

特徴点群抽出とグラフ分割を用いた車両追跡法

安倍 満† 小沢 慎治†

† 慶應義塾大学大学院理工学研究科, 神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1

E-mail: †{ambai,ozawa}@ozawa.ics.keio.ac.jp

あらかし 多様な照明条件下でも動作し, かつ撮影対象に特化した情報を用いない車両追跡法を提案する. 夜間などの劣悪な照明条件下でも特徴点を安定に検出できることに着目し, 車両から検出された特徴点群をグラフ分割アルゴリズムによりクラスタリングすることで車両の追跡を行う. 正規化相関処理により, 背景特徴点は照明条件に関わらず安定に棄却されるため, システムは閾値の厳密な調整が不要であるという利点を持つ. 撮影条件の異なる 4 シーンの動画像に対し, 同一の閾値で本手法を適用した結果, 694 台のうち 674 台の追跡に成功した. 本システムは適用範囲が広いこと, 交通流量の把握, 事故検知を目的とした道路交通監視システムへの応用が期待される.

キーワード 交通流計測, グラフ分割, ITS, 車両追跡, 特徴点

Vehicle Tracking Method Using Feature Points Extraction and Graph Cuts

Mitsuru AMBAI† and Shinji OZAWA†

† Faculty of Science and Technology, Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama-shi, 223-8522
Japan

E-mail: †{ambai,ozawa}@ozawa.ics.keio.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a vehicle tracking algorithm for vision-based traffic monitoring system. We combine feature points extraction and graph partitioning algorithm to track vehicles. Feature points can be detected stably even if the target scenes are captured under bad lighting conditions. Regarding trajectories of feature points as vertices and their similarities as weighted edges, a complete graph is to be constructed. By using graph partitioning algorithm, feature points can be classified into each vehicle. The experimental results reveal that our system succeeded in tracking vehicles under various conditions.

Key words Traffic monitoring, Graph cuts, ITS, Tracking, Feature points

1. ま え が き

道路交通監視システム開発の一環として, 画像処理技術による車両追跡の研究が活発に行われている. 道路上を走行する車両の移動軌跡を得ることができれば, 交通流量の把握, 事故検知および違法車両検出までを含めた高度な道路交通監視システムを実現できると期待される. だが, 画像処理による車両追跡は容易な問題ではない. 照明条件の変化や車両同士の重なり合いが追跡を困難にするため, これらの点を如何にして解決するかが研究課題となっている.

オクルージョンの解決を試みた研究としては, 時空間 MRF モデルによる方法 [1], 直方体形状モデルによる方法 [2], Kalman フィルタによる方法 [3] などがある. また, 影や照明条件に対する頑健性を目指した研究として, 赤外線カメラを用いる方法 [4],

昼夜で検出アルゴリズムを切り替える方法 [5], HMM により影, 前景, 背景を分離する方法 [6] などが提案されている.

道路交通監視は多くの地点で時間帯を問わず行われるべきものであるため, オクルージョンや照明条件に対して頑健であることに加え, 撮影対象に特化した情報を用いないということも重要である. 道路が直線であることを仮定したり, カメラの設置位置を強く拘束するような手法では利便性が低く, システムの広範囲にわたる設置を妨げるからである.

そこで我々は, これまでに文献 [7] で撮影環境に依存しない車両検出アルゴリズムを提案した. 本稿では文献 [7] で提案した特徴点群抽出とグラフ分割による車両検出の枠組みを追跡へと拡張するとともに, 計算量の大幅な削減, および検出 (追跡) 精度の向上を実現した. 撮影条件の異なる 4 シーンの動画像に対して本手法を適用した結果, 694 台のうち 674 台の追跡に成

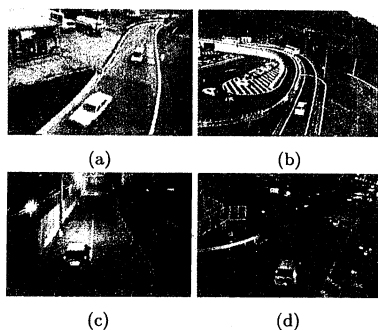


図 1 入力画像.

Fig. 1 Input images.

