

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4136888号
(P4136888)

(45) 発行日 平成20年8月20日(2008.8.20)

(24) 登録日 平成20年6月13日(2008.6.13)

(51) Int.Cl. F I
 G 0 6 T 7/00 (2006.01) G 0 6 T 7/00 3 0 0 G
 G 0 6 T 7/60 (2006.01) G 0 6 T 7/60 1 5 0 P

請求項の数 12 (全 39 頁)

<p>(21) 出願番号 特願2003-355305 (P2003-355305)</p> <p>(22) 出願日 平成15年10月15日(2003.10.15)</p> <p>(65) 公開番号 特開2005-122388 (P2005-122388A)</p> <p>(43) 公開日 平成17年5月12日(2005.5.12)</p> <p>審査請求日 平成17年4月28日(2005.4.28)</p> <p>(出願人による申告)平成15年度通信・放送機構、研究テーマ「超高速知能ネットワーク社会に向けた新しいインタラクション・メディアの研究開発」に関する委託研究、産業活力再生特別措置法第30条の適用を受ける特許出願</p>	<p>(73) 特許権者 393031586 株式会社国際電気通信基礎技術研究所 京都府相楽郡精華町光台二丁目2番地2</p> <p>(74) 代理人 100064746 弁理士 深見 久郎</p> <p>(74) 代理人 100085132 弁理士 森田 俊雄</p> <p>(74) 代理人 100083703 弁理士 仲村 義平</p> <p>(74) 代理人 100096781 弁理士 堀井 豊</p> <p>(74) 代理人 100098316 弁理士 野田 久登</p> <p>(74) 代理人 100109162 弁理士 酒井 将行</p>
---	--

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 画像生成装置、姿勢認識装置、物体追跡装置、画像生成方法、姿勢認識方法、および物体追跡方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

画像データを入力する入力手段と、

前記入力手段に入力されたテクスチャがそれぞれ異なる $M (M \geq 1)$ 個のサンプル物体の $K (K \geq 2)$ 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、前記モデルに基づいて、1以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存する姿勢特性抽出手段と、

前記入力手段に入力された対象物体の第 i 姿勢の画像データと、前記記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するテクスチャ特性推定手段と、

第 j 姿勢の指定に応じて、前記推定した対象物体のテクスチャ特性量と、前記記憶手段に保存されている第 j 姿勢特性量とに基づいて、前記対象物体の第 j 姿勢の画像データの特徴量を推定する画像データ推定手段と、

前記入力された画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出する特徴ベクトル算出手段とを備え、

前記姿勢特性抽出手段は、

前記入力手段にテクスチャがそれぞれ異なる $M (M \geq 1)$ 個のサンプル物体の $K (K \geq 2)$ 個の姿勢の画像データが入力され、前記特徴ベクトル算出手段で前記各々の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、前記各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行

10

20

列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解する特異値分解手段と、

前記行列 U と前記行列 S とに基づいて、1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を前記第 k 姿勢特性量として前記記憶手段に保存する保存手段とを備え、

前記テクスチャ特性推定手段は、前記入力手段に対象物体の第 i 姿勢の画像データが入力されて、前記特徴ベクトル算出手段で前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i が算出されたときに、前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、前記記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v を前記テクスチャ特性量として推定し、

10

前記画像データ推定手段は、第 j 姿勢の指定に応じて、前記テクスチャ状態ベクトル v と前記記憶手段に保存されている第 j 姿勢特性ベクトル P_j とに基づいて、前記対象物体の第 j 姿勢の画像データの特徴ベクトルを前記第 j 姿勢の画像データの特徴量として推定する、画像生成装置。

【請求項 2】

前記保存手段は、前記行列 U と前記行列 S との積である行列 $U S$ を算出し、前記行列 $U S$ の第 k 行を第 k 姿勢特性ベクトル P_k として前記記憶手段に保存する、請求項 1 記載の画像生成装置。

【請求項 3】

前記画像生成装置は、さらに、
前記行列 S の特異値のうち、所定の値以上の特異値が r 個あるときに、前記行列 U の第 1 列から第 r 列までにより構成される行列 U と、前記行列 S の第 1 列から第 r 列まで、および第 1 行から第 r 行までにより構成される行列 S を生成する手段を含み、
前記保存手段は、前記行列 U と前記行列 S との積である行列 $U S$ を算出し、前記行列 $U S$ の第 k 行を第 k 姿勢特性ベクトル P_k として前記記憶手段に保存する、請求項 1 記載の画像生成装置。

20

【請求項 4】

前記テクスチャ特性推定手段は、 $(P_i^T P_i)^{-1} P_i^T A_i$ をテクスチャ状態ベクトル v として推定し、

30

前記画像データ推定手段は、 $P_j v$ を第 j 姿勢の特徴ベクトルとして推定する、請求項 1 記載の画像生成装置。

【請求項 5】

前記テクスチャ特性推定手段は、さらに、
前記入力手段に対象物体の第 j 姿勢の画像データが入力され、前記特徴ベクトル算出手段で算出された前記入力された対象物体の第 j 姿勢の画像データの特徴ベクトルと、前記推定した対象物体の第 j 姿勢の特徴ベクトルとの誤差に基づいて前記テクスチャ状態ベクトル v を更新する、請求項 4 記載の画像生成装置。

【請求項 6】

前記テクスチャ特性推定手段は、前記特徴ベクトル算出手段で算出された前記入力された対象物体の第 j 姿勢の画像データを観測ベクトルとしたカルマンフィルタ処理によって前記テクスチャ状態ベクトル v の更新を行なう、請求項 5 記載の画像生成装置。

40

【請求項 7】

前記特徴ベクトル算出手段は、前記入力された画像データをブロックに分割し、各ブロック内の画素値の平均値を算出し、全ブロックについての前記平均値からなる特徴ベクトルを生成する、請求項 1 記載の画像生成装置。

【請求項 8】

画像データを入力する入力手段と、
前記入力手段に入力されたテクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像

50

データの変化の仕方をモデル化し、前記モデルに基づいて、1以上K以下のすべてのkについて、第k姿勢の特性を表わす第k姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存する姿勢特性抽出手段と、

前記入力手段に入力された対象物体の第i姿勢の画像データと、前記記憶手段に保存されている第i姿勢特性量とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するテクスチャ特性推定手段と、

s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する1以上K以下のkについて、前記記憶手段に保存されている第k姿勢特性量と、前記推定した対象物体のテクスチャ特性量とに基づいて、前記対象物体の第k姿勢の画像データの特徴量を推定する画像データ推定手段と、

前記入力手段に前記対象物体の未知姿勢の画像データが入力されたときに、前記推定したs個の画像データのうち、前記未知姿勢の画像データに最も類似する画像データが第n姿勢のときに、前記対象物体の姿勢が第n姿勢であると判定する判定手段と、

前記入力された画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出する特徴ベクトル算出手段とを備え、

前記姿勢特性抽出手段は、

前記入力手段にテクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データが入力され、前記特徴ベクトル算出手段で前記各々の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、前記各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解する特異値分解手段と、

前記行列 U と前記行列 S とに基づいて、1以上K以下のすべてのkについて、第k姿勢の特性を表わす第k姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第k姿勢特性ベクトル P_k を前記第k姿勢特性量として前記記憶手段に保存する保存手段とを備え、

前記テクスチャ特性推定手段は、前記入力手段に対象物体の第i姿勢の画像データが入力されて、前記特徴ベクトル算出手段で前記対象物体の第i姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i が算出されたときに、前記対象物体の第i姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、前記記憶手段に保存されている第i姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v を前記テクスチャ特性量として推定し、

前記画像データ推定手段は、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する1以上K以下のkについて、前記テクスチャ状態ベクトル v と前記記憶手段に保存されている第k姿勢特性ベクトル P_k とに基づいて、前記対象物体の第k姿勢の画像データの特徴ベクトルを前記第k姿勢の画像データの特徴量として推定し、

前記判定手段は、前記入力手段に前記対象物体の未知姿勢の画像データが入力されて、前記特徴ベクトル算出手段で前記対象物体の未知姿勢の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、前記推定したs個の特徴ベクトルのうち、前記未知姿勢の画像データの特徴ベクトルとベクトル間距離が最小となる特徴ベクトルを特定し、前記特定した特徴ベクトルが第n姿勢特性ベクトルのときに、前記対象物体の姿勢が第n姿勢であると判定する、姿勢認識装置。

【請求項9】

画像データを入力する入力手段と、

前記入力手段に入力されたテクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、前記モデルに基づいて、1以上K以下のすべてのkについて、第k姿勢の特性を表わす第k姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存する姿勢特性抽出手段と、

前記入力手段に入力された対象物体の第i姿勢の画像データと、前記記憶手段に保存されている第i姿勢特性量とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するテクスチャ特性推定手段と、

s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する1以上K以下のkについて、前記記憶手段に保存

10

20

30

40

50

されている第 k 姿勢特性量と前記推定した対象物体のテクチャ特性量とに基づいて、前記対象物体の第 k 姿勢の画像データの特徴量を推定する画像データ推定手段と、

前記入力手段に未知対象の画像データが入力されたときに、前記推定した s 個の画像データのうち、前記未知対象の画像データに所定の範囲で類似する画像データが存在するときには、前記入力された画像データに前記対象物体が含まれると判定し、前記所定の範囲で類似する画像データが存在しないときには、前記入力された画像データに前記対象物体が含まれないと判定する判定手段と、

前記入力された画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出する特徴ベクトル算出手段とを備え、

前記姿勢特性抽出手段は、

前記入力手段にテクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データが入力され、前記特徴ベクトル算出手段で前記各々の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、前記各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解する特異値分解手段と、

前記行列 U と前記行列 S とに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を前記第 k 姿勢特性量として前記記憶手段に保存する保存手段とを備え、

前記テクスチャ特性推定手段は、前記入力手段に対象物体の第 i 姿勢の画像データが入力されて、前記特徴ベクトル算出手段で前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i が算出されたときに、前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、前記記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v を前記テクスチャ特性量として推定し、

前記画像データ推定手段は、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、前記テクスチャ状態ベクトル v と前記記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性ベクトル P_k とに基づいて、前記対象物体の第 k 姿勢の画像データの特徴ベクトルを前記第 k 姿勢の画像データの特徴量として推定し、

前記判定手段は、前記入力手段に未知対象の画像データが入力されて、前記特徴ベクトル算出手段で前記未知対象の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、前記推定した s 個の特徴ベクトルの中に、前記未知対象の画像データの特徴ベクトルとベクトル間距離が所定値以下である特徴ベクトルが存在するときには、前記入力された未知対象の画像データに前記対象物体が含まれると判定し、存在しないときには、前記入力された未知対象の画像データに前記対象物体が含まれないと判定する、物体追跡装置。

【請求項 10】

テクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢について、それぞれの画像データを取得するステップと、

前記取得した各画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出するステップと、

前記各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解するステップと、

前記行列 U と前記行列 S とに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を記憶手段に保存する保存するステップと、

対象物体の第 i 姿勢の画像データを取得するステップと、

前記取得した対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i を算出するステップと、

前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、前記記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v を推定するステップと、

第 j 姿勢の指定に応じて、前記テクスチャ状態ベクトル v と前記記憶手段に保存されてい

10

20

30

40

50

る第 j 姿勢特性ベクトル P_j とに基づいて、前記対象物体の第 j 姿勢の画像データの特徴ベクトルを推定するステップとを備える、画像生成方法。

【請求項 1 1】

テクスチャがそれぞれ異なる M ($M - 1$) 個のサンプル物体の K ($K - 2$) 個の姿勢について、それぞれの画像データを取得するステップと、

前記取得した各画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出するステップと、

前記各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解するステップと、

前記行列 U と前記行列 S とに基づいて、1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を記憶手段に保存する保存するステップと、

対象物体の第 i 姿勢の画像データを取得するステップと、

前記取得した前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i を算出するステップと、

前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、前記記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v を推定するステップと、

s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、前記テクチャ状態ベクトル v と前記記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性ベクトル P_k とに基づいて、前記対象物体の第 k 姿勢の画像データの特徴ベクトルを推定するステップと、

前記対象物体の未知姿勢の画像データを取得するステップと、

前記取得した未知姿勢の画像データの特徴ベクトルを算出するステップと、

前記推定した s 個の特徴ベクトルのうち、前記未知姿勢の画像データの特徴ベクトルとベクトル間距離が最小となる特徴ベクトルを特定し、前記特定した特徴ベクトルが第 n 姿勢特性ベクトルのときに、前記対象物体の姿勢が第 n 姿勢であると判定するステップとを備える、姿勢認識方法。

【請求項 1 2】

テクスチャがそれぞれ異なる M ($M - 1$) 個のサンプル物体の K ($K - 2$) 個の姿勢について、それぞれの画像データを取得するステップと、

前記取得した各画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出するステップと、

前記各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解するステップと、

前記行列 U と前記行列 S とに基づいて、1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を記憶手段に保存する保存するステップと、

対象物体の第 i 姿勢の画像データを取得するステップと、

前記取得した前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i を算出するステップと、

前記対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、前記記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、前記対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v を推定するステップと、

s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、前記テクチャ状態ベクトル v と前記記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性ベクトル P_k とに基づいて、前記対象物体の第 k 姿勢の画像データの特徴ベクトルを推定するステップと、

未知対象の画像データを取得するステップと、

前記取得した未知対象の画像データの特徴ベクトルを算出するステップと、

前記推定した s 個の特徴ベクトルの中に、前記未知対象の画像データの特徴ベクトルとベクトル間距離が所定値以下である特徴ベクトルが存在するときには、前記取得した未知対象の画像データに前記対象物体が含まれると判定し、存在しないときには、前記取得した未知対象の画像データに前記対象物体が含まれないと判定するステップとを備える、物

10

20

30

40

50

体追跡方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、画像生成装置、姿勢認識装置、物体追跡装置、画像生成方法、姿勢認識方法、および物体追跡方法に関し、特に、アピアランススペースの画像生成装置、姿勢認識装置、物体追跡装置、画像生成方法、姿勢認識方法、および物体追跡方法に関する。

【背景技術】

【0002】

従来、画像認識システム、およびコンピュータグラフィックスシステムでは、対象物体の幾何学的モデルを用いて、対象物体の認識、または対象物体の画像の生成が行われてきた。このような幾何学的モデルを用いる場合には、モデルの構築は人手で行なわれる。そのため、対象物体の形状が複雑であれば、モデルの構築の作業が膨大で、モデルの構築は実際上、不可能となる場合もある。

10

【0003】

これに対して、非特許文献1では、アピアランススペースを用いて物体の認識を行なう方法が記載されている。このアピアランススペースによる方法では、サンプル画像を用いて自動的に統計的なモデルが構築されるので、モデルの構築が容易である。

【非特許文献1】Hiroshi Murase and Shree k.Nayar, Visual Learning and Recognition of 3-D Objects from Appearance, International Journal of Computer Vision, 14, 5-24 (1995)

