

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第4509119号
(P4509119)

(45) 発行日 平成22年7月21日 (2010. 7. 21)

(24) 登録日 平成22年5月14日 (2010. 5. 14)

(51) Int. Cl. F I
G06T 7/20 (2006.01) G O 6 T 7/20 B
H04N 5/262 (2006.01) H O 4 N 5/262

請求項の数 21 (全 19 頁)

(21) 出願番号	特願2006-539984 (P2006-539984)	(73) 特許権者	000005326
(86) (22) 出願日	平成16年11月15日 (2004. 11. 15)		本田技研工業株式会社
(65) 公表番号	特表2007-513408 (P2007-513408A)		東京都港区南青山二丁目1番1号
(43) 公表日	平成19年5月24日 (2007. 5. 24)	(74) 代理人	100064414
(86) 国際出願番号	PCT/US2004/038189		弁理士 磯野 道造
(87) 国際公開番号	W02005/050543	(72) 発明者	ヤン ミンシュエン
(87) 国際公開日	平成17年6月2日 (2005. 6. 2)		アメリカ合衆国、カリフォルニア州 94
審査請求日	平成19年6月22日 (2007. 6. 22)		041、マウンテン・ビュー、カリフォル
(31) 優先権主張番号	60/520, 005		ニアストリート 800、ホンダ リサー
(32) 優先日	平成15年11月13日 (2003. 11. 13)		チ インスティテュート ユーエスエー、
(33) 優先権主張国	米国 (US)		インコーポレイテッド

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 部分空間の逐次更新を伴う適応型確率的画像追跡

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

デジタル画像セットの中の2つ以上のデジタル画像内におけるオブジェクトの位置を追跡するためのコンピュータによる方法であって、

前記デジタル画像セットの中で第一の画像を表現する第一の画像ベクトルを受け取るステップと、

前記第一の画像ベクトルから前記オブジェクトの位置を決定するステップと、

動的モデルを前記第一の画像ベクトルに適用して、前記第一の画像ベクトルと前記デジタル画像セットの中で次に続く第二の画像を表現する第二の画像ベクトルとの間の前記オブジェクトの予想の動きを決定するステップと、

観測モデルを前記第一の画像ベクトルに適用して、前記第二の画像ベクトル内における前記オブジェクトの予想位置セットから前記第二の画像ベクトル内における前記オブジェクトの最も可能性の高い位置を決定するステップと、

推論モデルを前記動的モデルと前記観測モデルとに適用して、前記オブジェクトの最も可能性の高い位置を予測するステップと、

前記2つ以上のデジタル画像の画像空間を表現する固有基底を更新するステップと、を備えることを特徴とする方法。

【請求項 2】

前記動的モデルが、

アフィン変形による、線形の平行移動、回転、および拡大縮小を表現することを特徴と

する請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記観測モデルが、

確率的主成分分布を備え、

観測結果と前記固有基底との間の距離の正規成分を表現することを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記推論モデルが、

前記デジタル画像セットの中の一対の連続する前記デジタル画像において作用する標本抽出法を備えることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

10

【請求項 5】

前記固有基底を更新するステップは、

帰納的特異値分解と逐次的カルーネン ロープアルゴリズムの適用とを備えることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 6】

前記動的モデルが、

アフィン変形による、線形の平行移動、回転、拡大縮小、アスペクト比、および捩れを表現することを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 7】

前記観測モデルが、

確率的主成分分布を備え、

観測結果と前記固有基底との間の距離の正規直交成分を表現することを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

20

【請求項 8】

前記推論モデルが、

前記デジタル画像セットの中の選択可能な数の連続する前記デジタル画像を備えるスライディングウィンドウにおいて作用することを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 9】

前記固有基底を更新するステップは、

帰納的特異値分解と逐次的カルーネン ロープアルゴリズムの適用とを備え、

標本平均の変動に適応する

ことを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

30

【請求項 10】

前記 2 つ以上のデジタル画像の画像空間を表現する初期固有基底を構築するステップをさらに備えることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 11】

前記動的モデルが、

アフィン変形による、線形の平行移動、回転、および拡大縮小を表現することを特徴とする請求項 10 に記載の方法。

【請求項 12】

前記観測モデルが、

確率的主成分分布を備え、

観測結果と前記固有基底との間の距離の正規成分を表現することを特徴とする請求項 10 に記載の方法。

40

【請求項 13】

前記推論モデルが、

前記デジタル画像セットの中の一対の連続する前記デジタル画像において作用する単純標本抽出法を備えることを特徴とする請求項 10 に記載の方法。

【請求項 14】

前記固有基底を更新するステップは、

50

帰納的特異値分解と逐次的カルーネン ロープアルゴリズムの適用とを備えることを特徴とする請求項 10 に記載の方法。

【請求項 15】

前記動的モデルが、
アフィン変形による、線形の平行移動、回転、拡大縮小、アスペクト比、および捩れを表現することを特徴とする請求項 10 に記載の方法。

【請求項 16】

前記観測モデルが、
確率的主成分分布を備え、
観測結果と前記固有基底との間の距離の正規直交成分を表現することを特徴とする請求項 10 に記載の方法。 10

【請求項 17】

前記推論モデルが、
前記デジタル画像セットの中の選択可能な数の連続する前記デジタル画像を備えるスライディングウィンドウにおいて作用することを特徴とする請求項 10 に記載の方法。

【請求項 18】

前記固有基底を更新するステップは、
帰納的特異値分解と逐次的カルーネン ロープアルゴリズムの適用とを備え、
標本平均の変動に適応する
ことを特徴とする請求項 10 に記載の方法。 20

【請求項 19】

デジタル画像セットの中の 2 つ以上のデジタル画像内におけるオブジェクトの位置を追跡するためのコンピュータシステムであって、

前記デジタル画像セットの中で第一の画像を表現する第一の画像ベクトルを受け取る手段と、

前記第一の画像ベクトルから前記オブジェクトの位置を決定する手段と、

動的モデルを前記第一の画像ベクトルに適用して、前記第一の画像ベクトルと前記デジタル画像セットの中で次に続く第二の画像を表現する第二の画像ベクトルとの間の前記オブジェクトの予想の動きを決定する手段と、

観測モデルを前記第一の画像ベクトルに適用して、前記第二の画像ベクトル内における前記オブジェクトの予想位置セットから前記第二の画像ベクトル内における前記オブジェクトの最も可能性の高い位置を決定する手段と、 30

推論モデルを前記動的モデルと前記観測モデルとに適用して、前記オブジェクトの最も可能性の高い位置を予測する手段と、

前記 2 つ以上のデジタル画像の画像空間を表現する固有基底を更新する手段と、を備えることを特徴とするシステム。

【請求項 20】

前記 2 つ以上のデジタル画像の画像空間を表現する初期固有基底を構築する手段をさらに備えることを特徴とする請求項 19 に記載のシステム。

【請求項 21】 40

デジタル画像セット内におけるオブジェクトの位置を追跡するための画像処理コンピュータシステムであって、

前記デジタル画像セットを表現するデータを受け取る入力部と、

前記入力部に接続され、前記デジタル画像セットを表現するデータを記憶する記憶装置と、

前記記憶装置に接続され、前記デジタル画像セットの 2 つ以上のデジタル画像を表現するデータを繰り返し取り出す処理部と、を備え、

前記処理部は、

動的モデルを前記 2 つ以上のデジタル画像の中の第一のデジタル画像に適用して、前記 2 つ以上のデジタル画像の中の第一のデジタル画像と前記 2 つ以上のデジタル画像の中の 50

