



Yasushi Naruse received the B.E. degree in mathematical engineering and information physics from the University of Tokyo, Tokyo, Japan, and the M.S. and Ph.D. degrees in complexity science and engineering from the University of Tokyo, Kashiwa, Japan, in 2002, 2004, and 2007, respectively.

He is currently a Researcher at the Biological ICT Group, National Institute of Information and Communication Technology, Kobe, Japan. His research interests include signal processing and modeling of neural activities.



Norio Fujimaki (M'80) received the B.E., M.E., and Ph.D. degrees in electronics engineering from the University of Tokyo, Tokyo, Japan, in 1975, 1977, and 1980, respectively.

From 1980 to 1999, he was with Fujitsu Laboratories Ltd., Atsugi, Japan. Since 1999, he has been a Senior Researcher at Biological ICT Group, National Institute of Information and Communication Technology, Kobe, Japan. He has also been a Visiting Professor at Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology, Kitakyushu, Japan, since 2001, and at Human Information System Laboratories, Kanazawa Institute of Technology, Kanazawa, Ishikawa, Japan, since 2005. His research interest includes measurements of linguistic brain functions.



Yasushi Terazono received the B.E. and M.E. degrees in mathematical engineering and information physics, and the Ph.D. degree in complexity science and engineering from the University of Tokyo, Tokyo, Japan, in 1999, 2001, and 2004, respectively.

From 2004 to 2009, he was with the National Institute of Information and Communication Technology, Kobe, Japan. He is currently a Postdoctoral Fellow at Graduate School of Frontier Sciences, the University of Tokyo, Kashiwa, Japan. His research interests include inverse problems and mathematical programming.

ming.



Tsutomu Murata received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees in pharmaceutical sciences (biophysics of the brain) from the University of Tokyo, Tokyo, Japan, in 1985, 1987, and 1993, respectively.

From 1992 to 1998, he was with Kanazawa Institute of Technology, Kanazawa, Ishikawa, Japan. He is currently the Subleader of Biological ICT Group, National Institute of Information and Communication Technology, Kobe, Japan. His research interests include psychophysics and neuroscience of emergent visual recognition.

Development of a Wearable Sensory Prosthetic Device for Patients with Peripheral Neural Disturbances

Mabuchi K¹, Niiro H², Kunimoto M³, Suzuki T¹, Ishikawa M¹, Shimojo M²

¹ Graduate school of Information Science and Technology, The University of Tokyo, Tokyo, Japan

² Faculty of Electro-communications, The University of Electro-communications, Chofu, Japan

³ Saiseikai Yokohamashi Tobu Hospital, Yokohama, Japan

Abstract

This paper presents a prototype of a wearable sensory prosthetic system with which patients suffering from peripheral sensory disturbances and lost sensory function of the extremities will be able to feel somatic sensations as if they were touching an object with their healthy hand. Test results indicate that the system will be able to compensate or even enhance the sensory function that has been lost due to peripheral neuropathy.

The system consists of flexible fingerstalls and a palm patch equipped with pressure sensors and percutaneous micro-electrical stimulation to sensory nerve fibers of the peripheral nerve was used in order to evoke pressure sensation to the subject.

The results show that the system works satisfactorily, with subjects able to feel the pressure sensation resulting from the pressure applied to the pressure sensor of the fingerstall.

There was also a good correlation between the pressure applied to the pressure sensor system and the subjective intensities of the evoked pressure sensations.

Keywords: sensory prosthetics, microstimulation, artificial somatic sensation

Introduction

For people whose peripheral nerve functions have been lost or disturbed due to injury or diseases, it is very important to substitute for their lost neural functions in some way.

Functional electrical stimulation (FES) has been widely studied as a way to substitute for motor functions, but it has not been thoroughly examined for the substitution of sensory functions.

In this study, we developed a prototype of a sensory prosthetic system for patients who have lost the sensory function of the extremities due to peripheral nerve injury or peripheral neuropathy.