功し、手法の有効性を示したので報告する。

2. 提案する手法の概要

2.1 適用範囲

本手法は図 1(a)-(d) に例示したように、夜を含む様々なシーンを対象とする。天候は晴れ、曇り、小雨を対象とし、降雪や豪雨は対象外とする。路上には標識などのテクスチャがあっても良く、また複数のレーンを同時に含む画像でも良い。車両の移動方向は特に仮定しない。奥行き方向から手前に向かって走行するように、画像上での見かけの大きさが変化するような動画も対象とする。車両の幅と高さは、30pixel 程度の解像度が確保できていることが望ましい。これは後述する特徴点抽出処理で十分な数の特徴点を検出できるようにするための配慮である。車両の一部が重なり合うような画角も適用対象とするが、一方の車両が他方の車両を完全に覆い隠してしまうような場合は対象外とする。風により背景の木が揺れるなど、移動物体以外の動きの成分が現れる場合、その領域は事前に監視領域から外しておく。この監視領域は手動で与える。

2.2 手法の概要

従来手法 [1]~[6] に比べ、前節で示した適用範囲は比較的大いと言える。我々は、車両から特徴点群を抽出し、それらの軌跡をグラフ分割アルゴリズムで車両毎にクラスタリングすることで、広い適用範囲を持つ車両追跡を実現した。

本手法はグラフ構築、グラフ分割、分割結果の対応付けという 3 段階の処理から成る。まず、特徴点の軌跡を頂点、軌跡間の類似度を辺の重みとした完全グラフ $G_t = (V_t, E_t)$ (t は時間を毎フレーム構築する。次に、 G_t を分割することで車両の軌跡群をクラスタリングする。最後に G_t, G_{t-1} のそれぞれの分割結果を対応付けることで追跡を実現する。

後に示すように、特徴点の検出は照明条件に依存しにくい。また、軌跡間の類似度には撮影位置によらない量を採用している。そのため、完全グラフは撮影対象や照明条件によらない普遍的なものとなる。グラフ分割は大域的な構造が結果によく反映されるクラスタリング手法であり、近年、特に領域分割の分野で画像処理に応用が見られる [8]。仮に類似度の算出が失敗し、本来別々の車両に属すべき軌跡同士のうちの幾つかが強

い辺重みで連結し合ってしまうようなことがあったとしても、グラフ分割処理はそのような局所的なエラーの影響を受けにくい。すなわち、前段の類似度算出処理で失敗が起こったとしても、それを後段の分割処理で修正できるという利点を持つ。この性質により特徴点の軌跡は安定にクラスタリングされ、ロバストな追跡結果を得ることが出来る。

本手法と文献 [7] で提案した手法との最も大きな相違点は、ある時間 t でのクラスタリングした結果を次の時間 $t+1$ でのクラスタリング結果と対応付けることで、車両検出処理を追跡処理へと拡張している点である。このとき、前フレームにおけるクラスタリングの結果を利用し、次フレームにおけるグラフの辺重みに修正を加えることでオクルージョンに対処している。また、特徴点抽出処理に改良を加え、より安定に不要な特徴点を棄却できるようにした。さらに、軌跡の取得方法、軌跡間の類似度の計算法を簡略化し、高速に安定な結果を得られる手法に改良した。グラフ分割処理も収束性に保証のあるアルゴリズムを適用することで、さらなる安定化を図っている。以下、各段の処理について詳細に述べる。

3. グラフ構築

まず、3.1 節で照明条件に依存しない車両特徴点抽出法について述べる。次に、フレームごとに独立に求めた特徴点をフレーム間に対応付ける処理について 3.2 節で述べる。このときに得られた特徴点の軌跡群が頂点 V_t となる。3.3 節では軌跡間の類似度の算出法について述べる。この類似度に基づいて辺の重み $w_t(e)$ ($e \in E_t$) を定義する。

3.1 車両特徴点抽出

車両のような人工物は形状に直線的な部分が多く、エッジや角付近で高い微分値を示す。この性質を考慮し、我々は車両から検出すべき特徴量として特徴点 [9] を採用した。[9] によると、入力画像 $I(x, y)$ の各画素における特徴点らしさは式 (1)(2) で与えられる。

$$Z = \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$f = \min(\lambda_1, \lambda_2) \quad (2)$$

