

自動車用レーダのための複数移動物体 トラッキングアルゴリズム

A Multitarget Tracking Algorithm for Radar System on Automobile

坂 上 義 秋* 吉 田 雄 一*
Yoshiaki SAKAGAMI Yuichi YOSHIDA

要 旨

本アルゴリズムは、自動車用レーダシステムの後処理として、カルマンフィルタと複数のターゲットを扱うためのデータ構造を用いて、移動する車両や障害物等の方向・距離・速度・加速度を推定し、追跡する。よって、自車のピッチやロール、または車両や障害物の形状によるターゲットの不検知・誤検知を補足することができる。また、画像処理による道路情報との融合により、道路内外の判定も行える。

実験車システムにて本アルゴリズムの出力を行動計画・意思決定アルゴリズムの入力として使用し、前走車追従、障害物回避、他車との混走等を想定した実走行テストにより、アルゴリズムの有効性を示した。

ABSTRACT

An algorithm for post processing of radar signal on automobile is introduced, which estimates a movement of objects and keep track of objects by Kalman filter and data structure which deals with multitarget. It can remove an influence of noise from object's shape and own pitch or roll motion. It can also detect positions of other cars and obstacles on the road by image processing data fusion.

This algorithm has been effective on an experimental automobile system which used its output for the action-decision making algorithm. Following forward car, obstacle avoidance and mixture running with other cars have been realized.

1. まえがき

近年、米国IVHS、ヨーロッパPROMETHEUS、日本におけるASV、AHSなど、自動車のインテリジェント化、安全車研究が進められている¹⁾。自動車におけるレーダの搭載は、他の車両や障害物を発見し、危険度に基づいた警報をドライバーに通知するシステムや自動運転システム等を実現可能にする。しかし、レーダ搭載車のピッチやロールといった自動車特有の外乱や、ターゲットの形状、あるいは道路外障害物、カーブの影響によってターゲットの不検知・誤検知を招いており、自動車用レーダによる障害物検出システム構築の課題となっている。

この課題に対して、レーダビームの形状を工夫した報告²⁾、CCDカメラによる前方画像を基に走路認識を行い、ビームの向きを先行車に追従させる報告^{3), 4)}がある。今回、我々は、軍事や宇宙開発等で利用されているカルマンフィルタと、前方画像をもとに検出された道路区分線をレーダデータ評価に導入して、複数ターゲットをトラッキングするアルゴリズムを考案した。そして、実験車システムによる実走行テストにより、上記課題に対する有効性を確認した。

本稿では、レーダデータ評価システムの概要、カルマンフィルタによる移動推定の解説、本アルゴリズムの概要、そして実験結果について報告をする。

*和光基礎技術研究センター

2. レーダデータ評価システム

本アルゴリズムが導入されるレーダデータ評価システムは、レーダが各スキャン毎に受信した信号から障害物情報をレーダデータとして算出するレーダシステムの後処理として、そのレーダデータから障害物別に運動情報を算出するシステムである。以下では、レーダデータ評価システムの課題とその取り組み方、実験車システムとの関係を示す。

2. 1. 課題

自動車用レーダによる複数移動物体のトラッキングには、自動車や自動車の走行環境に起因する課題がある。

(1) レーダの不検知

車載したレーダは、走行状態では路面の凹凸やブレーキなどによる車体のピッチやロールの影響を受ける。また、物体の形状によっては反射波が検知しにくくなる。

例えば車間距離を前の車両の動きに合わせて調整するシステムを想定した場合、前方を走行している車両が急ブレーキをかけ、かつ隣車線に他の車両がいるなどの車線の変更ができない場合、自車も急ブレーキをかけなければならない。この時、急ブレーキにより車体がダイブして前方が沈み、レーダは検知範囲が逸れて一時的に前方車両を見失うことが有り得る。その結果、システムは前方車両が無くなったと判断し、次に元の速度へ戻ろうと加速させる。そして、再び前方車両を発見するが、車間距離が短くなっているため、さらに強いブレーキを必要とし、最悪の場合は追突してしまう。このように、不検知データの発生は自動車用レーダにとって大きな問題である。レーダが常に前方を向くようにレーダの姿勢を