The system is composed of a fingerstalls and a palm patch equipped with pressure sensors. The sensors detect mechanical stimuli, which are transferred stimuli to the subject by means of a microstimulation method so that the subject experiences the stimuli as the corresponding somatic sensations [1].

In trials, the system worked satisfactorily and there was a good correlation between the pressure applied to the pressure sensors and the subjective intensities of the evoked pressure sensations.

Material and Methods

One healthy male subject participated in the experiment. Experimental arrangement is shown in Fig.1. The system consists of the two subsystems, one for sensing mechanical stimuli and the other for stimulating sensory nerve fiber.

Microstimulation Method

The microneurographic technique involves the percutaneous and direct insertion of a tungsten microelectrode into a peripheral nerve so that the signal from the nerve fiber attached to the tip of the electrode can be measured and so that a microstimulation can be given to the nerve fiber.

There are mainly four kinds of mechanosensitive receptors on the skin: Merkel discs, Ruffini endings, Meissner corpuscles, and Vater-Pacini corpuscles [2]. The response of these receptors is classified into four patterns: slowly adapting I (Merkel), slowly adapting II (Ruffini), rapidly adapting type (RA: Meissner), and Pacinian type (PA: Vater-Pacini).

Ochoa et al have reported that a pressure sensation is evoked by stimulating an SA-I mechanoreceptor unit and that the magnitude of the evoked sensation is influenced by the

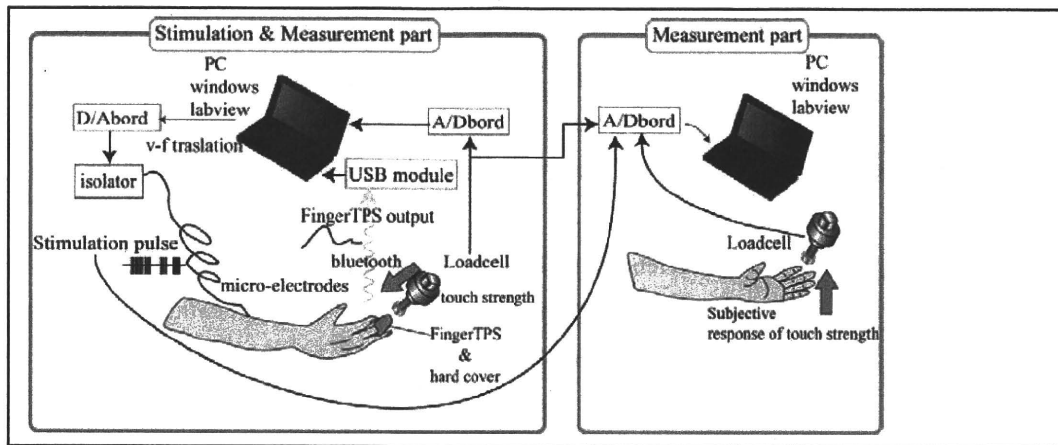


Fig.1 Experimental arrangement

frequency of the stimulus but not by the amplitude of the stimulus [3].

First, we inserted a microneurographic electrode into the median nerve of the subject and fixed the electrode where the nerve signals from a single SA-I mechanoreceptor unit can be measured. We then switched the electrical circuit to stimulation mode and gave electrical stimulation to the nerve fiber using the same microelectrode.

As a single electrical input pulse for the stimulation, we used a biphasic square-wave pulse for 250 micro-seconds. The amplitude of the electrical stimulation (electrical current) was fixed at around 1.2 times the level of the threshold value (the current at which the subject first felt a sensation when the frequency was fixed at 50 Hz). The amplitude was then gradually raised from 0.

System for Sensing Mechanical Stimuli

A commercially available pressure sensing system (Finger TPS system) was used in this study. The sensor probe has a flexible fingerstall shape and is equipped with a pressure sensor of the electrostatic volume (Fig.2).

The subject first put a hard plastic fingerstall on the finger and then put the Finger TPS system on the fingerstall.



