



環境変化に強い車両追跡手法

荻内 康雄*・東久保 政勝・西田 健次
栗田 多喜夫

Vehicle Tracking System Robust to Changes in Environmental Conditions — by Yasuo Ogiuchi, Masakatsu Higashikubo, Kenji Nishida and Takio Kurita — Driving Safety Support Systems (DSSS) provide the drivers with visual information on the surrounding traffic environment to alert the drivers of possible driving-related dangers, preventing traffic accidents. The image processing sensors installed on the road for the systems need a high reliability in tracking vehicles regardless of the environmental conditions. The authors have developed a tracking algorithm with high accuracy and stability even in adverse lighting or weather conditions. This paper outlines the developed algorithm along with the results of public-road testing.

Keywords: DSSS, image sensor, tracking, pixel-pair feature

1. 緒言

交通事故抑止を目的とした路車協調型安全運転支援システムにおいて、車両の移動速度推定やそれに基づく衝突警告のために、検出した車両を正確かつ安定した追跡する必要がある。筆者らは屋外での環境変化にきわめて強く、かつ追跡対象車両を正確に追跡することが可能な追跡手法を開発した。本稿では、開発した追跡手法の概要および車両追跡実験の結果を報告する。

2. 開発の背景と目的

日本国内における交通事故による死者数は、9年連続で減少し、平成21年中の交通事故による死者数は4,914人となった⁽¹⁾。これは各種車載安全装置の普及や事故発生後の医療技術の向上に依るところが大きい。また、負傷者数も100万人を下回るなど、第8次交通安全基本計画の「平成22年までに死者数5,500人以下及び死傷者数100万人以下にする」という数値目標を2年前倒しで達成した。この状況を踏まえて、国家公安委員会は引き続き強い決意をもって「平成30年を目途に、交通事故死者数を半減させ、これを2,500人以下とし、世界一安全な道路交通の実現を目指す」という交通安全対策の目標に向けて交通事故死者の更なる減少に取り組んでいる。

事故発生状況を詳細に分析すると、事故の類型別においては、追突、出会い頭及び右折時衝突事故が全体の6割以上を占めていることが分かる。次に、原付以上運転者（第1当事者）による交通事故件数を法令違反別にみると、安全不確認が最も多く、次いで脇見運転、動静不注視の順に多く、安全運転義務違反が全体の約75%を占めている。

このような事故発生状況において、国家公安委員会の

「平成30年を目途に、交通事故死者数2500人以下」という目標の達成には、従来の車両側、路側インフラ側のそれぞれでの事故抑止対策だけでは回避できない事故の対策が必要であり、路側インフラ装置と車載装置が協調して事故を抑止する「路車協調型安全運転支援システム」（DSSS）の実現が求められている。

路車協調型安全運転支援システムの実現には、インフラ側の要素技術として、センシング、通信、制御の各種技術開発が必要であり、特にセンシング技術においては、計測範囲の広さ、製品寿命、コスト、性能のバランスを考慮し、単眼カメラ画像による画像処理方式が最有力である。

筆者らは画像処理方式による車両検出器を開発しており、様々な環境条件の下で車両および二輪車の位置を高精度に検出できることを示した^{(2),(3)}。このような車両検出器と高性能な車両追跡器とを協調動作させることができれば、個々の車両の正確な移動方向、速度の計測だけでなく、検出器の検出ミスの補間など、さらに高度な処理が可能になる。

しかし、従来提案されてきた追跡アルゴリズムは、照明など環境条件の変化が大きい場合や、追跡対象車両の一部が他の車両によって隠される場合などで性能が低下してしまうことがあるなど、多様な環境条件下で道路上の車両を安定して追跡するという目的を達成できない。このような要求を満たすために、車両の外見に基づく新たな追跡手法が必要とされている。

本報では、判別能力の高い画素ペア特徴を毎フレーム選択する追跡手法を提案する^{(4),(5)}。画素ペア特徴は、画像中の2つの画素間の輝度差によって定義される。これにより、照明条件の変化に対する強い頑健性が期待できる。提案手法は、低コントラスト車両に対しても高い追跡性能を示した。

