(19)日本国特許庁(JP)　(12)特　許　公　報(B2)　(11)特許番号
特許第4990629号
(P4990629)

(45)発行日　平成24年8月1日(2012.8.1)　(24)登録日　平成24年5月11日(2012.5.11)

(51)Int.Cl.		F I		
B60W 40/072	(2012.01)	B60W	40/06	176
B60W 40/076	(2012.01)	G08G	1/16	C
G08G 1/16	(2006.01)	B60R	21/00	624B
B60R 21/00	(2006.01)	B60R	21/00	626A

請求項の数 5　(全 61 頁)

(21)出願番号　特願2006-547495 (P2006-547495)
(86) (22)出願日　平成16年12月24日 (2004.12.24)
(65)公表番号　特表2007-516906 (P2007-516906A)
(43)公表日　平成19年6月28日 (2007.6.28)
(86)国際出願番号　PCT/US2004/043695
(87)国際公開番号　WO2005/062984
(87)国際公開日　平成17年7月14日 (2005.7.14)
審査請求日　平成19年12月21日 (2007.12.21)
(31)優先権主張番号　60/532,344
(32)優先日　平成15年12月24日 (2003.12.24)
(33)優先権主張国　米国 (US)

(73)特許権者　399042247
オートモーティブ　システムズ　ラボラトリー　インコーポレーテッド
アメリカ合衆国　ミシガン州４８３３１、ファーミントン　ヒルズ、　スイート　Ｂ－１２、ハガーティー　ロード　２７２００
(74)代理人　100102842
弁理士　葛和　清司
(72)発明者　コン，シャン
アメリカ合衆国　ミシガン州　４８１０５、アン　アーバー、ダンウッディー　ロード　３２３６

最終頁に続く

(54)【発明の名称】道路曲率推定システム

(57)【特許請求の範囲】
【請求項１】
ａ．道路上のホスト車両の縦速度の測度と前記ホスト車両のヨーレートの測度とに応答して、第１の組の少なくとも１つの第１の曲率パラメータを推定するように適合された、第１の道路曲率推定サブシステム、前記ホスト車両の位置の測度に応答するマップデータベースからの第２の組の少なくとも１つの第２の曲率パラメータの測度に応答して、前記第２の組の少なくとも１つの第２の曲率パラメータを推定するように適合された、第２の道路曲率推定サブシステム、前記道路上を移動するターゲット車両のレーダー計測値に応答して第３の組の少なくとも１つの第３の曲率パラメータを推定するように適合された、第３の道路曲率推定サブシステムから選択される、複数の道路曲率推定サブシステム；および
ｂ．前記第１の組の少なくとも１つの第１の曲率パラメータ、前記第２の組の少なくとも１つの第２の曲率パラメータ、および前記第３の組の少なくとも１つの第３の曲率パラメータの内の、少なくとも２つを融合して、第４の組の少なくとも１つの第４の曲率パラメータを、前記道路の曲率の推定値として、生成するように適合されたプロセッサ、
を含む道路曲率推定システム。
【請求項２】
第２の道路曲率推定サブシステムが、
ａ．ホスト車両の位置の測度を提供するように適合された車両ナビゲーションシステム；

ｂ．前記位置の測度に応答して第２の組の少なくとも１つの第２の曲率パラメータの測度を提供するように適合されたマップデータベース；および
ｃ．前記第２の組の少なくとも１つの第２の道路曲率パラメータを推定するように適合されたカルマンフィルタ、
を含む、請求項1に記載の道路曲率推定システム。
【請求項３】
第３の道路曲率推定サブシステムが、
ａ．ターゲット車両の軌跡の測度を提供するように適合されたレーダーセンサ；
ｂ．前記ターゲット車両の前記軌跡の測度に応答して、ターゲット状態ベクトルを提供するように適合された拡張カルマンフィルタ；および
ｃ．前記ターゲット状態ベクトルに応答する第３の組の少なくとも１つの第３の曲率パラメータの測度に応答して、前記第３の組の少なくとも１つの第３の曲率パラメータの推定値を生成するように適合された、曲率フィルタ、
を含む、請求項1に記載の道路曲率推定システム。
【請求項４】
プロセッサが、第１の組の少なくとも１つの第１の曲率パラメータ、第２の組の少なくとも１つの第２の曲率パラメータ、および第３の組の少なくとも１つの第３の曲率パラメータの内の、少なくとも２つの重みづけ組合せから、少なくとも１つの第４の曲率パラメータを生成する、請求項1に記載の道路曲率推定システム。
【請求項５】
プロセッサが、第１の組の少なくとも１つの第１の曲率パラメータに関連する第１の誤差共分散、第２の組の少なくとも１つの第２の曲率パラメータに関連する第２の誤差共分散、および第３の組の少なくとも１つの第３の曲率パラメータに関連する第３の誤差共分散の内の、少なくとも２つの重みづけ組合せによる少なくとも１つの第４の曲率パラメータに関連する、誤差共分散を生成する、請求項1に記載の道路曲率推定システム。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
実施態様の説明
図１を参照すると、ホスト車両１２に組み込まれた、予測衝突検知システム１０は、ホスト車両１２の外部の物体を検知するためのレーダーシステム１４、およびホスト車両１２の動きを検知するための、ヨーレートセンサ１６、例えばジャイロセンサおよび速度センサ１８を含む、１組のセンサを備える。ヨーレートセンサ１６および速度センサ１８によって、それぞれ、ホスト車両１２のヨーレートおよび速度の計測値が得られる。レーダーシステム１４、例えばドップラー（Doppler）レーダーシステムは、アンテナ２０およびレーダープロセッサ２２を備え、このレーダープロセッサ２２は、アンテナ２０が送信して、その視野にある物体によって反射される、ＲＦ信号を生成する。レーダープロセッサ２２は、アンテナ２０で受信される、関連する反射ＲＦ信号を復調して、アンテナ２０が送信するＲＦ信号によって照射される１つまたは複数の物体に応答する信号を検出する。例えば、レーダーシステム１４によって、ホスト車両１２固定座標における、ターゲット距離、距離変化率および方位角（azimuth angle）の計測値が得られる。
【０００２】
図２を参照すると、アンテナ２０は、ＲＦエネルギーのレーダービーム２３を生成し、このレーダービームは、ビーム制御要素２４に応答して、方位角範囲、例えば±γ、例えば±５０°の全体にわたって電子的または機械的に走査されるとともに、このレーダービームの距離範囲は、ホスト車両１２から、例えば約１００メートルであり、この距離は、標的をホスト車両１２との予期される衝突から十分に前もって検出することを可能にするほど、十分に遠く、それによって、予期される衝突を回避するか、またはその結果としての損傷もしくは傷害を軽減するように、ホスト車両１２が危険緩和の可能性のある行動をとることを可能にするように適合されている。レーダープロセッサ２２、ヨーレートセン

サ１６、および速度センサ１８は動作可能に信号プロセッサ２６に接続されており、この信号プロセッサは、関連する予測衝突検知アルゴリズムによって動作して、物体、例えばターゲット車両３６（図３に図示）との衝突の可能性が高いかどうかを判定するとともに、そうであれば、それに応じてとるべき行動、例えば、関連する警報システム２８または安全システム３０（例えば、前方エアバッグシステム）を起動させること、または車両制御システム３２（例えば、関連するブレーキシステムまたは操舵システム）を使用して回避行動をとり、それによって予期される衝突を回避するか、またはその結果を軽減するなどの、１種または２種以上の行動も決定する。

【０００３】

図３を参照すると、ホスト車両１２が、直線または曲線の複数レーン道路３４に沿って移動しているのが示されているとともに、ターゲット車両３６が、ホスト車両１２に向かって反対方向に移動しているのが示されている。一般に、道路３４上に適合する任意の数のターゲット車両３６が存在して、それぞれがホスト車両１２と同一方向または反対方向に移動している可能性がある。これらのターゲット車両３６は、ホストレーン３８内にあるか、またはホストレーン３８に隣接するか、またはそれから離隔されているが概してそれに平行な、近傍（neighboring）レーン４０内にあってもよい。分析の目的で、ホスト車両１２は、そのレーン３８の中心線４１に沿って、レーン内ふらつきなしに安定して移動するとともに、すべての平行レーン３８、４０の道路曲率は同一であると仮定する。道路曲率は小さいものと仮定し、それによってホスト車両１２のヘディング（ｈｅａｄｉｎｇ）角と、検出可能なターゲット車両３６があればそのヘディング角との差は、１５°未満となる。

【０００４】

図４を参照すると、予測衝突検知システム１０は、その中にある速度センサ１８およびヨーレートセンサ１６それぞれからのホスト車両１２の速度U^hおよびヨーレートω^hの計測値、ならびにホスト車両１２に装着されたレーダーシステム１４からの、すべてのターゲット車両３６に対するターゲット距離ｒ、距離変化率

【数１】

$$\dot{r}$$

、および方位角ηの計測値に加えて、これらすべての計測値の対応する誤差共分散マトリックスを使用して、ホスト固定座標系において各サンプリング時に、好ましくは誤差をできる限り少なくして、各ターゲットの２次元位置、速度および加速度

【数２】

$$[x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}]'$$

を推定する。

【０００５】

予測衝突検知システム１０は、１）ホスト車両運動センサ類、すなわちヨーレートセンサ１６および速度センサ１８からの計測値を使用して道路３４の曲率を推定する、道路曲率推定サブシステム４２；２）レーダービーム２３によって照射されてレーダープロセッサ２２によって検出されるターゲットの状態を推定する、非拘束ターゲット状態推定サブシステム４４；３）ターゲットは、それぞれの可能性のあるレーン３８、４０に対して、ホストレーン３８内または近傍レーン４０内のいずれかで、道路上に拘束されていると仮定して、ターゲットに対する拘束状態を推定する、拘束ターゲット状態推定サブシステム４６；４）ターゲット状態の最良推定が、非拘束ターゲット状態であるか、または拘束条件の１つによって拘束されたターゲット状態であるかを判定する、ターゲット状態決定サブシステム４８；および５）非拘束ターゲット状態推定を、ターゲット状態決定サブシステム４８によって識別される適当な拘束を融合させ、それによって融合ターゲット状態を生成するターゲット状態融合サブシステム５０を含む。ターゲット状態の最良推定－非拘束ターゲット状態または融合ターゲット状態のいずれか－は、次いで、決定サブシステム

または制御サブシステムによって使用されて、ホスト車両１２がターゲットと衝突する危険があるかどうかが判定され、そうである場合には、その結果を軽減するのに最良の行動が何であるかを判定して、例えば、警報システム２８、安全システム３０、または車両制御システム３２、あるいはそれらの組合せのいずれかの行動によって、それを実行させる。可能な場合には、道路３４の幾何学的構造をターゲットの動力学に対する拘束として使用することにより、ターゲット状態のより正確な推定が得られ、これによって、それに応答する行動の信頼性が向上する。

【０００６】

図５を参照すると、ホスト車両１２の観点での、ターゲットの状態、すなわち動力学的状態変数を検出する方法５００を示してあり、そのステップは、例えば、信号プロセッサ２６によってステップ（５０２）、（５０４）において実行され、道路３４に対するホスト車両１２の速度U^hおよびヨーレートω^hが、それぞれ、速度センサ１８およびヨーレートセンサ１６から読み取られる。次いで、ステップ（５０６）において、道路３４の曲率パラメータおよび関連するその共分散が、第１のカルマンフィルタ５２および第２のカルマンフィルタ５４を用いて推定され、これらのフィルタは、ホスト車両１２の状態（すなわち、ホスト車両１２の動力学的状態変数）および関連するその共分散をそれぞれ推定し、次いで、道路３４の曲率パラメータおよび関連するその共分散をそれぞれ推定し、ここで道路３４の曲率パラメータおよび関連するその共分散は、続いて拘束ターゲット状態推定サブシステム４６によって使用されて、予期されるターゲット車両３６の可能性のある位置についての関連する拘束条件を生成する。

【０００７】

正確に設計されて構築された道路３４は、曲率を含む１組のパラメータによって記述することができ、道路３４の区間の曲率は次式で定義される：

【数３】

$$C = \frac{1}{R} \qquad (1)$$

ここで、Ｒは区間の半径である。一般に、平坦な道路３４の部分に対して、曲率変化は、道路３４に沿った距離 l の関数として、いわゆるクロソイド（clothoid）モデルによって、次式のように記述することができる：

【数４】

$$C = C_0 + \frac{dC}{dl} l = C_0 + C_1 l \qquad (2)$$

ここで、$C_1 = 1/A^2$であり、Ａはクロソイドパラメータと呼ばれる。

図６を参照すると、ヘディング方向を定義する、ヘディング角θは次式で定義される：

【数５】

$$\theta = \theta_0 + \int_0^l C(\tau) d\tau . \qquad (3)$$

式（２）を式（３）に代入すると、次式が得られる。

【数６】

$$\Delta\theta = \theta - \theta_0 = C_0 l + C_1 l^2 / 2 \qquad (4)$$

【０００８】

図６を参照すると、道路３４の式、すなわちｘ－ｙ座標における道路方程式は、次式で与えられる。

【数７】

$$x = x_0 + \int_0^l \cos\theta(\tau)d\tau \qquad (5)$$

および

$$y = y_0 + \int_0^l \sin\theta(\tau)d\tau. \qquad (6)$$

ヘディング角θが１５°の範囲であること、すなわち｜θ｜＜１５°を仮定すると、式（５）および式（６）は、次のように近似される。

【数８】

$$\Delta x = x - x_0 \approx l \qquad (7)$$

$$\Delta y = y - y_0 \approx C_0 l^2/2 + C_1 l^3/6 \approx C_0 \frac{\Delta x^2}{2} + C_1 \frac{\Delta x^3}{6} \qquad (8)$$

【０００９】

したがって、道路３４は、曲率係数（またはパラメータ）：C_0およびC_1における、増分道路方程式によってモデル化される。この増分道路方程式は、次のような広範囲の道路形状を説明する：（１）直線道路３４：C_0＝０およびC_1＝０、２）円形道路３４：C_1＝０、および３）ヘディング角θの変化が１５°より小さい、任意の形状を有する一般道路３４：C_0＞０。

道路曲率パラメータC_0、C_1は、ホスト車両１２は、道路３４の中心線４１または関連するホストレーン３８に沿って移動するという仮定に基づいて、ホスト車両１２内の運動センサ（ヨーレートセンサ１６および速度センサ１８）からのデータを用いて推定される。

【００１０】

道路曲率パラメータC_0、C_1は、利用可能なホスト車両１２運動センサからのホスト車両１２のヨーレートω^hおよび速度U^hの計測値に応答して、

【数９】

$$\omega,\ \dot{\omega},\ U,\ \dot{U}$$

のデータから計算することができる。しかしながら、一般的に、それぞれヨーレートセンサ１６および速度センサ１８からのヨーレートω^hおよび速度U^hの計測値はノイズが多い。第１のカルマンフィルタ５２によって実現されるホスト状態フィルタは、ヨーレートω^hおよび速度U^hの関連するノイズの多い計測値から、

【数１０】

$$\omega,\ \dot{\omega},\ U,\ \dot{U}$$

の推定値を生成するのに有益であり、その後に、第２のカルマンフィルタ５４によって実現される曲率フィルタを使用して、曲率パラメータC_0、C_1の平滑化された推定値が生成される。ホスト状態フィルタに対するホスト車両１２の運動力学は、所定の組の動力学方程式（この場合には一定速度）に従い、これらは次のように与えられる。

【数１１】

$$\underline{x}_{k+1}^{h} = \mathbf{F}_k^h \cdot \underline{x}_k^h + \underline{w}_k^h, \qquad \underline{w}_k^h \sim N(0, \mathbf{Q}_k^h) \tag{9}$$

$$\underline{z}_k^h = \mathbf{H}_k^h \cdot \underline{x}_k^h + \underline{v}_k^h, \qquad \underline{v}_k^h \sim N(0, \mathbf{R}_k^h) \tag{10}$$

但し

$$\mathbf{F}_k^h = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_k^h = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \underline{x}_k^h = \begin{bmatrix} U \\ \dot{U} \\ \omega \\ \dot{\omega} \end{bmatrix}_k \text{ および } \underline{z}_k^h = \begin{bmatrix} U^h \\ \omega^h \end{bmatrix}_k \tag{11}$$

また、ここでＴはサンプリング周期であり、上添え字(-) ^{h} は、フィルタがホストフィルタであることを指示するために使用され、Ｕ ^{h} およびω ^{h} は、ホスト車両１２の速度およびヨーレートの計測値である。第１のカルマンフィルタ５２は、図４に示すように、ホスト状態

【数１２】

$$\hat{\underline{x}}_{k|k}^{h}$$

およびその誤差共分散

【数１３】

$$\mathbf{P}_{k|k}^{h}$$

を推定するために実現される。

【００１１】

第１のカルマンフィルタ５２、すなわちホスト状態フィルタ、からのホスト状態の推定値は、次いで、第２のカルマンフィルタ５４、すなわち曲率係数（またはパラメータ）フィルタ、に入力される、合成計測値を生成するのに使用され、ここで、関連するカルマンフィルタ５２、５４は、以下の付録においてより詳細に説明するカルマンフィルタのフィルタリングプロセスに従って動作する。道路曲率パラメータＣ $_{0}$ 、Ｃ $_{1}$ と、ホスト状態変数

【数１４】

$$\omega, \dot{\omega}, U, \dot{U}$$

との関係は、以下のように導かれる。

【００１２】

式（４）から、道路曲率の半径Ｒは、図７に示すように、一般に、道路に沿った距離ｌの関数、Ｒ（ｌ）として表わされる。式（４）の両辺を微分すると次式を得る。

【数１５】

$$\dot{\theta} = C_0 \cdot \dot{l} + C_1 \cdot l \cdot \dot{l} = (C_0 + C_1 \cdot l) \cdot \dot{l}. \tag{12}$$

ここで、

【数１６】

$$\dot{\theta} = \omega$$

、すなわちホスト車両１２のヨーレートであり、

【数１７】

$$\dot{l} = U$$

、すなわちホスト車両１２の速度であることに注目して、式（２）のクロソイドモデルを

式（１２）に代入すると、次式が得られる。
【数１８】

$$\omega = C \cdot U \tag{13}$$

または

$$C = \frac{\omega}{U}. \tag{14}$$

【００１３】
クロソイドパラメータＣ$_0$は、ｌ＝０における曲率Ｃの値、または次式で与えられる。
【数１９】

$$C_0 = C|_{l=0} = \frac{\omega}{U}. \tag{15}$$

式（１４）の両辺の微分をとると次式を得る。
【数２０】

$$\dot{C} = \frac{\dot{\omega}}{U} - \frac{\omega \cdot \dot{U}}{U^2}. \tag{16}$$

Ｃ$_1$の定義を使用して、式（２）から、Ｃ$_1$は、ホスト状態によって次のように表わすことができる。
【数２１】

$$C_1 = \frac{dC}{dl} = \frac{dC}{dt} \cdot \frac{dt}{dl} = \frac{\dot{C}}{U} = \frac{\dot{\omega}}{U^2} - \frac{\omega \cdot \dot{U}}{U^3}. \tag{17}$$

【００１４】
曲率推定値
【数２２】

$\hat{C}_{0_{k|k}}$ および $\hat{C}_{1_{k|k}}$

を生成する、第２のカルマンフィルタ５４、すなわち曲率フィルタのためのシステム方程式は、以下のように与えられる。
【数２３】

$$\underline{x}_{k+1}^C = \mathbf{F}_k^C \cdot \underline{x}_k^C + \underline{w}_k^C, \quad \underline{w}_k^C \sim N(0, \mathbf{Q}_k^C) \tag{18}$$

$$\underline{z}_k^C = \mathbf{H}^C \cdot \underline{x}_k^C + \underline{v}_k^C, \quad \underline{v}_k^C \sim N(0, \mathbf{R}_k^C) \tag{19}$$

但し

$$\mathbf{F}_k^C = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \cdot \hat{U} + \hat{\dot{U}} \cdot \Delta t^2/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}^C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \underline{x}_k^C = \begin{bmatrix} C_0 \\ C_1 \end{bmatrix}_k, \tag{20}$$

Δｔは第２のカルマンフィルタ５４の更新時間周期であり、計測値ベクトル
【数２４】

$\underline{z}_k^C$

の要素の値は、曲率フィルタの状態変数－すなわち、クロソイドパラメータＣ$_0$、Ｃ$_1$－の対応する値によって与えられる。
【００１５】
計測値、

【数２５】

$$\underline{z}_k^C$$

は、推定状態

【数２６】

$$[\hat{U},\ \hat{\dot{U}},\ \hat{\omega},\ \hat{\dot{\omega}}]_k^T$$

から以下のように変換され、

【数２７】

$$\underline{z}_k^C = \begin{bmatrix} \dfrac{\hat{\omega}}{\hat{U}} \\ \dfrac{\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^2} - \dfrac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3} \end{bmatrix}_{k|k} \qquad (21)$$

関連する計測値の共分散は、次式で与えられる。

【数２８】

$$\mathbf{R}_k^C = \mathbf{J}_k^C \mathbf{P}_{k|k}^h (\mathbf{J}_k^C)^T \qquad (22)$$

但し

$$\mathbf{J}_k^C = \frac{\partial \begin{bmatrix} C_0 \\ C_1 \end{bmatrix}}{\partial \underline{x}^h}\Bigg|_{\underline{x}^h = \hat{\underline{x}}_{k|k}^h} = \begin{bmatrix} -\dfrac{\hat{\omega}}{\hat{U}^2} & 0 & \dfrac{1}{\hat{U}} & 0 \\ -\dfrac{2\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^3} + \dfrac{3\cdot\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^4} & -\dfrac{\hat{\omega}}{\hat{U}^3} & -\dfrac{\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3} & \dfrac{1}{\hat{U}^2} \end{bmatrix}_{k|k} \qquad (23)$$

