

sEMG 信号に基づく上肢両側トレーニングシステムに関する研究

Study on the upper limb bilateral training system based on the sEMG signal

郭 書祥*, 杉 洋一郎*, 龐 牧野*

Shuxiang Guo*, Yoichiro Sugi* and Muye Pang*

*香川大学工学部知能機械システム工学科, guo@eng.kagawa-u.ac.jp,

s09t427@stmail.eng.kagawa-u.ac.jp, s12d504@stmail.eng.kagawa-u.ac.jp

概要: 近年、日本では高齢化が急速に進んでおり、それに伴い脳卒中患者も増加している。脳卒中の後遺症として片側麻痺が残る場合があり、片側麻痺の患者に対して効果的なリハビリ方法として患者が麻痺した患肢を健常側の患肢からの信号に基づいて、取り付けしたデバイスにより訓練を行う両側トレーニングが挙げられる。本研究では外骨格型リハビリテーション装置・表面筋電位(sEMG)を用いた複合的なリハビリテーションシステムの開発を目指す。そのため、ウェーブレット packets 変換により sEMG 信号の前処理を行った後に、特徴抽出を行い、サポートベクターマシンにより、上肢動作の識別を行う。

Keywords: 表面筋電位 (sEMG)、ウェーブレット packets 変換、サポートベクターマシン (SVM)
動作識別、リハビリテーション

1. はじめに

近年、日本において高齢化が急速に進んでおり、老化や疾患などによる身体機能の低下した高齢者への対策は、今後の大きな課題となっている。しかしながら、若年人口の低下により、介護士やリハビリ療法士の人手が不足しており、介護が行き届いていないのが現状である。要介護老人は、年齢が高くなるほど出現頻度が高くなっており、要介護の原因疾患として最も多いものが脳卒中である。また、脳卒中の後遺症には片側麻痺があり多くの患者が後遺症に悩まされている。従って、新型リハビリテーションシステムを開発し、リハビリテーションを行うことによって身体障害を軽減することが求められている[1]-[3]。

片側麻痺のリハビリテーションでは、麻痺した患肢を動かし、訓練を行うことで、麻痺症状が回復する事例が報告されている。本研究では麻痺した患肢に外骨格型リハビリテーション装置を取り付け、健常側の患肢から測定した表面筋電位(sEMG)を用いることで両側リハビリテーションシステムを実現するため、sEMG 信号を解析し上肢動作を識別する(図1参照)。従来研究ではsEMG 信号は筋電義手などには数多く応用されているが、リハビリテーションに用いられているものは少ない。また、上肢のリハビリテーションに応用されているものは、装置が重い、健常側の運動情報を深く採取することができないなどの問題点があった。そこで、本研究では軽量型の外骨

格型リハビリテーション装置を開発し、これにより、重量の問題は解決できると考えられる。そして、従来研究では、特徴抽出に様々な手法を用いられているが、より識別精度を向上させるため、本研究では、新しく提案した特徴抽出方法を使用し、識別には汎化能力が高いサポートベクターマシン(SVM)を使用し、識別を試みる。

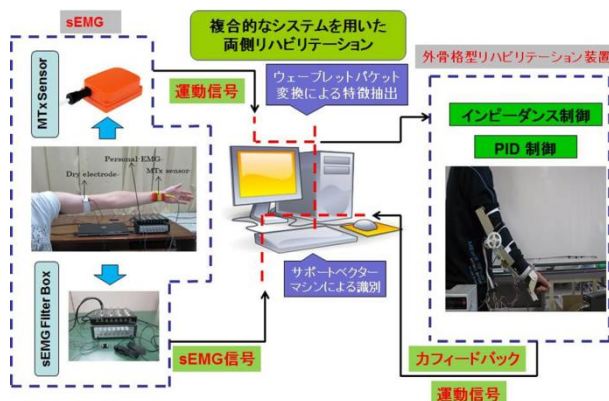


図1 両側リハビリテーションシステムの概要図

2. sEMG 信号解析手法

2.1 筋電位 (EMG)