Fig.2 Sensor probes of the Finger TPS system

With this arrangement, the hard fingerstall protects the skin from mechanical stimuli, so that the mechanical stimuli given to the finger do not affect the mechanoreceptors of the skin and the subject can feel only the pressure sensation evoked by the microstimulation of the SA-I sensory nerve fiber.

When pressure stimuli were given to the subject's finger covered with the sensor probe, the intensity of the pressure detected by the Finger TPS system was transferred to a personal computer, and the value of repetition frequency of the electrical stimulation was determined and output to the microstimulation system.

(The pressure stimuli were given using a bar-shaped force sensor and the pressure applied to the Finger TPS system was measured by the sensor.)

The repetition frequency of the output electrical pulse train was determined in accordance with the strength of the pressure by the following equation.

$$f = 50 \times P$$

where f is repetition frequency of the electrical pulse train used for stimulation (Hz) and P is the pressure measured by the Finger TPS system (N).

Evaluation of the Intensity of the Evoked Pressure Sensation

The intensity of the pressure sensation that was evoked by the microstimulation of the SA-I sensory nerve fiber and subjectively perceived by the subject was evaluated as follows.

When the pressure sensation was evoked to the subject by the microstimulation of the SA-I sensory nerve fiber, the subject indicated the intensities of the evoked pressure sensation by pushing a bar-shaped force sensor (load cell) with the contralateral hand so that the pressure he felt from the bar became the same intensity as that evoked by the electrical stimulation of the sensory

nerve fiber. We defined the intensity of the evoked pressure sensation as the pressure value he indicated with the load cell.

Results and Discussion

Stimuli (pressure) were successfully conveyed to the subjects via the developed system, which produced the same somatic sensation (pressure sensation) as the original stimuli, and did so with the corresponding magnitude.

Figure 3 shows an example of the results. The upper graph shows the changes with respect to time in the force with which the Finger TPS sensor system is pressed (green line), force measured by the Finger TPS sensor system (red line), and the intensities of the subjective pressure sensation that the subject expressed by pushing a load cell using the contra-lateral hand in the manner written in the "method" item (blue line). The middle figure shows changes with respect to time in the repetition frequency of the electrical stimulation to the sensory nerve. In this case, as the frequency for electrical stimulation was determined as 50 times the value of pressure detected by the finger TPS system, the shape of the waveform basically becomes similar to the red line (of the upper graph). The lower graph shows the train of the electrical pulses used to stimulate the nerve fiber of interest.

As can be seen in the upper figure, the changes in the pressure sensation generated by the electrical stimulation of the SA-I sensory unit in accordance with the pressure value measured by the Finger TPS system and the changes in the pressure applied to the Finger TPS system showed a very similar tendency. The correlation coefficient between these two factors was 0.91, indicating that the system transfers mechanical stimuli to the subject so that the subject can experience the stimuli as the corresponding somatic sensations and can do so with the same intensity.

The correlation coefficient between the pressure applied to the Finger TPS system and the value of the pressure measured by it was 0.97, showing that the Finger TPS system can measure the applied pressure with high reliability.

These results indicate that the system will be able to not only compensate the sensory function that has been lost due to peripheral neuropathy but also even enhance the natural sensory functions of the living body when high-performance sensors are adopted for the system.

Conclusion

In this study, we developed a prototype of a sensory prosthetic system capable of substituting

for sensory functions that have been lost due to injury or diseases of peripheral nerve system.

In trials, stimuli were successfully conveyed to the subjects via the system, and the system produced the same somatic sensation as the original stimuli, with the corresponding magnitude. The results indicate the possibility that the system could substitute for sensory functions that has been lost in people with peripheral neural disorders.