アクティブに動かすことは可能だが、自車のピッチやロールを検出するセンサを必要とする。さらに、前方の道路面の勾配が現在の自車位置と同じとは限らない。

(2) 道路内外での誤検知

レーダには、車両の真正面を中心にある程度の検知幅をもち、走行する道路の曲がり具合や走行車線によっては道路外の物体や路肩などに停止した車両などを検知する可能性がある。

また、ガードレールのリフレクタは道路に沿って連続して設置されているが、これが各スキャンの度にレーダの端にとらえられていると、レーダは自車と並走している移動物体として誤検知してしまうおそれがある。

よって、レーダだけでは、走行車両と道路外物体との判別ができない。

2. 2. 課題に対する取り組み方

レーダデータ評価システムでは、前述したそれぞれの課題に対して、以下に示す取り組み方を基にアルゴリズムは構成される。

(1) レーダ不検知データの補間

複数移動物体トラッキングのプロセスでは、トラッキングを行っている移動物体の個々について次のレーダ検知時刻における物体情報を推定し、新たにレーダで検知された物体情報と照合を行う。この際、ほぼ両者の物体情報が一致する検知物体は、トラッキングを行っている物体として識別し、どの推定物体情報とも一致しない検知物体は新たにトラッキングの対象に加えられる。さらに、逆に一致する検知物体のない推定物体情報は、レーダの不検知物体として識別され、そのまま不検知物

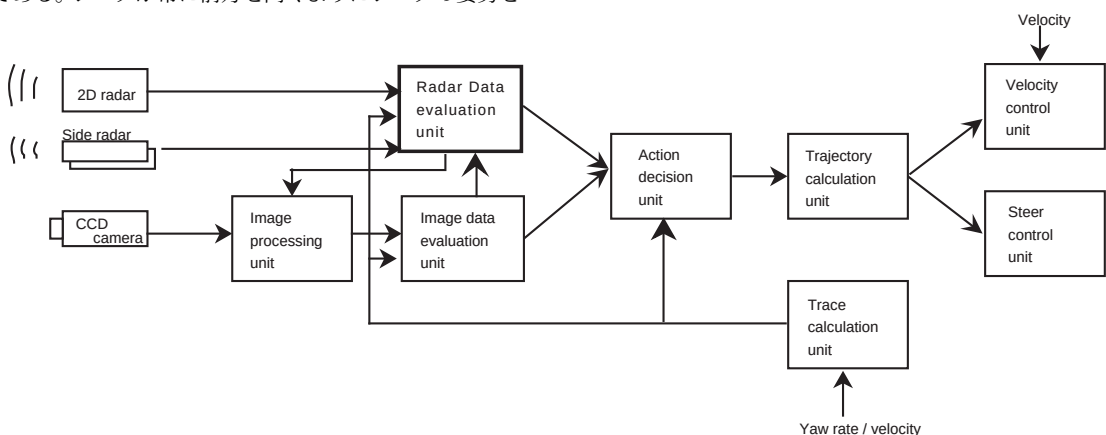


Fig.1 The structure of radar system on experimental automobile

体の補間情報として扱われる。

よって、本アルゴリズムでは、複数移動物体の情報を時系列に管理するために個別にデータの更新・削除が容易であるネットワークセグメントをデータ構造として持つ。また、未来時刻における物体情報の推定手法としてカルマンフィルタを用いた。カルマンフィルタは、計測系のノイズを考慮した推定計算を on-line で行えるため、リアルタイムシステムにおける推定手法として多く用いられる。

(2) 道路内外判定を行う

道路車線と物体との位置関係はレーダシステムだけでは把握できないため、他のセンサとの情報融合が必要である。そこで本アルゴリズムでは、実験車システムに搭載されている画像処理システムからの道路区分線情報とレーダによる物体情報とを融合して道路内外の判定を行う。