3. 追跡手法の概要

筆者らは追跡課題を追跡対象が中心にある部分画像パッチかどうかという判別問題と解釈することにした。このような解釈の下では、追跡対象を求めるためには追跡対象が中心にある部分画像パッチとそれ以外のパッチとを識別する特徴量および識別器を用いればよいことになる。

t 番目のフレームの画像 V_t に対しての車両推定位置（および見えの大きさ） L_t は、t-1 番目のフレーム画像から与えられる（最初の推定位置は車両検出器によって与えられる）。正例の部分画像パッチ I_t は V_t から L_t で示される領域を切り出すことで得られ、負例となる部分画像パッチの集合 J_1, \dots, J_F は L_t の周辺から部分画像を切り出すことで得られる。次に、 I_t と J_t を判別する特徴を抽出し、識別器の訓練に代える。最終的に次フレームでの推定位置は、フレーム画像から抽出された部分画像パッチ集合 V_{t+1} から正例 I_t にもっともよく似た部分画像パッチを見つけることで行われる。

3-1 画素ペア特徴 本手法では、特徴量として二つの画素の輝度差を利用した画素ペア特徴を採用した。画素ペア特徴は、統計的リーチ特徴 (SRF)⁽⁶⁾ を拡張したもので、統計的リーチ特徴からペア間の距離の制約をなくしたものである。

画素ペア特徴に基づく、参照パッチ I に対する対象パッチ J の類似性インデックス $c(I, J)$ は以下のように定義される。ここで、入力画像のサイズを $W \times H$ とした時、 Γ は $W \times H$ 内の座標を示すとする。

$$\Gamma := \{(i, j) \mid i = 1, \dots, W, j = 1, \dots, H\}$$

サイズ $W \times H$ の画像が Γ 上の輝度情報として表現される時、 Γ 中の任意の画素ペア (p, q) に対するペア特徴値は、以下のように定義される。

$$ppf(p > q; T_p) := \begin{cases} 1 & I(p) - I(q) \geq T_p \\ -1 & I(p) - I(q) \leq -T_p \\ \emptyset & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで $T_p (> 0)$ は、輝度差に対する閾値である。

パッチ I 上の画素ペア (p, q) が $ppf(p > q; T_p) \neq \emptyset$ なる条件を満たす時、 (p, q) を「 I 上で有効なペア特徴」と呼ぶ。以後、特に示さない限り、 $ppf(p > q; T_p)$ は $ppf(p > q)$ と表記する。

p と q の選択に特に制限を設けない場合、有効なペア特徴の数は非常に大きなものとなる。そこで抽出するペア特徴の数を N で制限することとした。ペア特徴選択の基準を s で表した場合、ランダムに選択したペア特徴セット RP_s は以下のように定義される。

$$RP_s(p, q, I, T_p, N) := \{(p, q) \mid ppf(p > q) \neq \emptyset\}$$

ここで、 $\{p, q \in \Gamma \times \Gamma\}$ となり、 $p = \{p_1, \dots, p_N\}$ 、 $q = \{q_1, \dots, q_N\}$ と表される。

ペア特徴によって、 I に対する J の類似性を計算する。

まず、参照パッチ I 上で有効なペア特徴 $(p, q) \in RP_s$ を考える。このとき、対象パッチ J における p と q の輝度の大小関係 $b(p > q)$ を次のように表わす。

$$b(p > q) := \begin{cases} 1 & J(p) \geq J(q) \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

(p, q) に対する画像 J の単一ペア類似度 $r(p, q, J)$ を、次のように定義する。

$$r(p, q, J) = \begin{cases} 1 & ppf(p > q) = b(p > q) \\ -1 & ppf(p > q) \neq b(p > q) \end{cases}$$

すなわち、図1に示すように参照パッチ I 上で有効な画素ペア特徴を選択する際には輝度差閾値を適用するのに対して、対象パッチ J 上で画素ペア特徴を評価する際には輝度の大小関係のみを用いる。これによって見えの変化に対する頑健性が確保される。

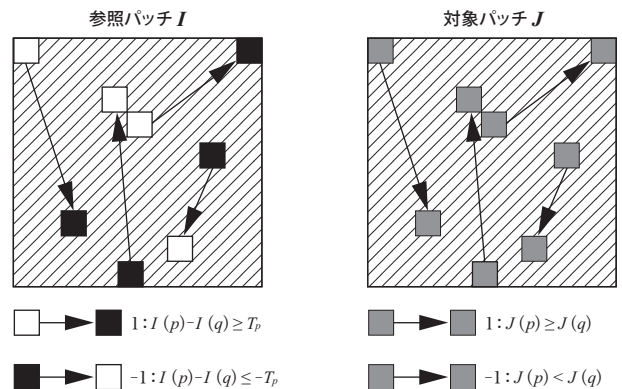


図1 画素ペア特徴の説明

画素ペア特徴のセット RP_s によって計算される、 I に対する J の類似度インデックス $c_s(I, J, RP_s)$ は、単一ペア類似度を用いて以下のように定義される。

