

オクルージョンを考慮した交通パラメータ計測

松島 宏典 内村 圭一
熊本大学工学部

あらまし 近年、自動車社会の進展に伴い、交通事故、渋滞などの自動車交通問題が深刻な社会問題となっている。その対策として、自動車交通を情報化することで走行中の運転者に対し、道路情報、交通情報、沿線情報などを提供するシステムが実用化されつつある。本研究では歩道橋にビデオカメラを設置し撮影された時系列画像に対し、交通流計測・監視を行なうための車両検出・追跡について検討する。現在、車両追跡では一般に車両同士が重なることで追跡処理が困難となるオクルージョンの問題がある。よって、追跡周期の概念を適用することでそれらの問題への対処を図ると共に、みかけの変化に対処するために変動テンプレートマッチングを用いることで、交通パラメータ計測を行なった。

Traffic Parameter Measurement Considering Occlusion

Kousuke Matsushima Keiichi Uchimura
Faculty of Engineering, Kumamoto University

Abstract This research examines vehicle detection and tracking for traffic flow measurement avail of images taken by the video camera installed in the footbridge. About vehicle detection, we conduct vehicle segmentation from a reduced detection domain using background difference process and edge process. About vehicle tracking, we performed tracking process using change template matching in consideration of tracking cycle and estimation of their vitality and reliability degree. In the experimental result, we show the accuracy and efficiency of our approach.

1 はじめに

近年、自動車社会の進展に伴い、交通事故、渋滞、環境汚染などの様々な自動車交通問題が深刻な社会問題となっている。その対策として、自動車交通を情報化することで、道路を走行中の運転者に対し、道路情報、交通情報、沿線情報などを提供するシステムが実用化されつつある¹⁾。

また、次世代の道路交通システムとして、ITS(Intelligent Transport Systems)に関する研究がさかんに行われている。ITSは道路交通管理や自動車の走行に対して、最先端の情報通信技術を利用して安全性や快適性の向上、道路交通の円滑化、環境との調和などを図ろうとするものである。

現在の道路交通情報センサの中で一般的に使用されているものは、超音波式、ループコイル式および光式である²⁾。しかし、これらはもともと道路の代表的な区間に設置し、局所的な情報を取得するものであるため、空間的な広がりを持った情報

を取得することができず³⁾⁴⁾、追跡のような高度な処理ができない。また、新設や変更も容易ではない。さらに、人の手により交通量調査を行なったりもするが、長時間の測定などではその精度に欠けるという問題点が存在する。

一方、画像を利用した交通流計測が実現されれば、落下物や事故、避走といった様々な空間的な道路情報を取得することができ、利便性が高い。しかし、画像上では車両同士が遮蔽する問題(オクルージョン)が生じるため、このような車両を個別に追跡し処理しなければならないという問題も生じる。

その対策とし、車両の追跡方法に関しては現在さまざまな手法が考えられている。その一つに、画像上から認識した車両をあらかじめ用意した3次元モデルに対応させて追跡を行なう方法が提案されている⁵⁾。しかし、道路上を走行するすべての車両に対応した詳細なモデルを持つことができないという問題が挙げられる。また、移動する車両の

輪郭を抽出し形状を推定し追跡するという方法もある⁶⁾。これは車両の形状モデルの仮定を必要とせず、領域に基づく車両追跡と比較した場合、計算コストも削減できるという利点もあるが、車両がオクルージョンしている場合に輪郭を更新することは困難である。さらに車両が持つ特徴に着目し追跡を行なう方法⁷⁾もあるが、現在の車両には多くのさまざまな特徴が存在し、また似た動きを行ない走行する車両も実際の走行環境上では多数存在するため、同一車両として認識することは難しい。

そこで本研究では、歩道橋に設置したビデオカメラを利用して撮影された自動車交通流に対し、交通流計測を行うための車両検出・追跡処理を行う手法について検討する。従来、車両抽出方法としては背景差分処理、微分処理などが用いられてきた。しかし、大きな背景画像を持つことは処理時間の面で環境への追従を困難なものとする。よって、本研究では車両が通過する部分に対して検出領域を設定し、その部分のみの背景画像を保存し更新する背景差分処理を行って車両存在候補領域を抽出する。抽出された領域に対し、影の影響を取り除き車両領域を特定するためにエッジ処理を適用する。また、車両追跡方法としては従来のテンプレートマッチング方法では、テンプレートに登録した車両のみしか追跡することができず、物体の姿勢やみかけの大きさが変化した場合、対応が困難であった。これら問題に対処するため、本研究では車両が進行するたびに逐次的にテンプレートを更新する変動テンプレートマッチングを行い、追跡の際に生じるオクルージョンに対し追跡周期の概念を導入した。

