

高度撮影時系列画像を用いた 車両動態認識手法の構築

布施孝志¹・清水英範²・前田亮³

¹正会員 博(工) 東京大学大学院 工学系研究科 社会基盤工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)

E-mail:fuse@planner.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 工博 東京大学大学院 工学系研究科 社会基盤工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)

³正会員 修(工) 東京ガス株式会社 (〒105-8527 東京都港区海岸1-5-20)

交通工学・計画の一層の高度化に向けて、道路上の車両動態に関する、広域を対象とした詳細かつ効率的な観測手法が要請されている。車両動態の詳細を把握するための最も適した方法のひとつに、高度から撮影された動画像による計測が考えられる。本研究は高度撮影画像を用いた車両動態の詳細を認識する手法の構築を目的とする。具体的には、時空間画像において背景差分値、オプティカルフローの情報、かつ、車両挙動の連続性、車両形状を考慮した時空間クラスタリングに基づく車両動態認識手法を構築し、その適用可能性を検討した。航空HDTV画像(空間分解能10cm, 時間分解能1/30秒)に対し提案手法を適用し、提案する車両動態認識手法の有効性を確認した。

Key Words : *vehicle maneuvers recognition, high altitude platforms, sequential images, image processing, spatio-temporal clustering*

1. はじめに

現在の交通観測は道路上に設置された感知器, GPS, PHS等の移動体通信, ビデオカメラ, 人手等によって行うことが可能である。これらの中でも, 交通工学・計画における車両動態の詳細の把握, かつ定点での観測という要請に対し, 最も適した方法がビデオカメラによる交通観測である。従来から, ビルの屋上等に設置された固定ビデオカメラによる観測が行われてきた。しかし, 固定ビデオカメラによる観測では, 観測範囲の制限による局所性, 車両同士の重なりによる不正確性, 人手での追跡による非効率性という問題がある。

これらの問題を解決する手段として, 高度撮影時系列画像による観測の適用が考えられる¹⁾。現在, ヘリコプターに代表される, 特定地点に滞空可能なプラットフォームから, 任意時間の高度撮影時系列画像の取得が可能である。更に, 地上20km程度の気象の安定した成層圏に無人飛行船を静止させ, これを移動・高速通信の基地とすると同時に, 地上に対する観測を行うという成層圏プラットフォーム構想が推進され, その実現が期待されている²⁾。このように, 今後, 従来の人工衛星画像よりもはるかに空間分解能の高い画像による, 時系列観測が

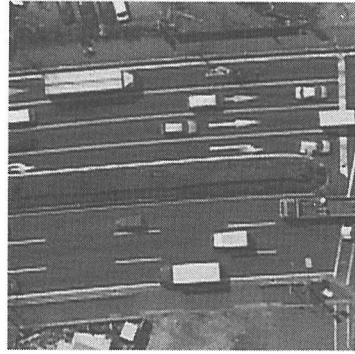
可能となる(図-1)。これにより, 従来困難であった車両動態の詳細観測への道が開かれることが予想される。

このような詳細挙動データが利用可能となれば, 車線変更・追従・追い越し・避走挙動分析, 車線分布状況の解析等に基づく渋滞現象解析, 地区計画への応用を想定した道路交通ODデータの作成, 交通シミュレータの検証・精緻化, 交差点の右左折率や飽和交通流率等からの交通制御・規制システムの再検討等, 交通工学・計画の調査への貢献が大いに期待される。加えて, 画像処理技術を駆使した解析を行うことにより, 車両の動態計測の効率性が飛躍的に向上し, その実用性が望まれる。

以上の背景の下, 本研究は, 高度撮影時系列画像を用いた車両動態認識手法の開発を目的とする。本研究において想定している環境は, 成層圏プラットフォーム等による近い将来必ず実現されるであろう観測環境であるため, 高度プラットフォームの積載能力等から生ずる, センサに対する制約も考慮し, 最高空間分解能10cm程度, 最高時間分解能1/30秒程度の可視光領域のみを有する高分解能時系列画像を用い, 可能な限り自動的な個別車両の動態認識手法を開発することに焦点をあてる。また, 本研究で扱う大容量データに対し, オフライン蓄積処理による手法を前提とする。



(a) LANDSAT TM 画像 (空間分解能: 30m)



(b) 航空HDTV画像 (空間分解能: 10cm)

図-1 空間分解能の異なる画像の比較

2. 既存の動画処理手法の整理

動態認識に対する画像解析は、基本的には

(1) 各フレームにおける動物体抽出

(2) 抽出した動物体の対応付けによる動物体追跡
の2段階から構成される。以下、各段階における動画処理手法を概観する。

(1) 動物体抽出法の整理

本節では、特に動画固有の情報を利用した抽出法に限定して整理を行う。なぜならば、動物体を抽出するためには、動きの情報が非常に有用であると考えられるからである。この動きの情報とは動画内での変化であると換言することができ、次の2つに分類される。

a) 注目画素の画素値変化

b) 注目画素値の位置変化

a) 注目画素の画素値変化に基づく抽出

照明条件等の環境変化がない場合、静止領域に属する画素の画素値は不変である。この原理に基づいて、静止領域と動領域の差異を明確にする手法が差分法である。差分法には、背景差分とフレーム間差分が存在する。

背景差分は、事前に背景画像を作成し、入力画像との差分をとることにより、動物体を抽出する方法である。初期背景画像は、指定した数フレームを用い、各画素における平均、最頻値、中位値等によって作成される^{3),4)}。次に、時間の経過に伴う照明条件の変化に対応させるため、背景画像の更新を行う。更新方法としては、注目するフレーム近傍の数フレームから、平均(重み付き平均も含む)、最頻値¹⁾、中位値による単純な方法²⁾だけでなく、照明条件のモデル化による更新⁶⁾、混合正規モデルによる更新^{3),7)}が提案されている。これらの方法により、照明の変化には対応可能となるが、動物体領域に関しては、本来背景ではないにも関わらず、その画素値を用い

て更新するため、背景差分により動物体が抽出されない場合が生ずる。そのため、前フレームにおいて背景と認識された領域のみを更新する方法も提案されている^{3),5),8)}。

もう一方のフレーム間差分は、複数フレーム間の差分をとることにより動物体を抽出する方法である。フレーム間差分は処理が簡単な反面、動物体の動きが大きな場合には、その輪郭部を鮮明に抽出することが困難であり、動物体が分断される等の問題点が挙げられる。動物体の分断に対しては、フレーム間差分を適用後、空間的に統合処理を行う等の対処法も提案されている^{6),9),10)}。

b) 注目画素値の位置変化に基づく抽出

注目画素値の位置変化はオプティカルフローと呼ばれており、2次元画像上に現れる見かけの移動ベクトルのことである。オプティカルフロー抽出自体は、次節の動物体追跡とも関連するため、抽出法の整理は次節に譲り、ここでは、オプティカルフローが入手できた場合に、どのように動物体を特定するかに関して論ずる。

オプティカルフローが抽出された後は、それを特徴量として画像を分割する問題となる。オプティカルフローを特徴量とした分割法を列挙すると、2値化¹¹⁾、領域法分割^{12),14)}、クラスタリング^{15),17)}、Markov Random Fieldによる分割¹⁸⁾が報告されている。

(2) 動物体追跡法の整理

各フレームにおいて抽出された動物体は、隣接するフレーム間で抽出領域を対応付けることにより追跡する方法が一般的である。対応付け問題は、従来ステレオ画像間での対応特徴をマッチングするために多数開発されてきており、特徴形状は、点、線分、領域のマッチングに分類される。しかしながら、それらの形状のマッチングは点マッチングが基本となり、線分、領域の形状を制約条件として付加するものが多い。そのため、本節では点マッチングに限定し、従来のマッチング手法を概観する。

点マッチング（画素レベルでのマッチング）は、用いられる情報から下記の通りに分類可能である。

- a) gradient-based approach
 - b) area-based approach
 - c) feature-based approach
- a) gradient-based approach

