単眼による三次元移動体の実時間計測法*

梶 川 伸 哉^{*1}, 大 場 光 太 郎^{*2}
石 原 正^{*2}, 猪 岡 光^{*2}

Real-Time Measurement of Moving Object by Single Camera

Shinya KAJIKAWA, Kohtaro OHBA,
Tadashi ISHIHARA and Hikaru INOOKA

In this paper, we propose a real-time measuring method of a moving three dimensional object. We use a single camera image and an extended Kalman filter to track the object. Assuming that the velocity of the object is constant for a sufficiently small time interval, we construct a discrete-time extended Kalman filter on a simple motion model. The Kalman filter predicts the object position at the next sampling step from the projected position and area of the object in the current sampling image. Although we use a simple model, we can increase the estimation accuracy with an appropriate choice of the covariance matrix reflecting the effect of the system noises. We derive the discrete-time covariance matrix directly from the continuous-time model. It is pointed out that the covariance matrix usually contains additional correlation terms which cannot be ignored for a large sampling period. By simulation and experiment, we show the effectiveness of the proposed method for pendulum motion estimation.

Key Words: Measurement, Single Camera, Extended Kalman Filter, Real-Time Estimation, Moving Object

1. 緒言

未知環境内において、ロボットが作業を円滑に行うためには、外界の変化を迅速かつ正確に感知する優れたセンシング機能が必要である。

従来のセンシング技術としては、レーザー光、超音波、そして画像を利用したものが挙げられる。

この中でレーザー光、超音波を利用した測定法⁽¹⁾は、測定方向が一次元であることから、広範囲の三次元空間内の情報を得るためには光源、或いは音源を複数配列したり、測定方向を周期的に変えるなどの工夫が必要となる。このため装置自体が複雑化する欠点を持つ。

これに対し、画像を用いた手法は、一回のサンプリングにより広範囲の情報を得ることができる。しかし、三次元の計測に対しては、複数台のカメラを用いるものが一般的で、膨大な量のデータを扱わなければならない。また、移動物体の計測を行う場合、カメラ間の画像取り込みタイミングの同期調整など、システムが複雑化してしまう欠点も挙げられる。

そこで本論文では、画像を利用した容易な計測システムによる移動体の実時間計測法を提案する。これは、単眼画像上での対象物体の重心、投影面積を、等速運動モデルから構成した拡張カルマンフィルタに入力することにより、その三次元位置を予測するものである。

このカルマンフィルタを用いた推定は、画像の量子化の影響を観測ノイズ項に、また運動モデルと実

際のシステムの間を生じるモデル誤差の影響を不規則な外乱と仮定することによりシステムノイズ項に反映させることができ推定精度の向上が可能となる⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾。特にシステムノイズの設定は、計測系のサンプリング間隔が大きい(モデル誤差が大きい)場合には精度向上の重要な因子となる。

通常、フィルタの構成においては、運動方程式に対する離散時間モデルが利用される。本論文では、この離散時間でのシステムノイズの共分散行列と連続時間モデルの共分散行列との関係を求め⁽⁵⁾、この関係を利用することにより離散時間フィルタの設計を行う。このことにより実際のシステムの変動により即した推定が行える。

このシステムノイズ共分散の設定値、およびサンプリング間隔の変化に伴う推定精度の変動の傾向をシミュレーションにより検討し、実時間計測の指針とした。

さらに、実時間計測実験においては、計測の実時間性と精度の向上の両面における本手法の有効性を確認する。

2. 拡張カルマンフィルタによる位置推定アルゴリズム

2.1 単眼による三次元位置の導出

単眼により得られる物体の特徴量としては、投影面積、エッジの長さ、頂点座標、重心位置、表面の濃淡値などがある。また、対象物体の形状としては大きく分けて多面体と、球状体の二つが考えられる。多面体に対する三次元位置計測については、複