次に続く第二のデジタル画像との間の前記オブジェクトの予想の動きを決定し、

観測モデルを前記第一のデジタル画像に適用して、前記第二のデジタル画像内における前記オブジェクトの予想位置セットから前記第二のデジタル画像内における前記オブジェクトの最も可能性の高い位置を決定し、

推論モデルを前記動的モデルと前記観測モデルとに適用して、前記第二のデジタル画像内におけるオブジェクトの最も可能性の高い位置を予測し、

前記2つ以上のデジタル画像の画像空間を表現する固有基底を更新することを特徴とする画像処理コンピュータシステム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

10

【0001】

関連出願への参照

本出願は、合衆国法律集(USC)35条§119(e)の下、米国仮特許出願第60/520,005号、「部分空間の逐次更新を伴う適応型確率的画像追跡(Adaptive Probabilistic Visual Tracking With Incremental Subspace Update)」に基づいて優先権を主張するものであり、この内容をすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

【0002】

本出願は、2003年11月6日に出願された米国特許出願第10/703,294号、「多様な照明条件におけるオブジェクトの外観のクラスタリング(Clustering Appearances of Objects Under Varying Illumination Conditions)」に関し、この内容をすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

20

【0003】

本出願は、2004年6月1日に出願された米国特許出願第10/858,878号、「オブジェクトを検出するための方法、装置、およびプログラム(Method, Apparatus and Program for Detecting an Object)」に関し、この内容をすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

【0004】

本発明は、一般的には、コンピュータビジョンの分野に関し、より詳細には、動画ビデオ内におけるオブジェクトの画像追跡に関する。

30

【背景技術】

【0005】

写真愛好家型のデジタルカメラから高性能コンピュータビジョンシステムに至るまで、デジタル画像は、日々の生活になくなくてはならない部分となっている高成長の技術である。最も基本的な定義によれば、デジタル画像とは、カメラやビデオカメラなどのデジタル画像装置によって撮影した被写体の画像のコンピュータ読み取り可能な表現である。コンピュータ読み取り可能な表現、すなわちデジタル画像としては、数多くの利用可能なグラフィック形式のうちの1つに従って、多数の画素、すなわちピクセルを画像ファイルまたはドキュメント中に配列したものがある。例えば、グラフィックファイル形式には、ビットマップ、GIF(Graphics Interchange Format)、JPEG(Joint Photographic Experts Group)形式などがあるが、これらに限定されるものではない。被写体は、画像化することができるものであれば何でもよく、例えば、写真として撮影されるものやビデオとして録画されるものなどがある。一般的に、被写体には、物体またはその物体の一部、人物またはその人物の一部、景色、動物などの場合がある。通常、被写体の画像は、その画像をある程度識別するための可視化条件を備える。画像化における可視化条件には、代表的なものとして、カメラとオブジェクトとの間の相対配向(すなわちポーズ)や、外光の下で画像を取得する場合の外光などがある。

40

【0006】

動画ビデオは、一般的に、一連の静止画像、すなわちフレームとして取得される。この動画ビデオを構成する一連のフレーム内においてあるオブジェクトに注目して位置を追跡

50

する機能は、特に関心を集めており有用であるが、この概念を一般的に画像追跡という。この応用例としては、時間の経過とともに変わるオブジェクトの位置や記述に注目して行う情報収集や、取得したオブジェクトの位置に基づいて特定の動作を実行するようマシンに指示することができるロボット技術などがあるが、これらに限定されるものでない。

【 0 0 0 7 】

全画像内においてオブジェクトや背景が動くため、画像追跡手法の設計は容易でない。従来のアルゴリズムでも、事前に観測したか否かに関わらず、短時間のスパンでしかも環境が適切に管理されていれば、オブジェクトを追跡することはできるかもしれない。しかしながら、オブジェクトの外観が大きく変化したり照明が多様に变化したりするため、これらのアルゴリズムでは、通常、オブジェクトの動きを観測し損ねたり、結局、深刻なドリフトが起きてしまったりする。このような状況は改善されたが、ほとんどの画像追跡アルゴリズムは、一般的に、オブジェクトは時間の経過とともに大きく変化しないことを前提として作用する。したがって、これらのアルゴリズムでは、例えばポーズや顔の表情の多様な変化などの外観の変化や、例えば照明の多様な変化などの環境の変化を考慮することなく、オブジェクトの静的モデルの初期化を行う。このような方法には、不安定になる傾向がある。

10

【 0 0 0 8 】

以上により、例えば、オブジェクト自体のポーズや形状が多様に变化する内因性変化だけでなく、例えば、カメラ方向、照明、または背景における外因性変化をも学習しこれらに適應するロバストな改良型画像追跡方法が必要である。

20

【 発明の開示 】

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 0 9 】

本発明によって、オブジェクトの記述の逐次更新を伴う画像追跡方法および画像追跡装置が提供される。この反復追跡アルゴリズムによれば、固有基底によって追跡するオブジェクトを表現する。動的モデルによって、連続するフレームにおいて予測した位置の近くにオブジェクトの予想位置を仮定する。そして、観測モデルによって、事後確率が最大になるオブジェクトの位置を推定し、これによって、現在の固有基底から最適に近似することができる予想位置を選択する。推論モデルでは、動的モデルおよび観測モデルを過去の複数のフレームに適用することによって、オブジェクトの次の位置を予測する。最後に、固有基底を更新することによってオブジェクトの外観の変化に適應するようにする。

30

【 課題を解決するための手段 】

【 0 0 1 0 】

本発明の1つの実施形態によれば、動的モデルでは、アフィン変形モデルを使ってオブジェクトの逐次的な動きを表現する。このモデルでは、複数の正規分布に従って、線形の平行移動、回転、および拡大縮小を、観測したそれぞれのフレームとオブジェクトの現在位置との関数として表現する。観測モデルでは、確率的主成分分布を利用して、現在観測した画像が現在の固有基底によって生成された確率を評価する。これについては、M. E. ティッピング (M. E. Tipping) および C. M. ビショップ (C. M. Bishop) 著、「確率的主成分解析 (Probabilistic principal component analysis)」王立統計学会ジャーナル (Journal of the Royal Statistical Society)、シリーズ B、61 (1999年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。推論モデルでは、一对の連続するフレームにおいて作用する単純標本抽出法を利用することによって、オブジェクトが存在する可能性が最も高い位置を効果的かつ効率的に推定する。逐次的カルーネン ロエーブ (Karhunen-Loeve) アルゴリズムを適用することによって固有基底を更新し、さらに、トレーニング情報を利用することができる場合は、オプションとして固有基底を初期化してもよい。

