

成層圏プラットフォームによる車両の動体追跡手法に関する研究*
A New Technique for Vehicle Tracking on the Assumption Stratospheric Platforms*

布施孝志**・清水英範***

By Takashi FUSE** and Eihan SHIMIZU***

1. はじめに

現在の交通流計測はおもに、道路上に設置された感知器による速度、交通量観測が主流となっているが、観測点を通過する車両の速度および台数を計測することによって観測を行うために、車両個別の挙動を把握するという点で限界がある。交通工学的な要請から、低高度の気球に設置したビデオカメラ等による面的な観測に関する研究¹⁾も一部に見ることができ、その対象範囲が狭いことなどによって大きな制限を受けている。

ところで、現在、地上 20km 程度の気象の安定した成層圏に飛行船を静止させ、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、科学技術庁・郵政省により提唱され、実現が期待されている^{6),7)}。この構想が実現すれば、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、しかもほぼ定点の地上観測が可能となり、従来困難であった車両の追跡も容易となる。その結果、信号制御のための交差点の左右折率や飽和交通流率の計測、車線変更や避走挙動などの追従挙動や車線分布状況の観測などによる交通渋滞現象の解明に向けての調査、あるいは OD 調査など、交通工学的に大きな貢献を期待することができる。

以上の背景のもと、本研究は、成層圏プラットフォーム観測による広域を対象とした交通流計測の実現可能性を探ることを目的とし、新たな交通流計測手法を提案するものである。

2. 対象とする車両追跡問題

本章では、2 枚の時系列画像上に表現されている車

両を対応付けることによる車両の動体追跡問題を考える。この問題は、2 枚の画像から、それぞれにおいて車両を抽出する問題と、抽出された車両の対応関係を決定する問題からなる。なお、成層圏プラットフォームによる地上観測機器の仕様はまだ具体的な検討段階に入っていない。しかし、高度 20km 程度の観測であることを考えれば、20~50cm 程度の地上分解能が期待され、きわめて高い精度での車両の自動抽出が可能であると思われる。そのため、ここでは追跡手法に限定して議論する。

本稿で対象とする抽出された車両の対応関係を決定する問題は、図-1 のように車両が抽出された場合、前後両画像における全ての車両の移動先、あるいは移動元を特定することである。具体的には、第 1 画像における A は、 Δt 秒後の第 2 画像においては C、D または E の各車に移動したか、あるいは消失したと考えられる。出現や消失は、車両が画像外に出た場合、歩道橋やビルの陰に入ってしまった場合などに生じうると考えられ、この問題を複雑にしている要因の一つとなっている。

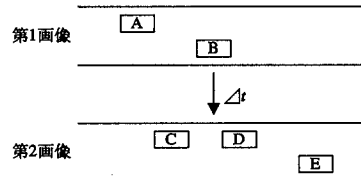


図-1 車両追跡問題

各車両の対応候補は物理的要因(最高速度等)によってある程度限定され、また、交通流の局地的均一性や色の類似性を考慮することによって各対応候補への対応確率を定義することができる。このような形で成立しうる組み合わせパターンの中で、最も確からしいものを求めることが対象とする問題である。

3. 確率的弛緩法とその改良

弛緩法(relaxation method)は、局所的な矛盾と解釈の曖昧さを低減する処理を局所並列的に反復することで、

*キーワード:交通量計測、交通流、交通情報、リモートセンシング

**学生員、修士(工学)、日本学術振興会特別研究員

***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

TEL:03-5841-6129, FAX: 03-5841-7453)

より大局的に整合がとれた解釈を得ようとする方法である。このうち、各組み合わせの対応可能性を総和 1 に基準化した数値によって確率的に表現する方法を確率的弛緩法(probabilistic relaxation method)と呼び^{2),3)}、画像処理分野への適用が数多くなされている^{4),5)}。確率的弛緩法の対応付け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、車両の対応づけの基礎手法として確率的弛緩法を採用する。

本研究では、確率的弛緩法を基礎に、車両の追跡手法としてより適したものに改良をおこなう。手法は、(1)初期ラベル確率設定と(2)ラベル確率更新の2段階からなり、改良した点は以下の通りである。

- a) 色情報の利用: 初期ラベル確率設定の際に色の類似度を利用する。
- b) 双方向法: 第1画像から第2画像へのラベル確率と第2画像から第1画像へのラベル確率を区別し、ラベル確率更新の際にそれぞれを考慮する。

