236 上肢筋骨格モデルを利用した下手投げ動作における サイバネティックトレーニング

Cybernetic training in underhand throw using musculoskeletal model of the upper limb

○学 横田 紘季 (名城大学院)

正 大島 成通 (名城大学)

Hiroki YOKOTA, Meijo University, 1-501 Shiogamaguchi, Tempaku-ku, Nagoya

Shigemichi OHSHIMA, Meijo University

Sports training systems are widely used to improve the overall performance of individuals engaged in various activities. Here, we propose the use of optimized muscle activation signals, hereinafter called OPTIMAS, as a tool for improving the overall sport performance of engaged subjects. In this work we studied the underhand throw of softball player to verify the validity of the proposed training system. At first, we calculate the OPTIMAS for an underhand throw of a softball based on the subject's physical characteristics. Then, the subject practices to improve his skills by comparing his electromyogram (EMG) measured in real time with that of the OPTIMAS waveform produced by the optimization calculation. Here, the subject aims to approach the OPTIMAS waveform. The results of the proposed training system show that the method is of great advantage with a gain that leads to a better performance especially in the early stage of the training term.

Key Words: OPTIMAS, Cybernetic training, muscle activation, Multi-objective optimization, Genetic Algorithm

1. 緒言

近年, スポーツ工学やバイオメカニクス分野において, 実際の様々な競技種目について競技者を対象とした運動解析によって選手の記録向上に貢献することを目的とした研究が盛んに行われてきた。中でも, モーションキャプチャや加速度計などのセンサーを利用した研究が盛んであり, センシングによる運動解析によって, 競技者の運動の仕組みを力学的・生理学的観点から明確にし, 被験者にフィードバックすることで運動スキル向上に寄与しようとしてきた⁽¹⁾⁽²⁾。太田ら⁽³⁾はハンマー投において, 無線とセンサーを利用した聴覚フィードバックによるトレーニングシステムを構築している。競技者にとって知覚することが困難な情報を, 聴覚フィードバック情報として, 競技者が直接的に感覚できるシステムは, スキル向上に大きく貢献できるといえる。このような, 通信技術や制御工学, 生理学を基盤とし, 感覚情報として運動スキルに関係する情報を選手にフィードバックさせるトレーニング法は, “サイバネティックトレーニング”と呼ばれてきた⁽⁴⁾。しかし, 非熟練者を対象とした場合, センサーから得られる情報を非熟練者にフィードバックし, スキル向上に貢献することは困難である。なぜなら, 非熟練者には得られる情報を活用できる経験がないからである。そこで本研究では非熟練者を対象とし, 被験者固有のモデルを用いた最適化シミュレーションによる情報を教師信号としたトレーニング法を提案する。競技における理想的な教師信号を知覚させるトレーニングは, 意識的な運動スキル改善が可能であり, 競技経験がない被験者に対して有効な手段となる。また, 被験者固有のモデルを利用することにより, 身体的特徴を考慮した最適な教師信号を算出することができる。算出された最適な教師信号を, 我々は OPTIMAS(OPTImized Muscle Activation Signals)と呼ぶ⁽⁵⁾。この OPTIMAS を仮想的な中枢神経系からの命令とみなし, 被験者の筋に伝達することで, 運動中における発揮すべき筋やタイミングを知覚できると考えられる。

本研究では, 最適な運動指令である OPTIMAS を利用したサイバネティックトレーニングの開発を目的とする。

本報では人体の上肢に着目し, 上肢の筋である三角筋前部, 三角筋後部, 上腕二頭筋, 上腕三頭筋, 上腕筋, 肘筋, 撓側手根屈筋, 長撓側手根伸筋を考慮した上肢筋骨格モデルを構築し, 順動力学計算によって最適な下手投げによる投球動作を探索する。探索した最適な運動形態における OPTIMAS を実験参加者に視覚を介してフィードバックさせることで, 球速の向上を図る。得られた OPTIMAS を利用するサイバネティックトレーニングの有用性を確認するために, 被験者 10 名による投球実験が行われた。実験参加者は, 提案するトレーニング法を実施するグループと実施しないグループに分類された。提案するトレーニング法を実施したグループには, 自身の発している表面筋電図(EMG)と OPTIMAS とを見比べながら下手投げにおける投球練習を行なってもらい, 両グループにおける球速データについて比較した。

