解説

人型ロボットの状態推定

State Estimation for Humanoid Robots with a Focus on the Center of Mass Estimation

舩 屋 賢* 九州大学

Ken Masuya* *Kyushu University

1. はじめに

人型ロボットの制御において重心を制御量とする制御器の有効性が確認されており、そのフィードバック制御のためには重心位置・速度を制御周期で推定する必要がある。このような要求のもと、重心位置・速度の推定問題が近年再認識されつつあり、研究発表も増えつつある。そこで、本稿では、「人型ロボットの重心推定をどのようなアイデアを用いてどのように推定するのか」という観点から近年の研究発表を紹介する。合わせて、重心推定を行う際に必要となる身体系の位置・姿勢、関節変位の推定方法についても紹介する。

2. 重心運動推定のアイデア

2.1 運動学により求まる重心

本稿では、まず重心推定に用いられるアイデアを三つに大別し、それらの方法・問題点について概説する。

重心運動推定方法として、各リンクの質量特性などから運動学により計算する方法が、人体計測分野も含めて最もよく使われる(図1(a), 文献[1]~[4])。この方法において、慣性系に対する重心位置 $\mathbf{p}_G = [x_G \ y_G \ z_G]^T$ は、各リンクの重心位置の重み付き和として次式で与えられる。

$$\mathbf{p}_G = \frac{\sum_{i=0}^{N_l} m_i \mathbf{p}_{G,i}}{m} \quad (1)$$

$$m = \sum_{i=0}^{N_l} m_i \quad (2)$$

ここで、 N_l はリンク数、 m_i は i 番めリンクの質量、 $\mathbf{p}_{G,i}$ は慣性系に対する i 番めリンクの重心位置である。ただし、添字 $i=0$ は身体系を表すとする。 $\mathbf{p}_{G,i}$ は、慣性系に対する身体系の位置 $\mathbf{p}_0$ 、姿勢 $\mathbf{R}_0$ を用いて、次のように表される。

$$\mathbf{p}_{G,i} = \mathbf{p}_0 + \mathbf{R}_0^0 \mathbf{p}_{G,i} \quad (3)$$

$${}^0\mathbf{p}_{G,i} = {}^0\mathbf{p}_i + {}^0\mathbf{R}_i^i \mathbf{p}_{G,i} \quad (4)$$

ここで、 ${}^0\mathbf{p}_{G,i}$ 、 ${}^i\mathbf{p}_{G,i}$ はそれぞれ身体系・ i 番めリンク座標系に対する i 番めリンクの重心位置、 ${}^0\mathbf{p}_i$ 、 ${}^0\mathbf{R}_i$ はそれぞれ身体系に対する i 番めリンク座標系の位置・姿勢である。式(1)、(3)、(4)を時間微分すると、重心速度が次のように得られる。

$$\mathbf{v}_G = \frac{\sum_{i=0}^{N_l} m_i \mathbf{v}_{G,i}}{m} \quad (5)$$

$$\mathbf{v}_{G,i} = \mathbf{v}_0 + \boldsymbol{\omega}_0 \times \mathbf{R}_0^0 \mathbf{p}_{G,i} + \mathbf{R}_0^0 \mathbf{v}_{G,i} \quad (6)$$

$${}^0\mathbf{v}_{G,i} = {}^0\mathbf{v}_i + {}^0\boldsymbol{\omega}_i \times {}^0\mathbf{R}_i^i \mathbf{p}_{G,i} + {}^0\mathbf{R}_i^i \mathbf{v}_{G,i} \quad (7)$$

ここで、 $\mathbf{v}_{G,i}$ 、 ${}^0\mathbf{v}_{G,i}$ 、 ${}^i\mathbf{v}_{G,i}$ はそれぞれ慣性系、身体系、 i 番めリンク座標系に対する i 番めリンクの重心速度である。 $\mathbf{v}_0$ 、 $\boldsymbol{\omega}_0$ は慣性系に対する身体系の速度と角速度であり、 ${}^0\mathbf{v}_i$ 、 ${}^0\boldsymbol{\omega}_i$ は身体系に対する i 番めリンク座標系の速度と角速度である。