* 原稿受付 平成5年10月22日。

^{*1} 正員, 東北大学大学院 (〒980 仙台市青葉区荒巻字青葉)。^{*2} 正員, 東北大学工学部。

数の頂点やエッジを利用した手法があるが、姿勢の決定を行わなければならない⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾。

一方、球状体を用いた位置計測に対しては、カメラ自体の移動によりステレオ視を実現し重心情報のみから三次元位置を求める手法がある⁽⁹⁾。本研究では、さらに対象物が十分遠方に位置する場合、投影面積の変化から近似的に奥行き位置の算出が可能であることを利用し、固定された視点から得られる画像上での投影面積、重心位置をもとに三次元の位置の算出を行う。まず、画像平面への投影関係から次式が得られる。

$$\begin{cases} x^i = \frac{x}{z}f \\ y^i = \frac{y}{z}f \\ S^i = \frac{f^2}{z^2}S_{real} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、

x^i, y^i : 画像上 x, y 座標
 x, y, z : 物体の三次元座標
 S_{real}, S^i : 物体の断面積および投影面積
 f : 焦点距離

である。この関係式から、物体の断面積 S_{real} が既知であれば画像から得られる物体の重心位置 x^i, y^i 、投影面積 S^i により、実際の三次元位置 x, y, z を得ることができる。

2.2 等速運動モデル

実際に移動体の計測を行う場合、実際のシステムと完全に一致するモデルを構築することは不可能である。

しかし、いかなる運動であっても十分微小な区間毎に区切った場合には、その区間内では等速運動を行っているとする仮定が成り立つものと考えられる。そこで、本論文では、推定に用いる移動体のモデルとして等速運動モデルを採用する。

2.3 システム方程式の構成

時刻 t での物体の三次元位置、速度を成分とする状態ベクトルを $X(t) = [x(t) \dot{x}(t) y(t) \dot{y}(t) z(t) \dot{z}(t)]^T$ とする。上記の等速運動モデルに不確定な外乱を考慮したシステムは以下のように表せる。

$$\dot{X}(t) = AX(t) + W(t) \quad (2)$$

ここで、 A は以下のような定数行列である。また、 $W(t)$ はシステムノイズであり、6次元の正規性白色過程であるものとする。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$W(t) = [u_x(t) \ v_x(t) \ u_y(t) \ v_y(t) \ u_z(t) \ v_z(t)]^T \quad (4)$$

この連続系での $W(t)$ の共分散行列は Q で与えられるものとする。観測データはあるサンプリング周期 Δ で測定されるものとし、(2) 式のシステム方程式を離散時間系に変換する。

$$X_{k+1} = \Phi X_k + W_k \quad (5)$$

ここで、添え字の k はサンプリング時刻を表す。また、 Φ は系の状態推移行列であり、 Φ, W_k は以下のように表される。

$$\Phi = e^{A((k+1)-k)\Delta} \quad (6)$$

$$= e^{A\Delta} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} \Delta A^k \quad (7)$$

$$W_k = \int_{k\Delta}^{(k+1)\Delta} e^{A((k+1)\Delta-\tau)} W(\tau) d\tau \quad (8)$$

ここで、(3) 式で与えられる行列 A が、(9) 式の条件を満たすことから、推移行列 Φ は次のように与えられる。

$$A^n = 0, \quad (n \geq 2) \quad (9)$$

$$\Phi = I + \Delta \cdot A \quad (10)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & \Delta & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

また、(8) 式から離散時間系でのシステムノイズ W_k の共分散行列 Ξ は、連続時間系での共分散行列 Q を用いて以下のように表される。

$$\begin{aligned} \Xi &= \int_0^{\Delta} e^{A(\Delta-\tau)} Q e^{A^T(\Delta-\tau)} d\tau \\ &= \int_0^{\Delta} [I + (\Delta - \tau)A] Q [I + (\Delta - \tau)A]^T d\tau \end{aligned} \quad (12)$$