2. 筋特性を考慮した上肢モデル

2.1 上肢剛体リンクモデル

Fig.1 に本研究で用いた上肢剛体リンクモデルを示す。モデルは上腕, 前腕, 手の 3 リンクと, 肩, 肘, 手首の 3 関節から構成される。モデルにおいて, m はリンクの質量, J はリンクの重心周りの慣性モーメント, L はリンクの長さ, s は各関節の中心から測ったリンクの重心位置, θ は関節角を表す。なお, 腕を鉛直下向きに伸ばした状態を $\theta_1 = \theta_2 = \theta_3 = 0$ とし, 屈曲方向の回転を正とした。また, リンクモデルの先端にはボールを表す質点 m_4 を設けた。

構築した剛体リンクモデルは, 関節トルクによって駆動される。関節トルクが発生すると, 剛体リンクモデルの関節角が変化する。このとき, 関節トルク τ_j と関節角の加速度との関係式は Lagrange 方程式に基づき, 一般化座標を用いて以下のように記述される。

Fig.1 Coordinate system of rigid links.

$$\tau_j = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_j} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta_j} \quad [L = T - U] \quad (1)$$

ただし、 L はラグランジアン、 T は運動エネルギーの総和、 U は位置エネルギーの総和であり、 j は関節番号($j=1,2,3$)である。得られた角加速度を数値積分することで、各剛体リンクの角速度、角度を算出する。

各関節では、関節可動域内であれば、以下の粘性摩擦を適用する。

$$\tau_j = -c\dot{\theta}_j \quad (2)$$

また、筋は急激に伸ばされると、不随的に収縮する。これは伸張反射と呼ばれる現象で、関節の過伸展を防ぐために作用する筋肉と脊髄間の反射反応である。そこで、本モデルでは、シミュレーション中に上肢剛体リンクモデルの関節が関節可動域を超えた場合、伸張反射を考慮し、可動域内に戻す様な、復元トルク

$$\tau_j = k(\theta_{j_lim} - \theta_j) - c\dot{\theta}_j \quad (3)$$

を発生させることとした。ここで、 k は角度に対するばね定数、 θ_{j_lim} は関節の可動限界角度、 θ_j は現時点での角度、 c は粘性係数である。

2.2 筋骨格モデル

人体の筋と骨格を考慮した筋骨格モデルを用いることで、剛体リンクモデルの駆動源を人体の筋肉が発揮するものとして、人体特性に合致した動作生成が行える。上述した上肢剛体リンクモデルに、筋の収縮特性をモデル化した筋モデルを適用することで、上肢モデルを筋骨格モデルに拡張する。

本研究では、Winters & Stark により提案された筋モデル⁽⁶⁾を単純化した Hill-Stroevé 筋モデル⁽⁷⁾⁽⁸⁾を用いた。これにより、筋の性質である「長さ・力関係」「速度・力関係」を表現することができる。また、筋の活性度が既知であれば、各関係式を解くことにより、筋張力を算出することができる。各々の筋が随意により発生する筋張力 f は、以下の式で表される。

$$f(a, l, \dot{l}) = a \cdot F_{lce}(l_{ce}) \cdot F_{vce}(\dot{l}_{ce}) \cdot F_{max} \quad (4)$$

ここで、 a は筋の活性度を表す変数である。また、 l は筋長、 l_{ce} は収縮要素の長さ、 F_{max} は最大等尺性収縮力を表し、 F_{lce} 、 F_{vce} はそれぞれ、筋の長さ・力関係、筋の速度・力関係を表す関数である。筋の長さ、および速度は以下の式により決定される。

$$l_i = l_n - r_{i1}(\theta_1 - \theta_{r1}) - r_{i2}(\theta_2 - \theta_{r2}) - r_{i3}(\theta_3 - \theta_{r3}) \quad (5)$$

$$\dot{l}_i = -r_{i1}\dot{\theta}_1 - r_{i2}\dot{\theta}_2 - r_{i3}\dot{\theta}_3 \quad (6)$$

ここで、 l_n は筋の自然長、 r_{ij} はモーメントアームを表し、 θ_{rj} は自然長での関節角である。ここで、 i は筋番号($i=1, \dots, 8$)、 j は関節番号($j=1, 2, 3$)である。得られた筋張力から決定される

