距離カメラ付きスマートフォンを用いた 簡易的な人体の足の3次元形状計測システム*

小林 巧** 家永直人*** 杉浦裕太*** 斎藤英雄*** 宮田なつき† 多田充徳††

A Simple 3D Scanning System of Human Foot Using a Smartphone with a Depth Camera

Takumi KOBAYASHI, Naoto IENAGA, Yuta SUGIURA, Hideo SAITO, Natsuki MIYATA and Mitsunori TADA

This paper presents a method to measure foot shape from a 3D point cloud as input captured from multiple directions using a smartphone depth camera. Such a 3D point cloud could potentially include noise or omit parts of the foot due to occlusion. To deal with this occlusion problem, we propose to use a dataset of 3D foot shapes collected by a precise 3D shape scanner of foot shapes. According to the dataset of 3D foot shapes, we can generate a deformable model by performing a principal component analysis (PCA) on the dataset. Then we minimize the error of the shape represented by the deformable model and the 3D point cloud acquired by the smartphone camera, to recover a complete 3D shape of the entire foot with high accuracy. We test this method by comparing the 3D shape produced by our proposed method to the 3D shape precisely measured by the 3D scanner. Our proposed method can scan the foot shape with an error of about 1.13mm.

Key words: 3D foot scanning, 3D reconstruction, foot measurement, PCA, smartphone camera, depth camera

1. 序 論

近年、インターネットを利用した通信販売によって衣服や靴などを購入することが一般化している。また、仮想的に試着可能なサービスも実用化しつつある。しかし、これらのサービスでは、個人の正確な体型やサイズが分からないために、間違ったサイズの商品を購入してしまう場合や、多様なユーザの試着をシミュレートできないといった問題がある。さらに、靴については種類によって足型が異なり、試着しなければ個人に合ったサイズが分からないため、高精度で寸法を計測できることが望ましい。実際に、サイズ間違いによるアパレル通販サイトの返品率は30%前後にも上るといわれている。また、個人の足型に合う靴の選択やオーダーメイドの製品を作製するために、足型の3次元計測器を設置している店舗も存在するが、高価な機器のため小規模の店舗や個人用としては広く普及していない。このため、特殊な機器を用いずに簡易的に個人の足の3次元形状を取得する技術が求められている。

一方で、スマートフォンは私たちの生活に必要不可欠な機器となっており、高性能なカメラも搭載されている。最近では距離カメラ付きのスマートフォンも流通しており、個人が容易に3次元計測することを可能にしている。さらに、距離カメラに加えてモーショントラッキングカメラが搭載されている機器では、自動で自己位置推定を行いながら3次元点群を取得するため、広範囲の3次元形状を一度に取得することができる。よって、スマートフォンで取得できる情報を用いて足の3次元計測するアプリケーションの実用化が期待されている。

そこで本稿では、一般家庭で個人が簡易的に自分の足形状を測定することを想定し、スマートフォンカメラを用いて多方向から取得した3次元点群から足の3次元形状を計測する手法を提案する。スマートフォンに搭載された距離カメラによって取得される3次元点群には、オクルージョンによって取得できない箇所やノイズが含まれてしまい、不完全な形状データしか得ることができない。そこで提案手法では、さまざまな足形状から実測して収集した足形状3D計測データのデータセットに主成分分析を行うことで可変形モデルを生成し、これを距離カメラで取得した不完全な形状データを表す3次元点群にフィッティングさせることで足全体の3次元形状推定を行う。提案手法の有効性を検証するために、提案手法により復元した3次元形状と3Dスキャナにより正確に計測された3次元形状を比較したところ、1.13 mm程度の誤差で収まることを確認した。

2. 関 連 研 究

近年の3Dスキャナ技術の発達によって、人体の3次元形状を計測する機器の開発や技術の研究が多くなされている¹⁾。しかし、3次元形状を精密に計測するには高価かつ大規模な装置が必要になるために、簡易的に測定することができない。

カメラで撮影された画像を入力とする手法として、一枚の人体のシルエット画像のみから深層学習を用いて3次元形状を推定するといった研究²⁾³⁾がある。同様に深層学習を用い、人体の足に対して3次元形状推定を行う研究⁴⁾も行われている。Lunscherらの手法⁴⁾では、入力画像として距離カメラで単一視点から撮影した距離画像のみを用いるため、簡易的に計測できると考えられる。しかし、深層学習によって3次元形状を推定するには、3次元形状パラメータが対応づけられたシルエット画像や距離画像のデータセットを大量に用意しなければならないという問題点がある。