λ_1, λ_2 は Z の固有値であり、式 (1)(2) を画素毎に計算する。 f の値が局所最大であり、しきい値 λ_{th} を超える場合、その点を特徴点とみなすことができる。 λ_{th} は特徴点検出の感度に相当する。式 (1)(2) は、その近傍で複数の方向の微分値が高くなるような画素を特徴点とするものである。車両の角点は、その周囲の明度パターンがこの性質に合致するため、比較的安定に検出される。

夜間の道路交通流を撮影した動画を処理する場合、コントラストの低下により特徴点を取りこぼすことが懸念されるが、これは λ_{th} を低く設定し、特徴点検出の感度を上げることで回避できる。また夜間の場合、車両のヘッドライトの影響を回避することも重要である。だが、車両のヘッドライトが作る明度分布はその変化が平面的であり、角点のような鋭い微分値が生

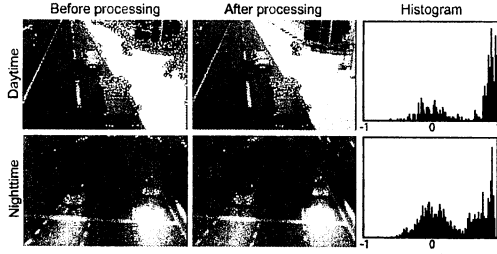


図2 背景特徴点の棄却.

Fig. 2 Delete background feature points.

まれにくい。それゆえ路面に照射されたヘッドライトに対しては反応が鈍く、不要な特徴点は混入しにくい。

こうして得た特徴点群には背景成分が含まれている。特徴点の取りこぼしを防ぐために抽出の感度はできるだけ上げておく必要があり、そのため混入する背景成分はますます増えることになる。つまり、本来必要である車両の特徴点を消してしまうことなく、背景成分のみを正確に除去する枠組みが必要となる。さらに、その除去に必要な閾値はできるだけ照明条件に依存せず、一定の値を利用できることが望ましい。

そこで、検出した特徴点の周囲のテクスチャと、背景画像上で相当する位置のテクスチャとの間で正規化相関値 [10] を計算し、この値と閾値 T_{NC} を比較することで背景成分の除去を行った。検出された特徴点が背景成分によるものならば、その点のまわりのテクスチャは背景画像と強い相関を示すが、車両などの移動物体から検出された特徴点の場合は、背景とは無相関になるはずである。図2は全ての特徴点で算出した正規化相関値をヒストグラムに示したものである。背景特徴点の場合は強く相関するため、値は1付近を中心とした正規分布に従う。その一方で、移動物体の特徴点の場合は無相関となるため、値は0付近を中心とした正規分布に従う。そのため、図2は双峰性を示すことになる。

この方法は、閾値 T_{NC} の設定が非常にロバストになるという利点がある。図2のヒストグラムは正規化された値であるため、いかなる照明条件であっても基本的には0と1付近を中心とした二つの正規分布が合わさったものとなる。図2にはそれぞれ照明条件が著しく異なる二つの事例を示したが、いずれもこの性質を満たしていることが分かる。そこで、 T_{NC} は照明条件にかかわらず0.5付近に設定すればよい。この棄却処理は正確に不要な特徴点のみを棄却するため、閾値 λ_{th} を低く設定することで混入した不要な点群はすべて棄却されることになる。それゆえ、閾値 λ_{th} 、 T_{NC} は照明条件にかかわらず一定の値で良く、閾値の良し悪しが全体の性能にとって支配的な影響を及ぼすことが無い。これは撮影環境に対してロバスト性が要求される場合には重要な性質である。

文献 [7] では、路面に強いテクスチャがある場合、その部分での特徴点を過剰に消し過ぎるという欠点があった。しかし、本節で述べた正規化相関による棄却処理は正確に背景特徴点のみを削除するため、このような問題は起こらない。

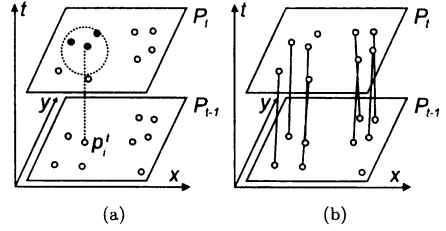


図3 特徴点の対応付け

Fig. 3 Connection of points between two frames.

