

# 高精度画像処理によるリアルタイム交通異常事象検出システムの開発と評価

上 條 俊 介\*・坂 内 正 夫\*  
Shunsuke KAMIJO and Masao SAKAUCHI

## 1. 研究概要

交通事故による死者は毎年 9000 人前後で推移しており、2010 年までに半減させるという目標がわが国でも掲げられている。しかし、未だ事故削減へ向けての抜本的な解決策は見出せておらず、その主な原因の一つに、事故発生メカニズムが実は明確に解っていないということがあげられる。そこで、当研究グループでは、画像認識技術を用いて事故画像を多数収集し、それを詳細に解析することにより事故要因解明へ役立てようという試みを行っている。そこで、本報告書では平成 15 年度の研究成果として、当該目的のために開発した画像認識によるリアルタイム異常事象検出システムの概要について述べるとともに、実際の道路環境における本システムの評価実験について述べる。本システムは高精度に車両を追跡し、様々な交通事象の検出を行う。車両追跡アルゴリズムには、従来から当研究グループで開発している時空間 MRF モデル [1][2][3][4] 適用し、隠れや照度変化に対して頑健な処理を行うと同時に高精度な車両軌跡を獲得する。このアルゴリズムを適用することにより、画角の低い画像や車両混雑している中での複雑な挙動を精度良く解析することが可能となる。事象検出アルゴリズムは、ルールベース手法に基づき、事故、工事、緊急車両の通過などの交通事象の検出を可能にする。現在、本システムを 3ヶ所に設置し、評価実験を行っている。

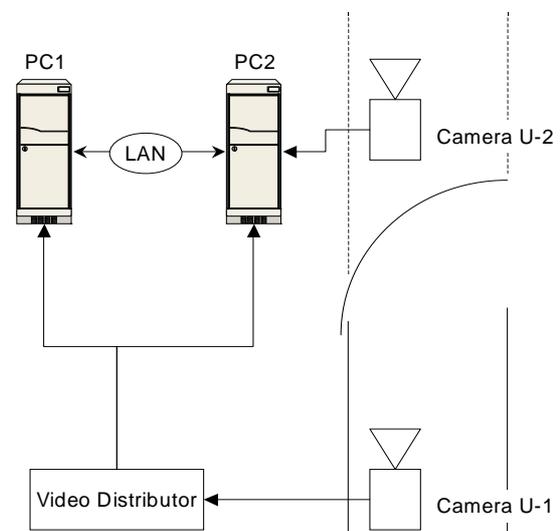
当該システムが、近い将来様々な道路環境に大域的に設置されることになれば、道路交通状態を常時リアルタイムに把握することができ、安全と効率へ向けて付加価値の高い情報基盤を築くことができると期待される。

## 2. 開発したシステムの概要

図 1 に、本システムの概要を示す。図 1(a) は本システムの設置写真であり、2 台の PC のうち右側がトラッキング処理を行い、左側が画像のダンプ処理を行う。図 1(b) に示すように、ダンプシステムではトンネル中と入口の 2 系統の画像をキャプチャしているが、トンネル入口画像において事故等の異常事象を検出した信号を受けて、2 系統を同期させて 30 秒遡った画像をハードディスク上に蓄積する。



(a) システムの写真



(b) システムの構成図

図 1 設置システム

\*東京大学生産技術研究所

本システムにおける処理の流れを図 2 に示す。本システムは、大きく 4 つのブロック、映像入力部、映像処理部、事象検出部、映像保存部に別れている。

映像入力部では、NTSC 信号で入力される映像の PC への取り込みを行っている。取り込まれた映像の量子化と標本化は、16bit の YUV422 カラーフォーマット・640 × 480 画素、10 フレーム/秒で行われる。

映像処理部では、映像の濃淡画像への変換、照度不変な画像への変換、動的な背景生成、そして時空間 MRF を適用したトラッキングを行っている。照度不変な画像への変換は、注目画素と周辺画素との差分を基に処理される。本変換によって、昼夜の画像の差が減り、24 時間安定して稼働させることが可能となる。背景は、各画素ごとに計算され、過去約 20 分間の輝度の最頻値をもって、対象画素の背景としている。背景の更新は 1 分間隔で行われる。動的に生成された背景と照度不変に変換された画像を入力とし、時空間 MRF を適用したトラッキング処理が行われる。