フレーム t における点 (x, y) の濃淡値を $I(x, y, t)$ とする。今、物体が移動した時に、その物体内にある点の濃淡値は変化しないと仮定すると次式が得られる。

$$\frac{dI}{dt} = 0 \quad (1)$$

式 (1) からテイラー展開により、次の基本拘束式が導かれる¹⁹⁾。

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (2)$$

ここで、

$$u = \frac{dx}{dt}, \quad v = \frac{dy}{dt} \quad (3)$$

であり、 I_x, I_y, I_t は、それぞれ濃淡値 I の x, y, t に関する偏微分である。

式 (2) は、一つの基本方程式に対し、二つのパラメータ u, v が存在するため、解を一意的に決定することができない。この問題を正則化するために様々な手法が提案されてきたが、基本的には次の二つの方法によって対処している²⁰⁾。一つは、特定領域において移動ベクトルを一定と仮定し、観測方程式数を増加させることにより解く方法である²¹⁾。もう一方は、移動ベクトルの滑らかさの条件を付加することにより解く方法である¹⁹⁾。

b) area-based approach

area-based approach は、対象物の画素値パターンを画像（テンプレート画像）として表現し、これを参照画像の探索範囲内で移動させて、最も類似した画素値パターン位置を推定する方法である。テンプレート画像と参照画像との類似度も幾つか提案されており、例えば、相関係数²²⁾、残差^{15) 16)}、共分散行列の固有値²³⁾、正規化距離²⁴⁾等が挙げられる。また、テンプレート画像も部分テンプレート²⁵⁾や可変テンプレート²⁶⁾を用いる例も見られる。

c) feature-based approach

feature-based approach は、追跡対象の形状（長さ、角度等）や位置関係の特徴としてテンプレートを作成し、参照画像内で最も類似した形状パターン位置を推定する。最も代表的なものがハフ変換として知られている²⁷⁾。

その他の代表的なマッチングアルゴリズムとして知られる、確率的弛緩法^{28) 29)}や粒子画像追跡法³⁰⁾はarea-based approach と feature-based approach を併用した手法である。

3. 車両動態認識手法の構築

(1) 車両動態認識に対する基本的アプローチ

前章において論じた方法は1枚の画像のみを用いて車両を抽出するため、その抽出精度に限界がある。また、人間の認識方法を鑑みると、抽出と追跡を分離するのではなく、対象物体の動きも含めた認識、すなわち抽出と追跡とを統合した方法がより合理的な手法であるといえる。そこで、本研究では、観測された時系列画像、換言すると、時空間画像から車両領域を認識する問題を対象とする（図-2）。

(2) 車両動態認識手法の枠組みの構築

既存研究では、物体認識のための特徴量として様々なものが用いられているが、視覚情報の特徴は、(a) 空間に関する群、(b) 時間に関する群、(c) 色空間に関する群に大別することができる³¹⁾。動物体を特徴付ける最も重要な要素は、空間-時間に関する群、色空間-時間に関する群である。この特徴は、注目する画素において静止領域との差異を明らかにする特徴、また、画像内における移動ベクトルを表現する特徴と解釈できる。これらの特徴量は画像処理においては、背景差分値とオプティカルフローに対応し、動物体認識において極めて重要な情報であることが確認される。

人間における、上記の特徴抽出段階は前注意過程と呼ばれ、続く集中的注意過程における群化作用を通して動物体を認識する^{32) 33)}。

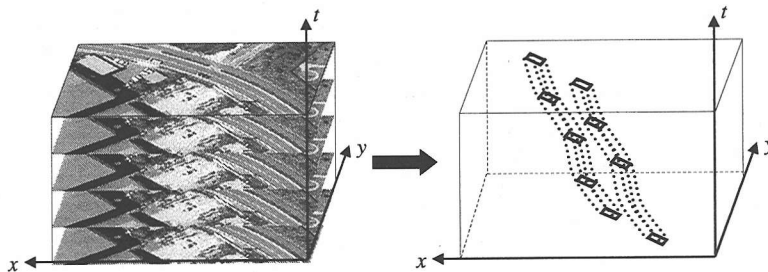


図-2 車両動態認識問題に対する基本的アプローチ

すなわち、車両の動態認識問題は、背景差分値、オブティカルフローを特徴量とし、時空間において車両クラスタを形成することに他ならない。以上の考察に基づき、車両動態認識手法の流れを図-3に示す。この提案手法を時空間クラスタリング法と名付け、次章で詳細を論ずる。

4. 時空間クラスタリング法

(1) 道路部を対象とした幾何補正手法

本研究で対象とする高度撮影時系列画像は、定点観測画像を想定しているが、ビル屋上等に設置した固定ビデオカメラと異なり、センサを搭載したプラットフォーム自体が揺れることから、各フレームの画像座標系は統一されていない。そのため、車両認識の前処理として幾何補正を行う必要がある。この際、時空間画像は、そのデータ容量が膨大であるため、前処理である幾何補正手法を可能な限り自動化することは重要な課題である。

一般的な幾何補正手法は、

- a) 特徴点の抽出
- b) 対応点探索
- c) 座標変換

という流れとなっている。ステップ a), b) の自動化は未だ困難な問題である。本研究では、車両の動態認識が目的であるため、撮影対象は道路領域と限定されている。そこで、道路部を対象とした、可能な限り自動的に幾何補正を行う方法を開発する。

a) 特徴点抽出

まず、道路上標示物に注目する。一般的に、道路上標示物はライン、横断歩道、矢印、文字（速度表示等）等と限定されており、これらの形状は直線形状から構成されているものが多い³¹⁾。更に、標示物の色は主に白色、黄色に限定されている。これら道路上標示物は、特徴点の自動抽出に利用可能である。このため、色域を指定したエッジ抽出法が有効であると考えられる。この要件に最も適した手法はSUSANオペレータ³⁴⁾である。本研究では、SUSANオペレータに色情報を導入することにより、道路上標示物のエッジ抽出を行う。詳細は付録1に示す。

抽出されたエッジ画素に対し、細線化、エッジ形成処理を行い、その結果得られたエッジに対し、閉じたエッジであり、設定した閾値以上の画素数、縦横比をもつエッジを最終抽出結果とする。

その後、各エッジのエッジ画素ごとにエッジ方向を計算し、その方向が急激に変化する点を特徴点とする。

b) 対応点探索

各フレームにおいて特徴点を抽出後、対応点探索を行う。今回対象としている時空間画像は30frames/sの撮像

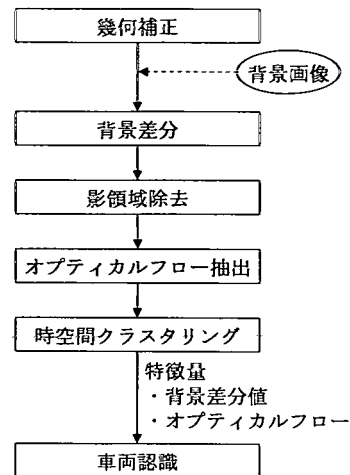


図-3 車両認識手法の枠組み

間隔であるため、静止物体に関しては、その移動量は小さい。この特徴を利用して、抽出された特徴点に対し、連続するフレームでのその近傍における特徴点の有無のみを判別し、対応点を決定する。

この時の近傍は十分狭い範囲に設定でき、複数候補が現れることは少ない。仮に複数候補が存在した場合には、特徴点のみでなく、エッジを比較することにより、容易に対応関係を決定することが可能である。対応点探索では、連続するフレーム両者において、特徴点が抽出されている必要があるため、座標変換式を求めるときに、十分な特徴点が存在しない場合も生ずる。その場合には、一方のフレームで抽出された特徴点を用い、テンプレートマッチングによって、特徴点近傍から対応点を探索することとする。

c) 座標変換

連続するフレーム間において特徴点の対応が求められたならば、その対応関係から、対象フレームを基準フレームまで、逐次座標変換を行う。

座標変換式としては、一般的に射影変換やアフィン変換が適用されることが多い。一方で、平面を仮定した変換が適用可能な画像は、画角にして 5° 以下の画像であるといわれている³⁵⁾。本研究で利用しているHDTV画像は、画角にしておよそ $34.2^\circ \times 19.6^\circ$ であるため、単純に、射影変換、アフィン変換等を適用するだけでは対応が困難である。

本研究では、背景差分をとることを想定しているため、特に、白線等に代表される標示物を合致させることが重要となる。既に特徴点は、道路上標示物内の点を選定しているため、その特徴点を一致させる変換を考える。その一つとして、誤差の共分散をモデル化することによる重み付き内挿を応用する。この内挿法はKriging³⁶⁾として