【００１６】

ここで理解すべきことは、道路３４の曲率パラメータを推定するための、その他のシステムおよび方法は、上述したものに対する道路曲率推定サブシステム４２に代入できることである。例えば、道路の曲率パラメータは、関連する運動センサからの速度Ｕ ^{h} とヨーレートω ^{h} の計測値に基づく上述のシステムの代わりに、またはそれと合わせて、視覚システムによって道路３４の画像から推定することもできる。さらに、理解すべきことは、ヨーレートは、様々な方法で、または様々な手段を用いて、例えば、それに限定はされないが、ヨージャイロセンサ、操舵角センサ、微分ホイール速度センサ、またはＧＰＳ式センサ、それらの組合せ、またはそれらからの計測値の関数（例えば、とりわけ、操舵角速度の関数）を使用して、計測または特定することができることである。

【００１７】

再び図５を参照すると、ステップ（５０８）において、ターゲット距離ｒ、距離変化率

【数２９】

$$\dot{r}$$

の計測値、および方位角ηの計測値がレーダープロセッサ２２から読み取られて、拡張カルマンフィルタ５６、すなわち主フィルタへの入力として使用され、このフィルタは、ステップ（５１０）において、非拘束ターゲット状態ーすなわち、ターゲットの動力学状態変数ーの推定値を生成し、この推定値は、ホスト車両１２と一緒に移動する、ホスト車両１２の局所座標系（すなわち、ホスト固定座標系）における相対値である。ステップ（５１２）において、非拘束ターゲット状態、すなわちターゲット速度および加速度は、図３に示すように、現在時刻における、ホスト車両１２に固定された絶対座標系の絶対座標に変換され、それによって、拘束ターゲット状態の推定値を生成するために、以下に記述する関連する拘束方程式に使用されるときに、道路拘束式がその中で導出され、それに対し

て関連する曲率パラメータが一定であると仮定される、絶対座標系に整合させられる。絶対座標系は、現在時刻における空間内の移動座標系を重ね合わせ、それによって、ステップ（５１２）における変換は、速度および加速度に関係する補正項―ホスト車両１２の運動を説明する―を、ｘおよびｙ方向の両方で、対応するターゲット推定値に加算することによって実現される。

【００１８】

拡張カルマンフィルタ５６からの出力の、ステップ（５１２）における座標変換の結果は、次いで、ホスト車両１２に対するターゲット車両３６のｘおよびｙ位置にそれぞれ対応して、以下の部分に区画され、ここで上添え字１は、ターゲット車両３６の非拘束状態を意味する。

【数３０】

$$\underline{\hat{X}}^1_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} \hat{x}^1_t \\ \underline{\hat{y}}^1_t \end{bmatrix}_{k|k} \quad \text{および} \quad \mathbf{P}^1_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{x_t} & \mathbf{P}^1_{xy_t} \\ \mathbf{P}^1_{yx_t} & \mathbf{P}^1_{y_t} \end{bmatrix}_{k|k}. \qquad (24)$$

【００１９】

再び図５を参照すると、ステップ（５０６）、（５１２）に続き、以下により詳細に説明するステップ（５１４）からステップ（５２４）において、ターゲット車両３６の起こり得る軌跡に対して様々な拘束を適用して試験することによって、ターゲット車両３６が起こり得る拘束の１つに従って移動している可能性が高いかどうかが判定される。例えば、拘束は、ホストレーン３８、および起こり得る近傍レーン４０を含む１組のレーンからのものであると仮定して、起こり得る拘束条件の１つに従って移動している可能性の高いターゲット車両３６は、ホストレーン３８または可能性のある近傍レーン４０の１つのいずれかの上を移動している可能性が高いということになる。ステップ（５２４）において、ターゲット車両３６はホストレーン３８または可能性のある近傍レーン４０の１つの上を移動しているとの仮説が、それぞれの可能性のあるレーンについて試験される。この仮説が可能性のあるレーンの１つに対して満足されない場合には、ステップ５２６において、ターゲットの状態は、非拘束ターゲット状態であると仮定され、次いで、これが後続の予測衝突検知分析およびそれに応答する制御に使用される。そうでない場合には、ステップ（５２４）から、ステップ（５２８）において、ターゲット状態は、ターゲット状態融合サブシステム５０によって、非拘束ターゲット状態と、ステップ（５２４）において最も可能性が高いものとして特定された関連する拘束の状態との、融合として計算される。

【００２０】

ターゲットが拘束条件によって拘束されているかどうか、およびそうである場合には、最も可能性の高い拘束条件は何かを判定するための、ステップ（５１４）からステップ（５２４）までのプロセスについて考察する前に、非拘束ターゲット状態を拘束状態と融合させるプロセスを、最初に、ホスト車両１２と同じレーンを移動するターゲット車両３６の場合に対して説明する。ホスト車両１２はそのレーン３８の中心線に沿ってレーン内をふらつきなしに安定して移動すること、およびすべての平行レーン３８、４０の道路曲率は同一であるとの仮定に従うとともに、絶対座標系は現在時刻においてホスト車両１２上に固定されていると仮定して、これらの拘束条件がｙ方向に適用されて、ｙ方向状態変数がｘ方向状態変数の関数である道路方程式から導出される。

【００２１】

ターゲット車両３６は、ホスト車両１２と同一レーンを移動していると仮定するとともに、推定係数（またはパラメータ）を有する道路拘束条件を使用して、ステップ（５１４）において、拘束状態変数は、横動力学変数について次のように与えられる。

【数３１】

$$\hat{\underline{y}}_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \dot{\bar{y}} \\ \ddot{\bar{y}} \end{bmatrix}_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} \hat{C}_0(\hat{x}^1)^2/2 + \hat{C}_1(\hat{x}^1)^3/6 \\ \hat{C}_0\hat{x}^1\dot{\hat{x}}^1 + \hat{C}_1(\hat{x}^1)^2\dot{\hat{x}}^1/2 \\ \hat{C}_0(\dot{\hat{x}}^1)^2 + \hat{C}_0\hat{x}^1\ddot{\hat{x}}^1 + \hat{C}_1\hat{x}^1(\dot{\hat{x}}^1)^2 + \hat{C}_1(\hat{x}^1)^2\ddot{\hat{x}}^1/2 \end{bmatrix} \tag{25}$$

および

$$\bar{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}} = \mathbf{A}_k^1 \mathbf{P}_{xt_{k|k}} (\mathbf{A}_k^1)^T + \mathbf{A}_k^2 \mathbf{P}_{k|k}^C (\mathbf{A}_k^2)^T \tag{26}$$

ここで

$$\mathbf{A}_k^1 = \begin{bmatrix} \hat{C}_0\hat{x}^1 + \hat{C}_1(\hat{x}^1)^2/2 & 0 & 0 \\ \hat{C}_0\dot{\hat{x}}^1 + \hat{C}_1\hat{x}^1\dot{\hat{x}}^1 & \hat{C}_0\hat{x}^1 + \hat{C}_1(\hat{x}^1)^2/2 & 0 \\ \hat{C}_0\ddot{\hat{x}}^1 + \hat{C}_1(\dot{\hat{x}}^1)^2 + \hat{C}_1\hat{x}^1\ddot{\hat{x}}^1 & 2\hat{C}_0\dot{\hat{x}} + 2\hat{C}_1\hat{x}^1\dot{\hat{x}} & \hat{C}_0\hat{x}^1 + \hat{C}_1(\hat{x}^1)^2/2 \end{bmatrix} \tag{27}$$

および

$$\mathbf{A}_k^2 = \begin{bmatrix} (\hat{x}^1)^2/2 & (\hat{x}^1)^3/6 \\ \hat{x}^1 \cdot \dot{\hat{x}}^1 & (\hat{x}^1)^2 \cdot \dot{\hat{x}}^1/2 \\ (\dot{\hat{x}}^1)^2 + \hat{x}^1 \cdot \ddot{\hat{x}}^1 & \hat{x}^1 \cdot (\dot{\hat{x}}^1)^2 + (\hat{x}^1)^2 \cdot \ddot{\hat{x}}^1/2 \end{bmatrix}. \tag{28}$$

【００２２】

ステップ（５２８）において、一方はメインフィルタから、他方は道路拘束条件からの、２つのｙ座標推定値が、次のように融合される。

【数３２】

$$\mathbf{P}_{yt_{k|k}}^f = \left[(\bar{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}})^{-1} + (\mathbf{P}_{yt_{k|k}}^1)^{-1} \right]^{-1} \tag{29}$$

$$\hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^f = \mathbf{P}_{yt_{k|k}}^f \left[(\bar{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}})^{-1} \hat{\underline{y}}_{t_{k|k}} + (\mathbf{P}_{yt_{k|k}}^1)^{-1} \hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^1 \right] \tag{30}$$

最後に、ターゲット状態の構成推定値（composed estimate）は、以下のようになる。

【数３３】

$$\hat{\underline{X}}_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} \hat{\underline{x}}_{t_{k|k}}^1 \\ \hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^f \end{bmatrix} \tag{31}$$

および

$$\mathbf{P}_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{x_t} & \bar{\mathbf{P}}_{xy_t} \\ \bar{\mathbf{P}}_{xy_t}' & \mathbf{P}_{y_t}^f \end{bmatrix}_{k|k}. \tag{32}$$

ここで

$$\bar{\mathbf{P}}_{xy_t} = \mathbf{P}_{x_t} \left(\mathbf{A}_k^1 \right)' \tag{33}$$

【００２３】

次いで、ステップ（５３０）において、ターゲット車両３６がステップ（５１４）からステップ（５２４）までにホストレーン３８を走行していると判定される場合には、この構成推定値は、ターゲット状態の推定値として出力されることになる。

ターゲットが拘束条件によって拘束されている可能性が高いかどうか、そうであるなら

ば、最も可能性の高い拘束条件は何かを判定するために、ステップ（５１４）からステップ（５２４）までのプロセスに戻って；ターゲットは同一の道路３４を追従するという仮定に従って、ターゲット車両３６が特定のレーンを走行していると分かっている場合には、そのレーンの推定道路パラメータを、ターゲット動力学を推定する主フィルタにおける拘束として使用するのが望ましいことになる。しかしながら、ターゲット車両３６が現在そのレーンにいるかという知識は、特に、ターゲットが曲線道路３４を移動しているときに、通常は入手不能である。道路方程式（８）は、ホスト中心座標系においてホストレーン３８に対してのみであるので、拘束フィルタリングには、ターゲットがどのレーンにいるかを知ることが必要であり、異なるレーンに対しては異なる拘束方程式が必要となる。

【００２４】

これらの平行レーン間の道路曲率パラメータの差異を無視して、すなわち、各レーンの曲率は同一であると仮定して、任意のレーンに対する道路方程式は、次のように書くことができる。

【数３４】

$$y = mB + \hat{C}_0 \frac{x^2}{2} + \hat{C}_1 \frac{x^3}{6}, \quad m = 0, \pm 1, \pm 2, \ldots \tag{34}$$

ここで、Ｂはレーンの幅、ｍは記述しようとするレーンを表わす（ｍ＝０はホストレーン８０に対応、ｍ＝１は右近傍レーン４０に対応、ｍ＝－１は左近傍レーンに対応する、など）。ターゲットレーン位置の事前知識なしに、多重拘束システム（いわゆる多重モデルシステムに類似する）を形成する多重拘束条件のそれぞれが試験されて、拘束条件のいずれかが活性であれば、そのどれが活性であるかが判定される。多重拘束（ＭＣ）システムは、有限の数N^Cの拘束の１つを受ける。任意の時間において、１つの拘束条件だけが有効であり得る。そのようなシステムは、ハイブリッドと呼ばれる－すなわちそれらは連続（ノイズ）状態変数に加えて、不連続の数の拘束条件の両方を有する。

【００２５】

この問題の解決を容易にするために、以下の定義およびモデリング仮定が行われる。

拘束方程式：

【数３５】

$$\underline{y}_{t_k} = \underline{f}_{t_k}(\underline{x}_{t_k}) \tag{35}$$

ここで、

【数３６】

$$\underline{f}_{t_k}$$

は、t_kで終了するサンプリング周期中に有効な、時間t_kにおける拘束条件を表わす。

拘束条件：可能性のあるN^C拘束条件の中で

【数３７】

$$\underline{f}_{t_k} \in \left\{ \underline{f}^j \right\}_{j=1}^{N^C} \tag{36}$$

【数３８】

$$\underline{\hat{\bar{y}}}^j_{t_k|t_k}$$

：拘束条件

【数３９】

$$\underline{f}^j_{t_k}$$

を使用する時間t_kにおける状態推定

【数４０】

$$\overline{\mathbf{P}}^{j}_{yt_{k|k}}, \overline{\mathbf{P}}^{j}_{xyt_{k|k}}$$

：拘束条件

【数４１】

$$\underline{f}^{j}_{t_k}$$

下における時間ｔ$_{k}$における共分散マトリックス

【数４２】

$$\mu^{j}_{t_{k-1}}$$

：ターゲットが時間ｔ$_{k-1}$において拘束条件ｊに従っている確率

【００２６】

拘束ジャンププロセス（jump process）：は以下の既知の移行確率を備えるマルコフ連鎖である

【数４３】

$$P\left\{\underline{f}_{t_k} = \underline{f}^{j} \middle| \underline{f}_{t_{k-1}} = \underline{f}^{i}\right\} = p_{ij}. \quad (37)$$

マルコフ連鎖を一２つ以上の可能性のある拘束状態を有するシステムに対して一実現するために、それぞれの走査時間において、ターゲットが拘束状態ｉから状態ｊに移行する確率ｐ$_{ij}$があることを仮定する。これらの確率は、前もって分かっていると仮定し、以下に示す確率移行マトリックスで表わすことができる。

【数４４】

$$P_{trans} = \text{旧状態} \begin{matrix} & \text{新状態} \\ & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{matrix} & \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (38)$$

【数４５】

$$\underline{f}^{j}$$

が正しい（

【数４６】

$$\underline{f}^{j}$$

が有効である）旧確率は、

【数４７】

$$P\left(\underline{f}^{j} \middle| Z^{0}\right) = \mu^{j}_{t_0} \qquad j = 1, \cdots, N^{C} \quad (39)$$

ここで、Ｚ^{0}は旧情報であり、正しい拘束は、仮定されたＮ^{C}の可能性のある拘束条件の中にあるので、

【数４８】

$$\sum_{j=1}^{N^C} \mu^{j}_{t_0} = 1 \quad (40)$$

【００２７】

拘束ターゲット状態推定サブシステム４６は、ターゲット状態が可能性のある拘束状態に対応するかどうかを判定し、そうである場合には、最も可能性の高い拘束状態の特定を行う。

多重拘束（ＭＣ）推定アルゴリズムは、各拘束に関連する尤度（likelihood）関数および確率の計算とともに、非拘束状態推定

【数４９】

$$\hat{\underline{y}}^1_{t_{k|k}}$$

を計測値として使用して、N^Cの拘束条件状態推定値（constraint-conditioned state estimates）を組み合わせて更新する。多重拘束（ＭＣ）推定アルゴリズムの一態様において、拘束状態推定出力は、すべての拘束条件状態推定値の複合組合せである。この拘束状態推定が正当である場合，すなわち拘束状態推定が、非拘束状態推定に対応する、例えば一致する、場合には、ターゲット状態は、拘束および非拘束の状態推定を融合することによって与えられ、そうでない場合には、ターゲット状態は非拘束状態推定によって与えられる。多重拘束（ＭＣ）推定アルゴリズムのこの態様は、以下のステップを含む。

【００２８】

１．多重拘束からの状態変数の推定：ステップ（５１４）において、多重レーン道路方程式（３４）を使用して式（２５）の第１行を置換して、多重拘束状態推定値は次式で与えられる。

【数５０】

$$\hat{\underline{y}}^{0j}_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix}\bar{y}\\ \dot{\bar{y}} \\ \ddot{\bar{y}}\end{bmatrix}_{t_{k|k}} = \begin{bmatrix} B_j + \hat{C}_0\cdot(\hat{x}^1)^2/2 + \hat{C}_1\cdot(\hat{x}^1)^3/6 \\ \hat{C}_0\cdot\hat{x}^1\cdot\dot{\hat{x}}^1 + \hat{C}_1\cdot(\hat{x}^1)^2\cdot\dot{\hat{x}}^1/2 \\ \hat{C}_0\cdot(\dot{\hat{x}}^1)^2 + \hat{C}_0\cdot\hat{x}^1\cdot\ddot{\hat{x}}^1 + \hat{C}_1\cdot\hat{x}^1\cdot(\dot{\hat{x}}^1)^2 + \hat{C}_1\cdot(\hat{x}^1)^2\cdot\ddot{\hat{x}}^1/2\end{bmatrix} \quad (41)$$

ここで、

【数５１】

$$B_j = 0,\ \pm B,\ \ldots,\ \pm\frac{N^C-1}{2}B$$

であり、Ｂはレーンの幅である。言い換えると、拘束状態推定値は、ターゲット車両３６が位置する可能性のある、それぞれの可能性のあるレーンの中心線のｙ位置に対応、例えば、一致する。

【００２９】

関連する共分散は次式で与えられる。

【数５２】

$$\bar{\mathbf{P}}^{0j}_{yt_{k|k}} = \mathbf{A}^1_k\cdot\mathbf{P}_{xt_{k|k}}\cdot(\mathbf{A}^1_k)^T + \mathbf{A}^2_k\cdot\mathbf{P}^C_{k|k}\cdot(\mathbf{A}^2_k)^T \quad (42)$$

ここで、

【数５３】

$\mathbf{A}^1_k$ および $\mathbf{A}^2_k$

は式（２７）および式（２８）によって与えられ、

【数５４】

$$\mathbf{P}_{xt_{k|k}}$$

は式（２４）から、

【数５５】

$$\mathbf{P}_{k|k}^{C}$$

は曲率フィルタから得られる。

【００３０】

2．拘束条件更新：ステップ（５１６）において、拘束条ｊ＝１，．．．Ｎ^{C}のそれぞれに対して、拘束尤度関数に加えて、有効な拘束を条件とする、状態推定値および共分散が更新される。拘束ｊに対応する更新状態推定値および共分散は、計測値

【数５６】

$$\hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{1}$$

を用いて、次式のように得られる。

【数５７】

$$\hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{j} = \hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{0j} + \overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j}\left(\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j} + \mathbf{P}_{yt_{k|k}}^{1}\right)^{-1}\left(\hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{1} - \hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{0j}\right) \tag{43}$$

$$\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{j} = \overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j} - \overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j}\left(\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j} + \mathbf{P}_{yt_{k|k}}^{1}\right)^{-1}\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j}, \tag{44}$$

$$\overline{\mathbf{P}}_{xyt_{k|k}}^{j} = \overline{\mathbf{P}}_{xyt_{k|k}}^{0j} - \overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j}\left(\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j} + \mathbf{P}_{yt_{k|k}}^{1}\right)^{-1}\overline{\mathbf{P}}_{xyt_{k|k}}^{0j} \tag{45}$$

【００３１】

3．尤度計算：ステップ（５１８）において、拘束ｊ＝１，．．．Ｎ^{C}のそれぞれに対して、拘束条件状態推定のまわりの計測値のガウス分布を仮定して、拘束ｊに対応する尤度関数が、非拘束ターゲット状態推定の値

【数５８】

$$\underline{y}_{t_{k|k}}^{1}$$

において、次式のように求められ、

【数５９】

$$\Lambda_{t_k}^{j} = N\left(\underline{y}_{t_{k|k}}^{1};\ \hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{0j},\ \overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j} + \mathbf{P}_{yt_{k|k}}^{1}\right) \tag{46}$$

ここで、ガウス分布Ｎ（；，）は平均値

【数６０】

$$\hat{\underline{y}}_{t_{k|k}}^{0j}$$

および関連する共分散

【数６１】

$$\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{0j} + \mathbf{P}_{yt_{k|k}}^{1}$$

を有する。

【００３２】

4．拘束確率方程式：ステップ（５２０）において、更新拘束確率は、拘束ｊ＝１，．．．Ｎ^{C}のそれぞれに対して、次式にように計算され、

【数６２】

$$\mu_{t_k}^{j} = \frac{1}{a}\Lambda_{t_k}^{j}\overline{a}_{j} \tag{47}$$

ここで、拘束ｊが有効である移行の後の確率

【数６３】

$$\overline{a}_j$$

は次式

【数６４】

$$\overline{a}_j = \sum_{i=1}^{N^C} p_{ij} \cdot \mu_{t_{k-1}}^{i} \tag{48}$$

で与えられ、正規化定数は以下で与えられる。

【数６５】

$$a = \sum_{j=1}^{N^C} \Lambda_{t_k}^{j} \overline{a}_j \, . \tag{49}$$

【００３３】

５．全体状態推定および共分散：ステップ（５２２）において、最新拘束条件状態推定値および共分散は、以下の式で与えられる。

【数６６】

$$\underline{\hat{y}}_{t_{k|k}} = \sum_{j=1}^{N^C} \mu_{t_k}^{j} \cdot \underline{\hat{y}}_{t_{k|k}}^{j} \tag{50}$$

$$\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}} = \sum_{j=1}^{N^C} \mu_{t_k}^{j} \cdot \left[\overline{\mathbf{P}}_{yt_{k|k}}^{j} + \left(\underline{\hat{y}}_{t_{k|k}}^{j} - \underline{\hat{y}}_{t_{k|k}} \right) \cdot \left(\underline{\hat{y}}_{t_{k|k}}^{j} - \underline{\hat{y}}_{t_{k|k}} \right)' \right] . \tag{51}$$

$$\overline{\mathbf{P}}_{xyt_{k|k}} = \sum_{j=1}^{N^C} \mu_{t_k}^{j} \cdot \overline{\mathbf{P}}_{xyt_{k|k}}^{j} \tag{52}$$

