

多視点観測に基づく複数物体の 相互オクルージョン解析と逐次状態推定

大塚 和 弘[†] 武川 直 樹[†]

多視点の観測情報に基づく複数物体の追跡のために、物体間の相互オクルージョンの解析と、物体の位置・姿勢などの状態の逐次推定を行う新しい枠組みを示す。本論文では、2次元平面上を運動する2次元物体を対象とし、各視点における視角の集合を観測情報とする。ここで視角とは、視点から物体と背景の境界に伸ばした半直線で囲まれた領域であると定義する。視角の辺と物体との接触関係に基づき、相互オクルージョンの空間的な構造とその不確定性を陽に記述する方法を提案する。さらに、複数物体の追跡の問題をオクルージョンの空間的な構造についての多重仮説の生成・検証、および、物体状態の事後確率分布の推定の問題に分解し、2重構造を持つ再帰的ベイズ推定法として定式化する。これにより、オクルージョンに起因する物体の配置や状態の不確定性が推定ができ、その予測と更新によって、多様にオクルージョンが変化する状況においても、安定した物体追跡が実現される。実験により、一時的にすべての視点から見て物体が隠蔽されるような重度のオクルージョンに対して、提案した枠組みが有効に機能することを確認する。

Mutual Occlusion Analysis and Sequential State Estimation of Multiple Objects Based on Multi-view Observation

KAZUHIRO OTSUKA[†] and NAOKI MUKAWA[†]

A novel framework for tracking multiple objects in multi-view observation is presented that combines mutual occlusion analysis between objects and sequential estimation of object state including position and posture. This paper models the multi-view observation process of 2-D objects on 2-D plane as a set of visual angles at each viewpoint. The visual angle is defined as a region bounded by two rays that start from a viewpoint and touch both ends of the object(s) as seen from the viewpoint. A spatial structure of mutual occlusions is explicitly described as tangency combination between the objects and the edges of the visual angles. The problem of multiple object tracking is then formulated as recursive Bayesian estimation consisting of hypothesis generation/testing of the occlusion structure and the estimation of posterior probability distribution for object states. The proposed framework can estimate the occlusion-caused uncertainty of object states and configurations, and realizes stable tracking in the face of various changing occlusion conditions. Experiments show the effectiveness of the framework even in the event of temporary total occlusion from all views.

1. はじめに

オクルージョンとは、物体の表面から反射または発せられた光が、他の物体表面によって妨げられることにより生じる現象である。ある視点から見て複数の物体間にオクルージョンが生じる場合、観測画像上において物体の重なりや観測情報の欠落が発生する。この影響により、画像情報に基づいて複数物体の追跡(トラッキング)を行う場合、追跡中の物体を見失ったり、

また、異なる物体と入れ替わったりという深刻な問題が生じる。そのため、これらオクルージョンに起因する問題の解決は、複数物体の追跡の分野においてきわめて重要な課題であると考えられている。

本論文では、この複数物体の追跡の問題に焦点を当て、オクルージョンに対してロバストな追跡の実現のために、多視点観測に基づいた物体間の相互オクルージョンの解析と、物体の位置・姿勢などの状態の逐次推定を行う方法の枠組みを示す。ここでは相互オクルージョンとは、ある視点から見て前方の物体が後方の物体の一部、または、全部を隠蔽する現象と定義する。なお、本論文においては、関節物体に生じるセルフ・オクルージョンは対象外とする。

[†] NTT コミュニケーション科学基礎研究所
NTT Communication Science Laboratories
現在、東京電機大学
Presently with Tokyo Denki University

従来、単一視点観測に基づく物体追跡法におけるオクルージョン対策として、オクルージョンが発生している時間の前後において、追跡対象の時間的な対応付けを行うアプローチが一般的に用いられている^{1),2)}。このアプローチにおいて、対象間の対応付けは、色や形状の一貫性、運動の連続性などの対象の性質に基づき行われる。また、オクルージョンの発生・解消は、blobの合併・分裂¹⁾や、特徴点の消滅・再出現²⁾などの画像上のイベントとして解釈・検出される。しかし、このアプローチは、オクルージョンが発生している区間において、観測情報に基づいて物体の位置を推定する仕組みを持たないため、個々の物体の位置関係を正確に推定することは困難である。

また、オクルージョンが生じている状況においても、個々の物体の位置を特定し、追跡を継続することを狙った方法も提案されている^{3)~5)}。これらの方法では、物体の輪郭^{3),4)}や見かけ⁵⁾に関するモデルを用いることで、カメラに対する複数の物体の奥行き順序 (depth order) を推定し、オクルージョンによって生じる画像上の物体の重なりを解釈する機構が導入されている。しかし、単一視点の観測の性質上、奥行きを推定するための手掛かりに乏しく、適用可能な範囲が2物体程度の部分的なオクルージョンと限定されたものにとどまっている。

一方、単一視点観測の限界を克服するためのアプローチとして、複数の異なる視点において観測を行うアプローチに近年、注目が集まっている。これは、各々の視点で得られる画像から、それぞれ物体領域の重心^{6),7)}やシルエット像^{8)~10)}を観測情報として抽出し、複数の視点の観測情報を統合し、物体追跡を行うものである。これにより、一部の視点においてオクルージョンが存在する場合においても、他の視点の情報により補うことができ、各物体の空間中における位置を推定することができる。また、さらにオクルージョンの悪影響を軽減するために、オクルージョンのない視点の選択的利用^{7),11),12)}や、オクルージョンの度合いに応じた観測情報の重み付け統合^{13),14)}などの方式が提案されている。

これら複数の視点をを用いた手法では、単一視点の手法と比較し、飛躍的なオクルージョン耐性の向上が実現されている。しかしながら、これまでに提案されている手法は、オクルージョンの影響の少ない視点が十分に存在することを暗黙のうちに仮定しており、ある物体がすべての視点から見て隠蔽されているような重度のオクルージョンには対処できない。また、これらの手法が対処できるオクルージョンの種類や程度につ

いても十分な議論がなされていないのが現状である。今後、様々なオクルージョンに対処できるロバストな追跡手法の実現と、その適用可能範囲の理論的な検証のためには、物体間にオクルージョンが生じるプロセスを適切に理解し、観測情報から推測を行う手法を構築する必要があると考えられる。

本研究では、多視点観測における物体間に生じるオクルージョンのプロセスを陽にモデル化し、任意のオクルージョンの状況下において、ロバストな物体の追跡を行うための理論的枠組みを提供することを目的としている。その初歩的な試みとして、本論文では、2次元平面上の既知の幾何形状を持つ物体と、同平面上の固定視点からなる単純化された世界を考え、オクルージョンの空間的な構造を推定することで、オクルージョンに頑健に複数物体の追跡を行う方法の枠組みを提案する。ここでは観測過程を2次元平面上の透視投影の幾何的な表現法である「視角」によりモデル化する。ここで視角とは、視点から物体と背景の境界に伸ばした半直線で囲まれた領域であると定義する。次に、物体の空間的な配置や観測情報と物体との対応関係を表現するために、観測された視角とその交差の性質に基づいてオクルージョンの空間的な構造を記述する方法を提案する。

また、本論文ではこのオクルージョンの空間的な構造の記述法に基づき、複数物体のトラッキングの問題を、オクルージョンの空間的な構造の多重仮説の生成・検証と、各仮説のもとにおける物体状態の事後確率分布の推定という2つの問題に分解して考え、これを2重構造を持つ再帰的ベイズ推定の枠組みのもとで定式化する。この推定の枠組みはMHT (Multiple Hypothesis Tracking)¹⁵⁾と呼ばれるdata associationの解法の拡張であると位置付けることができる。Data association¹⁶⁾とは、多体軌跡追跡における追跡対象と観測値の対応付け問題のことを指す。近年、MHTやJPDAF (Joint Probabilistic Data Association Filter)¹⁶⁾などのdata associationの解法は、コンピュータ・ビジョン分野における複数物体の追跡へも適用が行われている^{17),18)}。これら従来の方法では、すべて対象を質点ととらえて、その追跡を行っているのに対して、本研究では大きさを持つ物体を対象としてとらえ、物体間に生じるオクルージョンの空間的な構造の動的な推定を行っている。

本論文で提案する推定法は、各時刻においてオクルージョンに起因する物体の状態や配置の不確実性を陽に推定することができ、さらに複数時刻にわたる観測情報の累積の効果により、この不確実性を減少させ

表 1 オクルージョンに関する用語
Table 1 Terminologies for occlusion.

視角	視点から物体の両端に引いた 2 本の半直線で囲まれる領域 .
視角辺	視角の境界線 .
セル	視角の交差領域 .
視角分離不可能性	ある 1 視点から見て, オクルージョンの関係にある複数の物体が 1 つの視角として観測されるという性質 .
排他的接触性	各視角辺はただ 1 つの物体と接触するという性質 .
物体包含性	各物体はいずれか 1 つのセルに含まれるという性質 .
空間的排他性	物体は互いに交差しないという性質 .
オクルージョン構造	各物体の属するセル, および, 各物体と視角辺との接触関係の記述 .
オクルージョン仮説	オクルージョン構造についての仮説 .

るような動きを持つ . そのため重度のオクルージョンが生じる状況においても, 安定した物体追跡が実現される .

なお, 多視点観測における視角の交差は, 視体積交差¹⁹⁾の 2 次元版と位置付けることもできる . 視体積交差とは, 各視点のシルエット像を元の空間に逆投影してできる交差の領域のことを指す . 視体積交差は, 元来, 物体の 3 次元形状を推定するために導入されたものであるが, 近年, 複数物体の追跡においても用いられている^{8)~10)} . しかし, これらの方法では, 視体積交差の領域が, 直接, 対象物体の形状の近似となると考えて追跡を行っており, オクルージョンによって生じる視体積交差と物体形状の相違や, 物体の存在しない交差領域を単なるノイズとみなしている . このようにこれらの方法では, オクルージョンの生じるプロセスを考慮しておらず, オクルージョン問題の本質的解決は期待できない .

本論文は以下のように構成されている . 2 章において, 観測過程とオクルージョンの空間的な構造の記述法を定義し, 3 章において, オクルージョンの空間的な構造と物体状態の推定の枠組みを提案する . 4 章において, 提案した推定法の枠組みの有効性を実験により検証する . 5 章において, 研究の課題と方向性について考察を行い, 6 章でまとめを行う .

2. 観測過程とオクルージョンの構造

はじめに本研究が対象とする世界とその観測過程を定義する . 次にオクルージョンの空間的な構造の記述法を述べ, さらにオクルージョンの空間的な構造のダイナミクス・モデルを導入する . なお, 表 1 に本章で導入するオクルージョンに関する用語の一覧を記載する .