以下の章では、2.で本研究のシステムの概要について述べ、3.で車両の検出方法、4.で車両の追跡方法、5.で各種パラメータ(車両速度、交通両、空間占有率)について述べる。また、6.ではパラメータ計測結果について述べ、最後に7.で結論をまとめる。

2 システム概要

本研究では、歩道橋にビデオカメラを設置し、撮影された画像を用いて交通流計測を行う。ビデオカメラは車両が画像奥行き方向に進行する2車線に対し、その両車線の中央部分から撮影するように設置した。図1に本研究の処理システムの概要、図2に実験画像(場所:国道3号線、世安歩道橋)を示す。

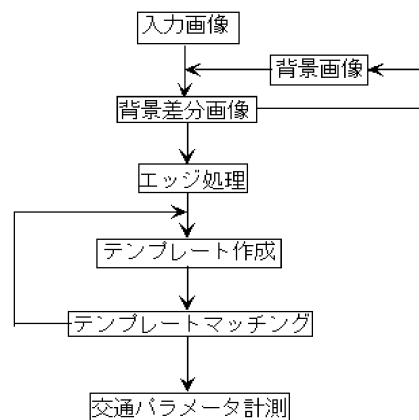


図1 交通流計測ダイアグラム



図2 実験画像

3 車両検出

ここでは、ビデオカメラにより撮影された画像中に対して、車両が通過する部分に車両検出領域を設置して、車両を検出する方法について述べる。まず、車両検出領域に出現した車両に対して背景差分処理を適応し、車両領域の抽出を行う。その車両抽出領域に対して、影への影響を除去するためにSobelの加重マトリックスを縦方向のみに適用し、得られたエッジ領域部分のみを車両として検出する。

3.1 適応的背景差分処理

動画画像から移動領域を検出する代表的な方法に背景差分処理法が存在する。この手法の利点として、車両を直接検出でき、処理が容易であるという特徴がある。しかし、一般的な道路環境では、日照の変化や新たに物体が加わるなどのさまざまな状況が存在する。図3は画像座標系(15,-65)における合計500フレームのグレイ値の変化を示しているが、入力画像において自動車がしばしば道路の表面を隠し、さらに日照の変化を受けているためにグレイ値が変化している様子が分かる。よって、その変

化に従って背景画像を適応的に修正しなければならないという問題が残されている。そこで、本研究では、車両が通過する場所に車両検出領域を設け、背景差分処理を適用することで通過する車両に対して抽出を行うが、その際背景画像の環境への対応のために現在の環境の状態から予測値を用いることで推定を行なうカルマンフィルタ⁸⁾により各ピクセル上で推定を行い背景の更新を行う。なお時刻 t_i におけるフィルタ方程式は以下のようになる。

$$\hat{x}(t_i) = \tilde{x}(t_i) + K(t_i) \cdot [z(t_i) - H(t_i) \cdot \tilde{x}(t_i)] \quad (1)$$

$$\tilde{x}(t_i) = A(t_i) \cdot \tilde{x}(t_{i-1}) \quad (2)$$

ここで、 $A(t_i)$ はシステム行列、 $H(t_i)$ は測定行列、 $z(t_i)$ は入力値、 $K(t_i)$ はカルマンゲイン行列である。また、 $\hat{x}(t_i)$ は更新値であり、 $\tilde{x}(t_i)$ は予測値を示している。なお、入力値は背景の各ピクセルのグレイ値である。

