

反トルク平衡に基づく人型ロボットの三次元的重心運動推定

舛屋 賢^{*1}, 杉原 知道^{*2}

3D-COM Motion Estimation for a Humanoid Robot based on Equilibrium of Reaction Torque

Ken Masuya^{*1} and Tomomichi Sugihara^{*2}^{*1} Department of Adaptive Machine Systems, Graduate school of engineering, Osaka University
2-1 Yamadaoka, Suita, Osaka, 565-0871 Japan^{*2} Department of Adaptive Machine Systems, Graduate school of engineering, Osaka University
2-1 Yamadaoka, Suita, Osaka, 565-0871 Japan

A novel Kalman filter to estimate the center of mass (COM) for 3-dimensional motion of humanoid robot is proposed. It combines COM informations from the kinematics model, the ground reaction force and the relationship between COM and the zero moment point (ZMP). In author's previous work, a Kalman filter based on the same idea was proposed but it dealt with 2-dimensional motion. This paper improves it and takes the reaction torque into consideration in order to make tuning to reduce offset easier. Through the simulation which a robot walks forward, the validity of the proposed method is verified.

Key Words : COM estimation, Humanoid robot, Sensor fusion

1. はじめに

人型ロボットの制御において、ロボットの全身運動を重心運動で表し、それを制御量とする方法の有効性が報告されている^{(1)~(3)}。それらにおいて現在の重心位置が必要となるが、重心はロボットの運動とともに変化するため、体幹位置のようにカメラなどである一点を計測すればよいものではない。そのため、重心運動の推定が求められる。

重心推定において、各リンクの質量特性とモーシオンキャプチャやエンコーダから得た関節変位を用いて運動学により計算する方法がよく用いられる^{(4)~(9)}。しかし、その計算に必要な質量特性や身体系の位置・姿勢の誤差が推定精度に影響を及ぼす。別の方法として、反力から得られる重心加速度の2階積分があるが、積分に伴う誤差の累積⁽⁷⁾と初期誤差の残留が問題である。これらの方法におけるオフセット誤差に対して、ゼロモーメントポイント (ZMP⁽¹⁰⁾) の有効性が確認されており、ZMP にローパスフィルタ (LPF) をかける方法^{(11)~(13)}や、重心と ZMP の関係を倒立振子とみなしたモデル (重心-ZMP モデル, 図 1) に基づく方法^{(6) (8) (14)}が提案されている。しかし、これらは水平方向のオフ

セット補償のみを主に扱っており、三次元運動で重要となる鉛直方向については重要視していなかった。足首周りに回転する倒立振子に基づいて鉛直方向も含めて推定する方法^{(9) (15)}が提案されているが、支持足は地面に対して動かないと仮定している点で問題である。

そこで、本研究では、人型ロボットの全方向における高精度な重心運動推定を目指す。この目的のために、著者ら⁽¹⁶⁾はこれまでに運動学計算、反力情報、重心-ZMP モデルのそれぞれから得られる重心情報をカルマンフィルタにより統合し、左右方向と鉛直方向の推定を行った。その方法において、重心-ZMP モデルにおける鉛直方向と左右方向の干渉を推定に利用することで、それらの方向における精度を改善した。本稿では、それを三次元に拡張したカルマンフィルタを提案する。従来の方法において、重心-ZMP モデルとしてモーメントが零となる水平成分のみを扱ってきた。三次元へ拡張する際、同様にして水平2軸とすることが考えられるが、却ってパラメータの調整が難しい。そこで、本稿では全方向における反トルク平衡を考え、非零となる鉛直軸のものも組み込む。

2. 関連研究

人型ロボットの重心推定において、人の重心推定技術と類似したものが多く用いられている。最もよく用いられる方法は、各リンクの質量・重心位置などの質

^{*1} 大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1) ken.masuya@ams.eng.osaka-u.ac.jp

^{*2} 大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1) zhidao@ieee.org

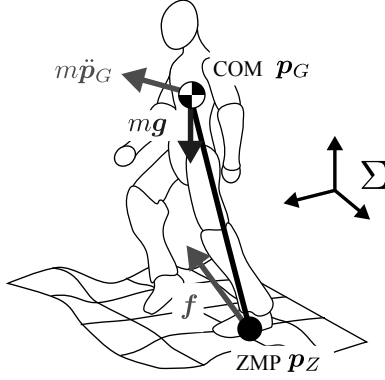


Fig. 1 COM-ZMP model

量特性, 慣性系に対する身体系の位置・姿勢から運動学により次のように求めるものである.

