

看護動作コンテンツのためのモーションキャプチャデータの補完法について

小路 裕史 村上 和人

愛知県立大学大学院情報科学研究科
〒480-1198 愛知県愛知郡長久手町熊張

E-mail: be_infinity@msn.com murakami@ist.aichi-pu.ac.jp

あらまし モーションキャプチャシステムを利用した看護動作コンテンツの作成をするにあたって、撮影の際に身体に貼り付けたマーカーが所々隠蔽されてしまうとデータの欠落が起こり、コンテンツを表示した場合に滑らかな動きができないなどの問題点があった。本論文では、複数人物を対象とする撮影において、一人ずつ撮影を行って得られた動作要素を組み合わせることによって隠蔽発生部を補完する方法について述べる。また、人体モデルを用いて看護動作コンテンツを生成し、提案手法の有効性を確認した。

Rectification of Motion Capture Data for Making a Nursing Content

Hiroshi SHOUJI and Kazuhito MURAKAMI

Graduate School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University,
Kumabari, Nagakute-cho, Aichi, 480-1198 Japan

E-mail: be_infinity@msn.com murakami@ist.aichi-pu.ac.jp

Abstract We have tried to make a content of nursing actions by using motion capture system. But, 3-D position data is not obtained by a motion capture system when the markers attached on the body are not observed. This paper proposes a method which rectifies the blank of the motion capture data caused by the occlusions. The rectification is realized by combining the operation elements by taking a picture one by one. Experimental results show that the proposed method is effective for making a nursing content.

1. はじめに

モーションキャプチャシステムの利用法の一つとして、撮影したデータを用いて人の動きをシミュレートすることにより、人間工学[1][2][3]、医療、(特にリハビリテーション面)や、教育面[4]などで利用することが考えられる。筆者らは、モーションキャプチャシステムを利用して看護動作コンテンツの生成を試みてきた[5]。しかし、CGによって人体モデルを生成してその動作を確認してみると、いくつかの部分で不都合が生じていることがわかった。

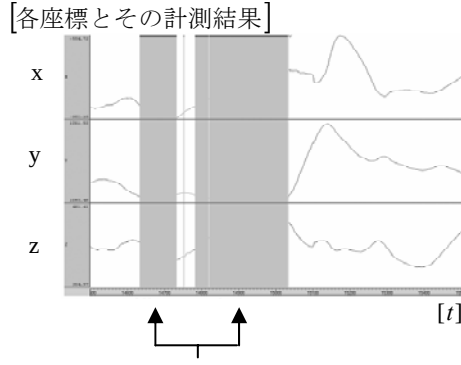
生成結果が違和感を与える要因の一つにマーカーの隠蔽がある。これは複数のカメラから常に見える位置にマーカーが存在していない場合に発生し、特に複数の人間の動きを対象とした場合に発生する。例えば、図1のように、一人がもう一人を抱きかかえるシーンでは、お互いの胸に付けたマーカーが隠蔽されやすくなる。図2は、このシーン中のあるマーカーの時系列データの一部を示したものである。図中の網掛け部分のデータが欠落し、グラフが途切れ途切

れになっている様子がわかる。このようなデータをそのまま用いてCG生成を行った場合、多くのソフトウェアでは図3のように違和感を伴う人体モデルとして表現されることになる。

そこで本稿では、複数人物を対象とする撮影の場合には一人ずつ撮影を行って、動作要素を組み合わせることにより隠蔽が発生した部分を補完する方法[6][7]について述べる。まず2.で基本手法を紹介し、その詳細を3.で述べる。また、4.で実験結果を示し、5.で実験結果について考察する。