足形状を計測する研究として、照度差ステレオ法によって平面のスキャナの上に置いた足の形状を測定する研究⁵⁾がある。

* 原稿受付 平成30年5月5日

掲載決定 平成30年8月21日

** 学生会員 慶応義塾大学大学院 (神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1)

*** 慶応義塾大学大学院

† 正 会 員 産業技術総合研究所 (東京都江東区青海 2-3-26)

†† 産業技術総合研究所

また、距離カメラを用いて、同じように足の裏から距離データを取得して3次元計測を行う研究⁶⁾もあるが、これらの手法では足裏の形状を復元することしかできないため、足全体の3次元形状を計測することができない。

また、足の各部位の寸法情報によって変形可能なデジタルモデルを利用するために、スマートフォンに内蔵されているセンサやカメラを用いて、いくつかの足の代表的な寸法を測定する研究⁷⁾も行われている。特殊な機器を必要としないため簡便な計測方法といえるが、独自のデジタルモデルの使用を前提としている。

一方で、多視点2次元画像を入力として人体の体幹部⁸⁾や足型に対してモデルベース形状推定を行う研究⁹⁾¹⁰⁾も行われている。Wangらの手法⁹⁾やAmstutzらの手法¹⁰⁾では、相同化足形状3D計測データのデータセットに対して主成分分析を行うことで生成した変形可能なモデルを利用している。相同化データとは、各データ点が解剖学的に同じ意味を持つように定義された3次元形状データのことであり、これによってデータセット内の3D計測データを統計的に処理することが可能になっている。そして、この可変形モデルを2次元に投影した画像と入力画像の差異を最小化するようにフィッティングすることで3次元形状推定を行なっている。ゆえに、大量のデータセットがなくても十分な推定精度が期待できるが、各入力画像のそれぞれの視点における位置姿勢情報が必要であるために、複数のカメラを適切な位置に固定して撮影しなければならない。また事前にキャリブレーションなどの専門的な作業を行わなければならないため、一般個人が利用可能な簡便なシステムとはいえない。

本手法では、Amstutzらの手法¹⁰⁾と同様の手法で可変形モデルの生成を行うが、入力としては多視点画像ではなく3次元点群を用いる。さらに、自動で自己位置推定を行うスマートフォンカメラを用いることで、フリーハンドで入力点群を取得することを可能にした。

3. 提案手法

図1に提案手法の流れを示す。

まず、事前に相同化された人体の足の3次元形状データベースを用意し、それらに主成分分析を行う。すると、得られた部分空間上の1点は1つの足形状を指し示すことになる。これにより少数のパラメータを用いて足形状を表現することが可能になる。データセットの平均形状を初期形状とし、部分空間上を移動してもとの次元数の空間に再投影すると、平均形状から連続的に足の形状を変形したことになる。これを実際の足形状を復元するための可変形モデルとして用いる。

この可変形モデルとスマートフォンで実際の足形状を取得した3次元点群を比較するために、まず初めに取得点群に含まれる床部分と足首より上部分を除去して足部分のみを抽出する。

ここまでの可変形モデルの生成と実際の足形状を取得した点群のセグメンテーション処理のそれぞれの事前処理を行なった後、可変形モデルと取得点群の位置姿勢を合わせるために、回転・平行移動の剛体変換を求めることで位置合わせを行う。さらに、おおよその足の長さが一致するように可変形モデルに対して拡大・縮小操作を行う。最後に、この可変形モデルと足部分を抽出した取得点群の差異を3.5節で述べる評価関数として定義し、これを最小にするように変形パラメータを最適化することで形状推定を行う。

Fig. 1 System overview

3.1 取得点群に含まれる足部分抽出

はじめに、足を床に置いた状態で足以外の物体が映らないようにスマートフォンの距離カメラで実際の足形状を取得する。しかし、図2(a)のように取得点群には床や足首より上部分などの余分な点群が含まれてしまうため、セグメンテーション処理を行うことで、形状推定に必要な足部分のみの点群を抽出する必要がある。まず、平面検出によって床平面のパラメータを推定し、床部分の点群を除去することで図2(b)のような点群を得る。ここで、平面のパラメータ推定にはロバスト推定法であるRANSAC法¹¹⁾を用いた。