剛体リンクモデルの関節トルクは、

$$\tau_{mj} = \sum_{i=1}^8 r_{ij} f(a, l, \dot{l}) \quad (7)$$

と表される。なお、筋のモーメントアームは本来、関節角に依存して変化するが、ここでは簡略化のため一定とした。モーメントアームの値は Meek ら⁽⁹⁾に基づき決定した。

Fig.2 に本研究で用いた 8 筋から成る筋骨格モデルを示す。肩関節と肘関節の間には 3 対 6 筋の筋モデルが配置されており、単関節筋である三角筋前部($f1$)、上腕筋($f2$)、三角筋後部($e1$)、肘筋($e2$)と、二関節筋である上腕二頭筋($f3$)、上腕三頭筋($e3$)によって肩関節、肘関節を駆動させる。また、手関節は単関節筋である橈側主根屈筋($f4$)、長橈側主根伸筋($e4$)によって駆動する。構築した上肢筋骨格モデルの入力は、筋モデルへの筋活性度であり、次節で述べる最適化計算によって算出される。

Fig.2 Musculoskeletal model

3. 最適化計算

3.1 目的関数

本研究では最適化計算に、遺伝的アルゴリズム(GA)を多目的最適化問題に適用した多目的 GA⁽¹⁰⁾を用いた。最適化の目的は投げられたボールの目標到達地点との誤差を小さく、かつ球速を増大させ、更に筋の負担の軽減を図ることとして、次の 3 つの目的関数($OB1$, $OB2$, $OB3$)の最小化問題とした。

投球シミュレーションを行う際に、目標に定めた地点を D 、モデル球の到達地点を d とすると、距離に関する目的関数 $OB1$ は、

$$OB1 = |D - d| \quad (8)$$

と表せる。本研究では人体の上肢のみに着目しているため、ソフトボール男子公式ルール⁽¹¹⁾の投球距離の半分である 7.01m を目標距離とし、その地点の平均的なストライクゾーンの中間点(垂直方向)を目標到達地点とした。

また、投球動作において重要な要素となる球速に関する目的関数 $OB2$ を以下に示す。

$$OB2 = -V_x \quad (9)$$

ここで、 V_x はリリース時刻 T におけるのボールの水平方向速度である。更に、筋負担に関する目的関数 $OB3$ は、

$$OB3 = \text{MAX} \left[\frac{T_{M_i}}{pcsa_i} \right] + \frac{\sum_{i=1}^8 \sum_{t=0}^{N_{step}} a_{i,t}}{N_{step}} \quad (10)$$

とした。これは、最大筋応力を最小化すると同時に、1 ステップ当たりの平均筋活性度を最小化することで、筋負担の軽減かつ、互いに拮抗する筋が不必要な力を発揮しないようにするためである。ここで、 i は筋番号、 T_M は筋張力、 $pcsa$ は生理学的筋断面積、 N_{step} はシミュレーションにおける総ステップ数である。

3.2 設計変数

本モデルの多目的 GA における設計変数には、1 つの筋活動度を時間関数として表せる 3 次スプライン曲線を用いた、3 次スプライン曲線では設定した制御点(T_n , $a_{i,n}$)を必ず通る曲線を描くことができ、連続する 2 点区間の部分曲線 $A_{i,h}(t)$ は次式のような時刻 t に関する 3 次関数で表される。

$$A_{i,h}(t) = w_{i,h} + x_{i,h}(t - T_h) + y_{i,h}(t - T_h)^2 + z_{i,h}(t - T_h)^3$$

$$[i = 1 \sim 8, h = 0 \sim n-1, n = 0 \sim 10] \quad (11)$$

ここで、 i は筋番号、 h は区間番号、 n は分割数である。 $w_{i,h}$, $x_{i,h}$, $y_{i,h}$, $z_{i,h}$ は連続する 2 点区間両端における位置、接線、曲率の連続性から求まる係数である。一つの筋活性度の波形は $n-1$ 個の部分曲線 $A_{i,h}(t)$ により構成され、 $a_{i,h}$ の値を制御することで筋活性度の波形が決定される。1 つの筋のスプライン曲線による制御点を 0.1 秒毎に各 11 点とし、モデル球を離すまでの時間(リリース時刻)と合わせて 89 個の設計変数で解析を行う。

3.3 シミュレーション方法

腕を自然に下げた状態を初期位置とし、投球動作に入る瞬間を $t = 0$ 、時間ステップ幅 $\Delta t = 1.0 \times 10^{-4} [\text{sec}]$ とした。シミュレーションでは Δt ごとのボールを含んだ上肢剛体リンクの速度と位置を Runge-Kutta 法により求めた。また、設計変数の一つであるリリース時刻におけるモデル球の座標と速度より、その地点から放物運動を行うものとしてボール到達地点を求めた。上肢各部位の質量は阿江らによる日本人アスリートの身体部分係数⁽¹⁾の値より、被験者に合わせて適用した。また、多目的 GA における各パラメータを Table 1 に示す。

Table 1 Parameters of Genetic Algorithm.

