オクルージョンを考慮した交通流計測

正員 内村 圭一 (熊本大学)

非会員 松島 宏典 (熊本大学)

Traffic Flow Measurement Considering Occlusion

Keiichi Uchimura, Member, Kousuke Matsushima, Non-member (Kumamoto University)

A traffic problem, such as a traffic accident, traffic congestion and environmental pollution, are serious social issues with the increase in vehicle ownership ratio. As a measure, practical application of system which provides a driver with useful information is desired. In connection with such a background, the trial in which the automated surveillance system of a traffic state and an obstacle using image processing technology is made. This research proposes the traffic flow measurement technique using image sequences taken by a CCD camera mounted on the footbridge. We perform vehicles detection using adaptive background difference processing, and vehicles tracking using the concept of a deformable template matching and a tracking cycle to provide solution to vehicles occlusion. Eventually, the traffic parameter called a traffic volume, a speed, and a space occupancy is computed. In the experimental result, the accuracy and the efficiency of our approach is shown.

キーワード：ITS, 交通流計測, テンプレートマッチング, 追跡周期, オクルージョン

Keywords: Intelligent Transport Systems, Traffic Flow Measurement, Template Matching, Tracking Cycle, Occlusion

1. ま え が き

近年、自動車保有台数の増加に伴い、交通事故、渋滞、環境汚染など様々な道路交通に関する問題が深刻化してきている。これら諸問題の対策として、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り⁽¹⁾、ITS(Intelligent Transport Systems)においても重要な項目の一つとなっている。

情報収集のために利用される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。

そのため、画像を利用した道路情報の収集が実現されれば、落下物や事故、避走といった様々な空間的な道路情報も取得することができ、利便性が高い。しかし、混雑した状況下では車両同士が遮蔽（オクルージョン）する問題が

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。

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、車両同士にオクルージョンが生じている場合、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。一方、オクルージョンの影響を受けない車両追跡手法⁽⁸⁾についても研究されているが、車線を走行中の車両が明らかに疎の場合を対象としている。

本論文では、空間的情報を持った道路情景画像に対し、コンピュータビジョン技術で処理する際に生じるオクルージョンの問題について考慮することで正確な交通情報を得るこ

とを目的とする。そのために、歩道橋に設置したビデオカメラから昼間に撮影される様々な自動車交通流の計測手法を提案する⁽⁹⁾。

以下、2.で本手法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.で交通流の計測パラメータである交通量、車両速度、空間占有率について述べる。また、6.では計測パラメータの結果について述べ、最後に7.で結論をまとめる。

2. システム概要

図1にオクルージョンを考慮した処理システムの概要を示す。道路情景画像は、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にビデオカメラを設置することにより得られる。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。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、本論文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画像を抽出する。抽出された領域に対し、影の影響を低減し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。この問題に対し、本論文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処するために追跡周期の概念を組み合わせた新しい追跡手法を導入する。

図1 交通流計測ダイアグラム

Fig. 1. Measurement diagram of traffic parameter.

3. 車両検出

〈3・1〉 適応型背景差分処理 撮影された画像に対し車両が通過する部分のみ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。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様々な状況が存在するために、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。図2は画像座標(15, -65)における計500フレームの明度値の変化を示した実例である。ここで、入力画像において走行している車両がしばしば道路表面を隠し、さらに日照の変化も受けているために明度値に変化が生じているのが分かる。

そこで、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うカルマンフィルタ⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾により各ピクセル上で推定を行い背景の更新を行う。

背景画像更新後の車両部分の検出は次のように行う。車両検出領域内の背景画像を $T_b(t_i)$ 、車両検出領域内において移動物体を含む画像を $T_f(t_i)$ とすると、車両を含んだ車両画像 $T_s(t_i)$ は(1)式により抽出される。

$$T_s(t_i) = |T_b(t_i) - T_f(t_i)| \dots\dots\dots (1)$$

その後、抽出された $T_s(t_i)$ に対して、小さな穴、孤立点等のノイズ部分を除去するために、画像軸の x, y 方向共に、膨張、収縮処理を順次適用する。

〈3・2〉 水平エッジ抽出による車両領域の特定 テンプレートマッチングの精度向上を目的として車両の後方部を抽出する。そのために車両検出領域で抽出された車両画像 $T_s(t_i)$ に着目する。まず、 $T_s(t_i)$ 中において、車両の水平エッジを抽出し車両領域を特定すると共に影の部分の影響を低減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。ここで、エッジとは画像中の輝度が急激に変化している部分である。

図2 背景画像座標における明度値の変化

Fig. 2. Gray value change in background image.