次に、床から高さ10 cm以内の点群のみを出力することで足部分を抽出する。さらに、取得点群には測定誤差による外れ値が含まれているため、下記のフィルタリングを行うことで外れ値を除去する。各点について、一定数の近傍点との平均距離を計算し、得られた分布が平均値と標準偏差を持つガウス分布であると仮定する。これにより、平均値と標準偏差によって定義された間隔よりも平均距離が外側に存在する点を外れ値とみなし、取得点群から除外する。この結果、図2(c)のように足部分のみの点群が抽出される。

3.2 相同化足形状3D計測データ

足形状データセットとして、メッシュ情報を持ち合わせた3次元形状データセットを用意する。これらの足形状データの座標系はサイズ計測のための基準となるように設定されており、踵点（踵の最も後方に突出した点）を床面に投影した点を原点としている。そして、脛側中足点（親指の付け根部分）と腓側中足点（小指の付け根部分）の中点と踵点を結ぶ直線を床面に投影した直線で、爪先方向を正にとるベクトルをX軸とし、原点を通り床面に垂直な直線上方向を正にとるベクトルをZ軸とし、原点を通りX軸とZ軸に直行する直線で親指側を正にとるベクトルをY軸としている。足形状データセットの一つのデータを図3に示す。

ここで、データベース内に n 個の頂点により構成される m 体の3次元形状データ

$$\mathbf{X}_i = (x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \dots, x_n, y_n, z_n)^T, \quad (1) \\ i = 1, 2, \dots, m$$

があるとする。次式のようにデータベース上の各形状における同一データ点の平均値をそれぞれ計算し、それによって得られ

Fig. 2 Process to segment foot parts. (a): Captured point cloud by the smartphone depth camera, (b): After removing plane, (c): After filtering and extracting foot

た平均形状を変形のための基準となる形状として使用する。

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_i \quad (2)$$

3.3 主成分分析による変形パラメータの設定

まず、相同化足形状 3D 計測データのデータセットに対し主成分分析を行う。これにより、データセット内の各データをできる限り情報損失を抑えながら低次元で再表現することが可能になる。このデータセットに主成分分析を行った結果得られる部分空間の基底を $\mathbf{P}_i (1 \leq i \leq k)$ とする。ただし $k = \min(n, m)$ とする。

また、第 i 主成分を表す基底 $\mathbf{P}_i$ 上の各データ点が持つ分散が $\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_k$ のそれぞれの分散の合計に対して占める割合を寄与率といい、第 1 主成分から順にこの寄与率を合計することで累積寄与率を求めることができる。図 4 は今回使用した 68 体の男性の足形状データに対して主成分分析を行ったときの累積寄与率のグラフである。本手法では Amstutz らの手法¹⁰⁾に倣い、第 12 主成分までの主成分を変形パラメータとして採用した。図 4 より、第 12 主成分までの累積寄与率は 93% を

Fig. 3 A sample shape in the dataset of the 3D foot shapes

Fig. 4 Cumulative contribution rate

超えていることが分かる。この結果から、第 12 主成分までの部分空間によってデータベースのおよそ 93% が再現可能であると保証される。このとき、変形後の 3 次元形状 $\mathbf{X}'$ は、式 (2) を初期値として以下のように計算される。

$$\mathbf{X}' = \bar{\mathbf{X}} + \sum_{j=1}^{12} w_j \mathbf{P}_j \quad (3)$$

ここで、主成分得点ベクトル $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_{12})^T$ の各要素は変形パラメータ係数であり、 $\mathbf{w}$ を変化させることで可変形モデルを平均形状から変形させることができる。この手法により、可変形モデルと取得点群との差異が最小となるような最適な主成分得点ベクトル $\mathbf{w}$ を求めることで形状推定を行う。

3.4 初期位置合わせ

可変形モデルの形状を変形させる前に、まずスマートフォンで取得した足型の 3 次元点群と可変形モデルの座標系を位置合わせする必要がある。3 次元点群の位置合わせの手法としては、ICP アルゴリズム¹²⁾という手法が広く使われている。ICP アルゴリズムでは一方の 3 次元点群の各点に対して他方の 3 次元点群から最近傍点を探索し、それを対応点として対応点間の距離を最小にするような剛体変換を推定することで位置合わせを行う。しかし、ICP アルゴリズムは基本的に、それぞれの点群が同じ形状を表す場合に用いられる手法であるということと、初期位置のずれや疎な点群に対しては推定した剛体変換が異なる局所解に陥ってしまうという問題があるため、本手法では用いない。