【００３４】

上記のアルゴリズムにおける、ステップ（５２２）からの推定器の出力は、次いで、式（２９）および式（３０）によって記述される融合プロセスにおいて、非拘束推定値として使用され、式（３３）の結果の代わりに、式（５２）の結果が式（３２）において使用される。

ターゲット車両３６が道路３４に追従していないか、またはレーンを変更しているときに、ターゲット動力学状態変数に道路拘束を課すると、結果として不正確な推定が得られて、それは関連する非拘束推定値を使用するよりも悪くなることがある。しかしながら、ノイズ関連推定誤差によって、正しい道路拘束が不適正に見えることがある。したがって、拘束が適正である場合、例えばターゲット車両３６が特定のレーンを追従している場合には、それらの拘束を有効に維持し、それらが不適正な場合、例えばターゲット車両３６がそのレーンから逸脱する場合に、それらを迅速に取り除くことのできる手段を組み込むのが有益である。非拘束ターゲット状態推定は、独立のターゲット状態推定値を提供することから、道路拘束妥当性確認（road constraint validation）において有用な役割を果たす。

【００３５】

１つの手法は、非拘束ターゲット状態推定は道路拘束法的式を満足するという仮説、またはそれと同意義で、拘束推定値および非拘束推定値はそれぞれ同一のターゲットに対応するという仮説を検定するものである。最適検定には、時間 t_k までの履歴における、すべての利用可能なターゲット状態推定値を使用することが必要となり、一般的に実際的ではない。実際的な一手法は、最新の状態推定値だけに基づいて検定が実施される、順次仮説検定（sequential hypothesis testing）である。上記において使用した表記によれば、拘束および非拘束のターゲット状態推定値（ｙ方向のみ）の差は、

【数６７】

$$\hat{\underline{\delta}}_{t_k} = \hat{\underline{y}}^1_{t_{k|k}} - \hat{\overline{\underline{y}}}_{t_{k|k}} \quad (53)$$

のように、
【数６８】

$$\underline{\delta}_{t_k} = \underline{y}^1_{t_k} - \overline{\underline{y}}_{t_k} \quad (54)$$

の推定値として表わされ、ここで
【数６９】

$$\underline{y}^1_{t_k}$$

は真のターゲット状態であり、
【数７０】

$$\overline{\underline{y}}_{t_k}$$

は、道路３４（またはレーン）に沿って移動するターゲットの真の状態である。ステップ（５２４）において、「同一ターゲット」仮説が検証される、すなわち
【数７１】

$$H_0: \quad \underline{\delta}_{t_k} = \mathbf{0} \quad (55)$$

対

$$H_1: \quad \underline{\delta}_{t_k} \neq \mathbf{0} \quad (56)$$

【００３６】
主フィルタ誤差
【数７２】

$$\tilde{\underline{y}}^1_{t_k} = \underline{y}^1_{t_k} - \hat{\underline{y}}^1_{t_{k|k}} \quad (57)$$

は、拘束からの誤差
【数７３】

$$\tilde{\overline{\underline{y}}}_{t_k} = \overline{\underline{y}}_{t_k} - \hat{\overline{\underline{y}}}_{t_{k|k}} \quad (58)$$

と独立であると仮定する。差
【数７４】

$$\hat{\underline{\delta}}_{t_k}$$

の共分散は、仮説Ｈ$_0$の下で、次式で与えられる。
【数７５】

$$\begin{aligned}\mathbf{P}^{\delta}_{t_k} &= E\left(\tilde{\underline{\delta}}_{t_k} \tilde{\underline{\delta}}'_{t_k}\right) = E\left[\left(\tilde{\underline{y}}^1_{t_k} - \tilde{\overline{\underline{y}}}_{t_k}\right)\left(\tilde{\underline{y}}^1_{t_k} - \tilde{\overline{\underline{y}}}_{t_k}\right)'\right] \\ &= \mathbf{P}^1_{y t_{k|k}} + \overline{\mathbf{P}}_{y t_{k|k}}\end{aligned} \quad (59)$$

【００３７】
推定誤差はガウス分布すると仮定して、Ｈ$_0$対Ｈ$_1$の検定は、以下のとおりである。
次の場合にＨ$_0$を採択

【数７６】

$$\rho_{t_k} = \underline{\hat{\delta}}'_{t_k} \left(\mathbf{P}^{\delta}_{t_k}\right)^{-1} \underline{\hat{\delta}}_{t_k} \leq \gamma \qquad (60)$$

閾値は次のように選択され、

【数７７】

$$P\left(\rho_{t_k} > \gamma \left| H_0 \right.\right) = \alpha \qquad (61)$$

ここでαは所定の誤差許容値である。ここで留意すべきことは、上記のガウス誤差仮定に基づいて、

【数７８】

$$\rho_{t_k}$$

は、n_y自由度のカイ二乗分布を有することである。この閾値の選択は、重要な設計因子であり、特定の応用要求に基づくべきである。道路車両衝突予測において、ホストレーン３８内のターゲットは、衝突コースにあるとみなされ、近傍レーン４０の１つにおけるターゲットよりもより危険であると考えられる。

【００３８】

したがって、拘束フィルタリングは正確なターゲット状態推定値を提供することができるので、ホストレーン３８内のターゲットに対する高い閾値（低い誤差許容値）を有するのが望ましく、それに対して、そのようなターゲットの「レーン変更」操作はホスト車両１２に脅威を与えない。他方で、近傍レーン４０内のターゲットは、通常、追い越し車両とみなされる。拘束フィルタリングは、誤警報率をさらに低減することができるが、そのようなターゲットの（ホストレーン３８への）「レーン変更」操作は、ホスト車両１２に対して現実の脅威を与えることになる。したがって、誤警報率がすでに十分に低い場合には、近傍レーン内のターゲットに対しては、低い閾値（高い誤差許容値）を与えるのが望ましい。

【００３９】

上記の分析に基づいて、仮説検定方式は、異なるレーンにおけるターゲットに対して異なる閾値を効率よく使用して、多重拘束フィルタリングアルゴリズムが、ターゲットが現在、存在する可能性の高いレーンについての知識を提供する。道路３４上にN^C個の可能性のあるレーンがあり、各レーンは拘束方程式で記述されると仮定して、ターゲットに対する最高の確率

【数７９】

$$\mu^{j}_{t_k}$$

を有する拘束方程式は、時間t_k（現在時間）において、ターゲットが存在する可能性の最も高いレーンに対応する。この最も可能性の高いレーンをl_tで表わすと、次のようになる。

【数８０】

$$\mu^{l_t}_{t_k} = \max_j \left\{ \mu^{j}_{t_k}, j = 1, \cdots, r \right\}. \qquad (62)$$

【００４０】

非拘束状態推定値とl_t拘束状態推定値（ｙ方向のみ）との差は、

【数８１】

$$\underline{\hat{\delta}}^{l_t}_{t_k} = \underline{\hat{y}}^{1}_{t_k|t_k} - \underline{\hat{\bar{y}}}^{l_t}_{t_k|t_k} \qquad (63)$$

で表わされ、これは

【数８２】

$$\underline{\delta}_{t_k}^{l_t} = \underline{y}_{t_k}^{1} - \underline{\bar{y}}_{t_k}^{l_t} \tag{64}$$

の推定値であり、ここで

【数８３】

$$\underline{y}_{t_k}^{1}$$

は真のターゲット状態であり、

【数８４】

$$\underline{\bar{y}}_{t_k}^{l_t}$$

は、レーン１$_t$に沿って移動するターゲットの真の状態である。

【００４１】

次いで、「同一ターゲット」仮説に対する検定は以下のようになる。

【数８５】

$$H_0: \quad \underline{\delta}_{t_k}^{l_t} = \mathbf{0} \tag{65}$$

対

$$H_1: \quad \underline{\delta}_{t_k}^{l_t} \neq \mathbf{0} \tag{66}$$

拘束推定誤差は次式で与えられる。

【数８６】

$$\underline{\tilde{\tilde{y}}}_{t_k}^{l_t} = \underline{\bar{y}}_{t_k} - \underline{\hat{\bar{y}}}_{t_{k|k}}^{l_t} \tag{67}$$

【００４２】

推定誤差は、独立したガウス分布であることを仮定すると、Ｈ$_0$対Ｈ$_1$の検定は次のようになる。

次の場合にＨ$_0$を採択

【数８７】

$$\rho_{t_k}^{l_t} = (\underline{\hat{\delta}}_{t_k}^{l_t})'\left(\mathbf{P}_{t_k}^{\delta_t}\right)^{-1} \underline{\hat{\delta}}_{t_k}^{l_t} \leq \gamma_{l_t} \tag{68}$$

ここで、

【数８８】

$$\mathbf{P}_{t_k}^{\delta_t} = E\left[\left(\underline{\delta}_{t_k}^{l_t} - \underline{\hat{\delta}}_{t_k}^{l_t}\right)\left(\underline{\delta}_{t_k}^{l_t} - \underline{\hat{\delta}}_{t_k}^{l_t}\right)'\right] = E\left[\left(\underline{\tilde{y}}_{t_k}^{1} - \underline{\tilde{\tilde{y}}}_{t_k}^{l_t}\right)\left(\underline{\tilde{y}}_{t_k}^{1} - \underline{\tilde{\tilde{y}}}_{t_k}^{l_t}\right)'\right]$$
$$= \mathbf{P}_{y t_{k|k}}^{1} + \overline{\mathbf{P}}_{y t_{k|k}}^{l_t} \tag{69}$$

であり、閾値は次のようになり、

【数８９】

$$P\left(\rho_{t_k}^{l_t} > \gamma_{l_t} \middle| H_0,\ l_t\right) = \alpha_{l_t} \tag{70}$$

ここで、

【数９０】

$$\gamma_{l_t} \in \{\gamma_j\}_{j=1}^{r} \text{ および } \alpha_{l_t} \in \{\alpha_j\}_{j=1}^{r} \qquad (71)$$

である。

【００４３】

そのようなレーン適応仮説検定方式は、ターゲット車両３６がその現在レーンを逸脱するときに、ターゲット状態推定出力を非拘束推定に迅速に切り換えることを可能とし、同時に、ホストレーン３８におけるターゲットの推定精度が拘束フィルタリングによって実質的に改善される。

多重拘束（ＭＣ）推定アルゴリズムの別の態様において、仮説検定に使用される拘束状態推定値は、すべての拘束ターゲット状態推定値の複合組合せではなく、別個の拘束ターゲット状態推定値の、最も可能性の高いものである（すなわち、「勝者がすべて取る」戦略による）。この最も可能性の高い拘束状態推定値が適正である場合、すなわち、最も可能性の高い状態推定値が、非拘束状態推定に対応する、例えば一致する、場合には、ターゲット状態は、最も可能性の高い拘束状態推定値と非拘束状態推定値とを融合させることによって与えられ、そうでない場合には、ターゲット状態は、非拘束状態推定によって与えられる。

【００４４】

多重拘束（ＭＣ）推定アルゴリズムのさらに別の態様においては、仮説検定は、拘束状態推定値のそれぞれに対して行われる。いずれの仮説も採択されない場合には、ターゲット状態は非拘束状態推定によって与えられる。仮説の１つが合格すると、ターゲット状態は、対応する拘束状態推定と非拘束状態推定を融合させることによって与えられる。２つ以上の仮説が採択される場合には、最も可能性の高い拘束状態は、複数の手法からの結果に投票することによって、または異なる関連する閾値で、仮説検定を繰り返すことによって、特定される。

【００４５】

一般に、拘束の数（すなわち、道路レーンの数）は、それに関連するパラメータ、例えば、道路のレーンの幅がそうであるように、時間に対して変化することが可能であり、ホスト車両１２の環境における変化を吸収する。例えば、一回の移動において、ホスト車両１２は、１レーン道路、対向交通を含む２レーン道路、中央進路変更レーンを含む３レーン道路、２レーンの対向交通を含む４レーン道路、または多重レーン分割フリーウエイを走行する可能性がある。

【００４６】

拘束および非拘束のフィルタリングを使用する道路車両の追跡シミュレーションを、４つのシナリオに対して実施した。全てのシナリオにおいて、ホスト車両１２は、１５．５ｍ／ｓｅｃで移動しており、ターゲット車両は同一の道路３４上を１５．５ｍ／ｓｅｃで接近している。ターゲットの初期位置は、ｘ方向にホストから１２５メートル離れており、すべてのレーンに対するレーン幅は、３．６メートルであると仮定した。車両速度センサの計測値分散は、０．０２ｍ／ｓであり、ジャイロスコープヨーレート計測値の分散は、０．００６３ｒａｄ／ｓであった。レーダー距離、距離変化率、および方位角の計測値の分散は、それぞれ、０．５ｍ、１ｍ／ｓ、および１．５°であった。次いで、シミュレーション結果が、関連するトラッキングフィルタの１００回のモンテカルロ実行から生成された。

【００４７】

第１のシナリオにおいて、ホスト車両１２およびターゲット車両３６は、直線道路３４（C_0＝０およびC_1＝０）上を移動しており、ターゲット車両３６は、同一レーン内をホスト車両に向かって移動していた。図８ａ～ｄは、非拘束フィルタリング方式および拘束フィルタリング方式のターゲット状態推定および道路曲率推定の結果を示し、図９ａ、ｂは、非拘束フィルタリング方式および拘束のフィルタリング方式の、ターゲット車両３

６の平均の横位置、横速度および横加速度のＲＭＳ誤差を示す。拘束フィルタリングからの推定誤差は、実質的に低減された。４８回のレーダー走査前に、ターゲット車両３６がホスト車両１２から６５メートルより遠く離れているときには、拘束フィルタリングによって、ターゲット横速度推定における４０パーセントを超える誤差の低減、および横加速度推定における６０パーセントを超える誤差の低減が得られた。ターゲット車両３６が、ホスト車両１２から６５メートル未満の距離にあるときには、これは衝突予測に対してより適切な状態であり、５０パーセントを超える横位置推定誤差、ならびに９０パーセントを超える横速度および横加速度の推定誤差が、拘束フィルタリングによって低減された。

【００４８】

第２のシナリオにおいては、ホスト車両１２およびターゲット車両３６は、曲線道路３４（$C_0=-10^{-5}$および$C_1=-3\times10^{-5}$）上を移動し、ターゲット車両３６は、同一レーン内をホスト車両に向かって移動していた。図１０ａ～ｄは、非拘束フィルタリング方式および拘束フィルタリング方式の、ターゲット状態推定および曲率推定の結果を示し、図１１ａ、ｂは、非拘束および拘束フィルタリング方式のターゲット車両３６の平均の横位置、横速度および横加速度のＲＭＳ誤差を示す。ターゲット車両３６がホスト車両１２から６５メートル未満の距離にある場合には、約４８回のレーダー走査後に、拘束フィルタリングからの推定誤差は実質的に低減された。ターゲット車両３６がホスト車両１２から約１００メートルの距離にある場合には、２０回のレーダー走査前に、推定誤差は、拘束フィルタリングおよび非拘束フィルタリングについて同じであった。

【００４９】

ホスト車両１２から１００メートルから６５メートルの間の距離に位置するターゲット車両３６に対して、拘束フィルタリングによって、横速度および横加速度の推定の誤差における約３０パーセントの低減が得られ、ターゲット車両３６がホスト車両１２から６５メートル未満の距離にある場合には、拘束フィルタリングによって、横位置推定誤差における５０パーセントを超える誤差、および横速度および横加速度推定誤差における９０パーセントを超える誤差が低減された。ターゲット車両３６が遠く離れていた場合に、拘束フィルタリングに対する改善が行われないのは、道路曲率パラメータの推定誤差から生じたものであり、これが、ホスト車両１２とターゲット車両３６の間の距離に比例する拘束誤差を生じさせた。このことは、曲線道路３４の場合においてより明白であり、曲線道路においては、曲率推定誤差がより大きく、それが遠方のターゲット車両３６のレーン位置曖昧さを増大させる。

【００５０】

第３のシナリオにおいては、ホスト車両１２およびターゲット車両３６は、直線道路（$C_0=0$および$C_1=0$）上を移動しており、ターゲット車両３６は、最初に、左近傍レーン内を接近中である。ｔ＝２．２秒（レーダー走査５５回）において、ターゲット車両３６は、そのレーンから逸脱し始め、ホストレーン３８に向かって進路変更し、これによってｔ＝４秒（レーダー走査１００回）において衝突が発生した。図１２ａ～ｄは、ターゲット状態推定結果ならびに非拘束フィルタリング方式および拘束フィルタリング方式の横位置および横速度のＲＭＳ誤差を示している。拘束妥当性仮説検定（式（７０））のための誤差許容レベルは、ホストレーン３８に対してα　１、すべての近傍レーン４０に対してα＝０．５を選択した。

【００５１】

妥当性確認なしの拘束フィルタリングは、ターゲット車両３６が進路変更する前には実質的により低い推定誤差を生成するが、ターゲット車両３６がそのレーン（左近傍レーン）から針路変更を始めた後は、関連するターゲット状態推定結果は正しくなく、そのＲＭＳ誤差は、非拘束フィルタリングのそれよりもはるかに大きくなり、これは、ターゲット車両３６がそのレーンから逸脱し始めた後には不適正になる、道路拘束が、迅速に解除されなかったことを意味している。他方、妥当性確認による拘束フィルタリングの性能は、非拘束フィルタリングのそれと実質的に近く、ターゲット車両３６が進路変更して離れる前には、わずかに低い推定誤差を生成するとともに、ターゲット車両３６がそのレーンか

ら逸脱し始めた後には、非拘束フィルタリングと同じである、ターゲット状態推定およびＲＭＳ誤差を示し、道路拘束が迅速に解除されたことを意味している。

【００５２】

第４のシナリオは、第３のシナリオと類似しており、唯一の差は、車両が、直線道路ではなく、曲線道路３４（$Ｃ_0$＝－１０$^{-5}$、$Ｃ_1$＝－３×１０$^{-5}$）上にあったことである。ターゲット車両３６は、ｔ＝２．２秒において逸脱し始め、ｔ＝４秒において衝突を生じている。図１３ａ～ｄは、拘束フィルタリング方式および非拘束フィルタリング方式の、ターゲット状態推定結果ならびに横位置および横速度のＲＭＳ誤差を示す。誤差許容レベルは、第３のシナリオにおける場合と同じであり、結果および知見も、第３のシナリオのものと類似していた。道路拘束は、ターゲット車両３６がそのレーンから逸脱し始めた後に、提案の拘束妥当性確認によって、迅速に取り除かれた。全般的に、ターゲット車両３６横方向動力学の推定精度がレーダーの角度分解能が低いことによって制限されることが多いことを考慮すると、ターゲット車両３６横方向動力学の推定精度における、拘束フィルタリングによる全体的改善は、実体のあるものであった。

【００５３】

したがって、直線および曲線の道路３４の両方における道路車両追跡のシミュレーション結果は、ターゲット車両３６がホストレーン３８内にある場合に、予測衝突検知システム１０が、ターゲット車両３６横動力学における推定誤差を実質的に低減できることを示している。ターゲット車両３６が、近傍レーンからホストレーン３８に入る操作をすると、予測衝突検知システム１０は、この操作を迅速に検出して、道路拘束を解除して、そうでなければ誤った拘束結果を回避する。レーダー角度解像度が低いと、横方向動力学推定が悪くなることが多いということを考慮すると、予測衝突検知システム１０は、ターゲット車両３８横方向動力学の推定精度を実質的に改善しており、これは早期で確実な道路車両衝突予測に対して有益である。

【００５４】

図１４を参照すると、別の態様によれば、予測衝突検知システム１０は、１つまたは2つ以上の操舵輪６０の操舵角δを表わすか、またはそれに応答性のある測度を提供する、操舵角センサ５８をさらに含む。例えば、図１５を参照すると、特定の操舵輪６０、例えば一方の前輪の操舵角δは、車両１２の縦方向軸６２と操舵輪６０のヘディング方向６４との間の角度であり、このヘディング方向６４は、操舵輪６０が回転する方向である。旋回状態において、操舵角δで操舵されている操舵輪６０に応答して、操舵輪６０は回転時に横方向スリップを発生し、これによって、関連するスリップ角αだけヘディング方向６４と異なる、結果としての走行方向６６を生じる。関連するタイヤと道路との間の作用によって、スリップ角αに応じた、例えば比例する、横向きのコーンリング力$Ｆ_y$が発生し、このコーナリング力が車両１２を旋回させ、このコーナリング力は、次式

【数９１】

$$F_y = C_\alpha \cdot \alpha \qquad (72)$$

でモデル化でき、ここで、関連する比例定数$Ｃ_\alpha$－コーナリング剛性とも呼ばれる－は、α＝０におけるスリップ角αに対するコーナリング力$Ｆ_y$の勾配として定義される。

【００５５】

一般に、２つの横方向に偏移させた操舵輪６０を有する車両１２に対して、異なる操舵輪６０－すなわち旋回に対して内側および外側－の関連する操舵角δは異なることになる。しかしながら、図１６ａを参照すると、比較的高い縦速度で走行中の車両１２に対して、回転半径Ｒは、車両１２のホイールベースＬよりも実質的に大きく、この場合には、異なる操舵輪６０の関連するスリップ角αは比較的小さく、その結果、内側および外側の操舵輪６０に対する、スリップ角の間の差は無視できるものと仮定することができる。したがって、コーナリング挙動を説明する目的で、車両１２は、それぞれが車両１２の関連する前輪同士または後輪同士の合成物に対応する、１つの前輪６３および１つの後輪６５を備える２輪車（bicycle）モデルと呼ばれるもので表わすことができ、このモデルでは、