特に、 $W(t)$ の各要素が独立であり Q が (13) 式のように与えられるときには、 Ξ は (14) 式~(17) 式のようになることがわかる。

$$Q = E[W(t)W^T(t)] = \text{diag}[q_x \ r_x \ q_y \ r_y \ q_z \ r_z] \quad (13)$$

$$\Xi = \Delta \text{block diag}[\sigma_x \ \sigma_y \ \sigma_z] \quad (14)$$

$$\sigma_x = \begin{bmatrix} q_x + r_x \Delta^2/3 & r_x \Delta/2 \\ r_x \Delta/2 & r_x \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\sigma_y = \begin{bmatrix} q_y + r_y \Delta^2/3 & r_y \Delta/2 \\ r_y \Delta/2 & r_y \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\sigma_z = \begin{bmatrix} q_z + r_z \Delta^2/3 & r_z \Delta/2 \\ r_z \Delta/2 & r_z \end{bmatrix} \quad (17)$$

カルマンフィルタでは、このシステムノイズを考慮することにより追従性能、推定精度を高めることが可能であり、この値の設定が重要となる。離散型の

システムを構成する際、サンプリング時間が十分小さいときには、(15)式~(17)式において Δ の存在する項は無視できると考えられる。しかし、システムの変動が大きくそれを補償するために速度誤差項 r_x, r_y, r_z を大きくした場合、この相関関係を無視することはできないと考えられる。

よって、本論文では(14)式~(17)式で与えられる形のシステム誤差共分散行列を用いて、カルマンフィルタを次節で示すように構成する。

2.4 拡張カルマンフィルタの構成

状態変数ベクトルを $X = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ z \ \dot{z}]^T$ とし、出力ベクトルを $Y = [x^i \ y^i \ S^i]^T$ とする。(1)式より次式に示す観測方程式が得られる。

$$Y_k = \begin{bmatrix} x_k^i \\ y_k^i \\ S_k^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \cdot x_k \\ f \cdot y_k \\ f^2 S_{real}^k / z_k^2 \end{bmatrix} + V_k$$

$$= H(X_k) + V_k \quad (18)$$

ここで、 V_k は、正規性白色過程とする3次元の観測ノイズベクトルである。この非線形観測方程式および、(5)式に示すシステム方程式を基に拡張カルマンフィルタを構成する。(19)~(22)に拡張カルマンフィルタのアルゴリズムを示す⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。この中で、観測方程式は、(22)式で近似する。

$$\hat{X}_{k+1/k} = \Phi \hat{X}_{k/k-1} + K_k(Y_k - H(\hat{X}_{k/k-1})) \quad (19)$$

$$K_k = \Phi P_k C_k^T [C_k P_k C_k^T + R]^{-1} \quad (20)$$

$$P_{k+1} = [\Phi - K_k C_k] P_k \Phi^T + \Xi$$

$$= [\Phi - K_k C_k] P_k [\Phi - K_k C_k]^T + K_k R K_k^T + \Xi \quad (21)$$

$$C_k \cong \left. \frac{\partial H(X)}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}_{k/k-1}} \quad (22)$$

ここで、行列 Ξ, R は、それぞれシステム誤差、観測誤差の共分散を表し、それぞれ $6 \times 6, 3 \times 3$ 行列である。推定過程において、この Ξ, R の値を適切に選ぶことにより、システムの変動、画像の量子化の影響を考慮した推定が行える。この Ξ の項配置は、前述の(14)式~(17)式に従う。また、 K_k はカルマンゲインで 6×3 行列、 P_{k+1} は予測誤差共分散行列で 6×6 行列である。推定は、このカルマンゲインを逐次更新しながら行われる。

3. シミュレーション実験

前章では、物体の運動を等速運動と仮定し、このモデルを基にカルマンフィルタを構成した。しかし、実際の測定対象は、加速度による速度変動が生じモデル誤差が生じる。このモデル誤差の程度を(モデルの適合度)に関して、サンプリング間隔とカルマンフィルタのシステムノイズ共分散行列の値を取り

