

# 交通画像からのリアルタイム異常事象検出システムの開発と評価

Development and Evaluation of a Real-time Incident Detection System from Traffic Video Stream

上 條 俊 介\*・坂 内 正 夫\*

Shunsuke KAMIJO and Masao SAKAUCHI

## 1. はじめに

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、事故発生のメカニズムが実は明確に解っていないといことがあげられる。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、本稿では、この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、時空間 MRF モデルを適用し、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。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。

## 2. 従来に関連研究

ITS 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。一般に局所型センサは、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。我々は交通流監視を目的とし、広域型センサの1つであるカメラからの入力に対し、リアルタイムに交通事象の検出を行うシステムを開発し、その検証実験を続けている。現在、本システムは、事故要因解析のために、事故前後の映像を自動取得する用途としての検証を行っている。

\*東京大学生産技術研究所 情報・システム部門

ITS への画像処理技術の応用は、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<sup>1)</sup>や、車線領域の抽出<sup>2)</sup>、車両追跡のために複数枚の映像の組み合わせ<sup>3)</sup>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カメラを用いた交通流監視の研究も以前から行われてきた<sup>4)</sup> Oikawa 等<sup>5)</sup> や、須藤等<sup>8)</sup>の研究では、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。

また、ITS への画像処理技術の応用の1つとして車両の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行われている。Jung 等<sup>6)</sup> や Lim 等<sup>7)</sup> 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、特に日本においては、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。我々が開発したシステムは、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も頑健なトラッキングアルゴリズム<sup>14,15)</sup>を用いている。

トラッキングを用いたシステムとしては、時空間 MRF と同様な領域分割の考え方にに基づくトラッキング手法<sup>11)</sup>以外にも、ステレオカメラを用いた手法<sup>9)</sup>や、特徴点を追跡する手法<sup>10)</sup>を用いたものがあり、交通流監視・計測に成功している。また、時空間 MRF モデルを適用したトラッキング手法も、既にその有用性が確認されている<sup>13,16)</sup>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<sup>12)</sup>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、混雑時であっても、有効に機能する点で異なる。

## 3. 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、

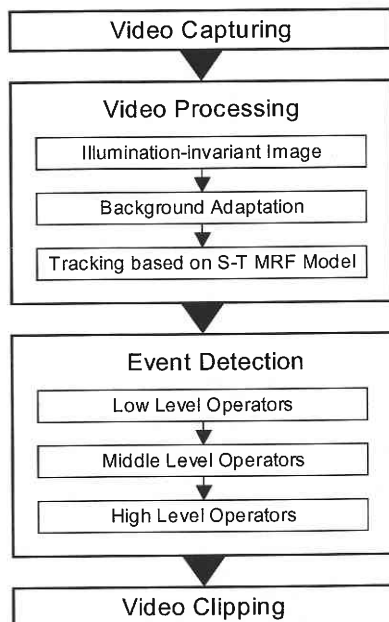


図1 処理の流れ

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、16 bitのYUV 422カラーフォーマット・640×480画素、10フレーム/秒で行われる。

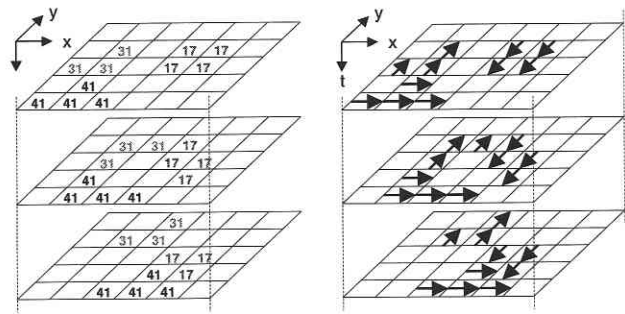
映像処理部では、映像の濃淡画像への変換、照度不変な画像への変換、動的な背景生成、そして時空間MRFを適用したトラッキングを行っている。照度不変な画像への変換は、注目画素と周辺画素との差分を基に処理される。本変換によって、昼夜の画像の差が減り、24時間安定して稼働させることが可能となる。背景は、各画素ごとに計算され、過去約20分間の輝度の最頻値をもって、対象画素の背景としている。背景の更新は1分間隔で行われる。動的に生成された背景と照度不変に変換された画像を入力とし、時空間MRFを適用したトラッキング処理が行われる。