以上の式から分かるように、運動学により真面目に重心運動を求める際、次の情報が必要となる。

- 身体系に対する各リンクの相対変位 ${}^0\mathbf{p}_i$ 、 ${}^0\mathbf{v}_i$ 、 ${}^0\mathbf{R}_i$ 、 ${}^0\boldsymbol{\omega}_i$
- 各リンクの質量特性 m_i 、 ${}^i\mathbf{p}_{G,i}$ 、 ${}^i\mathbf{v}_{G,i}$
- 慣性系に対する身体系の情報 $\mathbf{p}_0$ 、 $\mathbf{v}_0$ 、 $\mathbf{R}_0$ 、 $\boldsymbol{\omega}_0$

各リンクの相対変位を求めるためには、関節変位 $\mathbf{q}$ 、関節速度 $\dot{\mathbf{q}}$ とリンクパラメータが必要となる。リンクパラメータは加工精度にもよるが、多くの場合は設計時のものが用いられる。また、関節変位・関節速度は関節のエンコーダにより計測でき、多くの場合は精度が十分であるとしてその計測値が使用される。関節変位の精度が問題になる場合の推定方法については、第3章にて述べる。

一方で、各リンクの質量特性のうち、 ${}^i\mathbf{v}_{G,i}$ は、 ${}^i\mathbf{p}_{G,i}$ が一定という仮定のもとで ${}^i\mathbf{v}_{G,i} = \mathbf{0}$ とすることが多い。 m_i 、 ${}^i\mathbf{p}_{G,i}$ はCADなどで設計した際のものが用いられるが、ケーブルワイヤなどにより実際のロボットの質量特性とずれが生じる。この誤差を低減するために、モーションキャプチャシステムなどを用いた質量特性の同定方法[2][3]

原稿受付 2017年11月30日

キーワード: Humanoid Robot, State Estimation, Kalman Filter, Complementary Filter

*〒819-0395 福岡市西区元岡744

*Nishi-ku, Fukuoka-shi, Fukuoka

図1 重心運動推定のアイデア (a) 運動学に基づく推定 (b) 力の釣り合いに基づく推定 (c) モーメントの釣り合い (ZMP) に基づく重心

が提案されている。最後に、慣性系に対する身体系の情報は、モーションキャプチャシステムのような外部センサが使える環境ならば比較的容易に測定できるが、それ以外の環境を移動するときは何らかの方法により推定しなければならない。この身体系の情報を推定する方法については、第3章にて述べる。

2.2 力の釣り合い（重心加速度）から求まる重心

重心運動を推定する別の方法として、力の釣り合いに基づいて得た重心加速度を積分する方法が挙げられる（図1(b)，文献[5]）。ロボットにかかる全外力を $\mathbf{f}$ としたとき、力の釣り合いは次式で表される。

$$m\ddot{\mathbf{p}}_G = \mathbf{f} - m\mathbf{g} \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ g]^T$ ， g は重力加速度である。全外力 $\mathbf{f}$ は、接触点にかかる力の総和であり、次式で表される。

$$\mathbf{f} = \sum_{j=1}^{N_C} \mathbf{f}_j \quad (9)$$

ただし、 N_C は接触点の総数、 $\mathbf{f}_j = [f_{xj} \ f_{yj} \ f_{zj}]^T$ は慣性系に対する j 番め接触点の力である。以下、簡単のために、接触点位置はセンサ位置に一致すると仮定する。このとき、フォースプレートのような環境に設置した機器を利用する場合は $\mathbf{f}_j$ を直接計測できるが、ロボットの足裏などに設置した力センサで $\mathbf{f}_j$ を計測する場合、次の座標変換が必要となる。

$$\mathbf{f}_j = \mathbf{R}_0 {}^0\mathbf{R}_{C_j} {}^{C_j}\mathbf{f}_j \quad (10)$$