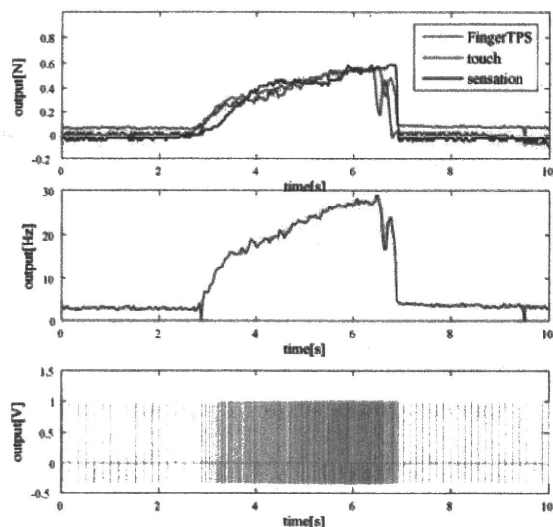


Fig.3 An example of the results.
(please refer the text.)

References

- [1] Suzuki T, Mabuchi K, Nishimura H, Saito T, Kakuta N, Kunimoto M, Shimajo M. The Relationship between Stimulation Signals and Subjective Intensities and Areas. Proc. Int. Conf. of the IEEE EMBS: 459, 1999
- [2] Bear M. F., Connors B. W., Paradiso M. A.. Neuroscience - Exploring the Brain (3rd edition). Lippincott Williams & Wilkins, Baltimore:388-393, 2007
- [3] Ochoa J, Torebjörk E. Sensations evoked by intraneural microstimulation of single mechanoreceptor units innervating the human hand. J. Physiol., 432: 633-654, 1983

Acknowledgements

This study was supported partly by Health Labour Science's Research Grant H20-nano-003 from the Ministry of Health, Labour and Welfare of Japan and a Grant-in-Aid for Scientific Research (A) 20246045 from the Ministry of Education, Culture, Sports, Science and Technology of Japan.

Author's Address

Name: Kunihiko Mabuchi
Affiliation: Graduate school of Information Science and Technology, The University of Tokyo 7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8656, Japan
e-Mail: Kunihiko_Mabuchi@ipc.i.u-tokyo.ac.jp
Homepage: <http://www.mels.ipc.i.u-tokyo.ac.jp/>

ラット末梢神経系の運動指令信号を用いた 歩行状態模倣ロボットの開発

大塚 博*, 深山 理, 鈴木 隆文, 満洲 邦彦 (東京大学)

Development of a prosthetic device to mimic locomotion of a rat
controlled by motor signals in the peripheral nerves

Hioshi Otsuka, Osamu Fukayama, Takafumi Suzuki, Kunihiko Mabuchi (The University of Tokyo)

Abstract

In this study, peripheral nerve signals have been applied to control a prosthetic device for rat limbs. First, a pattern detection algorithm estimated limbs movement of a rat according to chronically recorded signals from the sciatic nerves. As a result, the device mimicked the estimated movement of the rat to drive itself.

キーワード：神経インタフェース 慢性電極 歩行動作推定 末梢神経 ラット 運動制御
(neural interface, chronic electrodes, locomotion estimation, peripheral nerves, rat, motor control)

1. はじめに

神経信号を用いて、デバイスの制御を行う神経インタフェースの研究はBMI(Brain-Machine Interface)という呼び方が定着してきていることからわかる通り、多くの研究で中枢神経である脳から計測してきた信号を用いている。それに対して、電極埋め込み時のリスクの低さや、対応部位の明確さ等から末梢神経信号を用いる末梢神経インタフェースの研究も進められており、実現例としては、人の末梢神経信号を用いて離れた場所にあるロボットアームを動作させるといったものがある⁽¹⁾ものの、末梢神経インタフェースの実現例は現状で乏しい。また、BMIの多くの研究では制御を行うロボットアームといったデバイスは使用者から離れた位置にある。それに対して、制御を行うデバイスが直接使用者に触れているシステムであれば、デバイスの動作による直接的な視覚や触覚フィードバックを与えることができると考えられる。これにより、電動車椅子といった実際の応用に近い形の使用の影響を観察することができる。この種のシステムとしては、深山らによってRatCarシステムというものが考案されている⁽²⁾。このシステムでは、ラットの中枢神経を用いて、歩行を代替する形でラットを搭載しているデバイスの動作を行っている。