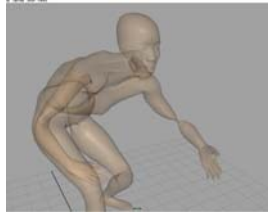


図1. 隠蔽発生シーンの一例

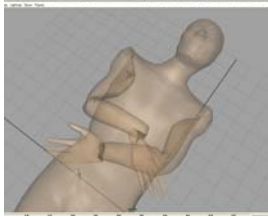


網掛けの部分はマーカーデータの欠落部を表す

図 2. 隠蔽区間をもつマーカーの時系列座標データの一例



(a) 左腕がねじれている様子



(b) 右手首が不自然な様子

図 3. 違和感を伴う人体モデル表示の一例

2. 動作要素の組合せによるデータ補完法

2.1 概要

複数の人物により隠蔽が起こりデータが欠落した時と同じ動作を、一人ひとりが行ったデータを用いて補完することを考える。例えば、ある撮影 (Take-Aとする) で2人の人物P、Qを同時に撮影したとき、Pの一つのマーカーmが隠蔽されてしまったとする。そこで今度はPが一人だけの撮影を行う (Take-Bとする)。このとき、Take-Aでは隠れてしまったマーカーmはTake-Bでは隠蔽されずに見え続けているものとする。提案手法は、Take-Bのマーカーmのデータ (これを B_m とする) の動作要素を使って、Take-Aのマーカーmのデータ (同様に A_m とする) の補完を行うということである。

提案手法について段階的に説明する。Take-Aの撮影において、例えば隠蔽によりマーカーm

のデータ A_m が時刻 t_1-t_2 の間欠落したとする。Take-Bにおいて時刻 t_1-t_2 に対応する時刻を $t_1'-t_2'$ とし、まず、Take-A、Take-B両方で見えているマーカーnのデータを参照データとして時間的な対応づけを行い、次いで、欠落部分をTake-Bのデータを用いて補完する。ここで、時間 t におけるTake-Aのマーカーmのデータを $A_m(t)$ と表すことにする。

2.2 空間的補正

Take-A、Take-B 両方で見えているマーカーnのデータをもとに、Take-Bの一連した動作がTake-Aのものと同じ向きの動きになるようにアフィン変換を用いて補正する。

2.3 時間的補正

空間的補正を行っても時間的にずれが生じてしまうので、そのままでは補完できない。そこで次のように時間的に補正する。その様子を模式的に図4に示す。図は A_m 、 A_n 、 B_m 、 B_n それぞれのx座標のグラフである。隠蔽されたデータTake-Aの隠蔽開始点 t_1 、終了点 t_2 に対応するTake-Bの t_1' 、 t_2' 抽出ことを考える。補完に使うデータの対応点を抽出するためにTake-Aのマーカーnの特徴的な点 $A_n(t_0)$ 、 $A_n(t_3)$ と、各々に対応するTake-Bの特徴的な点 $B_n(t_0')$ 、 $B_n(t_3')$ を抽出する。 $A_n(t_0)$ 、 $A_n(t_3)$ は例えばグラフが極大・極小値となるような点の中から、 $t_0 < t_1$ 、 $t_2 < t_3$ の条件を満たすものを選択する。補完に使うデータを、欠落部分の長さにあわせて伸縮させる。この間の時間的差異は線形に補完する。すなわち、

$$\frac{t_1' - t_0'}{t_1 - t_0} = \frac{t_2' - t_1'}{t_2 - t_1} = \frac{t_3' - t_2'}{t_3 - t_2} \quad (1)$$

となるようにする。これをy座標、z座標のデータに対しても適用し、各座標ごとに時間的な対応付けを行う。その際、

$$\Delta t_{10} = t_1 - t_0 \quad (t_1 > t_0) \quad (2)$$

$$\Delta t_{10}' = t_1' - t_0' \quad (t_1' > t_0') \quad (3)$$

$$\Delta t_{32} = t_3 - t_2 \quad (t_3 > t_2) \quad (4)$$

$$\Delta t_{32}' = t_3' - t_2' \quad (t_3' > t_2') \quad (5)$$

$$\Delta t = \Delta t_{10} + \Delta t_{10}' + \Delta t_{32} + \Delta t_{32}' \quad (6)$$