さらに、物体検出のために車両検出領域内の背景画像を $f(m, n, t_i)$ 、車両検出領域画像中において移動物体を含む画像を $g(m, n, t_i)$ とすると、車両を含んだ前景画像は(3)式により抽出される。

$$s(m, n, t_i) = |f(m, n, t_i) - g(m, n, t_i)| \quad (3)$$

また、抽出された前景画像に対して、膨張、収縮などを行うことでノイズの除去を行い、画像から得られる面積がある閾値以上であるならば車両存在領域と特定する。

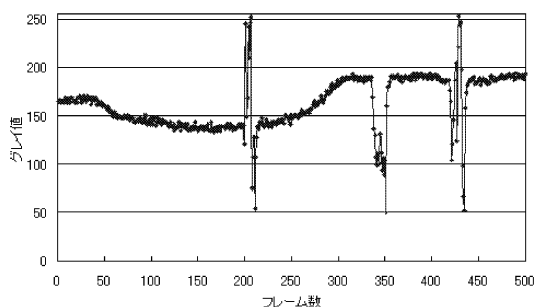


図3 画像座標(15,-65)におけるグレイ値の変化

3.2 水平エッジ抽出による車両領域の特定

車両の後方部を抽出するために、車両検出領域で抽出された車両画像の面積に着目する。まず、車両が検出領域に進入すると先に述べた背景差分により車両領域を抽出し、その面積を保存する。そして、

車両検出領域を車が通過した中での最大面積を保存したのちに、最大面積と車両画像面積との差がある閾値以上になった場合に、車両の水平部分を抽出し車両領域を特定すると共に影の部分を除去するために次式に示すSobelの加重マトリックスの縦方向部分を適用する。

$$Y_f(i, j) \equiv f(i-1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i+1, j-1) - f(i-1, j+1) - 2f(i, j+1) - f(i+1, j+1) \quad (4)$$

その後、得られたエッジに対して補間処理を行ったのち、得られた水平エッジをすべて含むような最小の矩形を設定することで、その囲まれた領域を車両後方部分としテンプレートを作成する。また、テンプレートID、テンプレートサイズ、テンプレート面積もそれぞれの検出処理において保存する。

4 車両追跡

ここでは、画像上の見かけの変化に対応するため、車両が進行するたびに逐次的にテンプレートを更新する変動テンプレートマッチングを適用すると共に、生物界の共通の規則に準じた生命指数、信頼指数からなる追跡周期の概念を用いる⁹⁾。なお、テンプレートの更新には閾値処理により得られる車両の下影を利用した。車両の下影が得られなかったり、マッチングに失敗した場合やオクルージョンが生じた場合は、車両ベクトルを利用して探索範囲やテンプレートサイズの推定を行い、次のマッチングを行うこととした。

4.1 生命指数

生命指数 $Ver(t_i)$ は、追跡される移動物体の存在、消滅にかかわる最も重要な因子であり、生命指数が0になった時点で移動物体は消滅してしまう。この生命指数は生物の生命力と同様に、値が大きければ大きいほど、その移動物体の追跡が生き残りやすい。生命指数の計算は、移動物体の特徴値や、追跡時間などから求める。具体的な式を以下に示す。

$$Ver(t_i) = \int_{t_0}^{t_i} \sigma_m(\tau) d\tau \quad (5)$$

ここで、 $\sigma_m(\tau)$ は時刻 τ でのテンプレートマッチング結果である。マッチングに成功すれば、 $\sigma_m(\tau) = Rev(\tau)$ 、失敗すれば $\sigma_m(\tau) = -2$ とする。また、 t_0

は移動物体候補の発生時点であり、 $Rev(t)$ は後に述べる移動物体の信頼指数である。

式から分かるように、この生命指数は移動物体候補の発生から増えていき、テンプレートマッチングの成功が生命指数の上昇につながる。マッチングに失敗すると、生命指数は次第に減少してゆき、ついには死に至る。追跡できる時間が長ければ長いほど、各時点での信頼指数が大きければ大きいほど、その移動物体の生命指数は大きくなる。

4.2 信頼指数

信頼指数は、移動物体候補の特徴およびテンプレートマッチング結果を示す評価値である。信頼指数が大きければ大きいほど、マッチングへの信頼性が向上する。信頼指数の計算は次式に示す4つの要素によって計算する。

$$Rev(t_i) = R_e(t_i) \cdot (\lambda_m R_m(t_i) + \lambda_a R_a(t_i) + \lambda_d R_d(t_i)) \quad (6)$$

ただし、 $\lambda_m, \lambda_a, \lambda_d$ は各項の係数であり、 $R_e(t_i), R_m(t_i), R_a(t_i), R_d(t_i)$ については以下に説明する。

