立位姿勢制御系における制御パラメータの自動同定法*

菊池 誠^{*1}, 白石 昌武^{*2}Automatic Identification of Control Parameters
in Stance Posture Control SystemMakoto KIKUCHI and Masatake SHIRAISHI^{*3}^{*3} Ibaraki University, Faculty of Engineering, Nakanarusawa 4-12-1, Hitachi-shi, Ibaraki, 316-8511 Japan

This paper reports on a method of identifying some macro parameters in the control system of human dynamics. In particular we focused our attention on disturbance in the center of gravity in human stance posture control system as the research theme. In the first step, we constructed a system to measure the human's sway of center of gravity. A subject stands on one foot according to the indication of a display unit and the sway of center of gravity is measured two-dimensionally. The Characteristics of stance posture control system were then identified using the lateral sway of center of gravity and input signal. In the second step, a mathematical model for stance posture control system by considering the human internal construction. Finally was proposed some control parameters of human inside condition were estimated by comparing with the characteristics and mathematical model obtained from the system identification. The result indicated that we can indirectly obtain a dead time, and several feedback coefficients in the posture control system.

Key Words: System Identification, Swaying of Center of Gravity, Parametric Method, Estimation of Dead Time

1. 緒 言

ヒトの動作から個人の特徴を同定する技術は工学だけでなく医療など広い範囲に利用できる。一般にヒトの特徴は容姿、体型、音声や行動パターンなどの違いとして観察できる。これらの特徴を抽出する技術は従来から数多く研究されている^{(1)~(3)}。その中でも容姿や音声のように、差異情報が画像や音などの形式で採取可能なものは比較的容易にデータ化できる。また行動パターンについても、体の各部に働く力や関節角度などの数値の違い、さらには全体の動画像などの形で計算機に取り込むことが可能である。しかしヒトを対象とした場合はそれらだけでは特徴付けられない。ヒトという系を全体的に捕らえた場合、それは外部からの刺激を感覚器で受容し、その情報に応じて筋骨格系で反応する系であると考えることができる。このような視点に立てば、脳や中枢神経はそれらの反応を最適化する器官であると言える。ヒトの場合、この神経系は個性の大半を決定する部分であり、大きな役割を果た

している。たとえば、ある時刻の体の姿勢や周囲からの情報を行動のための初期値と考えれば、その後の行動は各感覚器から送られてくる膨大な情報を過去の記憶と照合し、処理することで変化する。もしこの処理系の構造や内部状態の変化を自動的に機械に取り込むことができれば、現在客観的な評価が困難な「体調」や「疲労」などの現象を解き明かす有用な道具になる。また処理系の内部状態の変化量は、体重や血圧などの個人の健康状態や身体の状態を示す新たな「評価量」となる。以上の観点から本研究では、その第一段階として無意識下での情報処理機能の働き、特にヒトの立位姿勢制御系について、その制御パラメータの自動同定法を提案するものである。

2. 制御対象と測定量の選定

ヒトの立位姿勢制御では、感覚器として主に三半規管、視覚、足裏の触覚および各筋肉中の筋紡錘や腱紡錘を使用し、また作用機構として多くの筋骨格系を用いている。立位制御は閉眼時や完全に覚醒しない場合でも可能であり、一方開眼時に視野の大部分が同方向に移動すると、一時的に平衡感覚を失う。つまり立位姿勢制御は、全身の特性を反映しながら無意識の領域

* 原稿受付 2000年4月27日。

^{*1} 正員、茨城大学大学院(〒316-8511 日立市中成沢町4-12-1)。^{*2} 正員、茨城大学工学部。

E-mail: masatake@ipc.ibaraki.ac.jp

で行なわれる自律的な制御系と考えられる。これらのことから立位姿勢制御系は本研究の遂行に適している。

さて立位姿勢制御は立位保持動作が可能な範囲内に体の重心を維持する制御系であることから、平衡計を使用して制御時の重心動揺を測定するのが効果的である。そこで健常者を被験者とし、後述のように立位姿勢時に負荷を加える測定法とした。

3. 制御パラメータ測定法の提案

神経系や筋骨格系に存在する制御要素の利得、遅れなどの制御パラメータを測定するには、活動中の神経細胞などの被測定系に影響を与えないようにする必要がある。しかしこのような測定を実現することは一般には困難である⁴⁰⁾。そこでこれを可能にする一手法として、立位姿勢制御系の内部モデルを利用した制御パラメータの間接測定法を提案する。