筋電位(Electromyogram: EMG)とは筋肉の活動に伴って発生する電位変化を記録したものである。筋肉や神経の細胞が興奮すると細胞の膜を通して活動電流が流れる。それが原因となって細胞外を流れる電流が、電位変化を引き起こす。電極を通してそれを検出記録する。筋電位を計測する

ための電極には、大きく分けて針電極と表面電極の2種類がある。針電極は、注射針のような針の中に記録用の電線を入れたもので、これを筋肉内に刺入して電位を記録する。表面電極は、皮膚表面に貼り付けるもので、皮膚面での電位を計測する。針電極は多数の医学的知識を必要とし、被験者への負担も大きいことから、本研究では、表面電極を採用した。表面筋電位は筋肉から離れたところに電極を貼り付け測定することになるので、多数の筋繊維の起動電位を含んでいるため、かなりの高周波成分まで含まれている。よって、直接制御信号に使用することはできないのでEMGを解析する必要がある[4]。

2.2 ウェーブレット packets 変換

ウェーブレット packets 変換は、解析する信号を低域レベルと高域レベルの両方に分解していく解析手法である。低域レベルと高域レベルの両方を解析するため、細かい信号の分別が可能となっている。図2にウェーブレット packets 変換の原理図を示す。図2はレベル4でのウェーブレット packets 変換によって対象となる信号がローパスフィルタとハイパスフィルタによって低域レベルと高域レベルの両方に分解されていることがわかる。従来のEMG信号の解析にはフーリエ変換が多く用いられてきた。しかし、フーリエ変換では解析の際に、時間方向の情報を失ってしまう。そこで、フーリエ変換では不十分な時間と周波数解析を解析するために、本研究では、ウェーブレット packets 変換を使用することで測定したsEMG信号の前処理を行い、ノイズの低減を目指す。

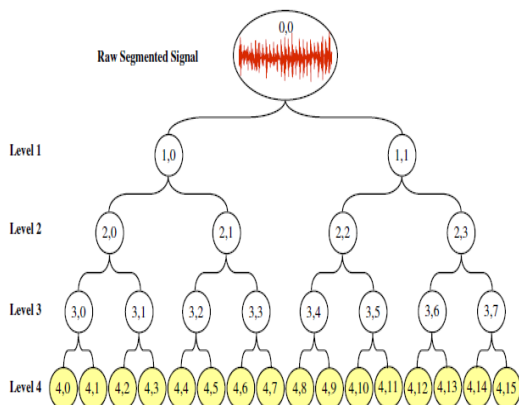


図2 ウェーブレット packets 変換の原理図[5]

2.3 特徴抽出

特徴抽出の目的は、人間の上肢の運動パターンを反映することができる一般的なデータを取得することである。従来では積分筋電位 (IEMG) や絶対平均値 (MAV) など、数々の特徴抽出法が用いられてきた。しかし、それらを用いて高精度の識別を行うことは難しいものであった。そこで本研究室では新しい特徴抽出法である **Weighted Peaks** を提案した。提案した手法により、識別を行うために必要な運動パターンは、時間領域で連続しており、ウェーブレット packets 変換によって処理されたsEMG信号の変動を減少させるために、ゼロクロッシング法を利用して波形のピークを求める[6]-[8]。ゼロクロッシング法は信号が原点0を通過した点を検出する方法である。また、信号が原点と交差する点をゼロクロス点と呼ぶ。ウェーブレット packets 変換によって再構成されたsEMG信号において、値の大きいものほど動作の特徴を表していると言えるため、**Weighted Peaks** では負の値に入った信号に関しては、絶対値を付けて正の値に転換し、sEMG信号のピークを検出する。ゼロクロッシング法の算出方法を式 (1) に示す。

$$ZC = \sum_{n=1}^{N-1} [sgn(s_n \times s_{n+1}) \cap |s_n - s_{n+1}| \geq \text{閾値}] \quad (1)$$

