



多点での筋状態推定のための ハードウェアを用いた高速処理手法の開発

Development of a Hardware-Based High-Speed Processing Method for Estimating Muscle States at Multiple Points

長澤達哉¹⁾, 安藤潤人²⁾, 足立隆弘³⁾, 野間春生²⁾

Tatsuya NAGASAWA, Mitsuhiro ANDO, Takahiro ADACHI, and Haruo NOMA

1) 立命館大学大学院 情報理工学研究科 (〒567-8570 大阪府茨木市岩倉町 2-150, gsize@st.ritsumeai.ac.jp)

2) 立命館大学 情報理工学部 (〒567-8570 大阪府茨木市岩倉町 2-150, ise26@st.ritsumeai.ac.jp)

3) ATR-Promotions (〒619-0288 京都府相楽郡精華町光台 2-2-2, adachi@atr-p.com)

概要: 人の筋骨格系は複雑な構造をしており、肘を曲げるだけでもその動作には数多くの筋肉が関わっている。従来のアナログ信号に基づく sEMG 計測では、これらの運動に対する複数の筋電信号を空間的・時間的に積分する形で取得して評価している。本研究では増幅された信号に対してコンパレータと FPGA を用いた情報処理により、10 kHz で信号を二値でサンプリングし、時間精度を高めて筋状態を推定する手法を開発した。ここでは提案手法により、従来は高度な機器が必要であった筋線維伝導速度 (MFCV) を提案手法でより高精度に計測できる可能性を示した。

キーワード: 筋電計測, 筋線維伝導速度, FPGA

1. はじめに

高齢化やパンデミックを契機とした健康意識の高まりにより、スマートウォッチなどのウェアラブル計測機器による日常的な健康状態のモニタリングが求められている。日常的な歩数や心拍数など、身体的活動量を簡便に把握できる環境が整いつつある。しかし、筋状態の計測に関しては日常的に計測されることは少ない。筋肉は姿勢制御のみならず、代謝・循環機能にも関与する生体機能の要である。筋状態のモニタリングは、慢性疾患の監視やリハビリテーション、さらにはパフォーマンスの最適化において非常に有用な指標となる。

筋肉の非侵襲計測手法として表面筋電図 (surface electromyography; sEMG) が知られているが、従来は主としてローパスフィルタ等を用いた「筋活動量」の評価にとどまり、筋線維の状態そのものを示す指標は十分に活用されていない。さらに sEMG から抽出できる筋線維伝導速度 (muscle fiber conduction velocity; MFCV) は、筋疲労や幾つかの疾患の判定に利用することができる。実際には、従来の sEMG 計測よりも高い 2 kHz 以上のサンプリングレートと複数チャンネルによる計測が求められる[1]。したがって本来必要とされる場面で不可欠なウェアラブル化に向けた高精度化や信号品質の保証、機器の小型化といった課題が残されている。

本研究では、従来手法より高いサンプリングレートで筋電信号をデジタル化して扱う手法を提案する。具体的には、筋電信号のデジタル信号を FPGA によって高速処理することによって、シンプルなハードウェアながら MFCV を利用することで、従来よりも高い時間分解能での推定を可能にした。

2. 関連研究

FPGA を用いた筋電計測に関する先行研究としては、確率共鳴現象を用いた高精度な LVDS 検知による方法[2]やローパスフィルタを利用したデジタル信号化の方法[3]が提案されている。しかしながら、これらの方法は回路規模の増大化や時間分解能において制約が生じる。

本研究のウェアラブルデバイスによる筋状態のモニタリングのためには、小型で時間分解能の高い計測システムが求められる。さらには、省電力化による長時間のモニタリングが要求される。そこで本研究では、筋電信号をデジタル信号として扱う手法を提案した。これにより、従来のボトルネックであった AD 変換器を用いず、小型で省電力の計測システムの実現が可能となる。本稿では従来手法と提案手法を比較し、提案手法の有効性を示した。

3. 提案手法

本研究では、従来の sEMG 計測における AD 変換器をデジタル回路に置き換えて、より高速に MFCV の推定を行う。提案手法においても取得された sEMG 信号はプリアンプ、バンドパスフィルタによって増幅および帯域制限する。提案手法では、この信号を図 1 のように単一閾値をもつコンパレータ回路に入力して二値化処理し、0/1 のデジタル信号に変換して直接に FPGA に入力する。