20

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

しかしながら、非特許文献1に記載のアピアランススペースモデルでは、物体のテクスチャ特性が考慮されていない。図20は、3種類の服装の人物画像を示す。同図に示されるように、人物画像では、服装などの違いによってテクスチャ特性が大きく変化する。非特許文献1では、テクスチャ特性を考慮しないため、人物などの画像の処理がうまくゆかない。すなわち、非特許文献1では、モデルの構築に用いた画像とテクスチャ特性とが異なる画像の生成がうまくゆかず、また、モデルの構築に用いた物体とテクスチャ特性が異なる物体の姿勢認識や物体の追跡処理をうまく行なうことができない。

30

【0005】

それゆえに、本発明の目的は、物体のテクスチャ特性が変化しても処理精度の劣化を抑制できる画像生成装置、姿勢認識装置、物体追跡装置、画像生成方法、姿勢認識方法、および物体追跡方法を提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0006】

上記課題を解決するために、本発明に係る画像生成装置は、画像データを入力する入力手段と、入力手段に入力されたテクスチャがそれぞれ異なる $M(M \geq 1)$ 個のサンプル物体の $K(K \geq 2)$ 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、モデルに基づいて、1以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存する姿勢特性抽出手段と、入力手段に入力された対象物体の第 i 姿勢の画像データと、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するテクスチャ特性推定手段と、第 j 姿勢の指定に応じて、推定した対象物体のテクチャ特性量と、記憶手段に保存されている第 j 姿勢特性量とに基づいて、対象物体の第 j 姿勢の画像データを推定する画像データ推定手段とを備える。

40

【0007】

好ましくは、画像生成装置は、入力された画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出する特徴ベクトル算出手段をさらに備え、姿勢特性抽出手段は、入力手段にテクスチャ

50

がそれぞれ異なる $M (M - 1)$ 個のサンプル物体の $K (K - 2)$ 個の姿勢の画像データが入力され、特徴ベクトル算出手段で各々の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解する特異値分解手段と、行列 U と行列 S とに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を第 k 姿勢特性量として記憶手段に保存する保存手段とを備え、テクスチャ特性推定手段は、入力手段に対象物体の第 i 姿勢の画像データが入力されて、特徴ベクトル算出手段で対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i が算出されたときに、対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v をテクスチャ特性量として推定し、画像データ推定手段は、姿勢 j の指定に応じて、テクスチャ状態ベクトル v と記憶手段に保存されている第 j 姿勢特性ベクトル P_j とに基づいて、対象物体の第 j 姿勢の画像データの特徴ベクトルを推定する。

10

【 0 0 0 8 】

好ましくは、保存手段は、行列 U と行列 S との積である行列 $U S$ を算出し、行列 $U S$ の第 k 行を第 k 姿勢特性ベクトル P_k として記憶手段に保存する。

【 0 0 0 9 】

好ましくは、画像生成装置は、さらに、行列 S の特異値のうち、所定の値以上の特異値が r 個あるときに、行列 U の第 1 列から第 r 列までにより構成される行列 U と、行列 S の第 1 列から第 r 列まで、および第 1 行から第 r 行までにより構成される行列 S を生成する手段を含み、保存手段は、行列 U と行列 S との積である行列 $U S$ を算出し、行列 $U S$ の第 k 行を第 k 姿勢特性ベクトル P_k として記憶手段に保存する。

20

【 0 0 1 0 】

好ましくは、テクスチャ特性推定手段は、 $(P_i^T P_i)^{-1} P_i^T A_i$ をテクスチャ状態ベクトル v として推定し、画像データ推定手段は、 $P_j v$ を第 j 姿勢の特徴ベクトルとして推定する。

【 0 0 1 1 】

好ましくは、テクスチャ特性推定手段は、さらに、入力手段に対象物体の第 j 姿勢の画像データが入力され、特徴ベクトル算出手段で算出された入力された対象物体の第 j 姿勢の画像データの特徴ベクトルと、推定した対象物体の第 j 姿勢の特徴ベクトルとの誤差に基づいてテクスチャ状態ベクトル v を更新する。

30

【 0 0 1 2 】

好ましくは、テクスチャ特性推定手段は、特徴ベクトル算出手段で算出された入力された対象物体の第 j 姿勢の画像データを観測ベクトルとしたカルマンフィルタ処理によってテクスチャ状態ベクトル v の更新を行なう。

【 0 0 1 3 】

好ましくは、特徴ベクトル算出手段は、入力された画像データをブロックに分割し、各ブロック内の画素値の平均値を算出し、全ブロックについての平均値からなる特徴ベクトルを生成する。

40

【 0 0 1 4 】

また、本発明に係る姿勢認識装置は、画像データを入力する入力手段と、入力手段に入力されたテクスチャがそれぞれ異なる $M (M - 1)$ 個のサンプル物体の $K (K - 2)$ 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、モデルに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存する姿勢特性抽出手段と、入力手段に入力された対象物体の第 i 姿勢の画像データと、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するテクスチャ特性推定手段と、 $s (1 \leq s \leq K)$ 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性量と、推定した対象物体のテクスチャ特性量とに基づ

50

づいて、対象物体の第 k 姿勢の画像データを推定する画像データ推定手段と、入力手段に対象物体の未知姿勢の画像データが入力されたときに、推定した s 個の画像データのうち、未知姿勢の画像データに最も類似する画像データが第 n 姿勢のときに、対象物体の姿勢が第 n 姿勢であると判定する判定手段とを備える。

【 0 0 1 5 】

好ましくは、姿勢認識装置は、入力された画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出する特徴ベクトル算出手段をさらに備え、姿勢特性抽出手段は、入力手段にテクスチャがそれぞれ異なる M ($M - 1$) 個のサンプル物体の K ($K - 2$) 個の姿勢の画像データが入力され、特徴ベクトル算出手段で各々の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解する特異値分解手段と、行列 U と行列 S とに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を第 k 姿勢特性量として記憶手段に保存する保存手段とを備え、テクスチャ特性推定手段は、入力手段に対象物体の第 i 姿勢の画像データが入力されて、特徴ベクトル算出手段で対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i が算出されたときに、対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v をテクスチャ特性量として推定し、画像データ推定手段は、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、テクスチャ状態ベクトル v と記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性ベクトル P_k とに基づいて、対象物体の第 k 姿勢の画像データの特徴ベクトルを推定し、判定手段は、入力手段に対象物体の未知姿勢の画像データが入力されて、特徴ベクトル算出手段で対象物体の未知姿勢の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、推定した s 個の特徴ベクトルのうち、未知姿勢の画像データの特徴ベクトルとベクトル間距離が最小となる特徴ベクトルを特定し、特定した特徴ベクトルが第 n 姿勢特性ベクトルのときに、対象物体の姿勢が第 n 姿勢であると判定する。

【 0 0 1 6 】

また、本発明に係る物体追跡装置は、画像データを入力する入力手段と、入力手段に入力されたテクスチャがそれぞれ異なる M ($M - 1$) 個のサンプル物体の K ($K - 2$) 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、モデルに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存する姿勢特性抽出手段と、入力手段に入力された対象物体の第 i 姿勢の画像データと、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するテクスチャ特性推定手段と、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性量と推定した対象物体のテクスチャ特性量とに基づいて、対象物体の第 k 姿勢の画像データを推定する画像データ推定手段と、入力手段に未知対象の画像データが入力されたときに、推定した s 個の画像データのうち、未知対象の画像データに所定の範囲で類似する画像データが存在するときには、入力された画像データに対象物体が含まれると判定し、所定の範囲で類似する画像データが存在しないときには、入力された画像データに対象物体が含まれないと判定する判定手段とを備える。

【 0 0 1 7 】

好ましくは、物体追跡装置は、入力された画像データの特徴を表わす特徴ベクトルを算出する特徴ベクトル算出手段をさらに備え、姿勢特性抽出手段は、入力手段にテクスチャがそれぞれ異なる M ($M - 1$) 個のサンプル物体の K ($K - 2$) 個の姿勢の画像データが入力され、特徴ベクトル算出手段で各々の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、各特徴ベクトルを要素とする行列 B を直交行列 U 、対角行列 S および直交行列 V によって、 $U S V^T$ の積の形に特異値分解する特異値分解手段と、行列 U と行列 S とに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出し、算出した第 k 姿勢特性ベクトル P_k を第 k 姿勢特性量として記憶手段に保存す

る保存手段とを備え、テクスチャ特性推定手段は、入力手段に対象物体の第 i 姿勢の画像データが入力されて、特徴ベクトル算出手段で対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i が算出されたときに、対象物体の第 i 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_i と、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性ベクトル P_i とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ状態ベクトル v をテクスチャ特性量として推定し、画像データ推定手段は、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、テクスチャ状態ベクトル v と記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性ベクトル P_k とに基づいて、対象物体の第 k 姿勢の画像データの特徴ベクトルを推定し、判定手段は、入力手段に未知対象の画像データが入力されて、特徴ベクトル算出手段で未知対象の画像データの特徴ベクトルが算出されたときに、推定した s 個の特徴ベクトルの中に、未知対象の画像データの特徴ベクトルとベクトル間距離が所定値以下である特徴ベクトルが存在するときには、入力された未知対象の画像データに対象物体が含まれると判定し、存在しないときには、入力された未知対象の画像データに対象物体が含まれないと判定する。

10

【0018】

また、本発明に係る画像生成方法は、テクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢について、それぞれの画像データを取得するステップと、 M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、モデルに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存するステップと、対象物体の第 i 姿勢の画像データを取得し、対象物体の第 i 姿勢の画像データと、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づき、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するステップと、第 j 姿勢の指定に応じて、推定した対象物体のテクスチャ特性量と、記憶手段に保存されている第 j 姿勢特性量とに基づいて、対象物体の第 j 姿勢の画像データを推定するステップとを含む。

20

【0019】

また、本発明に係る姿勢認識方法は、テクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢について、それぞれの画像データを取得するステップと、 M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、モデルに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存するステップと、対象物体の第 i 姿勢の画像データを取得し、対象物体の第 i 姿勢の画像データと、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づき、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するステップと、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性量と、推定した対象物体のテクスチャ特性量とに基づいて、対象物体の第 k 姿勢の画像データを推定するステップと、対象物体の未知姿勢の画像データを取得し、推定した s 個の画像データのうち、未知姿勢の画像データに最も類似する画像データが第 n 姿勢のときに、対象物体の姿勢が第 n 姿勢であると判定するステップとを含む。

30

【0020】

また、本発明に係る物体追跡方法は、テクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢について、それぞれの画像データを取得するステップと、 M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体の K ($K \geq 2$) 個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、モデルに基づいて、 1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢の特性を表わす第 k 姿勢特性量を算出し、記憶手段に保存するステップと、対象物体の第 i 姿勢の画像データを取得し、対象物体の第 i 姿勢の画像データと、記憶手段に保存されている第 i 姿勢特性量とに基づき、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定するステップと、 s ($1 \leq s \leq K$) 個の互いに相違する 1 以上 K 以下の k について、記憶手段に保存されている第 k 姿勢特性量と、推定した対象物体のテクスチャ特性量とに基づいて、対象物体の第 k 姿勢の画像データを推定するステップと、未知対象の画像データを取得し、推定した s 個の画像データ

40

50

のうち、未知対象の画像データに所定の範囲で類似する画像データが存在するときには、取得した未知対象の画像データに対象物体が含まれると判定し、類似する画像データが存在しないときには、取得した未知対象の画像データに対象物体が含まれないと判定するステップとを含む。

【発明の効果】

【0021】

本発明によれば、物体のテクスチャ特性が変化しても、画像生成の精度、姿勢認識の精度、または物体追跡の精度の劣化を抑制できる。

【発明を実施するための最良の形態】

【0022】

以下、本発明の実施の形態について図面を用いて説明する。

【0023】

[第1の実施形態]

(姿勢変化モデル)

まず、本実施の形態の姿勢変化モデルについて説明する。

【0024】

(1) 特徴ベクトルの算出

まず、計算コストを削減するために、入力された画像データから特徴を抽出する。図1は、画像データをブロック分割する方法を示す。同図に示すように、 $(m \times n)$ 個の画素からなる画像データを $(p \times q)$ 個の画素からなるブロックに分割する。各ブロックを X_1, X_2, \dots, X_N とする。ブロック X_l について、数式(1)に示すように、画素値の平均値 a_l を計算する。

【0025】

【数1】

$$a_l = \frac{1}{pq} \sum_{(s,t) \in X_l} x_{s,t} \quad (1 \leq l \leq N) \quad \dots(1)$$

【0026】

ここで、 $x(s, t)$ は、座標 (s, t) における画素値である。

【0027】

すべてのブロックについて、数式(1)にしたがって、画素値の平均値を計算することにより、数式(2)に示す特徴ベクトル A が得られる。この特徴ベクトル A によって、入力された画像データの特徴を表わすこととする。

【0028】

【数2】

$$A = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_N] \quad \dots(2)$$

【0029】

$p = q = 1$ のとき、数式(2)の特徴ベクトル A は、画像データと一致する。

【0030】

(2) 2つの姿勢間での変化のモデル

まず、2つの姿勢間での変化のモデルについて説明する。姿勢の変化は、物体の移動、ジェスチャ動作、カメラの移動などによって起こり、同一物体の形状が変化することをいう。図2に示すように、サンプル物体の2つの姿勢を i と j とし、第 i 姿勢の画像データと第 j 姿勢の画像データがあるときに、第 i 姿勢から第 j 姿勢への特徴ベクトルの変化は、数式(3)で表わすことができる。

【0031】

10

20

30

40

50

【数 3】

$$A_j = T_{ij} A_i \quad \dots(3)$$

【0032】

ここで、 T_{ij} は、第 j 姿勢の特徴ベクトル A_j を第 i 姿勢の特徴ベクトル A_i へ変換するための変換行列を表わす。

【0033】

テクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$) 個のサンプル物体について、第 i 姿勢の画像データと第 j 姿勢の画像データとがあるときには、数式 (3) は、数式 (4) に拡張される。

【0034】

【数 4】

$$\begin{bmatrix} A_j^{(1)} & \dots & A_j^{(M)} \end{bmatrix} = T_{ij} \begin{bmatrix} A_i^{(1)} & \dots & A_i^{(M)} \end{bmatrix} \quad \dots(4)$$

【0035】

第 i 姿勢の特徴ベクトル列 B_i を、数式 (5) のように定義する。第 j 姿勢の特徴ベクトル列 B_j も同様である。

【0036】

【数 5】

$$B_i = \begin{bmatrix} A_i^{(1)} & \dots & A_i^{(M)} \end{bmatrix} \quad \dots(5)$$