2.1 観測過程の定義

本論文では 2 次元平面上を運動する 2 次元物体, および, 物体と同一平面上の複数の固定視点からなる世

界を考える . これら物体の追跡の問題を, 複数の視点からの観測情報に基づいて, 物体の位置や姿勢などの状態を逐次的に推定する問題としてとらえる . なお, ここでは物体数 N は未知とし, その推定も問題に含まれる . 物体は 2 次元平面 R^2 上の滑らかな輪郭を持つ凸閉領域 $O \subset R^2$ であり, 剛体性を仮定する . その形状モデルは既知とする . 本論文では直立する人物の水平断面の近似形状として想定できる楕円を物体形状モデルとする . ある物体 O_i の状態を楕円の中心座標 (x_i, y_i) と x 座標軸に対する回転角 ϕ_i , および, それらの時間変化分 $\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{\phi}_i$ からなるベクトル $x_i = [x_i, \dot{x}_i, y_i, \dot{y}_i, \phi_i, \dot{\phi}_i]^T$ として表す . ここでは回転角 ϕ_i を物体の姿勢と呼ぶ . 各時刻 k において, 各々の物体の状態 $x_{i,k}$ を推定することが推定の目標である . 物体の状態のことを単に物体状態とも呼ぶ . 本論文では楕円の形状とサイズは既知とするが, これらを物体状態のベクトルに含めて推定することも可能である (5 章参照) . 物体は空間的に互いに交差をしない限り独立に運動するものと仮定する .

視点 $v \in V$ は, 物体と同一の平面上に存在し, 物体が運動する領域を取り囲むように配置される . 各視点は既知の位置に固定されている . 視点数は $M \geq 2$ とする . 物体はすべての視点から観測可能な領域内に存在すると考え, この領域内外への進入, 退出は考えない . 各視点において, 物体は背景から分離されたシルエット像として得られることを想定し, 図 1 (a) のような視角 (visual angle) の集合が各視点において観測されるものとする . 本研究において, 視角とは, ある視点から物体を見たときの, 視点から物体の両端へ引いた 2 本の半直線で囲まれた領域であると定義する . 視角は, 2 次元平面上における透視投影の幾何的な表現法の 1 つである . 時刻 k において観測される視点 v の w 番目の視角を $\Omega_{v,w,k}$ と記す . 視角の境界線を視角辺と呼び, $l_{v,w,k}^+, l_{v,w,k}^-$ と記す . 視角辺は, 各視点から物体と背景の境界を見込んだときの視線に

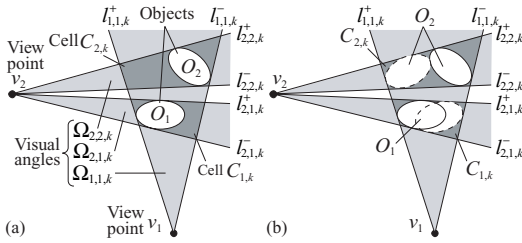


図1 観測過程。(a) 物体と視角、(b) セル内におけるとりうる物体配置の2つの例

Fig. 1 Observation process. (a) objects and visual angles, (b) two examples of possible inner-cell configurations.

相当する。各時刻 k における観測情報は、視角辺の集合として、

$$Z_k = \{l_{1,1,k}^-, l_{1,1,k}^+, l_{1,2,k}^-, \dots, l_{1,W_1,k}^+, l_{2,1,k}^-, \dots, l_{M,W_M,k}^+\}, \quad (1)$$

のように得られるものとする。ここで W_v は視点 v で観測される視角の個数を指す。時刻 k までの観測情報の集合を $Z^k = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$ と記す。本論文では、この観測過程において視角の誤検出や未検出はないものと仮定する。また、各視角辺は、空間的、時間的に互いに独立に観測されると仮定する。

本論文で想定する世界は、屋内の平坦な床面上を歩行する複数の人物を対象とし、壁面に設置された複数台の固定カメラにより側面から人物を撮影し、追跡を行うという状況を単純化したものである。この場合、本論文の2次元平面の世界は、3次元空間中において床面と平行であり、人物の胸部辺りと交わるような平面であると想定される。この平面を基準平面と呼ぶ。本論文では、基準平面と人物の交わりの形状を楕円として近似できると想定している。楕円の回転角が人物の胴体の方向に対応している(ただし、前後の区別はない)。また、物体のシルエット像は、撮影された画像に対して一般的な画像処理手法である背景差分と2値化の処理を施すことで得られると考えている。観測値である視角は、このシルエット像から、校正済みカメラのカメラモデルにより定まる世界座標と画像座標との関係に基づき計算できると想定している。なお、5章において、提案法を現実世界へ適用する際の各種仮定・条件の妥当性や問題点、および、問題の解決に向けた提案法の拡張の方向性について論じる。

2.2 視角表現に関する幾何的制約

観測された視角から、物体の状態を推定するために、物体と視角の間に存在するいくつかの幾何的制約を導入する。

まず、図1(a)のように、ある視点に対してある物体が後方の物体の一部を隠蔽する場合など、複数の物体が互いに隠蔽・被隠蔽の関係にある場合、これらの物体の視角は、1つの視角として統合され観測される。この性質を「視角分離不可能性」と呼ぶことにする。また、1つの視角内に存在する物体の集合のことをオクルージョンの関係にある物体と呼ぶ。この性質は2次元平面上の物体のシルエット像の観測という前提に由来する。

また、図1(a)のように視角の辺は物体の接線となっている。本研究では、各視角辺はただ1つの物体と接触するという仮定をおく。これを「排他的接触性」と呼ぶ。なお、物体に接触しない視角辺は存在しないとする。排他的接触性の制約は、視角の観測において誤検出・未検出がないという仮定に由来する。なお、現実には2つ以上の物体が1つの視角辺に接するような状況も考えられるが、本論文ではそのような状況を、その視角辺にそれぞれ1つの物体が接するという複数の仮説により表現する(2.5節参照)。

さらに、すべての視点から見て、物体はいずれかの視角内に存在するため、物体は各視点の視角の交差がつくる領域内に存在することが分かる。本論文では、この視角の交差の領域を「セル」と呼ぶ。各物体は必ずいずれか1つのセルに含まれるが、1つのセルに複数の物体が含まれることもあり、また、物体を1つも含まないセルも存在しうる。これらの性質のことを「物体包含性」と呼ぶことにする。時刻 k におけるセルの集合 C_k は、

$$C_k = \{\Omega'_1 \cap \Omega'_2 \cap \dots \cap \Omega'_M | \Omega'_v \in \Omega_{v,k}\} \setminus \{\emptyset\}, \quad (2)$$

のように得られる。ただし、 $\Omega_{v,k}$ は視点 v における視角の集合を指す。各セル C は多角形領域であり、その辺は視角辺の部分集合から構成される。これを $E(C)$ と記す。 M 視点からの観測においては、セルは最多で $2 \times M$ 本の辺から構成される。なお、物体包含性の条件は、視角の観測において未検出がないことに由来する。

また、複数の物体が1つのセルに含まれる場合、セル内における物体どうしの交差はないものとする。これを「空間的排他性」と呼ぶ。この条件は物体の剛体性の仮定に由来している。

2.3 部分オクルージョンと完全オクルージョン

2.1節で導入した観測過程、および、前の2.2節の

本論文では、議論の単純化のためこの仮定をおいたが、提案する方法の枠組み自体は、誤検出・未検出を含む状況へ拡張可能である(5章を参照)。

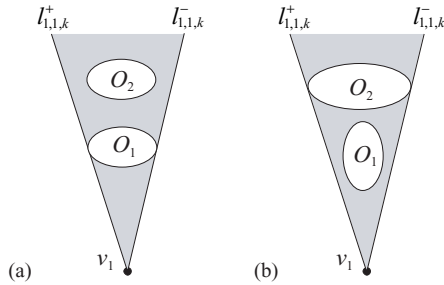


図 2 完全オクルージョンの 2 つのケース
Fig. 2 Two cases including total occlusions.

視角に関する性質や制約をふまえ、物体間のオクルージョンと観測される視角との関係について述べる。ある 1 つの視点から見て、2 つの物体がオクルージョンの関係にある場合、図 1 (b) のような各物体がそれぞれ一方の視角辺に接する 2 つの場合と、図 2 のような両方の視角辺に同一の物体が接する 2 つの場合とが考えられる。図 1 (b) の場合、視点 v_1 から見て手前の物体 O_1 が後方の物体 O_2 の一部分を隠している。このような状況を「部分オクルージョン」と呼ぶことにする。また、図 2 (a) の場合、前方の物体 O_1 が両方の視角辺に接しており、視点 v_1 から見て後方の物体 O_2 が前方の物体 O_1 によって完全に遮蔽されている。このような状況を「完全オクルージョン」と呼ぶ。一方、図 2 (b) の場合は、後方の物体 O_2 が両方の視角辺に接しており、本来、視点 v_1 から前方の物体 O_1 の表面は見える位置関係にあるが、シルエット観測の前提のもとでは、この物体 O_1 の位置を特定できる観測情報がこの視点 v_1 の視角に含まれない。この観点から本論文では図 2 (b) の状況も「完全オクルージョン」と見なすこととする。このようにシルエット観測においては、物体の前後関係（遮蔽・非遮蔽の関係）を決めるための直接的な手掛かりが観測された単一の視角には含まれないという性質がある。

2.4 視角表現と物体状態の不確定性

2.2 節の幾何的な制約は、観測された視角の集合に対し、物体の存在しうる領域や、物体のとりうる状態を規定する制約となっている。しかし、これらは比較的緩い制約であるため、制約条件を満たす物体の配置や状態が多数存在し、一意に定めることができない状況が存在する。

たとえば、ある視点から見て、2 つの物体が部分オクルージョンの関係にある場合、オクルージョンがない場合と比較して、それぞれの物体に接触している視角辺の本数が減少し、セルの面積が増加する。これにより、セル内の物体の配置に不確定性が生じ、与えら

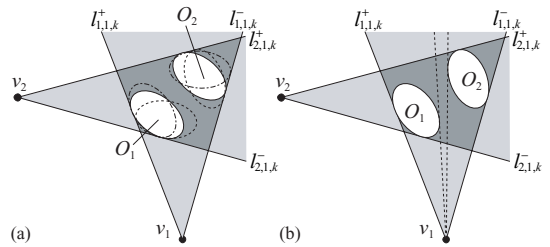


図 3 (a) 物体と視角辺の接触関係が与えられた後に残る物体配置の不確定性、(b) 観測情報と矛盾する物体配置の例
Fig. 3 (a) Uncertainty in objects' configuration for assigned tangency between objects and visual angle edges, (b) An example of objects' configuration inconsistent to observation.