ただし、 ${}^0\mathbf{R}_{C_j}$ は身体系に対する j 番め力センサ姿勢、 ${}^{C_j}\mathbf{f}_j$ は j 番め力センサ座標系に対する力の計測値である。式(8)より、重心運動は次の時間積分によって推定できる。

$$\mathbf{v}_G = \int_0^t \left(\frac{\mathbf{f}}{m} - \mathbf{g} \right) d\tau + \mathbf{v}_{G0} \quad (11)$$

$$\mathbf{p}_G = \int_0^t \left(\int_0^\tau \left(\frac{\mathbf{f}}{m} - \mathbf{g} \right) dT + \mathbf{v}_{G0} \right) d\tau + \mathbf{p}_{G0} \quad (12)$$

ここで、 $\mathbf{p}_{G0}$ と $\mathbf{v}_{G0}$ はそれぞれ初期時刻 $t = 0$ における $\mathbf{p}_G$ と $\mathbf{v}_G$ を表す。

以上の式から分かるように、力の釣り合いにより真面目に重心運動を求める際、次の情報が必要となる。

- ロボットの全質量 m
- 身体系に対する各センサの相対変位 ${}^0\mathbf{R}_{C_j}$
- 身体系の姿勢 $\mathbf{R}_0$
- 力 ${}^{C_j}\mathbf{f}_j$
- 重心位置・速度の初期値 $\mathbf{p}_{G0}$, $\mathbf{v}_{G0}$

これらのうち、全質量 m は静止時の力から比較的容易に計測できる。また、 ${}^0\mathbf{R}_{C_j}$ は関節変位の精度が十分によければ、設計時のリンクパラメータ・キャリブレーション行列を用いて計算が可能である。

しかし、 $\mathbf{R}_0$ は何らかの方法により推定しなければならない、推定誤差が残る。また、力 ${}^{C_j}\mathbf{f}_j$ はセンサで計測できるものの、計測ノイズが含まれる。このセンサノイズと姿勢誤差により、式(11)、(12)で積分する際に、誤差の累積が生じる。最後に、初期値 $\mathbf{p}_{G0}$, $\mathbf{v}_{G0}$ を求めるためには重心推定を必要とするため、結果的にその誤差がオフセット誤差として残留する。

2.3 モーメントの釣り合い (ZMP) から求まる重心

三つめの方法として、モーメントの釣り合いから重心を求める方法が挙げられる（図1(c)）。重心周りのモーメント $\mathbf{n}_G$ は、全接触点にかかる力・モーメントを用いて次式で表される。

$$\mathbf{n}_G = \sum_{j=1}^{N_C} ((\mathbf{p}_{C_j} - \mathbf{p}_G) \times \mathbf{f}_j + \mathbf{n}_j) \quad (13)$$

ただし、 $\mathbf{p}_{C_j} = [x_{C_j} \ y_{C_j} \ z_{C_j}]^T$ は j 番め接触点の位置、 $\mathbf{n}_j = [n_{xj} \ n_{yj} \ n_{zj}]^T$ は j 番め接触点にかかるモーメント

であり、身体系の情報を用いるとそれぞれ次式のように書き直される。

$$\mathbf{p}_{C_j} = \mathbf{p}_0 + \mathbf{R}_0^0 \mathbf{p}_{C_j} \quad (14)$$

$$\mathbf{n}_j = \mathbf{R}_0^0 \mathbf{R}_{C_j}^{C_j} \mathbf{n}_j \quad (15)$$

ただし、 ${}^0\mathbf{p}_{C_j}$ は身体系に対する j 番め接触点の位置、 ${}^{C_j}\mathbf{n}_j$ は j 番め力センサ座標系に対するモーメントの計測値である。式 (13) について、変形すると次式が得られる。

$$\mathbf{n} = \mathbf{p}_G \times \mathbf{f} + \mathbf{n}_G \quad (16)$$

$$= \sum_{j=1}^{N_c} (\mathbf{p}_{C_j} \times \mathbf{f}_j + \mathbf{n}_j) \quad (17)$$