$$c_s(I, J, RP_s) = \frac{\sum_{(p, q) \in RP_s} r(p, q, J)}{|RP_s|}$$

3-2 判別的画素ペア特徴選択 正例の部分画像 I と負例の部分画像群 J 間の判別基準を最大化するように画素ペア特徴の選択を行う。

我々の課題設定により、以下の条件下で判別基準を最大化する必要がある。

- ◆特徴は二値 $+v$ 、 $-v$ を示す
- ◆正例は1個のみ
- ◆負例は数多く与えられる

正例の特徴値 p 、負例の特徴値 n^i は以下のように定義される。

$$p = v, \{n^i\}_1^F = v, -v$$

ここで $F \gg 1$ を仮定すると、全サンプルの特徴値の平均 $\bar{\mu}_T$ は、負例の特徴値の平均 $\bar{\mu}_n$ によって近似できる。したがって、 m を負例のうち、特徴値が $n^i = -v$ となる（正例とは異なる値を持つ）ものの数とすると、全サンプルでの画素ペア特徴の平均値は以下のようになる。

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_T &\approx \bar{\mu}_n = \frac{1}{F} \sum_1^F n^i \\ &= \frac{1}{F} \left(\sum_1^m (-v) + \sum_1^{F-m} v \right) \\ &= \frac{1}{F} (F-2m)v \end{aligned}$$

また、同じ仮定の下で、全サンプルの分散 σ_T^2 およびクラス間分散 σ_B^2 は以下のように示される。

$$\begin{aligned} \sigma_T^2 &= \frac{1}{F+1} \left\{ (v-\bar{\mu}_T)^2 + \sum_1^F (n^i-\bar{\mu}_T)^2 \right\} \\ &\approx \frac{1}{F+1} \left\{ (v-\bar{\mu}_n)^2 + \sum_1^F (n^i-\bar{\mu}_n)^2 \right\} \\ \sigma_B^2 &= \frac{1}{F+1} (v-\bar{\mu}_T)^2 + \frac{F}{F+1} (\bar{\mu}_n-\bar{\mu}_T)^2 \\ &\approx \frac{1}{F+1} (v-\bar{\mu}_n)^2 + \frac{F}{F+1} (\bar{\mu}_n-\bar{\mu}_n)^2 \\ &= \frac{1}{F+1} (v-\bar{\mu}_T)^2 \end{aligned}$$

この式は、負例の分散を最小化することと判別基準を最大化することが等価であることを示している。負例の分散は、 $\mu = \frac{1}{N} (F-2m)v$ と代入することで、以下のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \sum_1^F (n^i-\bar{\mu}_n)^2 &= \sum_1^m (-v-\bar{\mu}_n)^2 + \sum_1^{F-m} (v-\bar{\mu}_n)^2 \\ &= \frac{4v^2}{F} m(F-m) \end{aligned}$$

負例の分散は、 $m=0$ と $m=F$ で、最小値 0 となる。 $m=0$ は、全ての負例が正例と同じ値をとることを示すので、判別は不可能となる。 $m=F$ で判別基準は最大化され 1 となる。この時、正例と負例の類似度は最小値 0 となる。

したがって、画素ペア特徴の単一ペア類似度 $c_s(I, J, RP_s)$ を最小化することは、判別基準を最大化させることと等価であり、また、同時に以下に示す特徴セット全体での類似度インデックスの総和 C_{min} を最小化することとも等価である。

$$C_{min} = \sum_{i=1}^F \{c_{min}(I, J^i, RP_{min})\}$$

ここで、 C_{min} と c_{min} 、 RP_{min} は、単一ペア類似度を最小化するような特徴ペアを選択することを示す。

判別的画素ペア特徴の選択手法の具体的な実装はいくつか考えられるが、本実験では必要とされるよりも多くの画素ペア特徴をランダムに生成し、類似度 c_s が小さいものから必要個数採用するという手法を採用した。

4. 実験

本節では、実際の道路上での画像を用いた車両追跡実験の実験結果を示す。実験では追跡開始時に追跡対象車両に対する追跡枠を人手によって指定し、その後追跡対象車両が画像外に抜ける直前、または追跡枠が完全に追跡対象車両から外れてしまい、追跡失敗となる時点まで追跡を行った。実験結果を従来のアルゴリズムによる追跡結果と比較するため、判別的画素ペア特徴による追跡手法（ペア特徴追跡）と、部分画像の累積二乗誤差による追跡手法（SSD 追跡）での比較を行った。