れた視角のみからは一意に決定できない状況が生じる。具体的には図 1 (b) の例の場合、1 つの視角辺が 2 つのセルの辺として共有されるため、物体と視角辺との接触関係に不確定性が生じ、物体の形状・サイズが与えられた場合、図 1 (b) の実線の物体配置と破線の物体配置の 2 通りの可能性が存在する。

また、仮に物体と視角辺の接触関係が与えられた場合にも、各物体の位置・姿勢には自由度が残る可能性がある。たとえば、図 3 (a) のように、物体 O_1 が視角辺 $l_{1,1,k}^+, l_{2,1,k}^-$ に接し、物体 O_2 が視角辺 $l_{1,1,k}^-, l_{2,1,k}^+$ に接すると仮定した場合、観測された視角から解釈しうる物体の配置には、図中の破線、一点鎖線のような配置を許容する自由度が存在し、与えられた物体と視角辺の接触関係のみからは一意に決定できない。また、ある視点から見てオクルージョンの関係にある物体の状態には「視角分離不可能性」を満足するような相互依存性が存在する。たとえば、図 3 の場合には、視点 v_1 から見て、図 3 (b) の破線部のように、物体間に隙間が生じるような物体の配置は、観測値と矛盾するためにありえないといえる。

また、図 4 のような場合、観測された視角の集合を満足すまた、物体数も一意に決定できない。このような場合、複数の物体状態の間には大局的な相互依存性が存在し、各物体の状態や存在はセルごとに単独に決定することができない。なお、ここでは物体を含まないセルのことをファントム・セルと呼ぶ。

2.5 オクルージョン構造の記述

前の 2.4 節で述べたように、物体の状態や配置には不確定性や相互依存性が存在し、観測された視角の集合から、直接、各物体の状態や配置を一意に推定する

図 1 (b) の場合、物体サイズの関係上、図 2 で示した配置とはとりえないことに注意されたい。

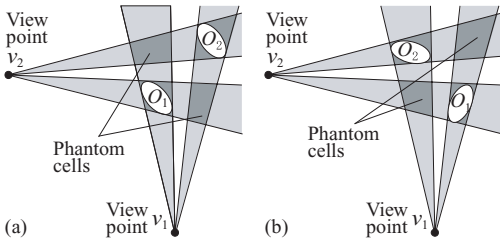


図 4 観測から解釈しうる物体-セル配置の 2 つの例

Fig. 4 Two examples of possible object-cell assignments.

ことは困難な問題である．そこで、まず本研究では、物体の配置や状態を一意に決定することを直接の目標とするのではなく、そらの不確定性の推定を目標と置く．そのうえで物体の配置・状態の不確定性を「排他的接触性」と「物体包含性」に関連する部分と、「視角分離不可能性」と「空間的排他性」に関連する部分に分解して考える．そして、まず前者に関する物体の大局的な配置の不確定性を推定した後に、後者に関する局所的な物体の状態の不確定性を含め推定するという 2 段階の推定のアプローチをとる．ここでは前者 2 つの制約を大局的制約と呼び、後者 2 つを局所的制約と呼ぶことにする．

まず、物体の空間的な配置に関する大局的制約である「排他的接触性」と「物体包含性」に基づいた物体の配置の記述法を提案する．この記述法は、各物体 O_i に接触する視角辺の集合 $L^{(i)}$ 、および、各物体が包含されるセル $C^{(i)}$ のペアから構成される．これにより複数の物体の空間的な配置と、物体と視角辺との関連が表現できる．本論文では、この記述のことを「オクルージョン構造」と呼ぶ．また、観測された視角に対して大局的制約を満足するオクルージョン構造を、複数の仮説として数えあげることによって、物体配置の大局的な不確定性が表現できる．ここではこの仮説のことをオクルージョン仮説、または、単に仮説と呼ぶ．あるシーンのオクルージョン構造の一仮説 H は、物体ごとの部分仮説 $H^{(i)}$ の集合からなり、部分仮説 $H^{(i)}$ は物体 O_i に接触する視角辺の集合 $L^{(i)}$ と属するセル $C^{(i)}$ の対として、

$$H = \{H^{(1)}, H^{(2)}, \dots, H^{(N)}\}, \quad (3)$$

$$H^{(i)} = (L^{(i)}, C^{(i)}), \quad (4)$$

のように表される．なお、 N は仮説 H において、その存在が支持される物体の個数である．ただし、各物体に接触する視角辺の集合（以下では接触辺集合と呼ぶ） $L^{(i)}$ は、「排他的接触性」($L^{(i)} \cap L^{(j)} = \emptyset, i \neq j$ かつ $\sum_i L^{(i)} = Z_k$) を満たす．本論文では、観測さ

れる視角集合からオクルージョン構造を推定することをオクルージョン解析と定義する．この記述法を用いると、たとえば、図 1 (b) の場合、オクルージョン構造の仮説の集合は、

$$H = \{H_1, H_2\},$$

$$H_1 = \{H_1^{(1)}, H_1^{(2)}\}$$

$$= \{(\{l_{1,1,k}^+, l_{2,1,k}^+, l_{2,1,k}^+\}, C_{1,k}),$$

$$(\{l_{1,1,k}^-, l_{2,2,k}^-, l_{2,2,k}^+\}, C_{2,k})\},$$

$$H_2 = \{H_2^{(1)}, H_2^{(2)}\}$$

$$= \{(\{l_{1,1,k}^-, l_{2,1,k}^-, l_{2,1,k}^+\}, C_{1,k}),$$

$$(\{l_{1,1,k}^+, l_{2,2,k}^-, l_{2,2,k}^+\}, C_{2,k})\},$$

のように表現することができる．ただし、 H_1, H_2 は図 1 (b) の実線と破線の物体の配置にそれぞれ対応する仮説であり、 $H_1^{(1)}, H_1^{(2)}$ は、仮説 H_1 における各物体 O_1, O_2 の部分仮説を表す．また、 $H_2^{(1)}, H_2^{(2)}$ も同様である．このようにオクルージョン構造の多重仮説によって、大局的な物体配置の不確定性に対応した複数の異なる物体-セル配置を表現することができる．

次にあるオクルージョン構造の仮説が与えられた後における、局所的な物体状態の不確定性を表現する方法を述べる．ここではオクルージョン構造によって物体ごとに割り当てられた視角辺が、物体の接線に対応するという性質を用いて、与えられた接線に対して残留する物体状態の自由度を確率密度分布として表現する．これを物体の状態分布と呼ぶ．また、その際に局所的制約（「視角分離不可能性」と「空間的排他性」）を反映するために、全物体の結合状態分布として物体状態を表現する．この分布は、物体ごとに割り当てられた接触辺の本数や配置、物体の形状モデルに応じて多様な形状を持つ．

また、オクルージョン構造によって与えられる物体の接触辺集合は、その物体の可視性を表現していると考えられる．つまり、ある物体 O_i に視角辺 $l \in L^{(i)}$ が接している場合、この視角辺 l の通る視点からこの物体の輪郭が見えていることを意味する．したがって、接触辺の本数は一種のオクルージョンの度合いを表す尺度と見なせる．たとえば、ある物体の接触辺数が $2 \times M$ の場合、この物体は全視点から見えていることを意味し、接触辺数が 1 の場合、ただ 1 つのみの視点から物体の片方の輪郭が見えることを意味する．また、ある物体の接触辺数が 0 の場合、すべての視点から見て物体は完全に隠蔽されていることを意味する．

2.3 節でも議論したように、ある物体の接触辺数が 0 の場合でも、実際には視点から物体表面が見えている場合もありうる．し

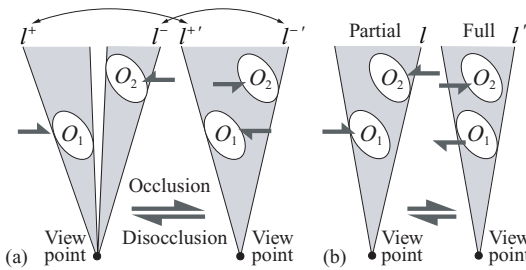


図5 オクルージョン構造の変化。(a) オクルージョンの発生・解消，(b) 部分オクルージョン-完全オクルージョン間の遷移（接触性的変化）

Fig. 5 Changes in occlusion structure. (a) occurrence of occlusion and disocclusion, (b) transition between partial and total occlusions (changes in tangency).

2.6 オクルージョン構造のダイナミクス

対象物体の状態や配置が変化する場合，それに対応してオクルージョン構造にも変化が生じる．したがって，物体追跡を実行するためには，オクルージョン構造の動的な推定が必要となる．ここでは，そのためにオクルージョン構造の時間変化の性質を表現するダイナミクス・モデルを導入する．本研究では，オクルージョン構造の時間変化を，オクルージョンの発生・解消にともなうものと，部分オクルージョンと完全オクルージョンの間の遷移にともなうものの2種類に分解し，これらをそれぞれ決定論的な遷移モデルと確率論的な遷移モデルとして表現する．

オクルージョンの発生とは，図5(a)の左 右のようにある視点から見て，物体の一部が他の物体の影に入る事象を指し，また，オクルージョンの解消とは，図5(a)の右 左のように，逆にある物体が他の物体の影から完全に脱却する事象を指す．図5(a)から分かるように，オクルージョンの発生は複数の視角の合併に対応し，また，その解消は複数の視角への分裂に対応している．したがって，これらの事象が生じる場合，各物体の属するセルは，視角の合併・分裂によって生じる新しいセルへと変化することが分かる．オクルージョンが発生する場合，複数の視角が1つの視角へと合併するため，図5(a)のように，合併する複数の視角の最も外側にある視角辺 l^+ , l^- が，合併後の視角の両辺 $l^{+'}$, $l^{-'}$ に対応することが分かる．そのため，これらオクルージョン発生後の視角辺 $l^{+'}$, $l^{-'}$ に接する物体は，合併前の視角辺 l^+ , l^- に接する物体と同一であると仮定できる．一方，オクルージョン

が解消する場合，図5(a)の右 左のように，分裂前の視角の両辺 $l^{+'}$, $l^{-'}$ が，分裂後の視角の集合の最も外側にある視角辺 l^+ , l^- に対応することが分かる．そのため，オクルージョン解消後の視角の視角辺 l^+ , l^- に接する物体は，分裂前の視角辺 $l^{+'}$, $l^{-'}$ に接する物体と同一であると仮定できる．このような変化をオクルージョンの発生・解消にともなうオクルージョン構造の変化と仮定する．なお，本研究では単位時間内における物体の移動量は，物体のサイズと比較して十分小さく，隣接時刻間における視角の対応付けは不確実性なく決定できると仮定する．

