

センサー融合による交通事象認識システムの構築

上條 俊介[†]

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

E-mail: †kamijo@iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし 近年、交通事故検出を目的として数多くの画像センサが設置されている。画像センサは超音波センサに比べ潤沢な情報を提供できるからである。また画像センサはセンシング領域が広く、それゆえに設置コストも低くなる。しかし画像センサは環境条件の変化に対し不安定で、現在、画像認識法のみで高い事故検出率を実現することは難しい。また、画像センサは計算量が膨大になるという欠点がある。一方、超音波センサは環境変化に頑健で、計算量も少ないという利点がある。我々は、将来の事故検出システムはこのように異なる特徴を持つ異種センサを融合することでより効率的な事故検出が可能になると考へた。本稿では画像と超音波センサという異種センサを融合した事故検出アルゴリズムについて紹介する。検証は首都高速における過去3ヶ月間の画像データ、超音波センサから得られるパルスデータを使用した。

キーワード センサ融合、時空間 MRF モデル、超音波センサ

Traffic Monitoring System

by the fusion of Image sensor and Supersonic wave sensor

Shunsuke KAMIO[†]

† Institute of Industrial Science, The University of Tokyo 4-6-1 komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505 Japan

† kamijo@iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract Recently, a lot of image sensors are employed for the purpose of incident detection, because image sensors can provide much more rich information than spot sensors such as supersonic wave sensors. In addition, image sensor can overlook wide area. Therefore, installation cost is lower. However, it is quite difficult to achieve high accuracy by image recognition methods because of their instability against environmental changes. And image processing requires more CPU performance. On the other hand, for example, supersonic wave sensors have advantages on robustness against environmental changes, and it requires less CPU performance than image sensors. Therefore, future event detection system should combine different sensors in order to realize a totally efficient surveillance system. In this paper, we developed algorithms for incident detection by sensor fusion technique between the two different sensors. The recall rate and false alarms was evaluated by using 3 month data of images and supersonic waves on expressway in Tokyo containing about 20 incidents. And the algorithm was then proved to be more accurate than the algorithm using a single video image which we previously developed for incident detection.

Keyword Sensor fusion, S-T MRF model, Supersonic wave sensor

1. はじめに

近年では、CCTVカメラなどの映像を用いた車両トラッキングや事故などの交通事象観測の研究が多くなされている。トンネル内の低画角に設置されたカメラの映像を用いて道路上の障害物を検出する研究[1]や、橋の上に設置されたPTZカメラ映像を用いて、停止車両を検出し、交通制御を行う研究[2]などがある。また、事象検出アルゴリズムについての研究も広く行われている。[3]ではペイジアンネットワークが、[4]では3タイプのニューラルネットワークが事象検出を目的として使われている。

路上には様々なセンサが設置されており、超音波センサのようなスポットセンサを用いた交通事象観測も行われている[5]。しかし、各種センサはセンシング領域が限られておりそれぞれのセンシング領域限界で起

こる交通事象を認識することは難しい。また、それぞれのセンサには環境変化への弱さや情報量といった短所があるので一種類のセンサで正確な交通事象検出を行うことは難しい。そこで我々は異なる地点や同じ地点に設置されている異種のセンサを組み合わせ融合させることで効率的な交通事象検出が可能になると考へた。[5]ではそれぞれの超音波センサから1分ごとに交通量、平均速度、時間占有率などを算出し、事象検出に用いているが、我々の用いる画像による処理システムのように粒度の細かい情報と融合する上で超音波センサにおいても粒度の細かい情報が必要であるので、より超音波センサから得られる生のパルス情報に近い場所で融合することが有効である。

2. 事象検出アルゴリズム

2-1. 画像処理から得られる情報

CCTVカメラのような可視カメラは実環境で広く使用されている。可視カメラは広域型センサであることから広いセンシング領域を持ち、車両の追跡などを行うことができるという特長を持つ。しかし可視カメラは照明条件や雨、雪といった天候の変化に弱いという短所がある。また、画像処理はコンピュータの処理量が膨大になる。

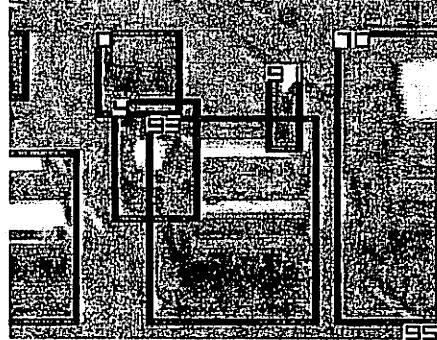
交通映像から交通事象を検出する方法としては意味階層構造が用いられる(Fig.3)。意味階層構造は音声認識や自然言語処理から画像処理にわたり広く利用されている手法である。この手法ではセンサ情報レベルの情報から意味的な情報への階層を組み上げる。意味的な情報は人間にとて解釈しやすい情報であり、意味階層構造は人間の感覚に沿った認識方法である。