以降、時間 t における入力画像から検出された特徴点の数を n_t 、 i 番目の特徴点を $\mathbf{p}_i^t = (x_i^t, y_i^t)^T$ で表し、時間 t において検出された特徴点の集合を $P_t = \{\mathbf{p}_1^t, \mathbf{p}_2^t, \dots, \mathbf{p}_{n_t}^t\}$ と表記する。

3.2 特徴点のフレーム間対応付け

文献 [7] では、時空間内で特徴点の軌跡が直線になると仮定し、特徴点の周囲のテクスチャ情報を用いずに軌跡を得た。この方法の場合、あるフレームで特徴点の検出漏れが起きても前後のフレームの情報から補間できるというメリットがある。だが、この方法は直線性のみに着目しているため、検出する軌跡が密になり過ぎると本来存在しないはずの軌跡を検出してしまふことがある。

だが、本稿で提案した背景特徴点の削除処理は過剰に削除し過ぎることが無いように改良されている。そこで、時空間内の分布の直線性に着目するのではなく、テクスチャ情報を積極的に活用する方法を適用した。30fps 程度の動画像の場合、隣接する2フレーム間において特徴点付近のテクスチャはそれほど変化しないため、輝度差の2乗和 (SSD) を評価基準として隣接フレーム間の特徴点の対応付けを行った。

この対応付けの問題は、集合 P_{t-1} の要素 \mathbf{p}_i^{t-1} が、集合 P_t の要素 $\mathbf{p}_1^t, \dots, \mathbf{p}_{n_t}^t$ のどれと対応するかを決定する問題であると言える。まず、 \mathbf{p}_i^{t-1} においてその近傍に存在する P_t の点を列挙する (図3(a))。次に \mathbf{p}_i^{t-1} の近傍のテクスチャと、列挙した点の近傍のテクスチャとの間で SSD を算出し、最も小さい値を示した点と対応付ける。このとき、特徴点のずれを考慮するために窓をずらして SSD を算出し、最小のものをを用いる。つまり、 $\mathbf{p} \in P_{t-1}$ および $\mathbf{q} \in P_t$ の間の SSD を式 (3) で評価する。

$$s(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \min_{\epsilon \in R} \left\{ \sum_{\mathbf{d} \in W} (I_{t-1}(\mathbf{p} + \mathbf{d}) - I_t(\mathbf{q} + \mathbf{d} + \epsilon))^2 \right\} \quad (3)$$

W は SSD 算出のときに用いる窓、 R は許容するずれの量を示すベクトルの集合である。なお、SSD が明らかに高過ぎる場合は対応付けを行わない。

P_{t-1} の複数の点から P_t の一つの点に対応付けられてしまう可能性があるが、その場合は最も小さい SSD を示したのもののみを採用する。これにより、 P_{t-1} と P_t との間の対応付けはすべて一対一対応となる (図3(b))。

以上の処理を毎フレーム行うことにより特徴点は追跡されて行く。ここで、終端が時間 τ である軌跡の集合を L_τ と記述す



図4 入力画像と背景の正規化相関

Fig. 4 Normalized correlation between input image and background image.

る。このとき、時刻 t における完全グラフ G_t の頂点集合 V_t は、次のように定義される。

$$V_t = L_t \cup L_{t-1} \cup \dots \cup L_{t-N+1} \quad (4)$$

つまり、時刻 t から $t - N + 1$ の間に少なくとも一部が含まれるような軌跡全てを完全グラフの頂点とする。

3.3 軌跡間の類似度算出

次に、2つの特徴点の軌跡 $v_i, v_j \in V_t$ の類似度を定義する。この類似度は完全グラフ G_t の辺重み $w_t(e_{ij})$ となる。 e_{ij} は v_i, v_j 間の辺である。文献[7]では、軌跡間の類似度としてエッジの強度を採用していた。[7]では、特徴点間のエッジ強度を局所探索法による最適化を施すことで精細に求めており、そのために類似度の算出に時間がかかるという問題があった。