これらを踏まえ、本研究では、ラットの末梢神経信号を利用した歩行模倣ロボットシステムの開発を行った。具

体的には、ラットの坐骨神経表面に神経電極を貼り付ける形で埋め込み、計測された信号に基づいてラットの運動指令に沿った脚の駆動を目指すものである。本システムの特徴は、末梢神経信号から左右の足の動作推定に基づいてデバイスの制御を行うことにより、ラットの歩行を模倣したような動作ができることである。また、もう一つの特徴として、信号計測を行うラットと制御するデバイスが一体となって移動可能な構造を有することによる、直接的な視覚、触覚フィードバックを与えた際の末梢神経インタフェースの使用による影響を観察できることである。

著者らは、オンライン使用可能な末梢神経信号からの脚の動作推定、推定に応じたデバイスの制御を実現した。本稿では、本システムの紹介と性能評価、また本システム構成において見られる要素技術の改善点についての検討を行う。

2. 歩行模倣ロボット

図1に歩行模倣ロボットシステムの構成を示す。実験にはオスのWistar系ラットの成獣を用いた。本システムにおける研究内容は大きく3つに分けられる。1つ目はラットの坐骨神経からの神経信号計測、2つ目は計測信号から足の動作推定、3つ目は推定結果に追従する形でデバイスの動作の制御である。以下ではその3つの要素に関して詳説する。

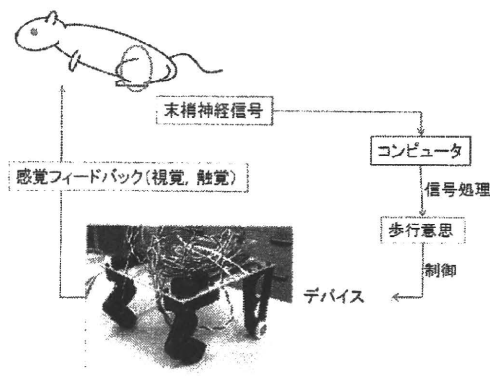


図1 システムの構成

Fig. 1. construction of the system
Signals measured in sciatic nerves in a rat are used to estimate movement of legs, and a device is controlled according to a result of estimation.

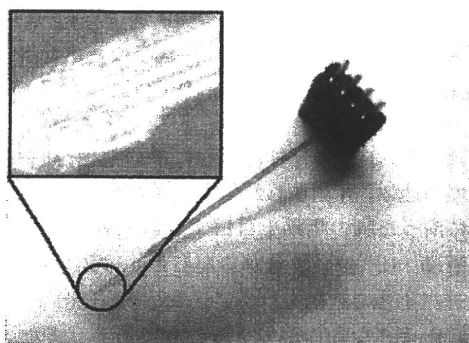


図2 使用したパリレン電極

Fig. 2. electrode used to measure signals
Four squares at upper left of this picture are exposed parts of gold, and used to measure signal.

〈2.1〉 神経信号計測 信号計測では、図2に示すようなパリレン柔軟電極を用いた。電極のインピーダンスを下げておくことにより神経内に生じる微弱な電位をより広範囲まで計測できると考えられるので、電極は埋め込み前に白金黒メッキを施すことにより、インピーダンスを3 MΩ程度から80~400 kΩまで低下させて使用している。電極の信号計測に用いられる金の露出部は一辺100 μmの正方形となっていて、1つの電極は4チャンネルを有する。

電極の埋め込み部位については、脚を支配する神経のうち直径1 mmと他の神経に比べ太い坐骨神経とした。電極は両後肢の坐骨神経計2箇所埋め込んだ。埋め込みは、坐骨神経表面に電極を貼り付け、手術用糸等で縛る形で固定を行った。埋め込みはイソフルランガスを用い

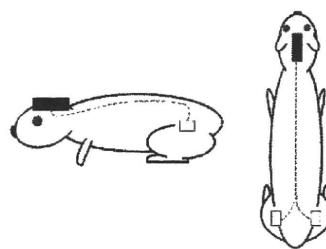


図3 ラット内部の配線の様子を模式的に表した図 (黒い部分がコネクタ、青点線が体内の配線、黄色い部分が電極)