2. 3. 実験車システム

実験車システムの構成を Fig.1 に示す。このシステムは、画像処理に基づく車両制御システム⁵⁾をベースに、前方道路区分線の検出を行う画像処理部、画像データ評価部、前方障害物検知レーダ、側方障害物検知レーダ、レーダデータ評価部、軌跡計算部、行動計画部、軌道生成部、車両（車速、操舵）制御部で構成される。

本アルゴリズムでは、レーダデータ評価部において前方、側方の障害物、接近車両を識別し、画像データ評価部から道路区分線情報を受け取り、ターゲットの移動情報と位置情報を算出して行動計画部へ渡す。また障害物の情報は画像処理部にも渡され、障害物の存在による道路区分線の誤検知を抑えるために利用される。

3. アルゴリズム概要

レーダデータ評価システムに導入される本アルゴリズムは、前述の課題に対する取り組み方により、Fig.2に示されるフローにしたがって構成される。

まず、レーダシステムから障害物の位置座標を受け取り、小型自動車の幅、長さを基準に複数位置座標をクラスタ化する。また画像データ評価部から道路区分線を取り込み、自己位置を中心とする前後数百メートルを自己の移動距離に応じて更新し保持する。次に、クラスタ化したデータをネットワークセグメントとして時系列に移動推移を考慮して保持する。続いて、カルマンフィルタにより移動距離、速度、加速度の推定を行う。そして、道路区分線情報とターゲットの位置情報から、道路車線に対するターゲットの位置を求める。さらに、各ターゲットの移動情報を出力する際、移動推定の計算値に基づいたターゲットの予測テーブルを作成する。

3. 1. ネットワークセグメント

複数移動物体のトラッキングでは、近接した複数物体を個々に識別するためには、それぞれの移動情報（方向、速度、加速度）を時系列に関連付けて保持しなければならない。時系列にある所定回数分の過去のデータは、ネットワークセグメントのノードとして保持する。ターゲットの位置情報、ネットワークセグメントから求められる移動方位、移動量、およその速度、カルマンフィルタによる推定値を新しい検知データを入力する度に計算する。また、セグメントの性質を表わす“移動体らしさ”、ネットワーク更新に関する情報をセグメントデータとして持つ。

“移動体らしさ”は、レーダのノイズが検知データとし

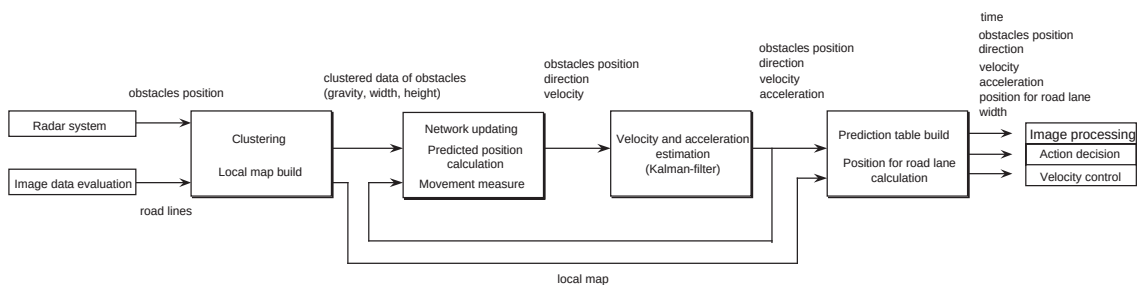


Fig.2 Algorithm flow

て化けたり形状や位置が検知しにくいために信頼性が低いと見做される検知データを、識別するための評価基準である。ターゲットの移動曲率などによる移動推移の滑らかさや検知されなかったために推定値で補足されなかった回数などが評価の対象になる。

Fig.3 に、レーダ搭載車の前方を走行中の車両について、その移動推移をレーダ検知データに基づいてマッピングしたイメージとノードデータが次の検知時刻ノードを指すポイントでネットワークセグメントを形成し、セグメントデータがそれを管理するデータ構造のイメージを示す。

