

## ルールベースに基づくリアルタイム交通事象検出システム

原田将弘 上條俊介 坂内正夫

東京大学 生産技術研究所 〒 153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1

Tel: 03-5452-6273

E-mail: harada@sak.iis.u-tokyo.ac.jp

交通流監視システムに期待されている、交通事故の未然の察知および防止の実現には、潤沢な画像情報を真に活用する技術の確立が重要である。本研究では、コンピュータビジョン技術を交通流監視へ応用し、事故・渋滞・停止車両といった交通事象の検出を、リアルタイムに行うシステムの開発を行なっている。開発しているリアルタイム交通事象検出システムは、従来から交通流監視において用いられてきた、カメラ映像入力と画像処理技術を活用し、さらに、時空間 MRF モデルを適用したトラッキング手法による車両の高精度な追跡と、数種類の交通事象の検出とを可能とする。本システムの実証実験を継続的にを行い、事故の事象検出精度は、90%を達成している。

### Real-time Event Detection System for Traffic Monitoring Using Rule-based Reasoning

Masahiro Harada Shunsuke Kamijo Masao Sakauchi

Institute of Industrial Science, University of Tokyo

4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo JAPAN 153-8505

Tel: +81-3-5452-6273

E-mail: harada@sak.iis.u-tokyo.ac.jp

Traffic monitoring system is expected to detect various abnormal events and prevent traffic accidents. For those purposes, system must exploit image data reliably and robustly. In this paper, we introduce a real-time system for detecting accidents, congestion, stalled vehicles, and etc. This system uses efficient tracking algorithm based on Spatio-Temporal Markov Random Field(S-T MRF) model with illumination invariant. We can use tracking results to define preconditions for events and our detection method is based on rule-based reasoning. We are continuing system verification. 90% of the accidents taken place there were successfully extracted.

## 1 はじめに

ITS(Intelligent Transport System: 高度交通システム)において、道路からの情報を取得するセンサは、主に、超音波センサなどの局所型センサと画像センサなどの広域型センサとに大別することができる。一般に、局所センサは、安定で信頼度の高いデータの取得が可能である反面、局所的かつ単一の情報しか取得できないため多数のセンサを設置する必要がある。逆に、広域型センサは、安定度や信頼

度に欠ける面があるものの、1つのセンサで広域的かつ多種多様な情報を取得することができる。我々の研究の最終目標は、道路における事故などの事象検出及び、その挙動解析である。本稿では、この目標へ向かう一環として開発した、リアルタイムに交通事象の検出を行うシステムの紹介を行う。本システムは、コンピュータビジョン技術を応用し、画像センサからの情報のみから交通流監視を行うものである。

ITS へのコンピュータビジョン技術の応用は、既

に様々な研究がなされている。ラインスキャンカメラを用いた交通流計測 [1] や、車線領域の抽出 [2]、車両追跡のために複数枚の映像の組み合わせ [3] などが研究されている。また、本システムと同じように、道路面全体を捉えた画像センサーを用いた交通流監視の研究も以前から行われてきた [4]。Oikawa 等 [5] や、須藤等 [8] の研究では、トンネル内に設置された CCTV 設備を活用し、渋滞、落下物、煙火災の検出を行っている。これらの事象検出は、特定の事象に限り検出が行なわれる。

また、ITS へのコンピュータビジョン技術の応用の 1 つとしては車両をトラッキング技術が重要であり、これに関しても様々な関連研究がなされている。Jung 等 [6] や Lim 等 [7] など多く研究されているが、それらは隠れに対して考えられていないものや、考えられていても渋滞などの混雑時に機能しないものが多い。しかし、とくに日本においては、一般には多数の車両が混雑の中で複雑な挙動を行う場合が多く、こういった状況でも、正確に車両を分離・追跡する技術が重要である。本稿で紹介するシステムは、時空間 Markov Random Field(MRF) モデルを適用した、隠れや照度変化に対して頑健なトラッキングアルゴリズム [14][15] を用いている。