【0037】

次に、変換行列 T_{ij} は、擬似逆行列を用いると、数式 (6) のように表わされる。

【0038】

【数 6】

$$T_{ij} = B_j (B_i^T B_i)^{-1} B_i^T \quad \dots(6)$$

【0039】

変換行列 T_{ij} は、図 3 に示すように、第 i 姿勢の特徴ベクトル A_i から第 j 姿勢への特徴ベクトル A_j への直接マッピングを表わす。

【0040】

次に、上記と別の視点から上記と同様の関係を記述する。

【0041】

特徴ベクトル列 B_i と B_j とからなる ($2N \times M$) の特徴行列 B を数式 (7) に示すように、特異値分解する。

【0042】

【数 7】

$$B = \begin{bmatrix} B_i \\ B_j \end{bmatrix} = USV^T \quad \dots(7)$$

10

20

30

40

50

【 0 0 4 3 】

ここで、 U は、 $2N \times 2N$ の直交行列であり、 V は、 $M \times M$ の直交行列であり、 S は、 $2N \times M$ の対角行列である。 S の対角項には、特異値が大きい順に並ぶ。数式(7)は、数式(8)のようにも表わすことができる。

【 0 0 4 4 】

【数8】

$$B = \begin{bmatrix} A_i^{(1)} & \cdots & A_i^{(M)} \\ A_j^{(1)} & \cdots & A_j^{(M)} \end{bmatrix} = US \begin{bmatrix} v^{(1)} & \cdots & v^{(M)} \end{bmatrix} \quad \cdots(8)$$

10

【 0 0 4 5 】

数式(8)を参照して、 V^T の m 番目の列ベクトル $v^{(m)}$ は、行列 B の m 番目の列ベクトル $[A_i^{(m)T} \ A_j^{(m)T}]^T$ に対応している。したがって、 $v^{(m)}$ は、 M 個のサンプル物体中のサンプル物体 m に固有の特徴、すなわちサンプル物体 m のテクスチャ特性を表わしているとみなすことができる。それゆえ、各列ベクトル $v^{(m)}$ ($m = 1 \sim M$)をサンプル物体のテクスチャ状態ベクトルということにする。

【 0 0 4 6 】

さらに、数式(8)における行列 US は、特徴行列 B からテクスチャの特性が抽出された後の特徴を示す行列であるので、物体に共通の姿勢特性を表わしているとみなすことができる。また、数式(9)に示すように、行列 US は、2つの部分に分けることができる。

20

【 0 0 4 7 】

【数9】

$$\begin{bmatrix} P_i \\ P_j \end{bmatrix} = US \quad \cdots(9)$$

【 0 0 4 8 】

P_i は、第 i 姿勢の特性を示していると考えられるので、第 i 姿勢特性ベクトルといい、 P_j は、第 j 姿勢の特性を示していると考えられるので、第 j 姿勢特性ベクトルという。

30

【 0 0 4 9 】

さらに、数式(9)を用いると、数式(8)は、数式(10)および数式(11)のように変形することができる。

【 0 0 5 0 】

【数10】

$$\begin{bmatrix} A_i^{(1)} & \cdots & A_i^{(M)} \end{bmatrix} = P_i \begin{bmatrix} v^{(1)} & \cdots & v^{(M)} \end{bmatrix} \quad \cdots(10)$$

40

【 0 0 5 1 】

【数11】

$$\begin{bmatrix} A_j^{(1)} & \cdots & A_j^{(M)} \end{bmatrix} = P_j \begin{bmatrix} v^{(1)} & \cdots & v^{(M)} \end{bmatrix} \quad \cdots(11)$$

【 0 0 5 2 】

数式(10)および数式(11)より、数式(12)が得られる。

50

【 0 0 5 3 】

【数 1 2】

$$\begin{bmatrix} A_j^{(1)} & \dots & A_j^{(M)} \end{bmatrix} = P_j \left(P_i^T P_i \right)^{-1} P_i^T \begin{bmatrix} A_i^{(1)} & \dots & A_i^{(M)} \end{bmatrix} \quad \dots(12)$$

【 0 0 5 4 】

数式(12)と数式(4)とを比較することにより、変換行列 T_{ij} は、数式(13)のようにも表わすことができる。

【 0 0 5 5 】

10

【数 1 3】

$$T_{ij} = P_j \left(P_i^T P_i \right)^{-1} P_i^T \quad \dots(13)$$

【 0 0 5 6 】

数式(13)は、第 i 姿勢の特徴ベクトル A_i から第 j 姿勢への特徴ベクトル A_j への直接マッピングを、数式(6)の表現とは異なる形式で表わしたものである。

【 0 0 5 7 】

さて、対角行列 S は、 $2N \times M$ の行列であり、数式(14)のように表わされる。

20

【 0 0 5 8 】

【数 1 4】

$$S = \begin{bmatrix} s_1 & & & 0 \\ & s_2 & & \\ 0 & & \ddots & s_M \\ 0 & & & 0 \end{bmatrix} \quad \dots(14)$$

30

【 0 0 5 9 】

ここで、 s_1, s_2, \dots, s_M は、特異値であり、 s_1, s_2, \dots, s_M である。 M 個の特異値のうち、所定値以上の特異値が t 個のときに、数式(15)に示すように、対角行列 S の第 1 列 ~ 第 t 列と、および第 1 行 ~ 第 t 行による構成される対角行列 S' を生成する。

【 0 0 6 0 】

【数 1 5】

$$S' = \begin{bmatrix} s_1 & & & 0 \\ & s_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & s_t \end{bmatrix} \quad \dots(15)$$

40

【 0 0 6 1 】

ここで、 $t \leq M$ である。対角行列 S' は、 $t \times t$ の大きさである。そして、直交行列 U と V の大きさも、対角行列 S' の大きさに合わせる。直交行列 U の第 1 列 ~ 第 t 列による構成される直交行列 U' を生成する。直交行列 V の第 1 列 ~ 第 t 列による構成される直交行列 V' を生成する。直交行列 U' の大きさは、 $2N \times t$ となり、直交行列 V' の大きさ

50

は、 $M \times t$ となる。

【0062】

直交行列 U および対角行列 S を用いて、数式(9)を書換えると数式(16)のようになる。

【0063】

【数16】

$$\begin{bmatrix} P_1' \\ P_2' \end{bmatrix} = U' S' \quad \dots(16)$$

10

【0064】

図4は、数式(12)による、特徴ベクトル A_i から特徴ベクトル A_j への間接マッピングを模式化したものである。同図に示すように、第 i 姿勢についての特徴ベクトル A_i は、第 i 姿勢の特性を表わす姿勢特性ベクトル P_i との演算によってテクスチャの特性だけが抽出されて、テクスチャ状態ベクトル $v (= (P_i^T P_i)^{-1} P_i^T A_i)$ の推定値が得られる。そして、このテクスチャ状態ベクトル v の推定値は、第 j 姿勢の特性を表わす第 j 姿勢特性ベクトル P_j との演算によって、第 j 姿勢についての特徴ベクトル A_j の推定値が得られる。

20

【0065】

(3) 3以上の複数姿勢間での変化のモデル

次に、(2)で説明した2つの姿勢間での変化のモデルを、複数姿勢間の変化のモデルに拡張する。 K ($K \geq 2$)個の姿勢があるときに、数式(7)は、数式(17)のように修正される。

【0066】

【数17】

$$B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \vdots \\ B_K \end{bmatrix} = USV^T \quad \dots(17)$$

30

【0067】

ここで、特徴行列 B の大きさは、 $(K \times N) \times M$ であり、直交行列 U の大きさは、 $(K \times N) \times (K \times N)$ であり、直交行列 V の大きさは、 $M \times M$ であり、対角行列 S の大きさは、 $(K \times N) \times M$ である。

【0068】

また、数式(9)は、数式(18)のように修正される。

【0069】

40

【数 1 8】

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_K \end{bmatrix} = US \quad \dots(18)$$

【0 0 7 0】

10

さて、対角行列 S は、 $(K \times N) \times M$ の行列であり、数式 (19) のように表わされる。

【0 0 7 1】

【数 1 9】

$$S = \begin{bmatrix} s_1 & & & 0 \\ & s_2 & & \\ 0 & & \ddots & s_M \\ 0 & & & 0 \end{bmatrix} \quad \dots(19)$$

20

【0 0 7 2】

ここで、 s_1, s_2, \dots, s_M は、特異値であり、 s_1, s_2, \dots, s_M である。ここで、 M 個の特異値のうち、所定値以上の特異値が r 個のときに、数式 (20) に示すように、対角行列 S の第 1 列 ~ 第 r 列と、および第 1 行 ~ 第 r 行による構成される対角行列 S' を生成する。

【0 0 7 3】

【数 2 0】

$$S' = \begin{bmatrix} s_1 & & & 0 \\ & s_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & s_r \end{bmatrix} \quad \dots(20)$$

30

【0 0 7 4】

ここで、 $r \leq M$ である。対角行列 S' は、 $r \times r$ の大きさである。そして、直交行列 U と V の大きさも、対角行列 S' の大きさに合わせて調整する。すなわち、直交行列 U の第 1 列 ~ 第 r 列による構成される直交行列 U' を生成する。直交行列 V の第 1 列 ~ 第 r 列による構成される直交行列 V' を生成する。直交行列 U' の大きさは、 $(K \times N) \times r$ で、直交行列 V' の大きさは、 $M \times r$ となる。

40

【0 0 7 5】

直交行列 U' および対角行列 S' を用いて、数式 (18) を書き直すと、数式 (21) のようになる。

【0 0 7 6】

【数 2 1】

$$\begin{bmatrix} P_1' \\ P_2' \\ \vdots \\ P_K' \end{bmatrix} = U' S' \quad \dots(21)$$

【0077】

10

(4) 対象物体の任意姿勢での特徴ベクトルの推定

次に、対象物体の第 i 姿勢についての特徴ベクトル A_i が得られたときに、 $1 \leq k \leq K$ の任意の k について第 k 姿勢についての特徴ベクトル A_j を推定する方法について説明する。

【0078】

数式(10)～(12)より、対象物体の第 i 姿勢についての特徴ベクトル A_i が与えられたときに、対象物体のテクスチャ状態ベクトル v の推定値は、数式(22)に示すように、第 i 姿勢特性ベクトル P_i と特徴ベクトル A_i とによって表わされる。

【0079】

【数 2 2】

20

$$v = (P_i'^T P_i')^{-1} P_i'^T A_i \quad \dots(22)$$

【0080】

また、数式(10)～(12)より、対象物体の第 k 姿勢についての特徴ベクトル A_k の推定値は、数式(23)に示すように、第 k 姿勢特性ベクトル P_k と対象物体のテクスチャ状態ベクトル v とによって表わされる。

【0081】

【数 2 3】

30

$$A_k = P_k' v \quad \dots(23)$$

【0082】

図5は、数式(22)および数式(23)による、特徴ベクトル A_i から特徴ベクトル A_j への変換を模式化したものである。同図に示すように、対象物体の第 i 姿勢についての特徴ベクトル A_i は、第 i 姿勢の特性を表わす姿勢特性ベクトル P_i との演算によって対象物体のテクスチャの特性だけが抽出されて、対象物体のテクスチャ状態ベクトル v の推定値が得られる。そして、この対象物体のテクスチャ状態ベクトルの推定値は、第 j 姿勢の特性を表わす第 j 姿勢特性ベクトル P_j との演算によって、第 j 姿勢についての特徴ベクトル A_j の推定値が得られる。この特徴ベクトル A_j の推定値は、対象物体のテクスチャ特性を有し、かつ第 j 姿勢の特性を有する。

40

【0083】

(5) 対象物体の特徴ベクトルの順次推定

次に、時刻0において、対象物体の第10姿勢についての特徴ベクトル A_{10} が得られ、時刻 t において、対象物体の姿勢が第1 t 姿勢と指定されたときに、特徴ベクトル A_{1t} を推定する方法について説明する。

【0084】

対象物体のテクスチャ状態ベクトル v_0 の推定値は、数式(23)を書換えると、数式(24)に示すように、第10姿勢特性ベクトル P_{10} と特徴ベクトル A_{10} とによって表わされる。

50

【 0 0 8 5 】

【 数 2 4 】

$$v_0 = \left(P_{I0} {}^t P_{I0} \right)^{-1} P_{I0} {}^t A_{I0} \quad \dots (24)$$

【 0 0 8 6 】

また、対象物体の第 l t 姿勢についての特徴ベクトル $A_{l,t}$ の推定値は、数式 (2 3) を書換えると、数式 (2 5) に示すように、第 l t 姿勢特性ベクトル $P_{l,t}$ と対象物体のテクスチャ状態ベクトル v_0 とによって表わされる。

【 0 0 8 7 】

【 数 2 5 】

$$A_{l,t} = P_{l,t} {}^t v_0 \quad \dots (25)$$

【 0 0 8 8 】

(構成)

図 6 は、本実施の形態に係る人物画像生成装置 1 の内部構成を示すブロック図である。同図を参照して、この人物画像生成装置 1 は、画像データが入力される入力部 1 1 と、特徴ベクトル算出部 2 1 と、姿勢特性抽出部 3 0 と、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 と、姿勢変化画像生成部 4 0 と、表示部 5 0 とから構成される。

【 0 0 8 9 】

入力部 1 1 は、姿勢特性抽出の対象となる M 個サンプル物体の K 個の姿勢の画像データ、および姿勢変化画像生成の対象となる対象物体の画像データを外部から取込む。また、入力部 1 1 は、外部から姿勢番号の指定を受ける。

【 0 0 9 0 】

特徴ベクトル算出部 2 1 は、入力部 1 1 に入力された各画像データの特徴ベクトルを算出する。すなわち、特徴ベクトル算出部 2 1 は、図 1 に示すように、 $m \times n$ 個の画素からなる画像データを $p \times q$ 個の画素からなるブロックに分割する。特徴ベクトル算出部 2 1 は、各ブロック X_l について、数式 (1) に示すように、平均値 a_l を計算し、すべてのブロックについて数式 (1) にしたがって、平均値を計算することにより、数式 (2) に示す特徴ベクトルを生成する。さらに、特徴ベクトル算出部 2 1 は、 M 個のサンプル物体の K 個の姿勢の画像データの特徴ベクトルを生成した後、数式 (5) に示すように、 $k = 1 \sim K$ について、特徴ベクトル $A_k^{(m)}$ ($m = 1 \sim M$) より第 k 姿勢の特徴ベクトル列 B_k を作成し、 k 行目が特徴ベクトル列 B_k である特徴行列 B を作成する。

【 0 0 9 1 】

姿勢特性抽出部 3 0 は、特異値分解部 3 1 と、次元縮小部 3 2 と、姿勢特性ベクトル算出部 3 3 とで構成される。

【 0 0 9 2 】

特異値分解部 3 1 は、数式 (1 7) に基づいて、 $(K \times N) \times M$ の大きさの特徴行列 B を特異値分解して、 $(K \times N) \times (K \times N)$ の大きさの直交行列 U 、 $(K \times N) \times M$ の大きさの対角行列 S 、および $(M \times M)$ の大きさの直交行列 V を得る。

【 0 0 9 3 】

次元縮小部 3 2 は、対角行列 S の M 個の特異値 s_1 、 s_2 、 \dots 、 s_M のうち、値が所定値以上となる、 s_1 、 s_2 、 \dots 、 s_r を選択し、数式 (2 0) に示すように、対角行列 S の第 1 列 ~ 第 r 列、および第 1 行 ~ 第 r 行による構成される対角行列 S を生成する。また、次元縮小部 3 2 は、直交行列 U の第 1 列 ~ 第 r 列による構成される直交行列 U を生成し、直交行列 V の第 1 列 ~ 第 r 列による構成される直交行列 V を生成する。