4.2.1 テンプレート因子

テンプレート因子は、テンプレート画像の信頼性を評価するための因子であり、他のすべての信頼指数の要素に関わるものである。テンプレート因子により、正確な追跡処理を行なうことが可能となる。テンプレート因子は次式で表すことができる。

$$R_e(t_i) = \frac{N_e/N_m}{N_{eb}/N_{mb}} \quad (7)$$

ただし、 N_{eb}/N_{mb} は車両を検出してから4フレームまでの加算平均によって評価される値であり、 N_{mb}, N_{eb} はそのときのテンプレート面積、エッジ面積である。また分子の N_m, N_e は、それぞれ現フレームにおけるテンプレート面積、エッジ面積を表す。

4.2.2 テンプレート明度誤差率

テンプレートマッチングの評価値としたテンプレート明度誤差率の平均値 $R_m(t_i)$ を次式で計算する。

$$R_m(t_i) = 1 - \frac{1}{N_m} \sum \left| \frac{E_{x,y}(T_i) - E_{x,y}(T_m)}{E_{x,y}(T_m)} \right| \quad (8)$$

ここで、時間 t_i において、 $E_{x,y}(T_i), E_{x,y}(T_m)$ はそれぞれ、マッチング画像 T_i の画素 (x, y) の明度値

および T_m の画素 (x, y) の明度値である。

4.2.3 面積因子

前フレームと現フレームの面積変化率を示した車両の面積因子 $R_a(t_i)$ については以下の式で計算する。

$$R_a(t_i) = \begin{cases} \frac{N_m}{N_0}, & N_m < N_0 \\ 1, & N_m \geq N_0 \end{cases} \quad (9)$$

ただし、 N_0 は前フレーム(t_{i-1})におけるテンプレート面積である。上式の値が大きければ大きいほど追跡への信頼性が高いことを示す。

4.2.4 移動ベクトル因子

車両ベクトルから予測した移動物体候補の予測位置と実際マッチングした位置のずれを示す移動ベクトル因子 $R_d(t_i)$ も信頼指数の要素とする。ここで、車両ベクトルとは前フレームまでの情報から現フレームの画像上における車両の予測位置を示したものである。具体的な移動ベクトル因子の計算は以下に行なう。

$$R_d(t_i) = \max(0, 1 - \frac{|(L_{x,y}(t_i) - L_{x,y}(t_{i-1})) - T(t_i)|}{|T(t_i)|}) \quad (10)$$

ただし、 $L_{x,y}(t_{i-1})$ は時刻 t_{i-1} までの車両の位置ベクトル、 $L_{x,y}(t_i)$ は時刻 t_i までの車両の位置ベクトル、 $T(t_i)$ は時刻 t_{i-1} までの車両ベクトルから予測した時刻 t_i での予測車両ベクトルである。

また、次の時点での予測位置は移動物体候補が保持している車両ベクトル情報をもとに計算される。これは対象とする物体が短時間には基本的に二次元平面状態で慣性運動をするものと仮定しているからである。以下に、車両ベクトル $T(t_i)$ の具体的な式を示す。

$$T(t_i) = \sum_{k=1}^4 \alpha_k \cdot (L_{x,y}(t_{i-k}) - L_{x,y}(t_{i-k-1})) \quad (11)$$

ここで、 α_k は履歴に対する重みであり、 $k = 1, \dots, 4$ のときそれぞれ0.4, 0.3, 0.2, 0.1である。

4.3 変動テンプレートマッチング

従来のテンプレートマッチングの手法では、テンプレートとして登録している物体しか追跡することができず、物体の姿勢や見かけの大きさが変化した場合、対応が困難となる問題が挙げられる。そこ

で、追跡を行うたびにテンプレートを更新する変動テンプレートマッチングを行う。

まず物体が検出されテンプレートに生命指数が存在するならば、以前に検出された位置から車両が存在するであろうと思われる領域を設定し、テンプレートマッチングを行う。車両がマッチングされたならば、その存在が予測できる領域に対して閾値処理を行う。得られた領域に対して補間処理を行い、座標、道路幅の特徴に従った抽出を実行することによって下影領域を特定し、それを利用することでテンプレートに関わる情報の更新を行う。車両の下影を利用した理由は、大型車、小型車などのすべての車種に共通して現れること、また処理が容易であるためである。しかし、画像に対して適切な閾値を設定しても、ある閾値の範囲で下影と判断できなかったり、得られた領域に補間処理を行っても下影部分と判断できない場合が生じる。その場合は、車両ベクトルを利用して次フレームでの車両存在領域を予測し、マッチング処理を行なう。