上げ、シミュレーション実験により、これらによる推定結果への影響を調べる。

3.1 システムノイズの共分散行列の値による影響

カルマンフィルタでは、モデルと実際の物体の運動状態のずれをシステムノイズの共分散行列に反映させることにより推定の精度を向上させることが可能である。しかしながら、実際にこのシステムノイズの値を見積もることは不可能であり、試行錯誤的な決め方をするのが通常である。

ここでは、本システムにおけるこのシステムノイズの値により、推定結果がどのように変動するかを調べ、実時間計測において設定するシステムノイズの共分散行列の値の指標とする。

システムノイズの共分散行列 Ξ は対角要素 $[q_x \ r_x \ q_y \ r_y \ q_z \ r_z]$ をもとに、(14)式~(17)式に示される形式の要素配置を行い、 q_x と r_x, q_y と r_y 、そして q_z と r_z を組合せ、その値の変化によって推定結果がどのように変化するかをシミュレーション実験により調べる。

シミュレーション実験は、ルンゲクッタ法により振り子の位置を逐次計算し、この値を基に画像上に投影されるべき物体の位置及び面積を算出する。この情報をカルマンフィルタに入力することにより、振り子の位置を推定する。今回生成した計測の対象波形は図4~図6に示すものである。また、サンプリング間隔は33msecとして行なった。なお、画像の量子化によるノイズの影響はここでは考慮していない。

実験結果を図1~図3に示す。結果から、いずれの成分についても誤差の極小点が存在することが確認された。また、この極小値を与える共分散の値がZ方向に関しては他の成分に対してかなり異なっている。これは、(22)式で与えられる観測方程式の近似行列 C_k の各成分における状態変数の次数の違いにより、共分散 Ξ の各成分のカルマンゲインの更新過程における影響度が異なり、誤差の収束特性に違いが生じるためと考えられる。

3.2 サンプリング間隔の影響

次に、サンプリング間隔の変化により、相対的にモデルの適合度を変化させ、推定値への影響を調べる。シミュレーション方法は、前節と同様である。サンプリング時間は5msec, 16msec, 33msecの3種類について画像の量子化の影響はないものとして行った。

推定誤差結果を図4~図6に示す。X, Y方向に関しては、振り子の振り返し点付近での誤差が大きくなる傾向が見られ、サンプリング間隔を大きくするのに伴い増加している。これは、振り子の振り返し点付近は物体運動の加減速が激しい領域であり、等速運動モデルを用いた場合、最も適合度が低くなる点である。このため推定結果として、誤差が大きくなる傾向が生じたものと考えられる。

これに対し、Z方向の推定結果は振り返し点の間付近、つまり速度最大点付近で誤差が大きくなる傾向が見られた。

図 1: q_x, r_x による X 方向の推定誤差 図 2: q_y, r_y による Y 方向の推定誤差 図 3: q_z, r_z による Z 方向の推定誤差

4. 実時間計測実験

4.1 実験装置の概要

今回構成したシステムの概略を図 7 に示す。画像処理部は、CCD ビデオカメラ (NATIONAL NV-M90)、画像入力ボード (フォトロン FDM98-4、解像度 256×256 画素)、パソコン (NEC 9801) により構成される。

測定対象は、振り子の自由振動とする。二次元的な振り子の振幅運動を三次元運動として扱うために、カメラの光軸に対して y 軸の回りに 45° 回転させた姿勢で設置する。設置位置は、カメラから 1650mm の位置である。

図 4: X 方向の推定誤差

図 5: Y 方向の推定誤差

図 6: Z 方向の推定誤差

この振り子のアーム長は 550mm であり、先端にはピンポン玉が取り付けられている。測定は、このピンポン玉を対象とする。また、振り子の支点にはエンコーダが取り付けられており、カウンタボードを介して、振り子の振れ角をコンピュータ内に取り込む。このデータを基に振り子の実位置を計算し、本手法による推定結果の検証に用いる。

図 7: 計測システムの概要

4.2 実時間計測実験

本計測手法では、予測型のカルマンフィルタにより物体の位置予測と画像の取り込みと並列に行ない実時間で物体の位置計測を実現する。また、カルマンフィルタの推定値を基に次サンプリング時の画像に対しウインドウ位置を設定し、この中のみを処理の対象とし処理時間の短縮をはかる。今回設定したウインドウの大きさは、 30×30 である。

実験は、図 7 に示す振り子を $40[\text{deg}]$ の角度まで持ち上げ、そこから自由振動を行わせこれを計測する。まず、システム誤差の共分散行列を設定するために次のような実験を行なった。初期値としてシミュレーション実験の結果から、対角要素を $[q_x \ r_x \ q_y \ r_y \ q_z \ r_z] = [50 \ 100 \ 100 \ 80 \ 50 \ 60]$ とし (14) 式 ~ (17) 式をもとに各要素を設定した。次に、 q_x と r_x 、 q_y と r_y 、そして q_z と r_z の各組合せ毎に値を一定刻み毎に変化させ実際にオンライン実験を行ない最適な組み合わせを決定した。

この結果を図 8~図 10 に示す。結果を観察すると X, Z 方向に関してはシミュレーション結果と同様の傾向が得られた。また、 Y 方向に関しては、 q_y の小さい領域では追従が不可能となった。これは、シミュレーション結果からもわかるように q_y の小さい領域では、不規則な誤差変動を示しており外乱の影響を受けやすい領域である。よって、観測ノイズによる影響のため推定が発散したものと考えられる。この実験結果から各成分の誤差を最小とする各対角要素の組合せを $[q_x \ r_x \ q_y \ r_y \ q_z \ r_z] = [50 \ 100 \ 250 \ 140 \ 80 \ 120]$ とし、これをもとに共分散行列を設定する。また、観測誤差 R は、画像の量子化の影響を考慮し $R = \text{diag}[0.01 \ 0.01 \ 25]$ として行なった。

次に、この共分散行列を用いて、サンプリング間隔、画像の解像度を変え様々な条件下での実験を行ない本計測手法の性質を調べた。実験は表 1 に示す A~E の 5 パターンである。実験 A~D は、オンラインによる実験である。また、実験 E は、カルマンフィルタを用いず、画像上の物体の重心位置、面積から直接算出したものであり、オフライン処理によるものである。

図 8: q_x, r_x による X の誤差変動

図 9: q_y, r_y による Y の誤差変動

図 10: q_z, r_z による Z の誤差変動

表 1: 実験条件

	sampling [msec]	resolution [pixel]
A	33	256×256
B	33	128×256
C	33	128×128
D	66	256×256
E (no model)	33	256×256

これは処理時間による遅れを 1 サンプリング時間と仮定したものである。

4.3 実験結果及び考察

推定誤差の自乗平均を表 2 に示す。また、実験 A, D については推定結果と推定誤差の変動の様子を図 11~図 13、および図 14~図 16 に示す。図 11、図 12 には、シミュレーション実験と同様に振り返り付近での推定結果のオーバーシュートが確認され、この付近でのモデルの適正度が減少している。

図 11: X 方向の推定結果

図 14: X 方向の推定誤差

図 12: Y 方向の推定結果

図 15: Y 方向の推定誤差

図 13: Z 方向の推定結果

図 16: Z 方向の推定誤差

表 2: 推定誤差の自乗平均

Experiment	Error (mm)			
	x	y	z	$\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$
A	2.28	3.75	6.77	8.66
B	2.56	3.87	10.14	12.02
C	3.16	4.00	16.62	18.14
D	4.07	8.38	10.23	14.74
E	8.26	3.42	19.53	19.65

図 17: 各実験による推定誤差の変動

また、Z方向に関しては観測誤差の影響が大きいものと考えられる。次に、図17に実験Aの推定誤差の値で正規化した各実験における誤差の大きさを示す。これらの結果から特徴的な傾向として次のようなことが言える。次に、図17に実験Aの推定誤差の値で正規化した各実験における誤差の大きさを示す。これらの結果から特徴的な傾向として次のようなことが言える。