知られている手法を援用したものである。

まず、座標系 (x, y) から (u, v) への座標変換式としてアフィン変換を考える。

$$U = X\beta \quad (4)$$

ここで、特徴点数を n とすると、

$$U = \begin{bmatrix} u_1 & v_1 \\ \vdots & \vdots \\ u_n & v_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \end{pmatrix}'$$

である。誤差項の共分散行列 Σ が所与のものとする、未知パラメータ β の一般化最小二乗推定量は

$$\hat{\beta}_{gls} = (X'\Sigma^{-1}X)^{-1}X'\Sigma^{-1}U \quad (5)$$

となる。実際には、共分散行列は未知であるため、誤差の共分散をモデル化することにより一般化最小二乗推定量を求める。ここでは、距離の関数として誤差共分散を表現し、距離が離れた地点間ほど共分散は小さいものとする。この様にしてパラメータが推定された場合、任意地点 x_0 における最良線形不偏予測量

$$\begin{aligned} \hat{u}(x_0) &= \left(\Sigma^{-1}c_0 + \Sigma^{-1}X(X'\Sigma^{-1}X)^{-1}(x_0 - X'\Sigma^{-1}c_0) \right)' U \\ &= x_0' (X'\Sigma^{-1}X)^{-1} X'\Sigma^{-1}U + c_0'\Sigma^{-1}U \\ &\quad - c_0'\Sigma^{-1}X(X'\Sigma^{-1}X)^{-1} X'\Sigma^{-1}U \\ &= x_0' \hat{\beta}_{gls} + c_0'\Sigma^{-1}(U - X\hat{\beta}_{gls}) \end{aligned} \quad (6)$$

となる³⁰。 c_0 は地点 x_0 における誤差と特徴点における誤差との共分散ベクトルであり、同様に距離の関数として表現される。式 (6) において、アフィン変換 $x_0' \hat{\beta}_{gls}$ は大

域的な大規模変動を、 $c_0'\Sigma^{-1}(U - X\hat{\beta}_{gls})$ は局所的な小規

模変動を説明するものである。すなわち、 $x_0' \hat{\beta}_{gls}$ によ

り画像全体の概略的な位置合わせをし、 $c_0'\Sigma^{-1}(U - X\hat{\beta}_{gls})$ により補正を行うこととなる。ここで、

式 (6) に従って、特徴点の座標、例えば、 x_1 を変換したとしよう。 c_1 は Σ の第一列であり、 Σ は対称行列であることに注意すると、 $c_1'\Sigma^{-1} = [1, 0, \dots, 0]$ であるため、

$$\begin{aligned} \hat{u}(x_1) &= x_1' \hat{\beta}_{gls} + [1, 0, \dots, 0](U - X\hat{\beta}_{gls}) \\ &= u_1 \end{aligned} \quad (7)$$

となり、特徴点は完全に一致する。

(2) 背景差分による車両候補領域の抽出

幾何補正により位置合わせされた時空間画像を用いて背景差分を行うために、まず、背景画像を作成する。時間の経過に伴う照明条件の変化に対応させるため、初期背景画像を作成後、逐次、背景画像を更新する。

前述した通り、初期背景画像の作成方法は種々存在するが、実験の結果、初期数フレームを用いて、各画素におけるRGB値各々に対する中位値より作成する³⁴。

背景画像の更新に関しては、背景画像と類似した画素値をもつ画素のみ更新するアルゴリズムを作成する⁹。前フレーム $t - \Delta t$ での背景画像 $B_{t-\Delta t}$ と入力画像 $I_{t-\Delta t}$ の差が、閾値 T_{back} 以下の画素のみ更新を行う。

$$B_t(x, y) = \begin{cases} f(I_t(x, y), \dots, I_{t-n\Delta t}(x, y), B_{t-\Delta t}(x, y)), \\ |I_{t-\Delta t} - B_{t-\Delta t}| \leq T_{back} \\ B_{t-\Delta t}(x, y), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

更新関数としては、初期画像作成と同様に中位値を用いる、あるいは重み付き平均を取る等考えられるが、これらはある一定のフレーム情報を蓄積する必要がある。ここでは、データ量を減少させるため、カルマンフィルタ³⁰による更新を行う。想定する撮像間隔では、太陽光の状況が急激に変化することはないため、以下の状態方程式と観測方程式が成立する。

$$B_{t+\Delta t} = B_t + w_t \quad (9)$$

$$I_t = B_t + v_t \quad (10)$$

状態方程式における誤差は、背景画像の変化に対する誤差であり、一方、観測方程式における誤差は、各フレームにおける観測誤差であるため、上式中の w_t, v_t はホワイトノイズであり、共分散行列を

$$E \left\{ \begin{bmatrix} w_t \\ v_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_t' & v_t' \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} Q_t & 0 \\ 0 & R_t \end{bmatrix} \delta_{tt} \quad (11)$$

と仮定する。上記2式より次のカルマンフィルタを得る。

$$K_t = P_{t|t-\Delta t} [P_{t|t-\Delta t} + R_t]^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{B}_{t|t} = \hat{B}_{t|t-\Delta t} + K_t [I_t - \hat{B}_{t|t-\Delta t}] \quad (13)$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-\Delta t} - K_t P_{t|t-\Delta t} \quad (14)$$

$$\hat{B}_{t+\Delta t|t} = \hat{B}_{t|t} \quad (15)$$

$$P_{t+\Delta t|t} = P_{t|t} + Q_t \quad (16)$$

ここで、 K, P はそれぞれカルマンゲイン、推定誤差共分散行列である。また、 $\hat{B}_{t|t} = E \{ B_t | I_t, I_{t-\Delta t}, \dots, I_0 \}$ で

あり、その他の変数における添え字の意味も同様である。 R_t , Q_t の大小関係により、更新背景画像の結果が異なる。 R_t が大きな場合には、急激な背景画像の変化を生じさせず、 Q_t が大きな場合には入力画像に近い推定値を与える。想定する撮像間隔では、太陽光の状況が急激に変化することはないため、 R_t を相対的に大きく設定した方が妥当であると考えられる。

従来の背景差分は、濃淡値画像によるものが専らであった。しかし、背景画像との濃淡値が類似している車両に関しては、そのほとんどの部分が背景とされてしまう。目視によれば、車両であることが明快に判断できるのは、色情報を利用しているからに他ならない。従来から、RGB色空間、HSV表色系^{23, 30}、ULCS表色系^{12, 30, 39}等、様々な色空間が提案されてきた^{40, 42}。本研究では、上記表色系を適用した検討の結果、RGB色空間を採用する。すなわち、入力画像と背景画像とのRGB空間における距離を背景差分値 b と定義する。

(3) 影の除去

前述の背景差分の結果、車両候補領域が限定される。ここで、車両候補領域としては、背景との色が異なる領域、すなわち動物体領域のことである。この動物体領域には、車両により形成される影も含まれる。例えば、背景差分の結果に対し、後述する時空間クラスタリングを適用すると、影により2台である車両が統合され、1台と認識されてしまう問題が生ずる。動物体によって形成される影は、背景差分では、原理的に、削除することは不可能である。そのため、影領域を特定する必要がある。

従来の影認識手法としては、(1) 背景画像との比較による認識^{3, 10, 43}、(2) 確率的モデルによる認識^{44, 45}に大別される。確率的モデルによる方法は、教師データが必ず必要となり、影まで含めた教師データをとることは、煩雑であり、かつ現実的ではない。更に、本手法においては、既に背景画像が得られていることから、ここでは、背景画像との比較による影認識を採用する。

影を特定するために、背景画像とのHSV空間における比較を行う。背景画像 B と入力画像 I とを比較して、色相 (H)、彩度 (S) は不変であり、明度 (V) のみが小さくなる領域を影領域と認識する⁴³。すなわち、

$$SP(x, y) = \begin{cases} 1, & \frac{I^V(x, y)}{B^V(x, y)} < T_V \\ \wedge \left| I^S(x, y) - B^S(x, y) \right| < T_S & (17) \\ \wedge \left| I^H(x, y) - B^H(x, y) \right| < T_H \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