一方，部分オクルージョンと完全オクルージョンの間の遷移は，図5(b)のように，視角辺に接触する物体の入れ替わりに対応する．このことを接触性的変化と呼ぶ．この変化は前述の視角の合併・分裂のように明確に観測できないため，これを確率的に発生する現象であると見なすことにする．ここではその確率モデルとして，図5(b)の視角辺 l , l' に対する物体 O_1 , O_2 のように，ある視角辺に接触しうる物体が複数ある場合，単位時刻間で同一の物体が接触し続ける確率は，ある確率 η で与えられるというモデルを仮定する．この η を停留確率と呼ぶ．停留確率 η は，オクルージョン構造の変化の起こりにくさ（起こりやすさ）を表すダイナミクスモデルのパラメータである．この遷移モデルは，たとえば，図5(b)の場合，単位時刻間において，右の配置のままとどまる確率が η で与えられ，右から左へ変化する確率が $1-\eta$ で与えられることを仮定するものである．また本研究では，視点は十分に疎に配置されていると仮定し，各辺の接触性変化は独立事象であると仮定する．

3. オクルージョン構造と物体状態の推定

3.1 概要

本論文では，複数物体の状態の逐次的な推定の問題を，オクルージョン構造の推定と，推定されたオクルージョン構造のもとでの物体の状態推定の問題に分解してとらえる．そして，これらをオクルージョン仮説の生成・検証と，物体状態の事後分布の推定という2つのプロセスからなる再帰的ベイズ推定として定式化する．図6に提案する推定法のブロック図を示す．これは相互作用をとまなう2重の再帰的ベイズ推定からなり，外側のループは物体状態の推定に対応し，内側のループはオクルージョン構造の推定に対応する．この枠組みでは，オクルージョン構造の推定と物体状態の推定が交互に実行される．なお，一般の再帰的ベイズ推定法は，この外側のループに対応するステップ

かし，シルエット観測の前提のもとでは，この場合，この物体の状態を直接的に決定する情報が得られないという観点から，完全に隠蔽されていると見なす．

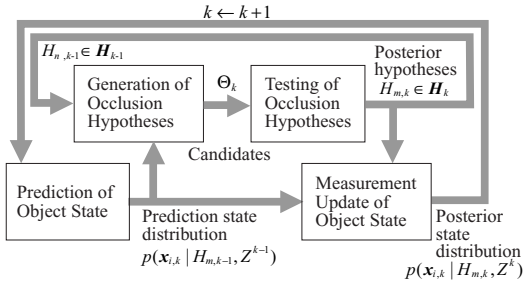


図 6 推定の枠組みのブロック図

Fig. 6 Block diagram of estimation framework.

のみから構成される^{20),21)}。

提案する推定法の流れを以下で概説する。まず、初期時刻 $k = 1$ の観測情報 Z_1 よりオクルージョン構造の初期仮説と物体状態の初期分布が計算される。初期時刻以降 $k > 1$ においては、直前の時刻 $k - 1$ で得られたオクルージョン構造の仮説集合 H_{k-1} と、その時刻の物体の状態分布から予測された予測状態分布に基づいて、時刻間におけるオクルージョン構造の変化を反映した事後仮説集合 H_k への更新が行われる。次に各仮説ごとに物体状態の事後確率分布が推定され、第 1 位の仮説のもとでの物体状態の代表値が推定結果として出力される。また、物体状態の事後確率分布と事後仮説集合が次時刻に伝播される。なお、これらの各過程において前述の幾何的制約条件に合致しない仮説は棄却され、仮説の合計が 0 個となった時点で処理は停止される。

ここで事前仮説とは、各時刻の観測情報による更新前の仮説のことであり、事後仮説は、その時刻の観測情報に基づいて更新された後の仮説のことである。また、物体状態の事前分布、事後分布も同様の意味を持つ。

この推定法により、オクルージョンに起因する物体の状態や配置の不確定性を陽に推定することができ、さらに複数の時刻にわたる観測情報の累積の効果により、この不確定性を減少させることができる。そのため、一時的にすべての視点から見て物体が隠れるような重度のオクルージョンが生じる状況においても、安定に物体の追跡を継続することができる。

3.2 オクルージョン仮説と物体状態の尤度の定義

説明の準備として、オクルージョン仮説と、物体状態の尤度をそれぞれ定義する。ある時刻 k における観測値 Z_k に対する仮説 H の尤度 $P(Z_k|H)$ を、物体間の状態の独立性、および、各視角辺の観測の独立性の仮定より、物体ごとの部分仮説 $H^{(i)} = (L^{(i)}, C^{(i)}) \in H$ の尤度 $P(Z_k|H^{(i)})$ の積として、

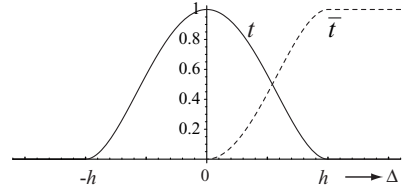


図 7 観測された視角辺に対する物体状態の尤度関数 (実線: 接触の尤度, 破線: 非接触の尤度)

Fig. 7 Likelihood functions of object state for an observed visual angle edge (solid line: contact, dashed line: non-contact).

$$P(Z_k|H) = \prod_{i=1}^N P(Z_k|H^{(i)}), \quad (5)$$

$$P(Z_k|H^{(i)}) = \int p(\mathbf{x}_{i,k} | H^{(i)}, Z^{k-1}) p(\mathbf{x}_{i,k} | H^{(i)}, Z^{k-1}) d\mathbf{x}_{i,k}, \quad (6)$$

ように定義する。式 (6) では、物体状態の事前分布 $p(\mathbf{x}_{i,k} | H^{(i)}, Z^{k-1})$ に対して、観測データ Z_k が合致する度合いを評価している。

式 (6) 中の $p(Z_k | \mathbf{x}_{i,k}, H^{(i)})$ は、仮説 $H^{(i)}$ のもとにおける物体 O_i の状態 $\mathbf{x}_{i,k}$ の観測値に対する尤度である。これをこの物体が属するセルの各辺への接触・非接触の尤度の積として、

$$p(Z_k | \mathbf{x}_{i,k}, H^{(i)}) = \prod_{l \in L^{(i)}} t(l, \mathbf{x}_{i,k}) \cdot \prod_{l \notin L^{(i)}, l \in E(C^{(i)})} \bar{t}(l, \mathbf{x}_{i,k}), \quad (7)$$

のように定義する。ただし、 $t(l, \mathbf{x})$ 、 $\bar{t}(l, \mathbf{x})$ は、状態 \mathbf{x} を持つ物体が視角辺 l に接触する尤度、および、接触せず視角内に存在する尤度をそれぞれ表す関数である。これらの関数は、たとえば、視角の左の辺 l^+ に関しては、観測された視角辺 l^+ の角度 $\text{ang } l^+$ と推定された物体状態 \mathbf{x} から得られる視角 $\hat{l}^+(\mathbf{x})$ の角度 $\text{ang } \hat{l}^+(\mathbf{x})$ の差 $\Delta = \text{ang } l^+ - \text{ang } \hat{l}^+(\mathbf{x})$ の関数として、

$$t(l^+, \mathbf{x}) = \begin{cases} (1 - (\Delta/h)^2)^2 & \text{if } |\Delta/h| \leq 1, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (8)$$

$$\bar{t}(l^+, \mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta/h > 1, \\ 1 - t(l^+, \mathbf{x}) & \text{if } 0 \leq \Delta/h \leq 1, \\ 0 & \text{if } \Delta/h < 0, \end{cases} \quad (9)$$

のように定義したものをを用いることができる。図 7 にこれらの関数の様子を示す。接触の尤度 t は角度差 Δ

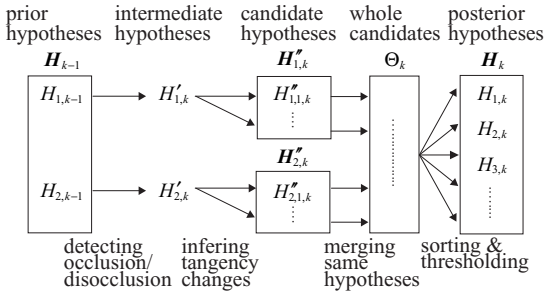


図8 仮説の生成・検証の過程における仮説集合の遷移
Fig. 8 Transition of hypotheses during hypothesis generation and testing.

が0になる場合に最大値を持つ単峰性の分布を持つ。また、非接触の尤度 \bar{l} は、角度差 Δ が0になる場合に0となり、物体がセルの内側の方向に位置するにつれ大きくなるような分布を持つ。また、 h はこれらの分布の幅を定めるパラメータである。これらの分布は視角辺の観測の際に想定される観測ノイズをモデル化したものと考えることができる。また、視角の右側の辺 l^- に関して同様の尤度が定義できる。

3.3 オクルージョン仮説の生成

各時刻 k において、前時刻 $k-1$ との間で生じたオクルージョン構造の変化を反映させるため、事前仮説集合 H_{k-1} から事後仮説の候補集合 Θ_k が生成される。この過程の概略を図8に示す。まず、オクルージョンの発生・解消に関する構造変化を反映して、個々の事前仮説から中間仮説 $H'_{n,k}$ が生成される。続いて、個々の中間仮説から視角辺の接触性変化を反映した事後仮説の部分候補集合 $H''_{n,k}$ が生成される。最後に異なる部分候補集合に含まれる同一の仮説を併合し、事後仮説の候補集合 $\Theta_k = \cup_n H''_{n,k}$ を得る。

3.3.1 オクルージョンの発生・解消

各々の事前仮説 $H_{n,k-1} \in H_{k-1}$ に対して、2.6節で述べたオクルージョンの発生・解消についての遷移モデルを適用し、中間仮説 $H'_{n,k} = \{(L'^{(i)}, C'^{(i)})\}_{i=1}^{N'_{n,k}}$ を得る。物体数 $N'_{n,k}$ は事前仮説から継承される ($N'_{n,k} = N_{n,k-1}$)。物体 O_i が属するセル $C'^{(i)}$ を、物体が各セル $C \in C_k$ 内に含まれる確率 $P(O_i \subset C | H_{n,k-1})$ に基づいて、

$$C'^{(i)} = \arg \max_{C \in C_k} P(O_i \subset C | H_{n,k-1}), \quad (10)$$

$$P(O_i \subset C | H_{n,k-1}) = \int_{O(\mathbf{x}_{i,k}) \subset C} p(\mathbf{x}_{i,k} | H_{n,k-1}, Z^{k-1}) d\mathbf{x}_{i,k}, \quad (11)$$