- 実験Aの結果より
結果より、Y方向の推定誤差がX方向の誤差と比較して大きくなっている。これは、今回採用した等速運動モデルがY方向の運動に対し、適合度が低かったためと考えられる。この点については、実験Dの結果からも推測される。
- 実験B, C(解像度1/2, 1/4)の結果より
この実験では、X, Y方向の推定誤差はあまり変化していない。これに対し、Z方向の誤差は著しく増加しており、面積の観測精度が重要な要因となっていることが確認される。
- 実験D(サンプリング2倍)の結果より
この実験では、Y方向の誤差の増加率が著しい。これは、Y方向の運動が他の方向の運動に比べ周期が1/2であり、変動の激しい運動であるためサンプリングの変化の影響を受けやすいものと考えられる。

以上からX, Y方向のように重心情報を基本とした推定については、画像の量子化による観測誤差の影響よりも、サンプリング時間の変化によるモデル誤差の変動の影響が大きく、面積変化を用いたZ方向の推定の場合は、画像の量子化、二値化による面積の観測精度が推定精度に大きく影響を与えることが確かめられた。

5. 結言

本論文では、単眼による情報(重心位置、面積変化)のみから物体の三次元位置を実時間で推定する方法を提案した。推定には、等速運動モデルを基に構成した拡張カルマンフィルタを用いた。このモデルは、いかなる物体の運動も微小時間内では等速運動で近似できるという仮定に基づくものであり、様々な運動対象に対しても追従可能なシステムの構成を目指したものである。

カルマンフィルタではシステムの変動によるモデル化誤差の影響をシステムノイズ項に反映させることができ、追従性、推定精度の向上が可能となる。特にサンプリング間隔の大きい計測系にとってはシステムノイズをいかに設定するかが推定精度を左右する重要な因子となる。

そこで本論文では、離散時間系におけるシステムノイズの共分散行列の要素間の相関関係を連続時間系のモデルから計算し、この関係を考慮したカルマンフィルタの構成を行った。このことによりシステムの変動の影響をより反映させた推定が可能となった。実際に、この手法を用いて振り子の往復運動を対象とした計測実験を行った結果、良好な精度での位置計測を実時間で行えることが確かめられた。計測精度としては、カメラからの距離に対し2%以内の自乗平均誤差での計測が行えた。

文献

- (1) 日本ロボット学会誌, 9-7, (1991).
- (2) 藤原・米沢・津村, 画像情報を利用した移動体の位置姿勢計測法, システム制御情報学会論文誌, 3, (1990), 110-117.
- (3) Ohba, K., Kajikawa, S. and Inooka, H., Model-Based Measurement of 2D Moving Object, *Proc. International Conference on Image Processing*, (1992), 376-380.
- (4) 梶川・大場・石原・猪岡, 単眼による移動物体の実時間計測法, 第32回計測自動制御学会学術講演会予講集, (1993), 277-278.
- (5) 加藤, 最適制御入門, 東京大学出版会.
- (6) Wilson, W.J., Visual servo control of robots using kalman filter estimates of relative pose, *Proc. 12th World Congress International Federation of Automatic Control*, 9, (1993), 399-404.
- (7) Haris, C., Stennett, C., RAPID - a video rate object tracker, *Proc. The British Machine Vision Conference*, 23, (1990), 73-77.
- (8) Evans, R., Kalman filter of pose estimates in applications of the RAPID video rate tracker, *Proc. The British Machine Vision Conference*, 23, (1990), 79-84.
- (9) 光松・野村・加藤・藤井・佐藤, 視覚情報を用いたマニピュレータの制御, 第10回日本ロボット学会学術講演会, (1992), 709-712.
- (10) 木村, デジタル信号処理と制御, 昭晃堂.
- (11) 有本, カルマンフィルタ, 産業図書.