となる。ここで、 $SP(x, y)$ は影領域の場合 1、それ以外を 0 とし、 T_V , T_S , T_H はそれぞれ閾値を表す。

(4) オプティカルフローの抽出

オプティカルフローは時間 t における画像 (画像1) と時間 $t + \Delta t$ における画像 (画像2) との間で、同じ点を表現している画素を対応付けることにより推定される。オプティカルフロー推定は次の2段階で行う。

a) 対応画素の探索範囲の決定

b) 対応画素探索によるオプティカルフロー決定

a) 探索範囲の決定

最初に、対応画素を探索する領域を限定することを考える。オプティカルフローが抽出される領域は、主に車両領域であると予想されるため、車両の移動特性を考慮して探索範囲を決定する。

既に得られた背景差分の結果から、類似した差分値を持つ画素を領域法により統合する。その領域の重心を用い、画像1、画像2における領域間の対応関係を求める。なぜならば、特に車両領域に含まれる画素の移動先は対応する車両領域内と想像されるからである。

領域間の対応関係を決定するため、筆者らが既に開発した改良型確率的弛緩法を適用する⁴⁶。確率的弛緩法では、各組み合わせの対応可能性を確率で表現する。まず、初期確率が与えられる。画像1、画像2間の対応関係は移動ベクトルとして表現可能であり、注目領域の周辺部に類似した移動ベクトルを持つ領域が存在したならば、局所的に周囲との矛盾が少ないものとして、その組み合わせがより高い確率を持つよう更新する。確率更新は全ての領域において独立に行い、この処理を反復し、確率が収束した時点で最適な組み合わせを決定する。この基準となる局所的な移動ベクトルの均一性が、車両の移動特性に良く一致することに着目し、確率的弛緩法を採用した。改良型確率的弛緩法では、初期確率に色情報を導入し、画像1から画像2への移動ベクトルのみでなく、画像2から画像1への逆方向ベクトルも考慮して確率更新を行う点の特徴である。詳細は付録2で論ずる。

画像1のある領域に含まれる画素に対する対応点探索範囲は、その領域に対応した画像2における領域に限定する。なお、背景差分値がほぼ0とみなせる場合には、対象領域から削除する。

b) オプティカルフローの決定

画像1における注目画素周辺の数ピクセルをテンプレートとし、上記で求めた探索領域内を残差逐次検定法によりオプティカルフローを計算する。残差逐次検定法は、テンプレート T (サイズ: $M \times N$) の画素値と探索画像 I の画素値とのRGB空間における距離の総和 $SSDA(x, y)$ をテンプレート内でとり、距離の総和が最小になる位置を探索する方法である。

$$SSDA(x, y) = \sum_m^M \sum_n^N \left| I_{(x,y)}(m, n) - T(m, n) \right|_{RGB} \rightarrow \min. (18)$$

ここで、事前に設定した閾値、あるいはその時点までに既に得られている最小値を越えた場合には、その位置での計算を打ち切り、次の画素での計算を行う。ここで得られた値をオプティカルフロー (u, v) とする。

(5) 時空間クラスタリング

車両詳細挙動認識手法の枠組みにおいて論じたように、画像内において物体の出現や運動が検知された後、群化要因によって、各画素がまとめられる。ここでは特に、近い画素がまとまる近接の要因、類似した特徴をもつ画素がまとまる類同の要因から領域を形成する。すなわち、前節までに抽出された情報である、背景差分値、およびオプティカルフローを用いて、時系列画像内においてクラスタを形成する。

時空間クラスタリングでは、特徴空間と画像空間を併用した領域分割を行う^{39), 40)}。特徴空間として背景差分値 b およびオプティカルフロー (u, v) の3次元とし、画像空間として時空間の3次元とする。画像空間における領域分割法も様々な方法が提案されている。江ら⁴⁸⁾は、画像空間における領域分割法の実証比較を行い、反復型領域拡張法は分割精度が高く、分割結果が安定した手法であることを指摘している。他にも、反復型領域拡張法の適用例を通して、その精度の良さや安定性が指摘されている^{13), 14)}。本研究においても、画像空間（時空間）における領域分割を反復領域拡張法によって行う。

フレーム t における注目画素 (i, j) に対し、時空間において26画素を参照し、参照画素が類似した特徴をもつ場合、それらの画素を統合する。参照する26画素は図-4の通りである。図中グレー部分が参照画素を表している。フレーム $t-1, t+1$ での参照画素は、前節4(4)a) で既に求められている隣接画像間における対応領域（オプティカルフロー探索範囲）の移動ベクトル $(\Delta x_k, \Delta y_k)$ をシフトさせた画素 $(i - \Delta x_k, j - \Delta y_k)$ 、 $(i + \Delta x_k, j + \Delta y_k)$ を中心とした9画素である。更に、形成されたクラスタ群をその隣接関係から統合を繰り返し、クラスタの更新が行われなくなった時点で完了とする。

この時空間クラスタリング適用に際し、類似度、すなわち特徴空間内における距離を定義する必要がある。時空間クラスタリングにおいて用いる特徴量は背景差分値とオプティカルフローであり、それぞれの特徴量はその単位が異なる。そのため、まずは各特徴量の正規化を行う。オプティカルフローに関しては、抽出精度が問題視されることがあるため、ここでは、信頼度を下記の通り定義する。

$$R = 1 - \frac{1}{255\sqrt{3}} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \|I_{(x,y)}(m, n) - T(m, n)\|_{RGB} \quad (19)$$

第2項は、テンプレートと対応画像との距離の総和と

8bit RGB 色空間内での最大距離との比である。この信頼度を正規化されたオプティカルフローの重み係数とする。これらを用い、特徴空間内での特徴 f_i, f_j 間の距離を重み付きユークリッド距離で定義する。

$$d^2(f_i, f_j) = w(b_i - b_j)^2 + R\{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2\} \quad (20)$$

b, u, v は、それぞれ、正規化された背景差分値、オプティカルフローの x, y 成分であり、 w は重み係数である。正規化特徴量は、特徴量と平均特徴量との差分を標準偏差で除することにより求める。

以上の特徴空間内における距離を用い、参照画素、あるいはクラスタに対し、距離が閾値 T_{mi} 以下ならばそれらの画素、クラスタを統合する。すなわち、特徴空間内における注目画素を中心とした楕円内に、参照画素、またはクラスタが存在すれば、それらを統合し（図-5）、更に統合された画素、クラスタを中心とした位置から、楕円内に存在する隣接画素、クラスタを探索する。

(6) クラスタの併合、分割

これまで述べてきた時空間クラスタリングにより、車両領域を含んだクラスタが形成される。しかしながら、実際は同一車両にもかかわらず、時間軸方向に複数のクラスタに分類されるという、時間方向の不連続性の問題が生ずる。この問題は、車両が歩道橋やビル影により、

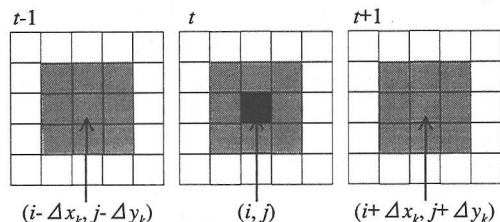


図-4 時空間クラスタリングのための参照画素

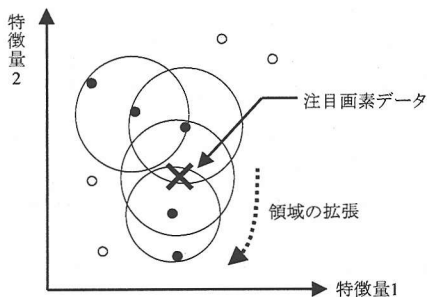


図-5 特徴空間における参照画素との関係

一時消失した場合に生ずると予想される。そのため、時間方向にクラスタを併合する必要がある。クラスタ併合のため、速度履歴を利用する。例えば、時間 t と $t + \Delta t$ においてクラスタが不連続とする。時間 t , $t - \Delta t$, $t - 2\Delta t$ における車両位置（空間断面形状の重心）をそれぞれ (x_t, y_t) , $(x_{t-\Delta t}, y_{t-\Delta t})$, $(x_{t-2\Delta t}, y_{t-2\Delta t})$ とし、時間 $t + \Delta t$ における車両位置を加速度一定の仮定のもと推定する。

$$\begin{aligned} x_{t+\Delta t} &= x_t + (x_t - x_{t-\Delta t}) + \{(x_t - x_{t-\Delta t}) - (x_{t-\Delta t} - x_{t-2\Delta t})\} \\ &= 3x_t - 3x_{t-\Delta t} + x_{t-2\Delta t}, \\ y_{t+\Delta t} &= y_t + (y_t - y_{t-\Delta t}) + \{(y_t - y_{t-\Delta t}) - (y_{t-\Delta t} - y_{t-2\Delta t})\} \\ &= 3y_t - 3y_{t-\Delta t} + y_{t-2\Delta t} \end{aligned} \quad (21)$$