式 (16), (17) がそのまま重心推定に使われることはあまりなく [6]~[9], むしろ次のような Zero Moment Point (ZMP [10]) を介して用いられることが多い [11]~[22]。

$$\mathbf{n}_Z = (\mathbf{p}_G - \mathbf{p}_Z) \times \mathbf{f} + \mathbf{n}_G \quad (18)$$

$$= \sum_{j=1}^{n_C} ((\mathbf{p}_{C_j} - \mathbf{p}_Z) \times \mathbf{f}_j + \mathbf{n}_j) \quad (19)$$

$\mathbf{p}_Z = [x_Z \ y_Z \ z_Z]^T$ は慣性系に対する ZMP 位置、 $\mathbf{n}_Z = [0 \ 0 \ n_{zZ}]^T$ は ZMP 周りのモーメントである。 z_Z を任意に決定すると、式 (19) の x 方向、 y 方向に関する式から x_Z と y_Z が求まる。

$$x_Z = \frac{\sum_{i=1}^{N_C} (-n_{y_j} + x_{C_j} f_{z_j} - (z_{C_j} - z_Z) f_{x_j})}{\sum_{i=1}^{n_C} f_{z_i}} \quad (20)$$

$$y_Z = \frac{\sum_{i=1}^{N_C} (n_{x_j} + y_{C_j} f_{z_j} - (z_{C_j} - z_Z) f_{y_j})}{\sum_{i=1}^{n_C} f_{z_j}} \quad (21)$$

したがって、 $\mathbf{n}_G \simeq \mathbf{0}$ としたとき、重心と ZMP の関係を表す低次元モデルは次式で表される。

$$\begin{bmatrix} \ddot{x}_G \\ \ddot{y}_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega^2 (x_G - x_Z) \\ \omega^2 (y_G - y_Z) \end{bmatrix}, \quad (22)$$

$$\omega = \sqrt{\frac{\ddot{z}_G + g}{z_G - z_Z}} \quad (23)$$

式 (23) の ω として、 $\ddot{z}_G = 0$ とした次のものが多く用いられる [15]~[20] [22]。

$$\omega = \sqrt{\frac{g}{z_G - z_Z}} = \sqrt{\frac{g}{h}} \quad (24)$$

式 (22) の重心推定への利用方法の一つは、式 (22) を状態方程式としてカルマンフィルタに利用するものである [16]~[22]。別の方法として、ZMP にローパスフィルタ

(LPF) をかけるものがある [12] [13]。これは、式 (22) をラプラス変換した次式において、低周波数領域において ZMP と重心が一致するという性質に基づいている。

$$\begin{bmatrix} \ddot{x}_G \\ \ddot{y}_G \end{bmatrix} = \frac{\omega^2}{\omega^2 - s^2} \begin{bmatrix} x_Z \\ y_Z \end{bmatrix} \quad (25)$$

このことから、静止時の ZMP 位置を用いて、前節の $\mathbf{p}_{G0}$ を求める方法も提案されている [11]。

ここまでの節と同様に必要な情報をまとめると、次のようになる。

- 身体系に対する各センサの相対変位 ${}^0\mathbf{p}_{C_j}$, ${}^0\mathbf{R}_{C_j}$
- 慣性系に対する身体系の位置・姿勢 $\mathbf{p}_0$, $\mathbf{R}_0$
- 力・モーメント ${}^{C_j}\mathbf{f}_j$, ${}^{C_j}\mathbf{n}_j$

これらのうち、各センサの相対変位は前節で述べたように、関節変位の精度が十分によければ、設計時のリンクパラメータ・キャリブレーション行列を用いて計算できると考えられる。

しかし、2.1 節や 2.2 節で述べたように、 $\mathbf{p}_0$, $\mathbf{R}_0$ には推定に伴う誤差が残り、センサで計測できる力 ${}^{C_j}\mathbf{f}_j$ とモーメント ${}^{C_j}\mathbf{n}_j$ には計測ノイズが含まれる。また、式 (16) で表されるモーメントの釣合いは三次元の重心位置を含むものの、外積を含むために単独で重心を推定する場合は対象が二次元のものに限定される。