車両の前部または後部における異なる操舵輪６０は、関連する操舵角αで操舵される単一の操舵輪６０としてモデル化される。２輪車モデル６８の各車輪－前輪６３および後輪６５－は、実際の車両１２のすべての（例えば両方の）対応する車輪がそうであるように、関連するスリップ角αに対して同一の横力を発生すると仮定される。

【００５６】

回転半径Ｒを有する曲線経路に追従する縦速度Ｕの車両１２に対して、横力の合計、すなわちコーナリング力F_yは、以下のように、車両１２の質量Ｍと、結果として生じる求心加速度との積に等しくなる。

【数９２】

$$\sum F_y = F_{yf} + F_{yr} = M \cdot U^2/R \quad (73)$$

ここで、F_{yf}およびF_{yr}は、それぞれ前輪６３および後輪６５における横力である。重心ＣＧまわりの車両１２のヨー回転加速度は無視できるものと仮定して、前部横力および後部横力によって生じるモーメントの合計はゼロに等しく、その結果として、

【数９３】

$$F_{yf} = F_{yr} \cdot c/b \quad (74)$$

となり、ここで、ｂおよびｃは、それぞれ重心ＣＧから前輪６３および後輪６５への距離である。

【００５７】

次いで、後輪６５における横力F_{yr}は、式（７４）を式（７３）に代入することによって以下のように与えられる。

【数９４】

$$F_{yr} = \left(M \cdot b/L\right) \cdot (U^2/R) = \frac{W_r}{g} \cdot \frac{U^2}{R} \quad (75)$$

ここで、ｂおよびｃは、それぞれ重心ＣＧから前輪６３および後輪６５への距離であり、W_rは、後輪６５によって支えられる車両１２の重量である。したがって、後輪６５における横力F_{yr}は、後輪６５によって支えられる車両質量の部分（W_r／ｇ）と、後輪６５における横加速度との積で与えられる。

【００５８】

同様に、前輪６３における横力F_{yf}は、以下のように、前輪６３によって支えられる車両質量の部分（W_f／ｇ）と、前輪６３における横加速度の積によって与えられる。

【数９５】

$$F_{yr} = \left(M \cdot c/L\right) \cdot (U^2/R) = \frac{W_f}{g} \cdot \frac{U^2}{R} \quad (76)$$

ここでW_fは、前輪６３によって支えられる車両１２の重量である。

それぞれ前輪６３および後輪６５における横力F_{yf}、F_{yr}が与えられると、関連するスリップ角α_f、α_rが、式（７２）、（７５）および（７６）から次のように得られる。

【数９６】

$$\alpha_f = W_f \cdot U^2/(C_{\alpha f} \cdot g \cdot R) \quad (77)$$

および

$$\alpha_r = W_r \cdot U^2/(C_{\alpha r} \cdot g \cdot R) \quad (78)$$

【００５９】

図１６ｂに示す幾何学形状から、操舵角δは次式で与えられる。

【数９７】

$$\delta = L/R + \alpha_f - \alpha_r \quad (79)$$

式（７９）に、式（７７）、（７８）からα_fおよびα_rを代入すると次式が得られる。

【数９８】

$$\delta = \frac{L}{R} + \left(\frac{W_f}{C_{\alpha f}} - \frac{W_r}{C_{\alpha r}}\right) \cdot \frac{U^2}{g \cdot R} \quad (80)$$

これは、次式のようにも表わされる。

【数９９】

$$\delta = L/R + K \cdot a_y \quad (81)$$

ここで、

δ＝前輪における操舵角（ラジアン）

Ｌ＝ホイールベース（ｍ）

Ｒ＝回転半径（ｍ）

Ｕ＝縦速度（ｍ／ｓｅｃ）

ｇ＝重力加速度定数＝９．８１ｍ／ｓｅｃ^2

W_f＝フロントアクスル上の荷重（ｋｇ）

W_r＝リアアクスル上の荷重（ｋｇ）

$C_{\alpha f}$＝フロントタイヤのコーナリング剛性（ｋｇ$_y$／ｒａｄ）

$C_{\alpha r}$＝リアタイヤのコーナリング剛性（ｋｇ$_y$／ｒａｄ）

Ｋ＝アンダーステア勾配（ｒａｄ／ｇ）

a_y＝横加速度（ｇ）

【００６０】

式（８０）および式（８１）は、操舵角δと横加速度$a_y = U^2/(gR)$との関係を記述する。係数$K = [W_f/C_{\alpha f} - W_r/C_{\alpha r}]$－これは操舵角αの横加速度$a_y$に対する感度を表わすとともに、アンダーステア勾配とも呼ばれる－は２つの項からなり、各項は、車輪上の荷重W_f、W_r（前部または後部）と、関連するタイヤの対応するコーナリング剛性$C_{\alpha f}$、$C_{\alpha r}$との比である。アンダーステア勾配Ｋの値に応じて、車両１２のコーナリング挙動は、Ｋがゼロか、ゼロよりも大きいか、またはゼロ未満であるかどうかに応じて、ニュートラルステア、アンダーステア、またはオーバーステアのいずれかに分類される。

【００６１】

ニュートラルステアを示す車両１２に対して、

【数１００】

$$W_f/C_{\alpha f} = W_r/C_{\alpha r} \rightarrow K = 0 \rightarrow \alpha_f = \alpha_r \quad (82a)$$

したがって、一定半径旋回に対して、縦速度が変化するときに操舵角δに変化はない。

アンダーステアを示す車両１２に対して、

【数１０１】

$$W_f/C_{\alpha f} > W_r/C_{\alpha r} \rightarrow K > 0 \rightarrow \alpha_f > \alpha_r \quad (82b)$$

したがって、一定半径旋回に対して、縦速度Ｕが増大すると、アンダーステア勾配Ｋと横加速度a_yの積に比例して、操舵角αを増大させる必要がある。

【００６２】

オーバーステアを示す車両１２に対して、

【数１０２】

$$W_f/C_{\alpha f} < W_r/C_{\alpha r} \rightarrow K < 0 \rightarrow \alpha_f < \alpha_r \qquad (82c)$$

したがって、一定半径旋回に対して、縦速度Ｕが増加すると、アンダーステア勾配Ｋと横加速度ａｙとの積に比例して、操舵角αを減少させる必要があることになる。

操舵角αで操舵される車両１２は、ヨーレートωを発生し、このヨーレートは、縦速度Ｕおよび回転半径Ｒと次式で関係づけられる。

【数１０３】

$$\omega = \frac{U}{R}\ \text{(rad/sec)} \qquad (83)$$

【００６３】

式（７９）から回転半径Ｒについて解くとともに、式（８３）に代入すると、ヨーレートωと操舵角δとの間に次の関係を得る。

【数１０４】

$$\omega = \frac{\frac{U}{L}}{1+\frac{K\cdot U^2}{L\cdot g}}\cdot\delta \qquad (84)$$

これを使用して、例えば車両１２はニュートラルステア挙動を示すと仮定して、関連する誤差分散間の関係を求めることができる。例えば、ニュートラルステアの場合、Ｋ＝０であり、したがって式（８４）は、

【数１０５】

$$\omega = \frac{U}{L}\cdot\delta \qquad (85)$$

【００６４】

ωの誤差分散は次式で与えられる。

【数１０６】

$$\sigma_\omega^2 = E[(\omega-\hat{\omega})^2] = E[(\frac{U\delta}{L}-\frac{\hat{U}\hat{\delta}}{L})^2] = \frac{1}{L^2}\left[E(U^2\delta^2)-\hat{U}^2\hat{\delta}^2\right] \qquad (86)$$

縦速度Ｕおよび操舵角αが独立であると仮定すると、

【数１０７】

$$\sigma_\omega^2 = \frac{1}{L^2}\left[E(U^2)\cdot E(\delta^2)-\hat{U}^2\cdot\hat{\delta}^2\right] = \frac{1}{L^2}\left[(\hat{U}^2+\sigma_U^2)(\hat{\delta}^2+\sigma_\delta^2)-\hat{U}^2\cdot\hat{\delta}^2\right]$$

$$= \frac{1}{L^2}\left[\hat{U}^2\sigma_\delta^2+\hat{\delta}^2\sigma_U^2+\sigma_U^2\sigma_\delta^2\right] = \frac{1}{L^2}(\hat{U}^2+\sigma_U^2)\sigma_\delta^2+\frac{1}{L^2}\hat{\delta}^2\sigma_U^2 \qquad (87)$$

【００６５】

ニュートラルステア条件に対して、式（８５）から、

【数１０８】

$$\frac{\delta}{L} = \frac{\omega}{U}\ \text{および}\ \frac{\delta^2}{L^2} = \frac{\omega^2}{U^2} \qquad (88)$$

これから、式（８７）に代入すると次式となり、

【数１０９】

$$\sigma_\omega^2 = \frac{1}{L^2}\cdot(\hat{U}^2 + \sigma_U^2)\cdot\sigma_\delta^2 + \frac{\hat{\omega}^2}{\hat{U}^2}\cdot\sigma_U^2 \qquad (89)$$

ここで、σ_Uおよびσ_δは、縦速度Ｕおよび操舵角δの誤差分散である。

【００６６】

一定回転半径Ｒに対して、式（２）から、$C=C_0$であり、式（１３）、（８８）から、ニュートラルステア条件に対して、

【数１１０】

$$C_0 = \frac{\omega}{U} = \frac{\delta}{L} \qquad (90)$$

これから、曲率誤差分散

【数１１１】

$$\sigma_{C0}^2$$

と、操舵角誤差分散

【数１１２】

$$\sigma_\delta^2$$

との関係は、次式で与えられる。

【数１１３】

$$\sigma_{C0}^2 = \frac{1}{L^2}\sigma_\delta^2 \qquad (91)$$

【００６７】

操舵角センサ５８は、様々な方法で実現することができ、それに限定はされないが、操舵シャフトの回転、またはステアリングボックスへの入力、例えばラックピニオンステアリングボックスのピニオンを計測するように適合された、角度位置センサー例えば、シャフトエンコーダ、回転ポテンショメータまたは回転トランスフォーマー／シンクロー；あるいはラックピニオンステアリングボックスのラックの位置を計測するように適合された、リニア位置センサが挙げられる。操舵角センサ５８は、別の車両制御システム、例えば道路追従制御システムまたはサスペンション制御システムと共有することもできる。操舵角センサ５８は、ヨーレートセンサ１６を補完するために使用することができるとともに、車両操作に関する独立の情報を有益に提供することができる。さらに、それぞれがヨー角の測度を生成するために使用される場合に、ジャイロスコープヨーレートセンサ１６は、操舵角センサ５８よりも車両操作に対してより正確かつ感度が高いのにもかかわらず、操舵角δ計測誤差は、関連するヨーレートω計測誤差が車両速度に関係するジャイロスコープヨーレートセンサ１６と比較して、縦速度Ｕとは実質的に独立である。

【００６８】

操舵角δ計測値に関連する曲率誤差分散は、その下では一方の計測が他方よりもより正確である条件を識別するために、ヨーレートωに関連するものと比較することができる。ジャイロスコープヨーレートセンサ１６で計測されたヨーレートωの誤差分散は以下のように与えられる。

【数１１４】

$$\sigma_\omega^2 = E\left[(\omega_m - b_m - \omega + b)^2\right] = E\left[(\omega_m - \omega)^2 + (b_m - b)^2 + 2(\omega_m - \omega)(b_m - b)\right] \qquad (92)$$

$$\sigma_\omega^2 = E\left[(\omega_m - \omega)^2\right] + E\left[(b_m - b)^2\right] + 2E\left[(\omega_m - \omega)(b_m - b)\right] \qquad (93)$$

$$\sigma_\omega^2 = \sigma_{\omega m}^2 + \sigma_b^2 \qquad (94)$$

ここで、ωは真のヨーレート、ω_mはヨーレート計測値、ｂはドリフトを含むジャイロバイアス、b_mは平均ジャイロバイアスである。

【００６９】

ヨーレートωの曲率誤差分散

【数１１５】

$$\sigma_{c0}^2$$

は、以下に説明する式（９７）によって与えられる。式（９１）および式（９７）を等式化し、式（９４）から

【数１１６】

$$\sigma_\omega^2$$

を代入することによって、操舵角δ計測値に関連する曲率誤差分散は、ヨーレートω計測値に関連する曲率誤差分散と、以下の条件において等しくなる。

【数１１７】

$$U = \frac{L \cdot \sigma_\omega}{\sigma_\delta} = \frac{L\sqrt{(\sigma_{\omega m}^2 + \sigma_b^2)}}{\sigma_\delta} \qquad (95)$$

【００７０】

式（９５）は、スイッチング曲線一例えば、図１７に示すように、

【数１１８】

$$\sigma_{\omega m}^2 = 1.68 \times 10^{-5}$$

、ｂｍ＝２．５９２６、Ｌ＝３．２メートルである一を定義しており、このスイッチング曲線は、一態様において、道路曲率パラメータを求める場合に、操舵角δまたはヨーレートωのいずれを使用するかを決定するのに使用することができる。例えば、図１８を参照すると、ステップ（５０２）において、車両１２の縦速度Ｕは速度センサ１８から読み取られる。次いで、ステップ（１８０２）において、縦速度Ｕが速度閾値U^Tよりも大きい場合には、道路曲率パラメータはヨーレートωを用いて求められ、ここで速度閾値U^Tパラメータは式（９５）によって与えられ、図１７に操舵角δ計測値の誤差分散

【数１１９】

$$\sigma_\delta^2$$

の関数として示してあり、その後者は所与の操舵角センサ５８に対して一定であると仮定される。より詳細には、ステップ（１８０２）から、車両１２のヨーレートωが、ヨーレートセンサ１６から読み取られ、ステップ（５０６）において、道路曲率パラメータC_0、C_1が、（Ｕ，ω）から上述のように推定される。

【００７１】

そうではなく、ステップ（１８０２）から、車両１２の縦速度Ｕが速度閾値U^Tよりも小さい場合には、ステップ（１８０４）において、操舵角δが操舵角センサ５８から読み取られ、次いで、ステップ（１８０６）において、道路曲率パラメータC_0、C_1が（Ｕ

，ω）から推定され、ここで第１のカルマンフィルタ５２（ホスト状態フィルタ）へのヨーレートω計測値入力は、式（８４）を用いて操舵角δおよび縦速度Ｕから求めることができる。縦速度Ｕが速度閾値U^Tに等しい場合には、ステップ（５０６）およびステップ（１８０６）からの道路曲率パラメータC_0、C_1の推定値は、同一の誤差分散を有することになり、いずれの推定値でも使用することができる。

【００７２】

道路曲率推定サブシステム４２の関連する第２のカルマンフィルタ５４、すなわち曲率フィルタ、によって使用される道路曲率パラメータC_0およびC_1の誤差分散および共分散は、一般に、１／Ｕの量に依存し、ここでＵは車両１２の縦速度である。Ｕがガウスの確率変数である場合に、１／Ｕの厳密な平均および分散に対する解析解は現在、知られていない。その代わりに、Ｕの分散

【数１２０】

$$\sigma_U^2$$

は、実質的にほとんどの場合に、実質的にＵよりも小さいので、Ｕは非確率（non-random）変数と仮定することができる。

【００７３】

したがって、道路曲率パラメータC_0およびC_1の分散および共分散の様々な項目は以下のように導くことができる。

【数１２１】

$$\sigma_{c0}^2 = E\{[\frac{\omega}{U} - \hat{\omega}\cdot(\frac{1}{U})]^2\} = E\{\omega^2\cdot\frac{1}{U^2} - 2\cdot\omega\cdot\frac{1}{U}\cdot\hat{\omega}\cdot(\frac{\hat{1}}{U}) + \hat{\omega}^2\cdot(\frac{\hat{1}}{U})^2\} \quad (96)$$

$$\sigma_{c0}^2 = E[\omega^2]\cdot E[\frac{1}{U^2}] - E[\omega]^2\cdot E[\frac{1}{U}]^2 \approx \frac{\sigma_\omega^2}{U^2} \quad (97)$$

$$\sigma_{c1}^2 = \{[\frac{\dot{\omega}}{U^2} - \frac{\omega\dot{U}}{U^3} - E(\frac{\dot{\omega}}{U^2}) + E(\frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^3})]^2\} \quad (98)$$

$$\sigma_{c1}^2 = E[(\frac{\dot{\omega}}{U^2} - \frac{\omega\dot{U}}{U^3})^2] - [E(\frac{\dot{\omega}}{U^2}) - E(\frac{\omega\dot{U}}{U^3})]^2 \quad (99)$$

$$\sigma_{c1}^2 = E[\frac{\dot{\omega}^2}{U^4} - 2\frac{\omega\cdot\dot{\omega}\cdot\dot{U}}{u^5} + \frac{\omega^2\cdot\dot{U}^2}{U^6}] - \{[E(\frac{\dot{\omega}}{U^2})]^2 - 2E(\frac{\dot{\omega}}{U^2})E(\frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^3}) + [E(\frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^3})]^2\} \quad (100)$$

$$\sigma_{c1}^2 = \frac{E(\dot{\omega}^2) - \hat{\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^4} - 2\cdot\frac{\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^5}\cdot E(\omega\cdot\dot{\omega} - \hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}) + \frac{(\hat{\omega}^2 + \sigma_\omega^2)\cdot(\hat{\dot{U}}^2 + \sigma_{\dot{U}}) - \hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}^2}{\hat{U}^6} \quad (101)$$

【００７４】

【数１２２】

$$\sigma_{c1}^2 = \frac{\sigma_{\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^4} + \frac{\hat{\omega}^2\sigma_{\dot{U}}^2 + \hat{\dot{U}}^2\,\sigma_{\omega}^2 + \sigma_{\omega}^2\sigma_{\dot{U}}^2}{\hat{U}^6} - 2\frac{\hat{\dot{U}}\sigma_{\omega\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^5} \tag{102}$$

$$\sigma_{\dot{C}}^2 = E\{[\frac{\dot{\omega}}{U} - \frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^2} - E(\frac{\dot{\omega}}{U}) + E(\frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^2})]^2\} \tag{103}$$

$$\sigma_{\dot{C}}^2 = E[(\frac{\dot{\omega}}{U} - \frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^2})^2] - [E(\frac{\dot{\omega}}{U}) - E(\frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^2})]^2 \tag{104}$$

$$\sigma_{\dot{C}}^2 = \frac{E(\dot{\omega}^2) - \hat{\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^2} - 2\frac{\hat{\dot{U}}(E(\omega\cdot\dot{\omega} - \hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}})}{\hat{U}^3} + \frac{E(\omega^2\cdot\dot{U}^2) - \hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}^2}{\hat{U}^4} \tag{105}$$

$$\sigma_{\dot{C}}^2 = \frac{\sigma_{\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^2} + \frac{\hat{\omega}^2\cdot\sigma_{\dot{U}}^2 + \hat{\dot{U}}^2\cdot\sigma_{\omega}^2 + \sigma_{\omega}^2\cdot\sigma_{\dot{U}}^2}{\hat{U}^4} - 2\frac{\hat{\dot{U}}\cdot\sigma_{\omega\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^3} \tag{106}$$

$$\sigma_{C_0C_1}^2 = E[(C_0 - \hat{C}_0)\cdot(C_1 - \hat{C}_1)] = E[(\frac{\omega}{U} - \frac{\hat{\omega}}{\hat{U}})\cdot(\frac{\dot{\omega}}{U^2} - \frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^3} - \frac{\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^2} + \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3})] \tag{107}$$

【００７５】

【数１２３】

$$\sigma_{C_0C_1}^2 = \frac{E(\omega\cdot\dot{\omega})}{\hat{U}^3} - \frac{(\hat{\omega}^2 + \sigma_{\omega}^2)\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^4} - \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^3} + \frac{\hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^4} - \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^3} + \frac{\hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^4} + \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^3} - \frac{\hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^4} \tag{108}$$

$$\sigma_{C_0C_1}^2 = \frac{\sigma_{\omega\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^3} - \frac{\hat{\dot{U}}\sigma_{\omega}^2}{\hat{U}^4} \tag{109}$$

$$\sigma_{C_0\dot{C}}^2 = E[(C_0 - \hat{C}_0)\cdot(\dot{C} - \hat{\dot{C}})] = E[(\frac{\omega}{U} - \frac{\hat{\omega}}{\hat{U}})\cdot(\frac{\dot{\omega}}{U} - \frac{\omega\cdot\dot{U}}{U^2} - \frac{\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}} + \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^2})] \tag{110}$$

$$\sigma_{C_0\dot{C}}^2 = \frac{E(\omega\cdot\dot{\omega})}{\hat{U}^2} - \frac{(\hat{\omega}^2 + \sigma_{\omega}^2)\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3} - \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^2} + \frac{\hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3} - \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^2} + \frac{\hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3} + \frac{\hat{\omega}\cdot\hat{\dot{\omega}}}{\hat{U}^2} - \frac{\hat{\omega}^2\cdot\hat{\dot{U}}}{\hat{U}^3} \tag{111}$$

$$\sigma_{C_0\dot{C}}^2 = \frac{\sigma_{\omega\dot{\omega}}^2}{\hat{U}^2} - \frac{\hat{\dot{U}}\cdot\sigma_{\omega}^2}{\hat{U}^3} \tag{112}$$