【 0 0 9 4 】

姿勢特性ベクトル算出部 3 3 は、数式 (2 1) に基づいて、1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出して、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 に保

10

20

30

40

50

存する

姿勢特性ベクトル群記憶部 60 は、1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢特性ベクトル P_k を記憶する。

【0095】

姿勢変化画像生成部 40 は、テクスチャ状態ベクトル推定部 41 と、特徴ベクトル推定部 42 とで構成される。

【0096】

テクスチャ状態ベクトル推定部 41 は、特徴ベクトル算出部 21 で算出された対象物体の時刻 0 における姿勢 l_0 についての特徴ベクトル A_{l_0} と、姿勢特性ベクトル群記憶部 60 内の姿勢特性ベクトル P_{l_0} とにより、数式 (24) に基づいて、テクスチャ状態ベクトル v_0 を推定する

10

特徴ベクトル推定部 42 は、入力部 11 を通じて時刻 t において姿勢番号 l_t が指定されたときに、姿勢特性ベクトル記憶部 60 内の姿勢特性ベクトル P_{l_t} とテクスチャ状態ベクトル v_0 とにより、数式 (25) に基づいて、対象物体の第 l_t 姿勢についての特徴ベクトル A_{l_t} を推定する。

【0097】

表示部 50 は、特徴ベクトル推定部 42 で推定された特徴ベクトルを表示する。

【0098】

(動作)

図 7 は、本実施の形態に係る人物画像生成装置 1 による人物画像生成処理の動作手順を示すフローチャートである。

20

【0099】

図 7 を参照して、まず、入力部 11 は、M 個のサンプル物体の K 個の姿勢について、サンプル画像データ $S I_k^{(m)}$ ($k = 1 \sim K$, $m = 1 \sim M$) を取得する (S101)。

【0100】

特徴ベクトル算出部 21 は、数式 (1) および (2) に基づいて、取得した各サンプル画像データ $S I_k^{(m)}$ について特徴ベクトル $A_k^{(m)}$ ($k = 1 \sim K$, $m = 1 \sim M$) を算出する (S102)。

【0101】

特徴ベクトル算出部 21 は、数式 (5) に示すように、 $k = 1 \sim K$ について、特徴ベクトル $A_k^{(m)}$ ($m = 1 \sim M$) より第 k 姿勢の特徴ベクトル列 B_k を作成し、k 行目が特徴ベクトル列 B_k である特徴行列 B を作成する (S103)。

30

【0102】

次に、特異値分解部 31 は、数式 (17) に基づいて、特徴行列 B を特異値分解して、直交行列 U、対角行列 S、直交行列 V を得る (S104)。

【0103】

次に、次元縮小部 32 は、対角行列 S の M 個の特異値 s_1, s_2, \dots, s_M のうち、値が所定値以上となる、 s_1, s_2, \dots, s_r を選択し、数式 (20) に示すように、対角行列 S の第 1 列 ~ 第 r 列、および第 1 行 ~ 第 r 行による構成される対角行列 S を生成する。また、次元縮小部 32 は、直交行列 U の第 1 列 ~ 第 r 列による構成される直交行列 U を生成し、直交行列 V の第 1 列 ~ 第 r 列による構成される直交行列 V を生成する (S105)。

40

【0104】

次に、姿勢特性ベクトル算出部 33 は、数式 (21) に基づいて、1 以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出して、姿勢特性ベクトル群記憶部 60 に保存する (S106)。

【0105】

次に、入力部 11 は、時刻 0 において姿勢番号 l_0 と、対象物体の第 l_0 姿勢の画像データ $O I_{l_0}$ を取得する (S107)。

【0106】

50

特徴ベクトル算出部 21 は、数式 (1) および (2) に基づいて、対象物体の姿勢 10 の画像データの特徴ベクトル A_{10} を算出する (S108)。

【0107】

次に、テクスチャ状態ベクトル推定部 41 は、算出した特徴ベクトル A_{10} と、姿勢特性ベクトル群記憶部 60 内の姿勢特性ベクトル P_{10} とにより、数式 (24) に基づいて、テクスチャ状態ベクトル v_0 を推定する (S109)。

【0108】

次に、入力部 11 は、時刻 t において姿勢番号 l_t を取得する (S110、S111)。

【0109】

次に、特徴ベクトル推定部 42 は、姿勢特性ベクトル記憶部 60 内の姿勢特性ベクトル P_{l_t} とテクスチャ状態ベクトル v_0 とにより、数式 (25) に基づいて、対象物体の第 l_t 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_{l_t} を推定する (S112)。

【0110】

表示部 50 は、推定した特徴ベクトル A_{l_t} を表示する (S113)。

【0111】

以下、S111 ~ S115 の処理が終了の指示があるまで繰返される。

【0112】

以上のように、本実施の形態に係る人物画像生成装置によれば、サンプル物体の画像データを用いて物体に共通の姿勢特性が抽出される。この物体に共通の姿勢特性を用いて、対象物体の画像データから対象物体に固有のテクスチャ特性が抽出される。そして、この抽出された対象物体の固有のテクスチャ特性と、物体に共通の姿勢特性とによって、対象物体の所望の姿勢の画像データ (正確には、特徴ベクトル) が生成される。したがって、サンプル物体のテクスチャ特性と、対象物体のテクスチャ特性が相違しても、画像生成の精度が劣化しない。

【0113】

[第2の実施形態]

本実施の形態は、テクスチャ状態ベクトルの更新にカルマンフィルタを適用した人物画像生成装置に関する。

【0114】

(カルマンフィルタモデル)

まず、本実施の形態で用いるカルマンフィルタモデルについて説明する。対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャベクトル v_t を、観測される特徴ベクトル A_{l_t} を通して観測することを考える。時刻 t に指定された姿勢番号を l_t としたときに、時刻 t の観測行列は、 P_{l_t} となる。このとき、観測される特徴ベクトル A_{l_t} は、数式 (26) に示される観測過程により得られると考える。

【0115】

【数26】

$$A_{l_t} = P_{l_t}' v_t + e_t \quad \dots (26)$$

【0116】

ここで、 e_t は、観測誤差であり、その共分散を R_t とする。

【0117】

通常のカルマンフィルタでは、状態ベクトルの変動 (運動) モデルを考え、変動を遷移行列 F を用いて定式化するが、ここでは、簡単のため遷移行列 $F = I$ とし、テクスチャ状態ベクトルの変動は考えないものとする。

【0118】

したがって、フィルタ方程式は、数式 (27) および (28) のように表わされる。

【0119】

10

20

30

40

50

【数 2 7】

$$\bar{v}_t = \hat{v}_{t-1} \quad \dots (27)$$

【 0 1 2 0】

【数 2 8】

$$\hat{v}_t = \bar{v}_t + K_t (A_{tt} - P_{tt}' \bar{v}_t) \quad \dots (28)$$

【 0 1 2 1】

10

ここで、 v_t は、時刻 t の観測前のテクスチャ状態ベクトルの推定値、 \hat{v}_t は、時刻 t の観測後のテクスチャ状態ベクトルの推定値を表わす。なお、数式において、上部に \wedge または $\hat{}$ が付けられた文字は、文章中では、左部に \wedge または $\hat{}$ が付けられた文字で表わす。

【 0 1 2 2】

数式 (28) は、数式 (27) を用いて書換えると、数式 (29) のように表わされる。

【 0 1 2 3】

【数 2 9】

$$\hat{v}_t = \hat{v}_{t-1} + K_t (A_{tt} - P_{tt}' \hat{v}_{t-1}) \quad \dots (29)$$

20

【 0 1 2 4】

ここで、カルマンゲイン K_t は、数式 (30) のように表わされる。

【 0 1 2 5】

【数 3 0】

$$K_t = \bar{E}_t P_{tt}'^T (P_{tt}' \bar{E}_t P_{tt}'^T + R_t)^{-1} \quad \dots (30)$$

30

【 0 1 2 6】

推定誤差共分散行列は、数式 (31) および (32) で表わされる。

【 0 1 2 7】

【数 3 1】

$$\bar{E}_t = \hat{E}_{t-1} + Q_{t-1} \quad \dots (31)$$

【 0 1 2 8】

【数 3 2】

$$\hat{E}_t = \bar{E}_t - K_t P_{tt}' \bar{E}_t \quad \dots (32)$$

40

【 0 1 2 9】

ここで、 E_t は、時刻 t の観測前の推定誤差共分散行列の推定値、 \hat{E}_t は、時刻 t の観測後の推定誤差共分散行列の推定値を表わす。また、 Q_{t-1} は、時刻 $(t-1)$ から時刻 t の間の遷移誤差、つまり、推定誤差の増大分を示す。

【 0 1 3 0】

また、数式 (26) より、時刻 t の観測前の特徴ベクトルの推定値を A_t とすると、

50

数式 (3 3) が成り立つ。

【 0 1 3 1 】

【 数 3 3 】

$$\bar{A}_{1t} = P_{1t}' \bar{v}_t \quad \dots (33)$$

【 0 1 3 2 】

数式 (3 3) は、数式 (2 7) を用いて書換えると、数式 (3 4) のように表わされる

。

【 0 1 3 3 】

【 数 3 4 】

$$\bar{A}_{1t} = P_{1t}' \hat{v}_{t-1} \quad \dots (34)$$

【 0 1 3 4 】

数式 (2 9) と数式 (3 4) とを参照すると、テクスチャ状態ベクトル \hat{v}_t は、1時刻前のテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_{t-1} に、観測した特徴ベクトル A_{1t} と推定した特徴ベクトル \bar{A}_{1t} の差にカルマンゲイン K_t を乗じた値を加えることによって更新されることがわかる。

【 0 1 3 5 】

上述のカルマンフィルタのモデルに従って、以下のように特徴ベクトル A の推定およびテクスチャ状態ベクトル v の更新が行なわれる。

【 0 1 3 6 】

まず、数式 (3 5) にしたがって、時刻 0 のテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_0 が推定される

。

【 0 1 3 7 】

【 数 3 5 】

$$\hat{v}_0 = (P_{10}'^T P_{10}')^{-1} P_{10}'^T A_{10} \quad \dots (35)$$

【 0 1 3 8 】

次に、数式 (3 6) にしたがって、テクスチャ状態ベクトル \hat{v}_0 を用いて、時刻 1 の特徴ベクトル A_{11} が推定される。

【 0 1 3 9 】

【 数 3 6 】

$$\bar{A}_{11} = P_{11}' \hat{v}_0 \quad \dots (36)$$

【 0 1 4 0 】

次に、数式 (3 7) にしたがって、テクスチャ状態ベクトル v の更新、すなわち時刻 1 のテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_1 が推定される。

【 0 1 4 1 】

【 数 3 7 】

$$\hat{v}_1 = \hat{v}_0 + K_1 (A_{11} - P_{11}' \hat{v}_0) \quad \dots (37)$$

10

20

30

40

50

【 0 1 4 2 】

次に、数式 (3 8) にしたがって、テクスチャ状態ベクトル \hat{v}_1 を用いて、時刻 2 の特徴ベクトル A_{12} が推定される。

【 0 1 4 3 】

【 数 3 8 】

$$\bar{A}_{12} = P_{12}' \hat{v}_1 \quad \dots(38)$$

【 0 1 4 4 】

以下、数式 (2 9) および (3 4) にしたがって、テクスチャ状態ベクトル \hat{v}_t の更新および特徴ベクトル A_{1t} の推定が順次繰返される。

【 0 1 4 5 】

(構成)

図 8 は、本実施の形態の人物画像生成装置 2 の内部構成を示すブロック図である。同図において、図 6 の構成要素と同一の構成要素には、同一の符号を付している。同図を参照して、この人物画像生成装置 2 が、図 6 の人物画像生成装置 1 と相違する点は、姿勢変化画像生成部 4 3 の特徴ベクトル推定部 4 6 とカルマンフィルタ処理部 4 7 である。以下、本実施の形態の特徴ベクトル推定部 4 6 と、カルマンフィルタ処理部 4 7 について説明する。

【 0 1 4 6 】

特徴ベクトル推定部 4 6 は、入力部 1 1 を通じて時刻 t において姿勢番号 l_t が指定されたときに、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の姿勢特性ベクトル P_{1t} と、テクスチャ状態ベクトル推定部 4 1 で推定されたテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_0 、またはカルマンフィルタ処理部 4 7 から出力されるテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_{t-1} ($t > 1$) とにより、数式 (3 4) に基づいて、第 l_t 姿勢についての特徴ベクトル A_{1t} を推定する。

【 0 1 4 7 】

カルマンフィルタ処理部 4 7 は、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の姿勢特性ベクトル P_{1t} とテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_{t-1} と、特徴ベクトル算出部 2 1 で算出された時刻 t に入力された対象物体の第 l_t 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_{1t} とにより、数式 (2 9) に基づいて、更新したテクスチャ状態ベクトル \hat{v}_t を生成する。

【 0 1 4 8 】

(動作)

図 9 は、本実施の形態に係る人物画像生成装置 2 による人物画像生成処理の動作手順を示すフローチャートである。

【 0 1 4 9 】

人物画像生成装置は、図 7 に示す第 1 の実施形態の処理手順と同様に S 1 0 1 ~ S 1 0 6 の処理を行なう (S 2 0 1) 。

【 0 1 5 0 】

次に、入力部 1 1 は、時刻 0 において姿勢番号 l_0 と、対象物体の第 l_0 姿勢の画像データ $O I_{10}$ を取得する (S 2 0 2) 。

【 0 1 5 1 】

特徴ベクトル算出部 2 1 は、数式 (1) および (2) に基づいて、対象物体の第 l_0 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_{10} を算出する (S 2 0 3) 。

【 0 1 5 2 】

次に、テクスチャ状態ベクトル推定部 4 1 は、算出した特徴ベクトル A_{10} と、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の姿勢特性ベクトル P_{10} とにより、数式 (3 5) に基づいて、テクスチャ状態ベクトル \hat{v}_0 を推定する (S 2 0 4) 。

【 0 1 5 3 】

次に、入力部 1 1 は、時刻 t において姿勢番号 l_t を取得する (S 2 0 5、S 2 0 6)

10

20

30

40

50

。

【 0 1 5 4 】

次に、特徴ベクトル推定部 4 6 は、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の姿勢特性ベクトル P_{1t} とテクスチャ状態ベクトル v_{t-1} とにより、数式 (3 4) に基づいて、第 1 t 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_{1t} を推定する (S 2 0 7)。

【 0 1 5 5 】

表示部 5 0 は、推定した特徴ベクトル A_{1t} を表示する (S 2 0 8)。

【 0 1 5 6 】

次に、入力部 1 1 は、対象物体の第 1 t 姿勢の画像データ $O I_{1t}$ を取得する (S 2 0 9)。

【 0 1 5 7 】

特徴ベクトル算出部 2 1 は、数式 (1) および (2) に基づいて、取得した対象物体の第 1 t 姿勢の画像データの特徴ベクトル A_{1t} を算出する (S 2 1 0)。