40

【 0 0 1 1 】

第二の実施形態は、逐次推論モデルが選択可能な数の連続するフレームを含むスライディングウィンドウにおいて作用するよう前記第一の実施形態を拡張したものである。動的

50

モデルでは、上記に加えアスペクト比および捩れ方向を含む6個のパラメータを表現する。観測モデルに関しては、観測結果と固有基底との間の距離の正規直交成分に適應するように拡張されている。最後に、固有基底モデルおよび更新アルゴリズムに関しては、正確な解を導くと同時に標本平均の変動に適應するように拡張されており、固有基底の初期化は不要である。

【0012】

本発明の他の実施形態によれば、デジタル画像を受け取る入力装置と、このデジタル画像セットを記憶する格納部または記憶部と、アイデンティティによる画像追跡アルゴリズムを実施する処理部とを備えるコンピュータシステムを含むシステムを提供する。

【0013】

上記の本発明の実施形態によって、効率的計算、ロバスト性、および安定性が促進される。さらに、これらによって、オブジェクトの追跡だけでなくオブジェクトの認識も行うことができる。実験によって、本発明の方法において、照明、ポーズ、および拡大縮小率が大きく変動しても、オブジェクトをリアルタイムで適切に追跡することができることを示す。

【0014】

本明細書に記載された特徴および優位点は、すべてを包括するものではなく、特に、当分野の通常の技術を有するものであれば、図面、明細書、および請求項を考察することによって、他にも多数の特徴および優位点があることを明確に理解するであろう。また、明細書で使用する用語は、主に読みやすくしたり理解しやすくしたりするために選ばれたものであり、本発明の主題を制限したり限定したりするために選ばれたものでないことに留意すべきである。

【0015】

本発明には他にも優位点や特徴があるが、これらについては、下記の添付図面と共に、後述の本発明の詳細な説明およびその後の請求項によって、より容易に明白になるであろう。

【発明を実施するための最良の形態】

【0016】

図面および以下の説明は、本発明の最良の実施形態に関する単なる例示にすぎない。以下の説明によって、本明細書で開示する構造と方法の代替の実施形態が、本発明の請求の範囲の趣旨を逸脱せずに利用することができる実行可能な代替手段として容易に認識されることに留意すべきである。

【0017】

次に、本発明のいくつかの実施形態について詳細に説明し、それらの実施例に関して添付図面で図解する。これらの図面において、実際に同様または類似の参照番号が使用される場合は、同様または類似の機能を示しうることに留意されたい。これらの図面は、単なる例示の目的のみで本発明の実施形態を示すものである。当業者であれば、以下の説明より、本明細書に記載した本発明の趣旨を逸脱しない限り、本明細書で例示した構造と方法に対する代替の実施形態を利用することができることを容易に理解するであろう。

【0018】

図1は、オブジェクトの追跡における問題を示す概略図である。各時間ステップ t において、画像領域、すなわちフレーム F_t が順次観測されるが、オブジェクトの位置 L_t は、観測されない、すなわち隠れた状態変数として扱われる。1つのフレームから次のフレームまでのオブジェクトの動きは、単に L_{t-1} における確率から導いたオブジェクトが L_t に現れる確率に基づいてモデル化される。すなわち、このモデルでは、現在の画像フレームを観測する前に決定するのと同様に、時間 t におけるオブジェクトの予想位置を表現する。この場合、オブジェクトが特定の予想位置に存在する尤度は、確率分布によって決定される。本目的は、事後確率によって最も可能性の高いオブジェクトの位置を決定することである。

【0019】

次に図2を参照すると、本発明の第一の実施形態が示される。ステップ206で、初期フレームベクトルを受け取る。このフレームベクトルは、1ピクセルにつき1つの要素を含む。各ピクセルは、明るさ、色などの記述を備える。ステップ212で、オブジェクトの初期位置を決定する。これは、手作業または自動的手段によって行うことができる。

【0020】

オブジェクトの位置を自動的に決定する方法の一例として、顔検出がある。顔検出の一つの実施形態については、米国特許出願第10/858,878号、「オブジェクトを検出する方法、装置、およびプログラム(Method, Apparatus and Program for Detecting an Object)」に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。この実施形態によって、1つの画像の中で注目するオブジェクトまたは領域を追跡する方法が分かる。

10

【0021】

ステップ218では、初期固有基底をオプションとして構築する。固有基底とは、オブジェクトを含むオブジェクトのクラスを数学的にコンパクトに表現したものである。例えば、異なる照明条件の下で取得された特定の人物の顔の画像セットに対して、 S が各画像のピクセル数である場合、多次元空間 R^S における1セットの線、すなわち固有ベクトルによって多面錐を定義することができる。そして、この多面錐によって、この1セットのベクトルをそれぞれ起こり得るまたは予想されるすべての照明条件下における人物の顔に対応付ける。また、多面錐を表現する固有基底は、 $M < S$ である場合、部分空間 R^M において定義することができる。人物の異なる対象部分に対応してこのような部分空間を複数個定義して、未確認の対象部分を含む画像への距離をそれぞれ計算することによって、この対象部分のアイデンティティを効率よく決定することができる。一般的に、同様の概念が、例えば、動物、自動車、幾何学的形状などを含む注目するオブジェクトの他のクラスにも適用される。

20

【0022】

図3に、注目するオブジェクトまたは同様のオブジェクトに関するトレーニング画像セットによって固有基底を初期化する処理を示す。初期化することによって固有基底が早く収束しうるが、簡略化のため、あるいはトレーニング画像を入手することができない場合、初期化を省略してもよい。ステップ312で、すべてのトレーニング画像についてヒストグラム補正を行う。ステップ318で、データから平均を引く。ステップ324で、所望の主成分を計算する。最後に、ステップ330で、固有基底を作成する。

30

【0023】

図2に戻って、ステップ224では、動的モデルを適用することによって、分布 $p(L_t | L_{t-1})$ に従い、現在のフレーム内における位置 L_t に基づいて、次のフレームにおけるオブジェクトの予想位置 L_{t+1} を予測する。図4では、これについて、現在のフレーム410における位置および次のフレーム420(i)における予想位置を示すことによって概念的に表している。すなわち、この動的モデルによって与えられる確率分布とは、それぞれのフレームおよび画像領域を観測する前に、時間 t においてオブジェクトが存在する可能性のある位置についての予想をコード化したものである。

【0024】

この動的モデル224によると、時間 t におけるオブジェクトの位置 L_t は、相似変換の4つのパラメータ、すなわち x および y における平行移動に関する x_t および y_t と、回転に関する r_t と、拡大縮小に関する s_t とを使って表現される。この変換によって画像は変形し、対象ウィンドウは、追跡するオブジェクトの境界に対応して、座標 $(0, 0)$ を中心とする適切な幅と高さの長方形に配置される。この変形は、画像領域 F およびオブジェクトの位置 L の関数、すなわち $w(F, L)$ として作用する。

40

【0025】

動的モデル224の初期化では、各パラメータが所定の位置 L_0 の周りで正規分布に従って独立して分布すると仮定する。すなわち、

【数 1】

$$p(L_t | L_0) = N(x_1; x_0, \sigma_x^2) N(y_1; y_0, \sigma_y^2) N(r_1; r_0, \sigma_r^2) N(s_1; s_0, \sigma_s^2) \quad (1)$$