意味階層構造の入力部分はS-T MRFモデルによるトラッキング結果である[6]。このように階層構造の第一階層では車両の座標や動きベクトルが得られる。これを座標クラス(Coordinate-class)と呼ぶ。S-T MRFモデルでは、連続画像から得られる背景差分とそのテクスチャや動きベクトルを使用して、 8×8 ピクセルの画素から構成されるブロック単位で時空間画像の領域分割を行い、領域ごとにIDを付与して車両を検出する手法である[7]。この手法ではオクルージョンが起こるような画像でも正確に物体の�出、追跡を行うことができる。座標クラスでは以下のような情報が得られる。

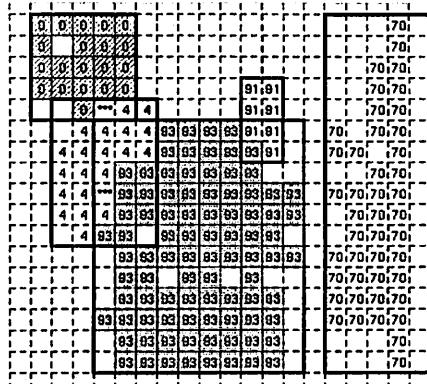
- *getCoordinates(V_i)*: 車両V_iの平面上座標
- *getVelocity(V_i)*: 車両V_iの移動速度
- *getLane(V_i)*: 車両V_iの車線
- 第二階層では得られた座標クラスの情報から車両の挙動に関する情報を得る。これを挙動クラスと呼ぶ。得られる挙動としては以下のようなものがある。
 - *isStop(V_i, t)*: V_i が時刻 t で停止しているか
 - *isSlow(V_i, t)*: V_i が時刻 t において低速か
 - *isSpace(V_i, t)*: 時刻 t に V_i の前方に車両の存在しない空間が発生しているか
 - *isLaneChange(V_i, t)*: V_i が時刻 t で車線変更
 - *isLaneChange(V_i, t)*: V_i が時刻 t で車線変更
 - *isLaneChange(V_i, L_m, t)*: V_i が時刻 t において地点

L_mで車線変更しているか

第三階層では挙動クラスの情報から事故や渋滞と



(a) Tracking result image



(b) Object map

Fig. 1. Example of tracking result

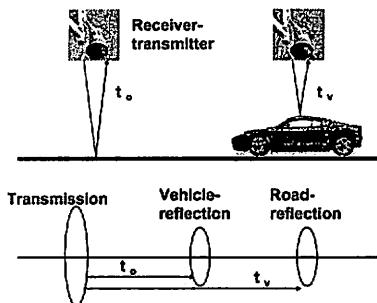
いった交通事象の情報が得られる。これを事象クラスと呼ぶ。この階層の情報は画像のみから得られる。しかし、二次元画像のみから事故を観測するのは難しく、我々は画像から得られる挙動クラスの情報と超音波センサのパルスデータから得られる交通流クラスの情報を合わせた事象クラスを定義した。その方法については次節で詳しく紹介する。

- *isIncident()*
- *isCongestion()*

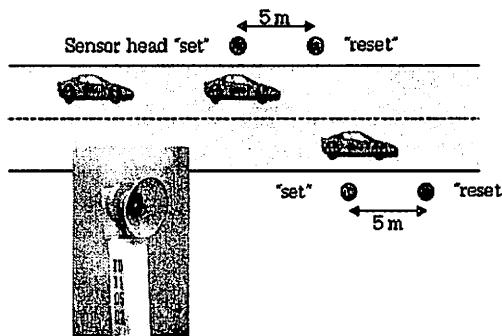
2-2. 超音波センサのパルスデータを処理することで得られる情報

超音波センサは超音波を路面に向けて発射し、反射到達時間でその瞬間の車両の有無をパルスデータとし

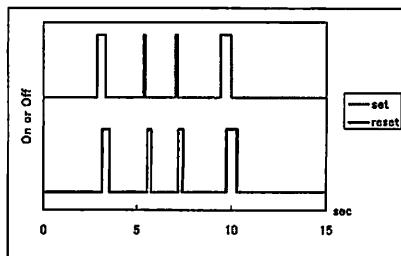
て得るものである(Fig.2 (a)).