【 0 1 5 8 】

次に、カルマンフィルタ処理部 4 7 は、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の姿勢特性ベクトル P_{1t} とテクスチャ状態ベクトル v_{t-1} と、S 2 0 9 で算出した特徴ベクトル A_{1t} とにより、数式 (2 9) に基づいて、更新したテクスチャ状態ベクトル v_t を生成する (S 2 1 1)。

【 0 1 5 9 】

以下、S 2 0 6 ~ S 2 1 3 の処理が終了の指示があるまで繰返される。

【 0 1 6 0 】

以上のように、第 1 の実施形態では、対象物体の 1 つの姿勢の画像データによって、対象物体のテクスチャ状態ベクトルが推定され、その後値が固定されたが、本実施の形態に係る人物画像生成装置によれば、カルマンフィルタ処理によって、順次入力される画像データに基づいて、対象物体のテクスチャ状態ベクトルの値が順次更新されるので、対象物体のテクスチャの特徴をより良く反映した画像を生成することができる。

【 0 1 6 1 】

[第 3 の実施形態]

本実施の形態は、人物のジェスチャなどによって変化する人物の姿勢を認識する人物姿勢認識装置に関する。

【 0 1 6 2 】

(構成)

図 1 0 は、本実施の形態の人物姿勢認識装置 3 の内部構成を示すブロック図である。同図において、図 6 の構成要素と同一の構成要素には、同一の符号を付している。同図を参照して、この人物姿勢認識装置 3 が図 6 の人物画像生成装置 1 と相違する点は、姿勢変化画像生成部 4 4 の特徴ベクトル推定部 4 5 の機能が相違し、表示部 5 0 の代わりに姿勢判定部 5 1 を備える点である。以下、本実施の形態の特徴ベクトル推定部 4 5 と、姿勢判定部 5 1 について説明する。

【 0 1 6 3 】

特徴ベクトル推定部 4 5 は、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の s 個 ($1 \leq s \leq K$) の互いに相違する第 k_1 姿勢特性ベクトル P_{k_1} ~ 第 k_s 姿勢特性ベクトル P_{k_s} と、テクスチャ状態ベクトル v_0 とにより、数式 (2 3) に基づいて、第 k_1 、 k_2 、 \dots 、 k_s 姿勢についての特徴ベクトル A_{k_1} 、 A_{k_2} 、 \dots 、 A_{k_s} を推定する。

【 0 1 6 4 】

姿勢判定部 5 1 は、特徴ベクトル推定部 4 5 で推定された s 個の特徴ベクトル A_{k_1} 、 A_{k_2} 、 \dots 、 A_{k_s} のうち、特徴ベクトル算出部 2 1 で算出された時刻 t に入力された対象物体の画像データの特徴ベクトル A_t と最も類似する特徴ベクトル、すなわち特徴ベクトル A_t とベクトル間距離 (たとえば、ユークリッド距離) が最小の特徴ベクトルを特定し、特定した特徴ベクトルが A_n の場合には、時刻 t における対象物体の姿勢を第 n 姿勢と判定とする。

10

20

30

40

50

【 0 1 6 5 】

(動作)

図 1 1 は、本実施の形態に係る人物姿勢認識装置 3 による人物姿勢認識処理の動作手順を示すフローチャートである。

【 0 1 6 6 】

人物姿勢認識装置 3 は、図 7 に示す第 1 の実施形態の処理手順と同様に S 1 0 1 ~ S 1 0 9 の処理を行なう (S 3 0 1) 。

【 0 1 6 7 】

次に、特徴ベクトル推定部 4 5 は、姿勢特性ベクトル群記憶部 6 0 内の s 個 ($1 \leq k \leq K$) の互いに相違する第 k_1 姿勢特性ベクトル P_{k_1} ~ 第 k_s 姿勢特性ベクトル P_{k_s} と、テクスチャ状態ベクトル v_0 とにより、数式 (2 3) に基づいて、第 k_1 、 k_2 、 \dots 、 k_s 姿勢についての特徴ベクトル A_{k_1} 、 A_{k_2} 、 \dots 、 A_{k_s} を推定する (S 3 0 2) 。

10

【 0 1 6 8 】

次に、入力部 1 1 は、時刻 t において対象物体の未知姿勢の画像データ $O I_t$ を取得する。この時刻 t は、初期値が 1 であり、1 ずつ順次更新される (S 3 0 3、S 3 0 4、S 3 0 8) 。

【 0 1 6 9 】

特徴ベクトル算出部 2 1 は、数式 (1) および (2) に基づいて、対象物体の未知姿勢の画像データ $O I_t$ の特徴ベクトル A_t を算出する (S 3 0 5) 。

【 0 1 7 0 】

次に、姿勢判定部 5 1 は、S 3 0 2 で推定された特徴ベクトルのうち、算出した特徴ベクトル A_t と最も類似する特徴ベクトル、すなわち特徴ベクトル A_t とベクトル間距離が最小の特徴ベクトルを特定し、特定した特徴ベクトルが A_n の場合には、時刻 t における対象物体の姿勢を第 n 姿勢であると判定とする (S 3 0 6) 。

20

【 0 1 7 1 】

以下、S 3 0 4 ~ S 3 0 8 の処理が終了の指示があるまで繰返される。

【 0 1 7 2 】

以上のように、本実施の形態に係る人物姿勢認識装置によれば、サンプル物体のテクスチャ特性と対象物体のテクスチャ特性が相違しても、対象物体のテクスチャ特性を有する、予想することのできる姿勢の画像を生成することができるので、対象物体が予想することができる姿勢をとっているか否かの認識精度の劣化を抑制することができる。

30

【 0 1 7 3 】

[第 4 の実施形態]

本実施の形態は、人物の移動を追跡する人物追跡装置に関する。

【 0 1 7 4 】

(構成)

図 1 2 は、本実施の形態の人物追跡装置 4 の内部構成を示すブロック図である。同図において、図 1 0 の構成要素と同一の構成要素には、同一の符号を付している。同図を参照して、この人物追跡装置 4 が、図 1 0 の人物姿勢認識装置 3 と相違する点は、姿勢判定部 5 1 の代わりに、追跡判定部 6 1 を備えた点である。以下、本実施の形態の追跡判定部 6 1 について説明する。

40

【 0 1 7 5 】

追跡判定部 6 1 は、特徴ベクトル推定部 4 5 で推定された s 個の特徴ベクトル A_{k_1} 、 A_{k_2} 、 \dots 、 A_{k_s} のうち、特徴ベクトル算出部 2 1 で算出された時刻 t に入力された画像データの特徴ベクトル A_t と所定の範囲で類似する特徴ベクトル、すなわち、ベクトル間距離 (たとえば、ユークリッド距離) が所定値以下となる特徴ベクトルが存在するか否かを調べ、存在する場合には、時刻 t に入力された画像データに対象物体が含まれると判定し、存在しない場合には、上記画像データに上記対象物体が含まれないと判定する。

【 0 1 7 6 】

(動作)

50

図13は、本実施の形態に係る人物追跡装置4による人物追跡処理の動作手順を示すフローチャートである。

【0177】

同図を参照して、人物追跡装置4は、図7に示す第1の実施形態の処理手順と同様にS101～S109の処理を行なう(S401)。

【0178】

次に、特徴ベクトル推定部45は、姿勢特性ベクトル群記憶部60内の s 個($1 \leq s \leq K$)の互いに相違する第 k_1 姿勢特性ベクトル P_{k_1} ～第 k_s 姿勢特性ベクトル P_{k_s} と、テクスチャ状態ベクトル v_0 とにより、数式(23)に基づいて、第 k_1 、 k_2 、 \dots 、 k_s 姿勢についての特徴ベクトル A_{k_1} 、 A_{k_2} 、 \dots 、 A_{k_s} を推定する(S402)。

10

【0179】

次に、入力部11は、時刻 t において未知対象の画像データ $O I_t$ を取得する。この時刻 t は、初期値が1であり、1ずつ順次更新される(S403、S404、S408)。

【0180】

特徴ベクトル算出部21は、数式(1)および(2)に基づいて、取得した未知対象の画像データ $O I_t$ の特徴ベクトル A_t を算出する(S405)。

【0181】

次に、追跡判定部61は、S402で推定された特徴ベクトルのうち、算出した特徴ベクトル A_t とベクトル間距離が所定値以下となる特徴ベクトルが存在するか否かを調べ、存在する場合には、S404で取得した未知対象の画像データ $O I_t$ にS107で取得した画像データ $O I_0$ に含まれる対象物体が含まれると判定し、存在しない場合には、S404で取得した未知対象の画像データ $O I_t$ に上記対象物体が含まれないと判定する(S406～S408)。

20

【0182】

以下、S404～S410の処理が終了の指示があるまで繰返される。

【0183】

以上のように、本実施の形態に係る人物追跡装置によれば、サンプル物体のテクスチャ特性と対象物体のテクスチャ特性が相違しても、対象物体のテクスチャ特性を有する、予想することのできる姿勢の画像を生成することができるので、カメラで撮影された画像データに対象物体が含まれるか否かの判定精度、すなわち、対象物体の追跡精度の劣化を抑制することができる。

30

【0184】

(実験結果)

以下、本発明の第1および第2の実施形態に関して行なった実験内容とその結果について説明する。

【0185】

(1) 第1の実施形態に関する実験1(物体が立方体の場合)

図14(a)～(c)は、姿勢特性の抽出、すなわち学習に用いたサンプル物体である立方体の画像を示す。各画像のデータサイズは、 60×60 である。画像データのブロック分割は、行なっていない。したがって、画像データは、 1×1 画素を1ブロックとして、 60×60 個のブロックで構成される。姿勢特性の抽出に用いた画像は、テクスチャの種類が第1テクスチャ～第500テクスチャの500種類であり、姿勢の個数が第1姿勢～第6姿勢の6個である。各姿勢は、 10 度ずつ回転角が異なる。図14(a)～(c)では、第1テクスチャと、第2テクスチャと、第3テクスチャの画像が代表的に表されている。

40

【0186】

図14(a)は、テクスチャの種類が第1テクスチャである第1姿勢～第6姿勢の画像を示す。図14(b)は、テクスチャの種類が第2テクスチャである第1姿勢～第6姿勢の画像を示す。図14(c)は、テクスチャの種類が第3テクスチャである第1姿勢～第6姿勢の画像を示す。

50

【 0 1 8 7 】

図 1 5 は、対象物体の推定された画像を示す。最も左側の画像が入力された第 1 姿勢の画像であり、その右の 6 個の画像が推定された第 1 姿勢 ~ 第 6 姿勢の画像である。

【 0 1 8 8 】

図 1 5 (a) は、第 5 0 1 テクスチャを有する対象物体の推定された画像を示す。図 1 5 (b) は、第 5 0 2 テクスチャを有する対象物体の推定された画像を示す。図 1 5 (c) は、第 5 0 3 テクスチャを有する対象物体の推定された画像を示す。

【 0 1 8 9 】

図 1 5 (a) ~ 図 1 5 (c) に示されるように、入力された画像の回転角と推定する画像の回転角の差が大きくなると、すなわち、姿勢の差が大きくなるほど推定精度は悪くなるが、全体的に言えば、第 1 の実施形態による画像生成装置によって生成された画像の推定精度は、ほぼ良好であることがわかる。

10

【 0 1 9 0 】

(2) 第 2 の実施形態に関する実験 2

姿勢特性の抽出に用いた立方体の画像は、(1) の実験と同様である。

【 0 1 9 1 】

図 1 6 は、対象物体の推定された画像を示す。それぞれ、最も左側の画像が入力された第 1 姿勢の画像であり、その右の 6 個の画像が推定された第 1 姿勢 ~ 第 6 姿勢の画像である。

【 0 1 9 2 】

図 1 6 (a) は、第 5 0 4 テクスチャを有する対象物体の時刻 $t (= 0)$ における推定された画像を示す。図 1 6 (b) は、第 5 0 4 テクスチャを有する対象物体の時刻 $t (= 1)$ における推定された画像を示す。図 1 6 (c) は、第 5 0 4 テクスチャを有する対象物体の時刻 $t (= 2)$ における推定された画像を示す。図 1 6 (d) は、第 5 0 4 テクスチャを有する対象物体の時刻 $t (= 3)$ における推定された画像を示す。図 1 6 (e) は、第 5 0 4 テクスチャを有する対象物体の時刻 $t (= 4)$ における推定された画像を示す。図 1 6 (a) ~ (e) に示されるように、カルマンフィルタ処理によりテクスチャ状態ベクトルが更新されるので、時間の経過とともに画像の推定精度が良くなることがわかる。

20

【 0 1 9 3 】

(3) 第 1 の実施形態に関する実験 3 (物体が人物の場合)

図 1 7 は、姿勢特性の抽出に用いた人物画像を示す。各画像のデータサイズは、 120×180 である。画像データは、 5×5 画素を 1 ブロックとして、 24×36 個のブロックに分割した。なお、図示される各画像は、特徴ベクトル、すなわち、ブロックごとの平均値を表示したものである。姿勢特性の抽出に用いた画像は、テクスチャの種類が第 1 テクスチャ ~ 第 60 テクスチャの 60 種類であり、姿勢が第 1 姿勢 ~ 第 10 姿勢の 10 個である。図 1 7 では、第 1 テクスチャの画像が代表的に表されている。

30

【 0 1 9 4 】

図 1 8 は、第 6 1 テクスチャを有する対象物体の推定された画像を示す。最も左側の画像 (a) が入力された第 1 姿勢の画像であり、その他の画像 (b) が推定された第 2 姿勢 ~ 第 9 姿勢の画像である。

40

【 0 1 9 5 】

図 1 9 は、第 6 2 テクスチャを有する対象物体の推定された画像を示す。最も左側の画像 (a) が入力された第 1 姿勢の画像であり、その他の画像 (b) が推定された第 2 姿勢 ~ 第 9 姿勢の画像である。

【 0 1 9 6 】

図 1 8 および図 1 9 に示されるように、入力された画像が立位の姿勢の画像であるにも係らず、座位の画像が精度良く推定されて生成されていることがわかる。

【 0 1 9 7 】

(変形例)

50

本発明は、上記の実施形態に限定されるものではなく、以下のような変形例も含まれる。

【0198】

(1) 特徴ベクトル

本発明の実施形態では、ブロックごとの画素の平均値を要素とする特徴ベクトルを算出したが、これに限定するものではない。たとえば、特徴ベクトルは、ブロックごとの平均値と分散値を要素とするものであってもよく、また、ブロックごとの画素の頻度が最大の画素の値や中央値を要素とするものであってもよい。

【0199】

(2) カルマンフィルタ

第2の実施形態では、カルマンフィルタ処理によって、テクスチャ状態ベクトルを更新したが、これに限定するものではない。実際の画像データの特徴ベクトルと推定した特徴ベクトルとの誤差に基づいて、テクスチャ状態ベクトルを更新する方法であれば、その他のようなものであってもよい。