時空間画像中の時間 $t + \Delta t$ において推定された位置の近傍に類似した色分布をもつクラスタを探索し、類似クラスタが存在した場合にはこれら2つのクラスタを併合する。その他の場合は、このクラスタの車両は消失したものと考える。

形成されたクラスタに対する事後処理対象として、クラスタの分断のみでなく、複数車両にも関わらず同一のクラスタとして認識される例が存在する。この問題は、完全に除去できなかった道路上標示物や影の影響により引き起こされる。ある1フレームにおいて車両の統合が行われた場合、これらの複数車両は同一クラスタとして認識されることとなる。このクラスタに対しては、車両が統合したフレームにおいて分断処理を行えばよいのだが、単一車両においても、あるフレームで分断される例が存在するため、この処理は単純ではない。クラスタ統合の問題における上記2タイプを自動判別し、分断処理を行うことは困難であるため、今回は統合が生じたフレームにおいてアラームを発生させ、マニュアルにより分割する。本研究では、可能な限り自動的に車両認識を行う手法の開発を目指しているが、クラスタの分断のみは、実用性を考慮して、マニュアル分割を採用している。

(7) 車両特性を用いた車両の同定

最後に、個々のクラスタに対し車両か否かの自動ラベリングを行う。ラベリングのために、時間領域におけるオプティカルフローの連続性、および空間領域における形状と大きさを利用する。

注目するクラスタの時刻 t における空間領域の重心を $(x_{c,t}, y_{c,t})$ とし、オプティカルフローを次に定義する。

$$u_t = x_{c,t} - x_{c,t-\Delta t}, \quad v_t = y_{c,t} - y_{c,t-\Delta t} \quad (22)$$

既に、クラスタ形成のためオプティカルフローを推定しているが、式(22)を用いた方が安定した結果が得られる。このオプティカルフローの変化量が閾値 T_{smooth} よりも小さい場合に車両と判別する。

$$\sum_{i=1}^{N-2} \frac{(u_{t+\Delta t} - u_t)^2 + (v_{t+\Delta t} - v_t)^2}{\sqrt{u_t^2 + u_{t+\Delta t}^2} \sqrt{v_t^2 + v_{t+\Delta t}^2}} < T_{smooth} \quad (23)$$

ここで N は注目するクラスタがまたがる時空間画像のフレーム数である。

速度の連続性に加え空間領域での形状と大きさも用いる。形状と大きさによる判別にはそのクラスタの空間領域における外接長方形の短辺、長辺の長さ (a, b) を用いて次式の通り定義する。

$$b/a < T_{ratio} \quad (24)$$

$$T_{min} < ab < T_{max} \quad (25)$$

なお、外接長方形は任意方向に作成可能であるが、面積最小のものを採用する。閾値 T_{ratio} , T_{min} , T_{max} に関しては、実際の車両の形状から容易に設定可能である。この閾値を複数設定することにより、小型車、普通車、大型車程度の識別も可能である。

5. 適用

本章では、4. で構築した車両動態認識手法を適用し、その有効性を検討する。対象とする高度撮影時系列画像は、航空HDTV (High Definition TV) 画像である。HDTV画像撮影はホバリングによって行い、HDTVカメラをジャイロスタビライザーによる振動吸収装置（ウェスカム）に収納し撮影する。図-6に対象とするHDTV画像の1フレームを示す。

HDTV画像の仕様は下記の通りである。

撮影時間：2001年3月27日 AM9:00-AM:12:30 (快晴)

対象地域：埼玉県大宮市三橋2丁目～5丁目

撮影プラットフォーム：ヘリコプター

撮影高度：約300m

HDTVカメラ：23インチ130万画素 FIT CCD×3

焦点距離：21mm

画像サイズ：1920×1080 pixels

空間分解能：10cm

撮像間隔：1/30秒

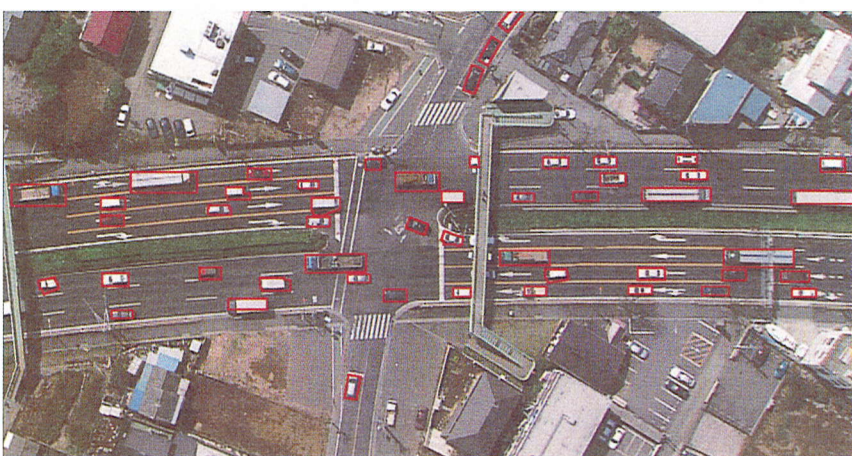
バンド数：3 (8bit RGB値)

(1) 提案手法の有効性の確認

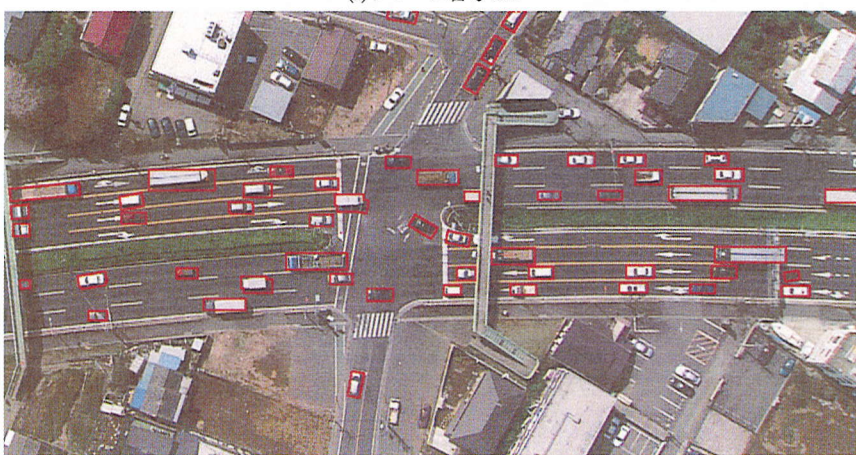
総フレーム数 600 framesの時空間画像に対し、提案手法を適用した。対象は、信号停止待ちから自由流へ変移する交通状況である。車両挙動は停止、直進、左折、車線変更が含まれる。適用に際し、パラメータは試行錯誤的に決定され、実際に使用した値は下記の通りである。



図-6 対象とするHDTV画像



(a) フレーム番号 510



(b) フレーム番号 525

図-7 車両認識結果

幾何補正

SUSANオペレータ

マスクサイズ: 37 pixels (円形)

類似度判別のための閾値: $T_c=80$

エッジ付近強調のためのパラメータ: $g=27.75$

背景差分

初期背景画像作成のためのフレーム数: 50 frames

背景更新領域決定のための差分値閾値: $T_{back}=250$

影の除去

明度比閾値: $T_v=0.8$

彩度差閾値: $T_s=0.06$

色相差閾値: $T_H=1.0$

オプティカルフロー抽出

ラベル更新パラメータ: $A=0.5, B=1, C=1$

類似ベクトル閾値: $T_{similar}=20$

近傍範囲: $T_{neighbor}=200$

時空間クラスタリング

背景差分値重みパラメータ: $w=0.5$

統合のための閾値: $T_{int}=0.06$

適用結果の一部 (フレーム番号 510, 525) を図-7に示す。なお、適用結果の範囲は全フレームにおいて撮影されている範囲であるため、図-6と図-7のサイズは異なっている。対象範囲は道路上のみであり、車両と認識された領域を赤枠で表示している。全77台中、77台の車両動態が認識された (車両認識率: 100%)。実画像への適用を通して、提案手法の有効性を確認した。