	Simulation Conditions
Population Size	100
Crossover Method	Two Point Crossover
Mutation Method	Bit Inversion
Cross Rate	1.0
Mutation Rate	0.01
Gene Length	10 bit
End Generation	5000

4. シミュレーション結果

多目的 GA によって得られたパレート最適フロントを Fig.3 に示す。シミュレーションにおいて、モデル球がストライクゾーンに到達した場合は、 $OB1$ である目標到達地点との誤差を 0 とし、ストライクゾーンから外れた場合はエッジからの距離を誤差とした。また、Fig.3 において $OB3^*$ は、式(9)の第一項である最大筋応力の値を示している。

モデル球がストライクゾーンに到達した解($OB1 = 0$)は、35 個存在し、ストライクゾーンからの誤差が 50cm 以下の解は計 51 個存在した。Fig.3 の最適解集合において、球速が増大するにつれて筋応力の最大値が増加していることがわかる。これより、 $OB2$ と $OB3^*$ の間にはトレードオフの関係があり、得られた解集合は複数の目的関数を同時に改善することが不可能なパレート最適解集合となる。実際の投球においても、ボールを速く投げようと試みれば、筋にかかる負担が大きくなることは比較的容易に推察されることから、シミュレーション結果は妥当であるといえる。

最適化において、世代数に対しての球速(水平方向速度)の推移を Fig.4 に示す。700 世代辺りまでは急激に速度が増加しているが、以降において急激な増加は見られず、5000 世代ではほぼ定常状態に達しているといえる。

Fig.3 The Pareto-optimal front

Fig.4 Transition of velocity object value (OB2) in the optimization process.

4.1 水平方向速度が最大の場合

ストライクゾーンに到達した解集合において、モデル球の水平方向速度が最大の解における OPTIMAS を Fig.5 に、投球フォームを Fig.6 に示す。投球動作開始直後から上腕の筋である f_1 , f_2 , f_3 が支配的に活性しており、続いて e_1 , e_3 と作用し、終盤には再度屈筋群が支配的に作用している。Fig.6 より明らかだが、腕を上げて振りかぶる動作をとっており、いわゆるワインドアップのような運動形態となった。これは、腕を振りかぶることによって肩の関節可動域限界まで加速させながら伸展させ、伸張反射によって球速を増加させていると推察される。一般に、ワインドアップには投球に勢いをつけ、球速を上げる効果があると言われており、シミュレーションにおいてもワインドアップの球速向上に対する有効性を確認することができた。また、 e_2 が終始活性していないが、これは肘筋の発揮できる張力が小さく、投球動作に大きく貢献できないためだと考えられる。ここで、目的関数についてモデル球の水平方向速度は 51.9[km/h]、最大筋応力は 37.3[N/cm²]となった。

(a) Flexor muscles

(b) Extensor muscles

Fig.5 OPTIMAS waveforms of eight muscles ($OB2 = \text{Minimum}$).

Fig.6 Optimized pitching form in considering of the maximal ball speed.

Fig.8 Optimized pitching form in considering of the minimal muscles stress.

4.2 最大筋応力が最小の場合

ストライクゾーンに到達した解集合において、最大筋応力が最小の解における OPTIMAS を Fig.7 に、投球フォーム Fig.8 に示す。Fig.7 において、全ての筋活性度が、全時刻を通して極端に小さいことがわかる。また、4.1 節の OPTIMAS と異なり、投球初期に上腕の屈筋群を働かせずに伸筋群から作用させ、リリース時に屈筋群を支配的に活性させている。Fig.8 から明らかなように、前節の投球フォームのようなウィンドアップ期が存在せず、緩慢に伸展させてからのリリースとなった。目的関数についてモデル球の水平方向速度と、最大筋応力はそれぞれ、22.4 [km/h]、7.54 [N/cm²] となっており、前節に比べ二者ともに著しく減少している。つまり、OB2 を改悪することによって筋にかかる負担を減少させており、ストライクゾーンに到達させるためにモデル球の鉛直方向速度成分を増加させることで、ボールを山なりに投げる投球フォームをとっている。この結果は、ウィンドアップ期が存在することは、筋にかかる負担が膨大であることを示している。

Fig.7 OPTIMAS waveforms of eight muscles (OB3 = Minimum).

5. 実験概要

本実験では導出した OPTIMAS を用いたサイバネティックトレーニングの有用性を検討する。実験は健康な成人男性 10 名を対象に行い、提案するトレーニング法を実施するグループ(Group-A)と、実施しないグループ(Group-B)に二分された。ただし、実験参加者は、予備実験にて計測された 10 球平均球速が等しくなるようにグルーピングされている。両グループにおける予備実験での平均球速のグループ平均は、約 30km/h であった。また、本実験における各被験者の目的は、自身が投げる球速の増大である。

Group-A の各被験者には自身の IEMG と、OB2 が最小の場合の OPTIMAS とを見比べながら投球してもらい、IEMG を OPTIMAS に近づけるように意識したトレーニングが行われた(Fig.9)。一方、Group-B の各被験者にはトレーニング法の指示は出さず、各自の自由な意思でトレーニングが行われた。

Fig.9 Schematic diagram of cybernetic training.

5.1 筋電信号および関節角の計測

実験参加者の皮膚表面に湿式の筋電電極を貼付し、筋電計(ワイヤレス EMG データロガー、(株) ロジカルプロダクト)を用いて運動中の積分筋電図(IEMG)を計測し、リアルタイムで表示させた。筋電図計測におけるサンプリング周波数は 200[Hz]とした。

投球動作を行う際、主に力を発揮する筋である三角筋前部、三角筋後部、上腕二頭筋、上腕三頭筋、橈側手根屈筋、長橈

Fig.14 Pitching form of subject E at Group-A.

側手根伸筋の6つの筋より筋電位を導出した。電極貼付位置をFig.10に示す。ここで、これらの筋はそれぞれ $f1$, $e1$, $f3$, $e3$, $f4$, $e4$ に対応している。また、上腕筋と肘筋が $f2$ と $e2$ に対応しているが、これらは筋の構造上、表面筋電位の導出が困難なため計測していない。

また、筋電位を測定すると同時に、被験者の上腕、前腕、手の3箇所にIMU(小型9軸ワイヤレスモーションセンサ、(株)ロジカルプロダクト)を取り付け、運動中の各関節における関節角速度を計測した。角速度計測におけるサンプリング周波数は1k[Hz]とした。

Fig.10 Measured muscles of the upper limb.

5.2 実験条件

本実験は2日間行われ、各被験者の全投球数は200球とした。また、シミュレーションと同条件である7.01mを投球距離としてトレーニングが行われた。ただし、非熟練者の投球を想定するため、各被験者には利き腕と反対の腕でトレーニングを行うように指示した。各被験者の球速は、スピードガン(SR3600, (株)ダイナウェブ)によって計測された。

6. 実験結果

Group-A, Group-Bに属する各被験者の、投球数に対する球速(10球平均)の変化をFig.11に示す。両グループ共に、トレーニングを積むことによる球速の向上がみられた。ここで、Group-Bに所属する各被験者の球速がトレーニング初期から終期にかけて徐々に増加していることに対し、サイバネティックトレーニングを行ったGroup-Aに所属する各被験者の球速は、トレーニング初期から明らかに速いことが確認できた。

また、投球数に対する球速のグループ平均の変化をFig.12に示す。Group-Bに比べGroup-Aの平均球速が初期から非常に高い数値を示しており、更に全チームにおいてGroup-Bの球速を上回る結果となった。

一例として、Group-Aに所属する被験者のトレーニング終盤におけるIEMGの時刻歴をFig.13に、投球フォームをFig.14に示す。指標としたOPTIMASと同様に、投球動作開始直後から屈筋群が支配的に活動しており、続いて伸筋群が作用し、動作終盤には再度屈筋群が働いて投球を終えている。Fig.13より明らかなが、投球フォームもシミュレーションと類似しており、ワインドアップ期を経ることによって上肢を加速させながら関節可動域限界まで伸展させ、リリース時における

上肢の速力を付加させている。以上より、本研究で提案したサイバネティックトレーニングは非熟練者に有効であり、特にトレーニング初期段階における被験者の運動スキル向上に大きく貢献できる手法であると推察される。

(a) Group-A

(b) Group-B

Fig.11 Relationship between the average velocity of pitched 10 balls and number of pitches.