【0200】

(3) 第3および第4の実施形態の特徴ベクトルの推定

第3および第4の実施形態では、特徴ベクトル推定部45は、第 k_1 、 k_2 、 \dots 、 k_s 姿勢についての特徴ベクトル A_{k_1} 、 A_{k_2} 、 \dots 、 A_{k_s} を推定したが、第 k_1 、 k_2 、 \dots 、 k_s 姿勢は、時刻 t とともに変化させるものであってもよく、たとえば時刻 $(t-1)$ の姿勢から時刻 t の予姿勢を予想してもよい。また、個数 s も固定値でなくてもよく、時刻 t とともに変化するものであってもよい。

【0201】

(4) 物体

本発明の実施の形態では、物体を人物として説明したが、これに限定するものではなく、テクスチャが個々の物体ごとに変化するようなものであれば、どのようなものであってもよい。

【0202】

(5) 第4の実施形態

図12の人物追跡装置4の動作手順を表わした図13におけるS408(対象物なし)の後、対象物を見失ったと考えられるので、人物追跡処理を終了するものとしてもよい。

【0203】

(6) 次元縮小部

本発明の実施形態では、次元縮小部32が、対角行列 S の M 個の特異値 s_1 、 s_2 、 \dots 、 s_M のうち、値が所定値以上となる、 s_1 、 s_2 、 \dots 、 s_r を選択することにより、対角行列 S と、直交行列 U と、直交行列 V とを生成したが、この処理は省略するものとしてもよい。省略した場合には、姿勢特性ベクトル算出部33は、数式(21)ではなく、数式(18)に基づいて、1以上 K 以下のすべての k について、第 k 姿勢特性ベクトル P_k を算出して、姿勢特性ベクトル群記憶部60に保存するものとするればよい。そして、その他の構成要素も、第 k 姿勢特性ベクトル P_k の代わりに、第 k 姿勢特性ベクトル P_k を用いるものとするればよい。

【0204】

(7) 特異値分解と姿勢変化のモデル

本発明の実施形態では、特徴行列 B を特異値分解することによって、テクスチャ状態ベクトルと姿勢特性ベクトルとを抽出したが、特異値分解することなく、その他の方法で、テクスチャ状態ベクトルと姿勢特性ベクトルとを算出するものとしてもよい。

【0205】

また、姿勢変化のモデルも、本発明の第1の実施形態で説明したようなモデルに限定するものではなく、その他の形式のモデルであってもよい。つまり、テクスチャがそれぞれ異なる M ($M \geq 1$)個のサンプル物体の K ($K \geq 2$)個の姿勢の画像データに基づいて、サンプル物体の姿勢の変化による画像データの変化の仕方をモデル化し、そのモデルに基

10

20

30

40

50

づいて、1以上K以下のすべてのkについて、第k姿勢の特性を表わす第k姿勢特性量を算出し、対象物体の第i姿勢の画像データと、第i姿勢特性量とに基づいて、対象物体のテクスチャ特性を表わすテクスチャ特性量を推定し、第j姿勢の指定に応じて、推定した対象物体のテクスチャ特性量と、第j姿勢特性量とに基づいて、対象物体の第j姿勢の画像データを推定することができるものであれば、どのようなモデルであってもよい。

【0206】

今回開示された実施の形態はすべての点で例示であって制限的なものではないと考えられるべきである。本発明の範囲は上記した説明ではなくて特許請求の範囲によって示され、特許請求の範囲と均等の意味および範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

10

【図面の簡単な説明】

【0207】

【図1】画像データをブロック分割する方法を示す図である。

【図2】2つの姿勢間での変化のモデルを説明するための図である。

【図3】2つの姿勢間での直接マッピングを表わす図である。

【図4】2つの姿勢間での間接マッピングを表わす図である。

【図5】複数姿勢間の変化のモデルにおける2つの姿勢間での変換を模式化した図である。

【図6】第1の実施の形態に係る人物画像生成装置1の内部構成を示すブロック図である。

20

【図7】第1実施の形態に係る人物画像生成装置1による人物画像生成処理の動作手順を示すフローチャートである。

【図8】第2の実施の形態に係る人物画像生成装置2の内部構成を示すブロック図である。

【図9】第2の実施の形態に係る人物画像生成装置2による人物画像生成処理の動作手順を示すフローチャートである。

【図10】第3の実施の形態に係る人物姿勢認識装置3の内部構成を示すブロック図である。

【図11】第3の実施の形態に係る人物姿勢認識装置3による人物姿勢認識処理の動作手順を示すフローチャートである。

30

【図12】第4の実施の形態に係る人物追跡装置4の内部構成を示すブロック図である。

【図13】第4の実施の形態に係る人物追跡装置4による人物姿勢認識処理の動作手順を示すフローチャートである。

【図14】第1の実施形態の実験1および第2の実施形態の実験2におけるサンプル物体の画像を示す図である。

【図15】第1の実施形態の実験結果1の画像を示す図である。

【図16】第2の実施形態の実験結果2の画像を示す図である。

【図17】第1の実施形態の実験3におけるサンプル物体の画像を示す図である。

【図18】第1の実施形態の実験結果3の画像を示す図である。

【図19】第1の実施形態の実験結果3の他の画像を示す図である。

40

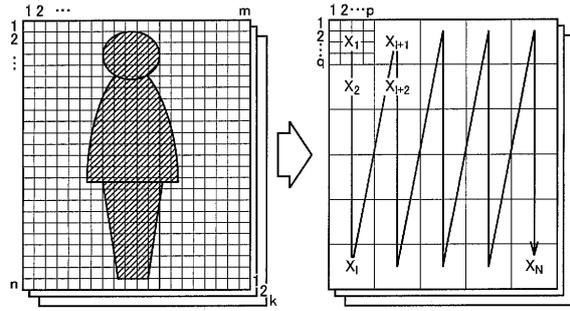
【図20】3種類の服装の人物画像を示す図である。

【符号の説明】

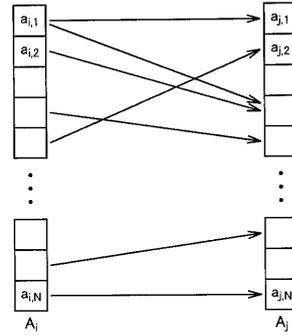
【0208】

1, 2 人物画像生成装置、3 人物姿勢認識装置、4 人物追跡装置、11 入力部、21 特徴ベクトル算出部、30 姿勢特性抽出部、31 特異値分解部、32 次元縮小部、33 姿勢特性ベクトル算出部、40, 43, 44 姿勢変化画像生成部、41 テクスチャ状態ベクトル算出部、42, 46, 45 特徴ベクトル推定部、47 カルマンフィルタ処理部、51 姿勢判定部、50 表示部、60 姿勢特性ベクトル群記憶部、61 追跡判定部。