図3 車両検出

Fig. 3. Vehicle detection.

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

車両は水平方向に向けて多くの特徴を持っている。よって、(2) 式の適用により $T_s(t_i)$ 中の水平成分すなわち水平エッジを得る。次に、ノイズ部分に対して膨張、収縮による除去を行ったのち、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てテンプレート $T_m(t_i)$ とする。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 $S_m(t_i)$ もそれぞれの検出処理において保存する。車両検出の一連の様子を図3に示す。

4. 車両追跡

〈4・1〉 生命指数 $Ver(t)$ 移動物体の追跡に生命指数 $Ver(t_i)$ ⁽¹²⁾ を適用する。生命指数とは、追跡される移動物体の存在、消滅にかかわる重要な因子である。生物の生命力と同様に、生命指数が大きければ大きいほど、その移動物体が追跡される可能性は大きくなる。また、生命指数はテンプレートに与え、値が0になった時点で移動物体は消滅するものとする。生命指数は、移動物体の特徴値や、追跡時間などから求める。具体的な式を次に示す。

$$Ver(t_i) = \int_{t_0}^{t_i} \sigma_m(\tau) d\tau \dots (3)$$

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、 $\sigma_m(\tau) = \text{定数} (< 0)$ とする。また、 t_0 は移動物体候補の発生時点であり、 $Rev(t)$ は次に述べる移動物体の信頼指数である。

〈4・2〉 信頼指数 $Rev(t)$ 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。

$$Rev(t_i) = R_e(t_i) \cdot (\lambda_m R_m(t_i) + \lambda_a R_a(t_i) + \lambda_d R_d(t_i)) \dots (4)$$

ただし、 $\lambda_m, \lambda_a, \lambda_d$ は各項の係数を示している。ここでは、係数の値は全て1とした。また、 $R_e(t_i), R_m(t_i), R_a(t_i), R_d(t_i)$ については以下に説明する。

〈4・2・1〉 テンプレート因子 $R_e(t)$ テンプレート因子 $R_e(t_i)$ は、テンプレート画像 T_m 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。 $R_e(t_i)$ により、正確な追跡処理を行うことが可能となる。 $R_e(t_i)$ は次式で表すことができる。

$$R_e(t_i) = \frac{S_e(t_i)/S_m(t_i)}{\frac{1}{4} \sum_{k=i-3}^i (S_e(t_k)/S_m(t_k))} \dots (5)$$

ただし、 $S_e(t_i)$ は時刻 t_i における車両の水平エッジの面積（画素数）であり、 $S_m(t_i)$ は時刻 t_i でのテンプレート面積を表す。

〈4・2・2〉 テンプレートマッチング因子 $R_m(t)$ テンプレートマッチングにおける一致度を評価したテンプレートマッチング因子 $R_m(t_i)$ を次式で計算する。

$$R_m(t_i) = 1 - \frac{1}{S_m(t_i)} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} \left| \frac{E_{x,y}(T_i(t_i)) - E_{x,y}(T_m(t_i))}{E_{x,y}(T_m(t_i))} \right| \dots (6)$$

ここで、時刻 t_i において、 $E_{x,y}(T_i(t_i)), E_{x,y}(T_m(t_i))$ 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 $m \times n$ サイズの大きさのテンプレート画像 T_m の画素 (x, y) の明度値である。ここで、マッチング画像 T_i はマッチング位置を中心とした $m \times n$ サイズの画像である。