(a) Vehicle detection principle of supersonic wave sensor



(b) Sensors installation



(c) Output pulses of two sensor heads

Fig. 2. Supersonic wave sensor

超音波センサのセンシング領域は半径 1 メートル程度の円と画像センサに比べて狭く、局所型センサに分類される。得られるデータは車両が存在するかしないかの 1 ビットのデータである(Fig.2 (b))。5m 離されて設置された 2 つのセンサヘッドによりパルスデータを得るのでそれらを処理することで速度や占有率などの情報を得ることができる。パルスデータのサンプリング周期は 20msec である(Fig.2 (c))。このようにして得

られた情報は制限されているが、一方で高い検出率、精度の情報が得られる。現在のところ画像センサでは超音波センサほど高い精度は実現されていない。また、超音波センサはその検出原理ゆえに環境変化に対して頑健である。さらに、多地点のパルスデータを 1 台のコンピュータで処理でき、処理量が少ないという点もこのセンサの特長であろう。実際 Pentium4(3.2GHz), 1024MB のメモリを搭載したマシンで一度に 44 ヘッド(22 地点)のパルスデータを処理することができる。

超音波センサからは設置されている地点 Lm の道路状況が得られる。意味階層構造においてまずは、画像センサの座標クラスに対応した速度クラスが定義される。速度クラスを表す記述子は以下のようになる。

- *getVelocity(Lm)*: 地点 Lm での速度
- *getOccupancy(Lm)*: 占有率
- *getNumber(Lm)*: 台数

実験に用いた道路では超音波センサは 200~300m おきに設置されている。本研究では 1 秒ごとに平均速度、占有率、台数を算出して利用した。ここで地点 Lm での交通状況を表す交通流クラスが挙動クラスに対応して定義される。交通流クラスの記述子を以下に示す。

- *isFree(Lm)*: 自由流
- *isCritical(Lm)*: 臨界流
- *isSaturation(Lm)*: 淀滞流
- *isSlow(Lm, Vi)*: 低速車両が存在するかどうか

自由流と淀滞流の境界(臨界流)を決定するために我々は交通工学の分野で広く利用されている QV 図を利用した。QV 図では横軸が速度、縦軸が交通量または自動車台数を表す。一般的に QV 図は Fig.4 のような特性を示す。淀滞流では速度が上がるにつれ交通量も増加し、自由流では速度が上がるにつれ交通量は減少する。我々が実験に用いている区間では Fig.5 のような傾向が得られ、これを k-means 法でクラスタリングした結果、40km/h 付近に境界が得られたためこれを臨界点とした。