そこで、本稿ではより簡易に求められ、かつ移動物体の検出精度を損ねない類似度を提案する。ここで提案する類似度は0から1までの値を取り、 v_i, v_j が同一の車両から検出された軌跡である場合は高い値を示すものとする。まず画像をブロック分割し、各ブロックごとに背景との正規化相関を計算する。このとき、正規化相関値は無相関であれば0、相関が強ければ1(あるいは1)に近い値をとるため、正規化相関値の絶対値が1に近ければ当該ブロックに移動体が存在せず、0に近ければ移動体が存在する可能性が高いものと考えられる。この結果を図4に示す。この図では、物体が存在することが確からしいブロックは白くなるように示してある。

この画像を用いると、二点間の直線状に存在するブロックの全てが安定に0に近い値を示していれば、これらの点は同一の車両から検出されたものであると言える。点間のブロックを列挙し、その値を降順に並べ図示したのが図5である。2点在同一の物体から検出されたものである場合には1付近の値は現われにくい、そうでない場合は1付近の値が多くなるため、これらは著しく異なる特性を示す。そこで、閾値 T_{order} 番目の値 S' を2点間の類似度として考える。 S' は0から1の値を取り、小さいほど類似度が高いと考えられる。 $w_t(e_{ij})$ は値が大きいほど類似度が多くなるものであるから、便宜上新たに記号 $S = 1 - S'$ を導入し、以後2点間の類似度を示す尺度としてはこの S を用いる。

以上を踏まえ、 v_i, v_j 間の類似度 $w_t(e_{ij})$ を定義する。 v_i, v_j の位置関係として図6に示す4つのパターンが考えられるため、それぞれの場合についてそれぞれ適切な値を以下に定義する。

Case A) $\{v_i, v_j\} \subseteq L_t \wedge \{v_i, v_j\} \subseteq V_{t-1}$
 v_i, v_j ともに現在フレーム t まで追跡が行われている場合、最

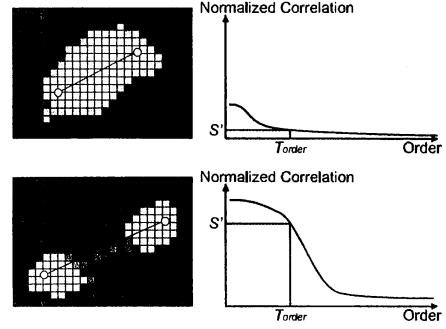


図5 正規化相関に基づく類似性

Fig. 5 Affinity based on normalized correlation.

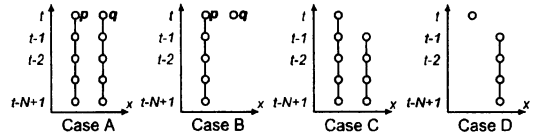


図6 軌跡の位置関係

Fig. 6 Positional relation of trajectories.

も新しい2点間(図6中 p, q)の類似度 S を前述の方法で算出し、 $w_t(e_{ij})$ を式(5)により更新する。

$$w_t(e_{ij}) = \alpha S + (1 - \alpha)w_{t-1}(e_{ij}) \quad (5)$$

$$(0 < \alpha \leq 1)$$

Case B) $\{v_i, v_j\} \subseteq L_t \wedge \{v_i, v_j\} \not\subseteq V_{t-1}$

Case Aにおいて、 v_i, v_j の少なくとも一方が新しく現れた軌跡であるために $w_{t-1}(e_{ij})$ を得ることが出来ない場合、単純に S を採用する。

$$w_t(e_{ij}) = S \quad (6)$$

Case C) $\{v_i, v_j\} \not\subseteq L_t \wedge \{v_i, v_j\} \subseteq V_{t-1}$

v_i, v_j の少なくとも一方が現在フレーム t よりも過去において追跡が終了してしまっている場合、前フレーム $t - 1$ における類似度 $w_{t-1}(e_{ij})$ をそのまま採用する。

$$w_t(e_{ij}) = w_{t-1}(e_{ij}) \quad (7)$$

Case D) $\{v_i, v_j\} \not\subseteq L_t \wedge \{v_i, v_j\} \not\subseteq V_{t-1}$