事象検出部は、トラッキングの出力を基に、3 つの階層のオペレーターを構築する。まず、時空間 MRF を適用したトラッキングによって入力画像から抽出された各車両の基本的な情報が、低レベルオペレーターとなる。次に、低レベルオペレーターから、各車両の挙動を表すための中レベルオペレーターが構築される。最後に、中レベルオペレータの論理的な組み合わせによって、車両間の挙動を表す高レベルオペレーターが構築される。事象の検出は、高レベルオペレーターを適用することによって行われる。

最後に、映像保存部において、事象の詳細な事後解析を行うために、事象の前後の映像を記録を行う。

### 3. ルールベースに基づく事象検出

本システムにおける、ルールベース手法の基本的な考え方は、事象そのものを観測してそれを検出するのではなく、事象の引き起こす現象の組合せから、観測の困難な事象をも検出するというものである。

例えば 2 台の車両による追突事故を検出する場合、その 2 台に関するあらゆる 3 次元情報が時系列に観測可能であれば、その情報を基に追突の判定を行うことが可能であり、その判定から追突事故を検出できる。しかし、本システムのように固定の単一のカメラから完全な 3 次元情報を観測することは、画像という 2 次元空間に 3 次元空間が射影されることによる情報の損失と、2 次元情報から 3 次元情報に復元する手法の限界により不可能である。結果、3 次元情報を基にした追突判定で追突事故を検出することは、非常に困難である。そこで、2 次元情報とルールベース手法を組合せることで、追突事故を追突そのものからではなく、停止した事故車両と、事故後の交通流の乱れ

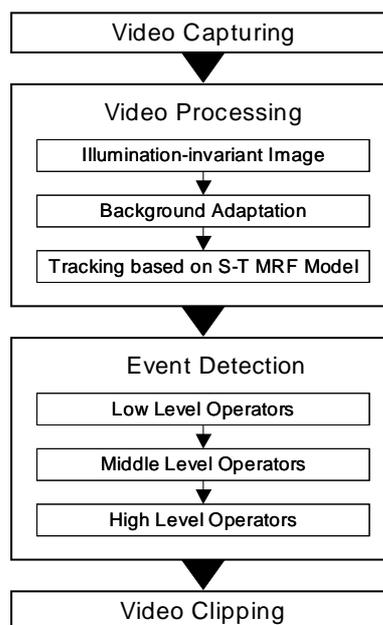
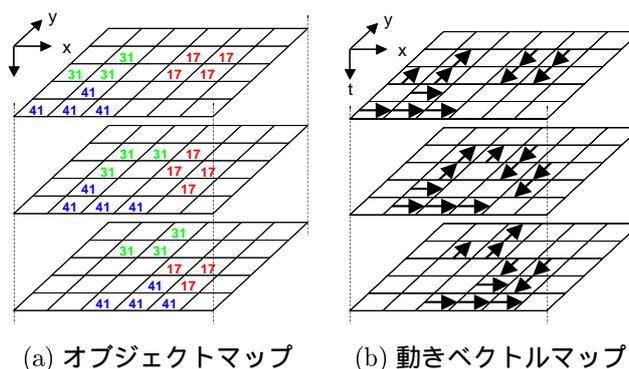


図 2 処理の流れ

から検出を行う。これらの現象は、画像中からも観測可能であるため、画像中から現象に関する情報の抽出が行われれば、事象の検出が可能である。

#### 3.1. 時空間 MRF モデルを適用したトラッキング

まず映像からの事象検出に必要な情報の抽出を行う。本システムでは、隠れや照度変化に対して頑健な時空間 MRF モデルを適用したトラッキング手法 [2][3] を用いて、時空間画像の領域分割を行い、車両の検出と追跡を可能にしている。トラッキングの出力として、オブジェクトマップ (図 3(a)) と動きベクトルマップ (図 3(b)) の 2 種類のマップが獲得される。本システムにおける事象検出は、映像から抽出されたこの 2 種類のマップを基に行われる。