Δt が最も小さくなる時間の $B_m(t_3') - B_m(t_0')$ を時間軸方向に伸縮することで、 A_m の欠落部分を埋める。

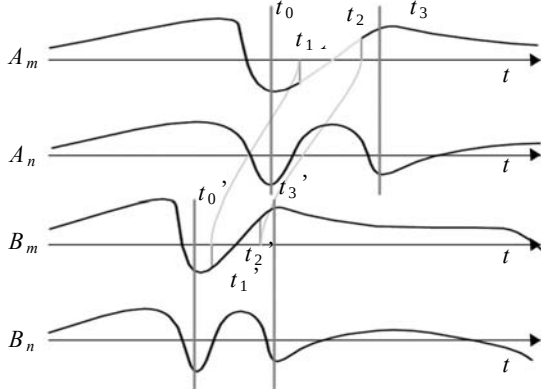


図 4. 時間的対応付け概念図

2.4 参照マーカーの選択方針

身体の表面に取り付けられた隠蔽のない幾つかのマーカーの中のどのマーカーを利用して時間的対応付けをするか決める必要がある(このマーカーの利用目的は、マーカーの隠蔽部分や補完の元となるデータの位置を参照することであるため、以降、参照マーカーと呼ぶ)。参照マーカーはその利用目的から、式(6)の Δt が最小となり、特徴点の対応が多く取れるものがよい。実験的に検証した結果、参照マーカーは隠蔽されたマーカーと相関が大きい身体部位のマーカーを使用するのが適切であった。その詳細は4.の実験項目で述べる。

3. 大局的な動作の対応付け

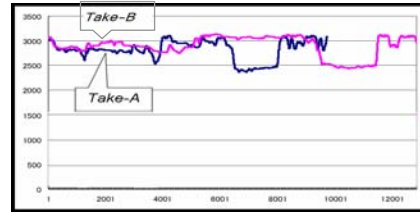
3.1 平滑化による細かい変動の除去

人の動きの時系列データを見てみると、細かい変動が多々含まれている。局所的な対応付けは困難なため、大局的な対応付けを試みる。まず、時系列データに対して平滑化処理を行い、細かい変動を除去するとともに特徴的な動きのみが表れたデータを生成することを考える。平滑化処理を行った一例を図5に示す。本研究ではガウシアンフィルタ

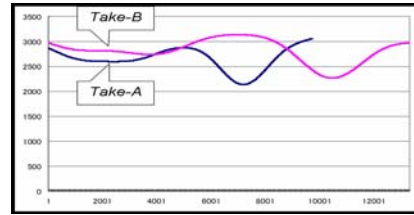
$$A_n(t) = \int_{t-\alpha}^{t+\alpha} A_n(s) e^{-\frac{s^2}{2\sigma^2}} ds \quad (7)$$

$$(\alpha = U \cdot t_e)$$

を用いて平滑化を行った。ここで、 U は定数であり、 U の値に比例してガウシアンフィルタの積分範囲が変わる。本研究では実験的に検証し、 $U=1/3$ とした。また、 t_e はTake-Aの撮影終了点を表す(Take-Bの撮影終了点も t_e' とする)。この平滑化処理によってTake-A、Take-Bにおける参照マーカーのデータの極大・極小値の数が同じになるように σ の値を変化させながら平滑化を行う。これは、データの極大・極小値の数が同一であれば大局的にデータの対応が取りやすいと考えられるためである。



(a) 平滑化前のデータ



(b) 平滑化後のデータ

図 5. ガウシアンフィルタによる平滑化の例

具体的なアルゴリズムについて述べる。まず、 t_1, t_2 より参照マーカーとして利用する時系列データの範囲 t_0, t_3 を決定する。このとき t_0, t_3 は

$$t_0 = t_1 - k(t_2 - t_1) \quad (8)$$

$$t_3 = t_2 + k(t_2 - t_1) \quad (9)$$

とする。 k は定数であり、 k を大きくすれば特徴点としての極大・極小値の数も増え、大局的な対応付けが行いやすくなるが、その一方で参照マーカーのデータ数が大きくなるという問題も発生する。本研究では実験的に検証し、 $k=2$ とした。また、 t_0', t_3' を