Case Cにおいて、 v_i, v_j の少なくとも一方が新しく現れた軌跡であるために $w_{t-1}(e_{ij})$ を得ることが出来ない場合、単にゼロを採用する。

$$w_t(e_{ij}) = 0 \quad (8)$$

なお、 S を算出する際に、 p, q 間の距離が遠すぎる場合、無条件に $S = 0$ とすることで無駄な計算を省いている。

4. グラフ分割

構築した完全グラフ G_t において、同一の車両から検出された軌跡同士は強い辺重みで連結し合う。そこで G_t にグラフ分

割アルゴリズムを適用すれば、各車両の位置を決定できる。グラフ分割アルゴリズムはオペレーションズ・リサーチの分野で深く議論されており、最適な分割を得るための様々な手法が提案されている [11]。多くの分割手法が提案されているが、ここではグラフ分割による領域分割手法として注目されている Normalized Cuts [8] を用いた。これは一般化固有値問題とグラフ分割の関連性に基づく分割手法であり、安定に k -分割を得られることが知られている。この手法は $o(n)$ 程度で解が求まることが保証されており、また収束条件以外に一切の閾値を要さない。さらに、分割のためのコストを示す評価関数は正規化されているため、収束条件を評価するための閾値はグラフの頂点数によらず一定値でよいという利点がある。それゆえ、本手法に適用すべき分割法として適切であると考えられる。以下、時間 t における分割数を m_t 、各分割を集合 $M_i^t \subseteq V_t$ ($i = 1, 2, \dots, m_t$) で表す。

5. 分割結果の対応付け

5.1 G_t, G_{t-1} の比較

前段のグラフ分割は局所フレームでの検出結果に過ぎない。そこで、 G_t 及び G_{t-1} の各分割について、重なり大きいもの同士を時間方向に対応付けることで一連の追跡結果を得る。

まず、分割 M_i^{t-1} と共有する要素が最も大きいものを $M_1^t, M_2^t, \dots, M_{m_t}^t$ から選ぶ。このとき、時間 $t-1$ における複数の分割が、時間 t における同一の分割を選択してしまうことがある。この場合、それぞれの対応での共有要素数を比較し、最も大きいもののみを対応付けることで、 G_t 及び G_{t-1} の各分割間を一对一の対応になるように限定する。これにより時間方向の一連の追跡結果を得る。

5.2 辺重みの修正

オクルージョンが生じていた場合、前フレームで二つの移動物体として分類されていた軌跡群が次のフレームで一つの移動物体として分類されることになる。そこで、前フレームでの分割結果を用いて $w_t(e)$ を修正することでこの問題を回避する。

$M_1^{t-1}, M_2^{t-1}, \dots, M_{m_t}^{t-1}$ の中で、一定フレーム以上の間、5.1 節による対応付けが行われたものは非常に安定であり、それらはほぼ間違えず 1 台の車両と考えるのが妥当である。安定な分割同士の辺重みは、次のフレーム以降は 0 と見なしても構わないと考えられる。この安定な分割を特に $M_1^{t-1}, M_2^{t-1}, \dots, M_{m_t}^{t-1}$ と記述するとき、 G_t の辺重み $w_t(e)$ を次式で修正する。

$$w'_t(e_{ij}) = \begin{cases} 0 & v_i \in M_\alpha^{t-1}, v_j \notin M_\alpha^{t-1} \\ & (i \neq j) \\ w_t(e_{ij}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

これにより、前フレームでの分離結果が時系列で伝播してゆき、車両同士が重なった場合でも物体を安定に分離することが可能となる。

6. 実験

空間解像度 360×240 、時間解像度 30fps の 4 種類の動画像 (図 7(a)~(d)) を用いて提案手法の有効性を評価した。図 7 に

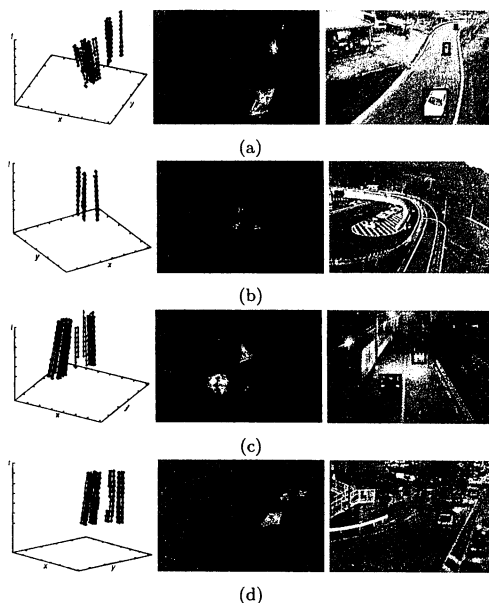


図 7 出力結果
Fig. 7 Results.