(a) オブジェクトマップ (b) 動きベクトルマップ

図 3 時空間 MRF モデルを用いたトラッカーの出力

#### 3.2. 各オペレーターへの変換

オブジェクトマップと動きベクトルマップそのものはブリティティブな情報であり，そこから事象検出に必要な情報を算出する必要がある．新たに算出された情報を本システムでは，オペレーターと呼ぶ．本システムでは，オペレーターを3つのレベルに分けている．まず，各車両ごとの基本的な情報を表す低レベルオペレーターを以下に示す．

[低レベルオペレーター]

- *getCoordinates(V.i)*: 車両の  $V.i$  の位置を返す．返す値には，外接矩形の頂点と車両の中心点の座標が含まれる．
- *getReagion(V.i)*: 車両  $V.i$  が，どの領域に含まれるかを返す．領域とは，入力画像に対して車線などの構造を元に独自に分割・設定したものである．
- *getVelocity(V.i)*: 車両  $V.i$  の移動速度を返す．移動速度は，車両の中心点の1フレーム間の移動画素数で表される．

低レベルオペレーターを基に，各車両の挙動を表すために構築されるのが，中レベルオペレーターである．中レベルオペレーターの例を以下に示す．

[中レベルオペレーター]

- *isStalled(V.i, t)*: 車両  $V.i$  が時刻  $t$  において停止しているかどうかを返す．この判定は，過去の通過車両の平均画面滞在時間と，その分散をもとに行われる．
- *typeOfTrajectory(V.i, t)*: 車両  $V.i$  の軌跡が時刻  $t$  において，通常・車線変更・避走・車線外の4つのうち，どれにもっとも近いかを返す．

事象の検出は，これら中レベルオペレータの論理的な組合せで記述された，高レベルオペレータである，ルールに基づいて行われる．

### 3.3. 車両軌跡の活用

車両軌跡は，その車両の挙動をもっとも特徴づけるものであり，本システムも車両の軌跡に特に注目している．本来，車両軌跡は線分のため連続であるが，本システムでは，低レベルオペレーター *getCoordinates(V.i)* から取得した，画素単位の車両の重心  $(x, y)$  を用いて，車両の軌跡を離散的に扱っている．しかし，全ての車両が同じフレーム数画面中に存在するわけではない．そこで，サンプリング数を等しくするために，車両  $V.i$  の軌跡  $T_i$  は各点間の距離が等しい長さをもつように  $n$  個の点の集まりとし記述される．

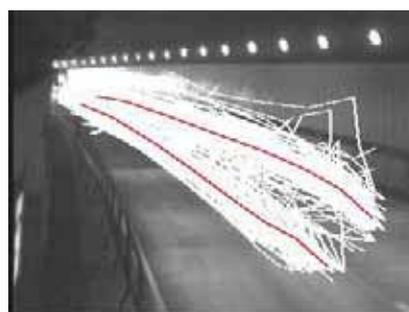
$$T_i = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)\}$$

分割数  $n$  は，オリジナルの軌跡の形を保てる限りは，少ない方が計算コストやノイズ対策の点で良い．本システムでは， $n = 8$  としている．

軌跡の分類を行うために，まず標準的な軌跡として車線の中心を求める．実空間座標系において車線の中心は，各車線の道路面を2分割する線分として求めることが可能である．しかし同様の手法を画像座標系に適用した場合，求めた車線の中心は，画像座標系が実空間座標系の射影であるため，標準的な軌跡とはならない可能性がある．そこで，画像座標系における車両軌跡を累積させ，その分布が，車線の中心を平均とした正規分布で近似できるものとしてモデル化を行った．本システムでは車両軌跡を， $x$  軸  $y$  軸の2変量正規分布でモデル化を行なっている．分布の数は車線数に対応し，各分布の平均が各車線の中心と対応することとなる．



(a) 地点1 トンネル入口



(b) 地点2



(c) 地点3

図4 画像座標系における実際の車両軌跡と車線の中心

図4は，このモデルを適用し，検出対象領域を通過した車両の軌跡を白い線で1枚の画像に累積して描画したも

のである。さらに、分布の平均である車線の中心も赤い線で描画してある。入力映像が図 4(a) の場合、車線の中心が実空間座標系で求めた場合と画像座標系で求めた場合とで、差はほとんど生じない。反面、図 4(b) の場合は、実空間座標系における車線の中心と画像座標系で求めた車線の中心とが、ずれている。