$$t_0' = \frac{t_e'}{t_e} t_0 \quad (10)$$

$$t_3' = \frac{t_e'}{t_e} t_3 \quad (11)$$

と決定する。さらに、平滑化を以下のステップで行う。

- (i) σ の値を初期値に設定する。
- (ii) Take-A、Take-B の時系列データの極値の数を比較し、極値の数が多いデータに対して平滑化処理を行う。その結果、Take-A、Take-B の極値の数が等しくないならば (iv) の処理を行う。
- (iii) Take-A、Take-B の時系列データを出力し、出力したデータを DP マッチングによってデータ整合する。次いで、Take-A、Take-B のデータに対して平滑化処理を行う。
- (iv) σ の値を $\Delta\sigma$ ($\Delta\sigma$ はコストパフォーマンス的に A_n 、 B_n の時系列データの数に比例して変化させる) 加算する。
- (v) Take-A、Take-B の極値の数が両方とも 1 となった、または σ が上限値に達した地点で終了し、そうでないならば (ii) ~ (v) を繰り返し行う。

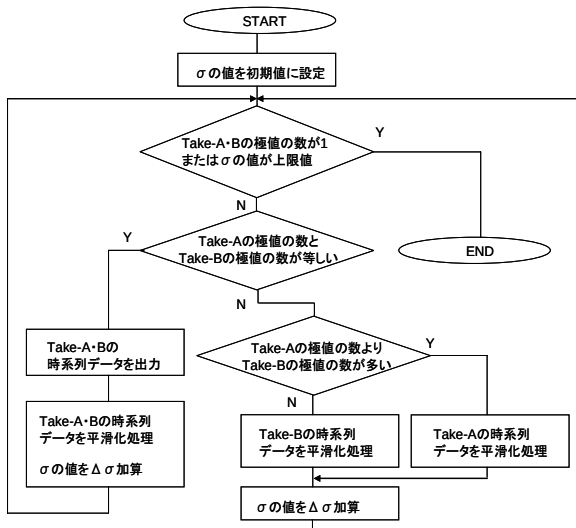


図 6. 平滑化フローチャート図

3.2 DP マッチングによる特徴点の対応付け

平滑化処理によって生成された特徴的なデータ同士を時間的に対応付けることを考える。平滑化された 2 つのデータはタイミングや値が異なるが、同じ動作を表現したデータであるために、概形や特徴的な部分など、大局的には類似していると仮定してよい。

例えば、あるマーカー(図 7 に取り付けられた位置を示す)の y 軸方向(床に対して垂直な方向)の平滑化処理された時系列データを見てみると、図 8 のように表される。Take-A と Take-B の時系列データは大局的に類似しており、特徴的な部分

(Take-A、Take-B の時系列データ中にある黒丸(・)部分)に対応する各フレーム画像を見てみると、それぞれの動作が合致している。

しかし、この 2 つのデータは時間的な差異があるために対応箇所の特特定が困難である(図 9(a))。そこで、これら 2 つのデータを DP マッチング[8]で整合させる(図 9(b))。整合したデータにおいて、ある時刻に互いのデータの極値が存在するならば、それら 2 つの極値は対応づけられているものと判断する(図 9(c))。

頭頂部のマーカーの拡大図



図 7. 取り付けられたマーカーの一例

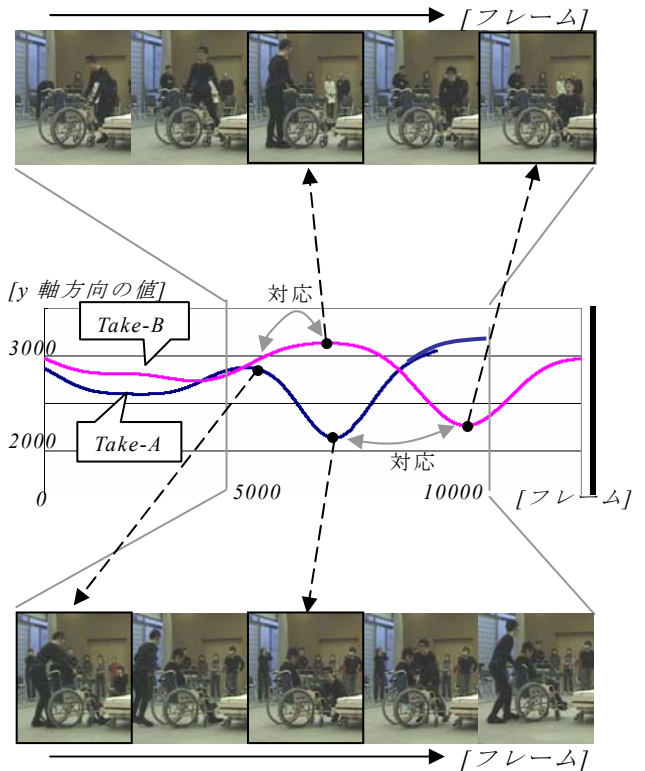
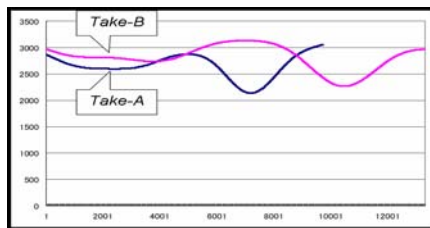
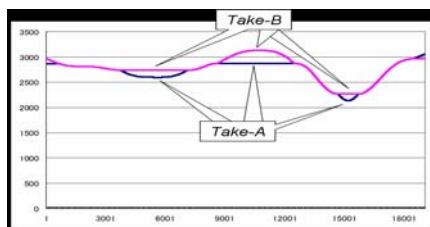