のように決定する。ただし、 $p(\mathbf{x}_{i,k} | H_{n,k-1}, Z^{k-1})$ は、3.6節において述べる物体 O_i の状態の予測分布を表

す。事前仮説の中で $P(O_i \subset C | H) = 0, \forall C \in C_k$ となるような物体 O_i を含む仮説 H は「物体包含性」の条件を満たさないため棄却される。

また、2.6節で述べた遷移モデルより、視角辺の接触性は視角の合併・分裂により消滅や出現する辺を除き保存されるため、各物体の接触辺集合 $L'^{(i)}$ は、

$$L'^{(i)} = \{f_{k-1}^k(l) | l \in L_{n,k-1}^{(i)}, f_{k-1}^k(l) \in E(C'^{(i)})\}, \quad (12)$$

のように定められる。ただし、 $f_{k-1}^k(l)$ は、前時刻の視角辺 l に対応する現時刻の視角辺を指す。なお、図5(a)のようなオクルージョン解消の際に、新たに出現した視角辺の接触性は、この段階においては未定とする。

3.3.2 接触性変化

次に、個々の中間仮説 $H'_{n,k}$ について、部分オクルージョン・完全オクルージョン間の遷移によって生じる可能性のある視角辺の接触性の変化を推測し、事後仮説の部分候補集合 $H''_{n,k}$ を生成する。そのため、「排他的接触性」の条件を満たすような、各物体が属するセルと、各物体が接するセルの辺の組合せの対を

$$\left\{ \left\{ (L^{(i)}, C'^{(i)}) \right\}_{i=1}^{N'_{n,k}} \mid L^{(i)} \in \mathcal{B}(E(C'^{(i)})), L^{(i)} \cap L^{(j)} = \emptyset, i \neq j, \cup_i L^{(i)} = Z_k \right\}, \quad (13)$$

のように列挙する。ただし、 $\mathcal{B}(\cdot)$ はべき集合を表す。この中から可能性の低い遷移を除外するために、式(5)で定義される尤度の高いものを上位 K_S 個選択し、事後仮説の部分候補集合 $H''_{n,k}$ とする。

3.4 オクルージョン仮説の検証

事後仮説の候補集合 Θ_k の各要素について、現時刻の観測情報が与えられたときの事後確率を計算し、その値が閾値 ϵ を超えた仮説の中から上位 K_P 個を選択し、事後確率が高い順番に並べ替えたものを事後仮説集合 H_k とする。この仮説の閾値処理と個数の制限は、可能性の低い仮説の存在を抑制する効果がある。候補集合 Θ_k の各要素 $H \in \Theta_k$ の事後確率 $P(H|Z^k)$ は、視角辺の観測の時間的独立性を仮定し、ベイズ則を用いて、

$$P(H|Z^k) = \alpha_H \cdot P(Z_k|H) \cdot \sum_n P(H|H_{n,k-1}) \cdot P(H_{n,k-1}|Z^{k-1}), \quad (14)$$

のように定義できる。ただし、 α_H は正規化の係数である。また、 $P(H_{n,k-1}|Z^{k-1})$ は、前時刻の仮説 $H_{n,k-1}$ の事後確率を表す。式(14)において $P(H|H_{n,k-1})$ は、

事前仮説からの事後仮説への遷移確率を指し、これは2.6節で述べた2種のオクルージョン構造の変化についての遷移確率の積として、

$$P(H|H_{n,k-1}) = P(H|H'_{n,k}) \cdot P(H'_{n,k}|H_{n,k-1}), \quad (15)$$

のように記すことができる。ただし、 $P(H'_{n,k}|H_{n,k-1})$ はオクルージョンの発生・解消に関する遷移確率に対応し、ここでは1とする。また、部分・完全オクルージョン間の変化に対応する中間仮説 $H'_{n,k}$ から事後仮説への遷移確率 $P(H|H'_{n,k})$ は、各視角辺の接触性変化の独立性を仮定し、各視角辺の遷移確率の積として、

$$P(H|H'_{n,k}) = \prod_{l \in Z_k} P_l(H|H'_{n,k}), \quad (16)$$

$$P_l(H|H'_{n,k}) = \begin{cases} 1 & \text{if } N_l = 1, \\ 1/N_l & \text{else if } l \text{ is a new edge,} \\ \eta & \text{else if tangency is unchanged,} \\ \frac{1-\eta}{N_l-1} & \text{else if tangency is changed,} \end{cases}$$

のように定義する。ただし、 $P_l(H|H'_{n,k})$ は視角辺 l に生じる接触性変化の確率を表す。また、 N_l は視角辺 l に接しうる物体の個数を指す。これを本論文では、視角辺 l を辺として共有するセルの内部に含まれる物体の個数の合計として計算する。式(16)において、ある辺 l に接しうる物体がただ1つの場合には、確率1を与える。また、オクルージョン解消により出現した新しい辺の場合には、均等の確率を与える。さらに、ある視角辺 l が、中間仮説 $H_{n,k}$ で割り当てられた物体と同一の物体に接触する場合には、停留確率 η を与える。

3.5 物体状態の更新

各事後仮説 $H \in H_k$ のもとにおいて、現時刻の観測情報が与えられたときの物体状態の事後分布を計算する。ここでは複数の物体状態の間に存在する相互依存性の制約である「視角分離不可能性」および「空間的排他性」を考慮するため、すべての物体の結合状態 $X_k = (\mathbf{x}_{1,k}, \dots, \mathbf{x}_{N,k})$ に対する事後分布を計算する。これは、視角辺の観測の時間的な独立性を仮定し、ベイズ則を用いることで、

$$p(X_k|H, Z^k) = \alpha_S \cdot p(Z_k|X_k, H) \cdot \prod_i^N p(\mathbf{x}_{i,k}|H, Z^{k-1}), \quad (17)$$

のように得ることができる。ただし、 α_S は正規化係数である。式(17)において、 $p(\mathbf{x}_{i,k}|H, Z^{k-1})$ は仮説 H における物体 O_i の状態の事前分布であり、

$$p(\mathbf{x}_{i,k}|H, Z^{k-1}) = \sum_n P(H|H_{n,k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{i,k}|H_{n,k-1}, Z^{k-1}), \quad (18)$$

のように定義できる。ただし、 $P(H|H_{n,k-1})$ は式(15)で定義された事前仮説 $H_{n,k-1} \in H_{k-1}$ から事後仮説 $H \in H_k$ への遷移確率である。また、 $p(\mathbf{x}_{i,k}|H_{n,k-1}, Z^{k-1})$ は、3.6節で述べる物体状態の予測分布である。式(17)において、観測値 Z_k に対する物体の結合状態の尤度 $p(Z_k|X_k, H)$ は、式(7)で定義された各物体ごとの尤度 $p(Z_k|\mathbf{x}_{i,k}, H^{(i)})$ の積を用いて、

$$p(Z_k|X_k, H) = \begin{cases} \prod_i^N p(Z_k|\mathbf{x}_{i,k}, H^{(i)}) & \text{if satisfy } \mathcal{G}_I \text{ and } \mathcal{G}_S, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (19)$$

のように定義できる。ただし、 $\mathcal{G}_I, \mathcal{G}_S$ は、それぞれ「視角分離不可能性」と「空間的排他性」の条件を指し、どちらか1つでも満足しない場合には、尤度として0を与える。事後分布が $p(X_k|H, Z^k) \equiv 0$ となるような仮説 H は事後仮説集合 H_k から除外される。

各物体状態の代表値 $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ は、第1位の仮説 $H_{1,k} \in H_k$ のもとでの結合状態の事後分布 $p(X_k|H_{1,k}, Z^k)$ から、分布の重心など必要に応じて計算することができる。

また、各物体ごとの状態の事後分布 $p(\mathbf{x}_{i,k}|H, Z^k)$ は、結合状態の事後分布 $p(X_k|H, Z^k)$ の周辺分布として得る。

3.6 物体状態の予測

前時刻 $k-1$ の事後仮説 $H \in H_{k-1}$ のもとでの物体状態の事後分布 $p(\mathbf{x}_{i,k-1}|H, Z^{k-1})$ より、現時刻における予測分布 $p(\mathbf{x}_{i,k}|H, Z^{k-1})$ を求める。この予測の過程には、一般的に再帰的ベイズ推定法^{20),21)}で用いられている予測モデルが利用できる。たとえば、物体状態のマルコフ性、および、物体間の状態の独立性を仮定することで、

$$p(\mathbf{x}_{i,k}|H, Z^{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_{i,k}|\mathbf{x}_{i,k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{i,k-1}|H, Z^{k-1}) d\mathbf{x}_{i,k-1}, \quad (20)$$

のように記述することができる。ただし、式(20)の $p(\mathbf{x}_{i,k}|\mathbf{x}_{i,k-1})$ は物体状態の遷移確率モデルを表す。本研究では、これは等速運動成分とシステムノイズと呼ばれる運動の不確定性成分からなるモデルを用いる。このシステムノイズは、等速運動では説明できない加速・減速などの物体の運動を説明するためのモデルで

ある．この遷移確率は，

$$p(\mathbf{x}_{i,k}|\mathbf{x}_{i,k-1}) = \int \delta(\mathbf{x}_{i,k} - F(\mathbf{x}_{i,k-1}, \mathbf{w}_{i,k-1})) \cdot p(\mathbf{w}_{i,k-1}) d\mathbf{w}_{i,k-1}, \quad (21)$$

のように表すことができる．ただし， $p(\mathbf{w}_{i,k-1})$ はシステムノイズの分布を表し， $\mathbf{w}_{i,k-1}$ はノイズ成分のベクトルを表す． δ はディラックのデルタ関数を表す． F は遷移関数であり，物体の中心位置の x 成分に関しては，

$$x_{i,k} = x_{i,k-1} + \Delta k \cdot \dot{x}_{i,k-1}, \quad (22)$$

$$\dot{x}_{i,k} = \dot{x}_{i,k-1} + w_{i,k-1}^{(x)}, \quad (23)$$

のような演算を含むものである．ただし， $w_{i,k-1}^{(x)}$ はノイズ成分を表す． Δk は単位時間ステップである．また，物体の中心位置の y 成分や姿勢 ϕ についても同様の演算が行われる．