3. 2. トラッキング

複数のターゲットのトラッキングは、ネットワークの更新によって行う。レーダの検知データの入力毎に移動情報が更新され、個々のターゲットを補足することが出来る。ネットワークの基本的な更新方法を Table 1 に示し、以下のルールに従って行われる。

- a. 新たにリンクする検知データは、セグメントの最新ノードから推定されたターゲット位置を中心にレーダシステムの検知ばらつき範囲以内に位置するデータを選ぶ。

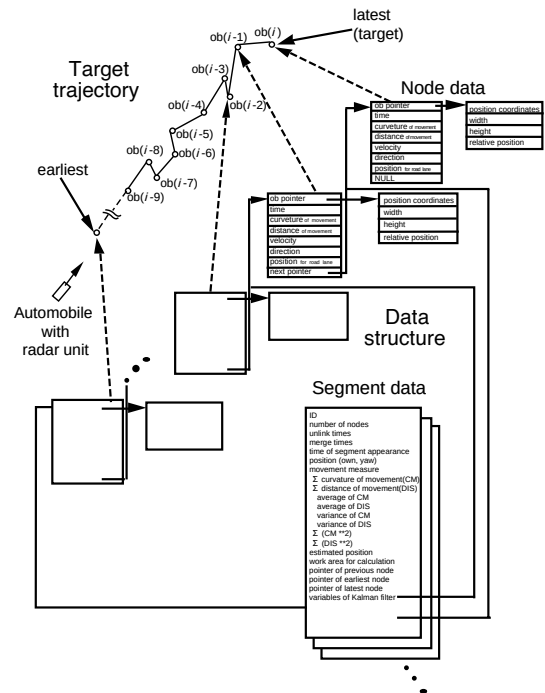


Fig.3 Network segment

Table 1 Update network segment
(basic method)

a. link new node with latest node within dispersion range	
b. remove an earliest node over maximum number of nodes	
c. replace latest node with new one stopped segment	
d. delete segment (case1) passed segments	
e. delete segment (case2) decline movement measure(MM)	

- b. セグメントが保持する最大ノード数（約2秒分）を越えた場合は、最も古いノードから切り離す。
- c. ターゲットが移動していないと見做される時は、最新ノードと検知データをリンクせずに入れ替えることにより、無駄にノードを保持することを避ける。
- d. 通り過ぎて自己位置より後方になったターゲットのセグメントは削除する。
- e. 移動体らしさが低くなったら（検知不能状態が続いたのであれば）、そのセグメントはトラッキングの対象から外すために削除する。

複数のターゲットが関係する場合の更新方法をTable 2に示し、以下のルールに従って行われる。

- a. 他のターゲットが初めて現われた場合、新規にセグメントを作る。
- b. 複数のターゲットに分岐した場合、一方のセグメントデータを継承した新規のセグメントを作る。
- c. 複数のターゲットが合流した場合、移動体らしさの低いターゲットから削除する。

レーダの不検知が発生した場合は、Table 1のaにおいて、検知ばらつき範囲以内に位置する検知データが存在しない場合に相当し、そのセグメントのネットワークはカルマンフィルタによる推定値で更新される。

3. 3. 速度、加速度推定

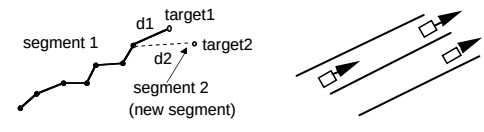
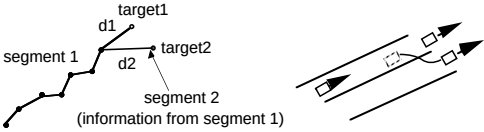
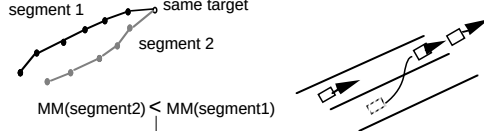
通常、初めて移動物体を発見したときにその速度は不明であるが、本アルゴリズムではネットワークセグメントの始点と終点の位置座標と検知時刻からおよその速度を求め初期値として用いている。実験ではレーダの特性に基づき、最初に発見してから約500msで初期値を計算し、その後は、カルマンフィルタによる推定値を用いている。