$$\mathbf{p}_G = \frac{\sum_{i=1}^{n_l} m_i \mathbf{p}_{G,i}}{\sum_{i=1}^{n_l} m_i} \quad (1)$$

$$= \mathbf{p}_0 + \mathbf{R}_0 \frac{\sum_{i=1}^{n_l} m_i {}^0 \mathbf{p}_{G,i}}{\sum_{i=1}^{n_l} m_i} \quad (2)$$

ここで, \mathbf{p}_G , \mathbf{p}_0 , \mathbf{R}_0 はそれぞれ慣性系 Σ に対する重心位置, 身体系 Σ_0 の位置と姿勢を表し, m_i は i 番目リンクの質量, n_l はリンクの総数である. また, $\mathbf{p}_{G,i}$, ${}^0 \mathbf{p}_{G,i}$ はそれぞれ慣性系と身体系に対する i 番目リンクの重心位置を表す. 式 (2) を時間微分することにより, 重心速度 \mathbf{v}_G が求まる.

$$\mathbf{v}_G = \mathbf{v}_0 + \boldsymbol{\omega}_0 \times \mathbf{R}_0 \frac{\sum_{i=1}^{n_l} m_i {}^0 \mathbf{p}_{G,i}}{\sum_{i=1}^{n_l} m_i} + \mathbf{R}_0 \frac{\sum_{i=1}^{n_l} m_i {}^0 \mathbf{v}_{G,i}}{\sum_{i=1}^{n_l} m_i} \quad (3)$$

ここで, \mathbf{v}_0 と $\boldsymbol{\omega}_0$ はそれぞれ慣性系 Σ に対する身体系 Σ_0 の速度と角速度を表し, ${}^0 \mathbf{v}_{G,i}$ は身体系に対する i 番目リンクの重心速度を表す. 各リンクの質量特性として, 人では屍体のデータから, ロボットでは CAD のデータからモデル化したものが用いられる. しかし, 人においては個人差により, ロボットにおいては電装系などにより, 実際のものとはモデル化したもの間には誤差が生じるため, 式 (2), (3) から得られる \mathbf{p}_G と \mathbf{v}_G もまた誤差をもつ. この問題に対して, Venture ら⁽⁵⁾ はベースリンクの運動から質量特性を同定する方法を提案した. また, Cotton ら⁽⁴⁾ は, Statically Equivalent Serial Chain (SESC) に基づいて重心位置を推定した. しかし, 式 (2), (3) から明らかなように慣性系に対する身体系の情報もまた重心の推定精度に影響を与える. Xinjilefu ら⁽⁶⁾ は, 質量特性が既知であるとしてロボットを 5 リンクモデルで近似し, 矢状面の運動に対して位置と姿勢を推定する非線形カルマンフィルタを提案した. この方法において, 支持足は動かないと仮定しているが, その仮定は常に満たされるとは限らない.

重心運動を推定する別の方法として, 反力から得られる重心加速度の積分が挙げられる⁽⁷⁾. ロボットにかかる全外力と重心加速度の関係は次式で表される.

$$m\ddot{\mathbf{p}}_G = \mathbf{f} - m\mathbf{g} \quad (4)$$

ただし, $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ g]^T$ であり, g は重力加速度である. m はロボットの全質量であり, $m = \sum_{i=1}^n m_i$ である. いま, 全反力が計測可能であり, m は静止時の力から計測できるとすると, 式 (4) から \mathbf{p}_G と \mathbf{v}_G を推定できる.

$$\mathbf{v}_G = \int_0^t \left(\frac{\mathbf{f}}{m} - \mathbf{g} \right) d\tau + \mathbf{v}_{G0} \quad (5)$$

$$\mathbf{p}_G = \int_0^t \left(\int_0^\tau \left(\frac{\mathbf{f}}{m} - \mathbf{g} \right) dT + \mathbf{v}_{G0} \right) d\tau + \mathbf{p}_{G0} \quad (6)$$

ここで, \mathbf{p}_{G0} と \mathbf{v}_{G0} は初期時刻 $t = 0$ における \mathbf{p}_G と \mathbf{v}_G の値である. しかし, 計測された反力はノイズを含むため, 積分に伴い誤差が累積する. また, 式 (5), (6) から明らかなように, \mathbf{p}_{G0} と \mathbf{v}_{G0} に含まれる初期誤差は補償されずに残留する.