3.7 初期化

初期時刻 $k = 1$ において，観測情報 Z_1 よりオクルージョン構造の初期仮説集合 H_1 と物体状態の初期分布 $p(\mathbf{x}_{i,1}|H, Z_1)$ ， $H \in H_1$ が求められる．ここでは，初期時刻の各セル $C \in C_1$ に，それぞれ最大1つの物体が含まれるという仮定をおき，2.2節で述べた制約条件を満たすようなオクルージョン構造の仮説を数えあげ，その中から尤度が高いものを最大で K_I 個選択し，初期仮説集合 H_1 とする．その後，各々の初期仮説について，物体状態の初期分布を3.5節と同様の処理により得る．この初期化のプロセスは，1つのセルに2物体以上が存在する場合などにおいて，必ずしも成功するとは限らない．その場合には，次の時刻で再び初期化を試みるという方針が考えられる．また，この初期仮説集合には，いくつかの異なる物体-セル配置や物体数を支持する仮説が含まれることがあり，誤った物体-セル配置を示す仮説も含まれる．しかし，これら誤った仮説は時間経過とともに淘汰され，結果的に正解の物体-セル配置を持つ仮説のみが生き残っていくと期待できる．

4. 実 験

提案した物体追跡の枠組みの有効性を確認するために実施した実験について述べる．まず，実行の手段として用いたパーティクル・フィルタについて述べ，続いて，実験に用いた評価データについて概説する．次に，実験結果の一例に基づき提案法の振る舞いを説明し，その後，統計的な実験結果を示し，オクルージョン構造や物体状態の推定精度を検証する．

4.1 パーティクル・フィルタを用いた実装

実験において，提案した推定法を実行する手段とし

てパーティクル・フィルタを用いた．パーティクル・フィルタ^{20),21)} は，ベイジアン・フィルタ，逐次モンテカルロフィルタ，Condensationとも呼ばれ，系の状態の確率分布をパーティクル集合として近似的に表現し，逐次的に推定する方法として知られている．特に本研究では，複数の仮説のもとでの物体の状態分布を単一のパーティクル集合によって表現し，推定を行うために，一種の拡張を施したパーティクル・フィルタを導入している．このパーティクル・フィルタでは，各パーティクルの属性として，各仮説を支持する割合が追加されている．これを仮説支持率と呼び， $\Lambda_{i,k}^{(s)} = \{\lambda_{i,m,k}^{(s)}\}_m$ と記す．ただし， $\sum_m \lambda_{i,m,k}^{(s)} = 1$ である．ここで m は各仮説を指すインデックスである．これにより各物体 O_i のパーティクル集合は

$$\tilde{X}_{i,k} = \left\{ \left(\tilde{\mathbf{x}}_{i,k}^{(s)}, q_{i,k}^{(s)}, \Lambda_{i,k}^{(s)} \right) \right\}_{s=1}^{\mathcal{N}}, \quad (24)$$

のように表記できる．ただし， $\tilde{\mathbf{x}}_{i,k}^{(s)}$ は，物体状態 $\mathbf{x}_{i,k}$ の s 番目の実現値である．また， $q_{i,k}^{(s)}$ はパーティクルの重みを表し， $\sum_s q_{i,k}^{(s)} = 1$ である． \mathcal{N} はパーティクル数を表す．仮説支持率 $\Lambda_{i,k}^{(s)}$ を用いると，ある仮説 $H_{m,k}$ のもとでの物体状態分布は，重み $q_{i,k}^{(s)}$ を $q_{i,k}^{(s)} \times \lambda_{i,m,k}^{(s)}$ に置き換えたパーティクル集合により表現でき，通常のパーティクルフィルタの枠組みを適用することができる．

また，各時刻における推定の結果は，物体の中心位置 \hat{x} ， \hat{y} ，および，姿勢 $\hat{\phi}$ とした．ここでは，第1位の仮説のもとでの物体状態の事後分布 $p(\mathbf{x}_{i,k}|H_{1,k}, Z^k)$ から各成分についての重心を計算し，推定値とした．

また，3.6節で述べた物体の状態遷移モデルにおけるシステムノイズの分布として，各状態の要素に対して独立なガウス分布（平均0）を用いた．その標準偏差は，物体の中心位置，姿勢について，それぞれ，経験的に1.0, 4.5[deg]とした．なお，単位時間ステップは $\Delta k = 0.02$ とした．

その他のパラメータは，経験的にパーティクル数 $\mathcal{N} = 5000$ 個，停留確率 $\eta = 0.6$ ，仮説の事後確率の閾値 $\epsilon = 10^{-3}$ ，仮説数の条件 $K_I = K_P = 6$ ， $K_S = 10$ ，観測の尤度関数の分布幅 $h = 2.0$ [deg] とした．

4.2 評価データ

評価データとして，図9(a)のような複数の楕円形の物体が閉領域内で運動する様子を観測したデータを作成した．楕円は短半径0.25，長半径0.5とし，物体数は8, 6, 4の3通りとした．物体の運動モデルは，

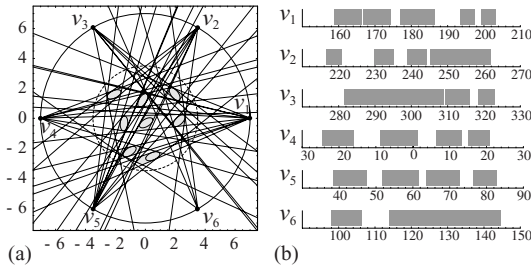


図9 評価データの例。(a) 視角の集合、(b) 各視点で観測された視角の区間 [deg]

Fig. 9 An example of evaluation data, (a) visual angles, (b) observed intervals of visual angles at each view-point [deg].

等速運動成分にランダムな加速度成分を加え、さらに、物体間、および、物体と閉領域の壁面との間の斥力を加えたものを用いた。この斥力は、物体どうしの衝突回避と物体の領域内拘束の役割を持ち、そのモデルとして、分子動力学法におけるソフトコアモデル²²⁾を用いた。なお、閉領域の壁面は観測に影響を与えないものとした。この運動モデルにより、物体に複雑な運動が生じ、その結果として、絶え間なく変化するオクルージョンを含むデータが生成された。初期時刻において、各物体を互いに重ならないようにランダムに配置した。また、初期時刻における物体の速度は0とした。

物体を観測する視点を、図9(a)のように半径7の円周上に等間隔に配置した。なお、視点数は8, 6, 4個の3種類とし、観測の誤差はないものとした。図9(b)に各視点における観測像を示す。1つの矩形が1つの視角に対応する。1つの視角内に含まれる物体数の平均は8, 6, 4物体の場合、それぞれ2.70, 1.97, 1.48となり、ほぼすべての視点において何らかのオクルージョンが生じている。また、各物体あたりの平均の接触辺数は、最少2.97本(4視点8物体の場合)、最多10.8本(8視点4物体の場合)となった。

4.3 オクルージョンに対する振舞い

提案法の振舞いを図10に示す一例(6視点8物体)を用いて説明する。図10(a)~(d)は、当初個別のセルに含まれていた4つの物体が段階的に1つのセルに包含され($k=75$)、ある物体についてすべての視点から見て完全オクルージョンが発生し($k=81$)、その後、部分的にオクルージョンが解消され($k=85$)、再び個別のセルへと復帰する状況を表したものである。図中の実線の楕円は推定値、破線の楕円は真値をそれぞれ表す。また、影のついた領域はセルを表す。さらに、図中のパーティクル集合は、推定された物体状態

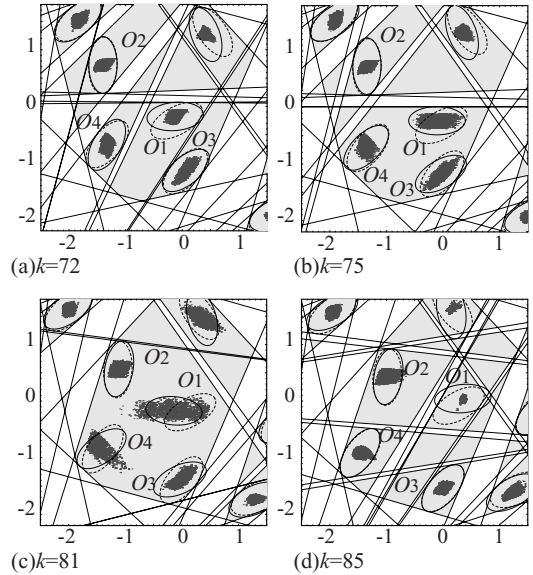


図10 オクルージョンに対する振舞い(太線の楕円: 推定結果, 細線の楕円: 真の楕円, 直線: 視角辺)

Fig. 10 Behavior under occlusion (solid ellipse: estimates, thin ellipse: dashed objects, lines: visual angle edges).

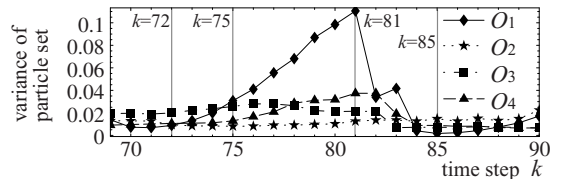


図11 推定された物体状態分布(パーティクル集合)の位置に関する分散の時間推移

Fig. 11 Transition in variance of object state distributions (particle sets) with regard to object position.

の中心位置に関する分布を表す。なお、これは全仮説における混合分布となっている。パーティクルの重みは一樣である。また、図11は、物体ごとの状態分布(パーティクル集合)の分散の時間変化を表したグラフである。この分散の値は、物体の中心座標の推定値と真値との間の距離の自乗の平均値として計算した。図10において、物体 O_1 は、時間とともに接触変数が減少し、時刻 $k=81$ においては、いずれの視角辺とも接しない、つまり、いずれの視点からも隠れていて観測できないという状況になる。この場合、図10(c)のようにパーティクルが広範囲に分布し、物体状態には大きな不確実性が存在することが分かる。この様子は図11のプロットからも読み取れる。しかし、その後、部分的にオクルージョンが解消し、物体 O_1 の接触辺が増えることにより、 $k=85$ に示すように、パー

表 2 (a)(b) 誤配置の仮説を含む試行の割合 [%]. ((a)8 物体, (b)6 物体), (c) 平均仮説数
 Table 2 (a)(b) percentage of trials that include hypotheses with wrong object-cell assignments [%], ((a) 8 objects, (b) 6 objects), (c) average number of hypotheses.

views	(a)8 objects			(b)6 objects			(c)number of hyps.		
	k = 1	k = 5	k = 20	k = 1	k = 5	k = 20	8obj.	6obj.	4obj.
8	2.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	4.93	2.95	1.53
6	14.6	6.98	0.0	2.0	2.0	0.0	5.28	3.79	1.78
4	71.1	51.2	27.3	26.5	17.0	9.09	5.76	4.72	2.28