3. 4. 道路内外判定

本アルゴリズムでは、画像データ評価から道路区分線情報を受け、自己位置を中心に前後数百メートルを自己周囲のみのローカルな地図として持ち、移動距離に応じて更新する。

その地図上では、道路区分線に対して左側から0を起点に番号を付ける。道路区分線とターゲットの位置関係は、ターゲットの位置と移動方向を基準とした単純な座標変換と幾何計算で求めた値で表現される。例えば、0番の区分線と1番の区分線の間の車線に位置する場合は0から1の間の値、道路の外側つまり0番の区分線よりも左側に位置する場合は、負の値になり、ターゲットの走行車線判別や道路内外判定を簡単なアルゴリズムで実現できる。

Table 2 Update network segment
(plural target method)

a. create new segment appear new targets (case1) $d2 > \text{radar dispersion range} \wedge d1 < d2$	
b. branch and inherit an information of segment appear new targets (case2) $d1 < d2 < \text{radar dispersion range}$	
c. merge and delete merge plural targets	

3. 5. 障害物予測テーブル

実験車システムでは、各処理がそれぞれ非同期に実行されているため、データの受け渡しタイミングが異なる。すなわち、データを受ける側の処理時間に依存して、データの遅れ時間が発生する。本アルゴリズムでは、障害物の検知時刻における速度、加速度、方位から運動モデル（物理モデル）に従い、任意時間先の位置を計算し、データを受ける側の処理の時刻を基準とした障害物の情報が得られるようにした。これにより、処理速度の異なるシステム間で通信遅れ時間を意識しないで、障害物の情報を扱えるようになった。

4. カルマンフィルタによる移動推定

カルマンフィルタは、ミサイルやロケット、衛星の軌道推定など軍事、宇宙の分野で広く用いられている^{6) ~ 8)}。また、VaMoRs プロジェクトでは、画像からの道路区分線に基づき道路の曲率を推定するためにカルマンフィルタが使われている⁹⁾。また、距離センサを用いたロボットの自己位置推定にも使われている¹⁰⁾。

車載する障害物検知システムにおけるターゲットの移動推定は、検知してからの予測～認識～判断に要する時間は短くなくてはならない。通常のバッチフィルタでは、推定値を過去から現在までの計測データに基づいて求めるため、推定値が真値の変化に追従するための応答性に遅れがある。よって、衝突の回避等を目的とするシステムには、その遅れの影響は大きなものとなる。しかし、カルマンフィルタでは、常に最新の計測データのみを使って実時間で線形ダイナミクスを更新し推定値を計算する方式であるため、推定値の応答性には優れており、自動車用レーダのデータ処理には適していると考えられる。

以下では、本アルゴリズムにおいて、カルマンフィルタを構成する上で計算量や推定精度を左右する移動物体の運動モデルとフィルタの収束性向上を図ったことについて述べる。

4. 1. 移動体運動モデル

カルマンフィルタの構成は以下のように表わせる¹¹⁾。離散時間システムの信号過程は、

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{u}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (1)$$

と表わせる。ここで、 $\mathbf{x}(k)$ は時間 k における状態ベクトル

を、 $\mathbf{u}(k)$ は制御入力ベクトルを示す。また、システムモデル $\mathbf{F}(k)$ と制御量 $\mathbf{G}(k)$ は、既知の行列とする。システムノイズ $\mathbf{v}(k)$ は、平均値0、共分散行列 $\mathbf{Q}(k)$ 、のガウシアンノイズとする。また、計測過程 $\mathbf{z}(k)$ は、

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (2)$$

と表わせる。計測モデル $\mathbf{H}(k)$ は、既知の行列である。計測ノイズ $\mathbf{W}(k)$ は、平均値0、共分散行列 $\mathbf{R}(k)$ のガウシアンノイズである。