また、本システムにおける時空間 MRF モデルと同様な領域分割の考え方に基づく手法を用いたトラッキング [11] 以外にも、ステレオカメラを用いた手法 [9]、特徴点を追跡する手法 [10] を用いて、交通流監視・計測に成功している研究がある。なかでも、本システムでも用いている時空間 MRF モデルを適用した高精度なトラッキング出力は、既にその有用性が確認されている [13][16]。本システムは、その高精度なトラッキング出力に基づき、ルールベースによる事象検出手法を用いて、リアルタイムに事故、渋滞、停止車両といった交通事象の検出を行う。他にルールベースによる事象検出を行う研究には、Cucchiara 等 [12] のものがある。しかし、本研究とは、本システムが高精度なトラッキング出力に基づき、混雑時にあっても、有効に機能する点で異なる。

## 2 システムの概要

本システムにおける処理の流れを図 1 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。

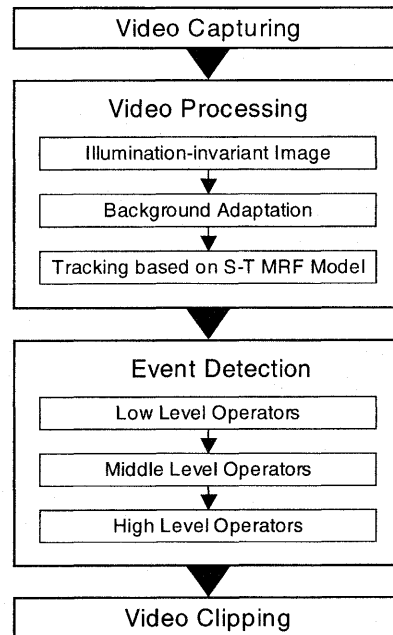


図 1: 処理の流れ

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、昼夜の見え方の差を減らすことが可能である。本システムのように、24 時間安定して稼働することが求められるシステムには、必要な処理となる。動的背景生成は、トラッキングに必要な背景を動的に生成している。背景は過去約 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。また、背景の更新は 1 分間隔で行われる。動的に生成した背景と変換された画像を入力として、時空間 MRF を適用したトラッキング処理を行う。

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、あらゆる交通事象はそれが引き起こす現象の組み合わせによって記述可能であり、また、全ての現象は、トラッキング処理の出力結果に反映されるというものである。この流れを逆向きに辿ることによって、画像から獲得可能な情報のみを用いて、交通事象の検出を行っている。

#### 3.1 時空間 MRF モデルを適用したトラッキング

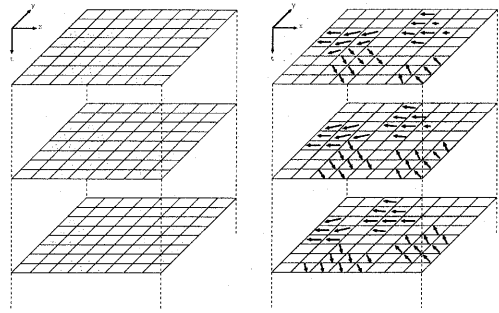
まず画像からの情報の抽出を行う。本システムでは、時空間 MRF モデルを適用したトラッキング [14][15] を行うことで、時系列画像群に対して隠れや照度変化に対して頑健な車両検出と追跡を可能としている。トラッキング処理を行うことで、処理結果として、オブジェクトマップ (図 2(a)) と動きベクトルマップ (図 2(b)) という 2 種類のマップが獲得される。本システムにおける事象検出は、全てこの 2 種類のマップを基に行われる。

#### 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プリミ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



(a) オブジェクトマップ (b) 動きベクトルマップ

図 2: 時空間 MRF モデルを用いたトラッカーの出力

心点の座標が含まれる。

- $getRegion(V.i)$ : 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。

次に、低レベルオペレーターをから、各車両の挙動を表すのが、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。停止と非停止の閾値は、統計的に求めている。
- $isSlow(V.i, t)$ : 車両  $V.i$  が時刻  $t$  において徐行しているかどうかを返す。徐行であるかの閾値は、停止の判定と同様に統計的に求めている。
- $typeOfTrajectory(V.i, t)$ : 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。
- $isBlocked(L.i, t)$ : 車線  $L.i$  が時刻  $t$  において、走行されているかを返す。時刻  $t$  において、全ての車線に走行車両が存在しない場合は、常に False を返す。

- $isFSpace(V_i, t)$  時刻  $t$  において、車両  $V_i$  の前方に車両の存在しない空間が存在するかどうかを返す。

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

#### [軌跡のモデル]

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、ピクセル単位の車両の重心  $(x, y)$  を用いて、車両の軌跡を離散的に扱っている。  $t$  フレーム間存在した車両  $V_i$  の軌跡  $T_i$  は、以下のように記述される。