図 8. 図 7 のマーカーのデータ対応の一例

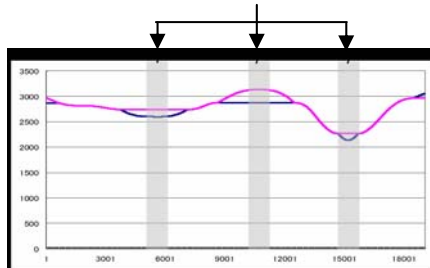


(a)平滑化後のデータ



(b)DP マッチングで整合したデータ

網掛けの部分に極値の対応を付けている様子



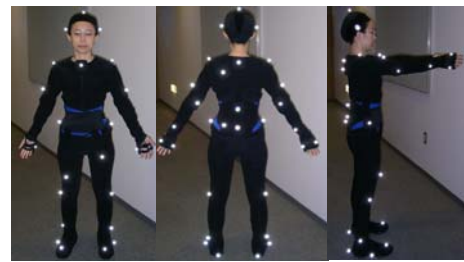
(c)極値の対応付けの様子

図 9. DP マッチング適用の一例

4. 実験

4.1 ハードウェア環境とマーカの配置

実験には Motion Analysis 社の Eagle カメラおよび EvaRT Ver.4.2 を使用した。Eagle カメラは小型 PC 内蔵の専用カメラであり、Eagle カメラ複数台が LAN ケーブルで EagleHub に接続されており、Host Computer にデータ送って統合処理されている。接続できるカメラの最大台数は 32 台、定義できるマーカの最大数は 1,000 個であるが、本実験ではカメラ 6 台を使用し、被験者 1 にはマーカを 35 個、被験者 2 にはマーカを 32 個取り付けた。その様子を図 10 に示す。



(a)看護師役に取り付けたマーカ



(b)患者役に取り付けたマーカ

図 10. マーカ取り付け図

4.2 動作概要

本研究では看護動作の一つを実験に使用した。具体的には「寝たきりの患者を看護師がベッドから車椅子に移動する」というもので、看護師役(被験者 1)、患者役(被験者 2)の 2 人の人物の動作を対象とした。2 人の同時撮影(通常の動作)と看護師役のみの撮影(看護師役のパントマイム状態)を行った(患者は動かされる側なので、患者役のみという撮影は行っていない)。隠蔽されたマーカデータの補完は、一人で同じ動作をパントマイム的に演じたデータを用いて行った。

看護動作の代表的なシーンを図 11 に示す。まず、看護師が患者をベッドの端に寄せる。次に患者を抱き起こし(図 11(a))、次いで、ベッドに座らせる(図 11(b))。その後、患者の手を看護師の首に回させ、看護師は患者の腰に手を回し(図 11(c))、抱きかかえて車椅子に移動させる(図 11(d))。最後に看護師は車椅子の後ろに回り、患者を深く座り直させ、前へ来て患者の足を車椅子に乗せる。今回は以上の一連の流れを撮影したコンテンツを実験に用いた。