Fig. 3. a picture of wiring in a rat
(black box:connector, dot line:wiring in a rat, small box:electrode)

た麻酔下において、東京大学動物実験委員会の定めるガイドラインに準じて行われた。

坐骨神経に埋め込んだ電極から計測機器との接続を行う頭部のコネクタまでの配線の様子を図3に示す。

神経電極から得られた信号は、Multichannel Systems社の生体アンプFA-64Iによってフィルタリング(0.1 Hz~5 kHz)および5000倍に増幅し、25 kHzのサンプリングレートでコンピュータに取り込んだ。

〈2.2〉 足の動作推定アルゴリズム 本研究では以下で述べるアルゴリズムを使用した。

計測信号のうち、 $t \in N$ (自然数) 番目にラットの右後肢側から計測される信号を $sr_{ch}[t]$ 、左後肢側から計測される信号を $sl_{ch}[t]$ とする。ここで左右どちらも4チャンネルずつなので、 $ch = 1 \sim 4$ となっている。以下にアルゴリズムの流れを示す。

- (1) t 番目のデータにおける指標 $sum[t] = \sum_i sr_i^2 - sl_i^2$ を計算
- (2) 直前0.1秒のデータ(2500データ)から $total_{abs} = \sum_k^{2500} |sum[t-k]|$ を計算
- (3) $total_{abs} > threshold$ であれば歩行していると推定し、4に進む
- (4) 左右の坐骨神経由来の信号のトータルパワーの大きい方の足を動作していると推定

〈2.3〉 使用デバイス 今回使用したデバイスは川淵機械技術研究所製の、全長18 cm、幅16 cm、高さ9 cm程の4足を有するものである。(図4) デバイスの中央下部の空間に覚醒状態の成獣ラット1匹を搭載できる構造となっている。

4足のうち、2足がモータ制御できるもので、残り2足は自由回転する車輪が付いている。モータ制御可能な足

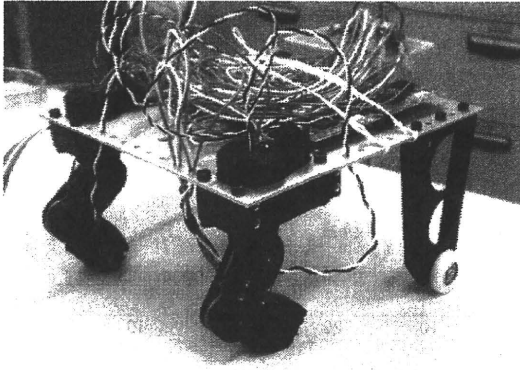


図4 今回使用したデバイス

Fig. 4. a picture of a device
The device has four legs, two of these have three joints controlled by motor, the others have a roller which rotates freely.

は、肩、肘、手首に対応する3関節をモータによって角度制御できる。

〈2・4〉 制御方法 推定アルゴリズムの結果に応じて、動作していると推定された足を後ろに掻くように後ろに動かす。動作していると推定された状態から動作していないと推定された状態に移った場合は、対応する足を浮かせて前に戻すという制御を行った。

3. 性能評価実験

性能評価実験として、実測値でのラットの歩行速度と、計測された信号を用いて、前述のアルゴリズムによって推定された足の動作の有無についてとの比較を行う。

埋め込み日数が推定結果にどのような影響を与えるかという観点から、異なる埋め込み後経過日数についての同様のグラフを図6～図9に示す。

〈3・1〉 使用データ 計測は二匹のラットに対して行った。以後区別する意味でラットA、ラットBと表現する。

ラットAについては、埋め込み後1日目、5日目、10日目の3種類のデータを実験に使用し、ラットBについては埋め込み後1日目のデータを使用した。

〈3・2〉 ラットの歩行速度の計測 ラットの位置情報については、ラットに赤と青の2色のマーカーのついたジャケットを着せ、上からカメラによりマーカー位置を検出する。ラットは60 cm × 100 cmほどのフィールド中を自由に行動させ(図5)、自由行動中の位置情報を取得する。位置情報の取得にはKEYENCE 画像処理装置 CV-5700 を用いて1秒あたり10フレーム程度で画像取得を行う。赤と青のマーカー位置の中心をラットの