3. 位置・姿勢・関節変位の推定器

前章で示した三つの重心推定方法のすべてにおいて、慣性系に対する身体系の情報が必要であった。また、相対変位を求める際に、「関節変位の精度が十分に良い」とする仮定を置いていた。そこで、本章では、これらの制御周期における推定方法について概説する。

身体系の位置・姿勢の制御周期における推定において、次のセンサ情報が主に使われる。

- エンコーダ (+ 力センサ)
- 慣性計測装置 (IMU)

前者は、環境と接触した部位 (人型ロボットでは多くの場合は足先) と身体系間の運動学計算のために使われる [23]。このとき、足は動かないとする仮定が置かれているが、常に成り立つとは限らない。後者は、加速度・角速度を出力するため、それらを積分することで位置・姿勢を推定できるが、センサノイズを含むために積分に伴う誤差累積が生じる。このように単独での推定は難しいため、これらを組み合わせた推定が必要となる。

運動学と IMU を組み合わせた推定方法として、Lin ら [24] は運動学と IMU の計測値をカルマンフィルタ (KF) の観測値として利用する方法を提案した。さらに、Bloesch ら [25] は、4 脚ロボットにおいて足先位置の誤差を陽に扱うために、足先位置を状態量に含む形で KF を定式化した。

上記の推定器を適用した脚ロボットはその足がほぼ点とみなせるような足であり、推定器において接触した足の位置は変わらないとしてきた。これに対して、人型ロボットは脚部にある程度の面積を有するため、姿勢変化による足先位置の変動が大きい（図2）。このような考えのもと、足先の姿勢変化を考慮した推定技術の研究が近年報告されてきている。筆者ら[26]は事前に推定した姿勢（例えば、文献[27]～[30]によるもの）が使えるとする前提のもとで、推定姿勢から求めた接触点に基づく運動学と加速度情報を組み合わせる位置推定器を提案した。また、Rottelaら[31]は、Bloeschら[25]のKFの状態量に足先の姿勢変化を導入することで、対応を図っている。BenallegueとLamiriaux[32]は、足先の動きによる位置・姿勢変化がIMU計測値へ与える影響を陽に考慮した推定器設計を行っている。

これらの姿勢変化を扱う推定器は、相対変位に影響する関節変位誤差をノイズとして扱っているが、関節変位を陽に推定するものではない。位置・姿勢とともに関節変位を推定する方法として、XinjilefuとAtkeson[4]は平面5リンクロボットを対象とするKFを構築している。彼らの方法は、ロボットの一般化座標とその時間微分を状態量、ロボットの全身ダイナミクスを状態方程式とし、IMU計測値、

エンコーダ値、現在の支持状態から考えられる足先位置を観測値としたものである。しかし、これをより多自由度のロボットに適用するとき、計算コストが大きくなることが予想される。そこで、彼らのグループは、計算コストを低減するために、位置・姿勢の推定器と関節状態推定器に分離する方法を示している[33]。

4. 近年の重心推定器について

4.1 概要

本章では、2000年代後半から現在にかけての重心推定器の研究発表について紹介していく。筆者が知る限りの近年の重心推定器について、推定器に用いられるフィルタ・重心情報の観点からまとめたものが表1である。近年、多く用いられているものは運動学計算、力の釣り合い、モーメントの釣り合いすべてを組み合わせたものが多い。また、2015年にDARPA Robotics Challengeがあったためか、2015年には重心推定について多くの研究発表がなされている。

4.2 相補フィルタを用いた重心推定

相補フィルタは、各情報の信頼性が高い周波数領域の成分を抽出し、相補的に組み合わせるフィルタであり、周波数領域で設計される。人体計測分野において、Schepersら[14]は、ZMPをLPF、重心加速度の二階積分（式（12））をハイパスフィルタ（HPF）に通し、その後、各信号を統合する相補フィルタを提案している。その一つの発展として、Carpentierら[15]は、重心加速度の二階積分・ZMPに加えて、運動学から得られる重心を統合する相補フィルタを提案している。この方法において、運動学から得られる重心位置は低・高周波数領域においては誤差が大きいが、そ