ここで、 $N(z; \mu, \sigma^2)$ は、平均を μ 、分散を σ^2 とした場合のデータ点 z に対する正規分布関数の評価を示す。

【0026】

図2に戻って、ステップ230で、画像観測モデルを次に適用する。固有基底を使用してオブジェクトの外観をモデル化することから、観測モデルによって、現在観測した画像が現在の固有基底から生成される確率を評価する。確率的成分分布（センシブルPCAとしても知られる）を、このモデルのベースとして利用することもできる。これについては、S. ロウエイズ (S. Roweis) 著、「PCAおよびSPCAのためのEMアルゴリズム (EM algorithms for PCA and SPCA)」ニューラル情報処理システムの進歩 (Advances in Neural Information Processing Systems)、M. I. ジョーダン (M. I. Jordan)、(M. J. カーンズ (M. J. Kearns)、およびS. A. ソラ (S. A. Solla) 編集、10、MIT出版 (MIT Press) (1997年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。このモデルでは、位置 L_t が与えられた場合、固有基底からオブジェクトの外観を抽出して L_t に挿入することによって、観測した画像領域が生成されたと仮定する。ロウエイズ (Roweis) の著書によれば、図5で概念的に示すように、固有基底 B および平均 μ が与えられた場合、データ z を観測する確率は、 $N(z; \mu, BB^T + I)$ である。ここで、 I の項は、観測の過程で現れる加法的ガウス雑音の共分散に対応する。このような雑音は、例えば、データの量子化、ビデオセンサーにおけるエラー、または熱の影響から生じる場合がある。 I を限りなく0に近づけた場合、 $N(z; \mu, BB^T + I)$ は、 z と線形部分空間 B との間の平方距離 $\| (z - \mu) - BB^T (z - \mu) \|^2$ の負の指数関数に比例する。

【0027】

図2を再び参照すると、推論モデル236を次に適用して、オブジェクトの位置を予測する。図1の確率モデルによると、 L_t は決して直接観測されることがないので、各時間ステップにおける分布 $P(L_t | F_t, F_{t-1}, \dots, F_1, L_0)$ を計算しなければ、完全なベイズの推論を行うことができない。残念ながら、この分布は閉じた形で計算することはできない。代わりに、等式1と同じ形式の正規分布を使用することによって、 $p(L_t | F_t, l_{t-1}^*)$ が最大になる位置 l_t^* の周りで近似する。ベイズの公式を使用して観測結果を事前予想と統合すると、事後確率で最も可能性の高いオブジェクトの位置は、

【数 2】

$$p(L_t | F_t, L_{t-1}) \propto p(F_t | L_t) p(L_t | L_{t-1})$$

が最大になる位置 l_t^* であるという結論が導かれる。

【0028】

単純抽出法を使用することによって、 l_t^* の近似値を効率的かつ効果的に計算することができる。具体的には、前の $p(L_t | l_{t-1}^*)$ から多数の標本位置を抽出する。各標本 l_s について、事後確率 $p_s = p(l_s | F_t, l_{t-1}^*)$ を計算する。 p_s は単純に確率的PCA分布に基づく l_s の尤度であり、 l_s が抽出された確率で掛け、すべての標本にまたがって一定である正規化因子は考慮しない。最後に、事後確率が最大となる標本を近似値 l_t^* として選択する。すなわち、

【数 3】

$$l_t^* = \operatorname{arg\,max}_x p(l_s | F_t, l_{t-1}^*) \quad (2)$$

この方法には、1個のパラメータ、すなわち標本の個数を使って、速度と追跡精度とのトレードオフを制御することができるという優位な特性がある。

【0029】

10

20

30

40

50

オブジェクトのモデルを逐次更新するため、観測の確率分布は時間の経過に対して一定でない。ベイズの定理に反するが、むしろ、新しい観測を使用して分布を更新する。初期固有基底 w_{t-1} と新しい外観 $w_t = w(F_{t-1}, l_{t-1}^*)$ が与えられた場合、新しい基底 w_t は、逐次的カルーネンロエーブ (K-L) アルゴリズムを使用して下記のように計算される。これについては、A. レヴィ (A. Levy) および M. リンデンバウム (M. Lindenbaum) 著、「逐次的カルーネンロエーブ法による抽出とその画像への応用 (Sequential Karhunen-Loeve basis extraction and its application to images)」IEEE、画像処理におけるトランザクション (Transactions on Image Processing)、9 (2000年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。 $p(F_t | L_t)$ を計算する時は、新しい基底を使用する。代わりに、下記のように、確率的PCAモデルの平均をオンラインで更新することができる。

10

【0030】

手動による初期化や高度なオブジェクト検知アルゴリズムを適用することもできるが、こうして説明した標本抽出法には、柔軟性があり、最初のフレームにおけるオブジェクトの位置を自動的に特定するために利用することができる。画像全体にわたる広範囲の事前予想 (例えば、より大きい共分散行列またはより大きい標準偏差を有するガウス分布) を指定し、十分な標本を抽出することによって、現在の分布および初期固有基底を使って最高の感度でオブジェクトの位置を特定することができる。

【0031】

オブジェクトの外観や照明が時間と共に変化する場合があるため、さらに、オブジェクトを表現するのに固有基底を使用するため、時変共分散行列によって固有基底を絶えず更新することが重要である。これについては、図2のステップ242で示す。この問題に関しては、信号処理学会で研究され、帰納的アルゴリズム形式による効率的な計算技術がいくつか提案された。これについては、B. シャンペイン (B. Champagne) および Q. G. リュウ (Q. G. Liu) 著、「部分空間を効率的に追跡するための平面回転に基づくEVD更新方式 (Plane rotation-based EVD updating schemes for efficient subspace tracking)」IEEE、信号処理におけるトランザクション (Transactions on Signal Processing) 46 (1998年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。本実施形態では、上で引用したレヴィ (Levy) およびリンデンバウム (Lindenbaum) の著書に記載されるように、効率的な改良型逐次的カルーネンロエーブアルゴリズムを利用して固有基底を更新する。次に、これは、標準的なR-SVD法に基づいている。これについては、G. H. ゴールブ (G. H. Golub) および C. F. ヴァンローン (C. F. Van Loan) 著、「行列計算 (Matrix Computations)」ジョンズホプキンス大学出版 (The Johns Hopkins University Press) (1996年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

20

30

【0032】

各列ベクトルが観測結果 (例えば、画像) であるデータ $M \times P$ 行列 X のSVDを $X = UV^T$ とする。R-SVDアルゴリズムによって、より大きな行列 $X^* = (X | E)$ のSVDを実行する以下のような効率的な方法が与えられる。ここで、Eは、K個の追加された観測結果 (例えば、入ってくる画像) より構成される $M \times K$ 行列である。

40

【数4】

1. $(U | E)$ に正規直交化処理（例えば、グラムシュミット（Gram-Schmidt）アルゴリズム）を行い、正規直交行列 $U' = (U | \tilde{E})$ を求める。