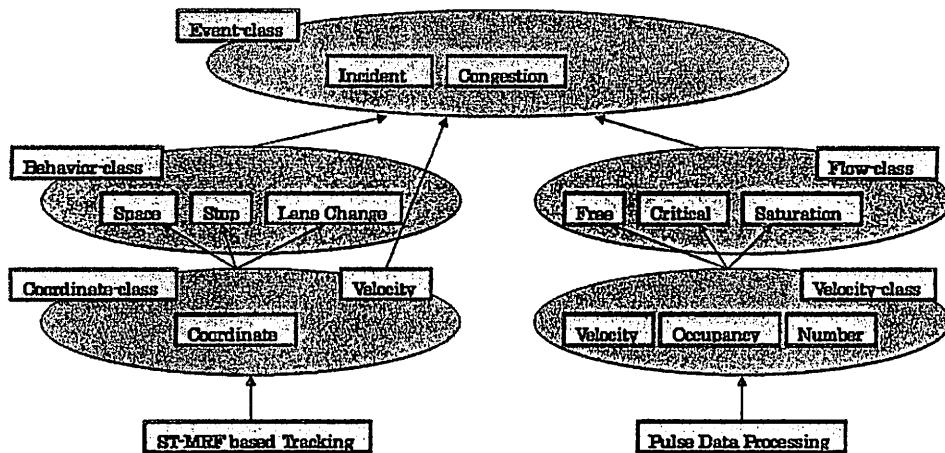


Fig. 3. Semantic Heierarchy

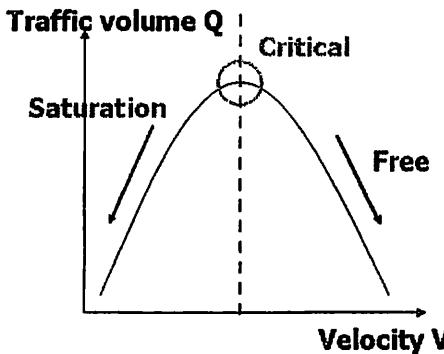


Fig. 4 General shape of QV distribution

2-3. センサフュージョンアルゴリズム

センシング限界領域で起こる交通事故を単独の画像センサから発見することは難しいので、画像センサの挙動クラスと超音波センサの交通流クラスを合わせた検出アルゴリズムを構築する必要がある。まずは画像センサの挙動クラスの関数を組み合わせた事故検出アルゴリズムを紹介する。

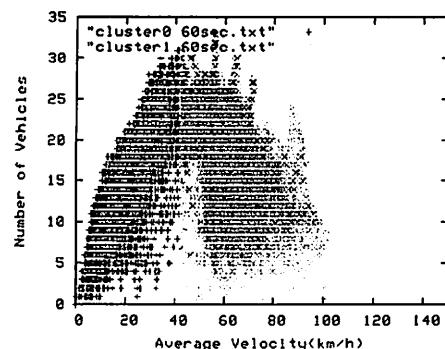


Fig. 5. QV distribution of the section we used

$$(3) \quad b \equiv 4 < \sum_{i=1}^T \{ \text{LaneChange} \\ = \text{isLaneChange}(Vi, Lm, t) \}$$

式(1)は画面内に停止車両が存在し、かつその前方に物体の存在しない空間が発生していれば事故であるとして検出する関数である。式(2)は停止車両が存在し、かつその車両を避走する車両が多数存在することを閾値として、式(3)は 1 地点で車線変更が頻発することを閾値として事故を検出する関数である。ここで式(1)～(3)を合わせた事故検出アルゴリズムを Algorithm-1 と定義する。

しかしこれらの手法では事故車両の前方空間が発見できないなど、トラッキング領域限界で起こった事故の検出が難しく、画像センサ単独での事故検出是不可能である。そこで、画像センサとその周辺に背地された超音波センサを融合したアルゴリズム(式(4))を定義した。

$$\cdot (4) \quad b \equiv \exists (\text{isStop}(Vi, t) \wedge \text{isFree}(Lm, t))$$

・(1)

ただし Lm はカメラの下流地点

$$b \equiv \exists (\text{isStop}(Vi, t) \wedge \text{isSpace}(Vi, t)) \quad ; \text{画像センサによる画像境界に停}$$

止車両が存在するかを返す関数

・(2)

$\text{isFree}(Lm, t)$ ：超音波センサによる地点 Lm が自

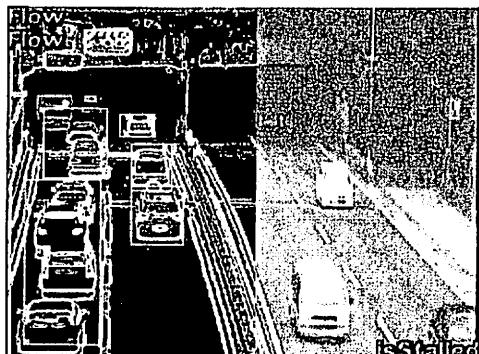
$$b \equiv \text{isStop}(Vj, t) \wedge 3 < \sum_{i=1}^T \{ \text{LaneChange} \\ = \text{isLaneChange}(Vi, Vj, t) \}$$

式(4)は 2 種の異なるセンサの出力を合わせた検出関数である。ここで、自由流の定義は過去 20 秒間の平均

速度が40km/h以下かつ占有率が10%以下とした。式(4)は、画像センサの領域限界に停止車両が存在し前方空間や避走が認められない場合、下流の超音波センサを参照し、その地点での交通流が自由流であれば停止車両は渋滞に起因するものではなく事故であるとして検出するアルゴリズムである。

3.実験

本研究においては2005年9月から12月の間に首都高速道路のある区間で発生した事故を評価対象として用いた。この区間は1日に4万台の車両が通過する重交通量区間で、平均して10日に1度事故が起こる事故多発地点である。Recall rateの検証はこの期間に発生した14件の事故を対象として行い、誤報の健勝については事故を含まない100時間用いた。事故が発生してから200秒以内に発報できたものを検出したと定義した。使用した映像はCCTVカメラで撮影され、DVDに録画されたものを用いた。超音波センサのデータは事前処理がされログとして参照した。実世界で使用する際はネットワークなどを通じてセンサ間で相互参照することが目標とされる。我々は画像によるリアルタイムシステムをすでに開発しているが、超音波によるリアルタイムシステムは開発段階であるので実験はオフラインで行った。