従来のアルゴリズムでは、前述したような車両の消失や出現に対応することは難しく、特に第2画像において新たに出現したものについてはその情報を全く利用することができない。双方向のラベルを区別することにより、この問題に対応することが可能となる。

(1) 初期ラベル確率設定

車両の対応づけを行う上で、有力な情報である色情報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。

- $r_1(x, y), g_1(x, y), b_1(x, y)$: 第1画像(8bit RGB 値)
- $r_2(x, y), g_2(x, y), b_2(x, y)$: 第2画像(8bit RGB 値)
- ただし、 $0 \leq r, g, b \leq 255 = C_{\max}$ (1)

D : 車両の最大移動可能距離。撮像間隔や道路種別に依存する。

a_i : 画像1から抽出された (x_i, y_i) に位置する車両。ラベル付けの対象。 $i=1, 2, \dots, m$ 。

b_k : 画像2から抽出された (x_k, y_k) に位置する車両。
 $k=1, 2, \dots, n$ 。

λ : 移動ベクトルを意味するラベル。

$$\lambda = \{ \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_h, \lambda_p \} \quad (2)$$

ただし、 $h=m \times n$ であり、「対応なし」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。

$$\begin{aligned} \lambda_k &= (\Delta x_k, \Delta y_k), \\ -D &\leq \Delta x_k \leq D, \quad -D \leq \Delta y_k \leq D \quad (k \neq p) \end{aligned} \quad (3)$$

$P_i(\lambda_k)$: a_i がラベル λ_k を持つ確からしさ。ラベル確率。

$$\sum_k P_i(\lambda_k) = 1, \quad 0 \leq P_i(\lambda_k) \leq 1 \quad (4)$$

a_i が L 個の対応点対候補 $b_l (l=1, 2, \dots, L)$ を持つとき、 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 とする。

$$L_i = \{ \lambda_{k1}, \lambda_{k2}, \dots, \lambda_{kL}, \lambda_p \} \quad (5)$$

$$\lambda_{kl} \in \lambda, \quad \lambda_{kl} = (x_{kl} - x_i, y_{kl} - y_i) = (\Delta x_{kl}, \Delta y_{kl}) \quad (6)$$

各ラベルについて、車両の色の RGB 空間上における距離の2乗 $C_i(\lambda_{kl})$ は、

$$\begin{aligned} C_i(\lambda_{kl}) &= (r_1(x_i, y_i) - r_2(x_{kl}, y_{kl}))^2 + (g_1(x_i, y_i) - g_2(x_{kl}, y_{kl}))^2 \\ &\quad + (b_1(x_i, y_i) - b_2(x_{kl}, y_{kl}))^2 \end{aligned} \quad (7)$$

ただし、対応車両がない場合は、RGB 値それぞれの色差の期待値から

$$C_i(\lambda_p) = 3 \cdot \left(\frac{1}{3} C_{\max} \right)^2 \quad (8)$$

とする。ここで、

$$\hat{C}_i(\lambda_{kl}) = \frac{\sum_l C_i(\lambda_{kl}) - C_i(\lambda_{kl})}{\sum_l C_i(\lambda_{kl})} \quad (9)$$

として、車両の色を考慮した初期ラベル確率を

$$P_i^{(0)}(\lambda_{kl}) = \frac{\hat{C}_i(\lambda_{kl})}{\sum_l \hat{C}_i(\lambda_{kl})} \quad (10)$$

と定義する。

同様に、「対応車両なし」の初期ラベル確率は

$$P_i^{(0)}(\lambda_p) = \frac{\hat{C}_i(\lambda_p)}{\sum_l \hat{C}_i(\lambda_{kl})} \quad (11)$$

(2) ラベル確率更新

(1)によって決定された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画像における車両が第2画像上の車両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画像上のすべての車両についても第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' の逆ラベル確率 $Q_i(\lambda')$ 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。

ここで、新たに以下の記号を定義する。

λ' : 逆移動ベクトルを意味するラベル。

$$\lambda' = \{\lambda'_1, \lambda'_2, \dots, \lambda'_h, \lambda'_p\} \quad (12)$$