【００７６】

図１９を参照すると、道路曲率推定サブシステム４２は、様々な方法で具現化することができる。一般に、道路曲率推定サブシステム４２は、ホスト状態フィルタ５２．１および曲率フィルタ５４．１を備え、ホスト状態フィルタ５２．１は車両速度および車両ヨーに応答する測度を処理して、ホスト車両１２の対応するホスト状態

【数１２４】

$$[\omega, \dot{\omega}, U, \dot{U}]$$

を求める。例えば、速度センサ１８は、車両１２の縦速度

【数１２５】

$$U_k^h$$

を車両速度の測度として提供し、ヨーレートセンサ１６または操舵角センサ５８のいずれか、または両方は、ヨーレート

【数１２６】

$$\omega_k^h$$

または操舵角

【数１２７】

$$\delta_k^h$$

のいずれか、または両方を車両ヨーの測度として提供し、ここで計測値のサンプルｋは、対応するサンプリング時間における、サンプリングデータシステムによって提供される。例えば、やはり図４に示してある一態様において、車両ヨーの測度は、ヨーレートセンサ１６からのヨーレート

【数１２８】

$$\omega_k^h$$

によって与えられ、ここでヨーレート

【数１２９】

$$\omega_k^h$$

および縦速度

【数１３０】

$$U_k^h$$

は、ホスト状態フィルタ５２．１の第１のカルマンフィルタ５２に直接、入力される。

【００７７】

別の態様においては、車両ヨーの測度は、図１８に示して上記において説明したプロセスに従って、縦速度

【数１３１】

$$U_k^h$$

の絶対値に応じて、ヨーレートセンサ１６からのヨーレート

【数１３２】

$$\omega_k^h$$

または操舵角センサ５８からの操舵角

【数１３３】

$$\delta_k^h$$

のいずれかによって与えられる。車両１２の縦速度Ｕが、速度閾値Ｕ^{T}より小さい場合には、ヨーレートプロセッサ６８ー例えば、信号プロセッサ２６内に具現化されるーは、第１のカルマンフィルタ５２への入力のための、ヨーレート

【数１３４】

$$\omega_k^h$$

を、例えば式（８５）および縦速度

【数１３５】

$$U_k^h$$

を使用して、操舵角

【数１３６】

$$\delta_k^h$$

から計算する。

【００７８】

そうではなく、車両の１２の縦速度Ｕが速度閾値U^T以上の場合には、ヨーレートセンサ１６からのヨーレート

【数１３７】

$$\omega_k^h$$

が第１のカルマンフィルタ５２に入力される。さらに別の態様においては、操舵角センサ５８およびヨーレートプロセッサ６８が、ヨーレートセンサ１６の便益なしに、使用される。さらに別の態様においては、操舵角センサ５８からの操舵角

【数１３８】

$$\delta_k^h$$

が第１のカルマンフィルタ５２に直接、入力される。さらに別の態様においては、車両１２の縦速度Ｕが、速度閾値U^Tよりも小さい場合には、操舵角５８センサ５８からの操舵角

【数１３９】

$$\delta_k^h$$

は、第１のカルマンフィルタ５２に直接、入力され、この第１のカルマンフィルタは、操舵角

【数１４０】

$$\delta_k^h$$

を関連する状態変数として使用するように適合されている。また、車両１２の縦速度Ｕが速度閾値U^T以上である場合には、ヨーレートセンサ１６からのヨーレート

【数１４１】

$$\omega_k^h$$

は第１のカルマンフィルタ５２に入力され、この第１のカルマンフィルタは、ヨーレート

【数１４２】

$$\omega_k^h$$

を関連する状態変数として使用するように適合されている。

【００７９】

一般に、ホスト状態フィルタ５２．１の関連する状態および分散の出力は、曲率推定器７０によって処理されて、道路曲率パラメータC_0、C_1の推定値およびそれに関連する誤差共分散が得られる。一般に、曲率推定器７０は、第１の曲率プロセッサ７２を含み、この第１の曲率プロセッサ７２は、ホスト状態フィルタ５２．１の関連する状態および共分散出力を、道路曲率パラメータC_0、C_1、または道路曲率推定サブシステム４２の出力として直接、使用されるか、または曲率フィルタ５４．１の第２のカルマンフィルタ５４に入力される、その他の関係する形態ー計測値ベクトル

【数１４３】

$$Z_k^C$$

およびその関連する共分散マトリックス

【数１４４】

$$\mathbf{R}_k^C$$

を含む一に変換し、その第２のカルマンフィルタの出力は、道路曲率推定サブシステム４２の出力として使用されるか、またはそれは、第２の曲率プロセッサ７４を使用して、道路曲率パラメータC_0、C_1およびその関連する共分散に変換される。例えば、第１の曲率プロセッサ７２および第２の曲率プロセッサ７４ならびに曲率推定器７０のホスト状態フィルタ５２．１は、信号プロセッサ２６内に具現することができる。

【００８０】

第１の態様によれば、曲率推定器７０は、第１の曲率プロセッサ７２および第２のカルマンフィルタ５４を備え、第１の曲率プロセッサ７２は、例えば式（２１）に従って、計測値ベクトル

【数１４５】

$$Z_k^C$$

として第２のカルマンフィルタ５４へ入力するために、ホスト状態

【数１４６】

$$[\omega, \dot{\omega}, U, \dot{U}]^{\mathrm{T}}$$

から道路曲率パラメータC_0、C_1を計算する。同様に、第１の曲率プロセッサ７２は、例えば、式（２１）、（２２）に従って、ホスト状態ベクトルの共分散

【数１４７】

$$\mathbf{P}_{k|k}^h$$

から計測値ベクトルの関連する共分散

【数１４８】

$$\mathbf{R}_k^C$$

を計算する。

【００８１】

関連する第２のカルマンフィルタ５４を図２０に示してあり、付録において参照する、関連するベクトルおよびマトリックスは次式によって与えられ、

【数１４９】

$$\underline{Z}_k^C = \begin{bmatrix} C_{0m} \\ C_{1m} \end{bmatrix}_k \qquad \mathbf{R}_k^C = \begin{bmatrix} \sigma_{C_0}^2 & \sigma_{C_0C_1}^2 \\ \sigma_{C_0C_1}^2 & \sigma_{C_1}^2 \end{bmatrix} \tag{113}$$

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \hat{U}_k T_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (\hat{U}_k T_k)^3/3 & (\hat{U}_k T_k)^2/2 \\ (\hat{U}_k T_k)^2/2 & \hat{U}_k T_k \end{bmatrix} \times q \tag{114}$$

ここで、$q = 6 \times 10^{-7}$、T_kはサンプリング時間間隔であり、関連するＲマトリックスの分散および共分散要素は、式（９７）、（１０２）、（１０９）によって与えられる。次いで、道路曲率推定サブシステム４２の出力は、第２のカルマンフィルタ５４の出力によって与えられる。また、曲率推定器７０の第１の態様を図４に示してあり、第１の曲率プロセッサ７２の動作は、その第１のカルマンフィルタ５２と第２のカルマンフィルタ５４の間の相互接続において暗黙的である。

【００８２】

曲率推定器７０の第２の態様は、第１の態様の修正形態であり、この場合には、第２のカルマンフィルタ５４は、関連するフィルタリングプロセスにおいてスライドウィンドを組み入れるように適合されている。スライドウィンドの長さは、ウィンドプロセスによる

過剰な遅延を避けるように適合されており、例えば、一態様においては、約５サンプルを含む。関連する第２のカルマンフィルタ５４の関連するベクトルおよびマトリックス－付録において参照される－は次式で与えられ、

【数１５０】

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & dL \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R}_k^C = \begin{bmatrix} mean(\sigma_{C_0}^2(k-L:k)) & mean(\sigma_{C_0C_1}^2(k-L:k)) \\ mean(\sigma_{C_0C_1}^2(k-L:k)) & mean(\sigma_{C_1}^2(k-L:k)) \end{bmatrix} \Big/ L \tag{115}$$

$$\underline{Z}_k^C = \begin{bmatrix} mean(C_{0m}(k-L:k)) \\ mean(C_{1m}(k-L:k)) \end{bmatrix}_k \qquad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (dL)^3/3 & (dL)^2/2 \\ (dL)^2/2 & dL \end{bmatrix} \times q \tag{116}$$

ここでＬはスライドウィンドの長さ、

【数１５１】

$$dL = mean(U(k-L:k)) \times \sum_{i=k-L}^{k} T_i$$

であり、またｑ＝２×１０$^{－７}$である。関連するＲマトリックスの分散および共分散は、式（９７）、（１０２）、（１０９）によって与えられる。

【００８３】

曲率推定器７０の第３の態様は、第２の態様の修正形態であり、スライドウィンドの長さＬは適応性である。例えば、ウィンド長さは、例えば以下の規則

【数１５２】

$$L_k = \min\left\{\max\left\{25 - floor\left[\left(\left|\hat{C}_{0_k-1}\right| + 33\left|\hat{C}_{1_k-1}\right|\right) \times 10^4\right], 1\right\}, L_{k-1} + 1\right\} \tag{117}$$

に従って、道路曲率パラメータＣ$_0$、Ｃ$_1$に応答性を有するように適合させることができる。このルールによって、道路の直線部分に対応して、Ｃ$_0$およびＣ$_1$の両方が比較的小さい場合に、より大きいウィンド長さ－例えば、２５サンプルの大きさ－が与えられる。ウィンド長さＬは、道路の曲線部または移行部に対応して、Ｃ$_0$またはＣ$_1$のいずれかが大きい場合に、小さくなる。さらに、急激な車両の操作に対応するために、ウィンド長さＬの後続の増加を１ステップ当たり１サンプルに限定することにより、操作が終了するときに、先行サンプルが曲率推定器７０からの出力に悪影響を与えないようにして、ウィンド長さＬを急激に減少させることができる。ウィンド長さＬが変化すると、第２のカルマンフィルタ５４内の関連するＦ、Ｑ、およびＲのマトリックスも変更される。

【００８４】

第４の態様によれば、曲率推定器７０は、第１の曲率プロセッサ７２、第２のカルマンフィルタ５４、および第２の曲率プロセッサ７４を含み、第１の曲率プロセッサ７２は、第２のカルマンフィルタ５４に計測値ベクトル

【数１５３】

$$Z_k^C$$

として入力するために、ホスト状態

【数１５４】

$$[\omega, \dot{\omega}, U, \dot{U}]^{\mathrm{T}}$$

から道路曲率パラメータＣ$_0$および

【数１５５】

$$\dot{C}$$

を計算し、第２の曲率プロセッサ７４は、第２のカルマンフィルタ５４の出力を、曲率推

定器７０の曲率推定値としてＣ$_0$および

【数１５６】

$$\mathbf{C_1} = \dot{C} / \hat{U}$$

に変換する。関連する第２のカルマンフィルタ５４を図２１に示してあり、付録において参照されている、関連するベクトルおよびマトリックスは、次式で与えられ、

【数１５７】

$$\underline{Z}_{Ck} = \begin{bmatrix} C_{0m} \\ \dot{C}_m \end{bmatrix}_k \qquad \mathbf{R}_{Ck} = \begin{bmatrix} \sigma^2_{C0} & \sigma^2_{C_0\dot{C}} \\ \sigma^2_{C_0\dot{C}} & \sigma^2_{\dot{C}} \end{bmatrix} \tag{118}$$

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & T_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} T_k^3/3 & T_k^2/2 \\ T_k^2/2 & T_k \end{bmatrix} \times q \tag{119}$$

ここでｑ＝０．０１、Ｔ$_k$はサンプリング時間間隔であり、関連するＲマトリックスの分散要素および共分散要素は、式（９７）、（１０６）、（１１２）によって与えられる。

【００８５】

曲率推定器７０の第５の態様は、第４の態様の修正形態であり、この場合には第２のカルマンフィルタ５４は、関連するフィルタリングプロセスにスライドウィンドを組み入れるように適合されている。スライドウィンドの長さは、ウィンドプロセスによって生じる過剰な遅延を避けるように適合されており、例えば、一態様においては、約５サンプルを含む。関連する第２のカルマンフィルタ５４の関連するベクトルおよびマトリックス一付録において参照一は、次式によって与えられ、

【数１５８】

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & dL \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{R}_{Ck} = \begin{bmatrix} mean(\sigma^2_{C0}(k-L:k)) & mean(\sigma^2_{C_0\dot{C}}(k-L:k)) \\ mena(\sigma^2_{C_0\dot{C}}(k-L:k)) & mean(\sigma^2_{\dot{C}}(k-L:k)) \end{bmatrix} \Big/ L \tag{120}$$

$$\underline{Z}_{Ck} = \begin{bmatrix} mean(C0_m(k-L:k)) \\ mean(\dot{C}_m(k-L:k)) \end{bmatrix}_k \qquad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (dL)^3/3 & (dL)^2/2 \\ (dL)^2/2 & dL \end{bmatrix} \times q \tag{121}$$

ここで、Ｌはスライドウィンド長さであり、

【数１５９】

$$dL = \sum_{i=k-L}^{k} T_i$$

であって、ｑ＝４×１０$^{-4}$である。関連するＲマトリックスの分散および共分散は、式（９７）、（１０６）、（１１２）によって与えられる。

【００８６】

曲率推定器７０の第６の態様は、第５の態様の修正形態であり、スライドウィンドの長さＬは適応性である。例えば、ウィンド長さは、例えば、式（１１７）の規則に従って、道路曲率パラメータＣ$_0$、Ｃ$_1$に応答性を有するように適合させることができる。この規則によって、Ｃ$_0$およびＣ$_1$の両方が、例えば、道路の直線区間に対応して、比較的小さい場合に、より大きなウィンド長さＬ一例えば、２５サンプルの大きさ一が得られる。ウィンド長さＬは、道路の曲線部または移行部に対応してＣ$_0$またはＣ$_1$のいずれかが大きい場合に、小さくなる一例えば、１サンプルの大きさになる。さらに、急激な車両の操作に対応するために、ウィンド長さＬの後続の増加を１ステップ当たり１サンプルに限定することにより、操作が終了するときに先行サンプルが曲率推定器７０からの出力に悪影響

を与えないようにして、ウィンド長さＬを急激に減少させることができる。ウィンド長さＬが変化すると、第２のカルマンフィルタ５４内の関連するＦ、Ｑ、およびＲのマトリックスも変更される。

【００８７】

第７の態様によれば、曲率推定器７０は第１の曲率プロセッサ７２を含み、この第１の曲率プロセッサは、第２のカルマンフィルタ５４を使用することなく、道路曲率推定サブシステム４２の出力として、ホスト状態

【数１６０】

$$[\omega,\ \dot{\omega},\ U,\ \dot{U}\ ]^{T}$$

から道路曲率パラメータC_0、C_1を計算する。

第８の態様によれば、曲率推定器７０は、第１の曲率プロセッサ７２を含み、この第１の曲率プロセッサは、ホスト状態フィルタ５２．１からのホスト状態

【数１６１】

$$[\omega,\ \dot{\omega},\ U,\ \dot{U}\ ]^{T}$$

の軌跡のカーブフィットによって、クロソイドモデルの道路曲率パラメータC_0、C_1を求める。ホスト車両１２の位置、速度および加速度の各成分は、以下のように計算される。

【数１６２】

$$\theta_k = \theta_{k-1} + \omega_{k-1}\cdot T + \dot{\omega}_{k-1}\cdot T^2/2 \qquad (122)$$

$$x_k = x_{k-1} + \cos\theta_k \cdot (U_{k-1}\cdot T + \dot{U}_{k-1}\cdot T^2/2) \qquad (123)$$

$$y_k = y_{k-1} + \sin\theta_k \cdot (U_{k-1}\cdot T + \dot{U}_{k-1}\cdot T^2/2) \qquad (124)$$

$$\dot{x}_k = U_k \cdot \cos\theta_k \qquad (125)$$

$$\ddot{x}_k = \dot{U}_k \cdot \cos\theta_k + U_k \cdot \omega_k \cdot \sin\theta_k \qquad (126)$$

$$\dot{y}_k = U_k \cdot \sin\theta_k \qquad (127)$$

$$\ddot{y}_k = \dot{U}_k \cdot \sin\theta_k + U_k \cdot \omega_k \cdot \cos\theta_k \qquad (128)$$

【００８８】

次いで、クロソイドモデルおよび式（８）から、以下を得る。

【数１６３】

$$y_k = (\frac{x_k^2}{2})\cdot C_0 + (\frac{x_k^3}{6})\cdot C_1 \qquad (129)$$

$$\dot{y}_k = (x_k \cdot \dot{x}_k)\cdot C_0 + (x_k^2 \cdot \frac{\dot{x}_k}{2})\cdot C_1 \qquad (130)$$

$$\ddot{y}_k = (\dot{x}_k^2 + x_k \cdot \ddot{x}_k)\cdot C_0 + (x_k \cdot \dot{x}_k^2 + x_k^2 \cdot \frac{\ddot{x}_k}{2})\cdot C_1 \qquad (131)$$

式（１２２）から（１２９）までを使用して、x_k、y_kおよびそれらの微分を求めた後に、式（１２９）から（１３１）を使用して、カーブフィットによって道路曲線パラメータC_0、C_1について解を求め、この場合に、サンプリングデータポイント－例えば、一態様においては１２サンプルポイント－を使用してカーブフィットに使用するための関連するカーブの平滑さを向上させる。

【００８９】

曲率推定器７０の第９の態様は、第８の態様の修正形態であり、ここでスライドウィンドの長さＬは適応性である。例えば、ウィンド長さは、例えば、以下の式に従って、道路曲率パラメータC_0、C_1に応答するように適合させることができる。
【数１６４】

$$L_k = \min\left\{\max\left\{25 - floor\left[\left(\left|C0_m(k)\right| + 33\left|C1_m(k)\right|\right) \times 7000\right], 2\right\}, L_{k-1}+1\right\} \qquad (132)$$

この規則によって、C_0およびC_1の両方が、例えば、道路の直線区間に対応して、比較的小さい場合に、より大きなウィンド長さＬ－例えば、２５サンプルの大きさ－が得られる。ウィンド長さＬは、道路の曲線部または移行部に対応してC_0またはC_1のいずれかが大きい場合に、小さくなる－例えば２サンプルの大きさになる。さらに、急激な車両の操作に対応するために、ウィンド長さＬの後続の増加を１ステップ当たり１サンプルに限定することにより、操作が終了するときに、先行サンプルが曲率推定器７０からの出力に悪影響を与えないようにして、ウィンド長さＬを急激に減少させることができる。
【００９０】
道路曲率推定サブシステム４２の上記の第１から第９の態様は、道路曲率のクロソイドモデルに基づいており、この場合に、道路曲率Ｃは、道路に沿った経路長に対して線形に変化することが特徴であるとともに、（例えば、直線、円形または概して曲線の）異なる種類の道路が、クロソイド道路曲率パラメータC_0、C_1の異なる値によって表わされる。クロソイドモデルは、直線（$C_0=C_1=0$）および円形（$C_1=0$）の道路区間に対して、より単純な形態に帰する。道路曲率推定サブシステム４２の異なる態様を異なる条件下で使用することができる。例えば、ヨーレートセンサ１６のサンプリング速度が比較的小さい、予測衝突検知システム１０の一態様において、曲率推定器７０の第７の態様は、ホスト車両１２の縦速度Ｕが閾値、例えば約１１ｍ／ｓｅｃよりも大きい場合に使用され、曲率推定器７０の第９の態様は、より高速において使用される。平均予測誤差と平均予測距離の比は、曲率推定器７０の様々な態様を比較、評価するのに使用することができる。
【００９１】
一般に、高速型道路は、それぞれが異なる道路モデルで表わされる、異なる種類の相互接続道路区間の集合としてモデル化することができる。例えば、図２２は、直線経路－$C=0$で表わされる－を有する直線の第１の道路区間７６が、３次式経路－クロソイドモデル$C=C_0+C_1x$で表わされる－を有する曲線第２道路区間７８に接続され、さらに２次曲線経路－$C=C_0$で表わされる－を有する第３の道路区間８０に接続されているのを示す。
図２３を参照すると、道路曲率推定サブシステム４２の第１０の態様によれば、異なる種類の道路が、単一の包括的クロソイドモデルを使用するのではなく、異なるモデルで表わされ、それによって、少ない自由度のために、クロソイドモデルの１つまたは２つ以上の係数を拘束することで得られる、少ない自由度を有するモデルによって特徴づけられる道路区間に対して、推定精度の向上が得られる。例えば、直線道路区間７６に対して、クロソイドモデルは、$y=0$の経路式に対応して、$C=0 \rightarrow C_0=C_1=0$となり、２次曲線道路区間８０に対しては、クロソイドモデルは、経路方程式
【数１６５】

$$y = \frac{1}{2}C_0x^2$$

に対応して、$C=C_0$となる。したがって、道路は、多重モデルシステム８２によって表わされ、この場合には、特定の道路区間は、有限の数ｒのモデルの１つによって特徴づけられる。例えば、図２３において、多重モデルシステム８２には、$r=3$モデルが組み込まれて、それぞれのモデルは、別個の対応する曲率推定器７０．１、７０．２、７０．３内に具現される。