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

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、離散的な点の集合で表された軌跡  $T_i$  を、各点間の距離が等しい長さをもつように  $n$  個の点へ分割する。

$$\forall m((x_m - x_{m+1})^2 + (y_m - y_{m+1})^2 = const.)$$

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

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。軌跡を順序付けされた点の集合として扱うことで、軌跡の比較は、 $n$  個の点の比較により行える。

#### [車線の中心]

軌跡の比較を行うために、まず標準的な軌跡として車線の中心を求める。道路と車両の3次元情報が獲得可能であり、実空間座標系で車線の中心を求められる場合には、車線の中心は単純に車線領域面を均等に2分割する線分となる。しかし、本システムのように入力が、実空間座標系の射影空間である2次元の画像座標系に限られる場合には、その方法では車線の中心を正しく求めることができない。また

は、求めた車線の中心は、標準的な軌跡としての意味をなさない。図3は、画像座標系における車両の中心(矩形の中心点)と、画像座標系における車線領域を2分割する線分(青色の線分)とが重ならない例を表している。

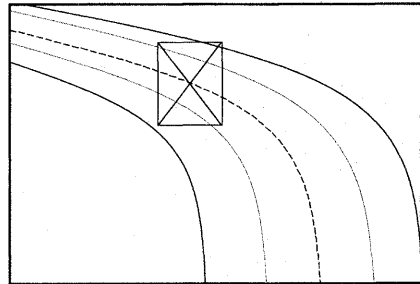


図3: 画像座標系における車両の中心と車線の中心のずれ

そこで画像座標系において、車両の中心が重なり、標準的な軌跡として扱える車線の中心を求める。道路面に車両軌跡を累積させてゆけば、車線の中心を平均とした正規分布として近似できるものとし、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。図4は、本モデルを2車線の道路において適用した例である。2車線の道路においては、車線と直行する断面に、2つの正規分布の山が続くことになる。

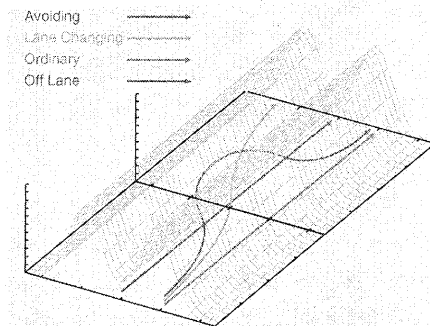
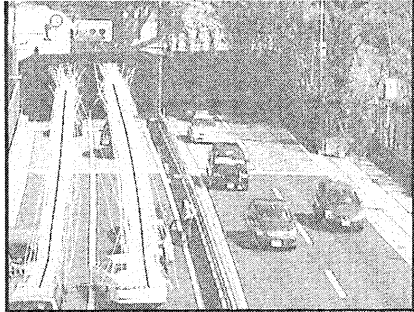


図4: 画像座標系における車両軌跡のモデル

図5は、このモデルを適用し、本システムへの入力映像を処理し、一定時間に検出対象領域を通過した車両の軌跡を白い線として、1枚の画像に累積して描画したものである。さらに、後述する手法で求

めた車線の中心も赤い線で描画してある。入力映像が図5(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5(b)の場合は、実空間座標系で求めた車線の中心に対して、画像座標系で求めた車線の中心は、図3で表したように、ずれることとなる。



(a) 赤坂トンネル前



(b) 奈良国道米谷地区

図5: 画像座標系における実際の車両軌跡と車線の中心

ある一定時間収集した軌跡を入力サンプルとし、軌跡の分割数  $n$  を用いて、 $n$  次元の  $k$ -means クラスタリングを行う。クラスタリング処理後のクラスタ中心が、ある車線の中心を表す。クラスタ数  $k$  は、2 から 5 まで試し、最近傍となる軌跡の数が極端に少ないものが発生した場合は、その  $k$  を棄却した。また、入力サンプルをランダムに  $k$  個に分け、その平均を初期クラスタ中心として用いた。クラスタリング処理後には、 $k$  個のクラスタの平均と分散が求まる。 $k$  は通常車線数に等しくなる。クラスタの中心としての車線の中心は、図5において赤い線として描画した通りである。