〈4・2・3〉 面積因子 $R_a(t)$ 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 $R_a(t_i)$ については次式で計算する。

$$R_a(t_i) = \begin{cases} \frac{S_m(t_i)}{S_m(t_{i-1})}, & S_m(t_i) < S_m(t_{i-1}) \\ 1, & S_m(t_i) \geq S_m(t_{i-1}) \end{cases} \dots (7)$$

(7) 式は、 $R_a(t_i)$ の値が1に近いほど追跡への信頼性が高いことを示している。

〈4・2・4〉 移動ベクトル因子 $R_d(t)$ 車両ベクトルにより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 $R_d(t_i)$ の計算は次のように行う。

$$R_d(t_i) = \max(0, 1 - \frac{|(L_{x,y}(t_i) - L_{x,y}(t_{i-1})) - V(t_i)|}{|V(t_i)|}) \dots (8)$$

ただし、 $L_{x,y}(t_i)$ は時刻 t_i の車両位置ベクトル、 $L_{x,y}(t_{i-1})$ は時刻 t_{i-1} の車両位置ベクトル、 $V(t_i)$ は時刻 t_i までの車両位置ベクトルから予測した時刻 t_i の車両ベクトルである。車両位置ベクトル $L_{x,y}(t_i)$ とは、マッチング画像 $T_i(t_{i-1})$ と $T_i(t_i)$ のそれぞれの重心を始点、終点としたベクトルである。車両ベクトル $V(t_i)$ の具体的な式を次に示す。

$$V(t_i) = \sum_{k=1}^4 \alpha_k \cdot (L_{x,y}(t_{i-k}) - L_{x,y}(t_{i-k-1})) \dots\dots\dots (9)$$

ここで、 α_k は履歴に対する重みであり、 $k = 1, 2, 3, 4$ のときそれぞれ 0.4, 0.3, 0.2, 0.1 とする。

〈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。そこで、次のような方法を提案する。

物体が検出されテンプレートに生命指数が存在する場合は、テンプレート画像 T_m を数ピクセル膨張した車両存在領域を利用してテンプレートマッチングを行う。次に、その領域に対して閾値処理を行った後、 T_m の中心座標、横幅、面積及び下影は車両の下端部分に出現するという条件をそれぞれ考慮して下影領域を特定し、テンプレートの幅・高さを更新する。なお、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することにし、テンプレートの更新は行わない。

また、車両ベクトルを 4 フレームで評価しているために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えなかったり、車両ベクトルで車両位置を予測できないため生命指数が 0 となり追跡が終了する問題が考えられる。この対策として、車両存在領域の y 軸への投影画像に対する判別分析法を適用することで閾値を決定する。そして、その閾値によりテンプレートの下端を予測し、以下の式を用いてテンプレートの拡大・縮小率を計算し、テンプレートの更新を行う。

$$W_{T_m}(t_i) = e \cdot W_{T_m}(t_{i-1}) \dots\dots\dots (10)$$

$$e = \frac{D_{T_m}(t_i)}{D_{T_m}(t_{i-1})} \dots\dots\dots (11)$$

ただし、 $W_{T_m}(t_i)$ は時刻 t_i におけるテンプレート幅、 e はテンプレートの拡大・縮小率、 $D_{T_m}(t_i)$ は時刻 t_i におけるテンプレート重心から下端までの距離である。

〈4・4〉 オクルージョンに対する処理 実際の追跡の場合、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これることが予想される。そこで、本論文では追跡対象車両の重なるの情報を得るため、次式を利用する。

$$R_a(t_i) < \theta_v \dots\dots\dots (12)$$

ここで、 $R_a(t_i)$ は (7) 式で示した面積因子であり、 θ_v は車両速度に依存した閾値である。この値は予備実験の結果から v が 30km/h から 80km/h の範囲で $-0.001v + 0.83$ とした。なお、 v はオクルージョンされる車両の速度である。 $R_a(t_i)$ の値は (7) 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、時間に対してほぼ一定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発生とする。この場合、車両ベクトルにより車両存在領域の推定を行う。これらの処理を行うことで、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うことができる。