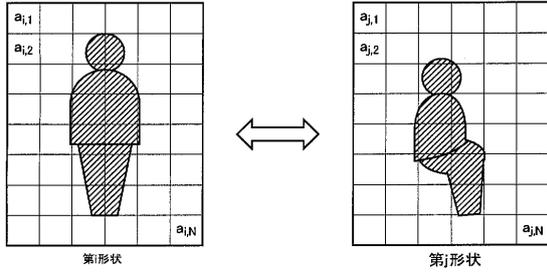
【図1】



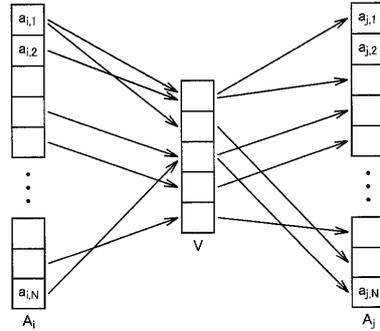
【図3】



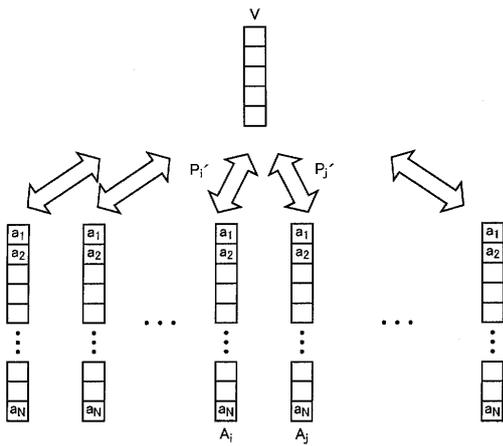
【図2】



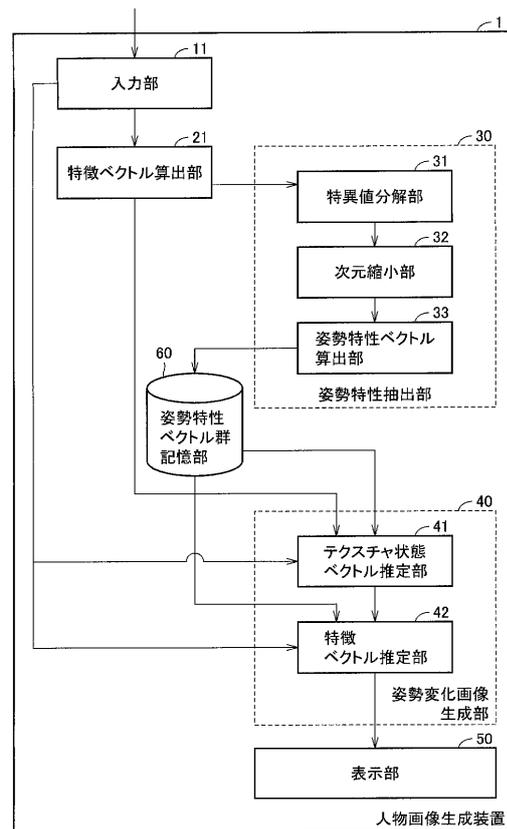
【図4】



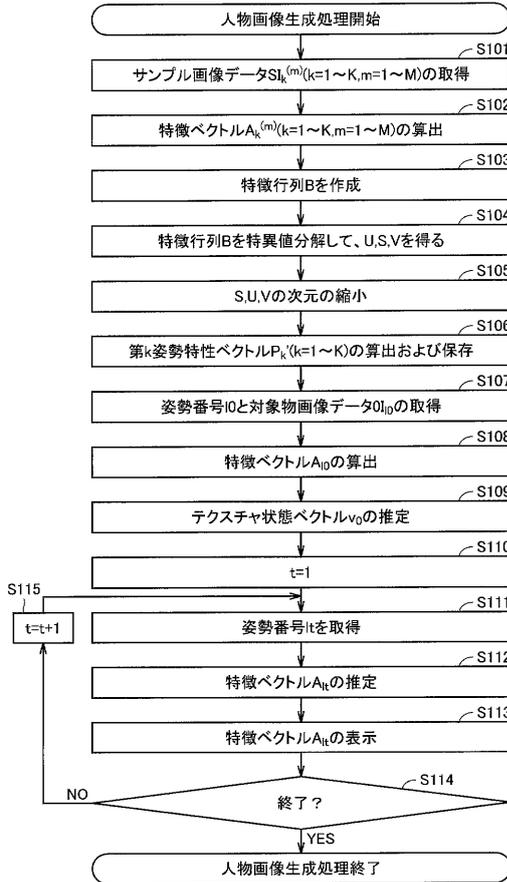
【図5】



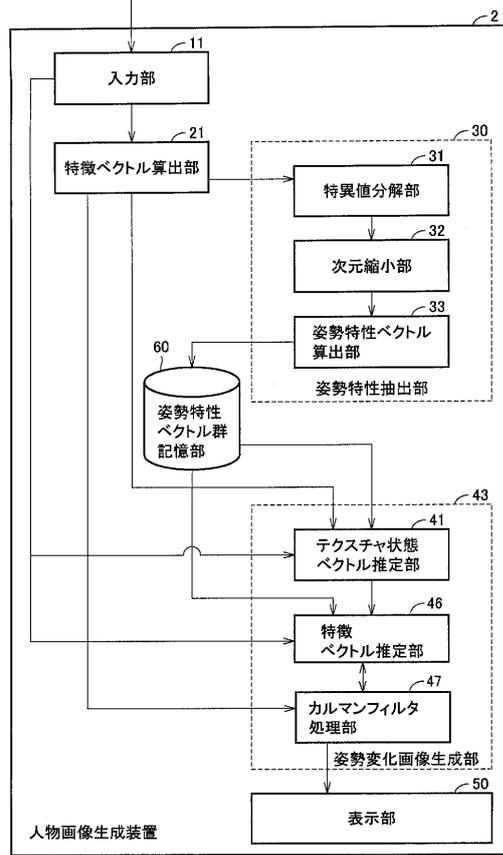
【図6】



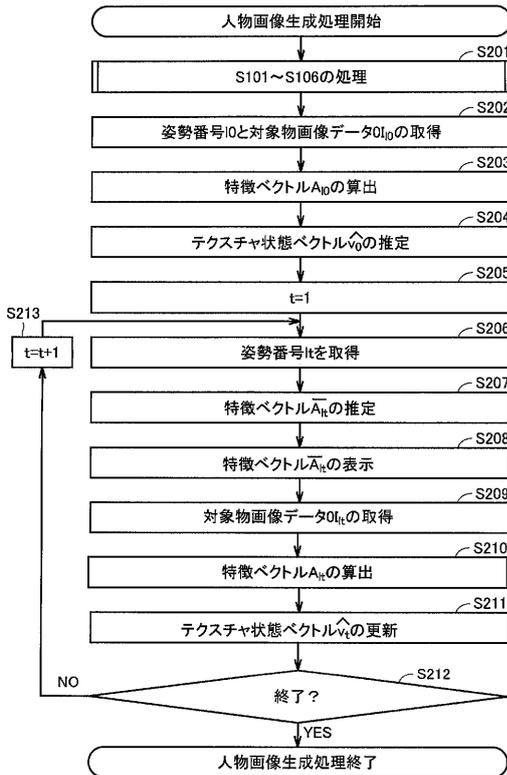
【図7】



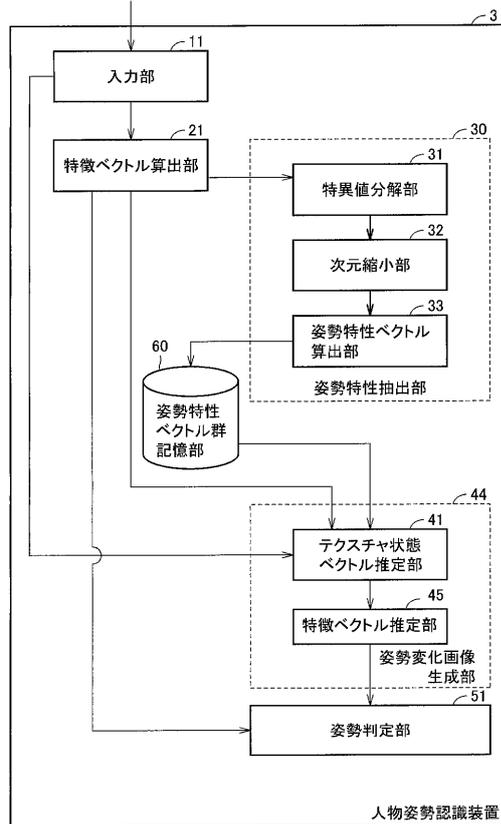
【図8】



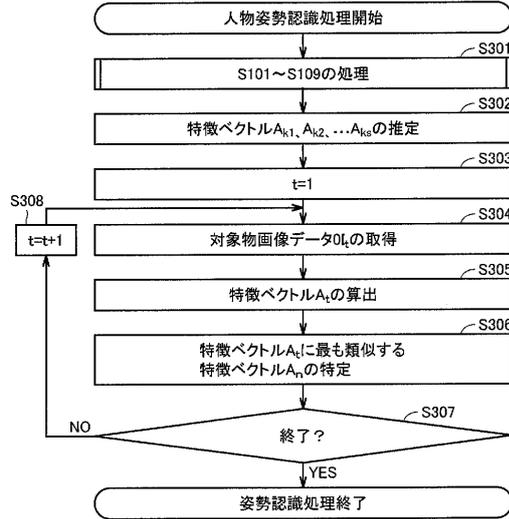
【図9】



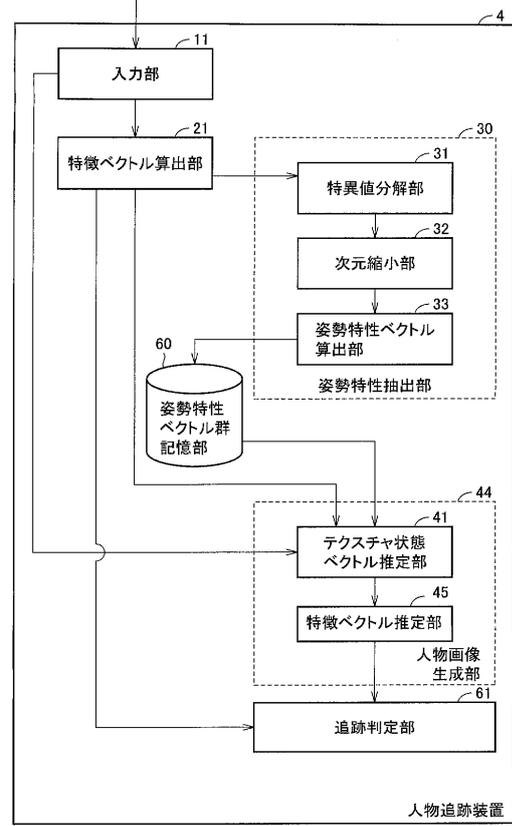
【図10】



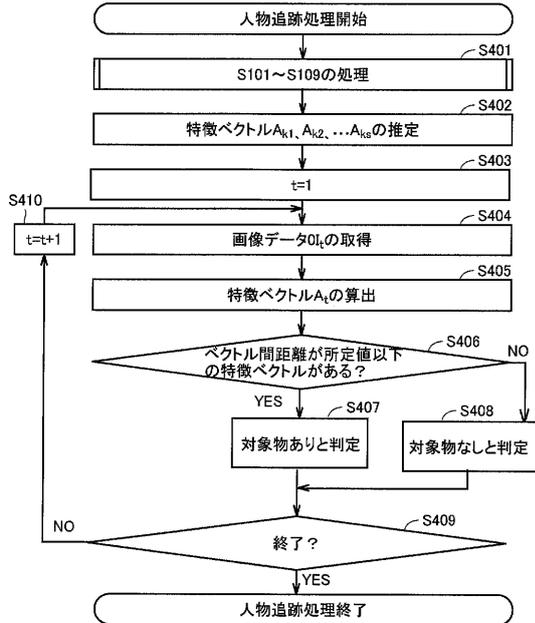
【図11】



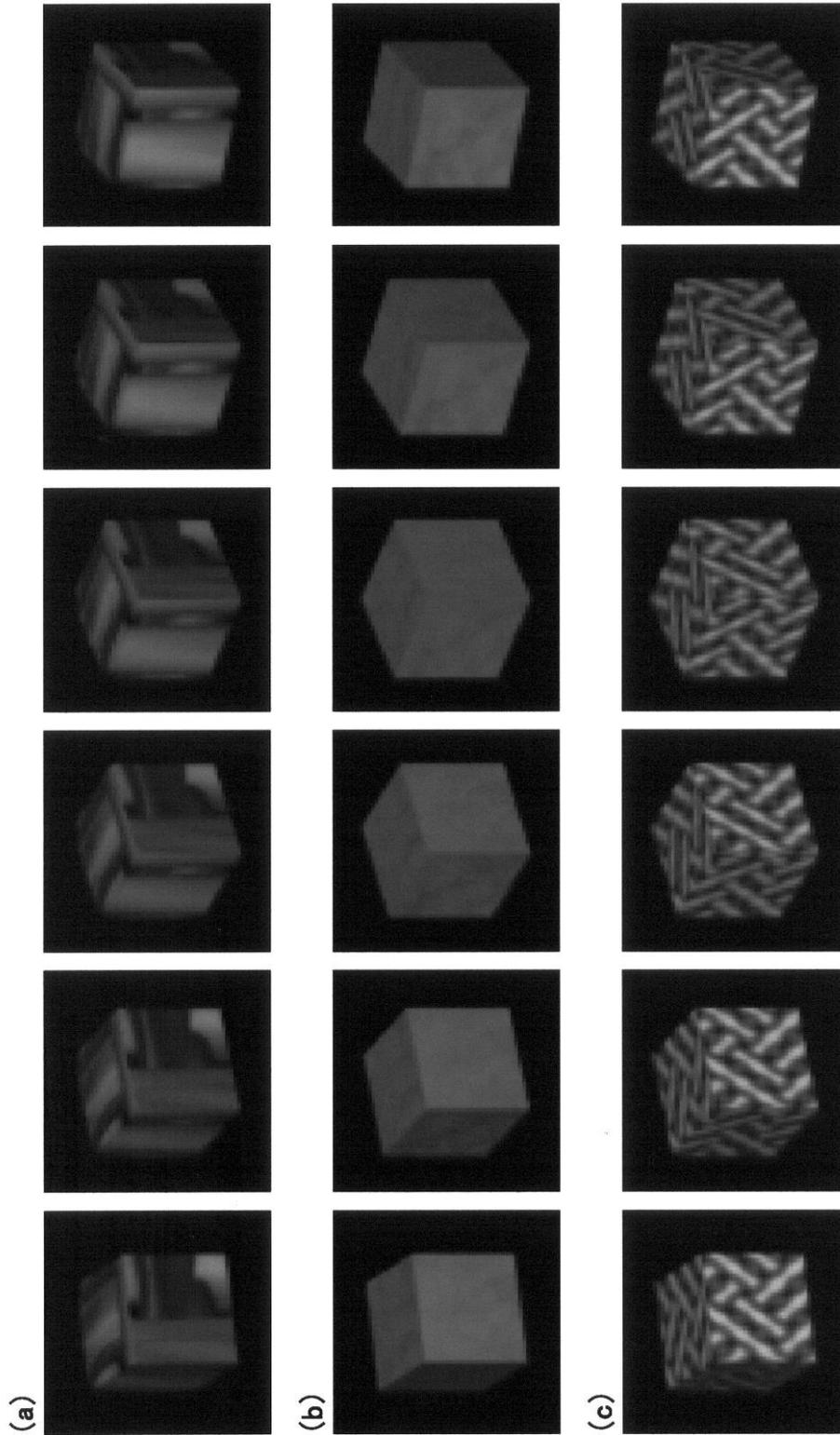