次に FPGA での MFCV の推定方法を述べる。まず、筋電を受け取る電極として A-ch と B-ch について考える。この電極は上腕二頭筋肉の筋腹から、遠心方向に筋肉に沿って、図 2 に示すように配置する。これらの電極では、神経筋接合部からの距離によって、運動神経から筋電信号が伝わるタイミングが異なる。その伝達時間差から MFCV が算出される。先に筋電が伝達されるチャンネルを A-ch とする。提案手法ではそれぞれのチャンネルに個別のアンプと帯域フィルタ、コンパレータを接続して、それらの出力を一つの FPGA の異なる入力チャンネルに入力する。FPGA では 10 kHz の周波数で入力信号のサンプリングを行った。A-ch は 200 ms、つまり 2000 サンプル、B-ch は 215 ms、2150 サンプルの信号を記録して FPGA 内に構成するレジスタに記憶する。この二つの信号の相互相関 $R_{AB}(t)$ を求めた。ここで示される、 $A(t)$ と $B(t)$ は A-ch と B-ch の 0 と 1 で示される時系列のサンプリング結果である。演算子 $\oplus$ はブール演算の排他的論理和を表す。

$$R_{AB}(t_n) = \sum_{m=0}^{2000} \{1 - [A(t_m) \oplus B(t_{m+n})]\} \quad (1)$$

ここで $t_n = \{0.1n | n \in \mathbb{Z}, 0 \leq n \leq 150\}$

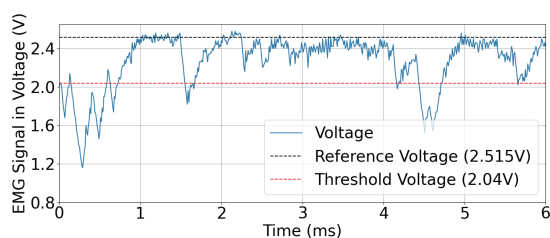


図 1：取得された筋電信号と閾値電圧による信号のデジタル化処理の様子

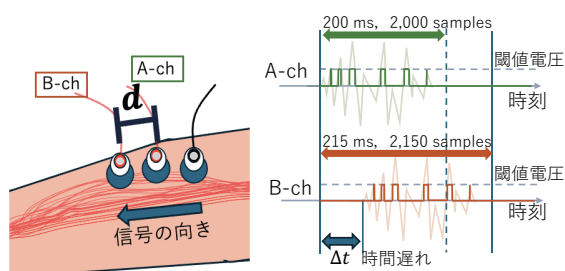


図 2：電極と信号の対応

t_n を 0 から 150 まで変化して相関係数を算出し、最大の相関値を示す $t_{\max}[\text{ms}]$ を全探索する。ここで、2 つの電極間の中心間距離を $d [\text{mm}]$ とし MFCV $[\text{m/s}]$ は以下のように求められる。

$$\text{MFCV} = \frac{d}{t_{\max}} \quad (2)$$

試作回路では、この探索を 12 msec 程度で完了でき、時間精度は理論的には t_n の精度であり 0.1 msec となる。従来の sEMG を使った方法では 2 kHz の A/D 変換結果では論理的には 0.5 msec の時間分解能に留まる。

4. 実験

提案手法の有効性を評価するために、MFCV の推定を試み、従来手法と提案手法で比較した。実験参加者は 20 代の男性 5 名であった。

実験では実験協力者に姿勢良く椅子に座ってもらい、肘が直角になるようにして肘置きに前腕を布で固定した。この状態で、前腕を持ち上げる動作を最大筋力 (100%MVC) で 10 秒間発揮する動作を行なった。この動作を 10 秒のインターバルをはさんで 10 回繰り返すよう指示し、筋疲労を意図的に誘発した。このとき電極は Ag/AgCl 電極を使用し、その中心間距離は 25 mm であった。

試作装置では、増幅器としてプリアンプ機能と帯域制限機能を有する市販生体アンプを使用し、信号処理の初段を構成した。当該モジュールは、500 倍の固定増幅率を持ち、0.37 Hz ~ 500 Hz にわたる帯域を通過させる設計となっており、入力信号の基準電圧を中央に配置したバイアス構成をとっている。

従来手法との比較評価のために電極に接続した生体アンプから得られた信号を分岐させ、一方は提案手法による FPGA で処理した。もう一方は従来手法で処理するために、NI-DAQ 6009 (National Instruments) を用いて 2 kHz でサンプリングして PC に読み込んだ。PC で読み込んだ信号を用いて筋電位変化の包絡線を表示して、発揮されている筋力として実験参加者に対して示すことで、100%MVC を出力しやすいよう誘導した。

この実験により得られた結果のうち、一部の実験参加者では十分な筋疲労が認められなかった。そこで、MFCV が実験開始直後の 10 秒間の試行と最後の 10 秒間の試行の間で、5%以上の低下が観測された 3 名分のデータを対象とした。なお、従来手法で計測されたデータと提案手法で計測されたデータの時間軸を合致させるため、1 秒間の窓幅の移動平均を使用した。

3 名のデータに関して、実験参加者 A の MFCV の推移グラフを図 3 に示す。横軸は時間を示し、10 回の筋力を発揮したタイミングを色つきの部分で示す。図中において、青線は平滑化した従来手法での MFCV 推定結果、赤線は平滑化した提案手法での推定結果の結果を示す。この結果