そのようなオフセット誤差に対して, ZMP の有効性がこれまでに示されてきた. 準静的な運動において水平面への重心投影点と ZMP が一致する特性に基づいて, Benda ら⁽¹¹⁾, Caron ら⁽¹²⁾ は ZMP に対して LPF を通すことで重心推定を行った. しかし, これらは LPF を用いるために, 高速な運動の推定には向いていない. これに対して, Schepers ら⁽¹³⁾ は式 (6) から得られる重心位置にハイパスフィルタ (HPF) を通し, LPF を通した ZMP に相補的に加える方法を提案した. しかし, 鉛直方向については骨盤の高さを低周波数領域の信号として用いているため, 依然として誤差が存在する.

一方で, 重心-ZMP モデルに基づいて, ZMP を重心推定に利用する方法もまた提案されている⁽⁶⁾⁽⁸⁾⁽¹⁴⁾. このモデルは, 式 (4) で表される力の釣り合いと次式で表されるモーメントの釣り合いから導出される.

$$(\mathbf{p}_G - \mathbf{p}_Z) \times \mathbf{f} + \mathbf{M}_G = \mathbf{M}_Z \quad (7)$$

ここで, $\mathbf{p}_Z = [x_Z \ y_Z \ z_Z]^T$ は ZMP, \mathbf{M}_G と \mathbf{M}_Z はそれぞれ重心周りと ZMP 周りのモーメントである. 全反力が足に働いているとすると, \mathbf{p}_Z と \mathbf{M}_Z には次の関係が成り立つ.

$$\mathbf{M}_Z = \sum_{i=1}^{n_s} ((\mathbf{p}_{s_i} - \mathbf{p}_Z) \times \mathbf{f}_i + \boldsymbol{\tau}_i) \quad (8)$$

ただし, $\mathbf{p}_{s_i} = [x_{s_i} \ y_{s_i} \ z_{s_i}]^T$ は慣性系に対する i 番目の力センサ位置を表し, n_s は力センサの総数を表す. $\mathbf{f}_i = [f_{x_i} \ f_{y_i} \ f_{z_i}]^T$ と $\boldsymbol{\tau}_i = [\tau_{x_i} \ \tau_{y_i} \ \tau_{z_i}]^T$ は i 番目の力センサにより計測される身体系に対する力 ${}^0 \mathbf{f}_i$ とトルク ${}^0 \boldsymbol{\tau}_i$ を, $\mathbf{f}_i = \mathbf{R}_0 {}^0 \mathbf{f}_i$, $\boldsymbol{\tau}_i = \mathbf{R}_0 {}^0 \boldsymbol{\tau}_i$ のように座標変換したも

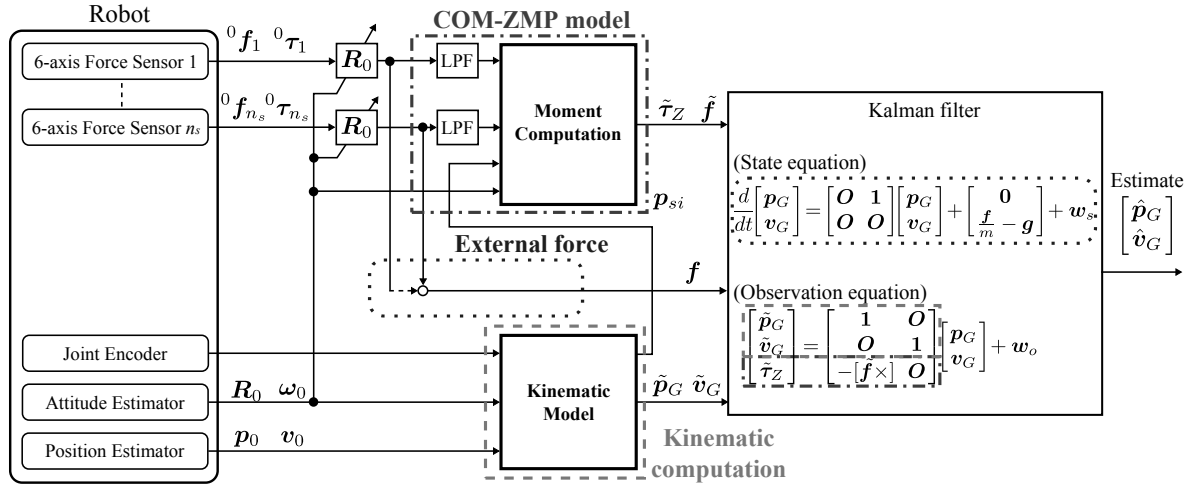


Fig. 2 The overview of the proposed method.