初期値 $\mathbf{x}(0)$ は、平均値 $\hat{\mathbf{x}}(0|0)$ 、共分散行列 $\mathbf{P}(0|0)$ のガウシアンを仮定する。

カルマンフィルタの計算ステップは次式の順で行う。

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k|k)\mathbf{F}'(k) + \mathbf{Q}(k) \quad (3)$$

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{H}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}'(k+1) + \mathbf{R}(k+1) \quad (4)$$

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}'(k+1)\mathbf{S}^{-1}(k+1) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{W}(k+1)\mathbf{S}(k+1)\mathbf{W}'(k+1) \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \mathbf{F}(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{u}(k) \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{W}(k+1)\{\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)\} \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{S}(k)$ は、 $\mathbf{W}(k)$ を求めるための共分散行列である。 $\hat{\mathbf{x}}$ は、推定値であることを意味する。

本アルゴリズムでは、Fig.4の様にシステムモデルを等加速度直線運動と仮定して、計測をターゲット発見時からの移動距離とする。

よって、状態ベクトル $\mathbf{x}(k)$ 、システムモデル $\mathbf{F}(k)$ 、制御量 $\mathbf{G}(k)$ 、計測モデル $\mathbf{H}(k)$ は、

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{移動距離} \\ \text{速度} \\ \text{加速度} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & t & \frac{1}{2}t^2 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

(但し、 t は時間 k におけるレーダのサンプリング周期)

$$\mathbf{G} = 0 \quad (11)$$

$$\mathbf{H} = [1 \ 0 \ 0] \quad (12)$$

とする。

4. 2. カルマンフィルタの収束

カルマンフィルタに与える初期値には、必ずしも厳密な値を与える必要はなく、実用的には適当な値で代用してもよい¹²⁾。つまり、時間の経過とともに推定値は初期値に影響されことなく収束する。従って、初期値として真値に近い値を与えれば収束にかかる時間を短縮することができる。本アルゴリズムでは、ターゲットのおおよその速度を時系列データのネットワークセグメントから求め、カルマンフィルタの初期値として与えている。

そこで、推定値の収束性を確認するために、一定速度50km/hで巡航しているターゲット車をレーダでとらえて速度推定を行う実験を行った。Fig.5に、速度の初期値として100km/hを与えた場合の推定速度の収束過程を真の速度との比較を示す。また、Fig.6に本アルゴリズムによる推定速度の収束過程を示す。本アルゴリズムでは、初期値を与えた直後から推定値は収束しており、収束性の向上が確認された。

5. 実験結果

5. 1. 移動推定

Fig.7に、一定速度～減速～一定速度のパターンで走

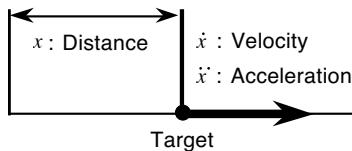


Fig.4 Target state model

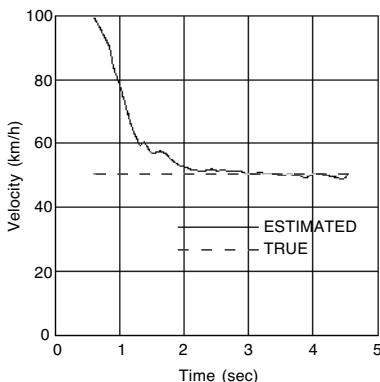


Fig.5 Estimated velocity with initial value = 100 (km/h)

行する前走車の実速度と本アルゴリズムによる速度、加速度の推定結果を示す。

カルマンフィルタでは、計測過程でシステムノイズ、計測ノイズとして仮定するガウシアンノイズの共分散行列によって推定値の応答性や安定性が変化する。変化の傾向は、応答性を求めると安定性が悪くなり、安定性を求めると遅れが顕著になる。

本実験では、応答性と安定性を両立させて共分散行列を決めた結果、速度の推定誤差は±5km/hであり、実験車システムによる前走車追従等の実走行テストでは制御システムへの出力値として十分な精度であった。