2. I_K が K 次元単位行列である場合、行列 $V' = \begin{pmatrix} V & 0 \\ 0 & I_K \end{pmatrix}$ を形成する。

3. $\Sigma = U^T X V$ および $\tilde{E}^T X V = 0$ であるので、

$$\Sigma' = U'^T X^* V' = \begin{pmatrix} U^T \\ E^T \end{pmatrix} (X | E) \begin{pmatrix} V & 0 \\ 0 & I_K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} U^T X V & U^T E \\ E^T X V & E^T E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Sigma & U^T E \\ 0 & E^T E \end{pmatrix}$$

とする。 Σ' の右から K 個の列が新しい画像ベクトルであり、 U' の列で張られた更新後の正規直交性の基底で表現されることに留意されたい。

4. $\Sigma' = \tilde{U} \tilde{\Sigma} \tilde{V}^T$ の SVD と X^* の SVD とを次のように計算する。

$$X^* = U (\tilde{U} \tilde{\Sigma} \tilde{V}^T) V^T = (U \tilde{U}) \tilde{\Sigma} (\tilde{V}^T V^T) \quad (3)$$

【0033】

正規直交特性およびブロック構造を利用することによって、より小さな行列 U' 、 V' 、 Σ' とより小さな行列 X^* の SVD とを使って、 X^* の SVD を効率的に計算することができる。

【0034】

上で引用したレヴィ（Levy）の著書に記載されるように、新しいデータが到着したとき、R-SVD法に基づき、さらに、逐次的カルーネンローブアルゴリズムを使って低い次元の部分空間への近似を行い、少数の固有ベクトルのみ保持する。

【0035】

図2を再び参照すると、最初の固有基底の更新後、ステップ248およびステップ256を含むループ制御によって、動的モデル224、観測モデル230、推論モデル236、および固有基底の更新242を次のフレームに適用し、最後のフレームの処理が完了するまで繰り返す。

【0036】

この実施形態には、ステップ212で固有基底を初期化するか否かに関係なく実施することができるという柔軟性がある。オブジェクトのトレーニング画像を入手し適切に処理することができる場合、追跡の開始時に使用可能な固有基底を構築することができる。しかしながら、トレーニング画像を入手することができない場合もあるため、最初のフレームにおいてオブジェクトの位置を特定すれば、このアルゴリズムによって入ってくる画像から固有基底を漸次構築し更新することができる。

【0037】

本画像追跡アルゴリズムの第二の実施形態によれば、追跡を開始する前、オブジェクトのトレーニング画像を全く必要としない。すなわち、本方法では、対象領域を初期化した後、低い次元の固有空間表現をオンラインで学習し逐次更新する。さらに、本方法では、粒子フィルタを利用するため、時間の経過とともに標本分布が広がる。そして、更新を伴う固有空間モデルに基づいて、有効な尤度推定関数が導かれる。また、新しいデータが到着した時、R-SVDアルゴリズムによって標本平均および固有基底をととも更新する。最後に、本方法では、雑音データまたは部分的なオクルージョンが発生した場合、尤度推定法に関してロバスト誤差ノルムを利用するため、正確でロバストな追跡結果が得られる。

【0038】

図2を再び参照すると、本方法によれば、ステップ206で初期フレームベクトルを受け取り、ステップ212でオブジェクトの初期位置を確定する。しかしながら、ステップ218で固有基底を初期化しないため、演繹的記述を利用することができないオブジェクトの追跡を有利に行うことができる。以下に述べるように、オブジェクトの追跡処理中、

固有基底をオンラインで学習して更新する。

【 0 0 3 9 】

本実施形態では、動的モデル 2 2 4 は、2つの連続するフレーム間のオブジェクトの動きを近似するアフィン画像変形アルゴリズムとして実施する。

【数 5】

状態変数 \mathbf{X}_t は、オブジェクトの時間 t におけるアフィン動きパラメータ、すなわち位置を表す。特に、6つのパラメータによって、追跡するオブジェクトの \mathbf{X}_{t-1} から \mathbf{X}_t までの状態遷移をモデル化する。 $x_t, y_t, \theta_t, s_t, \alpha_t, \phi_t$ が時間 t における $x-y$ 平行移動、回転角、拡大縮小比率、アスペクト比、および振れ方向を示す場合、 $\mathbf{X}_t = (x_t, y_t, \theta_t, s_t, \alpha_t, \phi_t)$ とする。 \mathbf{X}_t の各パラメータは、ガウス分布によって \mathbf{X}_{t-1} の対応するパラメータの周りで独立してモデル化される。すなわち、 $p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{X}_t; \mathbf{X}_{t-1}, \Psi)$ である。ここで、 Ψ は、各要素が対応するアフィンパラメータの分散、すなわち $\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_\theta^2, \sigma_s^2, \sigma_\alpha^2, \sigma_\phi^2$ となる対角共分散行列である。

10

【 0 0 4 0 】

本実施形態によれば、観測モデル 2 3 0 において、主成分分析の確率的解釈が行われる。これについては、M. E. ティッピング (M. E. Tipping) および C. M. ビショップ (C. M. Bishop) 著、「確率的な主成分解析 (Probabilistic principal component analysis)」王立統計学会ジャーナル (Journal of the Royal Statistical Society)、シリーズ B、61 (3) (1999 年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

20

【数 6】

図 6 で示すように、このモデルでは、 \mathbf{X}_t によって表されるオブジェクトが与えられた場合、観測した画像 \mathbf{I}_t が U で張られた μ を中心とする部分空間から生成されたと仮定する。

オブジェクトの標本がこの部分空間から生成された確率は、標本から基準点、すなわち部分空間の中心 μ までの距離 d に反比例する。この距離は、部分空間までの距離 d_t と、射影された標本から部分空間の中心までの部分空間内における距離 d_w とに分解することができる。この距離の公式は、正規直交部分空間とその補空間とに基づいており、同様の趣旨が、B. モガダム (B. Moghaddam) および A. ペントランド (A. Pentland) 著、「オブジェクトを認識するための確率的画像学習 (Probabilistic visual learning for object recognition)」IEEE、パターン解析および機械知能におけるトランザクション (Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence)、19 (7) (1997 年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

30

【 0 0 4 1 】

標本が部分空間 U から生成された確率

【数 7】

$p_{d_t}(\mathbf{I}_t | \mathbf{X}_t)$ は、ガウス分布 $p_{d_t}(\mathbf{I}_t | \mathbf{X}_t) = \mathcal{N}(\mathbf{I}_t; \mu, UU^T + \varepsilon \mathbf{I})$

40

によって規定される。ここで、 \mathbf{I} は単位行列、 μ は平均であり、 \mathbf{I} は観測過程における加法性ガウス雑音に対応する。上で引用したロウエイズ (Roweis) の著書に記載されるように、

【数 8】

\mathbf{I}_t から U で張られた部分空間までの距離の負の指数関数、すなわち $\exp(-\|(\mathbf{I}_t - \mu) - UU^T(\mathbf{I}_t - \mu)\|^2)$ は、 ε を限りなく 0 に近づけたとき、 $p_{d_t}(\mathbf{I}_t | \mathbf{X}_t) = \mathcal{N}(\mathbf{I}_t; \mu, UU^T + \varepsilon \mathbf{I})$ に比例する。

【 0 0 4 2 】

部分空間内では、次のように、平均からのマハラノビス距離 (Mahalanobis distance)