また、車両ベクトルは4フレームで評価するため、車両ベクトルが形成される以前に下影の領域取得に失敗するとテンプレートの更新が行なえず、またベクトルで車両検出領域を予測できないために、生命指数が0となり追跡が終了する問題が考えられる。よって、この場合にはテンプレートの下端重心の予測を判別分析法により行ない、以下の式を用いて拡大(縮小)率を計算し、テンプレートの更新を行なう。

$$Wid_{T_{n+1}} = e \cdot Wid_{T_n} \quad (12)$$

$$e = \frac{Dis_{T_{n+1}}}{Dis_{T_n}} \quad (13)$$

ただし、 $Wid_{T_{n+1}}$ はn+1フレームのテンプレート幅、 Wid_{T_n} はnフレームのテンプレート幅、 e は拡大(縮小)率、 $Dis_{T_{n+1}}$ 、 Dis_{T_n} はそれぞれn+1,nフレームにおけるテンプレート重心から下端重心までの距離である。

4.4 オクルージョンに対する処理

追跡対象となっている車両が単数、または複数であっても車両同士の重なりが生じていない場合、その追跡は容易に行なわれることが予想できる。しかし実際の追跡の場合には、車両の車線変更や追い抜きなど何らかの要因が影響し、オクルージョンが起りうることが予測される。そこで、本研究では追跡対象車両の重なり of 情報を得るため、次式を利用

する。

$$R_a(t_i) < \theta_v \quad (14)$$

ここで、 $R_a(t_i)$ は(9)式で示した面積因子であり、 θ_v は車両速度に依存した値とする。面積因子の値は(9)式でも分かるように、車両が画像奥行き方向に進行する場合、速度にしたがって値がほぼ一定である変数であることが分かる。よって、 $R_a(t_i)$ が θ_v より小さくなる時をオクルージョンが生じた場合とし、下影と判断できない場合と同様に、車両ベクトルにより車両存在領域の推定を行なう。なお、推定時には車両は密集した状態であることが予想できるので、何フレーム後に再びマッチングする際には、テンプレート画像の信頼性を保つため画像の更新は行なわない。これらの処理を行なうことで、車両が一度オクルージョンし再び現れたとしても生命指数が存在する限り再び追跡を行なう可能性を持つ。

5 交通パラメータ

5.1 車両速度

追跡している車両から得られる画像上の位置情報をもとに速度を算出するため、ここではテンプレートの重心である画像データ (x_n, y_n) から3次元座標へ逆投影変換を行う。逆投影変換は以下の式で表される(図4参照)。

$$X_n = -H \frac{x_n}{y_n \cos \theta - f \sin \theta}$$

$$Y_n = -H$$

$$Z_n = -H \frac{f \cos \theta + y_n \sin \theta}{y_n \cos \theta - f \sin \theta} \quad (15)$$

ただし、 (X_n, Y_n, Z_n) は3次元空間の座標であり、 f はカメラの焦点距離、 θ はカメラの俯角、 H は道路平面からカメラレンズの中心までの高さとする。ここで得られた3次元座標を利用して、2フレーム間での移動距離を求めることで随時速度を求める。

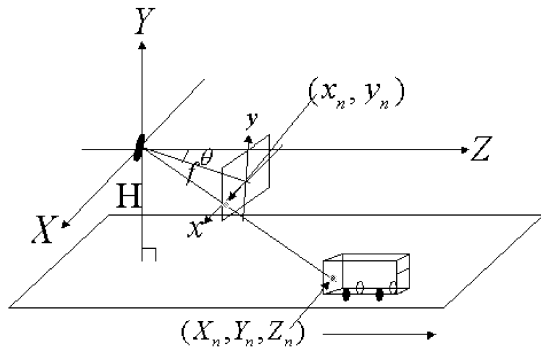


図4 画像座標系と車両座標系

5.2 交通量

交通量は、道路の一断面を単位時間に通過する車両の台数で示すことができ、道路の利用状況を示す量的指標の代表的なものである¹⁰⁾。ここでは、道路の一断面を車両検出領域の位置とし、今回使用するフレーム数について評価を行なう。

5.3 空間占有率

道路の混雑状態を示す代表的な指標に、ある瞬間における道路の単位区間上に存在する車両の台数を表す交通密度がある。しかし、交通密度は実際に計測するのは困難である¹⁰⁾。したがって、ここでは空間占有率 O_s を用いる。