4-1 照明条件変化での評価 図2に追跡対象車両の照明条件が変化した場合の結果を示す。追跡対象は左車線の乗用車である。道路上の日陰の部分から日向の部分に出る際に照明条件が変化するため、対象車両の見えが変化する。

左端の画像における追跡対象のサイズは 100×100 画素である。SSD 追跡は追跡対象領域の全画素を使用するため、10,000 画素を特徴として全フレームでの正例との類似性を評価する。これに対して、ペア特徴追跡はそれよりもはるかに少ない特徴で同等の追跡性能を得ている。

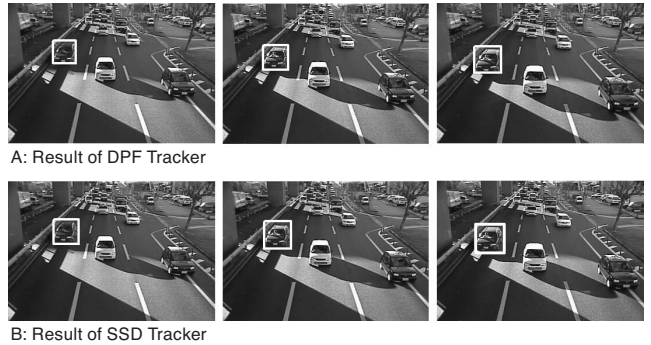


図2 照明条件変化に対する追跡結果
上がDPF追跡、下がSSD追跡の結果（以下同様）

4-2 部分隠れ 図3は部分的隠れが生じた場合の実験結果である。追跡対象は右車線のトラックである。追跡中に中央車線を走るトラックによって部分的な隠れが生じる。

SSD 追跡では追跡領域が対象よりも小さくなってしまいう傾向が見られ、ペア特徴追跡では、追跡対象の大きさに対して誤差が小さくなっている。



A: Result of DPF Tracker



B: Result of SSD Tracker

図3 部分的な隠れが生じる場合の追跡結果



A: Result of DPF Tracker



B: Result of SSD Tracker

図5 低コントラストな見えの車両に対する追跡結果

4-3 夜間 図4は夜間で周辺に他車が存在する状況での追跡結果を示す。追跡対象は中央車線から右車線に車線変更するトラックである。この実験では人手により設定した追跡正解に対する誤差を評価した。

初期対象領域が他車の一部を背景に含んでいるため、SSD追跡は背景画像の影響を受け、追跡には失敗しないものの追跡対象領域が追跡正解よりも大きくなりすぎている。一方、ペア特徴追跡は追跡領域が追跡正解よりも大きくなるが、SSD追跡よりも誤差が小さくなっている。



A: Result of DPF Tracker



B: Result of SSD Tracker

図4 夜間、他車が多く存在する場合の追跡結果

4-4 低コントラスト車両 図5は低コントラスト車両に対する追跡結果である。追跡対象は右車線の黒い乗用車である。路面に対するコントラストが低く、さらに街路樹による道路上の木葉影によって車両がきわめて見えにくくなっている。

ペア特徴追跡では追跡に成功しているが、SSD追跡では早い段階で追跡枠が追跡対象車両に追従しなくなり、追跡に完全に失敗する。

図6は図5の車両付近を拡大したものである。SSD追跡は背景画像に含まれる高コントラストな部分の影響により低コントラストな車両を見失っているが、ペア特徴追跡は背景画像に対する頑健性を持っていることを示している。

4-5 ペア特徴の再利用 本実験では、車両の見え



図6 追跡対象車両周辺の拡大図
左がDPF追跡、右がSSD追跡の結果

の変化に対する頑健性を考慮して特徴セットを毎フレーム更新した。

しかし、車両上の画素から抽出されるペア特徴と背景部分の画素から抽出されるペア特徴のバランスによっては、位置誤差が大きくなることもある。そこで、前フレームで使用された画素ペアのうち、現在のフレームでも正例と負例に対する判別性の高い画素ペアを継続して使用する（以下、「ペア特徴の再利用」と呼ぶ）ことにより、位置誤差を小さくすることが可能であると考え、ペア特徴を毎フレーム更新した場合の追跡結果と比較した。