50

によって射影された標本の尤度をモデル化することができる。

【数 9】

$$p_{d_t}(I_t | X_t) = \mathcal{N}(I_t; \mu, U\Sigma^{-2}U^T)$$

ここで、 μ は部分空間の中心であり、 U は U の列に対応する特異値の行列である。

【0043】

上記を組み合わせると、標本が部分空間から生成される尤度は、次のように規定することができる。

【数 10】

$$p(I_t | X_t) = p_{d_t}(I_t | X_t) p_{d_w}(I_t | X_t) = \mathcal{N}(I_t; \mu, UU^T + \epsilon I) \mathcal{N}(I_t; \mu, U\Sigma^{-2}U^T) \quad (3)$$

10

【0044】

【数 11】

抽出した標本 X_t とそれに対応する画像領域 I_t が与えられた場合、本実施形態の観測モデルでは、(3) を使って $p(I_t | X_t)$ を計算する。雑音を含むピクセルの影響を最小限にするため、ユークリッドノルム $d(x) = \|x\|^2$ の代わりにロバスト誤差ノルム

$$\rho(x, \sigma) = \frac{x^2}{\sigma^2 + x^2}$$

を使用することによって、「アウトライア」ピクセル、例えば、現在の固有空間が与えられた場合に対象領域中に現れる可能性の低いピクセルを無視することができる。これについては、M. J. Black (M. J. Black) および A. D. Jepson (A. D. Jepson) 著、「固有追跡：映像に基づく表現による接続するオブジェクトのロバストマッチングおよびロバスト追跡 (Eigenttracking: Robust matching and tracking of articulated objects using view-based representation)」コンピュータビジョンに関する欧州会議の議事録 (Proceedings of European Conference on Computer Vision) (1996年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。ブラック (Black) およびジェプソン (Jepson) の著書で使用するのと同様の方法を適用することによって、 d_t および d_w を計算する。特に、オブジェクトを囲むために使用される長方形領域の中に「雑音」を含む背景ピクセルがいくつか不可避免的に存在する場合、このロバスト誤差ノルムは有用である。

20

30

【0045】

図2を再び参照すると、推論モデル236を次に適用する。

【数 12】

本実施形態によれば、観測した画像セット $I_t = \{I_1, \dots, I_t\}$ が与えられた場合、隠れた状態変数 X_t の値を推定する。ベイズの定理を使用すると、

$$p(X_t | I_t) \propto p(I_t | X_t) \int p(X_t | X_{t-1}) : p(X_{t-1} | I_{t-1}) dX_{t-1}$$

【0046】

【数 13】

I_t を観測する X_t の尤度と2つの状態間の動的モデル $p(X_t | X_{t-1})$ とを推定する場合、追跡処理は、観測モデル $p(I_t | X_t)$ によって規定される。

40

圧縮アルゴリズム (Condensation algorithm) では、係数サンプリング (factored sampling) に基づいて推計学的に生成した重み付きの標本セットを使って、観測結果の任意の分布を近似する。これについては、M. アイサード (M. Isard) および A. ブレイク (A. Blake) 著、「条件付密度の推計学的広がりによる輪郭追跡 (Contour tracking by stochastic propagation of conditional density)」コンピュータビジョンに関する第4回欧州会議の議事録 (Proceedings of European Conference on Computer Vision)、第2巻 (1996年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組

50

み込むものとする。本実施形態によれば、推論モデルにおいては、圧縮アルゴリズムの改良型を使用することによって時間の経過とともに漸進的に変化するオブジェクトの位置に関する分布をモデル化する。すなわち、本実施形態は、時間の経過とともに情報を統合していくベイズ法である。

【 0 0 4 7 】

図 2 を再び参照すると、ステップ 2 4 2 で次に固有基底を更新する。本実施形態では、次のフレームが到着するに従って平均の変動に適応していく。従来の方でもこれを遂行することができるかもしれないが、1 回の更新につき 1 つのデータにしか適応しないため、近似結果しか得られない。本実施形態では、固有基底を更新する毎に複数のデータを処理するため正確な解が得られるという優位性がある。これについては、P. ホール (P. Hall)、D. マーシャル (D. Marshall)、および R. マーティン (R. Martin) 著、「クラス分類のための逐次固有解析 (Incremental Eigenanalysis for classification)」英国マシンビジョン会議の議事録 (Proceedings of British Machine Vision Conference) (1998 年) に記載されており、これをすべて参照することによって本明細書中に組み込むものとする。

【 数 1 4 】

d 次元の画像ベクトルの列 I_i が与えられた場合、

$$\mathcal{I}_p = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}, \quad \mathcal{I}_q = \{I_{n+1}, I_{n+2}, \dots, I_{n+m}\}, \quad \text{および } \mathcal{I}_r = (\mathcal{I}_p | \mathcal{I}_q) \quad \text{とする。}$$

【 0 0 4 8 】

【 数 1 5 】

既存のデータ \mathcal{I}_p に関して平均 \bar{I}_p および SVD、すなわち $U_p \Sigma_p V_p^T$ と、新しいデータ \mathcal{I}_q に関して同等のものが与えられた場合、 \mathcal{I}_r に関する平均 \bar{I}_r および SVD、すなわち $U_r \Sigma_r V_r^T$ は、以下のように第一の実施形態の方法を拡張することによって容易に計算することができる。

1. $\bar{I}_r = \frac{n}{n+m} \bar{I}_p + \frac{m}{n+m} \bar{I}_q$ と、 $\tilde{E} = \left(\mathcal{I}_q - \bar{I}_r \mathbf{1}_{(1,m)} \middle| \sqrt{\frac{nm}{n+m}} (\bar{I}_p - \bar{I}_r) \right)$ とを計算する。
2. $U_p \Sigma_p V_p^T$ および \tilde{E} を使って R-SVD を計算し、 $U_r \Sigma_r V_r^T$ を求める。

多数の画像追跡アプリケーションにおいて、より最新の観測により大きな重みを付けたり、あるいは、同様の意味で以前の観測の影響の重みを減らしたりすることによって、さらに、画像データを低い次元で近似することができる。例えば、オブジェクトの外観が漸次変化するとき、最新の観測結果の方がオブジェクトの現在の外観に類似する可能性が高いので、固有基底を更新する際に最新の観測結果により大きな重みを付けてもよい。上で引用したレヴィ (Levy) およびリンデンバウム (Lindenbaum) の著書で提唱されるように、この前提の下で忘却係数 f を使用することができる。すなわち、 A が元のデータ行列で、 A' が重み付きのデータ行列である場合、 $A' = (f A | E) = (U(f) | V | E)$ である。