ヒトの立位姿勢制御系 $H_s(s)$ に外部から指令 $u(t)$ (視覚や聴覚などからの入力) が与えられた場合を想定する。制御系はこの指示に従うために制御動作を開始し、それによって重心位置 $r_{ow}(t)$ を変化させる。ここで s をラプラス変換, z を z 変換, k を自然数とすると, $u(t)$, $H_s(s)$, $r_{ow}(t)$ の離散表現はそれぞれ $u(k)$, $H_s(z)$, $r_{ow}(k)$ となる。それらの関係は ARMAX (Auto Regressive Moving Average Exogenous) モデルに従うと, 式(1)となる。

$$r_{ow}(k) = H_s(z)u(k-1) + H_n(z)w(k) \quad (1)$$

ここで $w(k)$ は白色雑音, $H_n(z)w(k)$ はゆらぎを表現する項である。この同定モデルに ELS (Extended Least Squares) 法⁴¹⁾を適用して式(2)のパルス伝達関数を得る。

$$H_s(z) = \frac{b_1 + b_2 z^{-1} + b_3 z^{-2} + \dots + b_{m+1} z^{-m}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}} \quad (2)$$

ここで m および n は同定の過程で設定するモデルの次数で, それらが大きくなるにつれ再現精度は向上する。式(2)を連続系表現に変換して式(3)を得る

$$H_s(s) = \frac{b_{c1}s^m + b_{c2}s^{m-1} + b_{c3}s^{m-2} + \dots + b_{c(m+1)}}{s^n + a_{c1}s^{n-1} + a_{c2}s^{n-2} + \dots + a_{cn}} \quad (3)$$

さてヒトの反射的な動作は, 筋骨格系や局所的な神経系の働きにより行われる。これらの系を線形化すると, 被測定系の数学モデルは式(4)のように仮定することができる。

$$H_s(s) = \frac{f_{b1}s^m + f_{b2}s^{m-1} + f_{b3}s^{m-2} + \dots + f_{b(m+1)}}{s^n + f_{a1}s^{n-1} + f_{a2}s^{n-2} + \dots + f_{an}} \quad (4)$$

このとき式(3)と式(4)の各係数を比較することで, 制御パラメータを求める複数の条件式(5)を得る。

$$b_{c1} = f_{b1}, \dots, b_{c(m+1)} = f_{b(m+1)}, a_{c1} = f_{a1}, \dots, a_{cn} = f_{an} \quad (5)$$

つまり式(4)の係数 $f_{b1}, \dots, f_{b(m+1)}, f_{a1}, \dots, f_{an}$ のいずれかには, 制御系のフィードバック係数や時定数などの制御パラメータが含まれることになる。ヒトの特性を周波数領域で解析する研究は過去にも行われているが, 本報告のようなパラメトリックな方法で自動的に同定する例はない。以下, 本手法の問題点及び利点を立位姿勢制御系に適用して具体的に考察する。

4. 制御パラメータの測定実験

健常者の立位姿勢制御時の重心動揺を測定するには, 被験者に作業負荷を与える測定が有効である⁴²⁾。図1に「測定 I」と定義した測定方法を示す。最初に入力 $u(k)$ を計算機で生成し, 表示装置を介して被験者に与える。この入力には被験者に5秒ごとの片足立ちを, 「右」「左」「右」「左」の順で計20秒間指示するものである。その場合の重心動揺を平衡計により測定し, 横方向 ($r_{ow}(k)$ 軸方向) の成分を重心動揺の出力として抽出する。次に入力 $u(k)$ と重心動揺 $r_{ow}(k)$ を利用して, システム同定および制御パラメータの算出を行う。上述のように「測定 I」は, 被験者が視覚入力に従って平衡計の上で片足立ちを繰り返す形式の測定であり, このような反復する矩形状の入力パターンは, パラメトリックな同定法に適している。

Fig.1 Measuring system

4.1 重心動揺の測定実験

測定開始時間を正午とし, 被験者 A (23 歳女性) に対して「測定 I」と40秒の休息を交互に15回繰り返したところ, いずれの測定結果も同様な傾向を示した。その代表的な重心動揺 $r_{ow}(t)$ の状態を図2に示す。これによると, 被験者の重心は「右」片足立位の指示後わずかに遅れて動揺し始め, アンダーシュート