図7に特徴を毎フレーム更新した場合と、ペア特徴の再利用を行った場合との追跡結果を示す。追跡対象は、向かって右側から2番目の車線の黒い乗用車である。

ペア特徴を毎フレーム更新する場合追跡枠が追跡対象車両に対してずれていくのに対し、ペア特徴を再利用すれば追跡の誤差が小さくなる。

また、複数回にわたり続けて再利用されるペア特徴は、環境条件の変化によらず追跡対象をうまく表現するモデルと考えることができる。このため、ペア特徴選択においてペア特徴が再利用される回数の情報を利用することで、追跡の安定性と頑健性を向上することができる。

4-6 車両検出との協調動作 本稿で報告した実験では追跡の初期位置は人手により設定したが、以前筆者らが開発した車両検出手法による検出結果を初期位置にしても同程度の精度で追跡できることが確認されており、車両検出と車両追跡の協調動作が可能であることが示された⁽⁷⁾。

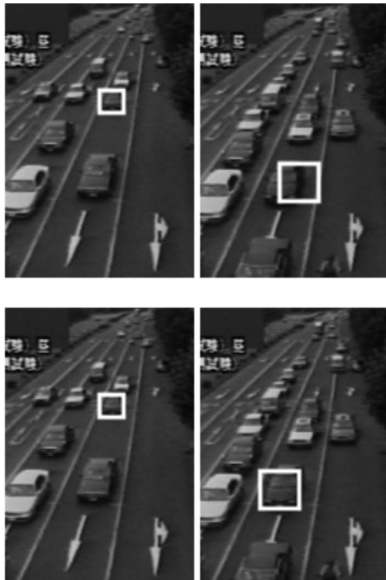


図7 有効な特徴の再利用の効果
上は毎フレーム更新、下はペア特徴を再利用



図8 検出と追跡の組み合わせ実験の結果の一例
各車両の左下の数字は、追跡対象に固有のID番号

また、ある時刻のフレームでの車両検出結果と、前時刻のフレームからの車両追跡結果とを比較することにより、検出漏れ、誤検出、検出位置ずれなどの補正を行うことができた。図8に検出と追跡の組み合わせ実験の結果の一例を示す。

また、この補正処理で検出された検出漏れや誤検出などの情報を、車両検出で用いる識別器の追加訓練のためのデータとして利用することも可能であり、インクリメンタルSVM⁽³⁾などの手法と組み合わせた識別器の自動訓練などへの利用が期待される。

5. 結 言

照明の変化、部分的な隠れ、低コントラストなど、従来追跡が困難とされてきた条件でも、安定して対象を追跡することができる追跡手法を開発した。また、この追跡手法と過去に開発した検出手法を協調動作させることにより、検出時点での検出漏れ、誤検出などが補正できることも明らかにした。

今後は提案手法の事故抑止への応用が期待される。

参 考 文 献

- (1) 警察庁交通局、「平成21年中の交通事故の発生状況」(2010)
- (2) 東久保政勝、栗田多喜夫、「路車協調用画像センサの開発」、SEIテクニカルレビュー、第175号、pp.108-113 (2009)
- (3) 東久保政勝、Epifanio Bagarinao、栗田多喜夫、「路車協調用画像センサの開発-未知シーンへの対応-」、SEIテクニカルレビュー、第176号、pp.57-62 (2010)
- (4) 西田健次、栗田多喜夫、東久保政勝、「判別的なペア特徴選択によるトラッキング手法」、電子情報通信学会技術研究報告、vol.109、no.344、PRMU2009-152、pp.77-82 (2009)
- (5) Kenji Nishida, Takio Kurita, Masakatsu Higashikubo, "Online Selection of Discriminative Pixel-Pair Feature for Tracking", in Proc. SPPRA2010 (2010)
- (6) 岩田健司、佐藤雄隆、尾崎竜史、坂上勝彦、「統計的リーチ特徴法によるロバスト背景差分」、電子情報通信学会技術研究報告、vol.108、no.263、PRMU2008-105、pp.97-102 (2008)
- (7) 東久保政勝、荻内康雄、小野佑樹、栗田多喜夫、西田健次、稲吉宏明、荒田礼治、「SVMによる検出とペア特徴追跡の組み合わせによる車両・二輪車計測」、第16回画像センシングシンポジウム (SSII2010) 講演論文集 (2010)

執 筆 者

荻内 康雄*：情報通信研究所 ICT 応用研究部

主査 博士 (工学)

道路交通用画像センサを中心に画像認識

関連の研究開発に従事



東久保政勝：情報通信研究所 ICT 応用研究部 グループ長

西田 健次：(株)産業技術総合研究所 博士 (工学)

栗田多喜夫：広島大学教授 博士 (工学)

*主執筆者