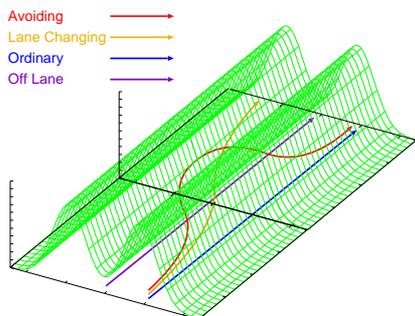


図 5 車両軌跡の分類モデル

図 5 は、車線の中心を平均とした正規分布と、軌跡のカテゴリを表している。軌跡の分類は、分類対象の入力軌跡を、通常、車線変更、避走、車線外のいずれかに分類する。分類は、入力軌跡と車線の中心との比較により行う。比較には、事前確率としての車線ごとの交通流は等しいものとし、尤度としての  $x$  と  $y$  の 2 変量正規密度のみを用いる。この比較は、 $n$  個の点において行われ、各点ごとにもっとも尤度の高い車線のラベルをつける。このラベルをもとに軌跡の分類を行う。常にある特定車線との尤度が高い場合であれば通常に、常にどの車線とも尤度低い場合であれば、車線外に分類する。また、軌跡の始まりと終わりでラベルが変わった場合であれば車線変更に、車線変更の特殊例として軌跡のどこかでラベルが変わるが始まりと終わりは同一ラベルの場合であれば、避走に分類する。

### 3.4. ルールの作成

事象検出に用いる高レベルオペレーターの例を示す。事故を検出するルールは、ルール (1,2,3,4) である。まずルール (1) で、本来車両が走行すべきでない場所に停車した状態を事故として検出する。次にルール (2) で、停止・徐行車両が存在し、さらに該当車両の前方に空間が発生した状態を事故として検出する。これにより、明確な事故の状態とそれ以外の状態を分離している。しかしこれだけでは、渋滞中の事故、もしくは検出対象領域の境界近くで発生した事故といった前方空間が発生しない事故を検出することができない。そのような場合においては、ルール (3) を適用する。このルールでは、停止車両が存在し、その間に同じ向きに車線変更を行う車両が 3 台以上存在した状態を、事故として検出する。ルール (4) は、ルール (3) の派生系であり、停止車両や障害物が検出されていない場合であっ

ても、はっきりとなにかを避走している車両が存在する状態を、事故として検出する。

## 4. 評価実験

本報告書では、3つの地点にシステムを設置し、評価実験を行った。地点 1 は、市街地を走る高速道路のトンネル入口手前で、交通量も多く渋滞中の車線変更など挙動が複雑であるという特徴をもつ。また、屋外であるため照度変動が多い点だが、画像処理の精度を低下させる条件である。

地点 2 は、郊外を走る高速道路のトンネル内かつ出口付近で、地点 1 に比べて交通量は少ないものの、カメラの設置高さが低く画像処理の精度を低下させる条件である。また、朝日の逆光が差込むため画像処理の精度を低下させる条件である。地点 3 は、比較的交通量は多くないものの下り坂の急カーブで事故が多い。

### 4.1. 地点 1 トンネル入口

この地点では日常的に渋滞が発生するため、さきの 2 地点とは違い渋滞を考慮した高レベルオペレーターによる事象の検出が必要となる。ルール (2) によって検出した事故が、図 6(a) である。赤い枠で囲われた車両が停車した事故車両であり、該当車両の前方に車両が存在しない状態から事故として検出された。また、ルール (3) によって検出した事故が、図 6(b) である。走行車線に停車した車両を追い越すために車線変更する車両が 3 台以上存在した状態から、事故として検出された。

### 4.2. 地点 1 における事故発生過程

地点 1 トンネル入口において実験中のシステムでは、連続して設置されている 2 つのカメラからの映像入力がある。1 つはトンネル内部を撮影したものであり、もう 1 つは事象検出の処理を行っているトンネル入口を撮影したものである。これら 2 つの映像を同時にダンプすることにより、1 地点のカメラの映像からだけでは困難な、車両の流れによる事故発生の要因の推定が行える。図 7 に、システムがダンプした結果の一例を示す。この連続画像より、トンネル奥より発生した渋滞がトンネル入口まで伝播し、事故発生の要因になっていると推定できる。地点 1 での実験の目的の 1 つは、図 7 のような事故映像の自動取得である。2003 年 1 月から 2003 年 10 月にかけて、実験中に 39 件の事故が撮影地点において発生した。このうち、36 件の事故を正しく検出した。一方、異常事象が起こらない場合でも異常事象として検出される「誤報」は、平均で 5.2 件/日であった。