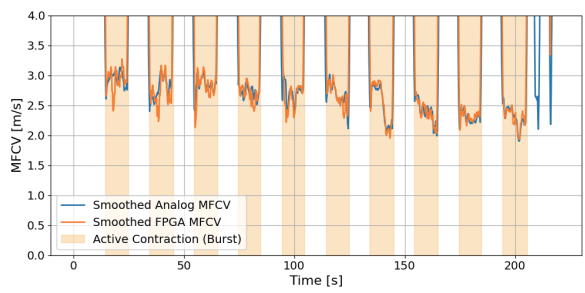


図 3：実験時の MFCV の推移（参加者 A）

表 1：実験参加者ごとの MFCV 低下率と従来手法での計測結果との類似度

	参加者 A	参加者 B	参加者 C
MFCV 低下率	23.5%	26.0%	29.1%
決定係数	0.834	0.933	0.934

から 10 回の試行の中で MFCV が従来手法でも、提案手法でも同様に低下していることが観察された。

表 1 は評価対象とした 3 名それぞれの MFCV 低下率と従来手法で得られた結果を示す。比較評価指標として、決定係数を利用した。決定係数とは、従来手法と提案手法で推定された結果の類似度を示す値である。以下のような数式で計算される。

$$\text{決定係数} := 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^{FPGA} - y_i^{Ref})^2}{\sum_{i=1}^N (y_i^{Ref} - \bar{y}^{Ref})^2} \quad (3)$$

ここで y_i^{FPGA} は提案手法の推定値、 y_i^{Ref} は従来手法の推定値、 $\bar{y}^{Ref}$ は従来手法による推定値の平均を表す。決定係数は生体信号処理の分野では、0.8 以上が信号間の高い一致を示す目安としてしばしば用いられる[4][5]。それぞれの実験参加者は 23.5~29.1% の MFCV の低下を引き起こしており、決定係数として 0.83~0.93 を示した。これは高一致度の基準 (≥ 0.8) を十分に満たしている。このことより、従来手法よりも高い時間分解能を持つ MFCV の推定を、FPGA を用いて行うことができたと考える。

5. おわりに

本稿では、sEMG 計測から得られる、筋状態の指標である MFCV を FPGA によって高精度に計測する仕組みを構築した。実験では、参加者に対して筋疲労をさせることによって MFCV の変化を引き起こし、従来手法の計測結果

との類似度を比較した。その結果、筋疲労をした実験参加者に関して 0.8 以上の決定係数が認められた。また、MFCV を推定する処理はまずサンプリング時間は 215 msec であり、このデータから相互相関係数を算出処理が 12 msec である。ただしハードウェアの特性を活かして、これらの処理は並列実行され、215 msec ごとに MFCV の推定結果を s 出力できる。また、本報告では精度の検証には至っていないが、論理的には 0.1 msec の精度で MFCV を推定できる。

これらの結果より、MFCV 推定において、高い時間分解能を保ちながらも、FPGA による処理ができる可能性を示した。また、今回使用した FPGA の容量においては最大の使用率を示している FF が 13% のリソースを使用しており、筋電アンプとコンパレータを用意するだけで、単純に 7 箇所までの規模拡張が容易に可能である。これらの電子部品は極めて小型軽量であり、ウェアラブル機器として構成することに技術的な課題は少ない。これらを踏まえて、今後さらに多チャンネルでの電極を用いて、単一筋をより精細に分析したり、複数の筋肉を同時に評価する応用が期待できる。

参考文献

- [1] L. McManus, G. De Vito, and M. M. Lowery, “Analysis and Biophysics of Surface EMG for Physiotherapists and Kinesiologists: Toward a Common Language With Rehabilitation Engineers,” *Frontiers in Neurology*, vol. 11, Article ID 576729, 25 pages, Oct. 2020, doi: 10.3389/fneur.2020.576729.
- [2] A. Tsukahara, S.-G. Cho, K. Tanaka, A. Homma, and Y. Uchikawa, “Design and trial production FPGA based stochastic resonance circuit using LVDS and an examination for surface EMG measurement,” in *Proc. 62nd Annu. Conf. of the Society of Instrument and Control Engineers (SICE)*, Tsu, Japan, Sep. 2023, pp. 345–350.
- [3] D. De Venuto and G. Mezzina, “FPGA implementation of a single step MFCV estimator based on EMG in diabetic neuropathy,” *Journal of Sensors*, vol. 2018, Article ID 1584068, 10 pages, Sep. 2018, doi: 10.1155/2018/1584068.
- [4] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, “The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation,” *PeerJ Computer Science*, vol. 7, p. e623, Jul. 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.623.
- [5] J. L. Dideriksen, F. Negro, D. Falla, S. R. Kristensen, N. Mrachacz-Kersting, and D. Farina, “Coherence of the Surface EMG and Common Synaptic Input to Motor Neurons,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 12, p. 207, Jun. 2018, doi: 10.3389/fnhum.2018.00207.