【００９２】
各曲率推定器７０．１、７０．２、７０．３は、全体的に、図１９に示すように構築されており、ホスト状態フィルタ５２．１の出力を処理するように適合されている。図２３では、曲率推定器７０．１、７０．２、７０．３のすべてに対して共通のホスト状態フィルタ５２．１を示してあるが、異なる曲率推定器７０．１、７０．２、７０．３は、対応するホスト状態フィルタ５２．１の異なる態様を利用することもでき、例えば、ホスト状態フィルタ５２．１の一態様ではヨーレートセンサ１６のみが使用され、別の態様では、ヨーレートセンサ１６と操舵角センサ５８とが使用される。例えば、第１の曲率推定器７０．１には、直線道路モデルが組み込まれ、第２の曲率推定器７０．２には、円形アークまたは２次曲線道路モデルが組み込まれ、第３の曲率推定器７０．３には、一般高速型道路に適したクロソイド道路モデルが組み込まれる。
【００９３】
より詳細には、直線道路モデルは、以下の特徴がある。
【数１６６】

$$C = 0 \Rightarrow (C_0 = 0 \text{ and } C_1 = 0) \qquad (133)$$

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad (134)$$

円形アークまたは２次曲線道路モデルは、以下の特徴がある。
【数１６７】

$$C = C_0 \Rightarrow (C_1 = 0) \qquad (135)$$

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (\hat{U}_k T_k)^3/3 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \times q \qquad (136)$$

ここで、T_k はサンプリング周期、
【数１６８】

$$\hat{U}_k$$

は推定ホスト速度であり、ｑ＝０．０００５である。
【００９４】
クロソイド道路モデルは以下の特徴があり、
【数１６９】

$$C = C_0 + C_1 \cdot l \qquad (137)$$

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \hat{U}_k T_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} (\hat{U}_k T_k)^3/3 & (\hat{U}_k T_k)^2/2 \\ (\hat{U}_k T_k)^2/2 & \hat{U}_k T_k \end{bmatrix} \times q \qquad (138)$$

ここで、T_k はサンプリング周期であり、
【数１７０】

$$\hat{U}_k$$

は推定ホスト速度であり、ｑ＝０．００２５である。
多重モデルシステム８２は、連続（ノイズ）不確定性ならびに不連続（「モデル」または「モード」）不確定性の両方を有し、そのためにハイブリッドシステムと呼ばれる。多重モデルシステム８２は、ベース状態モデル、モード状態、およびモードジャンププロセスによって特徴づけられると仮定される。
【００９５】

ベース状態モデルは以下のように特徴づけられると仮定される。

【数１７１】

$$x(k) = F[M(k)]x(k-1) + v[k-1, M(k)] \quad (139)$$

$$z(k) = H[M(k)]x(k) + w[k, M(k)] \quad (140)$$

ここで、Ｍ（ｋ）は、ｋで終了するサンプリング周期中に有効である、時間ｋにおけるモードを表わす。

モード状態、またはモードは、ｒ個の可能性のあるモードの１つと仮定され、

【数１７２】

$$M(k) \in \{M_j\}^r_{j=1} \quad (141)$$

ここで、システムの構造および／または関連するノイズ成分の統計は、以下のように、異なるモードに対して異なる可能性がある。

【数１７３】

$$F[M_j] = F_j \quad (142)$$

$$v(k-1, M_j) \sim N(u_j, Q_j) \quad (143)$$

１つのモードから別のモードへの移行を支配する、モードジャンププロセスは、以下のように、既知の移行確率を有するマルコフ連鎖によって特徴づけられると仮定される。

【数１７４】

$$P\{M(k) = M_j \mid M(k-1) = M_i\} = p_{ij} \quad (144)$$

【００９６】

曲率推定器７０．１、７０．２、７０．３は並列に動作し、そこからの出力は、曲率プロセッサ８４ーこれは、例えば、信号プロセッサ２６内に具現することができるーと動作可能に結合されており、この曲率プロセッサは、相互作用（interacting）多重モデルアルゴリズム２４００（ＩＭＭ）に従って、道路曲率の単一の推定値と関連する共分散とを生成する。一般に、相互作用多重モデルアルゴリズム２４００は、中程度の計算複雑性を伴う操作（maneuvering）ターゲットまたは非操作（non-maneuvering）ターゲットの一方または両方を追跡するのに有用であり、ここで操作は、基礎となるマルコフ連鎖によって支配されるターゲット状態モデルのスイッチングとしてモデル化される。異なる状態モデルは、異なる構造を有することが可能であり、異なる状態モデルの関連するプロセスノイズの統計は、異なるものとすることができる。相互作用多重モデルアルゴリズム２４００は、完全ベイズフィルタ（exact Bayesian filter）と同様に動作するが、必要とする計算能力は実質的に少ない。各モデルは、相互作用多重モデルアルゴリズムに従って、曲率プロセッサ８４によって処理される、対応するフィルタを有する。

【００９７】

図２４を参照すると、相互作用多重モデルアルゴリズム２４００は、ステップ（２４０２）において、各モード条件フィルタ（mode conditioned filter）の現在サイクルにおける初期化と共に開始され、モード条件推定値と先行サイクルの共分散とが、混合確率を用いて混合される。各フィルタは、各サイクルの開始において、混合推定値を使用し、混合は、モデル間のスイッチングの確率によって求められる。各モデル、すなわちｊ＝１，．．．，ｒに対してのフィルタｊの初期推定値および共分散は、次式で与えられる。

【数１７５】

$$\hat{x}^{0j}(k-1|k-1)=\sum_{i=1}^{r}\hat{x}^{i}(k-1|k-1)\cdot\mu_{i|j}(k-1|k-1) \quad (145)$$

$$P^{0j}(k-1|k-1)=\sum_{i=1}^{r}\mu_{i|j}(k-1|k-1)\cdot\{P^{i}(k-1|k-1)+ [\hat{x}^{i}(k-1|k-1)-\hat{x}^{0j}(k-1|k-1)]\cdot[\hat{x}^{i}(k-1|k-1)-\hat{x}^{0j}(k-1|k-1)]'\} \quad (146)$$

【００９８】

次いで、ステップ（２４０４）において、モード条件状態は、各モデル、すなわちｊ＝１，．．．，ｒに対して、ｊ番モードM_j（ｋ）にマッチングされたカルマンフィルタによって伝播されて、時間ｋにおける状態

【数１７６】

$$x^{j}(k|k\text{-}1)$$

および共分散

【数１７７】

$$P^{j}(k|k\text{-}1)$$

を得る。

次いで、ステップ（２４０６）において、それぞれのモードに対する、伝播されたモード条件推定値および共分散が結合されて、以下が得られる。

【数１７８】

$$\hat{x}(k|k-1)=\sum_{j=1}^{r}\hat{x}^{j}(k|k-1)\mu_{j}(k-1) \quad (147)$$

$$P(k|k-1)= \sum_{j=1}^{r}\mu_{j}(k-1)\{P^{j}(k|k-1)+[\hat{x}^{j}(k|k-1)-\hat{x}(k|k-1)][\hat{x}^{j}(k|k-1)-\hat{x}(k|k-1)]'\} \quad (148)$$

【００９９】

次いで、ステップ（２４０８）において、ｒ個の並列フィルタのそれぞれに対して、状態推定値および共分散が計算され、有効なモードに条件づけされ、かつ対応するモード尤度関数に条件づけされる。ｊ番目モード、M_j（ｋ）にマッチングされたカルマンフィルタは、計測値ｚ（ｋ）を使用して、状態

【数１７９】

$$x^{j}(k|k)$$

および共分散

【数１８０】

$$P^{j}(k|k)$$

を与え、それによってフィルタｊに対応する尤度関数が次式で得られる。

【数１８１】

$$\Lambda_{j}(k)=N[z(k);z_{j}(k|k-1),S_{j}(k)] \quad (149)$$

【０１００】

次いで、ステップ（２４１０）において、モデル確率μ_j（ｋ）は、各モード、すなわ

ちｊ＝１，．．．，ｒに対して並列に更新されて、各モデルが正しいことの尤度が得られる。混合確率は、（ｉ，ｊ＝１，．．．，ｒ）に対する（ｉ，ｊ）のすべての組合せについて、以下のように計算される。
【数１８２】

$$\mu_{i|j}(k-1|k-1)=\frac{1}{\bar{c}_j}p_{ij}\mu_i(k-1) \tag{150}$$

但し

$$\bar{c}_j=\sum_{i=1}^{r}p_{ij}\mu_i(k-1) \tag{151}$$

次いで、モード確率が、各モード、すなわちｊ＝１，．．．，ｒに対して、以下のように更新される。
【数１８３】

$$\mu_j(k)=\frac{1}{c}\Lambda_j(k)\bar{c}_j \tag{152}$$

$$c=\sum_{j=1}^{r}\Lambda_j(k)\bar{c}_j \tag{153}$$

【０１０１】
次いで、ステップ（２４１２）において、全体状態推定値および共分散－相互作用多重モデルアルゴリズム２４００の出力－が、モデル条件状態推定値と共分散を以下のように結合して計算される。
【数１８４】

$$\hat{x}(k|k)=\sum_{j=1}^{r}\hat{x}^j(k|k)\mu_j(k) \tag{154}$$

$$P(k|k)=\sum_{j=1}^{r}\mu_j(k)\{P^j(k|k)+[\hat{x}^j(k|k)-\hat{x}(k|k)][\hat{x}^j(k|k)-\hat{x}(k|k)]'\} \tag{155}$$

【０１０２】
関連する３つのモード条件カルマンフィルタのそれぞれに対して、相互作用多重モデルアルゴリズム２４００曲率フィルタへの入力として使用される、計測値およびそのノイズ共分散は、次式で与えられ、
【数１８５】

$$\begin{bmatrix}C_{0m}\\C_{1m}\end{bmatrix}_k=\begin{bmatrix}\dfrac{\hat{\omega}_k}{\hat{U}_k}\\[2ex]\dfrac{\hat{\dot{\omega}}_k}{\hat{U}_k^2}-\dfrac{\hat{\omega}_k\hat{\dot{U}}_k}{\hat{U}_k^3}\end{bmatrix}, \tag{156}$$

$$R_{Ck}=J_{CX}P_{k|k}J_{CX}^T \tag{157}$$

ここで、
【数１８６】

$$P_{k|k}$$

はホストフィルタからの状態誤差共分散マトリックスであり、J_{CX}は次式で与えられるヤコビアンマトリックスである。

【数１８７】

$$J_{CX}=\begin{bmatrix} -\frac{\hat{\omega}_k}{\hat{U}_k^2} & 0 & \frac{1}{\hat{U}_k} & 0 \\ -\frac{2\hat{\dot{\omega}}_k}{\hat{U}_k^3}+\frac{3\hat{\omega}_k\hat{\dot{U}}_k}{\hat{U}_k^4} & -\frac{\hat{\omega}_k}{\hat{U}_k^3} & -\frac{\hat{\dot{U}}_k}{\hat{U}_k^3} & \frac{1}{\hat{U}_k^2} \end{bmatrix} \tag{158}$$

【０１０３】

マルコフモデルは、各走査時間において、ターゲットがモード状態ｉから状態ｊに移行する確率ｐ $_{ij}$ があると仮定することによって、実現される。これらの確率は、事前に既知であり、例えば、以下のようなモデル確率移行マトリックスとして表わすことができると仮定される。

【数１８８】

$$P_{trans}=\text{旧状態}\overset{\text{新状態}}{\begin{matrix} & 1 & 2 & 3 \\ 1 & p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ 2 & p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ 3 & p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{matrix}}=\begin{bmatrix} 0.95 & 0.01 & 0.04 \\ 0.07 & 0.75 & 0.18 \\ 0.17 & 0.16 & 0.67 \end{bmatrix} \tag{159}$$

【０１０４】

図１および図２５を参照すると、道路曲率推定サブシステム４２’の別の態様によれば、予測衝突検知システム１０は、信号プロセッサ２６に動作可能に結合された、車両ナビゲーションシステム８６および関連するマップシステム８８をさらに含む。例えば、車両ナビゲーションシステム８６はＧＰＳナビゲーションシステムを含み、このＧＰＳナビゲーションシステムは、少なくとも、道路面上の現在車両位置を指示する２次曲線車両位置測度

【数１８９】

$$\underline{Z}_k^g$$

例えば、関連する誤差共分散

【数１９０】

$$\underline{\mathbf{R}}^g=\mathrm{cov}\left(\underline{Z}_k^g\right)$$

を有する、

【数１９１】

$$\underline{Z}_k^g=[x,y]$$

を提供し、ここで、ｘおよびｙは車両の世界絶対座標、例えば、世界測地システムＷＧＳ（world geodetic system）の緯度と経度である。車両ナビゲーションシステム８６は、また、標高および時間情報、および／または計測値の関連する速度を提供することもできる。

【０１０５】

車両位置測度

【数１９２】

$$\underline{Z}_k^g$$

は、マップシステム８８と一緒に使用されて、ホスト車両１２に対する道路の位置および曲率座標を特定し、ここでマップシステム８８には、絶対座標系におけるディジタルマップデータベースと、ホスト車両１２がその上に位置する道路の一世界絶対座標における一車両位置測度

【数１９３】

$$\underline{Z}_k^g$$

を、上記の道路曲率およびターゲット状態推定に使用された座標系における、ホスト絶対座標に変換するためのアルゴリズムとが組み込まれている。したがって、マップシステム８８は、以下の変換を行い、

【数１９４】

$$[\underline{X}^c, \underline{Y}^c, \underline{C}^R] = f^M(x, y) \qquad (160)$$

ここで、（ｘ，ｙ）は、車両ナビゲーションシステム８６からの車両位置測度

【数１９５】

$$\underline{Z}_k^g$$

の世界絶対座標であり、

【数１９６】

$\underline{X}^c$ および $\underline{Y}^c$

は、［ｘ，ｙ］に最も近い道路の中心の座標を包含するベクトルであり、

【数１９７】

$$\underline{C}^R$$

は、ベクトル

【数１９８】

$\underline{X}^c$ および $\underline{Y}^c$

における道路中心点座標に対応する曲率パラメータを包含する配列である。

【０１０６】

したがって、

【数１９９】

$$[\underline{X}^c(i), \underline{Y}^c(i)]$$

は、道路の中心上のポイントを表わし、

【数２００】

$$\underline{C}^R(i) = [C^0, C^1]$$

は、そのポイントにおける道路の曲率パラメータを表わす。

【数２０１】

$\underline{X}^c$ および $\underline{Y}^c$

の誤差共分散は、

【数２０２】

$$\underline{\mathbf{R}}_m^g$$

であり、

【数２０３】

$$\underline{C}^R$$

の誤差共分散は、関連するマップデータにおけるノイズまたは誤差を表わす

【数２０４】

$$\underline{\mathbf{R}}_C^g$$

によって与えられる。マップシステム８８は、道路位置座標および関連する曲率パラメータ情報の両方を記憶するか、またはその情報が必要なときに、記憶された道路中心の位置座標から曲率パラメータを計算することができる。車両ナビゲーションシステム８６からのホスト車両１２位置と、ホストフィルタ５２．１から、または車両ナビゲーションシステム８６から、あるいはその両方からの情報に基づくホスト車両１２のヘディングが与えられると、世界絶対座標は、並進（translation）と回転の組合せによって、ホスト車両絶対座標に変換することができる。

【０１０７】

より詳細には、車両位置測度

【数２０５】

$$\underline{Z}_k^g$$

が与えられると、一態様においては、マップシステム８８は、関連するマップデータベースを使用して、以下の選択基準

【数２０６】

$$\left(\underline{Z}_k^g - \underline{Z}^r\right)\cdot \underline{\mathbf{R}}^g \cdot \left(\underline{Z}_k^g - \underline{Z}^r\right)^T \le T \qquad (161)$$

を満足する関連するマップデータベース内の道路を発見することによって、ホスト車両１２が存在する可能性が最も高い道路を特定し、ここで、Ｔは選択閾値、

【数２０７】

$$\underline{Z}^r$$

は、車両位置測度

【数２０８】

$$\underline{Z}_k^g$$

に最も近い道路上の点である。２つ以上の道路が選択基準を満足する場合には、別の道路曲率推定システム４２によって推定された曲率

【数２０９】

$$\hat{\underline{C}}_k^C = \begin{bmatrix} \widehat{C}_0 \\ \widehat{C}_1 \end{bmatrix}_{k|k}^C$$

とマップシステム８８のマップデータベースから予期される道路それぞれの曲率

【数２１０】

$$\underline{C}^{R}$$

とを比較することによって、最も可能性の高い道路が選択されるとともに、車両位置測度

【数２１１】

$$\underline{Z}_{k}^{g}$$

にもっと近い点の曲率

【数２１２】

$$\underline{C}^{R}$$

が、他方の曲率推定システム４２からの推定曲率

【数２１３】

$$\hat{\underline{C}}_{k}^{C}$$

に最も近い、マープデータベースからの道路が、マップデータベースからの最も可能性の高い道路として選択され、その最も近い点における関連する曲率は、以下のように与えられる。

【数２１４】

$$\underline{C}_{k|k}^{g} = \underline{C}^{R}$$

【０１０８】

図２５を参照すると、車両ナビゲーションシステム８６からのホスト車両１２の位置に最も近い道路上の点の、マップシステム８８からの曲率

【数２１５】

$$\underline{C}_{k|k}^{g}$$

は、対応する曲率フィルタ５４．１’の関連するカルマンフィルタ５４’に対する計測値として使用され、この計測値は、対応するマップベース道路曲率推定値

【数２１６】

$$\begin{bmatrix} \widehat{C}_0 \\ \widehat{C}_1 \end{bmatrix}_{k|k}^{C_g}$$

および関連する共分散

【数２１７】

$$\mathbf{P}_{k|k}^{C_g}$$

を生成するのに使用される。

【０１０９】

図２６を参照すると、道路曲率推定サブシステム４２’’の別の態様によれば、正常な運転条件下では、ターゲット車両２６は道路３４に追従すると仮定されるとの前提に基づいて、一レーダーセンサ１４によって計測される一ターゲット車両３６の関連する軌跡

【数２１８】

$$\begin{bmatrix} r \\ \dot{r} \\ \eta \end{bmatrix}_k^t$$

を使用して、道路３４の道路曲率の推定値を求めることができる。ｔ番目のターゲットの運動学は、以下に示す一定加速度運動力学方程式によって与えられると仮定し、これは補助フィルタ９０．１の拡張カルマンフィルタ９内に具現化され、

【数２１９】

$$\underline{x}_{k+1}^{at} = \mathbf{F}_k^{at} \cdot \underline{x}_k^{at} + \underline{w}_k^{at}, \qquad \underline{w}_k^{at} \sim N(0, \mathbf{Q}_k^{at}) \tag{162}$$

$$\underline{z}_k^{at} = \underline{h}_k^{at}\left(\underline{x}_k^{at}\right) + \underline{v}_k^{at}, \qquad \underline{v}_k^{at} \sim N(0, \mathbf{R}_k^{at}) \tag{163}$$

但し

$$\mathbf{F}_k^{at} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_1 \end{bmatrix}, \mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \ \underline{x}_k^{at} = \begin{bmatrix} x^{at} \\ \dot{x}^{at} \\ \ddot{x}^{at} \\ y^{at} \\ \dot{y}^{at} \\ \ddot{y}^{at} \end{bmatrix}_k \text{ and } \underline{z}_k^{at} = \begin{bmatrix} r \\ \dot{r} \\ \eta \end{bmatrix}_k^t \tag{164}$$

ここで、Ｔはサンプリング周期、上添え字(・)^{t}は特定のターゲットを表わし、上添え字(・)^{a}は、フィルタが補助であることを示すのに使用される。

【０１１０】

関連する計測関数

【数２２０】

$$\underline{h}_k^{at}$$

は非線形であり、次式で与えられる。

【数２２１】

$$\underline{h}_k^{at} = \begin{bmatrix} \sqrt{\left(x_k^{at}\right)^2 + \left(y_k^{at}\right)^2} \\ \dfrac{1}{\sqrt{\left(x_k^{at}\right)^2 + \left(y_k^{at}\right)^2}} \cdot \left(x_k^{at} \cdot \dot{x}_k^{at} + y_k^{at} \cdot \dot{y}_k^{at}\right) \\ \tan^{-1}\left(\dfrac{y_k^{at}}{x_k^{at}}\right) \end{bmatrix} \tag{165}$$

拡張カルマンフィルタ９０は、関連するヤコビアンマトリックスを使用して、非線形計測関数

【数２２２】

$$\underline{h}_k^{at}$$

の線型化を行い、ターゲット状態

【数２２３】

$$\hat{\underline{x}}^{at}_{k|k}$$

の推定値、およびそれに関連する誤差共分散

【数２２４】

$$\mathbf{P}^{at}_{k|k}$$

をもたらし、これらは、関連する計測プロセッサ９２によって変換され、それによって計測入力

【数２２５】

$$\underline{z}^{C_t}_{k}$$

および関連する誤差共分散

【数２２６】

$$\mathbf{R}^{C_t}_{k}$$

を、関連する曲率フィルタ９４．１の関連するカルマンフィルタ９４に供給する。計測入力

【数２２７】

$$\underline{z}^{C_t}_{k}$$

および関連する誤差共分散

【数２２８】

$$\mathbf{R}^{C_t}_{k}$$

は次式で与えられる。

【数２２９】

$$\underline{z}^{C_t}_{k} = \begin{bmatrix} \hat{y}^{at} \\ \hat{\dot{y}}^{at} \\ \hat{\ddot{y}}^{at} \end{bmatrix}_{k|k} \tag{166}$$

$$\mathbf{R}^{C_t}_{k} = \mathbf{P}^{at}_{y_{k|k}} \tag{167}$$

【０１１１】

関連する曲率フィルタ９４．１の関連するカルマンフィルタ９４のシステム方程式は、次式

【数２３０】

$$\underline{x}_{k+1}^{C_l} = \mathbf{F}_k^{C_l} \cdot \underline{x}_k^{C_l} + \underline{w}_k^{C_l}, \quad \underline{w}_k^{C_l} \sim N(0, \mathbf{Q}_k^{C_l}) \tag{168}$$

$$\underline{z}_k^{C_l} = \mathbf{H}^{C_l} \cdot \underline{x}_k^{C_l} + v_k^{C_l}, \quad v_k^{C_l} \sim N(0, \mathbf{R}_k^{C_l}) \tag{169}$$