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ー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。

#### 4. 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



(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

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み合わせることで、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。

#### 4.1 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<sup>4,15)</sup>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2(a))と動きベクトルマップ(図2(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。

#### 4.2 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。

● *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

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ーの論理的な組合せで記述された, 高レベルオペレーターである, ルールに基づいて行われる.

#### 4.3 車両軌跡の活用

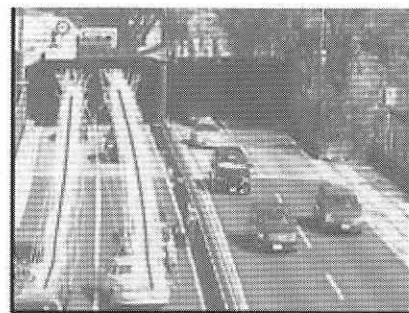
車両軌跡は, その車両の挙動をもっとも特徴づけるものであり, 本システムも車両の軌跡に特に注目している. 本来, 車両軌跡は線分のため連続であるが, 本システムでは, 低レベルオペレーター *getCordinates* ( $V_i$ ) から取得した, 画素単位の車両の重心 ( $x, y$ ) を用いて, 車両の軌跡を離散的に扱っている. しかし, 全ての車両が同じフレーム数画面中に存在するわけではない. そこで, サンプル数を等しくするために, 車両  $V_i$  の軌跡  $T_i$  は各点間の距離が等しい長さをもつように  $n$  個の点の集まりとし記述される.

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

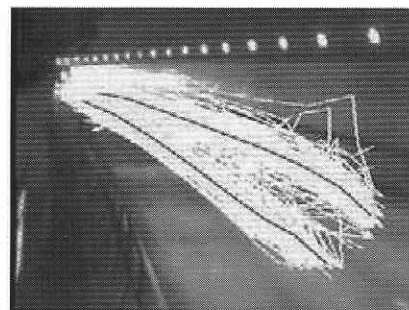
分割数  $n$  は, オリジナルの軌跡の形を保てる限りは, 少ない方が計算コストやノイズ対策の点で良い. 本システムでは,  $n=8$  としている.

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.

図3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3(a)の場合, 車線の中心



(a) 地点1トンネル入口



(b) 地点2



(c) 地点3

図3 画像座標系における実際の車両軌跡と車線の中心

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3(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4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あ低い場合であれば, 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.

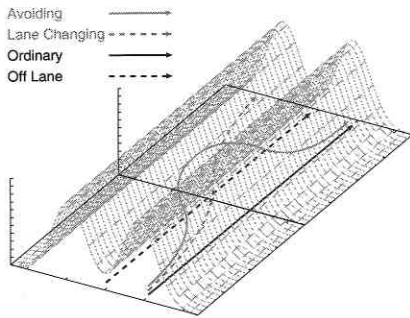
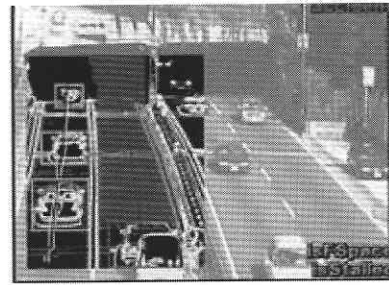
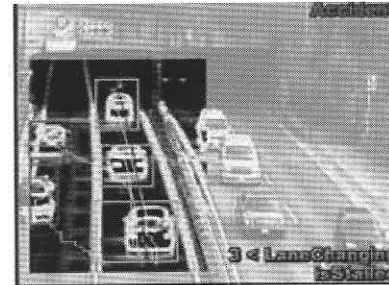