なお、今回の撮影の前提条件として、看護師と患者の 2 人同時の撮影と看護師のみの撮影は同じ方向を向いて撮影を行ったため、空間的な補正はすでに行ったものとして実験を行った。

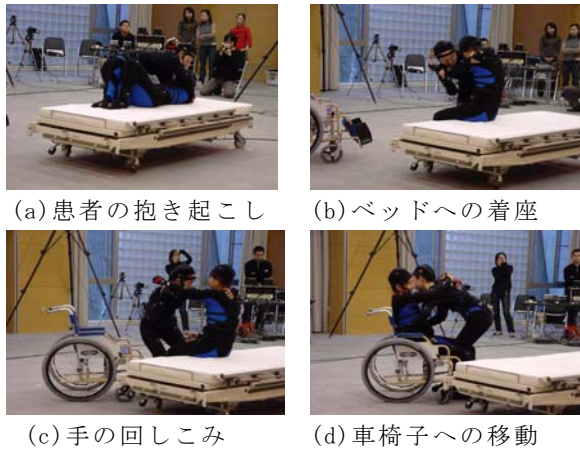


図 11. 看護動作の一例

4.3 実験

4.3.1 参照マーカークの選択に関する実験

隠蔽が生じたマーカークと相関が大きいマーカークと相関が小さいマーカークで時間的な対応付けを行い、参照マーカークとしてどのようなマーカークが適当であるのか比較検討した。

4.3.2 DP マッチングを用いた時間的な対応付けに関する実験

ガウシアンフィルタのサイズをいろいろと変えることにより、提案手法による時間的な対応付けの有効性を比較検討した。

4.3.3 目視によるコンテンツの評価実験

看護動作のあるデータにおいて、実際には見えている一つのマーカークを隠し（人工的に隠蔽データを作成）、提案手法により補完した。隠蔽前の真値と、提案手法を適用して得られた補完データを比較し、提案手法の有効性を検討するとともに、看護動作コンテンツとしての完成度を目視によって評価した。

4.4 実験結果

4.4.1 参照マーカークの選択に関する実験結果

実験には頭頂部のマーカークにデータ欠落が生じたと仮定し、相関が大きい部位のマーカークとして顔左側部、顔右側部、背中上部、左肩上部のマーカーク（各 x 、 y 、 z 軸方向の相関係数の平均は 0.99、0.99、0.99 である）を選択し、相関が小さい部位のマーカークとしては右足先部、右足かかと部、左足先部、左足かかと部のマーカーク（各 x 、 y 、 z の相関係数の平均は 0.15、-0.06、0.08 である）を使用し、各 x 、 y 、 z 軸方向の時系列データに対して時間的な対応付けを行った。評価方法は、平滑化処理を行ったマーカークデータに含まれる特徴点を、DP マッチングによって時間的に何点对応させることができたか、その割合を求めた（以降、この割合に 100 を掛けたものを特徴点の対応率と呼ぶ）。すなわち、特徴点の対応率は

$$\text{特徴点の対応率(\%)} = \frac{\text{時間的に対応させることができた特徴点の数}}{\text{平滑化処理したマーカークデータに含まれる特徴点の数}} \times 100 \quad (12)$$

である。表 1 に実験結果を示す。実験に使用したデータは、相関が大きい部位のマーカークと相関が小さい部位のマーカークの同時刻のデータを使用し、フレーム数(120 フレーム / 秒)にして Take-A が 3000 枚(約 24.9 秒)、Take-B が 3500 枚(約 29.1 秒)である。

表 1. 参照マーカークの選択に関する実験結果

各座標軸	特徴点の対応率(%)	
	相関が大きい部位	相関が小さい部位
x	18.7	1.3
y	43.1	11.1
z	56.0	0.0

4.4.2 DP マッチングを用いた時間的な対応付けに関する実験結果

参照マーカークの各 x 、 y 、 z 軸方向の時系列データに対して時間的な対応付けを行い、特徴点の対応付けを行った。実験の評価方法は 4.4.1 と同様に

$$\text{特徴点の対応率(\%)} = \frac{\text{時間的に対応させることができた特徴点の数}}{\text{平滑化処理した参照マーカークデータに含まれる特徴点の数}} \times 100 \quad (13)$$