後目標重心位置に移動している。以下、この重心動揺データを用いて被験者 A の制御パラメータを同定する。

Fig.2 Measurement result of swaying of center of gravity for Subject A

4.2 被測定系の数学モデル

提案した測定法の解析を行うためには被測定系の数学モデルを作成する必要がある。これまでの一連の研究から式(6)を用いた²⁾。これは被験者の歩行運動系を逆振子とし、筋骨格系を一時遅れ系、視覚系をむだ時間のある比例要素、そして運動の調節を行う神経系をPD制御で近似してモデル化したものである。

$$\frac{r_G(s)}{u(s)} = \frac{K_e e^{-sd} \alpha \beta \left(1 - \frac{\delta}{\gamma} s - \frac{1}{\gamma} s^2\right) L_a}{s^3 + (\alpha + \delta)s^2 + (K_a \alpha \beta - \gamma + \alpha \delta)s + \alpha(K_p \beta - \gamma)} \quad (6)$$

ただし $\alpha = \frac{1}{T_m}$, $\beta = \frac{K_m}{I_a}$, $\gamma = \frac{L_a mg}{I_a}$, $\delta = \frac{K_o}{I_a}$ である。

ここで m : 被験者の質量, g : 重力加速度, L_a : 体の重心距離, I_a : 被験者の体重心まわりの慣性モーメント, K_e : 視覚系のゲイン, d : 視覚系のむだ時間, T_m : 筋肉系の時定数, K_m : 筋肉系の比例ゲイン, K_o : 駆動部の粘性抵抗に関する係数。またPD制御系の制御パラメータとして比例ゲインを K_p , 微分ゲインを K_d とする。測定実験ではこれらの制御パラメータまたはパラメータ間の比率を求めた。

4.3 パラメトリック同定

図1の実験では、式(7)で示される周期10sの矩形波入力 $u(t)$ が表示装置を介して被験者に加えられる。

$$u(t) = \begin{cases} 1 & (0 < t \leq 5, 10 < t \leq 15) & \text{: Right foot} \\ 0 & (t = 0) & \text{: Neutral position} \\ -1 & (5 < t \leq 10, 15 < t \leq 20) & \text{: Left foot} \end{cases} \quad (7)$$

このとき平衡計からは、被験者の前後方向の重心動揺データと横方向のデータが採取される。この二つのデータには強い相関があるので、被験者に対する横方向のデータ $r_{ow}(t)$ だけを抽出して同定に利用することにした。次にデータ $r_{ow}(t)$ を離散化し、 $r_{ow}(k)$

($k=1,2,\dots,10000$) の数値列として計算機に取り込む。以後図3に示す手順に従い、パラメトリック同定と制御パラメータの算出を行う。まず前処理として高周波雑音を除去するために、離散化データ $r_{ow}(k)$ に対して遮断周波数 30Hz のローパスフィルタをかける。さらに、 $r_{ow}(k)$ から0次のトレンドを除去したものと入力 $u(t)$ を用い、立位姿勢制御系のシステム同定を行う。次に同定モデルの次数を決定する。予備実験として簡単なARXモデルによる同定を行い、AIC (Akaike Information Criterion) 規範を用いてモデルの次数を推定する。その予備実験を基に、AIC法で求めた次数以上のものでも計算機的能力を超えない $n=6$, $m=6$ を選択し、 $H_n(z)$ の分子の次数を5としてシステム同定を試みた。その後パルス伝達関数式(2)の極を求め、代表的な極を残す形で次数の低次元化を図った。そしてその結果から式(2)の各係数 $a_1, \dots, a_n$ および $b_1, \dots, b_{m+1}$ を得るようにした。次に式(2)を双一次変換して式(3)を求めた。双一次変換は離散系から連続系への一般的変換法であるが、変換対象となるパルス伝達関数の極が-1の近傍にあると変換精度が低下する。一方算出した代表的な極には-1近傍のものが含まれていないため、ここでは本変換法を採用した。

Fig.3 Calculation procedure of control parameters

4.4 むだ時間の推定

ヒトの反応系の場合、同定対象となる被測定系にはむだ時間が含まれるが、それを正確に求めることは困難である。一般には、入力信号と出力信号の相関値の変化からむだ時間を求める方法が考えられる。この方法は、シミュレーションによって合成した検証データのような変化の始まりが明確な場合には有効である。

しかし実測データのように、変化の始まりが不明確な信号に対しては実用的ではない。むだ時間要素は同定精度を低下させるため、ここでは同定モデルにむだ時間を導入した ARMAX モデルを採用した。このモデルでは、予想されるむだ時間を指定することで同定誤差を最小限に抑えることができる。そのために、同定後に低次元化を行うことおよび実用性を考慮し、むだ時間を同定する以下の方法を提案する。