〈4・5〉 追跡のロバスト性の向上 追跡を行う際、特に車両が画像奥行き部分に存在する場合、マッチング精度により車両ベクトルが影響を受け、追跡すべき車両以外が推定領域内に含まれて誤マッチングが生じることが考えられる。その対処として次のような処理を行う。移動ベクトル因子 $R_a(t_i)$ の値及びテンプレートマッチング因子 $R_m(t_i)$ の値を順次閾値処理し、マッチング精度が悪いものであるならば、(9) 式のうち、車両位置ベクトル $L_{x,y}(t_i)$ を $L_{x,y}(t_{i-1})$ で修正する。これは、フレーム時間に対して画像奥行き部分では車両位置がほとんど変化しないためである。そこで修正された車両ベクトルを利用することで、誤マッチングを減らし追跡のロバスト性を向上する。

5. 交通流計測パラメータ

〈5・1〉 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⁽¹³⁾。ここでは、〈3・2〉で述べたテンプレート作成時を車両通過と判断し、交通量の計測を行う。すなわち、道路の一断面である車両検出領域を車両が通過した中で (図 4 参照)、(1) 式で得られる差分画像の最大面積を保存する。そして、最大面積と車両画像の面積との差がある閾値以上になった場合を車両通過と判断する。

〈5・2〉 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。まず、テンプレート T_m の重心画像データ (x_n, y_n) を 3 次元座標へ次式で逆

図 4 交通量計測俯瞰図
Fig. 4. Top view of traffic volume measurement.

投影変換する (図 5 参照)。

$$\begin{aligned} X_n &= -H \frac{x_n}{y_n \cos \theta - f \sin \theta} \\ Y_n &= -H \\ Z_n &= -H \frac{f \cos \theta + y_n \sin \theta}{y_n \cos \theta - f \sin \theta} \dots\dots\dots (13) \end{aligned}$$

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。

〈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。交通密度は実際に計測するのは困難である⁽¹³⁾。したがって、ここでは空間占有率 O_s を計測する。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、次式によって与えられる。

$$O_s = \frac{1}{S} \sum_i l_i \times 100 \dots\dots\dots (14)$$

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 (図 6 参照)。

図 5 画像座標系と車両座標系

Fig. 5. Image coordinate system and vehicle coordinate system.

図 6 空間占有率概念図

Fig. 6. Conceptual figure of space occupancy.

計測区間長 S 、すなわち車両追跡範囲は 100m に設定した。車長 l_i は車幅情報から次のように決定する。テンプレート幅を形成する両端点の座標を逆投影変換することにより実距離を求める。これを車幅とみなす。実際には、車幅とテンプレート幅が一致したものになるとは限らないので、4 フレームまでの追跡を行なった後、結果を累積平均することで車幅を決定する。算出された車幅に対し、閾値を設定することで大型車、小型車の判別を行う。判別結果により l_i を大型車の場合は 10m、小型車の場合は 5m と設定した⁽¹⁾。なお、閾値は図 7 のように大型車、小型車の数台に対し、車幅を算出した結果により 2.3m とした。

6. 実験結果

〈6・1〉 実験環境 天気が晴れの場合として、2000 年 8 月 11 日 15:00~15:30 の国道 3 号線・世安歩道橋でのデータ、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 14:50~15:20 の前者と同じ場所でのデータの 2 通りの場合において実験を行なった。地面からカメラまでの高さは前者 6.93m、後者 6.77m であり、カメラの焦点距離は 6mm である。評価実験には Athlon 1GHz の汎用 PC を用いた。

〈6・2〉 車両追跡 車両が比較的疎な状態の時と密な状態の時の二つの場合に分けて計測を行った。疎な状態及び密な状態のときのオクルージョンが発生している場合の車両追跡結果の様子をそれぞれ図 8 及び図 9 に示す。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 A、B がそれぞれ追跡されている様子を白枠で示している。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 A が、右車線を走行中の車両 B の前方部分を通して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。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が行なわれ、第 1267 フレームでは、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。

図 7 複数車両におけるフレーム数と車幅の関係

Fig. 7. Relation between frame number and multiple vehicles width.