のである. z_Z を任意に決定すると, 式 (8) の x 方向, y 方向に関する式から x_Z と y_Z が求まる.

$$x_Z = \frac{\sum_{i=1}^{n_s} (-\tau_{yi} + x_{si}f_{zi} - (z_{si} - z_Z)f_{xi})}{\sum_{i=1}^{n_s} f_{zi}} \quad (9)$$

$$y_Z = \frac{\sum_{i=1}^{n_s} (\tau_{xi} + y_{si}f_{zi} - (z_{si} - z_Z)f_{yi})}{\sum_{i=1}^{n_s} f_{zi}} \quad (10)$$

したがって, $\mathbf{M}_G \simeq \mathbf{0}$ とすると, 重心-ZMP モデルは次式で表される.

$$\begin{bmatrix} \ddot{x}_G \\ \ddot{y}_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \zeta^2 (x_G - x_Z) \\ \zeta^2 (y_G - y_Z) \end{bmatrix}, \quad \zeta = \sqrt{\frac{\ddot{z}_G + g}{z_G - z_Z}} \quad (11)$$

しかし, 実際の運動では \mathbf{M}_G の影響を無視できるとは限らない. さらに, ζ に \ddot{z}_G が含まれるため, 重心の鉛直方向における運動が水平方向における運動に影響する. また, これまでの式 (11) に基づく方法⁽⁶⁾⁽⁸⁾⁽¹⁴⁾では, 水平方向のみしか扱えない.

鉛直方向も含めて推定する方法として, ZMP に代わり, 足首を倒立振子の支持点とみなした方法が提案されている⁽¹⁵⁾⁽⁹⁾. Barbier ら⁽¹⁵⁾は足首から重心までの距離が一定としてモーメントの釣り合いから重心を推定した. また, Kwon ら⁽⁹⁾は柔軟倒立振子の角度を推定することで, 間接的に重心を推定する方法を提案した. これらは支持足が動かないと仮定しているが, よりダイナミックな運動ではこの仮定が常に満たされるとは限らない.

以上の問題をまとめると, 鉛直方向の重心を推定できる方法⁽⁶⁾⁽⁹⁾⁽¹⁵⁾は支持足が動かないと仮定している点, ZMP により支持足の運動を許容できる推定方法^{(6)(8)(11)~(14)}は鉛直方向の推定にオフセットが残存する点, それぞれ問題である. そこで, これまでに著者ら⁽¹⁶⁾は, 式 (2), (3) で表される運動学計算, 式 (4) で表される反力と重心の関係, 式 (11) で表される重心-ZMP

モデルのそれぞれから得られる重心情報を統合するカルマンフィルタを提案した. その方法において, 運動学計算は現在の値のみから求まるために観測方程式に, 反力と重心の関係は微分方程式により表されるために状態方程式にそれぞれ用いた. また, 重心-ZMP モデルはモーメントの釣り合いを近似的に表す代数式に変形できるため, 観測方程式の一部に利用した. そのモデルに現れる左右方向と鉛直方向の重心運動における干渉を利用することで, それらの方向における精度改善を行ったが, 前後方向を扱ってはいなかった.

3. 反トルク平衡に基づく重心推定カルマンフィルタ

本稿では, 著者らのこれまでの方法を三次元へと拡張した, 重心運動推定のためのカルマンフィルタを提案する. 従来の方法では, 重心-ZMP モデルとして ZMP 周りのモーメントがゼロになる水平成分のみを用いてきた. 三次元へ拡張する際, 同様に水平 2 軸のものを扱うことが考えられるが, 位置は三次元であるため調整が却って難しい. そこで, 本稿では, 式 (7), (8) から求まる, 次のモーメントの釣り合いを用いる.

$$\mathbf{p}_G \times \tilde{\mathbf{f}} = \sum_{i=1}^{n_s} (\mathbf{p}_{si} \times \tilde{\mathbf{f}}_i + \tilde{\boldsymbol{\tau}}_i) \equiv \tilde{\boldsymbol{\tau}}_Z \quad (12)$$

ここで, \mathbf{f}_i , $\boldsymbol{\tau}_i$ を LPF に通した $\tilde{\mathbf{f}}_i$, $\tilde{\boldsymbol{\tau}}_i$ を用いている. これは, 足の接地に伴う衝撃によって ZMP が急変し, 結果として生じる過大な \mathbf{M}_G の影響を低減するためである. このモデルでは, ZMP の計算と異なり, 零除算は起きえない点に注意されたい. 提案方法の概要を示したものが図 2 である. 状態量を $\mathbf{x} = [\mathbf{p}_G^T \mathbf{v}_G^T]^T$ とすると, 式 (4) から状態方程式は次式で表される.

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{1} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix} \mathbf{x} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \frac{\mathbf{f}}{m} - \mathbf{g} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_s \quad (13)$$

ただし, $\mathbf{1}, \mathbf{O} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ はそれぞれ単位行列と零行列を表し, $\mathbf{0} \in \mathbb{R}^3$ は零ベクトルを表す. $\mathbf{w}_s \in \mathbb{R}^6$ はプロセスノイズである. 式 (13) において, 衝撃力も含む力により重心加速度は求まるべきとの考えから, $\tilde{\mathbf{f}}$ ではなく, \mathbf{f} を用いている点に注意されたい. また, 式 (2), (3), (12) から観測方程式として次式を考える.

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{1} \\ -[\tilde{\mathbf{f}} \times] & \mathbf{O} \end{bmatrix} \mathbf{x} + \mathbf{w}_o \quad (14)$$

ここで, $\mathbf{y} = [\tilde{\mathbf{p}}_G^T \tilde{\mathbf{v}}_G^T \tilde{\mathbf{t}}_Z^T]^T$ は観測値を, \mathbf{w}_o は観測ノイズをそれぞれ表す. ただし, $\tilde{\mathbf{p}}_G$ と $\tilde{\mathbf{v}}_G$ の計算における \mathbf{R}_0 と $\boldsymbol{\omega}_0$ は姿勢推定器⁽¹⁷⁾により事前に得られるものとする. また, \mathbf{p}_0 と \mathbf{v}_0 は, 支持足の運動を許容した位置推定器⁽¹⁸⁾により推定されるものとする. $[\mathbf{f} \times]$ は \mathbf{f} との外積を表す外積行列である.

4. 実装と評価

4.1 カルマンフィルタの実装 実装のために, 式 (13), (14) で表されるシステムを離散化する. ΔT をサンプリング間隔とすると, 前進差分近似により次の離散システムが得られる.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_s \Delta T \quad (15)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}_k \mathbf{x} + \mathbf{w}_o \quad (16)$$

ここで,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \Delta T \mathbf{1} \\ \mathbf{O} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \left(\frac{\mathbf{f}_k}{m} - \mathbf{g}\right) \Delta T \end{bmatrix} \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{1} \\ -[\tilde{\mathbf{f}}_k \times] & \mathbf{O} \end{bmatrix}$$

であり, 添字 k は離散時刻 $k\Delta T$ を表す. $\mathbf{w}_s \Delta T$ と \mathbf{w}_o の共分散をそれぞれ \mathbf{Q}_s , \mathbf{Q}_o で表すとすると, カルマンフィルタは次のアルゴリズムに従って推定を行う.

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{Q}_o)^{-1} \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \mathbf{u}_k \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_s \quad (21)$$

ここで, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ と $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ はそれぞれ時刻 $k\Delta T$ における \mathbf{x} の予測値と推定値である. $\mathbf{P}_{k|k-1}$ と $\mathbf{P}_{k|k}$ はそれぞれ $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ と $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ の誤差共分散である.

4.2 シミュレーションによる評価 提案方法の評価を行うために, OpenHRP3⁽¹⁹⁾ を用いてシミュレーションを行った. シミュレーションにおいて, ロボットモデルとして mighty⁽²⁰⁾ を用い, $\Delta T = 2\text{ms}$ とした.

ロボットは $0 \sim 2\text{s}$ まではその場に静止し, 以降は歩幅 7cm , 歩行周期 1 秒で前進歩行を行うように運動させた. 運動制御には, 目標関節変位およびその微分に追従させる PD 制御器を用いた. ただし, 目標値は寺田らの方法⁽²¹⁾ に基づいて事前に求めた. シミュレーションの様子を示したものが図 3 である.

はじめに, 位置・姿勢が既知である場合における提案方法の有効性を確認するために, カセンサのノイズとして次のものを与えた.

$$\mathbf{w}_f \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \text{diag}\{0.17^2, 0.17^2, 0.34^2\}) \quad (22)$$

$$\mathbf{w}_\tau \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, 0.0034^2 \mathbf{1}_3) \quad (23)$$

ただし, \mathbf{w}_f と \mathbf{w}_τ はそれぞれ力とトルクのノイズである. $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ は平均 $\boldsymbol{\mu}$, 共分散 $\boldsymbol{\Sigma}$ で表される正規分布であり, $\text{diag}\{d_1, \dots, d_n\}$ は d_1, \dots, d_n を対角成分とする対角行列である. ここで, 全質量の 2% が分散の 3 倍となるように \mathbf{w}_f の鉛直方向分散を決定し, 水平方向分散はその半分の値とした. 一方で, \mathbf{w}_τ の分散は \mathbf{w}_f の鉛直方向分散から決定した. また, モデルの質量特性を考えると, 実際のは未知であるため, 誤差を含むものを考えるべきである. そこで, 次のように決定した誤差を加えた.