5. 2. 不検知データの補間

追従中のレーダシステムの不検知状態と、本処理による結果を Fig.8 に示す。a) はレーダシステムが出力する相対車間距離、不検知時は値は0となっている。b) は本処理による補間の結果であり、データの途切れがない。c) は、レーダシステムによる検知データの位置をそのままプロットしたもの、d) は、本処理の途中で、不検知部分のデータが補間され、ネットワークとして、途切れの無いセグメントが生成されている。

5. 3. 対道路車線位置の計算

前方走行車両を追従中、隣の車線を別の車両が走行している状況における本処理の結果を Fig.9 に示す。

図中では、2台の車両がそれぞれ0番、1番の区部線で囲まれる車線と1番、2番の区部線で囲まれる車線を走行している軌跡が示されている。また、それぞれの対道路

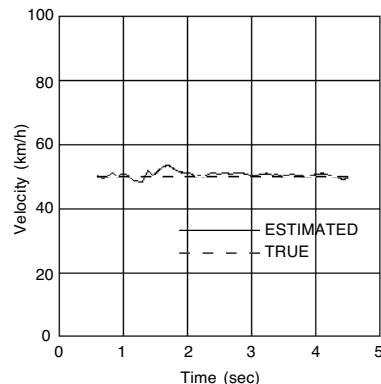


Fig.6 Estimated velocity with initial value predicted by network segment

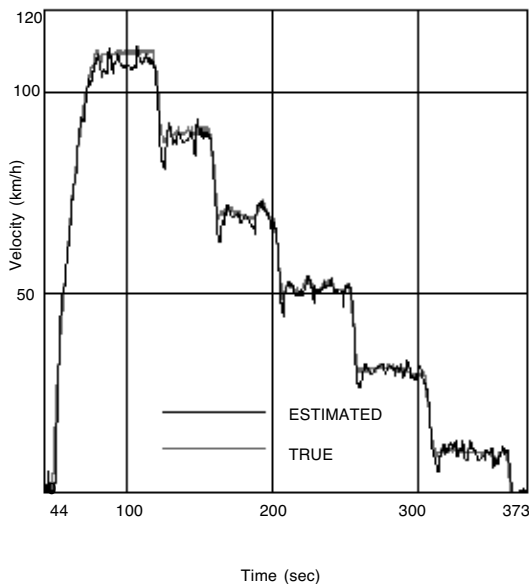
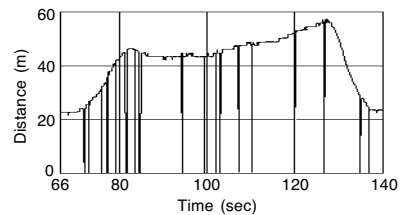


Fig.7 True and estimated velocity of target

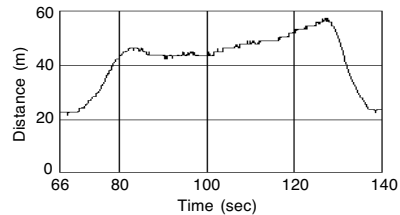
位置は、追従先の車両 (ID=2) が1.424、隣の車線を走行している車両 (ID=1) が0.2374で示されている。例えばここで、実験車が隣の車線に車線変更し、その車線の前方車両に追従先を変更するのであれば、今度は対道路位置が0以上1以下のターゲットに注目すればよい。