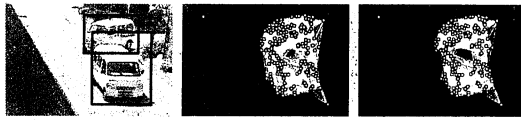
表 1 提案手法の精度

Table 1 System performance.

Scene	Success	False positive	False negative
(a)	199	12	2
(b)	208	31	3
(c)	20	2	0
(d)	247	19	15

おいて、左は特徴点の軌跡を時空間内にプロットしたものであり、中央は構築した完全グラフ、右が追跡結果である。(a)(b) は昼間に撮影したものであり、(c)(d) は夜間に撮影したものである。特に (d) のシーンでは小雨が降っており、(a)~(d) の中で最も条件が厳しい。システムの閾値は (a) において交通量の多い 5 分程度の部分を用いて調整した。それぞれのシーンの台数計測の結果をまとめたのが表 1 である。False positive は、車両でないものを車両として追跡してしまった回数と、同一の車両を複数の車両として認識してしまった回数を合計したものである。False negative は、本来追跡されるべき車両を見逃した回数である。(a)~(d) 4 種の動画像に撮影されていた車両の台数は合計で 694 台であり、そのうち 674 台の追跡に成功した。

今回の実験では、開発環境として Microsoft Visual C++ 6.0 を利用した。また、Normalized Cuts で必要となる固有ベクトルの算出には MATLAB7.0.1 の数値計算エンジンを用いた。計測に利用した計算機の CPU は Pentium4 2.66GHz である。この環境下で、図 7(a) のシーンで 3~4 台程度の車両が撮像されているとき、「グラフ構築」「グラフ分割」「分割結果の対応付け」の 3 段階の処理全てを含めて 20fps 前後の処理速度を達成した。実行速度は軌跡数に依存するため、撮影した状況によって変わるが、ほぼリアルタイム処理を達成できたものと言える。



(a) Detected vehicles. (b) Complete graph. (c) Modified complete graph.

図 8 オクルージョン

Fig. 8 Occlusion.

6.1 照明条件に関する検討

図 7(c)(d) は夜間に撮影された動画であり画像全体が暗く、車のヘッドライトの影響で路面の明度が著しく変化するようなシーンである。このような場合、画像のコントラストの悪さによる検出漏れや、ヘッドライトやノイズ成分の影響による不要な特徴の誤検出が起こり得る。だが、図 7(a)~(d) の時空間グラフはいずれも各車両の軌跡のみを良く捉えており、不要な特徴点の軌跡がほとんど現れていないことが分かる。

多様な照明条件下でも動作することを期待するならば、特徴点の検出漏れと誤検出の双方を抑えることが重要である。特徴点は微分に基づく特徴量であり、明度変化には比較的強いという性質を持つ。本手法では、特徴点検出の感度を示すパラメータ λ_{th} を小さく設定することで必要な特徴点を検出し逃すことなく、不明瞭な特徴点を残さず捕らえている。つまり対象の検出漏れが非常に起こりにくい処理である。 λ_{th} を小さくすることで不要な特徴点が多く混入する恐れがあるが、正規化相関による棄却処理でこれらは全て安定に削除されるため、不要な点の誤検出は最小限に抑えられている。このように、提案手法は検出漏れと誤検出の双方を抑える機構を備えているため、図 7(c)(d) のような動画であっても高い精度で車両を追跡することができたものと考えられる。

6.2 画角に関する検討

実験に用いた 4 つのシーンはカメラと道路との位置関係がそれぞれ違うため、画像上での車両の見え方や大きさが著しく異なる。しかし提案手法は撮影対象に関する事前知識を特に用いないため、画角にかかわらず様々なシーンに適用することができる。

