## 色距離画像センサと力覚センサによる脚腕協調動作における動力学情報可視化システム

Visualizing Dynamic Information System of Motion with Arm/Leg Coordination using Color-Depth Sensor and Force Sensors

> ○尾形邦裕(埼玉大学) 辻俊明(埼玉大学) Kunihiro OGATA, Saitama University Toshiaki TSUJI, Saitama University

Abstract: The number and rate of elder people are increasing in Japan, a care prevention of the elder people is a societal critical issue. The third-ranked factor of primary nursing care is a "locomotive syndrome," then it is important to do a motor training actively. Therefore, the training assist system that visualizes a physical information using a color-depth sensor and force sensors is proposed in this paper. A whole body pose of the elder people is measured by the color-depth sensor, and contact forces of each hand are calculated by the force sensors. Then, the floor reaction forces are estimated by these parameters using Generalized Zero Moment Point model. Evaluation experiments of the proposed method were performed. The effectiveness of the estimation method was confirmed from the results.

Key Words: Gait Training, Visualizing, Generalized Zero Moment Point

#### 1. 序論

日本は平成25年の時点で65歳以上の高齢者は3200万 人に達し、国民の4人に1人は高齢者の超高齢社会であ る.高齢者が自分らしい暮らしを続けていけることが求め られているが、高齢に伴う様々な疾患によって要介護状態 になってしまう.厚生労働省の平成25年国民生活基礎調 査によると、高齢者が要介護になる原因として、脳卒中(1 位)、認知症(2位)、高齢による衰弱(3位)、骨折や転倒(4 位)、関節疾患(5位)などが挙げられる<sup>(1)</sup>.ここで、骨折 や転倒、関節疾患はいずれも運動器の障害によるもので、 骨折転倒と関節疾患の合計は高齢による衰弱を上回り、運 動器障害は実質的には要介護原因の3位である.

骨や関節などの運動器の障害によって介護や介助が必要 な状態になってしまう,あるいはそのリスクが高い状態を ロコモティブシンドローム (ロコモ) と呼ばれている<sup>(2)</sup>. 代表的な疾患として,変形性膝関節症,変形性腰椎症,骨 粗鬆症などが挙げられる.これらの疾患は年齢が高くなる につれ有病率は高く,40歳以上での変形性膝関節症,変形 性腰椎症,骨粗鬆症のいづれかに罹患している推定患者数 は4700万人と言われ,ロコモは国民病とも言える.

運動器変性は加齢に伴い生じるため、これを避ける事は できない.但し、運動器とその疾患について適切な知識を 身につけ、適切な対応をすることで健康寿命の延伸は可 能である.特に、トレーニング介入による筋力の強化、骨 密度の増加による運動機能の向上が期待できる.トレーニ ングは適切な負荷がかかるようにし、これを継続的に続け ることが重要である.トレーニングを継続的に実現する上 で、自己の運動機能を視覚的に理解する方法は訓練者の意 欲向上の観点から重要であると考えられる.

## 2. 可視化によるトレーニング支援

# 2-1 従来の可視化トレーニング

リハビリテーションにおいて,自己の動作を鏡やビデオ カメラを用いて視覚的に確認する方法が用いられている. 鏡やビデオカメラでは自己の姿勢をフィードバックするに とどまる.トレーニングにおいては姿勢以外に力などの力 学情報を可視化することが有効であると考えられる.

Davis らは力センサを搭載したトレッドミルを用いて, 義足歩行訓練における床反力の可視化を行い,義足と健足 の荷重差が解消されたことを確認した<sup>(3)(4)</sup>.また,パナ ソニック株式会社では力センサとビデオカメラを併用し, 自己の姿勢を確認しながら床反力を可視化する装置を開発 した<sup>(5)</sup>. Sabe らは脳性まひ者の歩行訓練用に,力センサ を内蔵した歩行器を開発した<sup>(6)</sup>.開発した歩行器では手 すりにかかる反力を可視化することで,手にかかる力を抑 え,足の力で歩行することを誘引することが可能となって いる.

このように力センサを利用することで力学情報を可視化 し、トレーニングに応用する研究例はいくつか報告されて いる.力を正確に計測可能であるという点で力センサは有 効だが,計測領域がセンサの設置された場所や部位に限定 されるため,計測動作が制限される.そこで,距離画像セ ンサのみで足裏の反力を推定する手法が提案されている <sup>(7)</sup>.文献<sup>(7)</sup>の手法では距離画像センサから取得した姿勢 情報から逆動力学を解くことで床反力を推定,可視化する ことを実現している.しかし,この手法では力は足裏から しか受けないという仮定が成立する範囲でしか扱えない. 平行棒を用いた歩行訓練,ロコモーショントレーニング (ロコトレ)<sup>(2)</sup>,立ち上り動作などの日常動作では,足裏 だけではなく手先が環境と接触する場合も見られ,足裏の 力を計測するだけでは不十分と言える.

### 2-2 研究目的

文献<sup>(7)</sup>の手法を拡張することで,上肢と下肢の協調した 動作における力学情報可視化の実現を目指す.これによっ て,平行棒での歩行訓練やロコトレなど幅広い運動訓練に おける可視化に寄与すると期待できる.本稿では,上肢と 下肢の協調した動作を脚腕協調動作と呼ぶこととする.

### 3. 脚腕協調動作における力学情報の可視化

人の身体は多数の自由度によって構成された複雑な系で ある.この多自由度系をそのまま扱うとリアルタイムに力 学情報を推定することが困難になる.そこで尾形らは人の 運動を単質点で近似した重心 ZMP モデルを導入した<sup>(8)</sup>. これによって足裏反力の推定が容易になる.しかし,尾形 らが用いた重心 ZMP モデルでは両脚で立位した姿勢を仮 定しており,手先などにかかる反力はモデル化されていな い.本研究では手先にかかる力まで扱うことを想定してお り,従来までの距離画像センサだけでは必要な力学情報の



Fig. 1 Parallel bars with force sensors

推定は困難である.そこで,距離画像センサによる全身の 姿勢情報と力覚センサを組み合わせることで,上肢と下肢 を協調した脚腕協調動作における動力学情報の推定と可視 化を実現する.

## 3-1 力覚センサによる手先反力の取得

歩行や立ち上がる動作などにおいて,訓練者が転倒しな いように平行棒や手すりに体重の一部を預ける場合があ る.全身の力学情報を推定するためには平行棒や手すりに かかる力を計測する必要がある.Tsujiらは複数の力覚セ ンサを用いることで机の表面上にかかる接触位置,力の大 きさと方向の推定を実現した<sup>(9)</sup>.本研究では距離画像セ ンサから全身の関節位置を取得することが可能であるた め,接触位置は距離画像センサの情報を用いる.接触位置 の力 **F** とモーメント **M** は次式によって計算を行う.

$$\begin{cases} \boldsymbol{F} = \sum_{i=1}^{N} \boldsymbol{f}_{i} \\ \boldsymbol{M} = \sum_{i=1}^{N} (\boldsymbol{f}_{i} \times \boldsymbol{s}_{i}) + \boldsymbol{F} \times \boldsymbol{p} \end{cases}$$
(1)

ここで、N はセンサの数,  $f_i$  は各センサでの力,  $s_i$  は 各センサの位置、p は接触点の位置とする.接触力は左右 の手においてそれぞれ計算される.ここで、接触力を取得 するデバイスの外観を Fig. 1 に示す.

#### 3-2 一般化 ZMP モデルによる足裏反力の推定

平行棒や手すりなどにつかまりながら動作を行う場合, 手先反力を考慮した力学モデルが必要となる.重心 ZMP モデルは環境から受ける反力は足裏からしか受けないこ とを仮定している.そこで,この ZMP の概念を拡張した GZMP(Generalized Zero Moment Point)を本研究では 導入する<sup>(10)</sup>.GZMP は次式によって計算される.但し, GZMP は床平面上にあるものとし,*z* 座標は0とする.

$$\begin{cases} x_z = \frac{mx(\ddot{z}+g) - mz\ddot{x} - \dot{L}_y}{m(\ddot{z}+g) - \sum_{j=1}^2 F_{h,z,j}} \\ -\frac{\sum_{j=1}^2 (x_{h,j}F_{h,z,j} - z_{h,j}F_{h,x,j})}{m(\ddot{z}+g) - \sum_{j=1}^2 F_{h,z,j}} \\ y_z = \frac{my(\ddot{z}+g) - mz\ddot{y} + \dot{L}_x}{m(\ddot{z}+g) - \sum_{j=1}^2 F_{h,z,j}} \\ -\frac{\sum_{j=1}^2 (y_{h,j}F_{h,z,j} - z_{h,j}F_{h,y,j})}{m(\ddot{z}+g) - \sum_{j=1}^2 F_{h,z,j}} \end{cases}$$
(2)



Fig. 2 Overview of the proposed training assist system

ここで,  $(x_z, y_z)$ は GZMP の座標, m は質量, (x, y, z)は重心の座標, g は重力加速度,  $(L_x, L_y, L_z)$ は重心周りの 角運動量,  $(x_{h,j}, y_{h,j}, y_{h,j})$ は左右それぞれの手先の位置,  $(F_{h,x,j}, F_{h,y,j}, F_{h,z,j})$ は左右それぞれの手先反力とする.

ここで,GZMP は各足裏にかかる力と足の位置から推 定することが可能であり,次式で表すことができる.

$$\begin{cases} x_z = \frac{F_{f,z,r} x_{f,r} + F_{f,z,l} x_{f,l}}{F_{f,r} + F_{f,l}} \\ y_z = \frac{F_{f,z,r} y_{f,r} + F_{f,z,l} y_{f,l}}{F_{f,r} + F_{f,l}} \end{cases}$$
(3)

ここで、 $(x_{f,l}, y_{f,l})$ は左足の位置、 $(x_{f,r}, y_{f,r})$ は右足の 位置、 $F_{f,l}$ は左足の反力、 $F_{f,r}$ は右足の反力とする.また、 重心に働く慣性力は手先と足裏反力と釣り合うため、各足 裏に働く力の和は次式となる.

$$F_{f,z,r} + F_{f,z,l} = m\left(\ddot{z} + g\right) - \sum_{j=1}^{2} F_{h,z,j}$$
(4)

各足裏に働く反力は各足の位置と GZMP との比によっ て計算できるため,式(2),(3),(4)を用いて,各足裏反力 は次式で得られる.

$$\begin{cases} F_{f,l} = \frac{m\left(\ddot{z}+g\right) - \sum_{j=1}^{2} F_{h,z,j}}{\Delta R + \Delta L} \Delta R \\ F_{f,r} = \frac{m\left(\ddot{z}+g\right) - \sum_{j=1}^{2} F_{h,z,j}}{\Delta R + \Delta L} \Delta L \end{cases}$$
(5)  
where, 
$$\begin{cases} \Delta L = \sqrt{\left(x_z - x_{f,l}\right)^2 + \left(y_z - y_{f,l}\right)^2} \\ \Delta R = \sqrt{\left(x_z - x_{f,r}\right)^2 + \left(y_z - y_{f,r}\right)^2} \end{cases}$$

3-3 提案システム

歩行や立ち上り動作の計測を扱うことを目指し,平行棒 を模擬した装置に力覚センサを搭載し,手先反力の取得を 行う.また,全身の姿勢の推定には Microsot から販売さ れている KINECT 及びその SDK を用いる<sup>(11)</sup>.力覚セ ンサと KINECT から得られる情報を PC で統合し,前節 までで述べたアルゴリズムによって手先反力と足裏反力 の推定を行う.提案システムの概略を Fig. 2 に示す.な お,図中にあるバランスボードは本システムにおいて用い ない.



Fig. 3 Experiment results estimating contact forces on parallel bar.



Fig. 4 Experiment environment and output of visualization.

力覚センサと KINECT から得られたセンサ値に基い て、手先反力及び足裏反力を計算すると、ディスプレイ上 にリアルタイムに可視化することで脚腕協調動作における 力学情報の可視化を実現する.

### 4. 検証実験

提案手法によって計算された足裏反力の検証を行った. 本稿では Fig. 1 のような平行棒を模擬したデバイスを使用 して脚腕協調動作における手先反力と足裏反力の推定及び 可視化を行う.平行棒には株式会社レプトリノの 6 軸力覚 センサを地面との接地位置に実装し,これによって平行棒 にかかる手先反力の推定を行った.

### 4-1 平行棒にかかる接触力の検証

平行棒にかかる接触力の検証を行った.平行棒の手を掛ける部位の中央部分に力をかけ、この時の計算結果と中心 位置にかけた力の実測値を比較した.実測値の取得には6 軸力覚センサを用いた.実験結果を Fig.3 に示す.

Fig. 3 から分かるように,推定結果と実測値においてお よその傾向は類似していることが分かる.但し,平行棒で の y 軸方向の力が小さく,これは平行棒自体が x 軸周り にわずかに回転してしまったためだと考えられる.また, 平行棒での z 軸方向に僅かな振動が見られる (15[s] 以降). これは平行棒が全体的に振動しているためである.製作し た平行棒には部分的にガタがあり,これが誤差や振動を生 み出していると考えられる.

このようにデータに誤差は見られるものの,運動のお よその傾向を可視化するのに大きな問題はないと考えら れる.

#### 4-2 全身運動における足裏反力の評価

足裏反力推定の検証実験を行った.検証用として,任天 堂から販売されている Wii バランスボードを用いて,足裏



Fig. 5 Snapshot of stepping motion.



Fig. 6 Calculation results of floor reaction forces using balance board and KINECT.

に働く反力を計測した. 被験者は 20 代の健常成人男性5 名から協力を得た. 計測動作は椅子からの立ち上がり, 静 止立位, 足踏み, 片足立ちとした. なお,本実験は埼玉大 学の倫理審査委員会の承認を得ており, 各被験者からはイ ンフォームドコンセントを得た. 実験環境と出力される画 像例を Fig. 4 に示す. 手先反力は橙色のバー, 左足裏反力 を桃色のバー, 右足裏反力を青色のバーで表示する. 強い 力がかかる程にバーが長く伸びるように表示する. 緑の線 は計測対象者の姿勢を意味している. また, 被験者 1 の足 踏み動作における手先及び足裏反力の可視化例を Fig. 5 に 示す.

Fig. 5 から分かるように左足支持の際に桃色のバーが伸 び,右足支持の際に青色のバーが伸びている様子が確認で きる.また,姿勢に応じて手先反力が変化していることが 分かる.続いて,被験者1及び4の足裏反力の推定値とバ ランスボードによる計測値を Fig. 6 に示す.

Fig. 6 から分かるように,足踏みのよる力の変化のタイ ミングが合っていることが分かる.このことから,提案手 法において足裏反力が適切に推定できていると言える.次 に,片足立ちにおける GZMP,床反力及び手先反力の推定 結果を Fig. 7 に示す.片足立ちでは左足支持,右足支持を それぞれ計測した.本動作では左足支持では右手,右足支



Fig. 7 Experiment results of GZMP, floor reaction forces and contact forces of hands.

持では左手で平行棒を掴み,転倒しないようにする.これ はロコモーショントレーニング (ロコトレ)<sup>(2)</sup> をイメージ した計測動作である. Fig. 7 では左足支持での計測結果を 示す.

Fig. 7 から分かるように, 手先に 10[N] から 40[N] の 力がかかっていても, GZMP は左足の位置にとどまって いることから,本提案手法によって脚腕協調動作における GZMP が安定に計算できていることが分かる.また,足 裏反力の推定結果を見ると,右足反力が左足反力に比べて 十分小さく,各足裏反力が推定できていることが分かる. 被験者 1 では 100[N] 近傍になっているが,被験者 3 では ほぼ 0[N] である.

これまでの実験結果から、文献<sup>(7)</sup>で課題となっていた 足裏反力の残差はある程度解消されているが、被験者に よっては残差が見られることもある.但し、残差はあって も反力の大小は明らかであり、本研究では可視化すること が目的であるため、計測精度としては大きな問題とはなら ない.

#### 5. 結論

超高齢化社会においてロコモティブシンドロームが高 い要介護原因になっていることが知られている.本研究で は、脚腕協調動作における力学情報をリアルタイムに可視 化することで意欲的にトレーニングすることを支援する機 器を開発することを目指した.脚腕協調動作における力学 情報の推定には、力覚センサと色距離画像センサを用い、 GZMP に基づく簡易な力学モデルを導入することでリア ルタイムに足裏反力の推定を可能にした.バランスボード を用いて、足裏反力の評価実験を行った所、足踏み動作や 片足立ち動作において、適切に足裏反力が推定できている ことを確かめた.

ロコトレでは過剰なトレーニングは逆効果であり,ト レーニングによるケガを予防するためにも関節各部の負荷 情報が必要になる.今後は本手法を拡張し,関節負荷を推 定及び可視化することを目指す.

#### 謝辞

本研究は埼玉県先端産業創造プロジェクトの支援を受けた.

## 参考文献

- (1) 厚生労働省, 平成 25 年国民生活基礎調査, http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/k-tyosa/k-tyosa13/dl/16.pdf.
- (2) 中村耕三, ロコモティブシンドローム, メディカルレ ビュー社, 2012.
- (3) J. B. DINGWELL, B. L. DAVIS and D. M. FRA-ZIER, Use of an instrumented treadmill for realtime gait symmetry evaluation and feedback in normal and trans-tibial amputee subjects, Prosthetics and Orthotics International, vol. 20, no. 2, pp. 101-110, 1996.
- (4) B. L. Davis, M. Ortolano, K. Richards, J. Redhed, J. Kuznicki, and V. Sahgal, Realtime Visual Feedback Diminishes Energy Consumption of Amputee Subjects During Treadmill Locomotion, AAOP, vol. 16, no. 2, pp. 49-54, 2004.
- (5) Kazu Segawa, "DIGITAL MIRROR APPARA-TUS," United States Patent Application Publication, US20110210970A1, 2009
- (6) Ryota SABE, Tomohiro HAYASHI and Yoshiyuki SANKAI, Visual feedback system showing loads on handrails for gait training, 2012 IEEE/SICE International Symposium on System Integration(SII), pp. 337-342, 2012.
- (7) 尾形邦裕, 三田友記, 清水健, 山崎伸也, 色距離画像 センサを用いた床反力可視化による義足荷重訓練支援 システム, LIFE2014, GS4-2, 2014.
- (8) Miomir. Vukobratovic and J. Stepaneko, On the stability of anthropomorphic systems, Mathematical Biosciences, Mathematical Biosciences, vol. 15, pp. 1-37, 1972.
- (9) 辻俊明, 栗田直幸: 力覚センサによる触覚技術を用いたインターフェイスの開発 -Haptic Desk: 机に触覚を持たせる技術-, Robomec2014, 1P1-X05, 2014.
- (10) K. Harada, S. Kajita, K. Kaneko and H. Hirukawa, ZMP Analysis for Arm/Leg Corrdination, Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 75-81, 2003.
- (11) J. Shotton, A. Fitzgibbon, M. Cook, T. Sharp, M. Finocchio, R. Moore, A. Kipman, and Andrew Blake, Real-Time Human Pose Recognition in Parts from Single Depth Images, CVPR2011, pp. 1297-1304, 2011.