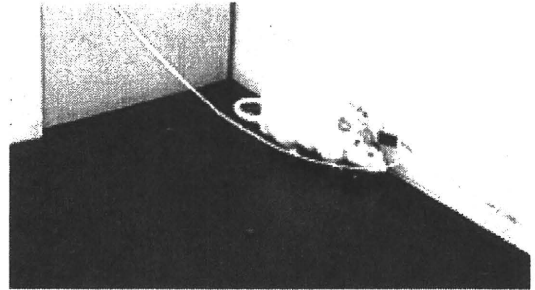


図5 自由行動下での歩行速度の計測の様子
Fig. 5. a picture of measuring locomotion

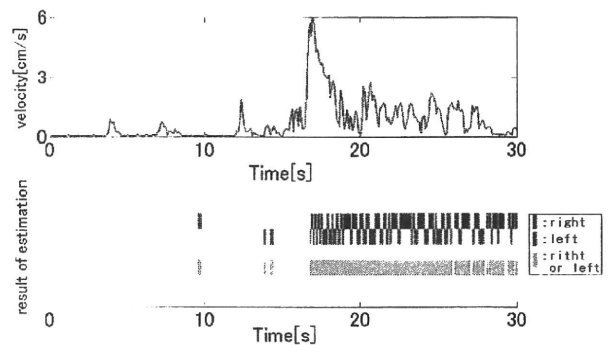


図6 ラットA, 埋め込み後1日目 (上: 実際の歩行速度, 下: 推定結果 (上から右足の動作の有無, 左足の動作の有無, どちらかの足の動作の有無))

Fig. 6. ratA, 1 day after a implantation of electrodes

Upper graph shows velocity of a rat. Lower graph shows results of estimation; upper two lines show whether right/left leg moves or not, lower line shows whether (right or left) legs move or not.

位置として、ラットの位置の時間変化をラットの歩行速度として算出した。

〈3・3〉 デバイスの制御 計測された信号を用いて得られた足の動作推定結果に応じてデバイスの動作を行う。

4. 結果

埋め込み翌日に計測した歩行速度と、足の動作の有無についての推定結果をプロットしたものをラットA, Bについてそれぞれ図6, 図7に示す。両グラフについて、歩行速度が速い区間において、足が動いているという推定をしていることがわかる。左右の足の動きの推定を個別に見ると、交互に足を動かしているという推定結果が出ていることがわかる。

埋め込み後日数が経過した、埋め込み後5日目と10日目のデータについて同様のプロットをラットAのみに

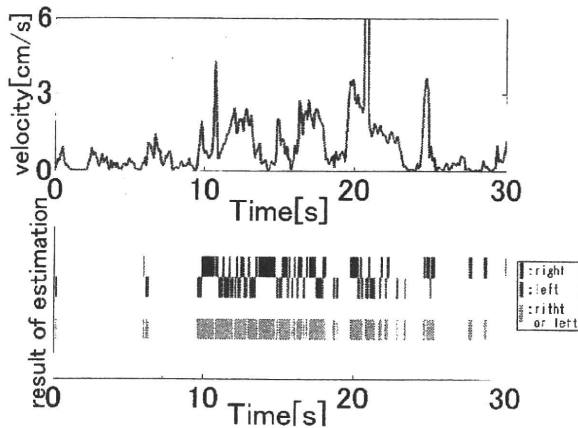


図7 ラット B, 埋め込み後1日目 (上:実際の歩行速度, 下:推定結果 (上から右足の動作の有無, 左足の動作の有無, どちらかの足の動作の有無))

Fig.7. ratB, 1 day after a implantation of eletrodes

Upper graph shows velocity of a rat. