

ヒューマノイドロボットのバランス制御における ZMP ダイナミクスの線形近似にもとづいた転倒回避制御

○山本好晃 小林祐一（静岡大学）

Fall Avoidance Control Based on Linear Approximation of ZMP Dynamics in Balance Control of Humanoid Robot

*Y. Yamamoto and Y. Kobayashi (Shizuoka University)

Abstract— We describe a model-free fall avoidance control method for a humanoid robot with one foot support. We first estimated the local linear approximation of ZMP (Zero Moment Point) dynamics from some experimental data that is a set of input and ZMP (Zero Moment Point) variation, and calculated the fall avoidance input using the estimated dynamics. Assuming a robot under an unknown environment, our proposal method is considered a model-free method, a learning-based ZMP (Zero Moment Point) dynamics estimation and an efficient data collection. We show the fall avoidance behavior on our simplified simulator designed to validate the effect of our method.

Key Words: Balance control, Model-free control, Efficient sampling, Local linear approximation of ZMP dynamics

1 序論

人の代替となって行動するロボットの開発が盛んであり、その中でもヒューマノイドロボットの役割は広範囲であり、自律して作業を行うことに期待される。二足のヒューマノイドロボットは、車輪を伴うロボットや多脚ロボットに比べ、人間の生活環境を再整備する必要がないことやロボットのスペースが小さいことから利便性が良いというメリットがあるが、ロボットの構造上バランスが不安定であるというデメリットもある。自律した行動のためには未知環境下でのバランス制御が求められる。

バランス制御はヒューマノイドロボットの主な研究対象の一つであり、多くの研究者によって研究されている。ヒューマノイドロボットのバランス制御手法はモデルベースとモデルフリーに分けられる。モデルベースの手法では、理想的な環境下では良く機能するが、高自由度のモデルの完全な構築は困難であり、またモデルバイアスが存在する場合には転倒の危険性が増大する恐れがある。一方、モデルフリーの手法では学習により未知環境に対して良く適応するが、一般的に学習過程において膨大な試行回数を必要とする。このことは実機を使用した際に損傷につながる。

モデル化誤差を考慮した研究例として、Bae *et al.* はヒューマノイドロボットの歩行制御において、ロボットの質量中心を推定するためにカルマンフィルタによってモデル化誤差を推定しながら質量中心を推定している¹⁾。しかしモデル化誤差を完全に推定することは難しい。また、未知環境を想定した場合、周囲の環境をモデルに考慮することも困難であると考えられる。したがって、未知環境を想定した場合、モデルフリーの観点からアプローチすることが望ましい。

学習にもとづく研究例として、Chen *et al.* は4足歩行ロボットのためのZMPを推定するために観測データを学習することによってZMPの理論モデルをベースとしたZMPモデルを更新し、推定する手法を提案している²⁾。モデルで近似不完全な部分のみの学習であり、チューニングパラメータ数が少ないことから学習コストは簡単であるが、参照モデルが間違っている場

合や学習対象を本質的に誤認していた場合には不完全部分を推定できない。未知環境を想定した場合、モデル同定が困難であることから、バランス制御のためにはZMPダイナミクスを初めから学習した方が望ましい。強化学習を用いた研究例として、Matsubara *et al.* はCoM (Center of Mass) のための制御方針の学習に焦点を当てたヒューマノイドロボットの全身運動を取得するための手法を提案している³⁾。強化学習により未知環境であっても環境に適応可能である。しかし、強化学習では学習過程で膨大な試行回数を必要とする。事前実験の段階で試行回数が多くなると実機の損傷につながる恐れもあるため、試行回数が少ないことが望ましい。

本研究では上記を考慮し、モデルフリーの制御則、事前実験より得られたデータのみによるZMPダイナミクス推定、および効率的なデータ収集の観点から転倒回避制御則を提案する。バランス制御研究において、外乱が大きい場合には脚の踏み出し（ステッピング）によりバランスを保持する研究が行われており、一方で外乱が小さいときには支持脚を維持しながら足首や上半身の動作のみにより姿勢を保持する研究が行われている⁴⁾。本研究では作業中の姿勢安定化を想定し、支持脚維持のためのバランス制御に着目する。

従来研究として皆川らは実機を使用し提案手法により実験を行った⁵⁾。しかし、実機のみでは不確実要因による転倒回避の可能性が存在し、詳細な挙動を確認できなかったため、本研究では理想環境に設計したシミュレータ上で実験を行い、考察する。

2 問題設定・シミュレーション環境

2.1 問題設定と前提条件

タスクを、理想環境下でのZMPダイナミクスの推定とその場を維持するための転倒回避制御とする。前提条件として簡単化のため8関節平面ロボットを扱う。ここで、脚の踏み替えによらないバランス制御を考慮するため、ロボットは常に片足支持とする。また環境として、地面は凹凸が無く、ロボットへの押引・風・地震のような外部要因も無い理想環境であるとする。シミュレータ内のロボットの姿勢制御では物理モデルを

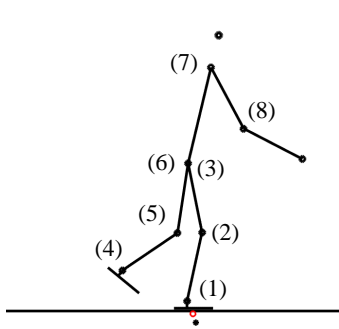


Fig. 1: Degree of freedom

用いるが、転倒回避のための制御器内では物理モデルを使用しない。従ってロボットの動力学は未知であることを仮定する。

2.2 シミュレーション環境

8 関節 (関節角度: $\theta \in \mathbb{R}^8$) のうち、足首関節及び左右の股関節 (Fig.1 の (1), (3), (6)) の 3 関節を制御対象とする。関節角度変位を関節角度指令値として $u \in \mathbb{R}^3$ を用いる。また、全関節における関節トルクを $\tau \in \mathbb{R}^8$ とする。また、圧力中心位置として ZMP (Zero Moment Point) を使用し $x \in \mathbb{R}$ と表記する。シミュレータは $T = 30\text{ms}$ 周期で制御指令値を入力可能で、5ms 以内はトルク変化しないように設定し実機に合わせた。次にロボットの運動方程式を以下に示す。

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + h(\theta, \dot{\theta}) + g(\theta) \quad (1)$$

ここで、 τ は、関節周りのトルク、 $M(\theta) \in \mathbb{R}^{8 \times 8}$ は慣性力項、 $h(\theta, \dot{\theta}) \in \mathbb{R}^8$ はコリオリ・遠心力項、 $g(\theta) \in \mathbb{R}^8$ は重力項を表す。本研究では、未知の環境下で使用されるロボットに適用する制御手法を考えているため、ロボットのダイナミクスは未知とする。このため制御手法中では運動方程式の各パラメータは用いない。(1) 式のモデル生成には、マルチボディダイナミクスのためのツールでシンボリック処理が可能な MotionGenesis を使用する⁶⁾。目標関節角度を入力とする実機仕様との整合性のためロボットの姿勢制御では PD 制御を用いる。(1) 式の τ において

$$\tau = K_p(\theta_d - \theta) + K_d(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}) \quad (2)$$

とする。ここで、 K_p, K_d は PD 制御における比例及び微分ゲインである。

3 ZMP (Zero moment point) ダイナミクスの局所線形近似を利用した転倒回避のための制御入力推定

3.1 ZMP と圧力中心

ZMP (Zero Moment Point) は歩行やバランス制御における重要な概念である。ロボットなどの、質量とリンクからなるものを考える。このとき質量部分には重力を受ける。さらに、動作している場合慣性力が生じる。重力と慣性力の合力である総慣性力のベクトルが地面と交差する点が ZMP である。言い換えれば、足裏における床反力の位置である。ここではモーメント (水平成分) が 0 となる。ロボットは、総慣性力のベクトルと

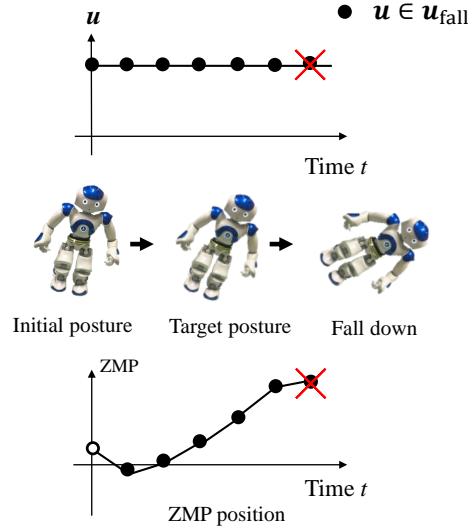


Fig. 2: Acquire falling trajectory. In this case, the upper side is the falling direction.

床反力が一致しない場合には回転モーメントが釣り合わなくなり転倒する。ここで床面上の ZMP を x_{zmp} 、上下支持面境界をそれぞれ l_u, l_l とすると、 $l_l \leq x_{zmp} \leq l_u$ のとき、ZMP は床面上の作用点である圧力中心 (Center of Pressure) と一致する。ZMP はバランス制御において、ZMP が足裏支持面内に存在するかどうか判断することによってバランス維持の可能性を検証することによって使用される指標となる。また、ZMP となる位置 x_{zmp} はある床面上の基準点における回転モーメント m_y と足裏に受ける合力の垂直成分 f_z より、

$$x_{zmp} = \frac{m_y}{f_z} \quad (3)$$

と表せる。本研究では、実機による圧力センサ値の代替として (3) 式で計算される ZMP を使用する。

3.2 対象となる転倒軌道

転倒回避実験のために、転倒軌道を生成する。流れとしては、初期値と目標値を設定し、周期当たりの関節角度指令値 u_{fall} を計算し、目標値まで制御する。このとき、目標値まで制御するが ZMP はロボット支持面境界に到達することを想定する。一般的に、ZMP がロボットの支持面外に出ると、ロボットは転倒し始める。本研究では、踵を支点としてロボット後方に回転し始めることを想定して転倒軌道を作成する。ZMP が支持面下側境界に到達し維持することが転倒動作であるとする。ロボットの初期状態 y_0 から制御指令値 u_{fall} を与え、圧力中心軌道を取得する。本研究では Fig.3 のように 1 点接触モデルと 2 点接触モデルを設定し ZMP の値及び支持面と地面との角 α によって自動でモデルが切り替わる。

3.3 ZMP ダイナミクスとデータ収集

3.3.1 収集データ

関節角度変化による姿勢変更時に ZMP も変化する。ここに着目し、ZMP ダイナミクスを ZMP の変化量と関節角度変位の関係で表現する。本研究では転倒回避制御入力と ZMP の平均変化量をヤコビ行列により関連付け、ZMP ダイナミクスの局所線形近似として取得す

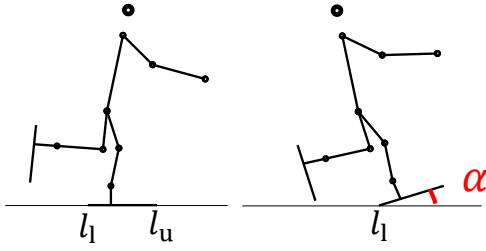


Fig. 3: 1 point contact model and 2 point contact model

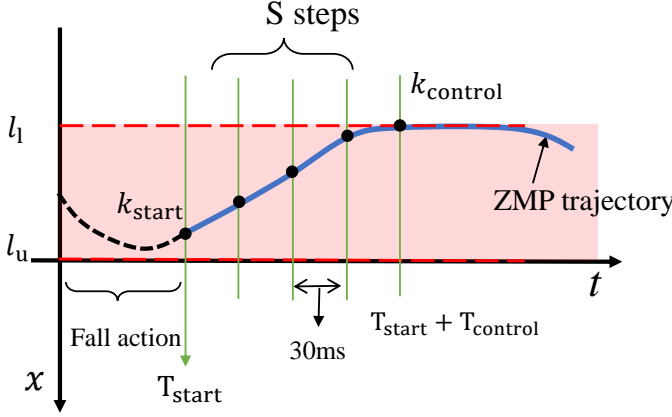


Fig. 4: Data collection

る。このとき、ZMP ダイナミクスを取得するため、ある制御指令値を用いた姿勢移行を数回実施し、このときの制御指令値とこの間の ZMP の平均変化量の組となるデータを収集する。ZMP の平均変化量について Fig.4 を用いて説明する。注意として、本実験と異なり Fig.4 はロボット前方の転倒を回避する場合の状況である。はじめに転倒軌道から転倒傾向にある時刻を人手で選択し、転倒回避開始時刻を T_{start} とする。 T_{start} からある一定の制御指令値 $\mathbf{u} = \mathbf{u}_{avoid}$ により姿勢制御を行い、この間の時間を $T_{control}$ とする。このとき $T_{control}$ の途中で、ZMP が足裏支持面境界に到達してしまうことがある。ZMP が常に支持面境界に存在する状況ではデータとしての価値が低くなるため T_{start} 直後の S 個のデータを使用する。転倒回避開始時刻 T_{start} から S 個までのデータを用いた場合の ZMP の平均変化量を (4) 式で

$$\overline{\Delta x} \equiv (1/(S+1)) \sum_{j=k_{start}}^{k_{start}+S} x_j - x_{k_{start}} \quad (4)$$

と定義する。ここで、 k_{start} は転倒回避開始時のデータ番号である。上記の試行により $\overline{\Delta x}$ と $\mathbf{u} (= \mathbf{u}_{avoid})$ を収集データの組として取得する。

データ収集過程で用いる転倒回避制御のための制御入力として効率的に収集することを考慮し、2通りの制御入力を用いる。

3.3.2 乱数を利用した転倒回避行動におけるデータ収集

最初の段階では、制御指令値を決める指針が無いため一様乱数を用いる。一定の転倒回避制御入力 $\mathbf{u}_{avoid} = \mathbf{e} \in \mathbb{R}^3$ として S ステップ間の転倒回避行動中のデータを収集する。一様乱数の範囲を $-r \sim r$ と角度制限を設ける。制御対象関節以外の関節角度指令値は $\mathbf{0}$ と設定

する。

3.3.3 ヤコビ行列による ZMP ダイナミクスの局所線形近似

本節ではロボットの時刻 T_{start} における状態の局所的な ZMP のダイナミクスについて示す。関節角度変位 \mathbf{u} と圧力中心位置の平均変化量 $\overline{\Delta x}$ をヤコビ行列 $\mathbf{J} \in \mathbb{R}^{1 \times n}$ によって関連付ける。この関係を (5) 式に示す。

$$\overline{\Delta x} = \mathbf{J} \mathbf{u} \quad (5)$$

時刻 T_{start} より N 回試行し、 N 個のデータが収集された場合、ヤコビ行列 \mathbf{J} は現在までに観測されたデータ $\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_N\} \in \mathbb{R}^{n \times N}$ 、 $\mathbf{X} = \{\overline{\Delta x}_1, \overline{\Delta x}_2, \dots, \overline{\Delta x}_N\}$ を用いて、次式のように、誤差最小二乗法により推定する。

$$\mathbf{J} = \mathbf{X} \mathbf{U}^+ \quad (6)$$

ここで、 \mathbf{U}^+ は \mathbf{U} の擬似逆行列である。このヤコビ行列 \mathbf{J} により線形な局所的 ZMP ダイナミクスを表現する。

3.3.4 ヤコビ行列を利用した転倒回避行動におけるデータ収集

乱数を用いた転倒回避により収集された N 個のデータよりヤコビ行列を推定した後、次のように転倒回避のための制御指令値を求めることができる。

$$\mathbf{u}_{avoid} = \mathbf{J}^+ \overline{\Delta x}_{target} \quad (7)$$

これは ZMP を $\overline{\Delta x}_{target}$ 方向へ動かすような制御指令値を意味する。ヤコビ行列を利用したデータ収集過程のとき、乱数を利用したデータ収集過程で N 組のデータが収集されており、 $\overline{\Delta x}_{target}$ はこれらのデータを用いて以下のように計算する。

$$\overline{\Delta x}_{target} = -\overline{\Delta x}_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

ヤコビ行列を利用したデータ収集過程の 1 回目の試行でデータ収集後、 $N+1$ 組のデータが収集される。この $N+1$ 組のデータと (6) 式によりヤコビ行列 \mathbf{J} を算出する。以上のようにすることで、乱数を用いたデータ収集によるデータと重複無く、効率良くデータを収集することが可能となる。また乱数のみによる収集と比較して ZMP 変化量の偏りを少なくすることができる。

推定した転倒回避制御指令値 $\mathbf{u} (= \mathbf{u}_{avoid})$ を用いて S ステップ間姿勢制御を行い、転倒回避中のデータをさらに収集する。ヤコビ行列推定の過程では 3 関節のみを使用して計算するが、実際の制御時には 8 関節を用いる。使用しない関節の指令値は 0 に設定し、角度変化しない制御となる。 N 回の試行回数により N 組のデータを取得可能で、乱数を利用したデータ収集と合計し $2N$ 組のデータを収集する。

3.4 逆応答の考慮

逆応答現象とは、フィードバック制御を用いて目標へと追従させる制御を行うとき、一度目標とは逆方向に動き、目標に収束する現象である⁷⁾。1 質量モデルにおいてフィードバック制御を行うとき逆応答が必ず生じる。本研究では、1 質量モデルのフィードバック制御と近似できるため、逆応答現象が生じると考えられる。そこで、逆応答を考慮した制御が必要となる。本研究では ZMP を転倒方向になるように設定し逆応答を利用して転倒回避制御を行う。

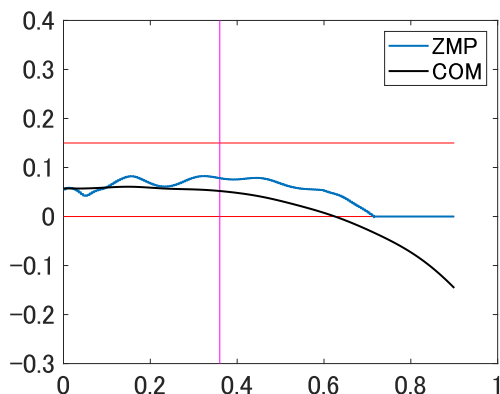


Fig. 5: ZMP and CoM trajectories in fall data. The blue line and the black line show the ZMP trajectory and CoM trajectory, respectively. And we set the the fall avoidance start timing T_{start} as 360ms that is marked with the pink line. In addition, the red lines show the support surface boundaries.

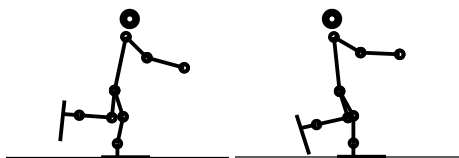


Fig. 6: Initial posture (Left) and Desired posture (Right) that is set for the fall data acquisition.

4 転倒回避のための制御入力推定

データ収集過程の終了後、 $2N$ 組の収集済みデータから、(6)式をもとに再度ヤコビ行列 J を推定する。転倒データの ZMP 軌道から、逆応答を考慮しながら ZMP を動かしたい方向 Δx_{target} を決定し、(7)式により転倒回避に有効と考えられる制御指令値を求める。本研究では、 Δx_{target} は転倒方向になるように決定する。

5 シミュレーション実験

5.1 目的・条件

作成したロボットシミュレータに提案する転倒回避制御手法を適用し、ロボットの転倒回避について実験した。収集したデータ数は合計 20 組、転倒回避制御時間は 90ms (3 ステップ) である。支持面境界はそれぞれ踵側が 0m, 爪先側が 0.15m である。初期姿勢と目標姿勢を Fig.6 に示す。また、事前に取得し参照した転倒データを Fig.5 に示す。支持面の境界は踵側が 0m, 爪先側が 0.15m であり、転倒方向はグラフの下方である。また、青線が ZMP 軌道、黒線が CoM (Center of Mass) の床への投影点軌道をそれぞれ示す。CoM の軌跡はロボットが目標姿勢に移行することを示す。このとき ZMP は支持面下境界 (踵部) に到達する。転倒データは、ZMP が支持面境界に到達後、CoM は後方に進み、ZMP は支持面境界を維持する。これは踵を支点としてロボット後方に転倒していることを示す。転倒データを参照し、転倒回避開始時刻として $T_{start} = 360ms$ (桃色線) と手動で決定した。

5.2 実験結果

参考結果として従来研究で実機を用いて行った結果を Fig.7 に示し、本シミュレータを用いて転倒回避の

ために推定した制御指令値を入力したときの転倒回避データを Fig.8 から Fig.9 に示す。

Fig.7 はロボットに搭載された圧力センサ値の時系列データを表す。実機実験ではロボットの左方向を転倒方向として実験した。右のグラフの上方向が転倒方向である。実機実験では転倒回避に成功しているが、圧力中心軌道のみでは、詳細な考察ができなく不十分であった。次にシミュレータによる結果について述べる。Fig.8 は ZMP と CoM の床への投影点の各挙動で、Fig.9 は関節 (1)~(3) までの入力トルクの挙動である。制御指令直後、ZMP は転倒データよりも瞬時に転倒方向に移動し、CoM の床への投影点を越える挙動が確認できる。転倒データと比較すると CoM の床への投影点は支持面下境界を大きく外れていないことが分かる。この結果、転倒を回避していることがわかる。

5.3 考察

実機では CoM の床への投影点の挙動が無いため詳細まで考察できなかった。本シミュレータによる実験では不確実性因子が無い状況で CoM の床への投影点における挙動についても確認できる。制御指令の直後、ZMP が瞬時に CoM を超えて支持面下境界付近に移動した。これは逆応答現象を考慮して Δx_{target} を転倒方向に設定したことで ZMP が転倒方向に移動したと確認できる。ZMP は瞬間的には転倒方向に移動するが、その後は支持面中央 (転倒回避方向) に回復していることが確認できる。ここで、ZMP よりも内側になった CoM の床への投影点は、CoM に受ける重力が転倒の回転を抑制する復元力となり転倒を回避したと考えられる。このとき、Fig.9 の足首関節 (関節 (1)) の入力トルクは正から負の値に変化する。つまりロボット前方へ曲げようとしている。これは踏ん張り動作を示していると考えられる。

5.4 ZMP ダイナミクスの表現の考察

提案手法による ZMP ダイナミクス推定では、ZMP の過渡的な振る舞いのみを対象としている。ここで、線形倒立振り子モデルから表現できる ZMP と CoM の関係式は

$$x_{ZMP} = x_{CoM} - \frac{z_c}{g} \ddot{x}_{CoM} \quad (9)$$

と表現できる⁸⁾。ここで z_c は CoM の高さを、 g は重力加速度を、 \ddot{x}_{CoM} は CoM の加速度をそれぞれ表す。(9)式で CoM の加速度が無いとき ZMP と CoM の床への投影点が一致し、定常状態を意味する。提案手法における ZMP ダイナミクス推定では、ZMP が変化している際の ZMP の変化量とその際の制御指令値との関係であり、定常状態を表現できていない。従って ZMP の定常状態を表現可能な ZMP ダイナミクス推定を考える必要がある。

6 結論

物理モデルを用いない観測データにもとづくバランス制御手法、観測データのみによる ZMP ダイナミクス推定、及び事前実験における効率的なデータ収集を考慮し、本研究ではヒューマノイドロボットの未知環境下での作業を想定した場合の転倒回避制御手法を提案した。関節角度変位である制御指令値と ZMP (Zero Moment Point) の変化量の関係に着目し、ZMP ダイナ

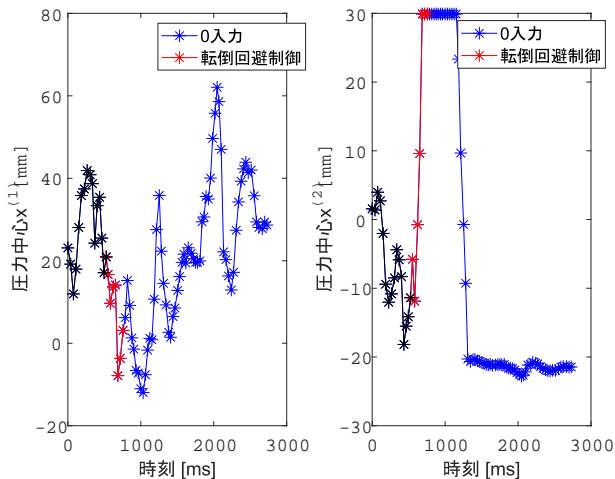


Fig. 7: Experimental data on the actual machine (NAO)

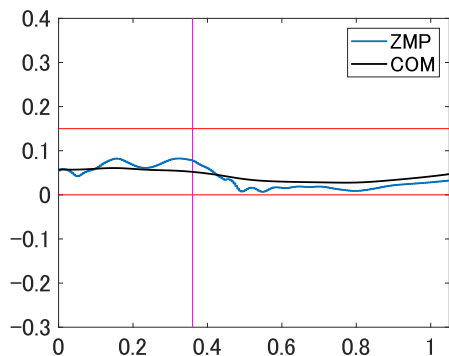


Fig. 8: ZMP and CoM trajectories in fall avoidance data (Blue line: ZMP, Black line: CoM)

ミクスをヤコビ行列として、観測データから推定した。理想環境に設計したシミュレータに提案手法を適用し、ZMP ダイナミクスによる転倒回避への効果を確認した。実機実験では確認できなかった CoM にも着目し、ZMP と CoM の位置関係から転倒回避挙動を考察した。

本手法における ZMP ダイナミクス推定では ZMP の過渡的な振る舞いのみを対象としており、定常状態を表現できていない。したがって ZMP ダイナミクス推定において線形近似関数の再考慮が必要であり、今後の課題である。また、ある瞬間の姿勢における 1 パターンの転倒行動に着目した際の転倒回避のための ZMP ダイナミクスを扱った。しかしバランス制御では様々な姿勢で様々な転倒パターンに対応可能なことが必要である。そのため局所線形近似した ZMP ダイナミクス推定において LWR (Locally Weighted Regression) の導入が解決案の 1 つと考えられる。予めロボットのランダムな動作軌道から状態を取得しておき、LWR により現在姿勢における局所的な ZMP ダイナミクスが推定可能である。

参考文献

- 1) Hyoin Bae, Hyobin Jeong, Jaesung Oh, KangKyu Lee and Jun-Ho Oh, "Humanoid Robot COM Kinematics Estimation based on Compliant Inverted Pendulum Model and Robust State Estimator", Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.747-753, 2018

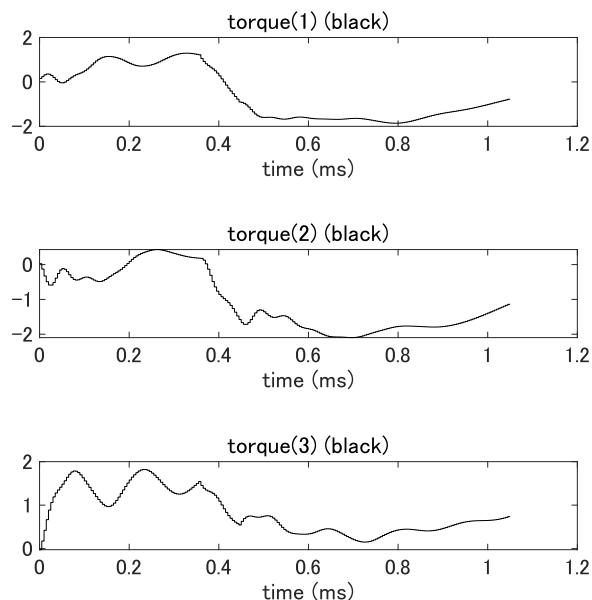


Fig. 9: Torque trajectories of joints(1)~(3) in fall avoidance data

- 2) Kuo Chen1, Sehoon Ha and Katsu Yamane, "Learning Hardware Dynamics Model from Experiments for Locomotion Optimization", Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.3807-3814, 2018.
- 3) T. Matsubara, J. Morimoto, J. Nakanishi, S. H. Hyon, J. G. Hale and G. Cheng, "Learning to Acquire Whole-Body Humanoid Center of Mass Movements to Achieve Dynamic Tasks", Advanced Robotics, Vol.22, No.10, pp.1125-1142, 2008.
- 4) Y. Kanamiya, S. Ota and D. Sato, "Ankle and Hip Balance Control Strategies with Transitions", Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.3446-3451, 2010.
- 5) 皆川正太郎, 小林祐一, 高野渉, "制御入力とセンサ情報の関係を用いたヒューマノイドロボットの動的なバランス制御", 知能システムシンポジウム予稿集, B1-1, 2016.
- 6) <http://www.motiongenesis.com>
- 7) N. Nazir, 中浦茂樹, 三平満司, "人間型ロボットの ZMP フィードバック制御における制御性能の限界", 日本ロボット学会誌, Vol.22, No.5, pp.656-665, 2004.
- 8) S. Kajita, F. Kanehiro, K. Kaneko, K. Fujiwara, K. Harada, K. Yokoi and H. Hirukawa, "Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point", Proceedings of International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.1620-1626, 2003.