を求めた。実験結果である特徴点の対応率を、ガウシアンフィルタのサイズを変更したときの様子とともに表 2 に示す。使用したマーカーは頭頂部に付けたマーカーで、時系列データ中にデータ欠落部がないことから今回の実験に最適であると判断して使用した。実験結果は、実験に使用したマーカーからフレーム数(120 フレーム / 秒)にして 3000 枚(約 24.9 秒)の連続した区間を 8 ヶ所選択し、それらに対して時間的な対応付けを行ったものである。その際、 σ の値をいろいろと変えて対応させたので(そのときの σ のサイズで極値の数が一致したものだけを使用)、表 2 は合計で 62 のデータの結果である。なお、今回の実験データは $\sigma=300$ 前後で極値の数が 1 になったり、対応が付かなくなるので、 σ の上限値は 500 とした。

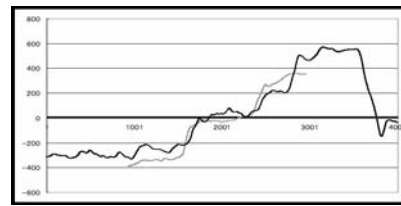
表 2. 時間的対応付けの実験結果

σ の 値	特徴点の対応率 (%)			
	x 軸 方向	y 軸 方向	z 軸 方向	平均
0(未処理)	38.0	42.0	39.0	39.7
1～50	41.1	34.1	40.0	38.4
51～100	36.9	46.8	41.9	41.9
101～150	45.3	44.3	49.0	41.2
151～200	58.1	39.9	42.7	46.9
201～300	46.2	59.5	49.5	51.7
301～500	-(*)	-	-	-

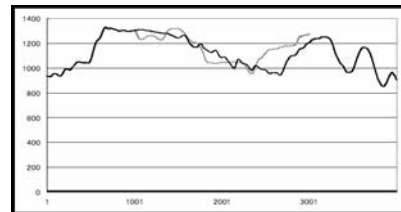
*: $\sigma=301\sim500$ で対応が付いたデータは存在しなかった

4.4.3 目視によるコンテンツ評価の実験結果

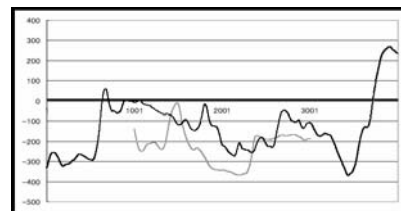
実験は、左肩上部のマーカーのデータをフレーム数にして 2000 枚(約 16.6 秒)隠したデータに対して補完を行った。このとき、参照マーカーとして相関が大きい頭頂部のマーカーを利用した。各 x、y、z 軸方向に対して時間的対応付けを行った結果、式(6)の Δt が最小だったのは x 軸方向の処理であった。このことから、x 軸方向の時間スケール t_0' 、 t_3' で x、y、z 軸方向に対して補完を行った。その実験結果の一例を図 12 に示す。



(a) x 軸方向の補完



(b) y 軸方向の補完



(b) z 軸方向の補完

— : (黒) 削除前の真値

- - : (灰) 提案手法による補完結果

図 12 提案手法を用いた補完結果の一例

5. 考察

表 1 より、相関が大きい部位を参照マーカーとして選択した場合は、y 軸、z 軸方向での対応率が明らかに高い結果となり、相関が大きければ参照マーカーとして利用可能であることがわかった。これに対し、相関が小さい部位を参照マーカーとして選択した場合は、動作の対応が十分にとれておらず、補完データとして使用するのには適当ではなかった。なお、相関が大きい部位の x 軸方向については対応率が低い結果となったが、これは実験に使用した x 軸のデータに特徴的な動作が多く含まれなかったため、このような低い対応率となったと考えられる。

表 2 より、平滑化処理を行わずに時間的に対応付けると x、y、z 軸の特徴点の対応率の平均が 39.7%と低い対応率となった。平滑化処理を加えた対応率の平均を見ると、 $\sigma=1\sim50$ の場合を除き、 σ のどのサイズで平滑化を行っても $\sigma=0$ (平滑化処理を行わない場合)を上回る結果となった。特に、 $\sigma=201\sim300$ といった大きい値