そして、式 (2)、(3) により、ゼロクロッシング法により再構築されたsEMG信号の波形のピークを算出する

$$\begin{aligned} \max(s_{ZC(i)} : s_{ZC(i+1)}) + \min(s_{ZC(i)} : s_{ZC(i+1)}) &\geq 0 \\ P(i) &= \max(s_{ZC(i)} : s_{ZC(i+1)}) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \max(s_{ZC(i)} : s_{ZC(i+1)}) + \min(s_{ZC(i)} : s_{ZC(i+1)}) &< 0 \\ P(i) &= (-1) \times \min(s_{ZC(i)} : s_{ZC(i+1)}) \end{aligned} \quad (3)$$

ここで $s_{ZC(i)}$ はゼロクロッシング法により再構成されたsEMG信号である。 $P(i)$ は、ゼロクロス点と谷の間のデータのピークが正の数に変換されたものである。そして、最後に式 (2)、(3) により、上肢動作により近い特徴を得ることができる。

2.4 サポートベクターマシン (SVM)

サポートベクターマシン (SVM) は、現在、数多く存在するパターン認識手法の中でも、もっと

も性能が優秀なものの1つであると知られている学習モデルである。識別器の目的は、テストサンプルを、2つのクラスA、Bのいずれかに識別することである。各サンプルは d 次元空間における一点として表され、この空間は特徴空間と呼ばれる。SVMは福すうの境界線の中から「マージン最大化」という明確な基準を用いて最適な分離超平面を決定することができる。テストサンプルを2つのクラスのいずれかに識別する識別関数を式(4)に示す[9]。

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^D y_i \lambda_i K(x_i, x) + b\right) \quad (4)$$

ここで D は訓練サンプル数であり、 y_i は i 番目の訓練サンプルに x_i に対応するクラスラベルで、 λ_i はラグランジュの未定乗数、 $K(x_i, x)$ は、カーネル関数であり、 b はバイアス項である。カーネル関数にはいくつかの種類があるが、本研究では式(5)に示すようにRBFカーネルを使用する。

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (5)$$

ここで γ はRBFカーネルのパラメータである。SVMはもともと線形分離を目的とした学習モデルであるため、カーネル関数を用いることで、線形分離が不可能である訓練データを高次元の特徴空間に写像し、写像先の特徴空間にて線形分離を行うことができる。EMG信号は線形分離不可能なデータが多いため、カーネル関数を使用する。

3. 実験方法

被験者は20代の男性5名である。被験者の手に装着したMTxセンサ(Xsens社)によって上肢の角度を測定し、患肢に貼り付けたPersonal-EMG(有限会社追坂電子機器)によってsEMG信号を測定する。実験に使用したPersonal-EMGの電極は乾式センサを使用し、十分な皮膚処理を行った後に、各動作に対応する筋肉の直上に貼り付けた。測定を行う動作は肘の伸展・屈曲運動、前腕の回内・回外運動、手首の掌屈・背屈運動である。代表例として、肘の伸展・屈曲運動の実験の様子を図3に示す。各動作の手順は、肘の伸展・屈曲運動は、腕を下に降ろした状態を初期状態とし、その状態から90°の高さまで上げ、その場で静止させた後に初期状態に戻す。前腕の回内・回外運

動は、初期状態から、まず、回内運動を行う。そして、初期状態に戻した後に回外運動を行い、再び、初期状態に戻す。手首の掌屈・背屈運動は、初期状態から、まず、90°の高さまで掌屈運動を行う。そして、初期状態に戻した後に90°の高さまで回外運動を行い、再び、初期状態に戻す。各上肢動作に対する筋肉は、上腕二頭筋、橈側手根屈筋、尺側手根伸筋、尺側手根屈筋である[10]。各動作はそれぞれ5回ずつ行い、PCに取り込み、MATLABにてウェーブレット packets 変換を用いて前処理を行う。そして、特徴抽出を行った後に、MTxセンサから得た角度のデータをもとに特徴ラベルを作成する。SVMによる識別は、MATLABにLIBSVM[11]を実装し、入力する特徴のデータは、有効な特徴がウェーブレット packets 変換を行った結果、4.0、4.1に多く見られるため、2つの特徴ベクトルと、特徴ラベルを入力した。

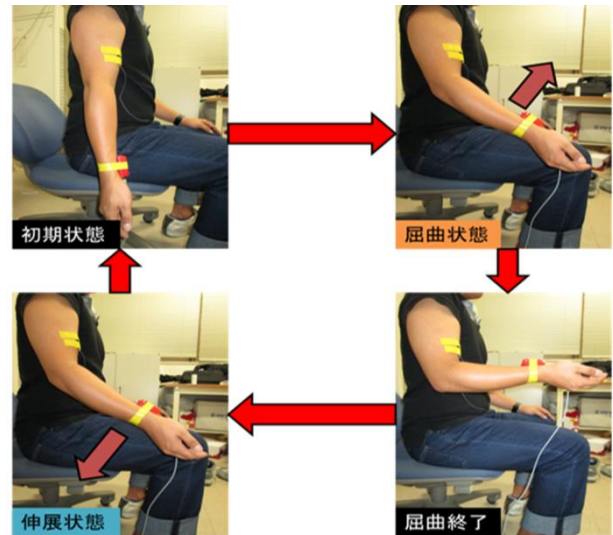


図3 実験の様子

4. 実験結果

4.1 特徴抽出結果

図4に肘の伸展・屈曲運動での特徴抽出結果を、図5に前腕の回内・回外運動の特徴抽出結果を、図6に手首の掌屈・背屈運動の特徴抽出結果を示す。いずれの結果も測定したsEMG信号から値のばらつきを少なく特徴を抽出できていることがわかる。また、角度センサから得たデータと比較すると、動作を行った時間、角度ともに的確に特徴抽出できていることから、SVMにて識別を行う際には、高精度の識別を行うことが可能であると考えられる。

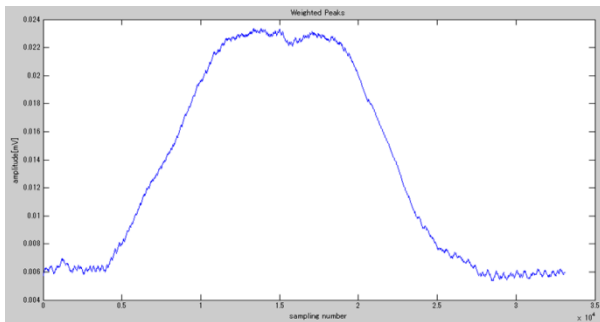


図4 肘の伸展・屈曲運動での特徴抽出結果

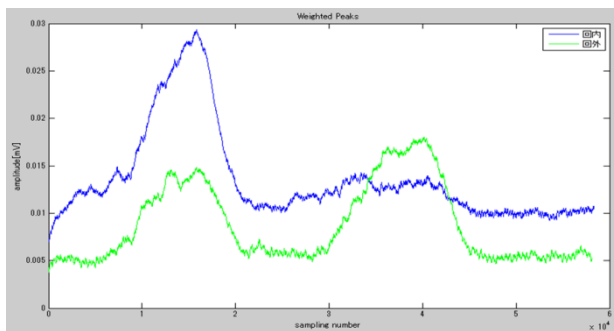


図5 前腕の回内・回外運動での特徴抽出結果

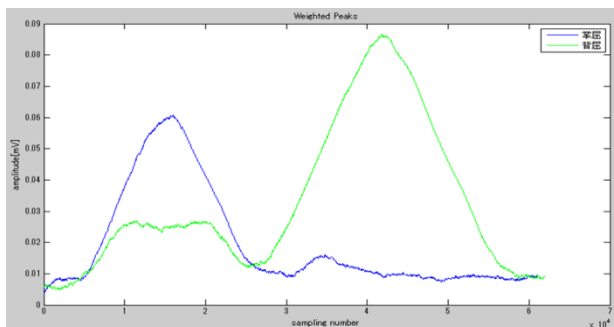


図6 手首の掌屈・背屈運動での特徴抽出結果

4.2 SVMによる上肢動作識別結果

SVMを用いて識別を行う際には、パラメータ選定が重要になる。よって、グリッドサーチを用いることで被験者ごとに最適なパラメータを決定した後、識別を行った。

表1に各被験者ごとの動作識別結果のまとめを示し、図7に全体の識別結果を示す。実験結果から識別率は肘の伸展・屈曲運動、前腕の回内・回外運動、手首の掌屈・背屈運動の3自由度動作のどの動作においても、高い精度で安定した識別ができることを実証することができた。しかし、sEMG信号の値に個人差があったことから、さらに被験者数を増やして実験を行った場合、識別率が低下する可能性も考えられる。よって、個別に

表 1 上肢動作識別結果

	伸展・屈曲	回内	回外	掌屈	背屈
A	96.24	92.19	99.09	97.20	99.77
B	96.20	96.74	95.48	94.34	96.30
C	97.73	95.32	96.77	94.42	95.48
D	96.26	91.88	99.01	97.75	99.90
E	99.80	94.57	99.57	98.81	99.25
平均	97.25	94.14	97.98	96.50	98.14
標準偏差	1.40	1.86	1.58	1.81	1.87

sEMG信号を測定し、SVMに学習させることにより、その人に対応したモデルを構築する必要がある。また、動作が切り替わる時に誤認識があったことから生体信号より時間遅れが発生することや細かい角度を識別する場合、識別率の精度が低下することが考えられる。

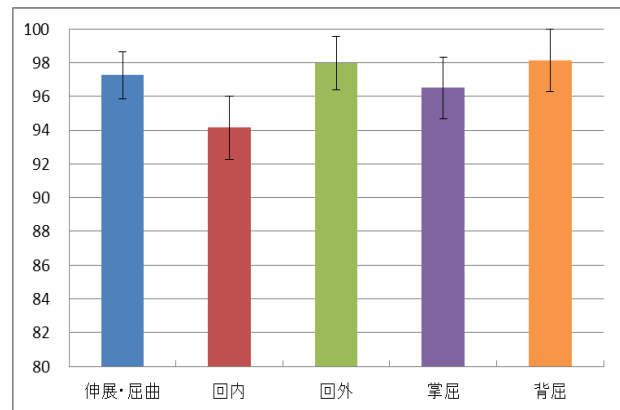


図7 上肢動作識別結果

5. リアルタイムでの動作識別

従来、開発されてきた数多くの外骨格型ロボットは大型のものが多く、患者にとっては負担になるものもあった。また、数多くのセンサをEMG信号の測定のために患肢に取り付けているものが多く、力覚センサや角度センサなど、別種類のセンサも多く取り付けられる場合もある。このように多くのセンサを取り付ける場合は、患者が高齢者である場合や、長時間の訓練を行う際には、ストレスを感じる要因となり得ると考えられる。そこで本研究室では、軽量型の外骨格型リハビリテーション装置を開発した。図8に開発した装置を示す。この装置は、肘の伸展・屈曲運動、前腕の回内・回外運動、手首の掌屈・背屈運動など、様々な動作に対応することが可能となっており、

装置の重量は約 1.3kg と、軽量化に成功しているため、家庭でのリハビリテーションの実現が可能になると考えられる[12]。

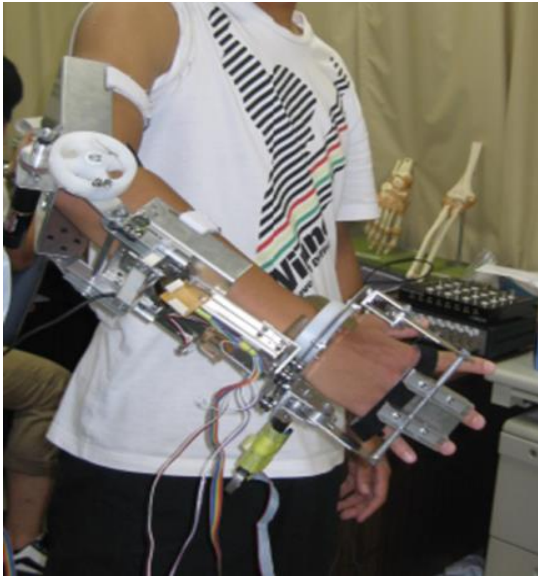


図8 開発した外骨格型リハビリテーション装置

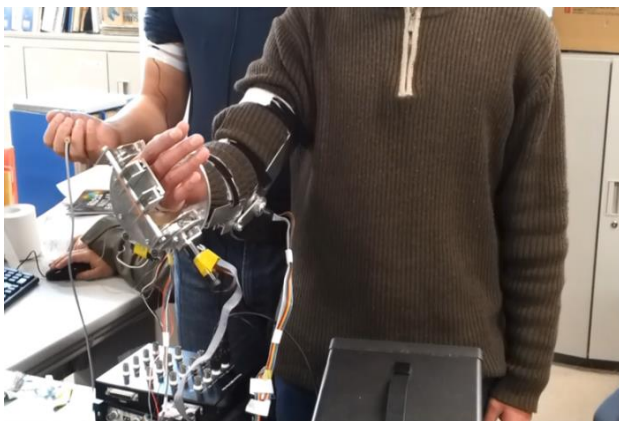


図9 リアルタイムでの実験様子

図9にリアルタイムでの外骨格型リハビリテーション装置との接続実験の様子を示す。今回は、肘の伸展・屈曲運動を上腕二頭筋に取り付けたセンサから得た sEMG 信号を用いて装置を駆動させる実験を行った。使用したセンサは1つのみであり、実験手順は、オフラインで測定した sEMG 信号を処理した後に特徴抽出を行う。そして、角度センサから得たデータと共に運動パラメータを作成した後に、SVM に入力して学習を行う。そして、リアルタイムで測定した sEMG 信号から動作の測定を行い、センサを取り付けた腕と同じ動きができることを確認する。実験では、センサを取

り付けた腕の動きと同じ動きを装置が行ったことから、リアルタイムでの高精度の識別が行えたことが分かった。実験結果では、外骨格型リハビリテーション装置を用いた伸展・屈曲運動はスムーズに行うことができたが、伸展運動を行っている際に、誤って屈曲運動を行ってしまった場面が見られた。これは、学習したデータとリアルタイムで測定したデータとの値の違いで伸展時と屈曲時に誤認識が発生したためと思われる。また、外骨格型リハビリテーション装置の振動やノイズにより、sEMG 信号に影響が見られた部分もあったため、今後は機械的なノイズの除去も課題として挙げられる。

6. 結論

本研究では、両側リハビリテーションシステムを実現するために、ウェーブレット packets 変換により sEMG 信号の前処理を行い、特徴抽出部では本研究室が新しく提案した特徴抽出法である **Weighted Peaks** を用いて、信号の特徴抽出を行った。そして、実験によって得た角度と動作に対する sEMG 信号の特徴から運動パターン識別のパラメータを作成し、このパラメータと動作に対する sEMG 信号の特徴を用いて、サポートベクターマシンにより上肢動作の識別を行った。

実験結果より、**Weighted Peaks** により測定した sEMG 信号は値のばらつきを減らし、得られた角度センサと同様に、滑らかな曲線になっていることが確認できた。

そして、サポートベクターマシンによって sEMG 信号を用いた上肢動作の識別を行った。実験結果から、提案手法である **Weighted Peaks** を用いた識別率は肘の伸展・屈曲運動、前腕の回内・回外運動、手首の掌屈・背屈運動の3自由度動作のすべての動作で、高い精度で安定した識別ができることを実証できた。しかし、動作の状況は識別できないことから、様々な動作設定での測定実験を行う必要があると考えられる。また、sEMG 信号の値に個人差があったことから、個別に測定を行い、個別に対応したモデルを構築する必要がある。さらに、動作が切り替わる時に誤認識があったことから、生体信号より時間遅れが発生することや細かい角度を識別する場合、そして、リアルタイムで様々な動作の識別を行う際には、学習させるデ

ータ数が少なくなることやsEMG信号の値の大きさの変化も考えられることから、識別率の精度が低下することが考えられる。

最後に、リアルタイムで外骨格型リハビリテーション装置との接続実験を行い、肘の伸展・屈曲運動では、リアルタイムで測定したsEMG信号を用いても高精度の識別を行えることが実証できた。しかし、動作が切り替わる瞬間などは、誤認識が見られた場合あった。よって、今後の課題としては、リアルタイムでの識別率の高精度化、他の動作での外骨格型リハビリテーション装置との接続、より高精度な上肢の角度や速度の識別、測定動作の自由度の追加などが挙げられる。

謝辞

本研究は、平成 24 年度香川大学特色ある重点研究経費によるものである。

参考文献

- [1] Zhibin Song, Shuxiang Guo, “Development of a New Compliant Exoskeleton Device for Elbow Joint Rehabilitation”, Proceedings of the 2011 IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering, pp. 647-651, Harbin, China, May 22-25, 2011.
- [2] Zhibin Song and Shuxiang Guo, “Development of a Master-slave System for Upper Limb Rehabilitation”, Proceedings of the 2010 International Conference on Advanced Mechatronics, pp.768-773, Osaka, Japan, Oct. 4-6, 2010.
- [3] Zhibin Song, Shuxiang Guo and Yili Fu, Development of an upper extremity motor function rehabilitation system and an assessment system, International Journal of Mechatronics and Automation, Vol. 1, No. 1, pp. 19-28, 2011.
- [4] 増田正, 筋電位信号の可視化, 可視化情報学会誌 1997, Vol.17, No.65, PP91-95.
- [5] J. Rafiee, M.A. Rafiee, F. Yavari, M.P. Schoen, Feature extraction of forearm EMG signals for prosthetics, Expert Systems with Applications, 2010.
- [6] Zhibin Song, Shuxiang Guo, Muye Pang, and Songyuan Zhang, ”Study on Recognition of Upper Limb Motion Pattern Using surface EMG signals for Bilateral Rehabilitation” Proceedings of 23rd 2012 International Symposium on Micro-Nano Mechatronics and Human Science, pp.425-430, Nov. 4-Nov. 7, Nagoya, Japan, 2012.
- [7] Zhibin Song, Zhenyu Wang, and Shuxiang Guo, “SEMG-based Posture Recognition of Elbow Flexion and Extension” Proceedings of 2013 ICME International Conference on Complex Medical Engineering (ICME CME 2013), pp.448-452, May. 25-28, Beijing, China, 2013.
- [8] Zhibin Song, Zhenyu Wang, and Shuxiang Guo, “SEMG-based Posture Recognition of Elbow Flexion and Extension in Sagittal Plane” Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, pp.920-925, August 4-7, Takamatsu, Japan, 2013.
- [9] 前田英作, "痛快！ サポートベクトルマシン ～古くて新しいパターン認識手法～", 情報処理学会誌, Vol.42, No.7, pp.676-683, (2001).
- [10] 小林茂夫・河西達夫・猪口清一郎・田中重徳・内野滋雄, 新装版ヴォルフ人体解剖学アトラス第4版, 西村書店, pp.348-389, 2001.
- [11] C. C. Chang and C. J. Lin, “LIBSVM: A library for support vector machines”, Technical report, National Taiwan University, Taiwan, 2004.
- [12] Zhibin Song and Shuxiang Guo, “Design Process of Exoskeleton Rehabilitation Device and Implementation of Bilateral Upper Limb Motor Movement”, Journal of Medical and Biological Engineering, Vo. 32, No. 5, pp. 323-330, 2012.