そこで本手法では、足形状に合わせて設定されている相同モデルの座標系を基準とし、取得点群を剛体変換することで位置

Fig. 5 Flow of initial alignment

合わせを行う。

初期位置合わせの流れを図5に示す。まず、取得点群の踵点から爪先方向のベクトルを求めるために、取得点群である3次元点群 V_0 に対して主成分分析を行う。3.3項では、モデルの変形パラメータの次元削減のためにデータベースに対して主成分分析を行ったが、ここでは3次元点群に対して広がり最も大きくなる方向のベクトルを求めるために用いる。主成分分析の結果から得られる第一主成分ベクトルを p_1 とする。また、3.1節で推定した床平面の法線ベクトルを z_{axis} とする。そして、 $y_{axis} = z_{axis} \times p_1$, $x_{axis} = y_{axis} \times z_{axis}$ とし、以下の式によって表される回転行列 R で取得点群 V_0 に対して回転変換を行うことで、取得点群の足形状を可変形モデルと同じ姿勢に変換する。

$$R = \begin{pmatrix} x_{axis} & y_{axis} & z_{axis} \end{pmatrix}^{-1} \quad (4)$$

次に、可変形モデルの重心を (x_c^F, y_c^F, z_c^F) 、回転変換後の取得点群 V_1 の重心を $(x_c^{V1}, y_c^{V1}, z_c^{V1})$ とし、以下の平行移動ベクトル t_1 によって重心を合わせる。

$$t_1 = \begin{pmatrix} x_c^F - x_c^{V1} \\ y_c^F - y_c^{V1} \\ z_c^F - z_c^{V1} \end{pmatrix} \quad (5)$$

さらに、重心を合わせた取得点群 V_2 の x 座標が最小である点の x 座標を x_m^{V2} とし、以下の平行移動ベクトル t_2 によって、踵点を合わせる。

$$t_2 = \begin{pmatrix} -x_m^{V2} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

最後に、可変形モデルを表す3次元点群 F に対して拡大・縮小変換を行う。可変形モデル F と踵点を合わせた取得点群 V_3 の中で、 x 座標が最大である点の x 座標をそれぞれ x_M^F, x_M^{V3} とおき、 $s = x_M^{V3} / x_M^F$ とし、以下の拡大・縮小変換 S によって、爪先までの長さを一致させる。拡大・縮小操作を行なった後に得られる可変形モデルを F' とする。

$$S = \begin{pmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & s \end{pmatrix} \quad (7)$$

Fig. 6 Omit parts due to occlusion

3.5 評価関数

次に、可変形モデルを実形状に近づけるために、初期位置合わせによって得られた3次元点群 V_3 と可変形モデル F' の差異を定義する評価関数を最小化することで変形処理を行う。可変形モデルは N 枚のメッシュ情報を持っており、まず取得点群に対して可変形モデルの各メッシュ $M_i (1 \leq i \leq N)$ の内心 $v^{IC}(M_i)$ との最近傍点を探索し、その最近傍点を各メッシュの対応点 v_i として決定する。対応点とメッシュ平面との距離誤差 e_i を以下の式によって求める。

$$e_i = |(v_i - v^{IC}(M_i)) \cdot n(M_i)| \quad (8)$$

ここで、 $n(M_i)$ は可変形モデルの各メッシュ M_i の法線ベクトルである。可変形モデルの各頂点座標は式(3)のように主成分得点ベクトル w によって決定されるため、各メッシュの内心位置や法線ベクトルも w の関数とみなされる。よって、距離誤差 e_i も w の関数として表現することができる。対応点距離が一定の閾値を満たす全てのメッシュ M に対して式(9)によって求めた距離誤差 e_i の二乗和を表す評価関数 E を次式のように定義し、これが最小になるように変形パラメータの最適化を行う。今回は Levenberg-Marquardt 法¹³⁾を用いて最適化を行なった。