6. まとめ

- (1) 本アルゴリズムでは、カルマンフィルタによる複数ターゲットの移動推定とデータ構造であるネットワークセグメントの更新により同時に複数の移動体のトラッキングが可能であり、現実の自動車用レーダーで問題となるレーダの不検知・誤検知に対するロバスト性の向上を図った。
- (2) カルマンフィルタにおけるモデルに等加速度直線運動の物理モデルを用い、初期値をネットワークセグメントで求めた値を使うことでフィルタリング開始直後の収束性を向上させた。
- (3) カルマンフィルタの移動推定値により、レーダ不検知時のデータ補間や画像データ評価から受けた道路区分線情報と合わせた道路内外判定を可能にした。
- (4) 本アルゴリズムは実験車システムにレーダデータ評価システムとして搭載され、前走車への追従、減速車両に対する停止、混走、側方レーダによる車線変



a) Radar System Output



b) Result of Interpolation

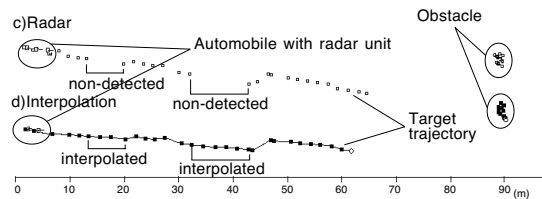
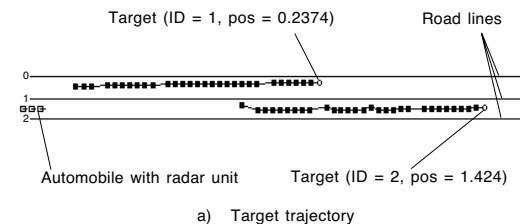
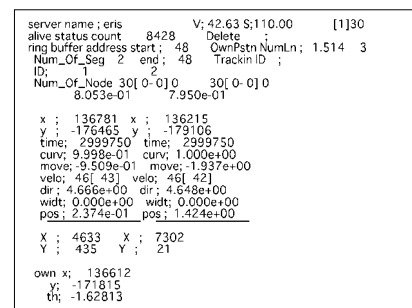


Fig.8 Effect of interpolation



a) Target trajectory



b) Console display

Fig.9 Target position to road lane

更の抑止等の実走行テストにより、自動車用障害物検知システム用のアルゴリズムとしての有効性が示された。

参考文献

- 1) 津川、「自動車交通のインテリジェント化－欧米日のプロジェクトの現状」、システム制御情報学会誌、Vol.39, No.5, pp.211-218, 1995
- 2) 石川 他、「追突防止自動ブレーキシステムの開発」、マツダ技報、No.12, pp.135-142, 1994
- 3) 所、「自動車用ミリ波レーダ応用システム」、TOYOTA Technical Review, Vol.46, No.1, pp.50-55, 1996
- 4) 山田 他、「車間距離制御型定速走行システムの開発」、日産技報、第37号、pp.37-39, 1995
- 5) Hashimoto.K Nakayama.S Saito.T Ishida.S Unoura.K Ishii.J Oono.N Okada.Y, 「An Image Processing Architecture and a Motion Control Method for an Autonomos Vehicle」, IEEE Intelligent Vehicle '92, Jun.1992
- 6) RUSSELL F.BERG, 「Estimation and Prediction for Maneuvering Target Trajectories」, IEEE Trans. Automat. Contr., Vol.AC-28, pp294-304, Mar.1983
- 7) CHAW-CHANG JOHN A.TABACZYNSKI, 「Application of State Estimation to Target Tracking」, IEEE Trans. Automat. Contr., Vol.AC-29, pp98-109 No.2, Feb.1984
- 8) Banavar Sridhar Anil V.Phatak, 「Analysis of Image-Based Navigation System for Rotocraft Low-Altitude Flight」, IEEE Trans. Systems Man. and Cybernetics, Vol.22, pp.290-299, No.2, Mar/Apr.1992
- 9) E.D. Dickmanns, 「Dynamic Computer Vision for Mobile Robot Control」, RA098, pp314-327
- 10) C.Brown H.Durrant-Whyte, 「Centralized and Decentralized Kalman Filter Techniques for Tracking Navigation and Control」, AD-A-214245, pp651-657, 1989
- 11) Yaakov Bar-Shalom Thomas E.Fortmann, 「Tracking and Data Association」, ACADEMIC PRESS, Vol.179, 1987
- 12) 有本卓、「カルマン・フィルタ」、産業図書、1977

■ 著 者 ■



坂 上 義 秋



吉 田 雄 一