適用結果に関しては、本来、動画像で示すべきであり、以下のURLで公開している。

<http://planner.tu-tokyo.ac.jp/member/fuse/result.htm>

以上の適用において、計算時間は、一般的なコンピュータ (CPU: Pentium 4, 2GHz, RAM: 1024MB) を用いて、1フレーム当たり、概ね1時間程度であった。

なお、撮影条件が異なる画像に対しては、パラメータの再調整が必要であり、認識率も異なることが予想される。次節では、撮影条件として、空間・時間分解能が認識結果に与える影響を検討する。

(2) 空間・時間分解能の検討

前節においては、想定するデータの最高空間・時間分解能である10cm, 1/30sに対するデータへの適用可能性を検討した。センサ仕様の制限や、データ量の制限等から、分解能の検討は重要となる。そこで、空間・時間分解能が認識精度に与える影響を検討するため、以下の分解能に関して提案手法を適用した。

空間分解能: 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70 (cm)

時間分解能: 1/30, 1/10, 1/5, 1/2, 1, 1.5, 2, 4 (s)

認識結果を等高線で示したものが図-8である。なお、使

用した各パラメータ値は、空間・時間分解能が10cm, 1/30秒において設定したものである。そのため、認識精度の値自体ではなく、分解能が与える影響の傾向を考察すると、今回の実験では、時間分解能が高い (撮像間隔が短い) 領域では、空間分解能による影響と比較して、時間分解能による影響がより強いことが確認できる。

(3) 位置精度の検証

提案手法により得られたデータを用いて交通現象の分析を行う際には、その位置精度が重要となる。更に、その位置から、速度や加速度を推定することも考えられる。位置精度を低下させる要因として、認識された車両の形状の不正確性が挙げられる。車両形状も含めた車両認識に関して、人間が最も優れた認識能力を持つことから、マニュアルによって認識された車両との比較を行うことにより、位置精度の検証を行った。提案手法により認識された車両位置として、クラスタの空間断面における面積最小の外接四角形の重心とし、マニュアルによって得られた車両の外接四角形の重心との位置ずれを比較した。直進する一般乗用車・大型車、車線変更車、左折車、停止車を含む42台の車両に対し、約10秒間の軌跡の比較を行ったところ、重心位置の差として 2.5 ± 0.9 pixelsの結果が得られた。換算すると、約15cm~35cm程度となる。速度・加速度推定に対しては、上記結果を微分するために、より精度が低下することが予想される。上記の位置履歴より速度・加速度の精度を求めたところ、それぞれ、 2.7 ± 0.2 pixels/s, 4.7 ± 0.3 pixels/s²の結果を得た。なお、本結果は、時間的なスムージングを行っていない。スムージング処理を事後的に適用することにより、精度の向上が期待される。

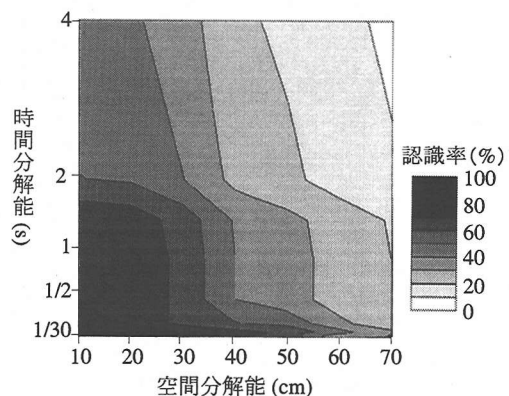


図-8 空間・時間分解能の検討

6. おわりに

本研究で得られた成果を総括すると、下記の通りである。

- (1) 既存の画像処理手法を整理し、その適用可能性を検討した。
- (2) 車両動態認識手法として時空間クラスタリング法を構築した。
- (3) 実画像への適用を通して
 - a) 提案手法の有効性の確認
 - b) 空間・時間分解能が認識結果に与える影響の検討
 - c) 位置精度の検証を行った。

今後の課題としては、成層圏プラットフォームの開発動向を鑑み、早期実用化のため、空間分解能30cm～50cmに対して、十分実用に足る認識手法の改良が挙げられる。ただし、個別の手法の改良は考えられるが、本研究で構築した手法の枠組みは有効であると言える。なお、成層圏プラットフォーム計画における交通観測ミッションの適用可能性を議論するための実験手法として、本研究が採用されている。

その他の展望としては、適用事例の拡充、標定を含めた幾何補正法の拡張、同期させた複数画像センサによる広範囲観測、感知器、GPS等の他センサによる情報との統合による交通現象分析へ向けた応用可能性の検討、歩行者の動態追跡等の他対象への適用等が挙げられる。

謝辞：本研究を通して、森地茂教授、安岡善文教授、桑原雅夫教授、柴崎亮介教授、堤盛人講師（以上、東京大学）より貴重なご意見を頂いた。また実施に際し、文部科学省科学研究費（基盤研究B：13450208、特別研究員奨励費：08769）の助成を頂いた。丹下義夫氏、吉田重臣氏、富井直弥氏（以上、宇宙開発事業団）からは本研究の対象とする時系列画像の仕様に意見を頂いた。データ処理においては、本田卓氏（東京大学）の協力を得た。ここに記して感謝の意を表す。

付録1. SUSANオペレータ³⁴⁾

SUSANオペレータの基本処理は、図-A1に示すように、指定したマスク内における色分布とマスク中心の色との類似度の計算である。マスクの移動可能範囲は指定した色域のみに制限する。マスク中心 (x_0, y_0) の色とマスク内 (x, y) の色分布との類似度 c は、RGB空間における距離 d

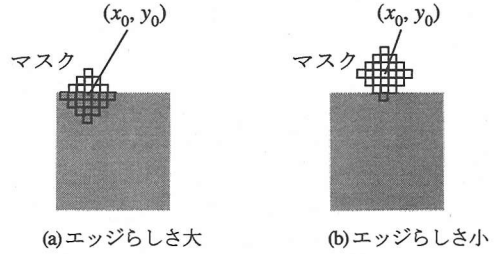


図-A1 SUSANオペレータの基本的考え方
(半径7 pixelsの円マスク例)

を用いて

$$c((x, y), (x_0, y_0)) = \exp\left\{-\left(\frac{d}{T_c}\right)^6\right\} \quad (A1)$$

と定義する。ここで、 T_c は色が類似しているか判別するための閾値である。マスク内で類似度の総和をとることにより、マスク中心のエッジらしき n を定義する。

$$n(x_0, y_0) = \sum_{(x, y)} c((x, y), (x_0, y_0)) \quad (A2)$$

式(A2)はマスク中心 (x_0, y_0) がエッジから離れるにしたがって大きな値をとるため、反転処理

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} g - n(x_0, y_0), & n(x_0, y_0) < g \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (A3)$$

を行い、 R を用いて2値化することにより、エッジを抽出する。ここで、 g はエッジ付近とそれ以外との差を強調するために設定するパラメータである。

付録2. 改良型確率的弛緩法⁴⁶⁾

確率的弛緩法は、局所的な矛盾を低減する処理を局所並列的に反復することで、より大局的に整合とる方法であり^{29), 49)}、初期ラベル確率設定、ラベル確率更新の2段階からなる。

領域間の対応付けを行う上で、非常に有力な情報である色を確率的弛緩法の初期ラベル確率設定に利用する。今後、以下に定義された記号を用いる。

D : 領域の最大移動可能距離。

α_i : 画像1における (x_0, y_0) を重心とする領域。ラベル付けの対象。 $i=1, 2, \dots, m$ 。

b_k : 画像2における (x_0, y_0) を重心とする領域。 $k=1, 2, \dots, n$ 。

λ : ラベル。移動ベクトルを意味し、以下に表す。

$$\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, \lambda_p\} \quad (A4)$$

ただし、 $k=m \times n$ であり、「対応領域なし」を表わす λ_p は未定義相違ベクトルの仮想的な x, y 成分に対応する。すなわち、

$$\lambda_k = (\Delta x_k, \Delta y_k), \\ -D \leq \Delta x_k \leq D, -D \leq \Delta y_k \leq D, (k \neq p) \quad (A5)$$