で平滑化を行った場合は 51.7%となり、約 12.0%の改善が見られることから、平滑化を用いた時間的な対応付けが有効であると言える。なお、 $\sigma=1\sim 50$ といった小さい値で平滑化処理を行った場合、一方のデータは滑らかに、しかしもう一方のデータは滑らかになっていないといった相対的な問題から、時間的な対応付けが困難になることがわかった。

図 12 を見ると、 x 軸方向に合わせた時間スケールで補完を行ったために x 軸方向の補完は時間的にも真値に近い結果を得ることができたと言える。さらに、 y 軸方向にもその有効性が見られると判断した。また、補完したデータを用いて看護動作コンテンツを生成したところ、その動作中に多少の不具合(間接がおかしくなる、など)が生じることがあるものの、滑らかに人体モデルが動く様子を目視によって確認した。よって、同じ方向を向いて撮影を行うという前提条件の下では提案手法による補完が有効であると判断できる。一方、 z 軸方向の補完結果に対しては、時間スケールが異なるために、真値と補完結果に時間的なずれが生じた。このずれの補正方法は今後の課題である。

6. まとめ

本稿ではモーションキャプチャシステムを利用する際に生じるマーカーの隠蔽に対して、一人ずつ個別に撮影したデータを用いる補完方法について検討した。

実験結果より、参照マーカーに使用するマーカーはデータ欠落が生じたマーカーと相関が大きいマーカーを使用するのが適切であることが確認できた。さらに、そのマーカーに対して時間的な対応付けを行う場合、ガウシアンフィルタのサイズを大きくして平滑化を行った場合は 51.7%の対応率を得ることができ、平滑化を行わない場合と比べ、約 12.0%もの改善が得られた。すなわち、平滑化を用いた時間的な対応付けは有効であると言える。また、提案手法によって補完を行ない、補完したデータを基に看護動作コンテンツを生成したところ、有効性のある結果が得られた。このことから、同じ方向を向いて撮影を行うという条件の下では提案手法が利用可能であることがわかった。

現在、補完を行う際、各 x 、 y 、 z 軸方向に対して時間的な対応付けを行い、その中から最も有効な時間スケール t_0' 、 t_3' を決定している。しかし、この時間スケールで全ての座標軸への補完がうまくいくとは限らない。補完を行ったデー

タの中には、時間的なずれが生じることもある。このような時間的な動作のずれの補正を行う方法を確立することは今後の課題である。

文 献

- [1]村井, 山根, 中村 “モーションキャプチャデータに基づく人体の受動的な力のモデル化”, 第 22 回日本ロボット学会学術講演会(September 2004)
- [2]長船, 大隈, 森野, 村上, 白井: “モーションキャプチャデータを用いた歩行動作の分析と制御”, The 17th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2003
- [3]村上和人, 児玉幸治: “モーションキャプチャによる小型ロボット検出とその応用”, 精密工学会第 4 回動画画像処理実利用化ワークショップ, pp.7-10 (March 2003)
- [4]吉村, 村里, 甲斐, 黒宮, 横山, 八村: “赤外線追跡装置による日本舞踊動作の解析”, 信 学 論 (D-II), vol.J87-D-II, No.3, pp.779-788 (March 2004)
- [5] 村上和人, 森田義久, 小路裕史, 齋藤洋典, 白石知子: “動作の計測・表現のためのモーションキャプチャデータの補完”, 第 1 回デジタルコンテンツシンポジウム講演予稿集, CD-ROM, (May 2005)
- [6]小路裕史, 村上和人: “モーションキャプチャデータによる複数人物の動作解析とデータ補完法に関する検討”, 映像メディア工学会, pp.37-40(August 2005)
- [7] 森田義久, 村上和人: “モーションキャプチャによる人間の動作の測定とデータ補完の一手法について”, 第 10 回画像センシングシンポジウム講演論文集 (SSII04), F-33, pp.451-454 (June 2004)
- [8] 今井聖: “音声認識”, 共立出版, pp.137-143(1995)