### [軌跡の分類]

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なる軌跡との比較により行う。比較は、事前確率としての車線ごとの交通流は等しいものとし、 $n$  個の点において、以下の2変量正規密度を尤度として行う。

$$p(x) = \frac{1}{2\pi|\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[ -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^t \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mu) \right]$$

$\mu$  は2成分の平均ベクトル、 $\Sigma$  は  $2 \times 2$  共分散行列を表す。平均ベクトルには車線の中心を、共分散行列には車線の中心と同時に求めた分散を用いる。しかし、変数  $x$  と  $y$  は統計的に独立であると考え、実際の計算においては、 $x$  と  $y$  に関して独立に尤度を計算し、その積をもって2変量の尤度としている。全  $n$  点において尤度を計算することで、各点には1から車線数  $k$  まで、もしくは、どの車線に対してもある一定未満の尤度であることを表す0のラベル付けがされる。軌跡  $T_i$  は、 $n$  個のラベルをもつ。

$$T_i = \{l_1, l_2, l_3, \dots, l_n\} (0 \leq l \leq k)$$

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  $\forall m (0 < l_m)$  であれば通常に、常にどの車線とも尤度あ低い場合  $\forall m (0 = l_m)$  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  $l_0 \neq l_n$  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  $\exists m (l_m \neq l_{m+1}) \wedge l_0 = l_n$  であれば、避走に分類する。

### 3.4 ルールの作成

本システムでは、事象検出に用いる高レベルオペレーター(ルール)として、以下のものを用意した。これらのルールにより、事故、工事、緊急車両の通過の検出を行う。

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。事故直後に路肩に寄せた場合などが、これにあたる。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

$$Accident \equiv \exists (isStalled(V.i, t) \wedge offlane = typeOfTrajectory(V.i, t)) \quad (1)$$

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

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

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

$$RoadConstructionSite \equiv \exists ((isStalled(V.i, t) \vee isSlow(V.i, t)) \wedge isBlockaded(L.j, t)) \quad (5)$$

$$EmergencyVehicle \equiv \exists ((isStalled(V.i, t) \vee isSlow(V.i, t)) \wedge OffLane = typeOfTrajectory(V.j, t) \wedge i \neq j) \quad (6)$$

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。

工事を検出するルールは、ルール (5) である。高速道路において工事を行う際は、工事対象車線の通行規制を行う。したがって、ある車線の通行が遮られ、停止・徐行車両が存在する状態を、工事として検出する。

緊急車両の通過を検出するルールは、ルール (6) である。渋滞中は、緊急車両は道路の中央を通過する。したがって、車線外 (中央) を走行した車両が存在し、同時に通過を待つ停止・徐行車両が存在する状態を、緊急車両の通過として検出する。