である。 $P(\lambda_k)$ は a_i がラベル λ_k を持つ確からしさを表し、ラベル確率と呼び次の条件を満たす。

$$\sum_k P_i(\lambda_k) = 1, 0 \leq P_i(\lambda_k) \leq 1 \quad (A6)$$

a_i が L 個の対応点対候補 b_l ($l=1, 2, \dots, L$) を持つ時、 a_i は $L+1$ 個のラベルを持つ。この $L+1$ 個の元からなるラベルの部分集合を L_i とし、下記に表す。

$$L_i = \{\lambda_{k1}, \lambda_{k2}, \dots, \lambda_{kL}, \lambda_p\} \quad (A7)$$

ただし、

$$\lambda_u \in \lambda, \lambda_u = (x_u - x_i, y_u - y_i) = (\Delta x_u, \Delta y_u) \quad (A8)$$

である。

各ラベルについて、対象領域重心周辺部の平均色の RGB 空間上における距離の2乗を $C(\lambda_u)$ とし、対応領域がない場合は、RGB 値それぞれの色差の期待値から

$$C_i(\lambda_p) = 3 \cdot \left(\frac{1}{3} C_{max} \right) \quad (A9)$$

とする。ただし、 $C_{max}=255$ である。更に、

$$\hat{C}_i(\lambda_u) = \frac{\sum_l C_i(\lambda_l) - C_i(\lambda_u)}{\sum_l C_i(\lambda_l)} \quad (A10)$$

として、色を考慮した初期ラベル確率を

$$P_i^{(0)}(\lambda_u) = \frac{\hat{C}_i(\lambda_u)}{\sum_l \hat{C}_i(\lambda_l)} \quad (A11)$$

と定義する。「対応領域なし」の初期ラベル確率は

$$P_i^{(0)}(\lambda_p) = \frac{\hat{C}_i(\lambda_p)}{\sum_l \hat{C}_i(\lambda_l)} \quad (A12)$$

と定義される。

次に、各ラベルの初期確率に対して、局所的な移動ベクトルの均一性という基準を用いた更新を行う。この際、第1画像における領域が第2画像上の領域のいずれに対応するかを考えるという順方向ラベルに加え、第2画像上の全ての領域についても第1画像上のいずれに対応するかという逆方向ラベルを考える。すなわち、逆方向ラベル λ' の逆方向ラベル確率 $Q(\lambda')$ についても考慮すると

いう双方向確率的弛緩法を提案する。

a_i のラベル λ_u のラベル確率 $P(\lambda_u)$ は、類似した移動ベクトルを持つ領域 a_j が領域 a_i の近傍に存在するならば、 a_j が λ_u を持つことに関する矛盾は少ないと考える。ただし、 a_j は a_i の近傍 (x_j, y_j) に位置する画像1における領域とする。この場合、より高い確率を持つように更新する。更に、同一の領域の組についての逆方向のラベル確率が高いラベルについては矛盾が小さいとして、より高い確率を持つように更新する。そこで、まず a_i のラベル λ_u の局所的な無矛盾度 $\hat{P}_i(\lambda_u)$ および $\hat{Q}_i(\lambda'_u)$ を次式で定義する。

$$\hat{P}_i(\lambda_u) = \sum_j \sum_{l' \in L'} P_j(\lambda_{u'}), (l=1, 2, \dots, L) \quad (A13)$$

$$\hat{Q}_i(\lambda'_u) = \sum_l \sum_{l' \in L'} Q_l(\lambda_{u'}), (l=1, 2, \dots, L) \quad (A14)$$

ただし、 a_i の $\lambda_u = (\Delta x_u, \Delta y_u)$ に対してある程度の位置ずれ $T_{similar}$ を許容して、次式を満足する a_j の $\lambda_{u'}$ は λ_u と類似すると考える。

$$\sqrt{(\Delta x_u - \Delta x_{u'})^2 + (\Delta y_u - \Delta y_{u'})^2} \leq T_{similar} \quad (A15)$$

式(A13)、(A14)の L' は、式(A15)を満足する類似ラベル $\lambda_{u'}$ の集合である。式(A15)を満足する $\lambda_{u'}$ をもつ a_j が近傍に存在しない場合、 $\hat{P}_i(\lambda_u) = 0$ となり、その他の場合は、 $\hat{P}_i(\lambda_u) > 0$ となる。 a_j としては、次式を満足するように選択される。

$$\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \leq T_{neighbor} \quad (A16)$$

逆方向の b_j の λ'_u についても同様にして $\hat{Q}_i(\lambda'_u)$ を与える。ラベル確率の更新は、 $\hat{P}_i(\lambda_u)$ および $\hat{Q}_i(\lambda'_u)$ を用いて次のようになされる。

$$P_i^{(new)}(\lambda_u) = \frac{P_i^{(new)}(\lambda_u)}{\sum_{l' \in L_i} P_i^{(new)}(\lambda_{u'})}, (l=1, 2, \dots, L, p) \quad (A17)$$

$$Q_j^{(new)}(\lambda'_u) = \frac{Q_j^{(new)}(\lambda'_u)}{\sum_{l' \in L_i} Q_j^{(new)}(\lambda'_{u'})}, (l=1, 2, \dots, L, p) \quad (A18)$$

ただし、

$$P_i^{(new)}(\lambda_p) = P_i^{(old)}(\lambda_p) \quad (A19)$$

$$P_i^{(new)}(\lambda_u) \\ = P_i^{(old)}(\lambda_u)(A + B\hat{P}_i^{(old)}(\lambda_u) + C\hat{Q}_i^{(old)}(\lambda_u)), \quad (A20) \\ (l=1, 2, \dots, L, p)$$

$$Q_i^{(new)}(\lambda'_p) = Q_i^{(old)}(\lambda'_p) \quad (A21)$$

$$Q_i^{(new)}(\lambda'_l) = Q_i^{(old)}(\lambda'_l)(A + B\hat{Q}_i^{(old)}(\lambda'_l) + C\hat{P}_i^{(old)}(\lambda'_l)), \quad (A22)$$

$(l=1, 2, \dots, L, p)$

上式 (A20), (A22) における A , B および C は適当に設定される正の定数である。式 (A17)~(A22) によるラベル確率の更新を各 a_i ($i=1, 2, \dots, L, p$) に対して並列的 (独立) に行う処理を1回の反復処理とし、ラベル確率が収束するまで反復を行うことでラベルを決定する。

上記、改良型確率の弛緩法において、いくつかのパラメータを決定する必要がある。以下に各パラメータとその持つ意味を整理する。

D : 領域の最大移動距離

$T_{similar}$: 類似ラベルとして採用する類似性を規定する

$T_{neighbor}$: 近傍としてみなす範囲を規定する

A : ラベル確率の更新の際に、収束の速さを規定する

B : 近傍領域との速度類似性に対する重み

C : 逆方向ラベルに対する重み

A は近傍の類似ラベルの累積確率が少ない場合のラベル確率の減少率であり、これを大きくすることによって、 a_i の λ_H が近傍の a_j の状態と大きく矛盾している場合、 a_i のラベル確率 $P_i^{(new)}(\lambda_H)$ あるいは $Q_i^{(new)}(\lambda'_H)$ が0となる

速度をゆるめることができる。 B は近傍の領域との速度類似性に対する重みであり、 C は逆方向ラベルに対する重みである。 B と C の和を大きくすることによって、ラベル確率の収束速度を速くすることができるが、 B が過大であると初期確率に対する依存が大きくなり、誤対応の場合でも簡単に収束する恐れがある。 $T_{similar}$ と $T_{neighbor}$ については、車両の移動特性や対象とする道路の種類から容易に設定することが可能である。実際の利用に際しては画像の解像度と対象エリアから縮尺を求め、画像上の画素距離に変換することで適当な値を求めることができる。 A , B , C の各パラメータについては実験を通じて求めるしか方法はない。しかし、対象とする道路ネットワークの形状や種類によって最適なパラメータは変わってくると予想される。そこで、本研究では、実際の計測に際しては事前に交通流シミュレーションを用いて、対象とするネットワークを再現し、適切なパラメータを事前に推定することを提案する。

参考文献

1) 陳鶴, 桑原雅夫: 交通調査のためのビデオ画面上の車両走行軌跡のトラッキング手法に関する研究, 生産研究, Vol.49, No.8, pp.22-25, 1997.

2) 成層圏プラットフォームパンフレット, 総務省・文部科学省, 1998.