【 0 0 4 9 】

次に、図 7 を参照すると、本発明の 1 つの実施形態に係るシステムが示される。コンピュータシステム 7 0 0 は、入力部 7 1 0 と、記憶装置 7 1 4 と、処理部 7 1 6 と、出力部 7 1 8 とを備える。1 つの代替の実施形態では、画像処理部 7 1 2 は、主処理部 7 1 6 の一部であってもよいし、デジタル画像を好ましい画像形式へ事前にフォーマットする専用装置であってもよい。同様に、記憶装置 7 1 4 は、スタンドアロンの記憶装置 (例えば、ランダムアクセスメモリチップやフラッシュメモリなど) であってもよいし、処理部 7 1 6 を伴うオンチップメモリ (例えば、キャッシュメモリ) であってもよい。同様に、コンピュータシステム 7 0 0 は、サーバやパーソナルコンピュータなどのスタンドアロンシステムであってもよい。あるいは、コンピュータシステム 7 0 0 は、例えば、視覚システムを持つロボット (例えば、日本の東京に所在する本田技研工業株式会社の最新ヒト型ロボ

10

20

30

40

50

ットASIMO(登録商標)やセキュリティシステム(例えば、空港セキュリティシステム)などのより大規模なシステムの一部であってもよい。

【0050】

本実施形態によれば、コンピュータシステム700は、デジタル画像Iを受け取る入力部710を備える。デジタル画像Iは、例えば、デジタルカメラ701a(例えば、ロボットの目)、ビデオシステム701b(例えば、有線テレビ)、イメージスキャナなどの画像装置701から直接受け取ることができる。あるいは、この入力部は、例えば、画像データベース、他の視覚システム、インターネットサーバなどの他のネットワークシステムからデジタル画像を受け取るネットワークインタフェースであってもよい。ネットワークインタフェースは、USB、RS-232シリアルポート、イーサネット(登録商標)カードなどの有線インタフェースであってもよいし、例えば、ブルートゥース、WiFi(登録商標)、IEEE802.11などの無線プロトコルを使用する無線インタフェースモジュールであってもよい。

10

【0051】

画像処理部712はオプションであり、処理部716の一部であってもよいし、システム700の専用構成部品であってもよい。画像処理部712を使用して、入力部710を介して受け取ったデジタル画像Iを前処理することによって、処理部716が処理するのに好ましい形式に変換することができる。例えば、入力部710を介して受け取るデジタル画像Iがデジタルカメラ710aからJPEG形式で入ってきて、処理部がラスト画像データにおいて作用するよう構成されている場合、画像処理部712を使用してJPEG形式からラスト画像データに変換することができる。

20

【0052】

デジタル画像Iは、画像処理部712を使用する場合は一旦好ましい画像形式にして、記憶装置714に記憶し、処理部716によって処理する。処理部716は、命令セットを利用するが、この命令セットが実行されると、例えば、動的モデルや固有基底の更新などの本発明に係る1つまたは複数の方法を実施する。処理部716は、命令セットを実行する間に、記憶装置714にアクセスし、そこに記憶された画像データに対して本発明の方法による処理を行う。

【0053】

処理部716は、入力画像I内におけるオブジェクトの位置を追跡し、追跡したオブジェクトのアイデンティティおよび位置を出力部718を介して外部のデバイス725(例えば、データベース725a、ネットワーク構成要素、すなわちサーバ725b、ディスプレイ725cなど)に出力する。入力部と同様、出力部718は、有線であってもよいし、無線であってもよい。出力部718は、格納装置インタフェース(例えば、ハードドライブまたは光学ドライブのドライバー)、ネットワークインタフェース装置(例えば、イーサネット(登録商標)インターフェースカードまたは無線ネットワークカードなど)、またはディスプレイドライバ(例えば、グラフィックスカードなど)でもよいし、あるいは、他の同様の装置でオブジェクトのアイデンティティおよび/または位置を出力する装置であればいかなる装置でもよい。

30

【0054】

画像追跡アルゴリズムの性能を評価するため、屋内環境および屋外環境における異なる照明条件の下、オブジェクトのポーズを変えてビデオを記録した。各ビデオは、一連の320×240ピクセルのグレイスケール画像を備え、15フレーム/秒で記録された。固有空間を表現するため、それぞれの対象画像領域を32×32パッチにリサイズし、全実験で使用する固有ベクトルの数を16に設定したが、より少ない固有ベクトルでも十分に作用しうる。追跡アルゴリズムは、MATLABでMEXを利用して実施し、200粒子位置まで可能な標準的コンピュータ上で4フレーム/秒で実行した。

40

【0055】

図8では、異なるポーズ、拡大縮小比率、および照明条件の下で動く動物の人形を収録した一連の画像について、情報を抜粋して9個のパネルに示す。各パネル内において、一

50

番上の画像が取得したフレームである。左上端にフレーム番号を示し、重なり合う長方形は、オブジェクトの予想位置を表す。各パネルの2列目の画像は、それぞれ、現在の標本平均、追跡画像領域、平均および固有基底に基づく再構築画像、および再構築誤差を示す。3列目および4列目には、大きい方から10個の固有ベクトルを示す。固有基底はすべて、トレーニング画像を利用することなく自動的に構築され、オブジェクトの外観が変わるにつれて常時更新されそのオブジェクトをモデル化している。カメラの動きが大きく、フレーム率が低く、ポーズが著しく変化し、背景が乱雑で、しかも照明が多様に変動するにもかかわらず、追跡アルゴリズムは、安定してオブジェクトを捕らえている。また、長方形の標本ウィンドウ内に雑音の入った背景ピクセルが存在するにもかかわらず、固有基底および再構築画像で示されるように、本アルゴリズムによってオブジェクトの外観を忠実にモデル化している。

10

【0056】

本発明の優位点としては、内因性的変化だけでなく外因性的変化に対しても学習したり順応したりする方法に基づいて、効率的で、ロバストで、しかも安定的に動画ビデオ内のオブジェクトを追跡することができるという点がある。この追跡法は、1つまたは複数の初期トレーニング画像を利用することもできるが、トレーニング画像を入手することができない場合でも実行することができる。また、本発明によって、オブジェクトの追跡だけでなくオブジェクトの認識も行うことができる。実験で検証することによって、本発明の方法を使って、照明、ポーズ、および拡大縮小比率が大きく変動してもリアルタイムで適切にオブジェクトを追跡することができることを示した。

20

【0057】

当業者であれば、本開示を読むことによって、開示した本発明の原理を介してオブジェクトの画像追跡を行う方法および装置に関する他の代替の構成設計や機能設計を高く評価するであろう。以上、本発明の特定の実施例と適用例について図解し説明したが、本発明が本明細書で開示された厳密な構成および構成要素に限定されるものでなく、また、本明細書に記載された本発明の方法および装置の配置、処理、および詳細において、後述の請求の範囲において定義される本発明の趣旨と範囲を逸脱しない限り、当業者にとって明白な改変、変更、および変形を多様に行うことができることを理解するであろう。