$$\tilde{m}_i = (1 + w_m) m_i, \quad w_m \sim \mathcal{N}(0, 0.2) \quad (24)$$

$${}^0 \tilde{\mathbf{p}}_{Gi} = (1 + w_G) {}^0 \mathbf{p}_{Gi}, \quad w_G \sim \mathcal{N}(0, 0.3) \quad (25)$$

ただし, \tilde{m}_i と ${}^0 \tilde{\mathbf{p}}_{Gi}$ は, 誤差を含む i 番目リンクの質量と重心位置である.

重心位置の推定結果の一例を図 4 に示し, 代表的な 5 通りの誤差パターンを与えた場合の推定誤差をまとめたものが図 5 である. 提案方法との比較のために, モデルに基づく運動学計算による重心位置 (Kinematics), 提案方法から重心-ZMP モデルの部分を取り除いたもの (Without COM-ZMP) の結果も示す. ここで, 提案方法のパラメータは試行錯誤により決定し, Without COM-ZMP のパラメータは提案方法において相当するものと同じものを用いた. 結果から, Without COM-ZMP と Kinematics による結果にあまり大きな違いは見られない. 一方で, 提案方法では, 全方向において誤差が低減できている. 特に, 図 5 において, 分散は残るものの平均誤差がゼロ付近へと変動していることが確認できる. このことから, 位置・姿勢誤差がない場合, 全方向における重心位置推定に対して, モーメント干渉を用いた提案方法は有効であるといえる.

次に, 前述の誤差に加えて, 位置 \mathbf{p}_0 と姿勢 \mathbf{R}_0 に誤差を含む場合の検証を行った. ここで, 姿勢誤差として, 次のような角度誤差 \mathbf{e}_a を \mathbf{R}_0 と等価なオイラー角

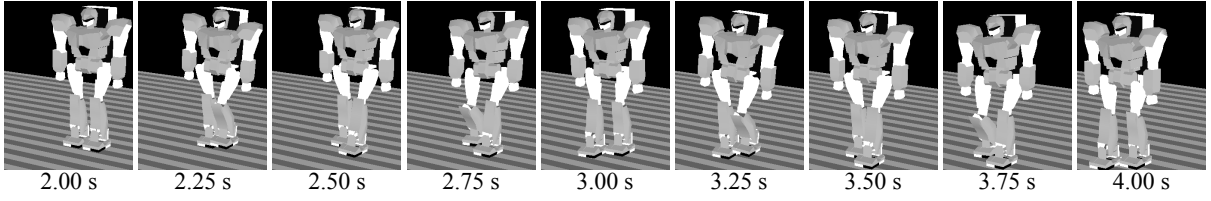


Fig. 3 The snapshots of a part of walking from 2.00s to 4.00s

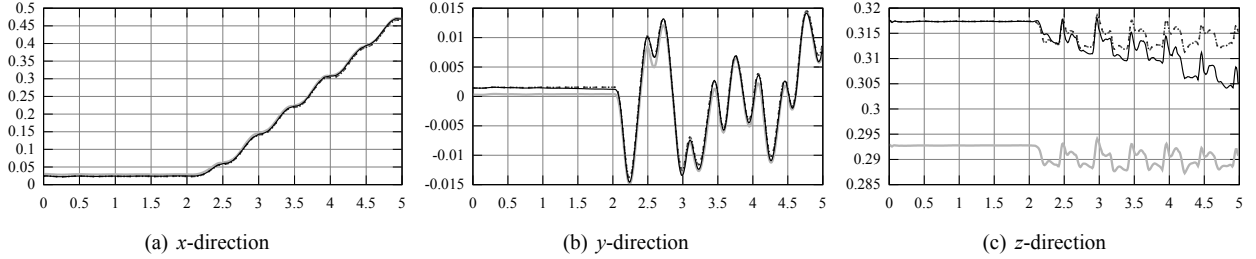


Fig. 4 A result of COM position estimation[m] versus time[s]. (black solid line : The proposed method, gray solid line : Ground truth, dash line : Kinematics, dot line : Without COM-ZMP.)

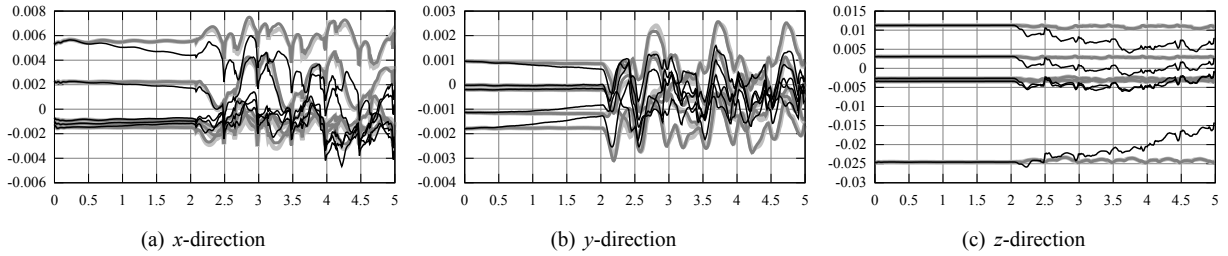


Fig. 5 Results of COM position estimation error[m] versus time[s] without the position and attitude error. (black line : The proposed method, light gray line : Kinematics, gray line : Without COM-ZMP.)

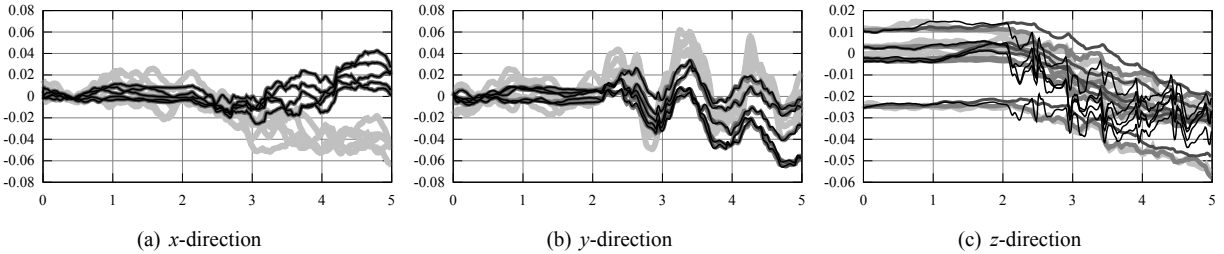


Fig. 6 Results of COM position estimation error[m] versus time[s] with the position and attitude error. (black line : The proposed method, light gray line : Kinematics with KCSF, gray line : Kinematics with Pos. Est., dark gray line : Without COM-ZMP.)

に加えた.

$$\mathbf{e}_a = \frac{0.6}{(1 + 1/(2\pi)s)^2} \mathbf{w}_a, \quad \mathbf{w}_a \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{1}) \quad (26)$$

ただし、LPF はオイラー角および角速度の二乗平均誤差がそれぞれ約 0.035rad, 約 0.4rad/s となるように設定した. 提案方法と Without COM-ZMP において、 \mathbf{p}_0 として位置推定器⁽¹⁸⁾によるものを用いた. これらの誤差・推定値の導入に伴い、提案方法と Without COM-ZMP におけるパラメータは試行錯誤により再決

定した. 推定誤差をまとめたものが図 6 である. ここで、位置推定が重心推定に及ぼす影響を調べるために、Kinematics における \mathbf{p}_0 の推定に、位置推定器⁽¹⁸⁾を用いたもの (Kinematics with Pos. Est.) に加え、支持足が動かないと仮定した運動学計算を用いたもの (Kinematics with KCSF) の結果も示す. 結果から、Kinematics with KCSF は Kinematics with Pos. Est. と比べて x 方向で大きな誤差を示していることが確認できる. また、同じ位置推定器を用いているものを比較すると、提案方

法は鉛直方向において、姿勢誤差を含まない場合と同様に誤差が収束する傾向を示している。

5. お わ り に

本稿では、人型ロボットの全方向における高精度な重心運動推定のために、運動学計算、反力情報、重心-ZMPモデルのそれぞれから得られる情報を統合するカルマンフィルタを提案した。重心-ZMPモデルに基づいて、重心の各方向成分を干渉させることで、ZMP情報を水平方向だけでなく、鉛直方向にも利用した。そのモデルにおいて、全方向における反トルク平衡を考慮することでオフセット補償のための調整を容易とした。歩行シミュレーションに対する推定結果から、全方向の重心推定において、提案方法の有効性が確認できた。