る。ただし、図8では車両A、Bがほぼ同時に車線変更しているが、2台の車両が順次に互いの車線へ車線変更した場合には、提案手法では充分対応できない場合も考えられる。例えば、車両Aと車両Bが2車線上に存在する場合、車線変更によるオクルージョン発生とその後の車線変更には次の4パターンが存在する。

- BがAの後方へ車線変更後、Aが車線変更する。
- BがAの後方へ車線変更後、Bが車線変更する。
- BがAの前方へ車線変更後、Aが車線変更する。
- BがAの前方へ車線変更後、Bが車線変更する。

このうち、オクルージョンされた車両は車線変更しないでその後に他車が車線変更する場合(b, c)には提案手法で対応できるが、オクルージョンされた車両がその後に車線変更する場合(a, d)には対応できない可能性があると考えられる。その理由は、(9)式に示すように、車両ベクトルが過去の4フレームの情報しか保有していないために、オクルージョンされた車両のマッチング成功の可能性が低くなるためである。この点については、実証実験も含めて検討する必要がある。

図9では、車両が密な状態になり、車両が画像奥行き方向に進行するにつれてオクルージョンが発生したために、黒枠で車両存在領域の推定を行っている。このようにカメラから遠い位置で複数車両が走行し、オクルージョンが発生したとしても、車両が疎の場合と同様に追跡処理を行なっているのが確認できる。また、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台の車両の生命指数が発生しており、追跡されている様子がわかる。その後も、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

図9 オクルージョンにおける車両追跡(密)

Fig.9. Vehicles tracking in occlusion scene(dense vehicles).

図10 フレームIDにおける生命指数の変化

Fig.10. Vitality index change in frame ID.

図8 オクルージョンにおける車両追跡(疎)

Fig.8. Vehicles tracking in occlusion scene(rarefaction vehicles).

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、追跡が継続される様子が分かる。

〈6・3〉 交通量 車両の検出結果、すなわち交通量の計測結果を表1に示す。また2001年5月2日の実験時間内における車両累積台数の計測結果を図11に示す。表1における交通量と通過台数との差は、車両画像の面積に対するエッジ検出が適切ではなかったのが要因の一つであると考えられる。また、図11のように、車両通過台数の時間的変動は、道路計画等の立案に重要な指標となり得ることが予想される。

〈6・4〉 車両速度 図12は車両の速度推移を示している。図中(a), (b)はそれぞれ約58km/h, 約40km/hで一定走行したときの結果である。両結果とも、車両が一定走行するように目視での車両制御を行った割には妥当であろうと思われる。図13は複数車両の速度推移を示している。

対象としたフレームにおいて、複数車両が3つの群として現れて走行しており、個々の車両の詳細な速度推移が得られている。

〈6・5〉空間占有率 表2は表1の結果を受けた車両の追跡結果であり、図14は2001年5月2日のデータから1000フレームを使用し、2車線のうち右車線を対象とした車両の空間占有率である。図14では15%が最大占有率となり、使用した全てのフレームにおいて実測値は真値に近い軌跡を得ることができた。また、空間占有率において、真値と実測値との間で差が生じている部分がある。この原因として、表2にも関連しているが、追跡対象の車両が追跡を開始してすぐに大型車との間でオクルージョンが発生したために、生命指数が0となり追跡が終了したためである。表2に関しては、車両検出精度の向上やシステムに応じた信頼指数の設定が、さらなる車両追跡結果の向上につながるものと考えられる。

7. む す び

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、背景差分処理と水平エッジ処理による車両検出及びテンプレートマッチングと追跡周期による車両追跡を利用し

表 1 交通量の計測結果

Table 1. Measurement result of traffic volume.

Experimental day	Traffic volume	Vehicle count (Visual observation)
2000/8/11	83	86
	3000/frame	
	62	
2001/5/2	5700/frame	66
	106	
	9500/frame	
	46	47
	3900/frame

図 11 車両累積台数の時刻変化

Fig. 11. Time change in vehicles cumulative count.