ただし、1 台の車両から 4~5 点程度の特徴点が検出できる程度の面積がなければ追跡に失敗し易いようである。(b) は非常に高所から撮影したものであり、画像中の車両の面積は非常に小さい。表 1 の結果を見ると、False positive が若干多いという結果になっている。これは、面積が小さ過ぎるために特徴点の取りこぼしが断続的に起き、車両の追跡が中断されては再開するという循環に陥ることで、同一の車両を複数回数えてしまうためである。2.1 節の適用範囲に、「車両の幅と高さは、30pixel 程度の解像度が確保できていることが望ましい」という条件を含めたのはこのためである。

6.3 オクルージョンに関する検討

図 8(a) はオクルージョンが起こったときの追跡例である。このように車両が非常に近接し合う場合、局所時間から得られる情報からこれらを分離するのは困難である。だが提案手法では

グラフの辺重みを修正することで過去における分離結果を時系列に伝播させるという戦略をとっている。図 8(b) は辺重みを修正しなかった場合の完全グラフであり、図 8(c) は前フレームの分割情報に基づいて辺重みを修正した場合の完全グラフである。(b) に比べ、(c) は 2 車両間の辺重みが弱められていることが分かる。このように辺重みを修正する機構を備えることで、オクルージョンが起きていても車両を分離することに成功した。本手法では、車両が現われてから消えてゆくまでの一連の動きのなかで、短時間でも 2 車両が離れるシーンがあればそこで車両の分離が行われ、以後その分離が保たれるようになっている。

7. むすび

本論文では、撮影環境に依存しない車両追跡法を提案した。提案したシステムは多様な照明条件下でも動作し、また撮影対象の事前知識を特に用いない。さらに、画像処理による追跡に関する古典的な課題であるオクルージョンの問題にも対処している。システムの適用範囲は従来のものに比べ広く、道路上の多くの地点に設置可能であると考えられる。それゆえ、交通流量の把握、事故検知を目的とした道路交通監視システムへの応用が期待される。

文 献

- [1] S. Kamijo, Y. Matsushita, K. Ikeuchi, and M. Sakauchi, "Traffic monitoring and accident detection at intersections," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol.1, no.2, pp.108-118, June 2000.
- [2] C.C.C. Pang, W.W.L. Lam, and N.H.C. Yung, "A novel method for resolving vehicle occlusion in a monocular traffic-image sequence," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol.5, no.3, pp.129-141, Sept. 2004.
- [3] H. Veeraraghavan, O. Masoud, and N.P. Papanikolopoulos, "Computer vision algorithms for intersection monitoring," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol.4, no.2, pp.78-89, June 2003.
- [4] M. Kagesawa, S. Ueno, K. Ikeuchi, and H. Kashiwagi, "Recognizing vehicles in infrared images using IMAP parallel vision board," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol.2, no.1, pp.10-17, March 2001.
- [5] R. Cucchiara, M. Piccardi, and P. Mello, "Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol.1, no.2, pp.119-130, June 2000.
- [6] J. Kato, T. Watanabe, S. Joga, Y. Liu, and H. Hase, "An HMM/MRF-based stochastic framework for robust vehicle tracking," *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, vol.5, no.3, pp.142-154, Sept. 2004.
- [7] 安倍満, 小沢慎治, "撮影環境にロバストな交通流計測アルゴリズム," *信学論 (A)*, vol.J88-A, no.8, pp.xx-xx, Aug. 2005.
- [8] J. Shi, and J. Malik, "Normalized cuts and image segmentation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.22, no.8, pp.888-905, Aug. 2000.
- [9] J. Shi, and C. Tomasi, "Good features to track," *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recogn.*, pp.593-600, Seattle, Washington, June 1994.
- [10] 池田光二, 吉田昌司, 中島啓介, 浜田長晴, 依田晴夫, "正規化相関演算の単調関数化による高速テンプレートマッチング," *信学論 (D-II)*, vol.J83-D-II, no.9, pp.1861-1869, Sept. 2000.
- [11] 柳浦睦憲, 茨木俊秀, "組合せ最適化問題に対するメタ戦略について," *信学論 (D-I)*, vol.J83-D-I, no.1, pp.3-25, Jan. 2000.