図2 足先の姿勢変化 (a) 点状の足先 (b) 面積を持つ足先

表1 近年の重心推定器

フィルタ		文献	発表年	運動学計算	力の釣り合い	モーメントの釣り合い		
						ZMP		
						LPF	状態方程式	
相補フィルタ	Schepers ら	[14]	2009	△ (※ 1)	○	○		
	Carpentier ら	[15]	2015	○	○	○		
カルマンフィルタ	Kwon & Oh	[16]	2007	○			○	
	Stephens	[17]	2011	○	△ (※ 2)		○	
	Hashlamon & Erbatur	[18]	2013		△ (※ 3)		○	
	Witmann ら	[19]	2015	○			○	
	Xinjilefu ら	[20]	2015	○	△ (※ 3)		○	
	Piperakis & Trahanias	[21]	2016	○	△ (※ 3)		○	
	Bae & Oh	[22]	2017	○			○	
	Xinjilefu & Atkeson	[4]	2012	○				
	Kwon & Oh	[6]	2009	○				△ (※ 4)
	Masuya & Sugihara	[7]	2015	○	○			○
	Rotella ら	[9]	2015	○	○		△ (※ 2)	○

※ 1：鉛直方向重心位置について腰の位置情報を利用。

※ 2：フィルタの拡張として記載。

※ 3：ハードウェアの制約から力センサ情報ではなく IMU 計測値から算出した重心加速度を利用。

※ 4：弾性はりとして仮想的なばねによるトルクを導入。

の間の周波数領域では誤差は小さくなると考え、ZMP・重心加速度の二階積分・運動学から得られる重心に対するフィルタがそれぞれLPF・HPF・バンドパスフィルタとなるように設計している。

4.3 カルマンフィルタを用いた重心推定

KFを用いた重心推定の研究として、KwonとOh[16]は、重心位置・速度を状態量、ZMPを入力とする低次元モデル(式(22))を状態方程式、運動学により求めた重心位置を観測値とするKFの構成方法を示した。この低次元モデルをKFの状態方程式に用いるという考えは、その後の多くの研究で用いられている[17]~[22]。Stephens[17]もKFの状態方程式として低次元モデルを用いているが、ZMPを状態量に含め、ZMPの時間微分を入力とする形で定式化している。さらに、重心位置オフセット・外力を重心推定と同時に併行する枠組みを示すと同時に、その枠組みではオフセットと外力を同時に推定することが難しいことにも言及している。HashlamonとErbatur[18]は、拘束条件付き最小化問題を通してZMPをまず推定し、その後、重心位置・速度・加速度とZMPを状態量、低次元モデルを状態方程式、IMU計測値から算出した重心加速度を観測値とするKFにより重心推定を行っている。Xinjilefuら[20]は、重心位置・速度および重心位置のオフセットを状態量とし、ZMPを入力とした低次元モデルに基づく状態方程式、運動学による重心位置とIMU計測値から算出した重心加速度を観測値とするKFを設計した。また、彼らは、得られた推定値を用いた外力補償・転倒検知に利用する方法についても述べている。低次元モデルにおけるモデル誤差を陽に考慮するために、Wittmannら[19]は全身ダイナミクス・運動計画から得られる接触モーメントの誤差を状態方程式に足し合わせるKFを開発し、重心速度の精度改善を確認している。重心の水平方向成分 x_G 、 y_G に加えて重心の鉛直方向成分 z_G の推定を行うために、PiperakisとTrahanias[21]は z_G を状態量に含む形で、低次元モデルを用いた状態方程式を定式化した。BaeとOh[22]は、モデル誤差がガウス分布に従わないと考え、重心運動推定器とモデル誤差推定器から成る二重ループカルマンフィルタを構成し、モデル誤差がガウス分布に従わない場合におけるフィルタの有効性を示している。

低次元モデルベースのフィルタに対して、XinjilefuとAtkeson[4]は運動学計算を行う際に必要となる体幹位置・姿勢・関節変位を、全身ダイナミクスに基づいてEKFで推定することで、運動学計算であっても低次元モデルベースのフィルタより誤差を減らせることを確認している。