表 2 車両追跡結果

Table 2. Vehicles tracking result.

Experimental day	Vehicle tracking result
2000/8/11	79
	58
2001/5/2	99
	43

図 12 速度の推移

Fig. 12. Vehicle speed change.

図 13 複数車両の速度推移

Fig. 13. Multiple vehicles speed change.

図 14 空間占有率

Fig. 14. Space occupancy.

た交通計測手法を提案した。本論文で提案した手法により、車両速度、交通量、空間占有率からなる交通流計測パラメータの測定を行い、本手法の有効性を示すことができた。今後の課題として、追跡の安定性に対する検証及び交通流計測パラメータの精度向上の検討、薄暮や夜間についての検討を挙げる。

(平成 14 年 1 月 28 日受付, 同 14 年 8 月 9 日再受付)

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」, 電学技報, p.784 (2000)
- (2) K.Kanayama: "Urban Traffic and the Role of Image Information", *Journal of the Institute of Image Information and Television*, Vol.53, No.1, pp.55-61(1999-1)(in Japanese)
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, **53**, 1, pp.55-61 (1999-1)
- (3) H.Kazama, N.Takeda, and K.Onoguchi: "Traffic Surveillance System: Vehicle Tracking with Normalized Cross Correlation", *Technical Report of IEICE*, PRMU98-101 (1998-10)(in Japanese)
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～」, 信学技報, PRMU98-101 (1998-10)
- (4) H.Kuboyama and S.Ozawa: "Measurement of Heavy Traffic in a Tunnel from Image Sequences", *Technical Report IEICE*, PRMU98-100 (1998-10)(in Japanese)
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」, 信学技報, PRMU98-100 (1998-10)
- (5) D.Koller, J.Weber, and H.-H. Nagle: "Model-Based Object Tracking in Monocular Image Sequence of Road Traffic Scenes", *IJCV*, Vol.10, pp.257-281 (1993)
- (6) N.Peterfreund: "Robust tracking of position and velocity with Kalman snakes", *IEEE Trans. PAMI*, Vol.21, No.6, pp.564-569 (1999)
- (7) J.Malik and S.Russell: "A Machine Vision Based Surveillance System for California Roads", PATH Project MOU-83 Final Report, Univ. California, Berkeley (1994)
- (8) Young-Kee Jung and Yo-Sung Ho: "Traffic Parameter Extraction using Video-based Vehicle Tracking", *Proc. IEEE ITSCConf'99*, pp.764-769 (1999)
- (9) K.Matsushima and K.Uchimura: "Traffic Measurement under a Complicated Situation", *Technical Report of IEE*, RTA-01-33(2001-12)(in Japanese)
松島宏典・内村圭一:「複雑道路状況下における交通計測」, 電学研資, RTA-01-33 (2001-12)
- (10) 片山 徹: 応用カルマンフィルタ, 朝倉書店(1983)
- (11) Klaus-Peter Karmann and Achim von Brandt: "Moving object recognition using an adaptive background memory", *Time-Varying Image Processing and Moving Object Recognition*, pp.289-296 (1990)
- (12) Z.Hu and K.Uchimura: "Multiple Moving Objects Detection and Simultaneous Tracking from The Time-Varyed Background", *T.IEE Jpn.*, Vol.120-D, No.10, pp.1134-1142(2000-10)(in Japanese)
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」, 電学論 D, **120**, 10, pp.1134-1142 (2000-10)
- (13) 河上省吾・松井 寛: 交通工学, 森北出版(1996)

内村 圭一 (正員) 1977年熊本大学大学院工学研究科修了。現在、熊本大学工学部数理情報システム工学科教授。平4～5マクマスタ(カナダ)客員研究員。工博。高度道路交通システム, 地理情報処理, 画像認識に関する研究に従事。電気学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会各会員

松島 宏典 (非会員) 2000年熊本大学工学部数理情報システム工学科卒業。2002年熊本大学大学院自然科学研究科博士前期課程修了。同年4月沖電気工業(株)入社, 現在に至る。在学中, ITS, 画像処理, コンピュータビジョンに関する研究に従事。