3) Cucchiara, R., Grana, C., Piccardi, M., Prati, A. and Sirotti, S.: Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information, 2001 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings, pp.334-339, 2001.

4) Haritaoglu, I., Harwood, D. and Davis, L.S.: W⁴: Real-time surveillance of people and their activities, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.8, pp.809-830, 2000.

5) Fathy, M. and Siyal, M.Y.: An image detection technique based on morphological edge detection and background differencing for real-time traffic analysis, Pattern Recognition Letters, Vol.16, pp.1321-1330, 1995.

6) 高藤政雄, 北村忠明, 小林芳樹: 空間微分および差分処理を用いた車両抽出法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-II, No.11, pp.2976-2985, 1997.

7) Rowe, S. and Blake, A.: Statistical mosaics for tracking, Image and Vision Computing, Vol.14, pp.549-564, 1996.

8) 天本直弘, 藤井明宏: 画像処理技術による障害物検出と移動物体追跡方法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-A, No.4, pp.527-535, 1998.

9) 長谷川為春, 小沢慎治: 移動物体追跡を利用した屋外駐車場における車両計数, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D-II, No.7, pp.1390-1398, 1993.

10) Cucchiara, R., Piccardi, M. and Mello, P.: Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.1, No.2, pp.119-130, 2000.

11) Medioni, G., Cohen, I., Bremond, F., Hongeng, S. and Nevatia, R.: Event detection and analysis from video stream, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, No.8, pp.873-889, 2001.

12) Ben-Ezra, M., Werman, M. and Bar-Yam, Y.: A self stabilizing robust region finder applied to color and optical flow pictures, Image and Vision Computing, Vol.19, No.7, pp.427-433, 2001.

13) Choi, J.G. and Kim, S.-D.: Multi-stage segmentation of optical flow field, Signal Processing, Vol.54, No.2, pp.109-118, 1996.

14) 山田啓一, 水野守倫: 領域分割を用いた画像による駐車車両検出法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-D-II, No.12, pp.2316-2324, 1999.

15) Smith, S.M. and Brady, J.M.: A scene segmenter; visual tracking of moving vehicles, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.7, No.2, pp.191-204, 1994.

16) Smith, S.M. and Brady, J.M.: ASSET-2: Real-time motion segmentation and shape tracking, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.17, No.8, pp.814-820, 1995.

17) 鄭且根, 相澤清晴, 斎藤隆弘, 金子正秀, 原島博: 確率的なクラスタリングによる初期領域に基づく動きパラメータの推定とセグメンテーション, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-A, No.1, pp.248-259, 1997.

- 18) 上條俊介, 松下康之, 池内克史, 坂内正夫: 時空間Markov Random Fieldモデルによる隠れロバストなトラッキングアルゴリズム, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-D-II, No.12, pp.2597-2609, 2000.
- 19) Horn, B.K.P. and Schunck, B.G.: Determining optical flow, *Artificial Intelligence*, Vol.17, pp.185-203, 1981
- 20) 布施孝志, 清水英範, 堤盛人: オプティカルフロー推定における光学勾配法の比較分析, 応用測量論文集, Vol.11, pp.45-52, 2000.
- 21) Lucas, B.D. and Kanade, T.: An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *Proceedings of the Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp.674-679, 1981.
- 22) Betke, M., Haritaoglu, E. and Davis, L.S.: Real-time multiple vehicle detection and tracking from a moving vehicle, *Machine Vision and Applications*, Vol.12, pp.69-83, 2000.
- 23) Kagesawa, M., Ueno, S., Ikeuchi, K. and Kashiwagi, H.: Recognizing vehicles in infrared images using IMAP parallel vision board, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol.2, No.1, pp.10-17, 2001.
- 24) 松山隆司, 和田俊和, 波部斉, 棚橋和也: 照明変化に頑健な背景差分, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.10, pp.2201-2211, 2001.
- 25) 斉藤文彦: ブロック照合投票処理を用いた遮へいに強い画像マッチング, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.10, pp.2270-2279, 2001.
- 26) Jolly, M.-P.D., Lakshmanan, S. and Jain, A.K.: Vehicle segmentation and classification using deformable templates, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No.3, pp.293-308, 1996.
- 27) 鈴木寿: ハフ変換とその応用, 応用数理, Vol.9, No.3, pp.207-219, 1999.
- 28) Rosenfeld, A., Hummel, R. and Zucker, S.: Scene labeling using relaxation operation, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.6, No.6, pp.420-433, 1976.
- 29) Bamard, S.T. and Thompson, W.B.: Disparity analysis of images, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.2, No.4, pp.333-340, 1980.
- 30) Raffel, M., Willert, C.E. and Kompenhans, J.: *Particle Image Velocimetry*, Springer-Verlag, Berlin, 1998.
- 31) 出澤正徳: 視覚における情報処理過程—錯視現象と視覚のメカニズム, *Computer Today*, No.93, pp.4-9, 1999.
- 32) 国際電気通信技術基礎研究所編: 視聴覚情報科学, オーム社, 1994.
- 33) 村田厚生: 認知科学, 朝倉書店, 1997.
- 34) Smith, S.M. and Brady, J.M.: SUSAN-A new approach to low level image processing, *International Journal of Computer Vision*, Vol.23, No.1, pp.45-78, 1997.
- 35) Irani, M. and Anandan, P.: A unified approach to moving object detection in 2D and 3D scenes, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.20, No.6, pp.577-589, 1998.
- 36) Cressie, N.A.C.: *Statistics for Spatial Data*, John Wiley & Sons, New York, 1993.
- 37) 片山徹: 新版応用カルマンフィルタ, 朝倉書店, 2000.
- 38) Smith, J.R. and Chang, S.-F.: Single color extraction and image query, *Proceedings of the 1995 International Conference on Image Processing*, pp.528-531, 1995.
- 39) Lu, Y. and Guo, H.: Background removal in image indexing and retrieval, *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing*, pp.933-938, 1999.
- 40) 日本色彩学会編: 新編色彩科学ハンドブック, 東京大学出版会, 1980.
- 41) Sangwine, S.J. and Home, R.E.N.: *The Color Image Processing Handbook*, Chapman & Hall, London, 1998.
- 42) 高橋圭子, 松浦正樹, 杉山岳弘, 阿部圭一: 人間の画像の色分類結果と領域分割結果に基づいた色空間の比較評価, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.7, pp.1378-1388, 2001.
- 43) Prati, A., Milkic, I., Grana, C. and Trivedi, M.M.: Shadow detection algorithms for traffic flow analysis: A comparative study, *2001 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings*, pp.340-345, 2001.
- 44) Friedman, N. and Russell, S.: Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach, *Proceedings of the 13th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. URL: <http://cuai97.microsoft.com/>
- 45) 加藤ジェーン, 渡邊豊英, 米田政明: HMMに基づく交通監視映像の背景・物体・影の分離手法, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.1, pp.1-15, 2001.
- 46) 清水英範, 四童子隆, 布施孝志: 成層圏プラットフォームを想定した車両の動体追跡手法に関する研究, 写真測量とリモートセンシング, Vol.38, No.4, pp.53-58, 1999.
- 47) 市村直幸: ロバストクラスタリングに基づいた特徴空間と画像空間の併用による領域分割, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-II, No.7, pp.1752-1763, 1997.
- 48) 江浩, 鈴木秀智, 鳥脇純一郎: 濃淡画像のセグメンテーションのための領域生成および領域分割法の比較評価について, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J75-D-II, No.7, pp.1120-1131, 1992.
- 49) 高木幹雄, 下田陽久: 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 1991.

(2002. 7. 18 受付)

**DEVELOPMENT OF A TECHNIQUE
FOR VEHICLE MANEUVERS RECOGNITION
WITH SEQUENTIAL IMAGES FROM HIGH ALTITUDE PLATFORMS**

Takashi FUSE, Eihan SHIMIZU and Ryo MAEDA

Traffic flow surveillance for traffic control and transportation planning requires fixed-point continuous observation of exact vehicle movements. The high altitude platforms have a great potential with vehicle maneuvers observation. In this article, we develop a vehicle maneuvers recognition technique with sequential images from high altitude platforms. We exploit spatio-temporal clustering method. Employing the two features, that are background subtraction value and optical flow, the pixels that are adjacent and have similar features are grouped. Through some applications to real sequential images from a helicopter, the effectiveness of the proposed method is confirmed.