これらの式(22)で表される低次元モデルを用いたものに対して、ZMPを導入せずにモーメントの釣り合いを用いるKFが提案されている[6]~[9]。KwonとOh[6]は、重心と足首の間に仮想的な弾性はりを仮定し、足首トルクと

重心周りのモーメントから弾性はりの挙動を推定することで、重心推定を行った。筆者ら[7]は、力・トルクが計測できるとき、式(16)が一つの代数方程式とみなせることに着目し、式(16)を観測方程式に直接用いるKFを開発した。また、ノイズや質量特性誤差の共分散が与えられたときの、一つの設計方法を提案した[8]。Rotellaら[9]は、角運動量を状態量とすることで、式(16)を観測方程式ではなく状態方程式に利用したKFを設計し、その可観測性について議論している。

5. お わ り に

本稿では、制御周期における人型ロボットの重心推定に主眼を置き、重心推定器に用いられるアイデアを運動学・力の釣り合い・モーメントの釣り合いに大別するとともに、近年の重心推定器について紹介した。合わせて、重心推定の際に必要な位置・姿勢、関節変位の推定技術についても、いくつか紹介した。本稿で紹介した研究事例が、読者の方の参考となれば筆者としては幸いである。

参 考 文 献

- [1] D. Lafond, M. Duarte and F. Prince: "Comparison of three methods to estimate the center of mass during balance assessment," *Journal of Biomechanics*, vol.37, no.9, pp.1421-1426, 2004.
- [2] S. Cotton, A.P. Murray and P. Fraisse: "Estimation of the Center of Mass: From Humanoid Robots to Human Beings," *IEEE/ASME Trans on Mechatronics*, vol.14, no.6, pp.707-712, 2009.
- [3] 鮎澤光, ベンチャー・ジェン・チャン, 中村仁彦: "ベースリンクの運動方程式を利用した脚型ロボットの最小力学パラメータの同定", *日本ロボット学会誌*, vol.27, no.9, pp.1066-1077, 2009.
- [4] X. Xinjilefu and C.G. Atkeson: "State Estimation of a Walking Humanoid Robot," *Proc. of the 2012 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.3693-3699, 2012.
- [5] 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, pp.141-144, 1993.
- [6] 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*, pp.5463-5468, 2009.
- [7] K. Masuya and T. Sugihara: "COM Motion Estimation of a Humanoid Robot Based on a Fusion of Dynamics and Kinematics Information," *Proc. of the 2015 IEEE/RSJ Int. Conf. on Robots and Systems*, pp.3975-3980, 2015.
- [8] K. Masuya and T. Sugihara: "COM motion estimation of a biped robot based on kinodynamics and torque equilibrium," *Advanced Robotics*, vol.30, no.10, pp.691-703, 2016.
- [9] N. Rotella, A. Herzog, S. Schaal and L. Righetti: "Humanoid Momentum Estimation Using Sensed Contact Wrenches," *Proc. of 2015 IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, Seoul, Korea, pp.556-563, 2015.
- [10] M. Vukobratović and J. Stepanenko: "On The Stability of Anthropomorphic Systems," *Mathematical Biosciences*, vol.15, no.1, pp.1-37, 1972.
- [11] T. Shimba: "An estimation of center of gravity from force platform data," *Journal of Biomechanics*, vol.17, no.1, pp.53-60,