空間占有率とは、ある瞬間に一定長の道路区間上に存在する車両の長さの総和がその区間長に占める割合の百分率のことであり、次式によって与えることができる。

$$O_s = \frac{1}{S} \sum_i l_i \times 100 \quad (16)$$

ここで、 S は計測区間長であり、 l_i は車両 i の車長を表す。

6 実験結果

天気が晴れの場合として、2000年8月11日の国道3号線、世安歩道橋(時刻:15:00~15:30)でのデータを、晴れと曇りが交互に現れ日照の変化が起きている場合として、2001年5月2日の前者と同じ場所、時刻(14:50~15:20)でのデータの2通りの場合において実験を行なった。車両追跡領域は検出位置から奥行きに約100m、また地面からカメラまでの高さは前者6.93m、後者6.77mである。評価実験にはAthlon 1GHzの汎用PCを用いた。また、ビデオカメラのシャッター速度は1/30秒であ

り、焦点距離は6mmである。なお今回処理に利用したフレーム数は、入力画像に車両が比較的多数存在する場合を選び、前者約3000フレーム、後者約7000フレームを使用した。目視による車両通過台数はそれぞれ86台、90台であった。

図5において、車両検出の結果を白い輪郭線で示している。なお、画像中の黒枠は車両検出領域である。第15フレームから第19フレームまで検出領域で車両が検出されている様子が分かる。このとき、検出された領域は影も含んだ領域となっている。第21フレームでは、テンプレートを保存するために、検出された領域に対しSobelの加重マトリックスによるエッジ処理を縦方向のみに適用した結果、車両後方部分に水平エッジが白線として抽出されている。

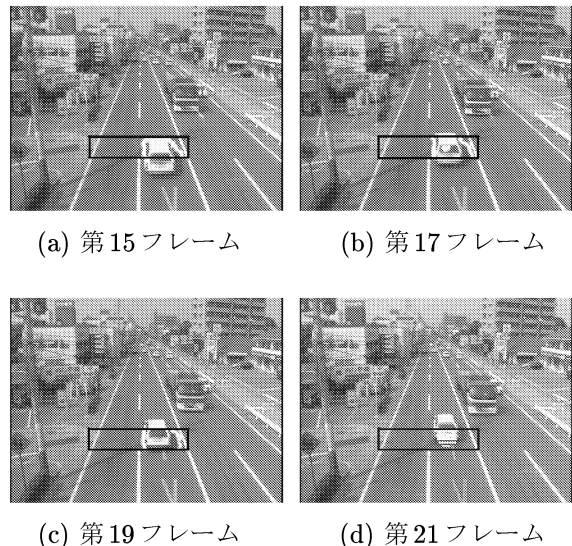
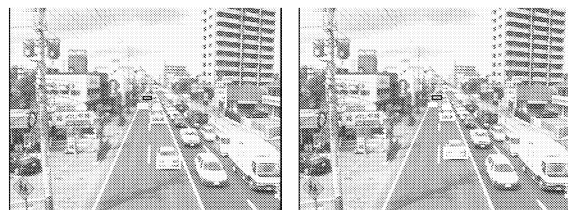


図5 車両検出

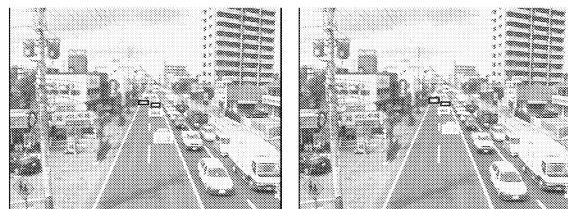
図6は車両追跡の結果の様子である。ここで見られるように、比較的密集している場合においても、マッチングに成功している場合は白枠、車両存在領域を予測している場合は黒枠で追跡を行なっている。

また、図7はオクルージョンにおける車両追跡結果を示し、別パターンのオクルージョンが生じた場合の車両追跡の様子を図8に示している。そのときの真上から見た概観図は図9である。図7において、第113フレームでは対象としている2車線を車両がそれぞれ走行し、白枠で追跡されている様子が分かる。第149フレームから第187フレームにかけては、左車線を走行中の車両が右車線の車両の後方側へ車線変更しているが、このときオクルージョンが発生するため右車線を走行していた車両は車両ベクトル