むだ時間 d の検出と同定結果の妥当性の両面を併行して調べるため、式(8)の評価関数 $J_i(k_d)$ を定義する。

$$J_i(k_d) = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l |r_{Gw}(k) - r_{Gws}(k)| \quad (8)$$

ここで k_d は d の離散化表現、 l はデータ数で $l=2500$ ($t=5$ s に相当)、 $r_{Gws}(k)$ はシステム同定により求めた入力 $u(k)$ に対する応答シミュレーション (クロスバリケーション) 結果である。つまり式(8)の評価関数は、むだ時間を k_d とした場合の $t=0 \sim 5$ 秒間の誤差面積を表している。これが最小の場合が最適な同定結果であり、そのときのむだ時間 k_d が真の値に最も近いと判断できる。次に問題となるのは $J_i(k_d)$ の最小値を探索するアルゴリズムである。もし J_i が k_d について連続関数で、 k_d に対する微分値が比較的小さいという条件を満たすならば、ニュートン法などの数値計算法が適用できる。それを検討してみる。図 4 に、被験者 A の 2 回目の重心動揺データについての $J_i(k_d)$ の様子を示す。図 4 によると関数の包絡線は全体的に滑らかな曲線を描くが、データ自身は連続的な曲線群 (たとえば破線部分(a)) と不連続な部分 (たとえば空白部分(b)) から構成されている。この不連続部分は、モデル構造を指定の次数まで低次元化できなかったことを示している。この結果から、実際の測定データに対してはニュートン法などが使えないことがわかる。そこで図 3 のフィードバックループに示すように、むだ時間 $k_d=1, \dots, 300$ ($t=0 \sim 0.6$ s) の区間について、まず k_d を 1 ステップごとに増加させながら同

Fig.4 Evaluation function vs. change in dead time

定と低次元化を逐次行う。そして評価関数 $J_i(k_d)$ を用い、最適なむだ時間とそのときの同定結果を求める方法とした。また図 3 で示した一連の計算にはパーソナルコンピュータ (Pentium II 266MHz) を利用して約 4 時間を必要とする。

4.5 残差解析

図 3 のフィードバックループ内で更新される ARMAX モデルが、システムを正しく記述しているかどうかを調べるために残差解析を行う。入力データおよび推定データを基にモデル構造を同定し、モデルと推定データに関して残差 (予測誤差) を求める。そして残差と入力データとの相互相関関数を 25 遅延ステップまで求める (残差は白色性で、入力データに対し独立であると仮定する)。このときこれらの変数に対し 99% の信頼区間を示すことで、仮定したモデル構造の妥当性が調べられる。例として、図 5 に被験者 A に対し 12 時に実施した 2 回目 (No.2) と、7 回目 (No.7) の同定結果の残差相関を示す (図中の点線は 99% 信頼区間を表す)。この場合 2 回目と 7 回目の信頼区間の大きさは同じである。図より 7 回目の残差相関は 99% の範囲にほとんど入っていないことから、このモデルは 7 回目のデータ表現法として不適切である。これに対し 2 回目の残差相関はデータの多くが信頼区間内にあり、したがって 2 回目のデータの同定法として妥当なモデルであると言える。

Fig.5 Correlation function of residuals vs. lag step

Fig.6 Cross correlation function vs. lag step

同様に2回目と7回目のデータについて、それらの残差と入力データとの相互相関を図6に示す。これによると、遅延ステップ±25の範囲で2回目と7回目の相互相関はほぼゼロを保っており、共に99%の信頼区間(点線)内にある。つまり図5と図6の結果から、このモデル構造は7回目のような場合を除き、システムの正確な表現法として妥当である。同様な計算を他の13個のデータについて試みたところ、全体として有効な同定結果が7個、そうでないものが8個あった。これより、有効な7個の同定についてはARMAXモデルが効果的に機能していると判断できる。

4.6 制御パラメータの算出

システム同定と低次元化が達成されれば、制御パラメータの算出が可能となる。 $m=2, n=3$ の場合、式(4)と式(6)を用い、式(5)の条件式は各係数を比較することで式(9)と求まる。

$$\begin{aligned} b_{c2} = f_{b1} &= -K_e e^{-\gamma d} \frac{\alpha \beta}{\gamma} L_a, & b_{c3} = f_{b2} &= -K_e e^{-\gamma d} \frac{\alpha \beta \delta}{\gamma} L_a, \\ b_{c4} = f_{b3} &= K_e e^{-\gamma d} \alpha \beta L_a, & a_{c1} = f_{a1} &= \alpha + \delta, \\ a_{c2} = f_{a2} &= \alpha \beta K_d + \alpha \delta - \gamma, & a_{c3} = f_{a3} &= \alpha (\beta K_p - \gamma) \end{aligned} \quad (9)$$