【図面の簡単な説明】**【0058】**

【図1】画像追跡の概念の概略図である。

【図2】画像追跡のアルゴリズム全体を示す図である。

【図3】本発明の1つの実施形態に係る固有基底の初期化を行うためのアルゴリズムを示す図である。

【図4】本発明の1つの実施形態に係る動的モデルの概念図である。

【図5】本発明の1つの実施形態に係る部分空間までの距離の観測モデルの概念図である。

【図6】本発明の1つの実施形態に係る平均までの距離の観測モデルの概念図である。

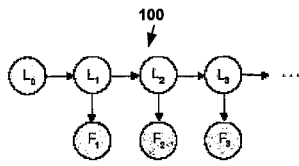
【図7】本発明の1つの実施形態に係るコンピュータによるシステムを示す図である。

【図8】本発明の1つの実施形態を適用した実験の結果を示す図である。

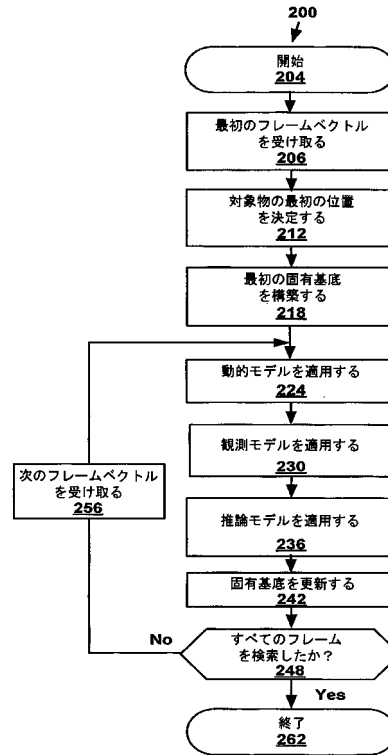
30

40

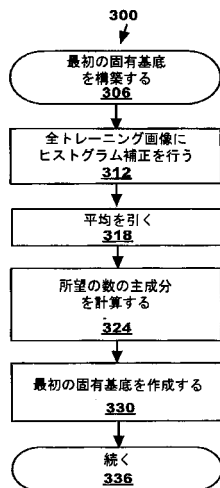
【 図 1 】



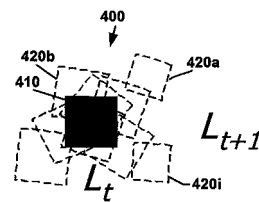
【 図 2 】



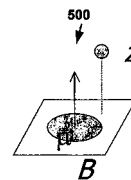
【 図 3 】



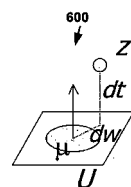
【 図 4 】



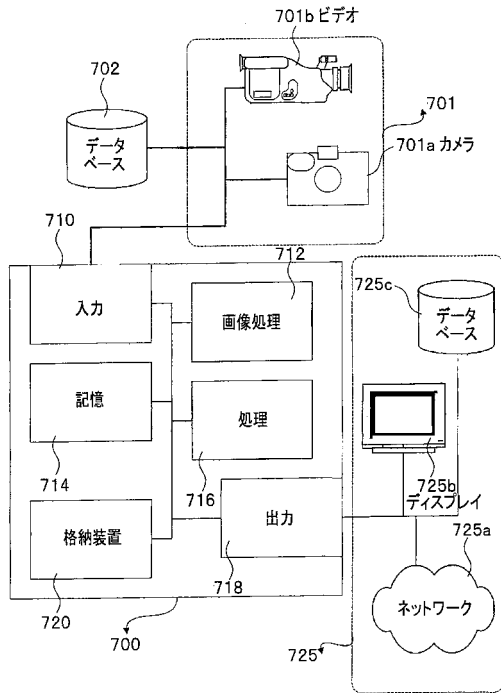
【 図 5 】



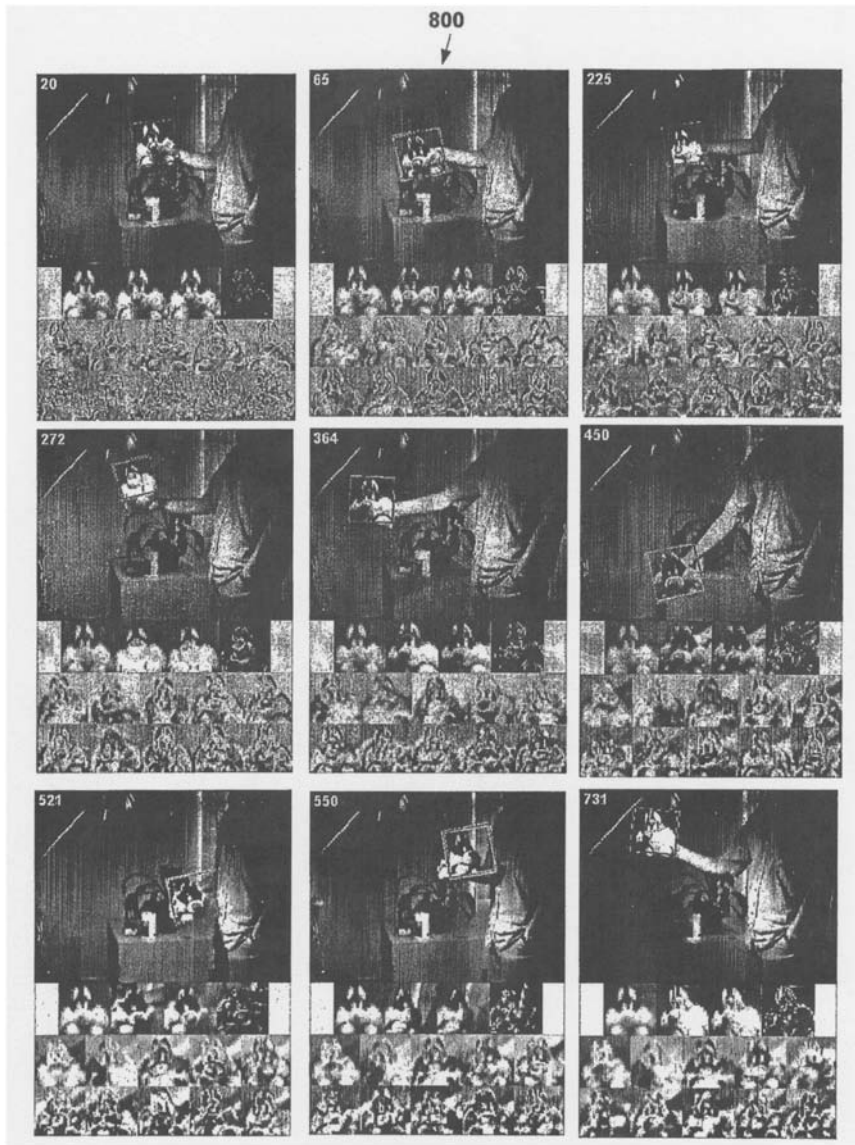
【 図 6 】



【図7】



【 図 8 】



フロントページの続き

(72)発明者 リン ジョンウ

アメリカ合衆国、カリフォルニア州 92093-0114、ラホイヤ、ギルマンドライブ 9500、ユーシーエスディ/シーエスイー - 3132 エイビーアンドエム、デパートメント 0114

(72)発明者 ロス デイビッド

カナダ国、オンタリオ州 エム2エヌ 7シー4、トロント、ピークロフトロード 506-151

(72)発明者 リン リュエイスン

アメリカ合衆国、イリノイ州 61801、アバナ、エヌ・マッシューズアベニュー 405、ユニバーシティ オブ イリノイ、ベックマン インスティテュート 1514

審査官 松尾 俊介

(56)参考文献 特開2005-099903(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G06T 7/00~7/60

H04N 5/262