(a) Failure in Incident detection by the algorithm for a single image sensor



(b) Success with the algorithm for sensor fusion

Fig.6 Incident detection with algorithm-1 and 2

3-1. 画像センサによる事故検出

実験を行った3ヶ月間でこの区間では14件の事故が発生した。画像センサのみを用いたAlgorithm-1では11件の事故を検出することができた。Recall Rateは79%となる。発見できなかった事故はFig.6のようにトラッキング領域の限界で起こっていた。画面左奥の紫色の四角形が事故車両で、停止車両として判定されている。しかし、前方空間や避走が観測しにくいため画像センサのみによる検出ができなかった。

3-2. センサフュージョンによる事故検出

実験の結果、画像センサによって発見できなかった3件の事故中1件を検出することに成功し、Recall rateは86%となった。(Fig.6 (b))。(a), (b)は同じ事故である。また、検出済みの2件の事故については検出時間が短縮された。Fig.7は検出時間のヒストグラムである。未検出のものは200秒以上とした。残り2件の未検出理由は渋滞中に検出領域外で起こっており、渋滞による背景の汚れのため停止判定ができなかったことであった。

3-3. 誤報

次に100時間の映像を用いて誤報についての実験を行った。結果、Algorithm-1では100時間に1件であったが、一方、Algorithm-2では5件という結果になった(Tab.1)。Algorithm-2における誤報の原因はカメラと超音波センサの設置位置の300mという区間で疎密波が発生し、急激な速度差が生じてしまっていたことであった。

4.まとめ

本稿では画像センサと超音波センサという異種センサを融合した事故検出アルゴリズムを提案した。このアルゴリズムでは86%のRecall Rateと100時間に5件という誤報率を実現した。このアルゴリズムは単一

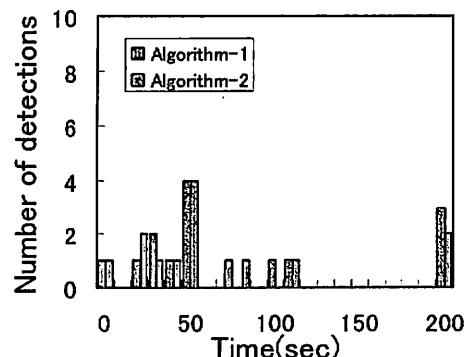


Fig. 7. Detection time

Tab.1. False alarms

False alarms	Image sensor	Super sonic wave sensor	total
Algorithm-1	1	0	1
Algorithm-2	1	4	5

の画像センサのみを用いて事故検出を行うアルゴリズムよりも精度がよいといえる。しかし、更にサンプルを増やして実験することが必要である。今後の課題としてはより効率的なルールを設定することがあげられる。また、今回の実験では異種センサを1台ずつ用いたが多地点の同種センサでネットワークを構築できればよいと考えている。そのためにはセンサの設置場所についても議論が必要である。

REFERENCES

- [1] Eiichi Hasegawa, Masatoshi Onda, Yoshihisa Kazuno, Shunsuke Kamijo "Development of Traffic Obstacles Detection System on Urban Tunnels with Heavy Traffic Flow" 12th World Congress on ITS, San Francisco, November 2005.
- [2] Tomas Wells, Eric Toffin "Video-based Automatic Incident Detection on San-mateo Vridge in the San Francisco Bay Area" 12th World Congress on ITS, San Francisco, November 2005
- [3] K. Zhang and M. A P Taylor, "A New Method for Incident Detection on Urban Arterial Roads", 11th World Congress on ITS, Nagoya, Oct 2004
- [4] D. Srinivasan, X. Jin, and R. Long Cheu, "Evaluation of Adaptive Neural Network Models for Freeway Incident Detection", IEEE Trans. ITS, VOL.5, NO.1, March 2004
- [5] Junko Ohya, Yoshikazu Ohba, Toshihiro Koyama, Yoshiaki Oki, Yoshiro Seki "Development of Automatic Incident Detection Algorithm Using Cumulative Trips Data" 10th World Congress on ITS, Madrid, November 2003
- [6] Shunsuke Kamijo, Yasuyuki Matsushita, Katsushi Ikeuchi, and Masao Sakauchi, "Traffic Monitoring and Accident Detection at Intersections", IEEE Trans. ITS, VOL.1, NO.2, June 2000