表 3 推定精度と性能. (a) 接触性正解率, (b) 平均持続長, (c) 中心位置の平均誤差, (d) 姿勢 ϕ の平均絶対値誤差

Table 3 Estimation accuracy and performance. (a) average tangency correct ratio [%], (b) average track continuity, (c) average error in center position, (d) average absolute error in posture angle ϕ [deg].

views	(a)tangency			(b)continuity			(c)position			(d)posture		
	8obj.	6obj.	4obj.	8obj.	6obj.	4obj.	8obj.	6obj.	4obj.	8obj.	6obj.	4obj.
8	95.1	97.7	99.1	80.6	97.7	98.4	2.87e-3	6.00e-4	1.65e-4	1.21	0.50	0.32
6	93.5	96.9	98.8	69.9	95.0	97.8	1.71e-2	2.37e-3	2.60e-4	2.55	0.88	0.44
4	84.9	94.7	98.2	34.6	73.5	100.0	1.72e-1	1.13e-2	1.38e-3	11.8	4.33	1.51

ティクル分布の分散が急激に減少し、再び確実性の高い推定値へと復帰した。一方、物体 O_2 のように、オクルージョン状況下においても、その接触辺が安定に保持される場合には、確実な状態の推定が継続されることが分かった。

このように提案した推定法では、オクルージョンが生じる状況において、それに起因する物体状態の不確実性を時間的に伝播し、オクルージョン解消後の観測情報と統合させることにより、物体の追跡が安定に継続できることが分かった。

4.4 統計的評価

物体数 8, 6, 4, 視点数 8, 6, 4 の 9 通りの組合せの条件のもと、初期時刻から 100 時刻分の運動データをそれぞれ合計 50 試行分作成し、実験を行った。その結果に対して、物体-セル配置、平均仮説数、接触性の正解率の観点からオクルージョン構造の推定の精度について検証した。また、物体の状態に関しては、位置と姿勢の推定誤差の観点から評価を行った。

4.4.1 初期化、および、物体-セル配置の誤り

まず、初期化の成功率は、6 視点 8 物体、4 視点 8 物体、4 視点 6 物体の場合、各々 96%、90%、98% となり、その他の場合では 100% となった。今回のデータに対して 1 セル 1 物体の仮定はおおむね有効であることが分かった。

表 2 (a), (b) には、初期化に成功した試行の中で、誤った物体-セル配置の仮説を 1 つでも含む試行の割合の時間的推移 ($k = 1, 5, 20$) を、8 物体と 6 物体の場合についてそれぞれ記す。なお、4 物体の場合は $k = 1, 5, 20$ においてすべて 0% であった。ここで誤つ

た物体-セル配置とは、推定された物体数が真値と異なる場合や、真の物体が含まれるセルに推定結果の物体が存在しない場合、また、真の物体が含まれないセルに推定結果の物体が存在する場合のことを指す。表 2 (a), (b) より、誤配置の仮説を含む試行の割合は、時間とともに淘汰され、減少していくことが確認できた。しかし、視点数に対して物体数が多い 4 視点 8 物体の場合、初期時刻以降においても誤配置の仮説への遷移が頻繁に存在するため、その誤配置の仮説を含む試行の割合は 0% へは収束しないことが確認された。

4.4.2 オクルージョン構造の不確実性

表 2 (c) には、全試行の各時刻において得られた仮説数の平均値を示す。仮説の個数は、オクルージョン構造の不確実性の大きさに対応すると考えられる。表 2 (c) より平均仮説数は物体数が多いほど大きい値を持つことが分かる。これは物体数が多いほど、より複雑なオクルージョン構造が生じていることに対応すると考えられる。また、表 2 (c) より同一の物体数においては、視点数が多いほど平均仮説数が減少していることが分かる。これは視点数が多いほど確実にオクルージョン構造が推定できることを示唆するものと考えられる。

4.4.3 オクルージョン構造の推定精度

表 3 (a) には、接触性正解率を示す。これは第 1 位の仮説によって割り当てられた視角辺と物体との組合せが正解していた割合を、全試行の各時刻について平均したものである。これはオクルージョン構造の推定精度の尺度と見なすことができる。表 3 (a) より、接触性正解率は、視点数が同一の場合、物体数が少ないほど高い値を示し、また、同一の物体数の場合では、

視点数が多いほど高い値を示すことが分かった。このように、視点数と物体数の条件により接触性正解率は左右されるが、物体数に対し十分な視点数を与えることで、オクルージョン構造が正確に推定できることが分かった。また、第1位の仮説の接触性正解率は、第2位以下のものよりも平均的に高い値を持つことが確認されている。

4.4.4 追跡が継続した時間の長さ

表3(b)には、各試行の平均持続長を示す。これは各試行において追跡が持続した時間の長さの平均値であり、この値が長いほど、頑健に追跡が実行されたことを意味する。よって、これは物体追跡法としての性能を表す一尺度であるといえる。表3(b)より、物体数が少ないほど、また、視点数が多いほど、長い時間にわたって追跡が持続したことが分かり、そのような場合において、提案法は物体追跡法として有効に機能することが分かった。また、4視点8物体の例のように物体数に対して視点数が大幅に少ない場合、平均持続長は著しく小さくなり、有効な追跡が困難であることが分かった。これらより、オクルージョンに頑健な追跡を行うためには、想定される物体数に対して適切な視点数の設定が不可欠であることが示唆された。

この平均持続長の傾向は、表2(c)、表3(a)の平均仮説数、接触性正解率の傾向と符合し、オクルージョン構造の不確実性が大きい場合に、追跡が中断される確率が高くなるという特性があるといえる。今後、これらの関係をさらに調査し、追跡が継続可能な視点数などの条件などを理論的に導出することが課題としてあげられる。さらに、実際にこの推定法を応用する際には、仮説数が0になる段階において再初期化を導入することで、追跡の中断を回避することができると期待される。

4.4.5 物体の位置・姿勢の推定誤差

表3(c)、(d)に、第1位の仮説のもとで推定された各物体の中心位置と姿勢の推定誤差をそれぞれ示す。物体の中心位置の誤差は、推定値と真値との距離の平均であり、姿勢の推定誤差は推定値と真値との平均絶対値誤差である。これらは全試行の各時刻、各物体に関する平均値である。中心位置に関しては、表3(c)より、物体の大きさ(長半径0.5)と比較して、全般的に精度の高い推定値が得られたことが分かった。また、姿勢に関しては、表3(d)より、物体数に対して視点数が比較的少ない場合(特に4視点8物体)において、姿勢の誤差が大きいことが分かった。これは、物体あたりの接触辺数が減少し、物体を含むセルの面積が大きくなることで、物体の回転を許容するような

物体状態の自由度が生じるためであると考えられる。また、表3(c)、(d)から、視点数の増加、および、物体数の減少にともない推定精度の向上の傾向が確認できた。このような推定誤差の傾向は、平均持続長とあわせて、必要な視点数を決定する際の参考情報として利用できる。

5. 議 論

本論文では、多視点観測環境におけるオクルージョン解析の枠組みを提案し、実験によりその基本的な原理の有効性を確認した。本論文では単純化された世界を対象としているものの、2次元の視角というきわめて限定された観測情報のみにより、重度のオクルージョンの状況に対しても頑健な追跡が実行できることを確認した。本研究では、屋内の壁面にカメラを設置し、歩行する人間を追跡するという人間行動監視において一般的な状況を念頭に置いているが、本論文では、議論の焦点をオクルージョン問題に絞るため、様々な仮定や制約条件を含む単純化された世界を対象とした。そのため、本論文の提案法を直接、現実世界へ適用することは難しいが、その枠組み自体は、現実世界へ適用可能な拡張性を有する。本章では、提案法を現実世界へ適用する際の各種の仮定・条件の妥当性や問題点、および、問題の解決に向けた提案法の拡張の方向性について論じる。

まず、本論文では、視角の観測に際し、誤検出や未検出がない状況を仮定していたが、現実の観測においてこれらの発生は避けられない問題である。視角の誤検出としては、観測画像上にノイズが重畳し、物体に由来しない視角が観測される状況が考えられる。また、未検出としては、本来、1つの視角として観測されるべき視角に対して部分的な欠落が生じ、複数の視角に分断されて観測される状況が考えられる。前者の場合、誤って検出された視角に対しては「排他的接触性」が満足されず、また、後者の場合、セルが分断されるため「物体包含性」「排他的接触性」ともに成立しない。そのため、現状の方法ではこれらの状況には対処できない。これらの状況に対する対処策としては、たとえば、観測された個々の視角辺について、それらが誤検出・未検出に由来するものである可能性を考慮し、オクルージョン構造の多重仮説を生成するという方法が考えられる。この場合、前時刻から予測された物体状態とオクルージョン構造に対して、大幅に食い違う視角の辺を外れ値と見なすような仮説を生成し、この外れ値を物体状態の推定に使用しないことで、誤検出や未検出の悪影響が抑制されると期待できる。

また、本論文では視角辺の角度の観測誤差のモデルとして、式 (8), (9) のような分布を仮定することで、微小な視角辺の角度のずれに対処している。しかしながら、現実世界においては、この誤差モデルでは吸収しきれないような大きな観測誤差が生じることもある。たとえば、視角辺が視角の外側に大きくずれる場合、この視角辺がセルから外れてしまい、排他的接触性が満足されない状況が生じる。また、視角辺が視角の内側に大きくずれる場合、この視角辺が構成するセルの面積が狭まり、物体包含性が満足されなくなる。これらの問題に対処するためには、上述の誤検出・未検出への対処と同様に、観測された視角辺に対して、それらが外れ値である可能性を含めた仮説生成を行うという拡張が必要とされる。また、このような大きな観測誤差に対処するため、誤差モデルのパラメータ h を大きくする場合、式 (8), (9) の尤度分布の幅が広がり、セルに対してあてはまりの悪い物体の配置が解として許容されるため、推定される物体の状態分布の分散が大きくなる。したがって、相対的に正しい解が時間伝播される確率が低下し、結果的にオクルージョンに対する頑健性が低下するという現象がみられる。この悪影響を回避するためには、より現実の状況を反映した観測誤差のモデルが必要であると考えられる。