但し

$$\mathbf{F}_k^{C_l} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t \cdot \hat{U} + \hat{\dot{U}} \cdot \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \underline{x}_k^{C_l} = \begin{bmatrix} B \\ C_0 \\ C_1 \end{bmatrix}_k \tag{170}$$

で与えられ、関連する計測マトリックス

【数２３１】

$$\mathbf{H}_k^{C_l}$$

は以下のように与えられる。

【数２３２】

$$\mathbf{H}_k^{C_l} = \begin{bmatrix} 1 & \dfrac{\left(\hat{x}^{at}\right)^2}{2} & \dfrac{\left(\hat{x}^{at}\right)^3}{6} \\ 0 & \hat{x}^{at}\hat{\dot{x}}^{at} & \dfrac{\left(\hat{x}^{at}\right)^2\hat{\dot{x}}^{at}}{2} \\ 0 & \hat{\dot{x}}^{at}\hat{\dot{x}}^{at} + \left(\hat{\dot{x}}^{at}\right)^2 & \hat{x}^{at}\left(\hat{\dot{x}}^{at}\right)^2 + \dfrac{\left(\hat{x}^{at}\right)^2\hat{\ddot{x}}^{at}}{2} \end{bmatrix}_{k|k} \tag{171}$$

【０１１２】

道路曲率推定サブシステム４２’’の補助フィルタ９２．１および曲率フィルタ９４．１は、付録に従って動作する。

図２７を参照すると、別の態様によれば、予測衝突検知システム１０．１は、複数の道路曲率推定サブシステム４２．１、４２．２、．．．、４２．Ｎを含み、これらのそれぞれは、上述した道路曲率推定サブシステム４２、４２’または４２’’の様々な態様のいずれか１つに従って、例えば、図４、１９、２３、２５、２６に示すように動作する。例えば、一態様においては、予測衝突検知システム１０．１には、第１の道路曲率推定サブシステム４２．１および第２の道路曲率推定サブシステム４２．２が組み込まれており、第１の道路曲率推定サブシステム４２．１は、ホスト車両計測値に応答する道路曲率推定サブシステム４２であり、第２の道路曲率推定サブシステム４２．２は、車両ナビゲーションシステム８６および関連するマップシステム８８からの計測値に応答する道路曲率推定サブシステム４２’である。

【０１１３】

第１の道路曲率推定サブシステム４２．１から、道路３４に沿って現在位置から距離ｌにおける、曲率推定値および関連する誤差共分散は、それぞれ

【数２３３】

$$C(l) = C_0 + C_1 \cdot l \tag{172}$$

$$R_C(l) = R_{C0} + R_{C1} \cdot l \tag{173}$$

で与えられ、ここでR_{C0}、R_{C1}およびR_Cは、それぞれC_0、C_1およびＣの誤差共分散である。

第２の道路曲率推定サブシステム４２．２から、対応する曲率推定は、C_g（ｌ）で与えられ、対応する誤差分散はR_gで与えられ、ここでR_gは一般に一定のスカラーである

。
【０１１４】
曲率推定値と関連する誤差共分散は、道路曲率融合サブシステム９６によって、例えば、以下のように結合される。
【数２３４】

$$C_f(l) = G \cdot C(l) + G_g \cdot C_g(l) \tag{174}$$

$$R_f(l) = \left(R_C(l)^{-1} + R_g^{-1}\right)^{-1} \tag{175}$$

ここで、ＧおよびＧ $_g$ は重みであり、次式で与えられる。
【数２３５】

$$G = \frac{1}{1 + \frac{R_C(l)}{R_g}} \tag{176}$$

$$G_g = \frac{1}{1 + \frac{R_g}{R_C(l)}} \tag{177}$$

【０１１５】
融合曲率Ｃ $_f$（ｌ）および関連する誤差共分散Ｒ $_f$（ｌ）は、例えばホスト車両１２またはターゲット車両３６の位置の推定を改善するため、あるいは衝突予測のために、その他のプロセスが使用することができる。例えば、図２７の態様において、融合曲率Ｃ $_f$（ｌ）および関連する誤差共分散Ｒ $_f$（ｌ）は、拘束ターゲット状態を推定するために、拘束ターゲット状態推定サブシステム４６に入力され、ここで拘束ターゲット状態推定サブシステム４６および関連する非拘束ターゲット状態推定サブシステム４４、ターゲット状態決定サブシステム４８、ならびにターゲット状態融合サブシステム５０は、図４に示す態様に従って動作する。
【０１１６】
上記の詳細な説明においては、特定の態様について詳細に説明するとともに、添付の図面に示したが、本開示の全体的教示に照らせば、これらの詳細に対して様々な修正形態および変更形態を創案できることを、当業者は理解するであろう。したがって、開示した特定の配設は説明のためだけのものであり、本発明の範囲に対して限定的なものではなく、本発明の範囲には、本明細書の記述から導出可能なすべてのクレーム、およびそれらすべての均等物の全範囲が与えられるべきである。
【０１１７】
付録－カルマンフィルタリングの説明
カルマンフィルタは、１組のノイズの多い計測値から、ノイズにさらされる運動系の状態および関連する共分散を推定するために使用される。
運動系は次式で定義される。
【数２３６】

$$\underline{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \cdot \underline{x}_k + \underline{w}_k, \qquad \underline{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \tag{A-1}$$

ここで、
【数２３７】

$$\underline{x}_k$$

はシステム状態ベクトル、Ｆ $_k$ は、システムマトリックスであり、

【数２３８】

$\underline{w}_k$

は、各状態変数に対応するノイズ変数の関連するベクトルであり、各ノイズ変数は、平均値０と、関連する分散ベクトルＲ$_k$の対応する要素によって与えられる分散Ｑ$_k$とを有する。

【０１１８】

関連するシステム計測値の運動状態は次のよう与えられる。

【数２３９】

$$\underline{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \underline{x}_k + \underline{v}_k, \qquad \underline{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \qquad \text{(A-2)}$$

ここで、

【数２４０】

$\underline{z}_k$

はシステム計測値ベクトル、Ｈ$_k$は計測マトリックスであり、

【数２４１】

$\underline{v}_k$

は各計測変数に対応するノイズ変数の関連するベクトルであり、各ノイズ変数は、平均値０と、関連する分散ベクトルＲ$_k$の対応する要素によって与えられる分散とを有する。関連する共分散マトリックスＲ$_k$の要素の値は、関連する動作条件を代表する組に対して、関連するシステムを代表する計測値を分析することにより、事前に求めることができる。関連する共分散マトリックスＱ$_k$の要素の値は、モデリング誤差を説明する。一般に、関連するマトリックスＦ$_k$、Ｑ$_k$、Ｈ$_k$、Ｒ$_k$は時間と共に変化することができる。

【０１１９】

時間ｋにおける計測値

【数２４２】

$\underline{z}_k$

と、状態

【数２４３】

$\underline{x}_{k-1|k-1}$

の初期値および時間ｋ－１における関連する共分散

【数２４４】

$\mathbf{P}_{k-1|k-1}$

が与えられると、カルマンフィルタを使用して、時間ｋにおける関連する状態

【数２４５】

$\underline{x}_{k|k}$

および関連する共分散

【数２４６】

$\mathbf{P}_{k|k}$

が推定される。

フィルタリングプロセスにおける第１のステップは、時間ｋにおける状態

【数２４７】

$$\underline{x}_{k|k-1}$$

および関連する共分散

【数２４８】

$$\mathbf{P}_{k|k-1}$$

の推定値を、時間ｋ－１の推定値に基づいて、以下ように計算することである。

【数２４９】

$$\underline{x}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \cdot \underline{x}_{k-1|k-1} \qquad \text{(A-3)}$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{P}_{k-1|k-1} \cdot \mathbf{F}_k^{\mathrm{T}} + \mathbf{Q}_k \qquad \text{(A-4)}$$

【０１２０】

次のステップは、時間ｋにおける、計測値

【数２５０】

$$\hat{\underline{z}}_k$$

および関連する共分散マトリックスＳ$_k$を、以下のように予測することである。

【数２５１】

$$\hat{\underline{z}}_k = \mathbf{H}_k \cdot \underline{x}_{k|k-1} \qquad \text{(A-5)}$$

$$\mathbf{S}_k = \mathrm{cov}(\hat{\underline{z}}_k) = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_k \qquad \text{(A-6)}$$

次のステップは、状態ベクトル

【数２５２】

$$\underline{x}_{k|k}$$

および関連する共分散

【数２５３】

$$\mathbf{P}_{k|k}$$

を更新するために使用される、ゲインマトリックスＧ$_k$を以下のように計算することである。

【数２５４】

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{S}_k^{-1} \qquad \text{(A-7)}$$

最後に、状態ベクトル

【数２５５】

$$\underline{x}_{k|k}$$

および関連する共分散マトリックス

【数２５６】

$$\mathbf{P}_{k|k}$$

が、時間ｋにおいて、関連する計測値

【数２５７】

$$\underline{z}_k$$

に応答して、以下のように推定される。
【数２５８】

$$\underline{x}_{k|k} = \underline{x}_{k|k-1} + \mathbf{G}_k \cdot (\underline{z}_k - \hat{\underline{z}}_k) \tag{A-8}$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{G}_k \cdot \mathbf{S}_k \cdot \mathbf{G}_k^{\mathrm{T}} \tag{A-9}$$

【図面の簡単な説明】
【０１２１】
【図１】予測衝突検知システムに関連するハードウエアを示すブロック図である。
【図２】予測衝突検知システムで使用されるレーダービームの到達範囲を示す図である。
【図３】予測衝突検知システムの動作を示すことを目的とするドライビングシナリオを示す図である。
【図４】予測衝突検知システムのハードウエアと関連する信号処理アルゴリズムを示すブロック図である。
【図５】予測衝突検知システムの関連する信号処理アルゴリズムを示すフローチャートである。
【図６】道路の曲率パラメータを特定するために使用する幾何学形状を示す図である。
【図７】アークの幾何学形状を示す図である。
【図８ａ】直線道路に対するターゲット位置の推定の例を示す図である。
【図８ｂ】直線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【図８ｃ】直線道路に対する横速度の推定の例を示す図である。
【図８ｄ】直線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【図９ａ】図８ａ～８ｄに対応する、直線道路上の非拘束フィルタリングによるターゲット状態ＲＭＳ誤差の例を示す図である。
【図９ｂ】図８ａ～８ｄに対応する、直線道路上の拘束フィルタリングによるターゲット状態ＲＭＳ誤差の例を示す図である。
【図１０ａ】曲線道路に対するターゲット位置の推定の例を示す図である。
【図１０ｂ】曲線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【図１０ｃ】曲線道路に対する横速度の推定の例を示す図である。
【図１０ｄ】曲線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【０１２２】
【図１１ａ】図１０ａ～１０ｄに対応する、曲線道路上の非拘束フィルタリングによるターゲット状態ＲＭＳ誤差の例を示す図である。
【図１１ｂ】図１０ａ～１０ｄに対応する、曲線道路上の拘束フィルタリングによるターゲット状態ＲＭＳ誤差の例を示す図である。
【図１２ａ】レーン変更を含む、直線道路に対するターゲット位置の推定の例を示す図である。
【図１２ｂ】レーン変更を含む、直線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【図１２ｃ】レーン変更を含む、直線道路に対する横速度の推定の例を示す図である。
【図１２ｄ】レーン変更を含む、直線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【図１３ａ】レーン変更を含む、曲線道路に対するターゲット位置の推定の例を示す図である。
【図１３ｂ】レーン変更を含む、曲線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。
【図１３ｃ】レーン変更を含む、曲線道路に対する横速度の推定の例を示す図である。
【図１３ｄ】レーン変更を含む、曲線道路に対する道路曲率パラメータの推定の例を示す図である。

【図１４】予測衝突検知システムの別の態様に関連するハードウエアを示すブロック図である。
【図１５】操舵された車輪を示すフリーボディ図である。
【図１６ａ】旋回中の車両の２輪車モデルの幾何学形状を示す図である。
【図１６ｂ】図１６ａに示す操舵された車輪の幾何学形状を示す図である。
【図１７】スイッチング曲線を示す図である。
【図１８】図１７に示すスイッチング曲線に関連するプロセスを示すフローチャートである。
【図１９】ホスト車両状態推定値から道路曲率を推定するための、道路曲率推定サブシステムを示すブロック図である。
【図２０】曲率推定器の第１の態様に関連する曲率フィルタを示す図である。
【０１２３】
【図２１】曲率推定器の第４の態様に関連する曲率フィルタを示す図である。
【図２２】様々な種類の道路と関連する道路モデルを示す図である。
【図２３】道路曲率推定サブシステムの第１０の態様を示すブロック図である。
【図２４】相互作用多重モデルアルゴリズムを示すフローチャートである。
【図２５】関連するマップシステムからの車両位置および関連する道路曲率データに応答する曲率推定サブシステムを示すブロック図である。
【図２６】道路上のターゲット車両のレーダー計測値に応答する、曲率推定サブシステムを示すブロック図である。
【図２７】複数の道路曲率推定サブシステムおよび関連する道路曲率融合サブシステムを含む、予測衝突検知システムを示すブロック図である。

【図１】

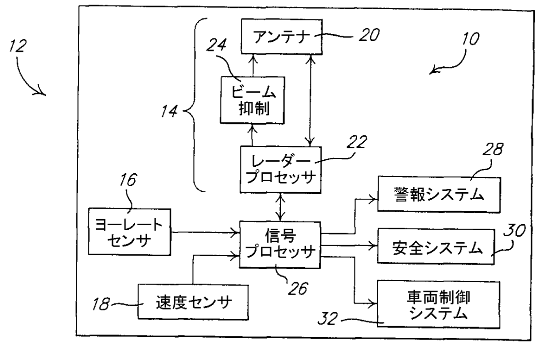


図 1.

【図２】

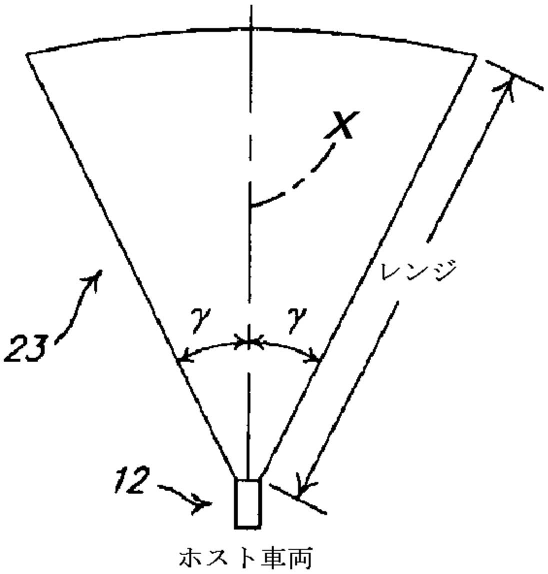


図 2.

【図３】

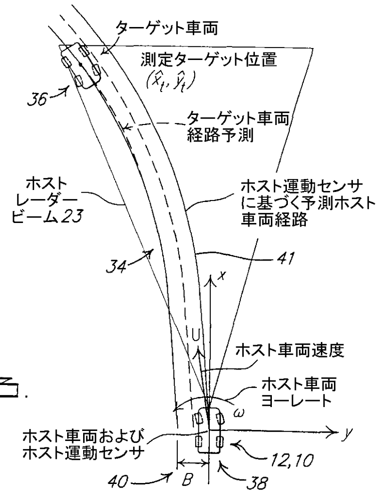


図 3.

【図４】

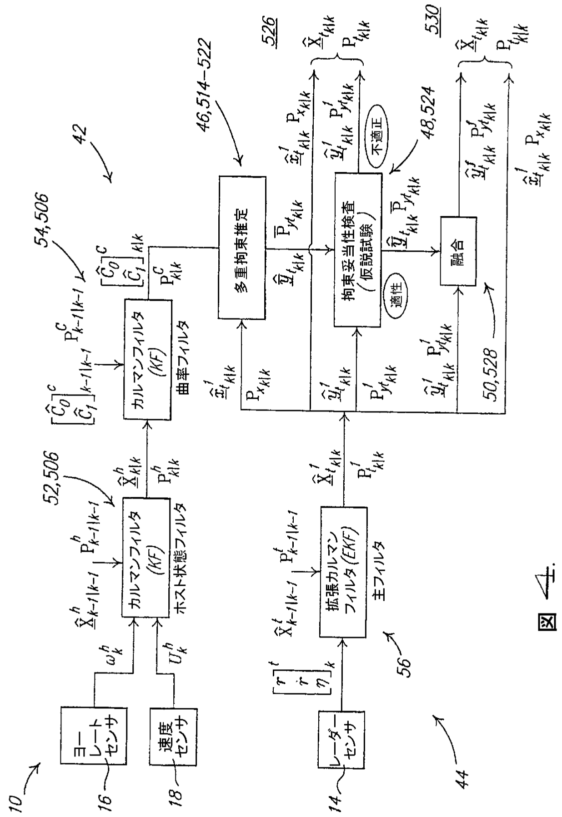


図 4.

【図５】

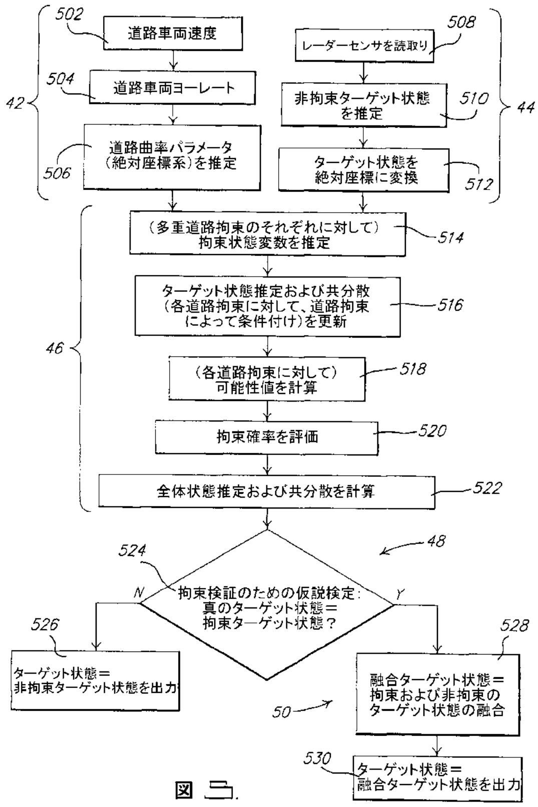


図 5.

【図６】

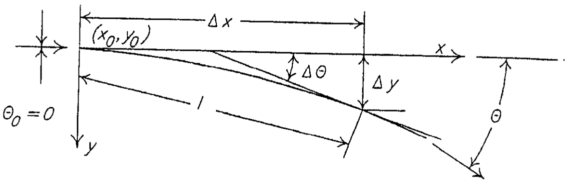
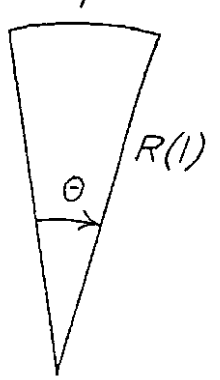


図 6.

【図７】

図 7.



【図８ａ】

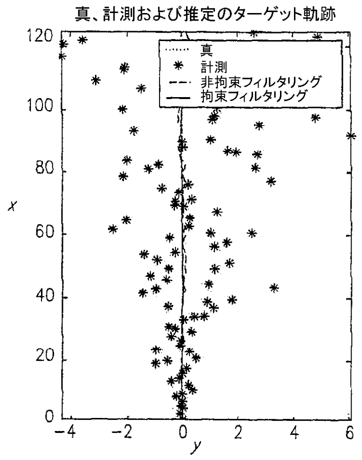


図 8a.

【図８ｂ】

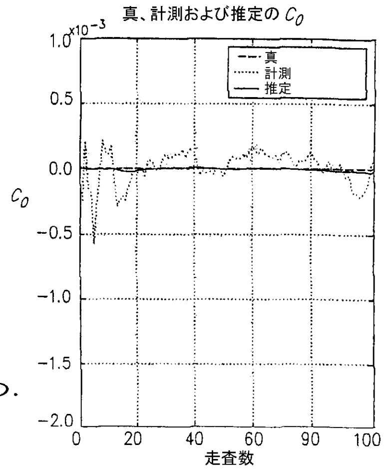


図 8b.

【図８ｃ】

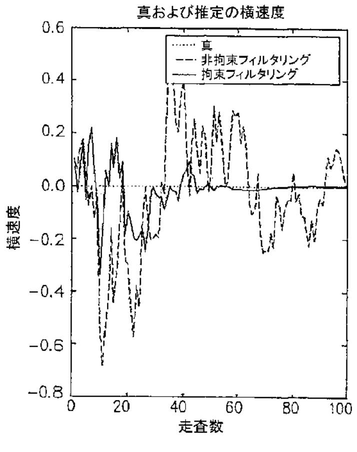


図 8c.

【図８ｄ】

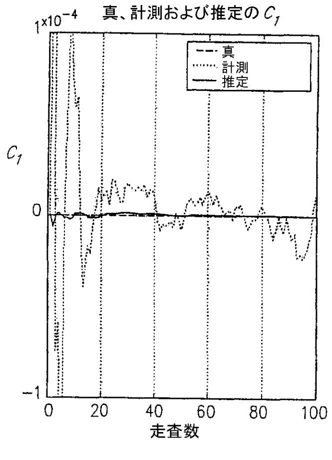


図 8d.