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。

$Q_i(\lambda'_k)$: b_i がラベル λ'_k を持つ確からしさ。逆ラベル確率。

a_i のラベル λ_k のラベル確率 $P_i(\lambda_k)$ は、 λ_k に対して高いラベル確率を持つ a_j が a_i の近傍に存在するならば、 a_j が λ_k 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 近傍 (x_j, y_j) に位置する画像 1 から抽出された車両とする。この場合、より高い確率を持つように更新する。さらに、同一の車両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_k の局所的な無矛盾度 $\hat{P}_i(\lambda_k)$ および $\hat{Q}_i(\lambda'_k)$ を

次式で定義する。

$$\hat{P}_i(\lambda_k) = \sum_{j \in L'} P_j(\lambda_k), \quad (i=1, 2, \dots, L) \quad (13)$$

$$\hat{Q}_i(\lambda'_k) = \sum_{l \in L'} Q_l(\lambda'_k), \quad (i=1, 2, \dots, L) \quad (14)$$

ただし、 a_i の $\lambda_k = (\Delta x_k, \Delta y_k)$ に対してある程度の位置ずれ T を許容して、式(15) を満足する a_j の λ_k は λ_k と類似すると考える。

$$\sqrt{(\Delta x_k - \Delta x_{k'})^2 + (\Delta y_k - \Delta y_{k'})^2} \leq T \quad (15)$$

式(13)、(14)の L' は式(15)を満足する類似ラベル $\lambda_{k'}$ の集合である。 a_j としては、式(16)を満足するように選択される。

$$\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \leq R \quad (16)$$

逆方向に対しても同様にして $\hat{Q}_i(\lambda'_k)$ を与える。

ラベル確率の更新は、 $\hat{P}_i(\lambda_k)$ および $\hat{Q}_i(\lambda'_k)$ を用いて次のようになされる。

$$P_i^{(new)}(\lambda_k) = \frac{P_i^{(old)}(\lambda_k)}{\sum_{l \in L_i} P_l^{(new)}(\lambda_k)}, \quad (i=1, 2, \dots, L, p) \quad (17)$$

$$P_i^{(new)}(\lambda_p) = P_i^{(old)}(\lambda_p) \quad (18)$$

$$P_i^{(new)}(\lambda_k) = P_i^{(old)}(\lambda_k)(A + B\hat{P}_i^{(old)}(\lambda_k) + C\hat{Q}_i^{(old)}(\lambda_k)) \quad (i=1, 2, \dots, L) \quad (19)$$

逆方向についても同様である。

$$Q_i^{(new)}(\lambda'_k) = Q_i^{(old)}(\lambda'_k)(A + B\hat{Q}_i^{(old)}(\lambda'_k) + C\hat{P}_i^{(old)}(\lambda'_k)) \quad (i=1, 2, \dots, L) \quad (20)$$

式(19)、(20)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(17)~(20)によるラベル確率の更新を各 $a_i (i=1, 2, \dots, L, p)$ に対して並列的に行う処理を 1 回の反復処理とする。確率的弛緩法に関する研究^{2), 5)}においては、反復回数が 10 回程度で収束するとされているが、本研究では双方向による更新を利用するため、収束が遅くなる。このため、反復の最大回数を 50 回とした。

4. 適用

(1) サンプル画像に対する適用可能性の検討

(a) シミュレーションデータによるパラメータ設定

観測データに適用する際には、いくつかのパラメータを設定する必要がある。式(15)、(16)における T, R および車両の最大移動可能距離 D については、車両の最高速度等の物理的移動特性や対象とする道路の種別により、決定することができる。しかし、式(19)、(20)におけるパラメータ A, B, C については、対象とする道路ネットワーク形状や交通流の状態、撮像間隔等により影響を受けることが予測され、適切な値を一意に定めることは難しい。これらのパラメータの適切な値は実験により求めるほかはないと考えられる。

本研究では、観測対象に類似したシミュレーションデータを交通マイクロシミュレータ PARAMICS⁸⁾ (PARAMICS TRAFFIC SIMULATION LTD.: (株)社会システム研究所所有)により作成し、各パラメータを適当に変化させたうえで車両追跡実験と精度評価を行い、以下の様に決定した。

$$A=0.5, B=1, C=1, T=20, R=200, D=150$$

ただし、各パラメータについて、 A は 0 から 1 まで 0.1 間隔、 B, C は 0 から 10 まで 0.2 間隔で変化させた。

(b) 車両追跡実験結果

サンプル画像は朝日航洋(株)による HDTV 画像を用いた。データに関する諸元は以下の通りである。

撮影プラットフォーム: ヘリコプター

対象道路区間:約 700m(1 方向 2 車線)