謝辞 本研究は科学研究費補助金挑戦的萌芽研究課題番号#26540135（研究代表者:杉原知道）の支援を受けた。

参 考 文 献

- (1) K. Mitobe, G. Capi and Y. Nasu, "Control of walking robots based on manipulation of the zero moment point," *Robotica*, Vol.18, No.6(2000), pp.651-657.
- (2) 杉原 知道, 中村 仁彦, "ZMP-重心モデルと台車型倒立振り子モデルのアナロジーによるヒューマノイドロボットの高機動化制御", 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.1 (2006), pp.74-83.
- (3) T. Sugihara, "Standing Stabilizability and Stepping Maneuver in Planar Bipedalism based on the Best COM-ZMP Regulator," *Proc. of the 2009 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, (2009), pp.1966-1971.
- (4) S. Cotton, A. P. Murray and P. Fraise, "Estimation of the Center of Mass: From Humanoid Robots to Human Beings," *IEEE/ASME Trans on Mechatronics*, Vol.14, No.6(2009), pp.707-712.
- (5) G. Venture, K. Ayusawa and Y. Nakamura, "Motion Capture Based Identification of The Human Body Inertial Parameters," *Proc. of 30th Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, (2008), pp.4575-4578.
- (6) Xinjilefu and C. G. Atkeson, "State Estimation of a Walking Humanoid Robot," *Proc. of 2012 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, (2012), pp.3693-3699.
- (7) J. J. Eng and D. A. Winter, "Estimations of the horizontal displacement of the total body centre of mass: considerations during standing activities," *Gait & Posture*, Vol.1, No.3(1993), pp.141-144.
- (8) B. J. Stephens, "State estimation for force-controlled humanoid balance using simple models in the presence of modeling error," *Proc. of the 2011 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, (2011), pp.3994-3999.
- (9) S.J. Kwon and Y. Oh, "Real-Time Estimation Algorithm for the Center of Mass of a Bipedal Robot with Flexible Inverted Pendulum Model," *Proc. of the 2009 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, (2009), pp.5463-5468.
- (10) M. Vukobratović and J. Stepanenko, "On The Stability of Anthropomorphic Systems," *Mathematical Biosciences*, Vol.15, No.1(1972), pp.1-37.
- (11) B. J. Benda, P. O. Riley and D. E. Krebs, "Biomechanical relationship between center of gravity and center of pressure during standing," *IEEE Trans. on Rehabilitation Engineering*, Vol.2, No.1(1994), pp.3-10.
- (12) O. Caron, B. Faure and Y. Brenière, "Estimating the centre of gravity of the body on the basis of the centre of pressure in standing posture," *J. of Biomechanics*, Vol.30, Nos.11/12(1997) pp.1169-1171.
- (13) H. M. Schepers, E. H. F. van Asseldonk, J. H. Buurke and P. H. Veltink, "Ambulatory Estimation of Center of Mass Displacement During Walking," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol.56, No.4(2009), pp.1189-1195.
- (14) I. Hashlamon and K. Erbaturo, "Center of Mass States and Disturbance Estimation for a Walking Biped," *Proc. of 2013 IEEE Int. Conf. on Mechatronics*, (2013), pp.248-253.
- (15) F. Barbier, P. Allard, K. Guelton, B. Colobert and AP. Godillon-Maquinghen, "Estimation of the 3-D Center of Mass Excursion From Force-Plate Data During Standing," *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol.11, No.1(2003), pp.31-37.
- (16) 舩屋 賢, 杉原 知道, "運動学的情報と反力情報・ZMPを統合した人型ロボットの重心運動推定", 第32回日本ロボット学会学術講演会予稿集, (2014), 2B1-01.
- (17) 杉原 知道, 舩屋 賢, 山本 元司, "三次元高精度姿勢推定のための慣性センサの線形・非線形特性分離に基づいた相補フィルタ", 日本ロボット学会誌, Vol.31, No.3 (2013), pp.251-262.
- (18) K. Masuya and T. Sugihara, "Dead Reckoning of a Biped Robot on Various Terrain by Kalman Filter Adaptive to Ground Reaction Force," *Proc. of the 2014 IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, (2014), pp.1075-1180.
- (19) S. Nakaoka, S. Hattori, F. Kanehiro, S. Kajita and H. Hirukawa, "Constraint-based Dynamics Simulator for Humanoid Robots with Shock Absorbing Mechanisms," *Proc. of the 2007 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, (2007), pp.3641-3647.
- (20) T. Sugihara, K. Yamamoto and Y. Nakamura, "Hardware design of high performance miniature anthropomorphic robots," *Robotics and Autonomous System*, Vol.56, No.1(2007), pp.82-94.
- (21) 寺田 耕志, 杉原 知道, 國吉 康夫, "境界条件緩和と運動方程式の力学的三次元対称化による二脚ロボットのオンライン運動計画法", 第25回日本ロボット学会学術講演会予稿集, (2007), 1G26.