$$E = \sum_{M_i \in M} e_i^2 \quad (9)$$

3.6 取得点群中の欠落データの考慮

図6の赤い楕円で囲まれた部分のように、取得点群にはオクルージョンによって足裏部分や足首周りの点群が欠落してしまっている。これを考慮せずに全てのメッシュに対して対応点を求めてしまうと、誤った対応点との距離まで最適化の計算に含まれてしまい、正しい推定結果を得ることができない。また、可変形モデルのメッシュは、相同化足形状3D計測データと同様に各データ点が意味をもつように設定され、かつ規則的に配置されているため、特定の箇所を表すメッシュかどうか判断することができる。そこで、可変形モデルのメッシュの中で足裏部分を構成しているメッシュは評価関数 E の計算から予め除外する。また、対応点距離が一定の閾値を超えている場合も欠落部分と対応したメッシュであると判断した。

Fig. 7 Experiments on capturing the point cloud by oneself with the smartphone depth camera

Fig. 8 Alignment result

4. 実験

本研究では、295点の頂点により構成される男性68人分の相同化足形状3D計測データに対して主成分分析を行うことで可変形モデルを生成した。データセットには、Mochimaruらの相同化足形状3D計測データ¹⁴⁾を用いた。また、3次元点群の取得の際には、被験者自身ができるべく足全体の形状が取得できるように機器を動かして撮影を行った。(図7参照)。今回使用したスマートフォンは、距離カメラによる撮影と同時に自己位置推定を行うことが可能なため、連続して視点を変えるように機器を動かすことで、3次元点群を取得すると同時にそれぞれの点群を合成している。そして、1人の被験者がスマートフォンを用いて1回の撮影で取得した被験者自身の足の3次元点群を入力とし、入力点群に対して可変形モデルをフィッティングすることで形状推定を行った。評価のため、被験者の実際の足形状を3Dスキャナで高精度で計測したデータを真値とし、定量的に比較した。3Dスキャナにはアイウェアラボラトリー社の3次元足形状スキャナ「INFOOT」¹⁵⁾を使用した。

本実験の実験環境は以下の通りである。

- CPU: Intel Core i7-7700K @ 3.60 GHz
- メモリ: 32 GB
- OS: Windows 10 Home 64 bit
- カメラ: ASUS ZenfoneAR

4.1 初期位置合わせ

足部分のみを抽出した取得点群と可変形モデルの位置合わせを行い、足のサイズが一致するように可変形モデルに対して拡大・縮小操作を行った。位置合わせ後の取得点群と可変形モデルを重ねて表示した結果を図8に示す。図8から、それぞれの足形状の位置姿勢が同じになるように位置合わせできていることが分かる。

4.2 可変形モデルの変形

可変形モデルにフィッティング処理を行い、変形前と変形後と比較した結果を図9に示す。誤差が小さくなるにつれて、メッシュの色が赤、黄、緑、青の順で変化するように表示した。図9から、変形前では誤差が大きかった部分が、真値に近づくように変形されていることが分かる。フィッティング処理によって、最終的に得られた足形状の誤差分布を可視化した結果を図10に示す。

これらの変形結果から、オクルージョンによって取得点群には含まれていなかった部分を補い、完全な足形状が推定されていることが分かる。また、フィッティングの際に、可変形モデルが自然な足形状を維持しながら変形されているといえる。

Fig. 9 Deformation result. (a): Error distribution before deformation, (b): Error distribution after deformation

5. 評価結果及び考察

二つの3次元形状の各メッシュ間の距離を平均した結果を測定誤差と定義し、提案手法により復元した3次元形状と、3Dスキャナで測定した3次元形状を比較した結果、測定誤差は1.13 mmであった。この結果、靴のサイズ選択には十分な精度で測定できているといえる。

図10を見ると、甲部分は高い精度で推定できているが、側面部分の誤差が大きくなっている。特に内側の側面部分の誤差が大きいことが分かる。これは、甲部分はスマートフォンで広範囲の点群を取得できたのに対して、内側の側面部分では欠落している部分が多いために、正しい形状が推定できていないことが原因であると考えられる。

また、図9を見ると、変形後の側面部分の誤差が変形前よりも大きくなってしまっていることが分かる。距離カメラによる撮影には対象物体との間に一定の距離を取る必要があり、細かい形状の点群を正確に取得することが難しい。ゆえに、床より上に約1 cmほどの範囲の部分がオクルージョンによって点群を取得することができていないため、変形パラメータの最適化の際に真値とは異なる形状に収束してしまったことが原因であると考えられる。