また、本論文ではすべての物体は既知の同一形状を持つと仮定していたが、現実には、この仮定が成立するような状況は期待できない。そのため、未知の物体形状への対処も重要な課題としてあげられる。未知の形状への対処法としては、対象が楕円のようなパラメトリックな曲線として近似可能な場合には、そのパラメータを物体の状態ベクトルに追加し、追跡とあわせて推定を行う方法が考えられる。たとえば、楕円のサイズ r を物体状態に組み込み推定を行う場合（短半径 $=r$ 、長半径 $=a \cdot r$ 、 $a > 1$ 、 a は定数）、物体状態のベクトルは、 $\mathbf{x}_i = [x_i, \dot{x}_i, y_i, \dot{y}_i, \phi_i, \dot{\phi}_i, r_i]^T$ のような形になる。初期時刻において、各物体の状態分布の初期値として、想定される物体のサイズの範囲において一様分布となる確率分布を与え、その後、提案法の流れに沿って推定を実行する。ただし、サイズは物体ごとに固定であるため、3.6 節の予測のステップにおいて、サイズのパラメータについては $r_{i,k} = r_{i,k-1}$ のように時間変化しない予測モデルを適用する。このような推定の流れを時間的に繰り返すことで、もっともらしいサイズに対応したピークを持つ物体状態の確率分布が形成されていくと期待できる。

また、本論文では、オクルージョンによって重なった物体像から、個々の物体を識別、分離することはでき

ないという仮定（視角分離不可能性）を導入している。しかし、物体表面の色や見かけなどの各物体に固有の特徴を利用することで、重なり合った物体像から個々の物体を分離することも可能だと考えられる。また、視点間の photo-consistency²³⁾ も物体の位置に対する制約として有効であると考えられる。このような、色・見かけの特徴や制約を、オクルージョンの空間構造に関する制約と組み合わせて利用することで、オクルージョンに対するロバスト性のさらなる向上が期待できる。

また、環境やカメラの配置に関する制約の緩和も課題である。本論文では、全カメラの視野の共通領域内に物体が存在し、この領域内外への物体の進入・退出がないことを仮定している。さらに、物体間のオクルージョンのみを考察の対象としている。しかし、現実の環境では、観測可能な領域内外への物体の進入・退出や、カメラから見て物体が柱や壁など障害物の影に隠れるような環境によるオクルージョンも存在する。提案法を、現実の環境へと適用する際には、このような状況への対処が不可欠である。たとえば、観測可能領域への物体の進入・退出は、視角の出現・消滅に対応するため、あらかじめ設定された各カメラの観測範囲の境界における視角の変化を物体の退出・進入として解釈し、オクルージョン仮説を生成することで対処できると考えられる。また、環境によるオクルージョンに対しても、各視点から障害物までの距離が既知であれば、該当位置における視角の消滅や出現を、環境によるオクルージョンとして解釈し、仮説を生成することが可能であると考えられる。

本論文で想定しているような屋内の壁面にカメラを設置し、歩行する人間を側面から観測するという状況は、コンピュータビジョン分野の人物追跡においては一般的な状況である^{1),6),7),13)}。しかしながら、このような側面からの観測は、最も隠れが発生しやすい状況であるといえる。そのため、実際の人物行動の追跡・監視においては、斜め上方からの観測の方が、物体間の隠れを削減できるという観点から望ましいと考えられる。このようなカメラ配置に対応するための提案法の拡張として、床面上の人物のように平面上を運動する物体を対象とする場合には、3 次元的な観測情報を 2 次元の基準平面上で統合し、そのうえで本論文の 2 次元的な追跡法を適用するという方法が考えられる。たとえば、物体形状モデルを楕円からの楕円柱に拡張し、これを斜め上方に設置されたカメラから観測する場合、観測画像上に現れる楕円柱の垂直輪郭線を基準平面上に逆投影することで視角を得ることができる。

この場合得られる視角辺は、物体の高さとカメラ位置に応じた有限の長さを持つ。本論文の2次元世界の観測で得られる視角辺は無有限長であるため、1本の視角辺からは物体の位置が限定できなかったのに対し、このような3次元的な観測により得られる視角辺からは、物体の存在する位置が限定できるという性質がある。この性質によりカメラ配置の3次元化によってオクルージョンに対するロバスト性の向上が期待できる。

提案した推定の枠組みは、仮説生成における組合せ最適化の問題などを含み、その実行には大きな計算量が要求される。その計算量の削減のためには、仮説生成における近似アルゴリズムの利用が有効であると考えられる。たとえば、同時に接触性が変化する視角辺の本数を制限することにより、仮説の探索の範囲を限定することができる。また、仮説の生成や物体状態の事後分布の推定など、仮説ごとに独立した演算を多く含むため、並列計算も有効なアプローチであると考えられる。

6. ま と め

本論文では、多視点観測における物体追跡を目的とし、複数の物体間の相互オクルージョンの解析と物体状態の逐次推定を行う枠組みを提案した。2次元平面上の2次元物体を対象とし、その観測過程を視角の集合としてモデル化した。視角と物体との接触性などの幾何的な性質に基づき、オクルージョンの空間的な構造の記述法を提案した。さらに、複数物体の追跡の問題をオクルージョンの空間的な構造の仮説の生成・検証と物体状態の事後確率分布の推定からなる再帰的ベイズ推定法として定式化した。人工データを用いた実験により、複数の物体が密集し、かつ、多様にオクルージョンが変化する状況においても、安定した物体追跡が可能であることを示し、提案した枠組みの基本原理の有効性を確認した。また、実データへの適用へ向けた研究の課題と方向性を示した。

謝辞 日頃、ご指導いただきNTTコミュニケーション科学基礎研究所メディア情報研究部村瀬洋前部長(現名古屋大学教授)、ならびに、同研究部の皆様に深く感謝いたします。

参 考 文 献

1) Haritaoglu, I., Harwood, D. and Davis, L.S.: W^4 : Real-Time Surveillance of People and Their Activities, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.22, No.8, pp.809–830 (2000).

2) Sethi, I.K. and Jain, R.: Finding Trajectories of Feature Points in a Monocular Image Sequence, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.PAMI-9, No.1, pp.56–73 (1987).

3) Koller, D., Weber, J. and Malik, J.: Robust Multiple Car Tracking with Occlusion Reasoning, *Proc. ECCV'94*, pp.189–196 (1994).

4) MacCormick, J. and Blake, A.: A Probabilistic Exclusion Principle for Tracking Multiple Objects, *Int. J. Computer Vision*, Vol.39, No.1, pp.57–71 (2000).

5) Isard, M. and MacCormick, J.: BraMBLe: A Bayesian Multiple-Blob Tracker, *Proc. ICCV'01*, pp.34–41 (2001).

6) 十河, 石黒, トリベディ: 複数の全方位視覚センサによる実時間人物追跡, 信学論, Vol.J83-D-II, No.12, pp.2567–2577 (2000).

7) 森, 内海, 大谷, 谷内田, 中津: 非同期多視点画像による人物追跡システムの構築, 信学論, Vol.J84-D-II, No.1, pp.102–110 (2001).

8) 早坂, 富永, 小宮: 逆投影法とカルマンフィルタを用いた複数移動物体位置認識とその追跡, 信学技報, Vol.PRMU2001-132, pp.133–138 (2001).

9) 富永, 本郷ほか: 視体積交差による複数人物追跡と手サイン提示の検出, 第8回画像センシングシンポジウム, pp.515–520 (2002).

10) 中島, 浜崎, 岡谷, 出口: CONDENSATIONを用いた多視点画像の融合による複数人物の追跡, *MIRU2002*, pp.II-317–322 (2002).

11) 中澤, 日浦, 加藤, 井口: 分散視覚エージェントを用いた複数人物追跡システム, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.11, pp.2699–2710 (2001).

12) 松井, 松尾, 岩田: 分散制約充足問題の観測資源割当てへの適用, 情報処理学会研究報告, CVIM-131-13, pp.89–95 (2002).

13) Dockstader, S.L. and Tekalp, A.M.: Multiple Camera Tracking of Interacting and Occluded Human Motion, *Proc. IEEE*, Vol.89, No.10, pp.1441–1445 (2001).

14) Mittal, A. and Davis, L.S.: M2Tracker: A Multi-View Approach to Segmenting and Tracking People in a Cluttered Scene using Region-Based Stereo, *Proc. ECCV'02*, pp.18–32 (2002).

15) Reid, D.B.: An Algorithm for Tracking Multiple Target, *IEEE Trans. Autom. Contr.*, Vol.AC-24, No.6, pp.843–854 (1979).

16) Bar-Shalom, Y. and Fortmann, T.E.: *Tracking and Data Association*, Academic Press (1987).

17) Cox, I.J. and Hingorani, S.L.: An Efficient Implementation of Reid's Multiple Hypothesis Tracking Algorithm and Its Evaluation for the Purpose of Visual Tracking, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.18, No.2, pp.138–150 (1996).

- 18) Schulz, D., Burgard, W., Fox, D. and Cremers, A.B.: Tracking Multiple Moving Objects with a Mobile Robot, *Proc. CVPR'01*, pp.371–377 (2001).
- 19) Martin, W.N. and Aggarwal, J.K.: Volumetric Descriptions of Objects from Multiple Views, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.PAMI-5, No.2, pp.150–158 (1983).
- 20) Gordon, N.J., Salmond, D.J. and Smith, A.F.M.: Novel Approach to Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian State Estimation, *IEE Proc.-F*, Vol.140, No.2, pp.107–113 (1993).
- 21) Kitagawa, G.: Monte Carlo Filter and Smoother for Non-Gaussian Nonlinear State Space Models, *J. Comput. Graph. Statist.*, Vol.5, No.1, pp.1–25 (1996).
- 22) 田中 實, 山本良一: 計算物理学と計算化学, 海文堂出版 (1988).
- 23) Kutulakos, K.N. and Seitz, S.M.: A Theory of Shape by Space Carving, *Int. J. Computer Vision*, Vol.38, No.3, pp.199–218 (2000).

(平成 15 年 3 月 27 日受付)

(平成 15 年 9 月 9 日採録)

(担当編集委員 向川 康博)



大塚 和弘 (正会員)

平成 5 年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。平成 7 年同大学院工学研究科博士課程前期修了。同年日本電信電話(株)入社。現在, NTT コミュニケーション科学基礎研究所研究主任。コンピュータビジョン, 時系列画像解析に興味を持つ。第 55 回全国大会大会優秀賞, 平成 9 年度電子情報通信学会学術奨励賞, IAPR 10th Int. Conf. Image Analysis and Processing Best Paper Award 各賞受賞。電子情報通信学会会員。



武川 直樹 (正会員)

昭和 49 年早稲田大学理工学部電子通信学科卒業。昭和 51 年同大学院修士課程修了。同年日本電信電話公社(現 NTT)入社。以来, 画像符号化, 画像処理, 画像認識, コンピュータビジョン, 非言語コミュニケーションの研究開発に従事。平成 6 年~12 年(株)NTT データ技術開発本部。平成 12 年 NTT コミュニケーション科学基礎研究所。平成 15 年東京電機大学情報環境学部教授, 現在に至る。工学博士。IEEE, 電子情報通信学会各会員。