これより

$$\begin{aligned} \gamma &= -\frac{b_{c4}}{b_{c2}}, & \delta &= \frac{b_{c3}}{b_{c2}}, & \alpha &= a_{c1} - \frac{b_{c3}}{b_{c2}}, & T_m &= \frac{1}{\alpha}, \\ K_{ppd} &= \frac{K_p}{K_d} = \frac{a_{c3} + \alpha \gamma}{a_{c2} - \alpha \delta + \gamma} \end{aligned} \quad (10)$$

を得る。式(10)から筋肉系の時定数 T_m 、 K_p と K_d の比率 K_{ppd} などが計算できる。具体例として図7に被験者Aについて、得られた制御パラメータを示す。この測定順序はデータ番号1, 2, 3, ..., 7であり、図の左軸は K_{ppd} と T_d の値、右軸は T_m の値を表す。図7によれば、測定順序に関する制御パラメータ K_{ppd} とむだ時間 T_d の変化は連続的であり同位相で周期的な傾向を示す。また筋肉系の時定数 T_m は K_{ppd} と T_d に比べて位相と周期が異なる。これらの結果から本提案の手法

Fig. 7 Calculation results of control parameters

により、被験者の応答のむだ時間 T_d 、筋肉系の時定数 T_m 、制御パラメータ K_{ppd} が測定できることがわかる。なお制御パラメータの平均値は $T_d = 293\text{ms}$ 、 $T_m = 1.61\text{ms}$ 、 $K_{ppd} = -2.63\text{s}^{-1}$ であった。

5. 結 言

ヒトに視覚的な指示を与えることにより立位姿勢制御時の重心動揺を測定した。得られた結果を以下にまとめる。

(1) 指示入力に対する重心動揺の測定結果を基に、ヒトの立位姿勢制御系のむだ時間に関する同定方法を提案し、それを検証した。

(2) ヒトの立位姿勢制御系の数学モデルを基に、被験者内部の制御パラメータを求める方法を提案した。

(3) 本手法により、制御パラメータである K_{ppd} のようなヒトの神経系内部を表現する新たな「量」と、むだ時間 T_d のような既存のパラメータとを関連付けて測定できることを確認した。

(4) 筋肉系の時定数 T_m のような、直接測定不可能なパラメータを間接的に測定できることを示した。

なお、本提案法ではむだ時間同定時に膨大な計算を必要とするので、より実用的でさらに効率的なむだ時間測定法を検討する必要がある。また新しい制御パラメータを実際のヒトの状態と関連付けることができれば、ヒトの体調や疲労などを定量化する一つの基準が構築できる。そのため多くのデータ蓄積が今後必要である。

文 献

- (1) M. Shiraishi and H. Watanabe: Pneumatic Assist Device for Gait Restoration, Trans. ASME, J. Dyn. Syst., Meas., Cont., 118, 1 (1996) 9.
- (2) 菊池誠, 白石昌武: ヒューマンダイナミクスの特性写像とその制御性の評価(第1報) - 立位姿勢制御系の同定とその極配置 -, 精密工学会誌, 65, 6 (1999) 840.
- (3) 菊池誠, 白石昌武: ヒューマンダイナミクスの特性写像とその制御性の評価(第2報) - 立位姿勢制御系のアトラクタと神経回路網による特徴抽出 -, 精密工学会誌, 66, 3 (2000) 478.
- (4) M. Shiraishi, S. Sugano and S. Aoshima: High Accuracy Positioning in SCARA type Robot by Sensor-based Decoupling Control, Trans. ASME, J. Manuf. Sci. Eng., 22, 1 (2000) to appear.
- (5) 菊池誠, 白石昌武: 神経回路網の形成制御に関する研究(第1報) - 神経細胞培養のための細胞の初期分布密度について -, 精密工学会誌, 64, 12 (1998) 1757.
- (6) 菊池誠, 白石昌武: 神経回路網の形成制御に関する研究(第2報) - エリート戦略を利用した神経回路網の自動形成とその能力の定量的評価 -, 精密工学会誌, 65, 1 (1999) 106.
- (7) 足立修一: ユーザーのためのシステム同定理論, 計測自動制御学会, (1993) 21-107.