## 4 実験結果

現在、本システムは複数箇所において、検証実験を続けている。その中から、首都高速道路の映像を処理しているシステムが設置された様子を、図6に示す。

### 4.1 ルールの適用例

ルールによる交通事象の検出結果を幾つか示す。ルール (2) によって検出した事故が、図7である。

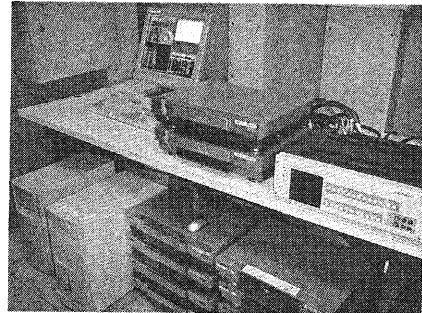


図6: 機材を設置した様子

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。

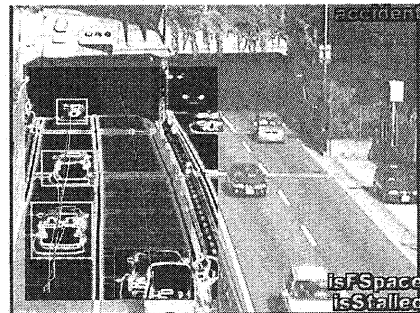


図7: ルール (2) の適用例

また、ルール (3) によって検出した事故が、図8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。

図9は、ルール (5) によって検出された工事である。走行車線に対して通行規制が行われた結果、交通流が追越車線に偏り、また走行車線に工事車両が

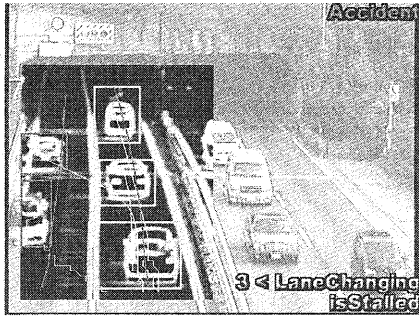


図 8: ルール (3) の適用例

停車している状態から、工事として検出された。



図 9: ルール (5) の適用例

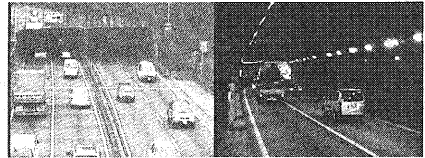
そして、図 10 が、ルール (6) によって検出された緊急車両の通過である。混雑時に緊急車両が道路中央を通過したため、それを避けるために幾つかの車両が路肩に寄せ徐行した。その状態から、緊急車両の通過として検出された。

## 4.2 事故発生の過程

首都高速道路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 11 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。



図 10: ルール (6) の適用例



(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 11: 事故発生の過程

首都高速道路での実験の目的の1つは、図11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件の検出に本システムは成功した。工事と緊急車両の通過に関しては、ルールは用意したものの、まだ検出精度の検証は行っていない。

## 5 おわりに

時空間MRFモデルを適用した高精度なトラッキングの出力を活用し、リアルタイムに交通事象の検出を行うシステムの紹介をした。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。本システムは、事故に関しては39件中36件と高い再現率での検出が行えている。また、事故だけでなく工事や緊急車両の通過といった事象の検出も可能である。数ヶ月間の検証から、首都高速道路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。

## 参考文献

- [1] S.Katahara, T.Izumi, S.Kawamata, M.Aoki, "Traffic Flow Measurement Using Double Slit Image", 9th World Congress on ITS, Oct 2002.
- [2] 網島宣浩, 西川真理, 春山浩, 芦田庸市, 塩原守人, 佐々木繁, "交通流監視のための車両領域自動検出技術の開発", 第8回画像センシングシンポジウム, 2002.
- [3] 長谷川為春, 全炳東, "複数視点映像による交通監視", 第8回画像センシングシンポジウム, 2002.
- [4] J.Malik, S.Russel, et.al., "A Machine Vision Based Surveillance System for California Roads", PATH Project MOU-83 Final Report, 1994.
- [5] Keiko Oikawa, Yukihiro Kaneko, Masahiko Matano, "Study of Abnormal Incident Detection Aimed at Automatic Wide-area Traffic Flow Monitoring", 9th World Congress on ITS, Oct 2002.
- [6] Y.Jung, K.Lee, Y.Ho, "Content-Based Event Retrieval Using Semantic Scence Interpretation for Automated Traffic Surveillance", IEEE Trans. ITS, Sep, 2001.
- [7] D.Lim, S.Choi, J.Jun, "Automated Detection of All Kinds of Violations at a Street Intersection using Real Time Individual Vehicle Tracking.", 8th World Congress on ITS, Sydney, Oct 2001.
- [8] 須藤聡一, 小平恭宏, 戸村雄一郎, 池野裕, 中山拓也, 藤波健次, 中村秀一, "画像処理によるトンネル内監視支援システム", 第1回ITSシンポジウム, 2002.
- [9] 柴山憲文, 埜圭二, 太田勝, "踏切障害物検知用のステレオ画像装置の開発", 第9回画像センシングシンポジウム, 2003.
- [10] David Beymer, Philip McLauchlan, Benn Coifman, and Jitendra Malik, "A Real-time Computer Vision System for Measuring Traffic Parameters", IEEE CVPR'97, pp.495-502.
- [11] 布施孝志, 清水英範, 前田亮, "高度撮影時系列画像を用いた車両動体認識手法の構築", 土木学会論文集, IV-60, No.737, pp.159-173, 2003.
- [12] R.Cucchiara, M.Piccardi, P.Mello, "Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system", IEEE TRANSACTIONS on ITS, Nov 2000.
- [13] 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.
- [14] S.Kamijo, Y.Matsushita, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Occlusion Robust Tracking utilizing Spatio-Temporal Markov Random Field Model", IEEE ICPR'00.
- [15] S.Kamijo, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Illumination Invariant Segmentation of Spatio-Temporal Images by Spatio-Temporal Markov Random Field Model", IEEE ICPR'02.
- [16] 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.