図4 車両軌跡の分類モデル



(a) ルール (2) の適用例



(b) ルール (3) の適用例

図5 ルールの適用例2

#### 4.4 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。

### 5. 評価実験

本稿では、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。

#### 5.1 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5 (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5 (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。

#### 5.2 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6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6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。

#### 5.3 地点2と地点3

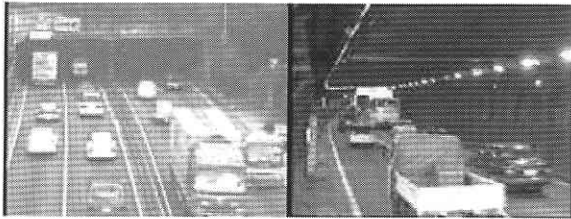
この2つの地点は渋滞による停車が観測される確率が低いため、停止車両の検出のみからでも異常事象の検出を行うことができる。図7 (a) は、トンネル出口付近において停車した車両を検出した例である。地点2では、3ヶ月の評価期間中事故は1件も発生しなかったが、点検車両が停止したりといった事象が起こり、これらは異常事象として分類される。その結果、期間中12件の異常事象が起こり、これら全てを正しく検出した。一方、異常事象が起こらない場合でも異常事象として検出される「誤報」は、平

$$Accident \equiv \exists(isStalled(V,i,t) \wedge of\,lane = typeOfTrajectory(V,i,t)) \tag{1}$$

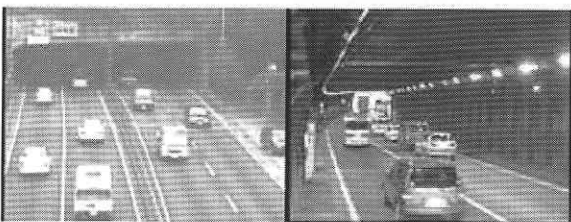
$$Accident \equiv \exists((isStalled(V,i,t) \vee isSlow(V,i,t)) \wedge (isFSpace(V,i,t))) \tag{2}$$

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

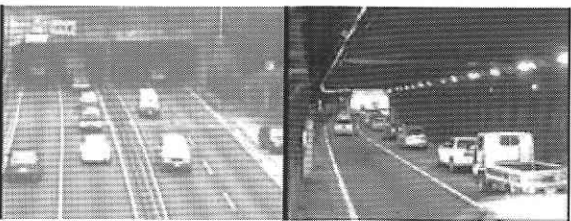
$$Accident \equiv \exists((isStalled(V,i,t) \vee isSlow(V,i,t)) \vee Avoiding = typeOfTrajectory(V,j,t)) \tag{4}$$



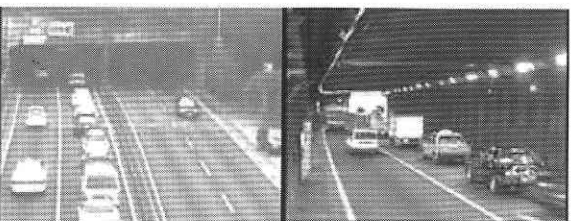
(a) 通常の交通流



(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6 事故発生の過程



(a) 地点2における適用例



(b) 地点3における適用例

図7 ルールの適用例1

均で0.4件/日であった。

図7 (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。

## 6. 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。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%以上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のが証明された。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。

(2004年1月22日受理)

## 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 Scene Interpretation for Automated Traffic Surveillance", IEEE Trans. on ITS, Vol. 2, pp. 151-163, 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, 塙圭二, 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 Trans. on ITS, Vol. 1, pp. 119-130, 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. E 85-D No. 11, pp. 1753-1764, November 2002.
- 14) S. Kamijo, Y. Matsushita, K. Ikeuchi, M. Sakauchi, "Occlusion Robust Tracking utilizing Spatio-Temporal Markov Random Field Model", IEEE ICPR, Vol. 1 pp. 142-147, 2000.
- 15) 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.
- 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.