- 1984.
- [12] 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, pp.3–10, 1994.
 - [13] 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, pp.1169–1171, 1997.
 - [14] 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, pp.1189–1195, 2009.
 - [15] J. Carpentier, M. Benallegue, N. Mansard and J.-P. Laumond: “A Kinematics-Dynamics based Estimator of the Center of Mass position for Anthropomorphic System—A Complementary Filtering Approach,” *Proc. of 2015 IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.1121–1126, 2015.
 - [16] S.J. Kwon and Y. Oh: “Estimation of the Center of Mass of Humanoid Robot,” *Proc. of 2007 Int. Conf. on Control, Automation and Systems*, pp.2705–2709, 2007.
 - [17] 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*, pp.3994–3999, 2011.
 - [18] I. Hashlamon and K. Erbatır: “Center of Mass States and Disturbance Estimation for a Walking Biped,” *Proc. of 2013 IEEE Int. Conf. on Mechatronics*, pp.248–253, 2013.
 - [19] R. Wittmann, A.-C. Hildebrandt, D. Wahrmann, D. Rixen and T. Buschmann: “State Estimation for Biped Robots Using Multibody Dynamics,” *Proc. of the 2015 IEEE/RSJ Int. Conf. on Robots and Systems*, pp.2166–2172, 2015.
 - [20] X. Xinjilefu and S. Feng and C.G. Atkeson: “Center of Mass Estimator for Humanoids and its Application in Modelling Error Compensation, Fall Detection and Prevention,” *Proc. of 2015 IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.67–73, 2015.
 - [21] S. Piperakis and P. Trahanias: “Non-Linear ZMP based State Estimation for Humanoid Robot Locomotion,” *Proc. of 2016 IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.202–209, 2016.
 - [22] H. Bae, J.-H. Oh: “Novel state estimation framework for humanoid robot,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol.98, pp.258–275, 2017.
 - [23] G.P. Roston and E.P. Krotkov: “Dead Reckoning Navigation for Walking Robots,” *Proc. of the 1992 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.607–612, 1992.
 - [24] P.-C. Lin, H. Komsuoglu and D.E. Koditschek: “Sensor Data Fusion for Body State Estimation in a Hexapod Robot With Dynamical Gaits,” *IEEE Trans. on Robotics*, vol.22, no.5, pp.932–943, 2006.
 - [25] M. Bloesch, M. Hutter, M. Hoepffinger, S. Leutenegger, C. Gehring, C.D. Remy and R. Siegwart: “State Estimation for Legged Robots—Consistent Fusion of Leg Kinematics and IMU,” *Proc. of Robotics: Science and Systems*, 2012.
 - [26] K. Masuya and T. Sugihara: “Dead reckoning for biped robots that suffers less from foot contact condition based on anchoring pivot estimation,” *Advanced Robotics*, vol.29, no.12, pp.785–799, 2015.
 - [27] R. Mahony, T. Hamel and J.M. Pfimlin: “Nonlinear Complementary filter on the Special Orthogonal Group,” *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol.53, no.5, pp.1203–1218, 2008.
 - [28] S.O.H. Madgwick, A.J.L. Harrison and R. Vaidyanathan: “Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm,” *Proc. of the 2011 IEEE Int. Conf. on Rehabilitation Robotics*, pp.1–7, 2011.
 - [29] 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, pp.251–262, 2013.
 - [30] K. Masuya and T. Sugihara: “A Nonlinear Complementary Filter for Attitude Estimation with Dynamics Compensation of MARG Sensor,” *Proc. of the 2016 IEEE/RSJ Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics*, pp.976–981, 2016.
 - [31] N. Rotella, M. Bloesch, L. Righetti and S. Schaal: “State Estimation for a Humanoid Robot,” *Proc. of the 2014 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.952–958, 2014.
 - [32] M. Benallegue and F. Lamiraux: “Humanoid Flexibility Deformation Can Be Efficiently Estimated Using Only Inertial Measurement Units and Contact Information,” *Proc. of the 14th IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.246–251, 2014.
 - [33] X. Xinjilefu, S. Feng, W. Huang and C.G. Atkeson: “Decoupled State Estimation for Humanoids Using Full-body Dynamics,” *Proc. of the 2014 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.195–201, 2014.

舩屋 賢 (Ken Masuya)

2016 年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程単位修得退学。同年より九州大学大学院工学研究院学術研究員，現在に至る。博士（工学）。人型ロボットの状態推定，ソフトアクチュエータのロボット応用の研究に従事。日本機械学会，計測自動制御学会，IEEE 会員。
(日本ロボット学会正会員)