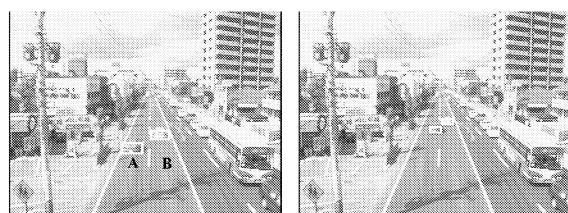
により黒枠で予測されている。その後のフレームでは、車両が再び左車線へ車線変更していくが、この車両も白枠で追跡されているのが分かる。図8の第1172フレームから第1203フレームまでの間、2台の車両がそれぞれ追跡されている様子を白枠で示しているが、以降のフレームでは互いの車両がそれぞれ車線変更を行なっている。第1229フレームでは、左車線を走行していた車両が、右車線を走行中の車両の前方部分を通過し車線変更を行なっており、そこでオクルージョンが生じ黒枠で車両存在領域が推定されている様子が分かる。オクルージョンが生じている間は生命指数が存在する限り推定を行ない、第1267フレーム以降では、推定された領域内で再び車両がテンプレートマッチングに成功した様子が白枠で示されている。



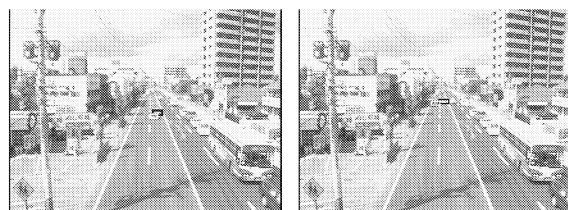
(a) 第1314フレーム (b) 第1320フレーム



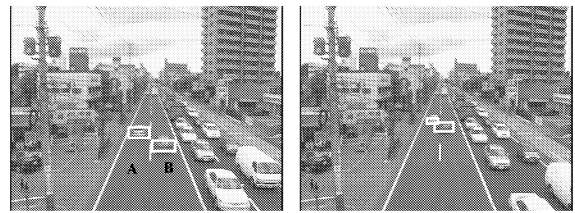
(c) 第1334フレーム (d) 第1346フレーム
図6 車両追跡



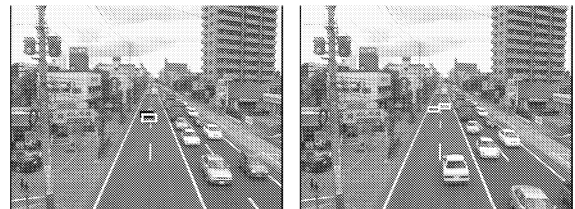
(a) 第113フレーム (b) 第149フレーム



(c) 第187フレーム (d) 第275フレーム
図7 オクルージョンにおける車両追跡(No.1)



(a) 第1172フレーム (b) 第1203フレーム



(c) 第1229フレーム (d) 第1267フレーム

図8 オクルージョンにおける車両追跡(No.2)

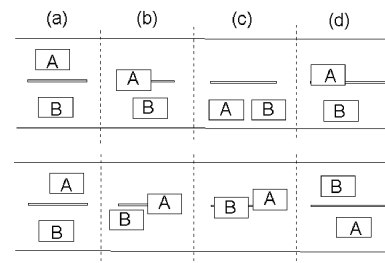


図9 オクルージョン概観図(上(図7),下(図8))

図10は図8の車両追跡時のフレームIDにおける生命指数の変化を示したものである。ここでは、1185フレームまでに2台の車両が検出され追跡されている結果、生命指数が互いに存在しているのがわかる。その後、互いに追跡処理が行なわれ生命指数は増加しているが、1210フレーム以降から2台の車両にオクルージョンが発生したため、今まで増加していた生命指数の一方が減少している。しかし、生命指数が存在する限り追跡処理は行なわれ、1240フレーム以降はオクルージョンが解消され再びマッチングに成功した結果、生命指数が増加を続けている。このように、対象としている車両の生命指数が0となるまで、マッチングが継続される様子が分かる。