Fig.12 Comparison between Group-A and Group-B at the ball speed.

(a) Flexor muscles at final stage in training.

(b) Extensor muscles at final stage in training.

Fig.13 Recorded IEMG during underhand throwing.

7. 結言

本研究では上肢筋骨格モデルを用いた下手投げ動作における多目的最適化によって、最適な筋への運動指令である OPTIMAS を導出した。更に、得られた OPTIMAS を用いてサイバネティックトレーニングを行い、提案トレーニング法の有用性を確認した。多目的最適化シミュレーションによって得られた球速の水平方向速度が最大および筋応力が最小の解は、それぞれ大きく異なる結果となり、windアップ期が存在することが球速の増加に大きく貢献することが確認された。また、サイバネティックトレーニングを行った際、トレーニング初期段階における球速が著しく向上する結果となった。

本研究で使用した上肢筋骨格モデルを拡張することで、様々な競技に対して応用できると考えられ、トレーニング効率の向上、特にトレーニング初期段階における運動スキル向上が期待できる。また、本報では非熟練者を対象としたサイバネティックトレーニングを提案したが、詳細化したモデルを用いて導出される OPTIMAS は、熟練者に対しても最適な筋への運動指令となるので、熟練者が詳細な筋活動情報を知覚することで、運動スキル向上の一助になると考えられる。

現段階では OPTIMAS を知覚させるために視覚フィードバックを利用しているが、将来的には機能的電気刺激(FES)によって OPTIMAS を知覚させるようなトレーニングシステム実現の可能性もある。導出した OPTIMAS を、電気刺激によって対象となる筋に印加することで、被験者は感覚的に最適な動作を知覚することができると考えられる。

8. 参考文献

- (1) 高木斗希夫, 澤田泰輔, 太田憲, 市川浩. 慣性センサを用いたゴルフスイング時のクラブ速度・姿勢のフィードバックシステムの開発. 日本機械学会スポーツアンドヒューマンダイナミクス講演論文集, pp146-150, 2006
- (2) 名和基之, 西脇一字, 中村仁彦, 池上洋介, 鮎沢光, 後藤清志, 後藤大典. あんば運動の解析. 日本機械学会スポーツアンドヒューマンダイナミクス講演論文集, pp494-499, 2006
- (3) Ohta, K., Umegaki, K., Murofushi, K., Komine, A., Miyaji, C. Dynamics-based Force Sensor Using Accelerometers -application of Hammer Throw Training Aid-. *The Engineering of Sport* 7, 1: pp.207-213, 2008
- (4) 太田憲, 室伏広治. ハンマー投の力学と新しいトレーニング方法の開発. 日本機械学会誌, 113: pp.109-112, 2010
- (5) Ohshima, S., Yokota, H., Ohtsuki, Atsumi. Simulation model of underhand throw for cybernetic training. *Procedia Engineering*, 34: pp.742-747, 2012
- (6) Jack, M., Winters and Lawrence Stark. Analysis of Fundamental Human Movement Patterns Through the Use of In-Depth Antagonistic Muscle Models. *Biomedical Engineering*, 32: No.10, 1985
- (7) Hill, A. the heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceeding of the Royal Society of London*, 126: pp.136-195, 1938
- (8) Stroeve, S. Impedance characteristics of a neuromusculoskeletal model of the human arm I. Posture control. *Journal of Biological Cybernetics*, 81: pp.475-494, 1999
- (9) Meek, S. G., Wood, J. E., Jacobsen, S. G. "Model-based, multi-muscle EMG control of upper-extremity prostheses" in Multiple Muscle Systems. *Biomechanics and Movement Organization*, eds. pp.360-376, 1990
- (10) Zitzler, E., Laumanns, M., Thiele, L. Spea2: Improving the

strength Pareto evolutionary algorithm. In: *Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich*, 2001

- (11) 阿江通良. 日本人アスリートの身体部分慣性特性の推定. バイオメカニズム, pp23-33, 1988