【図12】



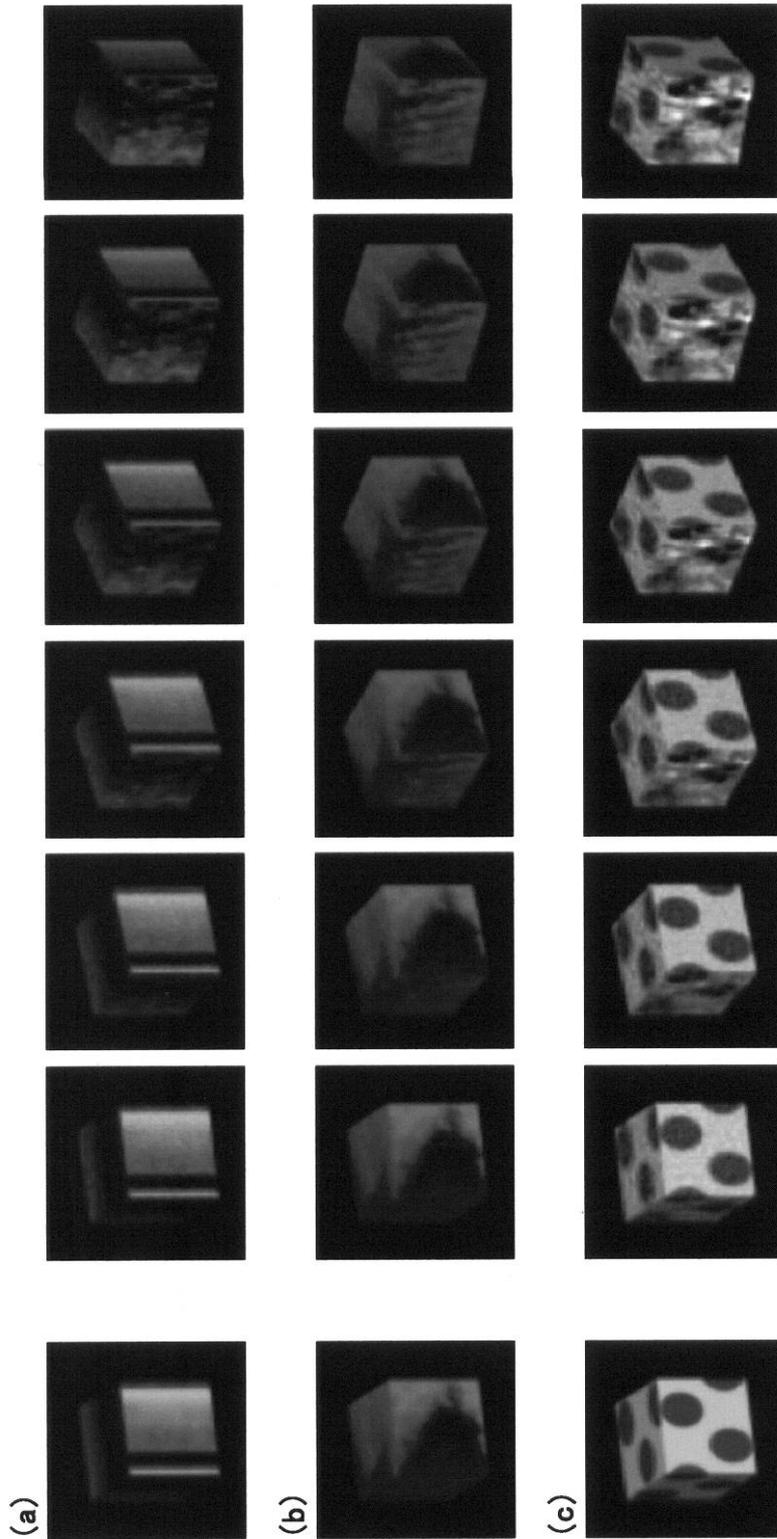
【図13】



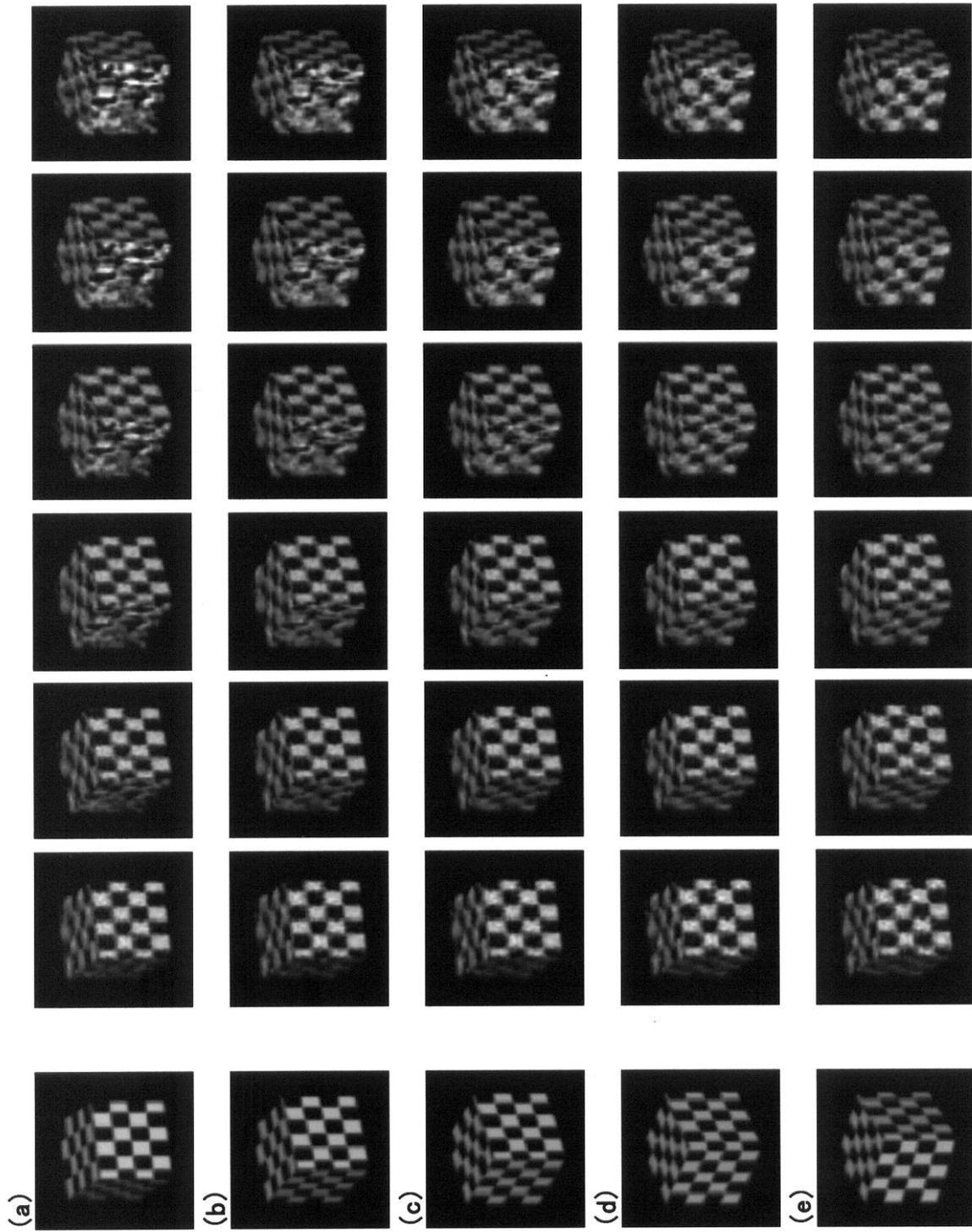
【 図 1 4 】



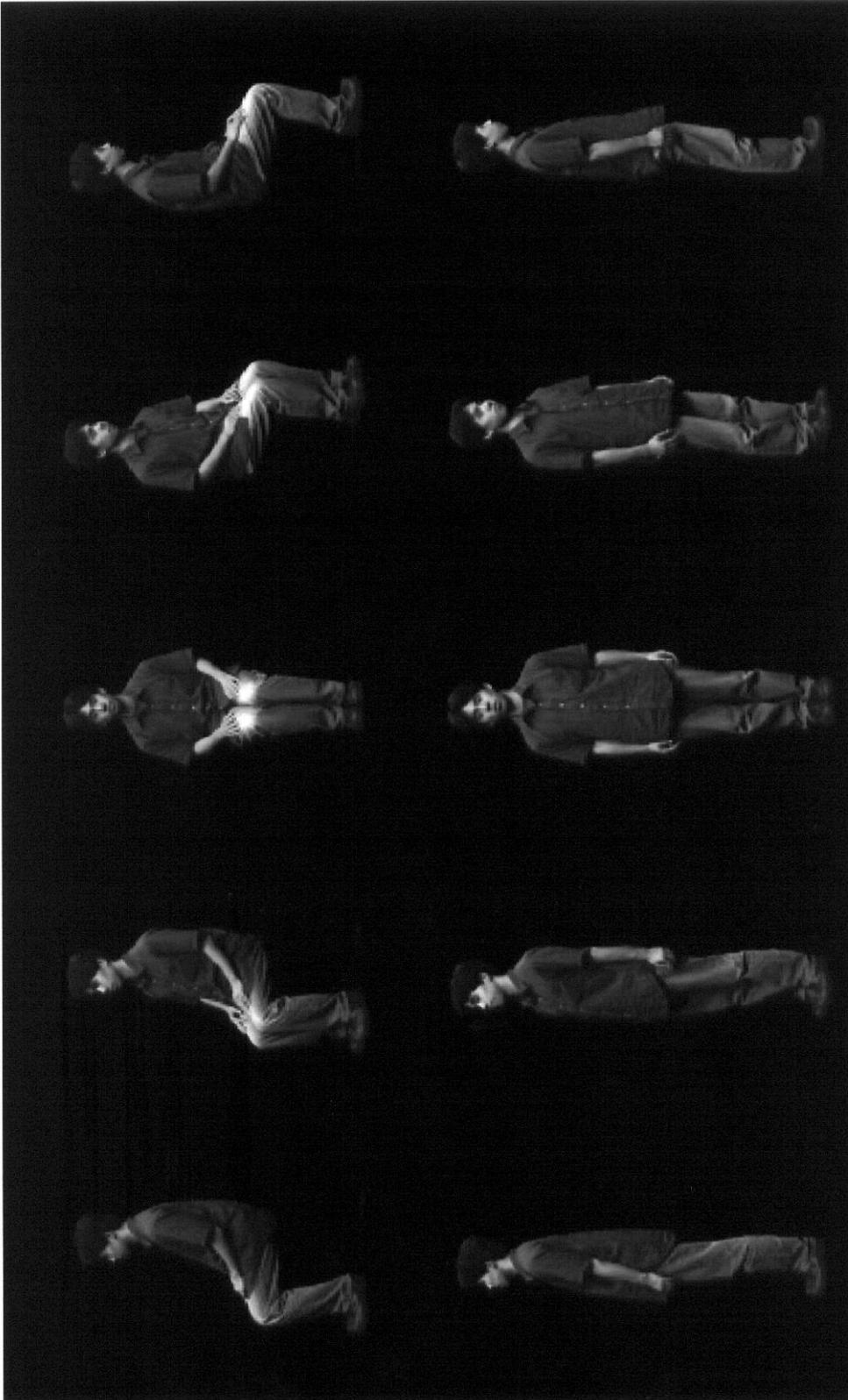
【 図 15 】



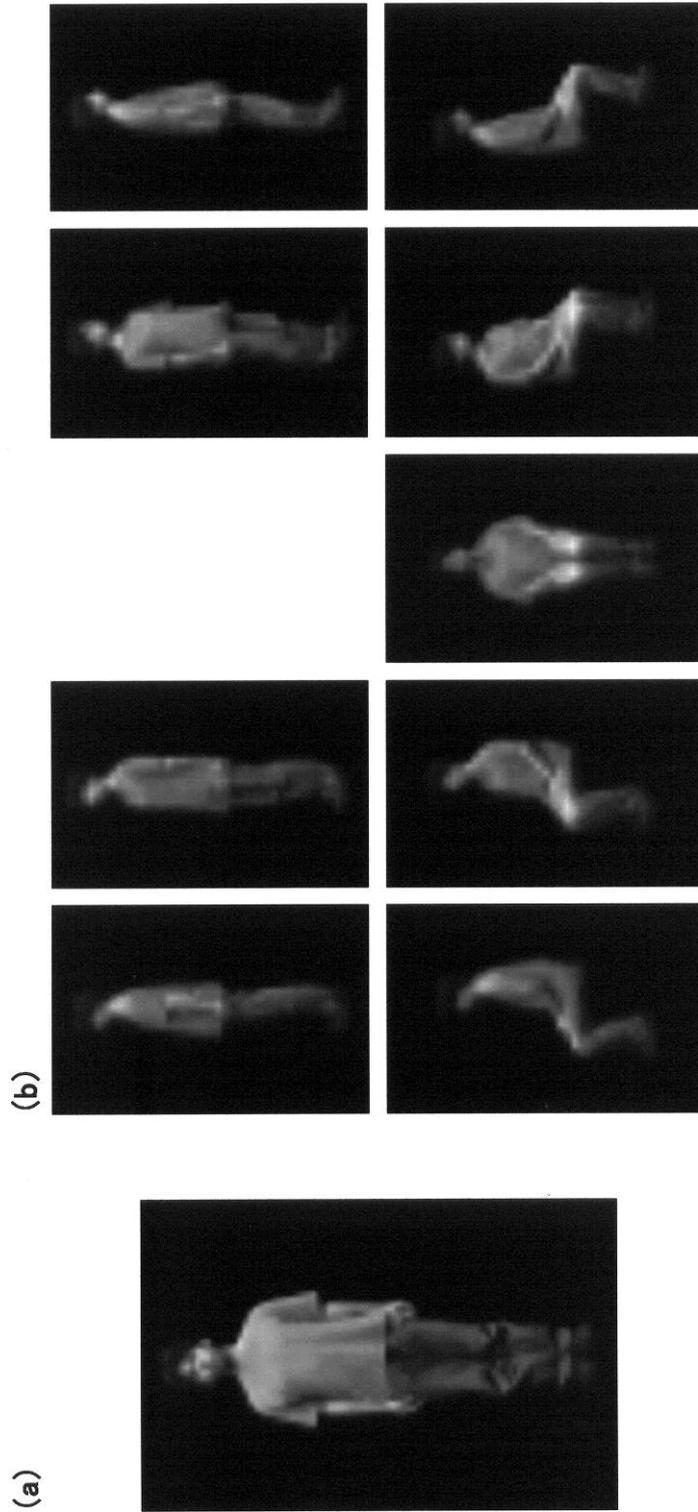
【 図 16 】



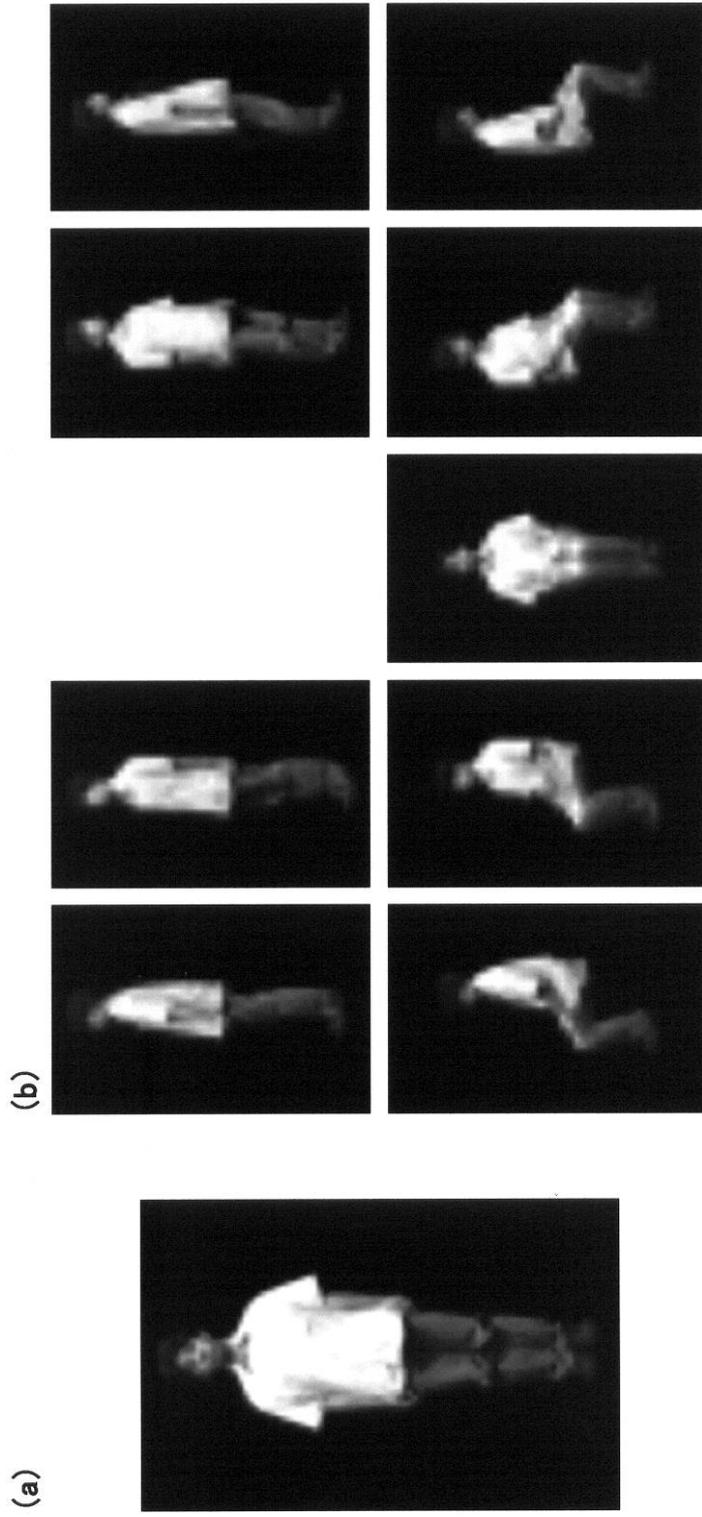
【図 17】



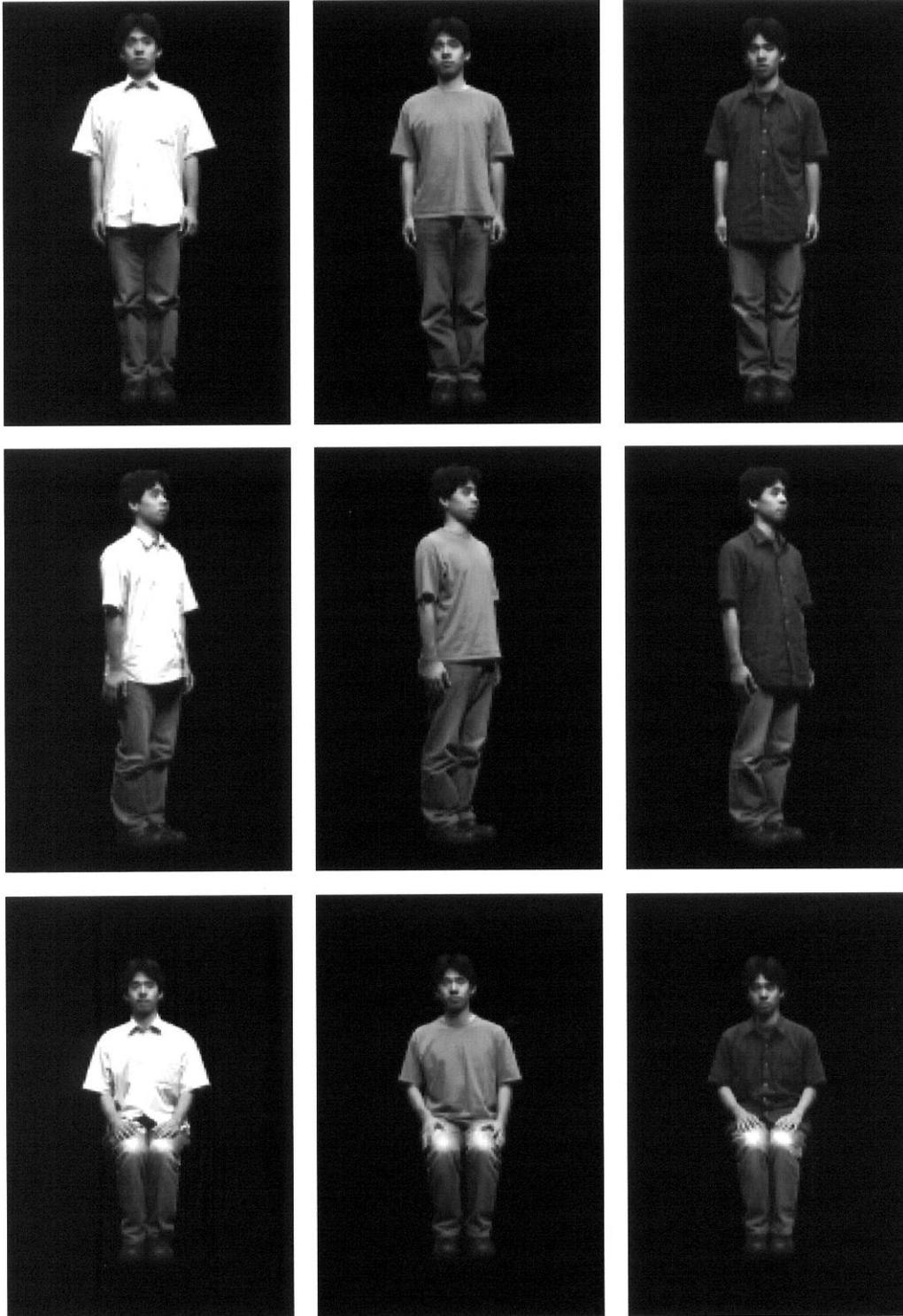
【 図 18 】



【 図 19 】



【図 20】



フロントページの続き

(72)発明者 内海 章

京都府相楽郡精華町光台二丁目2番地2 株式会社国際電気通信基礎技術研究所内

審査官 松永 稔

(56)参考文献 特表2005-514683(JP,A)

特開2003-228702(JP,A)

特開2002-109546(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G06T 7/00

G06T 7/60