*k_i*の対応点を*c_i*,*k_i*における変形ベクトルを*T_i*とすると,*E_c*はキーポイントと対応点との距離誤差の和であるので,次式のようになる.

$$E_c = \sum_{i}^{n} \parallel \boldsymbol{k}_i + \boldsymbol{T}_i - \boldsymbol{c}_i \parallel^2$$
(1)

ここで, n はキーポイントの数である.

一方, *E*_s はメッシュが滑らかに変形するための制約であり, メッシュが滑らかに変形するためには,距離が近いキーポイン トの変形ベクトルは似ている必要がある.よって, *E*_s を次の ように定義する.

$$E_s = \sum_{i}^{n} \sum_{j}^{n} w_{i,j} \parallel \mathbf{T}_i - \mathbf{T}_j \parallel^2$$
(2)

ここで, $w_{i,j}=1/dist(m{k}_i,m{k}_j)$, $dist(m{a},m{b})$ は点 $m{a}$ と点 $m{b}$ の距離である.

最終的には2つのコスト関数の重み付き和 E をコスト関数 とし,準ニュートン法を用いて最適解を求める.

$$E = \alpha E_c + \beta E_s \tag{3}$$

変形ベクトルの初期値は $c_i - k_i$ とする.

5.3 キーポイント以外の点の変形計算

キーポイント以外の点pの変形ベクトル T_p は,次式に示すように,キーポイントとの距離に応じた重み W_i をつけて補間することで決定する.

$$T_{p} = \sum_{i}^{n} W_{i} T_{i} \tag{4}$$

ここで, $W_i=rac{1}{dist(m{p,k_i})}/\sum_i^nrac{1}{dist(m{p,k_i})}$ である. 5.4 反復計算

キーポイントの変形計算において滑らかさの制約を用いてい るため、一度の変形位置合わせでは周囲と比較して変形量の多 い部分が正しく位置合わせされない可能性がある.そこで、対 応点探索と計算された変形ベクトルによる移動を交互に繰り返 すことでこれを解消する.反復計算回数に応じて対応点探索の 範囲とコスト関数の重みである α,β を変えることで、徐々に局 所的な変形量を計算できるようにする.探索範囲は初期値から 反復回数に比例して0まで減少させる. α と β の割合は α を1 とし、 β は2から反復回数に比例して0まで減少させる.

6. 実 験

形状を取得するレンジファインダとして Canesta DP300,テ クスチャ画像を取得するカメラとして Point Gray Flea2 を用



(a) textured range image



(b) candidates of key points

図 6 対象物体.(a) テクスチャ付距離画像.(b) キーポイント候補点. 水色:テクスチャキーポイント.桃色:形状キーポイント.



図 7 変形位置合わせ結果の断面図.緑:変形前の変形距離画像.黄:人 為的に変形させ作成した参照距離画像.白:変形位置合わせ後の 変形距離画像.赤:推定された変形ベクトル.

いた.Canesta DP300 は赤外光の位相差により距離計測を行う,高速なレンジファインダである.レンジファインダとカメ ラはあらかじめキャリプレーションを行い対応関係を求めてお くことでテクスチャ付距離画像を作成する.対応点探索範囲の 初期値は10cmとし,10回反復計算を行った.

6.1 変形量の評価

まず,推定した変形量の正確さを評価するため,図 6(a) に 示すようなテクスチャ付距離画像を計算機内で人為的に変形さ せ参照距離画像を作成し,与えた変形量と本手法を適応して得 られた変形ベクトルとの差を比較した.図 6(b) は特徴量を計 算して得られたキーポイントの候補点である.水色の点はテク スチャキーポイント,桃色の点は形状キーポイントであり,テ クスチャや形状の特徴的な部分が選ばれていることがわかる。 人為的な変形は z 軸方向にのみ適用し,中心点からの距離に比 例した変形量とz軸方向の平行移動からなる.変形前後の距離 画像断面図と変形ベクトルを図7に示す.変形前の変形距離画 像を緑,人為的に変形させ作成した参照距離画像を黄色,変形 位置合わせ後の変形距離画像を白,推定された変形ベクトルを 赤でそれぞれ示す,変形位置合わせ後の変形距離画像と参照距 離画像とはほぼ重なっており,正しく変形できていることがわ かる.また,人為的な変形量の平均値は0.075(m),変形ベクト ルの二乗平均誤差は x 軸では 0.0067(m), y 軸では 0.0083(m), z軸では 0.016(m) であった.

6.2 関節動物体の変形位置合わせ

関節動物体として人の手首と腕とを計測し,変形位置合わせ を行った.図8は手首を動かした場合の変形位置合わせの例で ある.右列は距離画像,左列はテクスチャ付距離画像である. 図8上段の変形距離画像を下段の参照距離画像に合わせて変形 させた結果を中段に示す.腕は静止しているのに対して,手首



図 8 手首の角度を変えたときの変形位置合わせ.右列:距離画像.左 列:テクスチャ付距離画像.上段:変形前の変形距離画像.中段:変 形後の変形距離画像.下段:参照距離画像.



図 9 手首の連続的な動きに変形位置合わせを適用し,変形ベクトル を求めた.色によってフレーム毎の結果を示す.

より先は角度が変わっている.

同様にして連続的な手首や腕の動きを計測し,変形位置合わ せを行った.図9図10はその結果である.図9は手首の角 度を変える運動,図10は腕を曲げる運動である.数フレーム に対して変形位置合わせを適用し,求めた変形ベクトルを線に よって示している.色によってフレーム毎の結果を表す.変形 ベクトルにより手首や腕,ひじの三次元的な動きを推定できて いるため,関節動物体の変形位置合わせに成功しているとい える.



図 10 腕の連続的な動きに変形位置合わせを適用し,変形ベクトルを 求めた.色によってフレーム毎の結果を示す.

7. おわりに

本論文では,テクスチャと形状の特徴量を両方用いてマッチ ングを行い,変形するテクスチャ付距離画像を位置合わせする 手法を提案した.まず提案手法は,モデルの各頂点の特徴量 を,テクスチャ特徴量には色ヒストグラム,形状特徴量には平 均符号付距離を用いて計算する.次に,テクスチャ,形状それ ぞれについて,特徴的なモデルの頂点であるキーポイントを抽 出し,キーポイント同士をマッチングすることにより対応点を 見つけ,その距離を最小化するような変形パラメータを求める. この対応点探索と変形を繰り返すことにより,反復的に位置合 わせを行い,最後にモデルを構成する全点について変形パラ メータを求める.実験では実時間レンジセンサとカメラを用い てテクスチャ付距離画像を取得し,変形位置合わせできること を確認した.本手法ではキーポイントのみのマッチングを行っ たが,キーポイントを用いて変形した後に全点を用いてマッチ ングを行い,より詳細な変形位置合わせを行うことが今後の課 題となる.

献

[1] B. Allen, B. Curless, and Z. Popović. Articulated body

文

deformation from range scan data. ACM Trans. Graph., 21(3):612–619, 2002.

- [2] B. Allen, B. Curless, and Z. Popović. The space of human body shapes: reconstruction and parameterization from range scans. ACM Trans. on Graphics (TOG), 22(3):587– 594, 2003.
- [3] P.J. Besl and N.D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, 14(2):239–256, Feb 1992.
- [4] N. Brusco, M. Andreetto, A. Giorgi, and G.M. Cortelazzo. 3d registration by textured spin-images. In 3DIM '05: Proceedings of the Fifth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, pages 262–269, Washington, DC, USA, 2005. IEEE Computer Society.
- [5] C. Chua and R. Jarvis. 3-d free-form surface registration and object recognition. Int'l Jour. Computer Vision, 17(1):77–99, 1996.
- [6] Q. Delamarre and O. Faugeras. 3d articulated models and multi-view tracking with silhouettes. In ICCV '99: Proceedings of the International Conference on Computer Vision-Volume 2, page 716, Washington, DC, USA, 1999. IEEE Computer Society.
- [7] N. Gelfand, N. J. Mitra, L. J. Guibas, and H. Pottmann. Robust global registration. In Symposium on Geometry Processing, pages 197–206, 2005.
- [8] G. Godin, D. Laurendeau, and R. Bergevin. A method for the registration of attributed range images. In Proc. 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM), pages 179–186, 2001.
- [9] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detection. In *Proceedings of The Fourth Alvey Vision Conference*, pages 147–151, 1988.
- [10] A.E. Johnson and M. Hebert. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes. *IEEE Trans. Pat*tern Anal. Mach. Intell., 21(5):433–449, 1999.
- [11] S. Knoop and R. Vacek, S.and Dillmann. Modeling joint constraints for an articulated 3d human body model with artificial correspondences in icp. In *Humanoid Robots*, 2005 5th IEEE-RAS International Conference on Volume, pages 74 – 79, Dec. 2005.
- [12] D.G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. Int. J. Comput. Vision, 60(2):91–110, 2004.
- [13] T. Masuda. Multiple range image registration by matching local log-polar range images. In *The 7th Asian Conference on Computer Vision*, pages 948–957, Hyderabad, India, January 2006.
- [14] P. Neugebauer. Geometrical cloning of 3d objects via simultaneous registration of multiple range images. In Proc. Int. Conf. on Shape Modeling and Application, pages 130–139, Mar 1997.
- [15] E. Rosten and T. Drummond. Fusing points and lines for high performance tracking. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, volume 2, pages 1508–1511, October 2005.
- [16] Y. Rubner, C. Tomasi, and L.J. Guibas. The earth mover's distance as a metric for image retrieval. Int. J. Comput. Vision, 40(2):99–121, 2000.
- [17] R. Sagawa, K. Nishino, and K. Ikeuchi. Adaptively merging large-scale range data with reflectance properties. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelli*gence, 27(3):392–405, March 2005.
- [18] F. Stein and G. Medioni. Structural indexing: efficient 3d object recognition. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2):125–145, 1992.
- [19] S. Vedula, S. Baker, P. Rander, R. Collins, and T. Kanade. Three-dimensional scene flow. *IEEE Transactions on Pat*tern Analysis and Machine Intelligence, 27(3):475–480, March 2005.
- [20] J.V. Wyngaerd. Combining texture and shape for automatic crude patch registration. In 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003, pages 179 – 186, October 2003.
- [21] G. Wyszecki and W.S. Styles. Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae (2nd ed.). 1982.
- [22] 山本 正信, P. Boulanger, A.-J. Beraldin, M. Rioux, and J. Domey. 距離動画像を用いた非剛体運動パラメータの直 接的推定法.情報処理学会論文誌, 32(9):1129–1141, 1991.