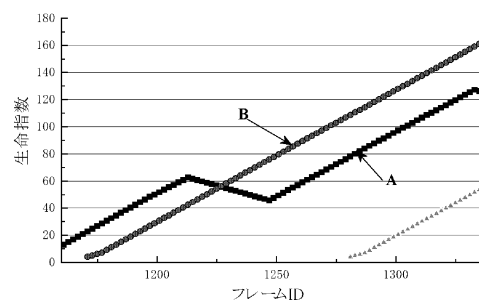


図10 フレームIDにおける生命指数の変化

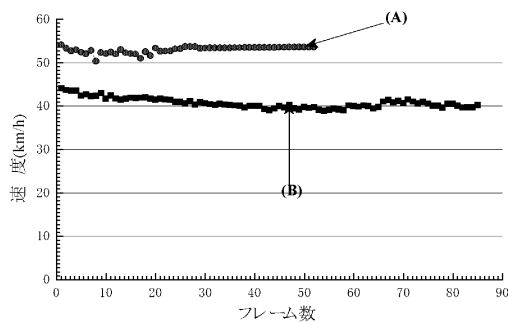


図11 フレーム数における速度変化

図11は2台の車両のフレーム数における速度変化を示している。図中(A)は速度計が約58km/hで走行したときの結果であり、図中(B)の速度は、速度計が約40km/hのときの結果である。両者とも車両が一定で走行したと仮定し、速度計を目視で確認した場合を真値としているため正確であるとはいえないが、得られた結果は妥当ではないかと思われる。

図12は1000フレームにおける2車線を対象とした車両の空間占有率である。ここでは右車線の15%が最大占有率となった。ただし、適切に追跡を行われていない車両もあり、真値と違った結果を示した部分もあった。

車両の検出・追跡結果を表1に示す。この追跡結果は、下影領域を取得できなかった場合において、車両ベクトルによる車両存在領域の予測が適切でなかったため誤マッチングが起こったのが要因だと考えられる。

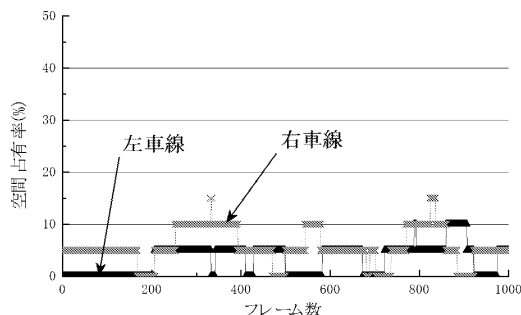


図12 空間占有率

表1 車両の検出・追跡結果

実験日時	2000/8/11	2001/5/2
車両通過台数(目視)	86台	90台
車両検出台数	83台(96%)	84台(93%)
車両追跡台数	79台(95%)	78台(93%)

7 まとめ

今回提案した手法により、歩道橋に設置したビデオカメラから撮影された画像を用いて、交通流計測のための車両の検出と追跡を行った。車両検出では、背景差分処理とエッジ処理を適用することにより安定して車両を検出することができた。車両追跡では、追跡周期の概念を用いた変動テンプレートマッチングを適用した。また、車両速度、交通量、空間占有率からなる交通パラメータの計測を行い、本手法の有効性を示すことができた。

今後は、追跡の安定性に対する検証および交通パラメータ精度の検討を行う。

参考文献

- [1] 道路交通における状況理解調査専門委員会編, "道路交通における状況理解", No784, 2000.
- [2] 金山憲司, "都市交通と映像情報メディア", 映像情報メディア学会誌 Vol.53, No.1, pp55-61, 1999.
- [3] 風間 久, 武田信之, 小野口一則, "交通監視システムの開発～正規化相関に基づく車両追跡～", PRMU98-101, pp67-74, 1998.
- [4] 久保山英生, 小沢慎治, "連続画像からのトンネル内における重交通流計測", PRMU98-100, pp59-65, 1998.
- [5] D.Koller, J.Weber, and H.-H. Nagle, "Model-Based Object Tracking in Monocular Image Sequence of Road Traffic Scenes", International Journal of Computer Vision, 10, pp.257-281, 1993.
- [6] N.Peterfreund, "Robust tracking of position and velocity with Kalman snakes", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, no.6, pp.564-569, 1999.
- [7] J.Malik, S.Russell, "A Machine Vision Based Surveillance System for California Roads", PATH Project MOU-83 Final Report, University of California, Berkeley, 1994.
- [8] 片山 徹, "応用カルマンフィルタ", 朝倉書店, 1983.
- [9] 胡 振程, 内村圭一, "変動背景における複数移動物体の検出及び同時追跡", 電気学会論文誌D, Vol.120-D, No.10, pp1134-1142, Oct., 2000.
- [10] 河上省吾, 松井 寛, "交通工学", 森北出版株式会社, 1996.