このように、本研究で行った実験では推定結果がスマートフォンの距離カメラで取得した3次元点群に依存してしまったため、なるべくオクルージョンを軽減させるように点群を取得

Fig. 10 Error distribution of the computed 3D foot shape in 6 views. Upper left: outer instep, Upper right: inner instep, Middle left: outside of the foot, Middle right: inside of the foot, Lower left: heel and sole, Lower right: upper side of the foot

する方法を工夫することで、推定精度を高めることができると思われる。

6. 結 論

本稿では、スマートフォンで取得した足形状の3次元点群を入力とし、人体の足形状の相同化3D計測データを用いて足形状計測を行った。足形状データのデータセットに対して主成分分析を行うことで得られた可変形モデルを用い、取得点群と可変形モデルのメッシュ平面との距離が最小になるように最適化を行うことで、足らしい形状を維持しながら3次元形状を変形することを可能にした。

評価実験の結果、測定誤差は1.13 mmとなり、靴のサイズを選択するには十分な精度で足形状を推定できていることを確認した。また、変形可能なモデルを利用することで、入力デー

タが欠落している部分やノイズが含まれている不完全な形状であっても、足全体の形状を推定できるということが分かった。さらに、本手法では距離カメラ付きスマートフォンを用いて3次元点群を取得することで、形状推定に必要な入力データをフリーハンドで取得することを可能にし、簡易的な計測システムを実現した。

参 考 文 献

- 1) H. Peng, X. Shang, C. Guo, G. Xiong, T. R. Nyberg, D. Fan and Y. Wang: A survey on big data for human body shape, Service Operations and Logistics, and Informatics, (2016) 145.
- 2) E. Dibra, H. Jain, C. Oztireli, R. Ziegler and M. Gross: Hs-nets : Estimating human body shape from silhouettes with convolutional neural networks, Fourth International Conference on 3D Vision, (2016) 108.
- 3) E. Dibra, H. Jain, C. Oztireli, R. Ziegler and M. Gross: Human shape from silhouettes using generative hks descriptors and cross-modal neural networks, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision

- and Pattern Recognition (CVPR), **5** (2017).
- 4) N. Lunscher, and Z. John: Deep learning anthropomorphic 3D point clouds from a single depth map camera viewpoint, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), (2017), 689.
- 5) S. Martedi, H. Saito, and Myriam Servieres. Shape measurement system of foot sole surface from flatbed scanner image: MVA2009 IAPR Conference on Machine Vision Applications, (2009), 338.
- 6) S. Chun, S. Kong, K. R. Mun and J. Kim: A foot-arch parameter measurement system using a RGB-D camera, *Sensors*, **17**, 8, (2017).
- 7) 後藤泰徳, 平田一郎, 原野健一, 磯部真志: スマートフォンアプリを活用したユーザ足形状に関する情報収集システム, *人間工学*, **52**, (2017) 440.
- 8) S. Saito, M. Kouchi, M. Mochimaru and Y. Aoki: Simple system for 3D body shape estimation, IEEE 1st Global Conference on Consumer Electronics, (2012), 203.
- 9) J. Wang, H. Saito, M. Kimura, M. Mochimaru and T. Kanade: Human Foot Reconstruction from Multiple Camera Images with Foot Shape Database, *IEICE Transactions on Information and Systems*, **89**, 5, (2006) 1732.
- 10) E. Amstutz, T. Teshima, M. Kimura, M. Mochimaru and H. Saito: PCA-based 3D shape reconstruction of human foot using multiple viewpoint cameras, *International Journal of Automation and Computing*, **5**, 3, (2008) 217.
- 11) M. A. Fischler and R. C. Bolles: Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Readings in computer vision*, (1987) 726.
- 12) Paul J. Besl and Neil D. McKay: A method for registration of 3-D shapes, *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, **14**, 2, (1992) 239.
- 13) Jorge J. More: The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory, *International Journal of Computer Vision*, **65**, (2005) 43.
- 14) M. Mochimaru and M. Kouchi: Statistics for 3D Human Body Forms, *SAE Digital Human Modeling for Design and Engineering*, (2000).
- 15) M. Kouchi and M. Mochimaru: Development of a low cost foot-scanner for a custom shoe making system, *5th ISB Footwear Biomechanics*, (2001) 58.