【図９ａ】

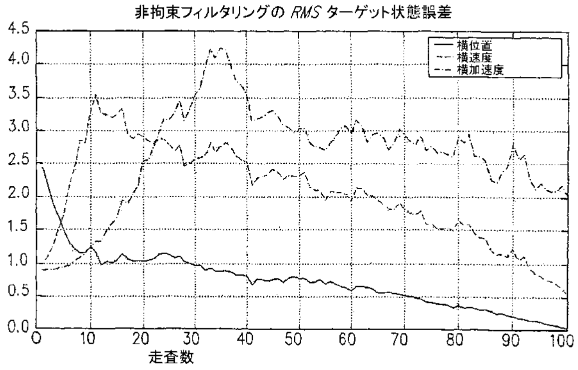


図９ａ.

【図９ｂ】

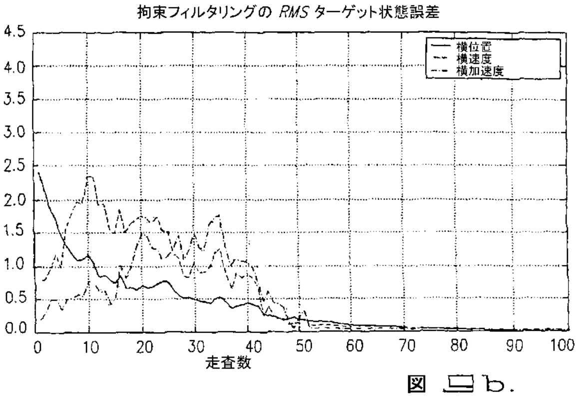


図９ｂ.

【図１０ａ】

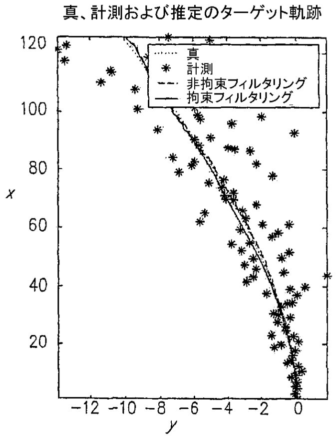


図１０ａ.

【図１０ｂ】

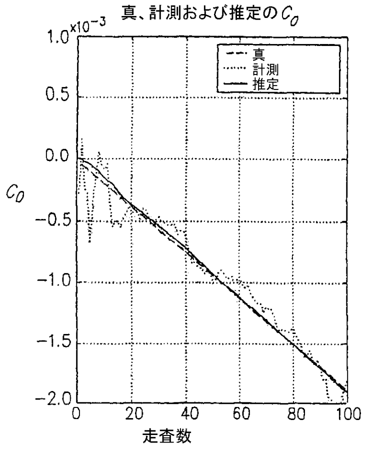


図１０ｂ.

【図１０ｃ】

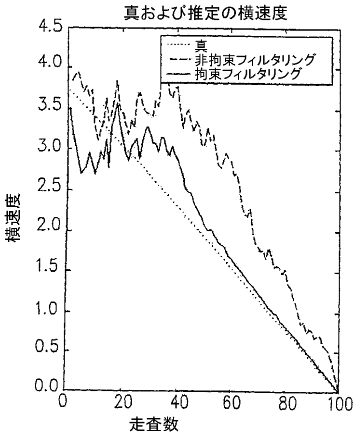


図１０ｃ.

【図１０ｄ】

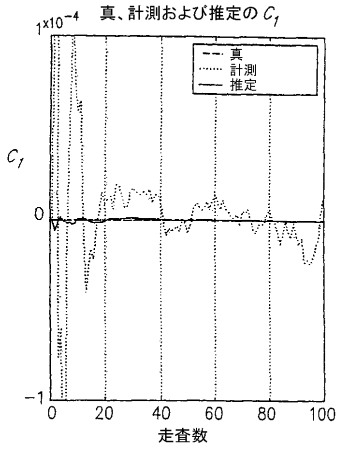


図１０ｄ．

【図１１ａ】

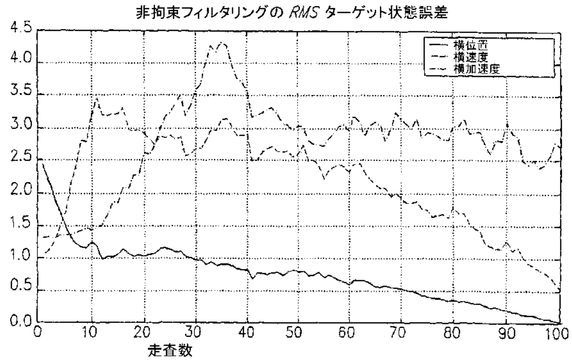


図１１ａ．

【図１１ｂ】

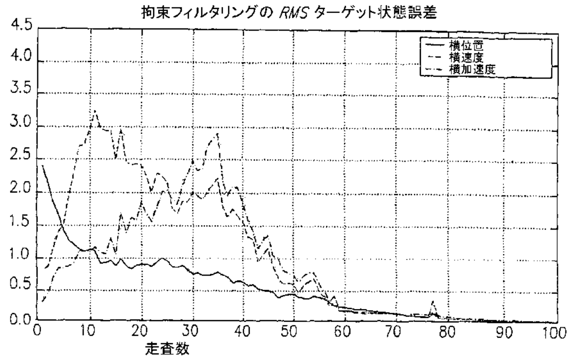


図１１ｂ．

【図１２ａ】

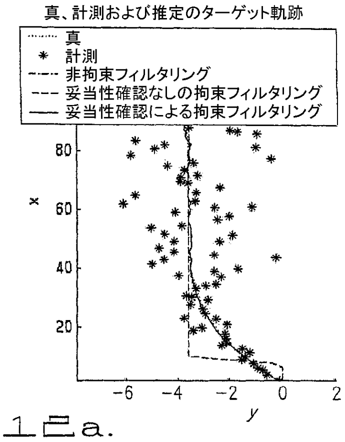


図１２ａ．

【図１２ｂ】

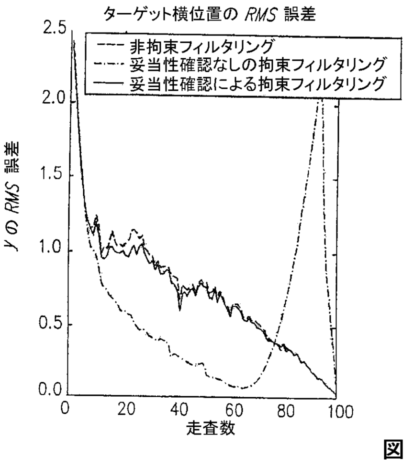


図１２ｂ．

【図１２ｃ】

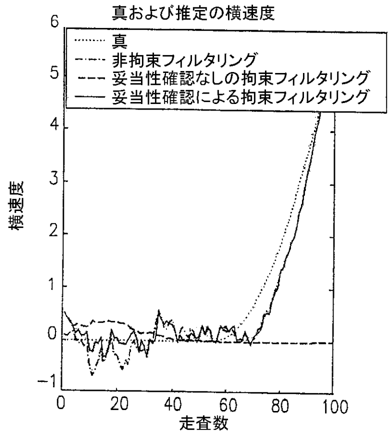


図１２c.

【図１２ｄ】

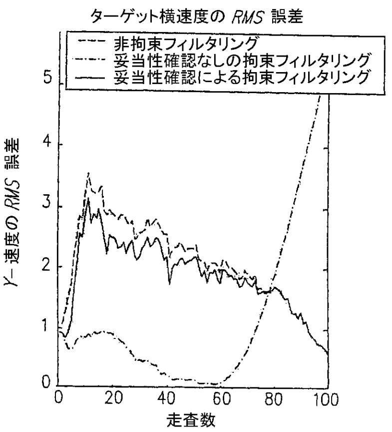


図１２d.

【図１３ａ】

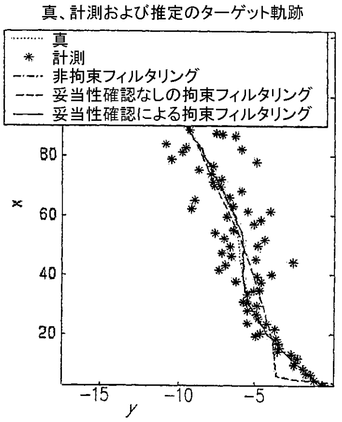


図１３a.

【図１３ｂ】

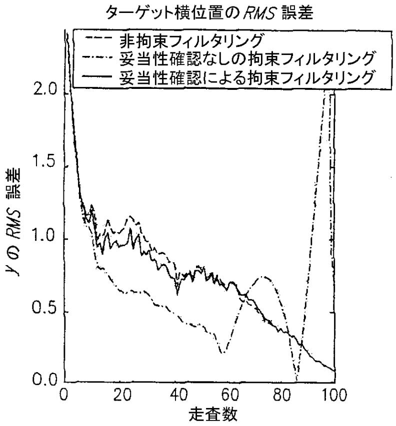


図１３b.

【図１３ｃ】

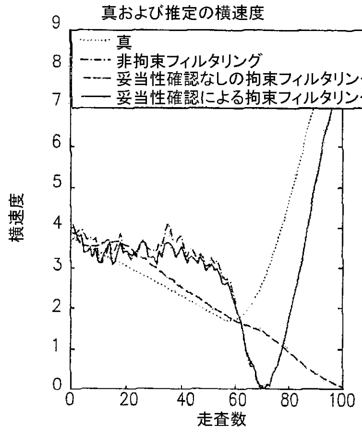


図１３c.

【図１３ｄ】

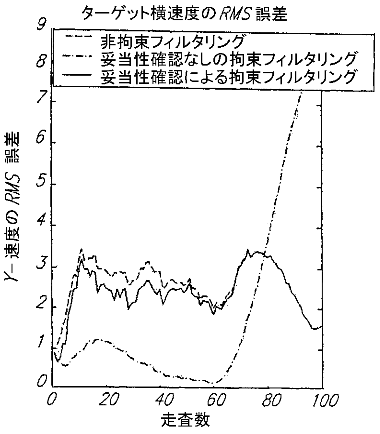


図１３d.

【図１４】

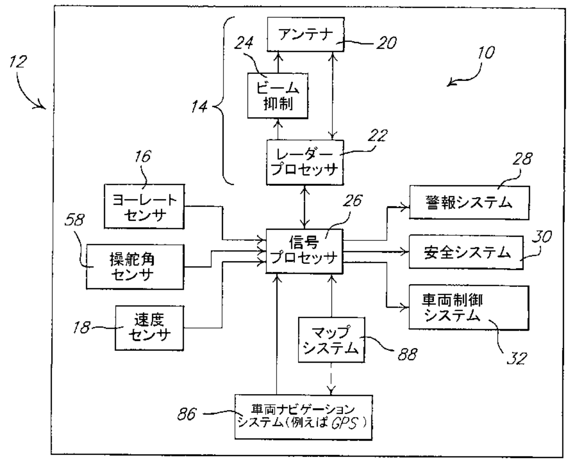


図１４.

【図１６ａ】

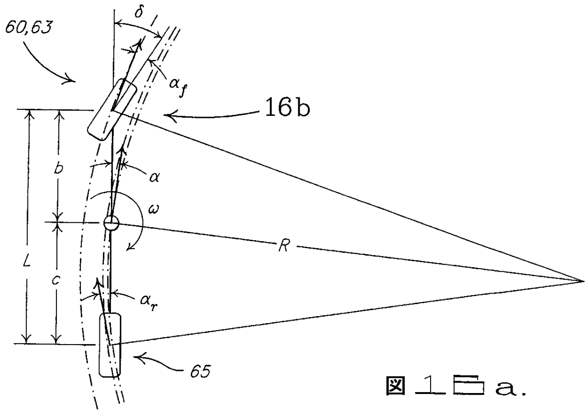


図１６a.

【図１５】

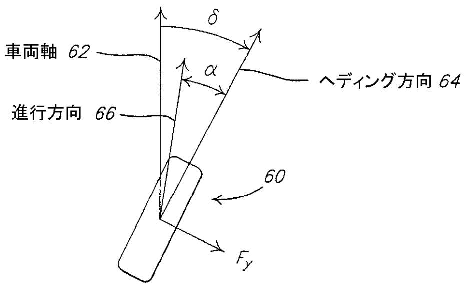


図１５.

【図１６ｂ】

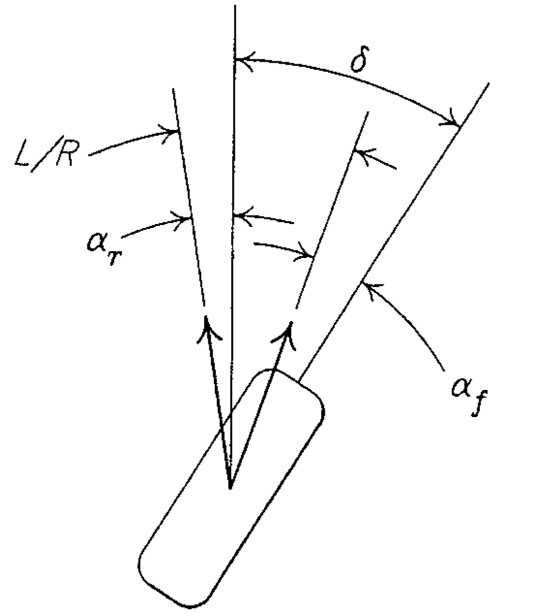


図１６b.

【図１７】

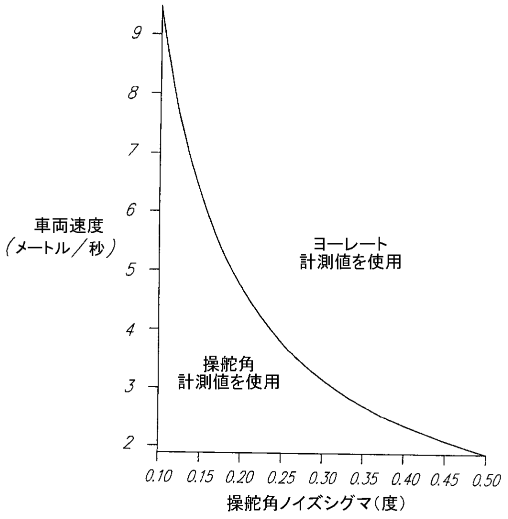


図１７.

【図１８】

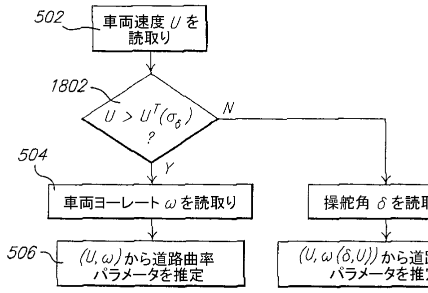


図１８.

【図１９】

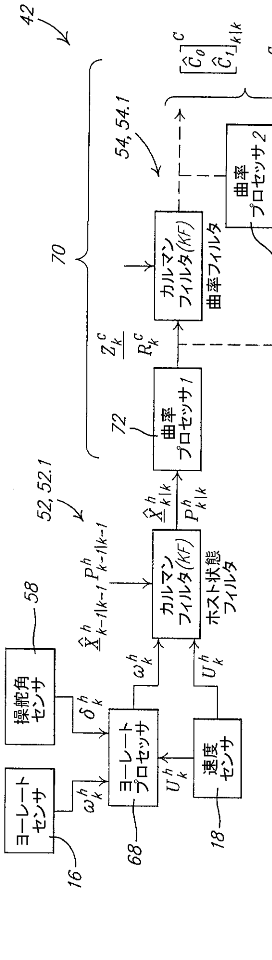


図１９.

【図２０】

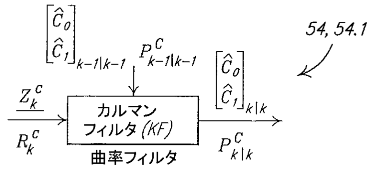


図20.

【図２１】

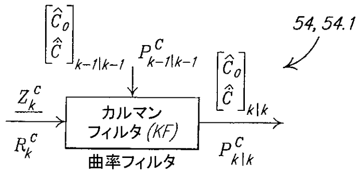


図21.

【図２２】

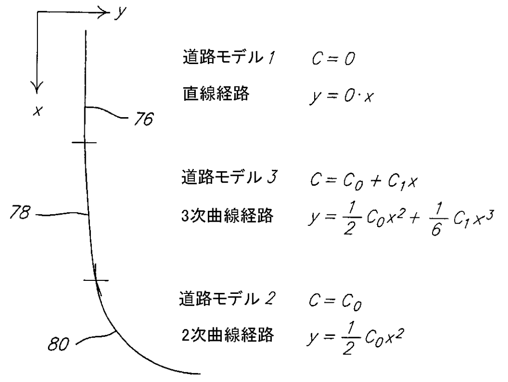


図22.

【図２３】

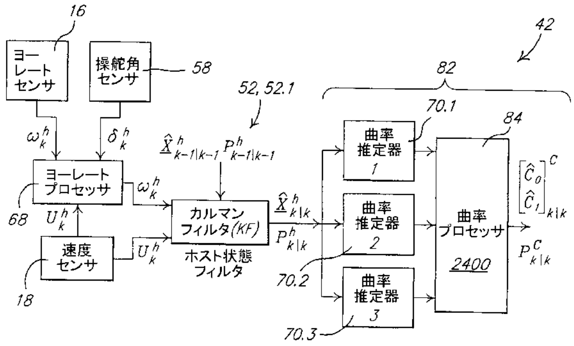


図23.

【図２４】

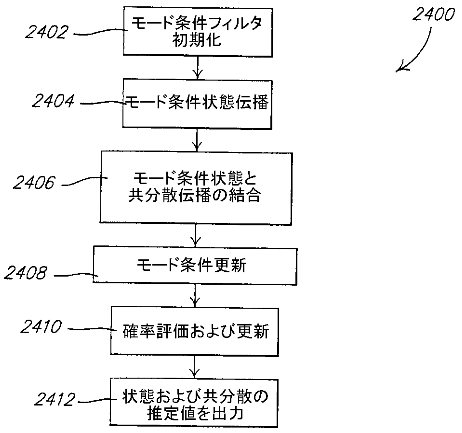


図24.

【図２５】

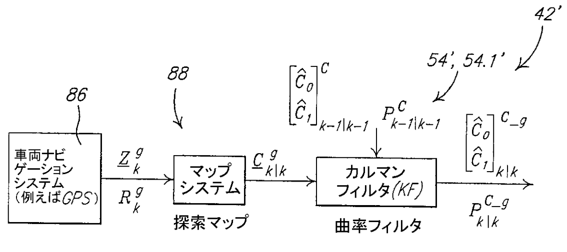


図25.

【図２６】

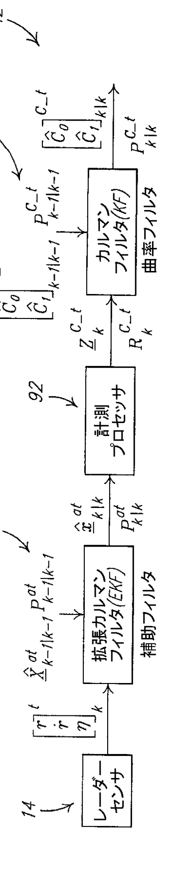
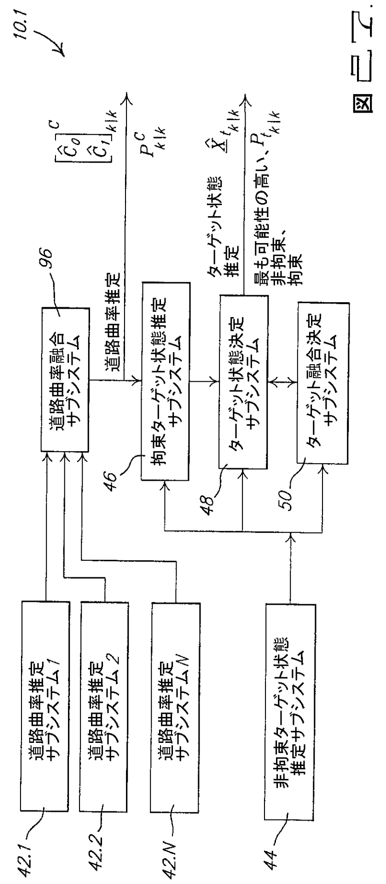


図26.

【図２７】


10.1
96
道路曲率融合サブシステム
道路曲率推定
46
拘束ターゲット状態推定サブシステム
48
ターゲット状態決定サブシステム
ターゲット状態推定
最も可能性の高い、非拘束、拘束
50
ターゲット融合決定サブシステム
42.1
道路曲率推定サブシステム1
42.2
道路曲率推定サブシステム2
42.N
道路曲率推定サブシステムN
44
非拘束ターゲット状態推定サブシステム

フロントページの続き

(72)発明者　シェン，シ
アメリカ合衆国　ミシガン州　４８３３１、ファーミントン　ヒルズ、サウサンプトン　レーン　３０１５５
(72)発明者　ホン，ラン
アメリカ合衆国　オハイオ州　４５４３４、ビーバークリーク、ブルックミード　コート　６１６

審査官　神山　貴行

(56)参考文献　特開２００２－３１９１００（ＪＰ，Ａ）
特開２００３－０１９９３５（ＪＰ，Ａ）
特開２０００－００２５３５（ＪＰ，Ａ）
特開平１１－１６００７８（ＪＰ，Ａ）
国際公開第２００３／０９３９１４（ＷＯ，Ａ１）

(58)調査した分野(Int.Cl.，ＤＢ名)
B60W 30/00～50/16
G08G 1/00～ 1/16
B60R 21/00