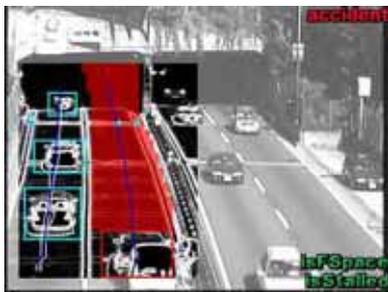
### 4.3. 地点 2 と地点 3

$$Accident \equiv \exists (isStalled(V.i, t) \wedge of\text{flame} = typeOfTrajectory(V.i, t)) \quad (1)$$

$$Accident \equiv \exists ((isStalled(V.i, t) \vee isSlow(V.i, t)) \wedge (isFSpace(V.i, t))) \quad (2)$$

$$Accident \equiv 3 < \#(isStalled(V.i, t) \wedge LaneChanging = typeOfTrajectory(V.j, t) \wedge i \neq j) \quad (3)$$

$$Accident \equiv \exists ((isStalled(V.i, t) \vee isSlow(V.i, t)) \vee Avoiding = typeOfTrajectory(V.j, t)) \quad (4)$$



(a) ルール (2) の適用例



(b) ルール (3) の適用例

図 6 ルールの適用例 2



(a) 通常の交通流



(b) トンネル内で渋滞が始まる



(c) 渋滞がトンネル外に伝播



(d) 事故発生

図 7 事故発生の過程

この2つの地点は渋滞による停車が観測される確率が低いため、停止車両の検出のみからでも異常事象の検出を行うことができる。図8(a)は、トンネル出口付近において停車した車両を検出した例である。地点2では、3ヶ月の評価期間中事故は1件も発生しなかったが、点検車両が停止したりといった事象が起こり、これらは異常事象として分類される。その結果、期間中12件の異常事象が起こり、これら全てを正しく検出した。一方、異常事象が起こらない場合でも異常事象として検出される「誤報」は、平均で0.4件/日であった。

図8(b)は、地点3において、カーブを曲がりきれずに中央分離帯に衝突した車両を検出した例である。地点3は、システム設置間もないため正検出率や誤検出率といった定量的な評価は行えていない。



(a) 地点2における適用例



(b) 地点3における適用例

図8 ルールの適用例1

## 5. おわりに

本研究グループでは、平成15年度においては、時空間MRFモデルを適用した高精度なトラッキングにルールベースの事象認識アルゴリズムを適用したりアルタイムに交通異常事象検出システムを開発をした。本システムの事象検出は、ルールベース手法を用いており、トラックの出力と組み合わせることで、自由度の高い検出が可能である。地点1トンネル入口および地点2における本システムの評価においては、90の成功率で事故等の異常事象の検出

に成功している。数ヶ月間の検証から、道路の形状に依存することなく、地点1のような混雑した道路環境においても、提案システムによる検出が可能なが証明された。このことにより、本システムは、事故画像収集の目的が要求する性能は満たしたと結論できる。一方、例えば地点1では、一日平均で約5件の誤検出があるなど、交通管制に使用するには、未だ改善の必要があると思われる。

## 参考文献

- [1] S.Kamijo, T.Nishida, M.Sakauchi, "Occlusion Robust and Illumination Invariant Vehicle Tracking for Acquiring Detailed Statistics from Traffic Images", IEICE Trans. Information and Systems, Vol.E85-D No.11, pp1753-1764, November 2002.
- [2] S.Kamijo, Y.Matsushita, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Occlusion Robust Tracking utilizing Spatio-Temporal Markov Random Field Model", IEEE ICPR, Vol.1 pp142-147, 2000.
- [3] S.Kamijo, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Illumination Invariant Segmentation of Spatio-Temporal Images by Spatio-Temporal Markov Random Field Model", IEEE ICPR, Vol.2, pp.617-622, 2002.
- [4] S.Kamijo, Y.Matsushita, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Traffic Monitoring and Accident Detection at Intersections", IEEE Trans. ITS, Vol.1 No.2, pp.108-118, June 2000.