撮像間隔:1.5 秒

空間分解能:0.33m

抽出車両数 第 1 画像:47、第 2 画像:48(出現 1)

画像中におけるすべての車両が抽出された場合(消失なし)と 10%程度の車両が抽出されなかった場合(出現・消失あり)の 2 通りについて以下の 4 手法を適用した。

(a)単方向確率的弛緩法(単方向法)

初期確率は可能状態ごとに均一とし、順方向ラベル確率のみを考慮する。

(b)色情報利用単方向確率的弛緩法(色利用単方向法)

初期確率に色情報を利用し、ラベル確率更新には単方向アルゴリズムを採用する。

(c)双方向確率的弛緩法(双方向法)

初期確率については可能状態ごとに均一とし、ラベル確率更新には双方向アルゴリズムを採用する。

(d)色情報利用双方向確率的弛緩法(色利用双方向法)

初期確率に色情報を利用し、ラベル確率更新に双方向アルゴリズムを採用する。

なお、車両の抽出に関しては目視判読により車両と思われる領域の重心位置を特定し、色情報の利用に際しては、車両部分の RGB 値それぞれの平均値を車両の色として採用した。また、精度評価のための正解ラベルは、撮像間隔の短い複数の時系列画像を用い、目視判読により決定した。

得られた結果は表-1 の通りである。色利用双方向法が最も高い正答率を示し、正答率自体も 95%以上となり、その有効性を確認することができた。

表-1 サンプル実画像データによる正答率

	消失なし	出現・消失あり
(a)単方向法	78.7%	75.6%
(b)色利用単方向法	80.9%	75.6%
(c)双方向法	83.2%	78.9%
(d)色利用双方向法	95.8%	96.7%

(2)撮像間隔に対する追跡可能性の検討

撮像間隔 0.5 秒、1.5 秒、2.5 秒、4.0 秒のサンプル実画像に対して、色利用双方向法による車両追跡実験を行った。データ諸元は前節におけるものと同一である。

得られた結果は表-2 のようになった。撮像間隔の短いものほど追跡精度は良好な値となった。撮像間隔と追跡精度の関係は、観測対象の道路特性、交通流特性に大きく依存すると考えられるため、本節における結果

はあくまでも 2 車線単路部に対する結果として捉えるべきだが、0.5 秒間隔と 1.5 秒間隔のデータに対する精度は比較的高いものとなっている。これと比較して 2.5 秒間隔、4.0 秒間隔の精度は 80%以下である。すなわち、少なくとも本実験の範囲では、1.5 秒程度の撮像間隔であれば十分な精度での車両追跡は可能であるといえる。

表-2 異なる撮像間隔に対する結果

Δt (秒)	正答率
0.5	100.0%
1.5	97.9%
2.5	78.9%
4.0	70.5%

5. おわりに

本研究では、連続的に撮影された画像から車両を追跡する手法として色情報利用双方向確率的弛緩法を提案し、既存手法との比較実験を通してその有効性を実証した。これにより、成層圏プラットフォームに代表される高分解能定点観測システムを利用した新たな交通流計測の実現可能性を指摘することができた。

今回は、単路部に対して確率的弛緩法を用いたが、より複雑な道路種別、交通流状態への適用、GIS データなどの外的情報の利用、その他の手法の比較検討などが今後の課題といえる。

参考文献

- 1) 桑原雅夫: ビデオ画像による車両動態計測システムの開発, 平成 5、6、7 年度科学研究費補助試験研究(B) 研究成果報告, 1997.
- 2) 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, pp.707-746, 1991.
- 3) 画像処理ハンドブック編集委員会: 画像処理ハンドブック, 昭晃堂, pp.249-250, 303-307, 1987.
- 4) 近江和生, 李航宇: PIV 標準画像を用いた緩和法 PTV の性能評価, 可視化情報, Vol.18, Suppl. No.2, pp.113-114, 1998.
- 5) Barnard,S.T., Thompson,W.B.: Disparity Analysis of Images, IEEE Transaction of Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI 2-4, pp.333-340, 1980.

以下は参考とした Web Site である。

- 6) <http://www.nal.go.jp/www-j/intro/c30f0001.html>
- 7) <http://www.mpt.go.jp/pressrelease/japanese/denki/990804j601.html>
- 8) <http://paramics.quadstone.com/>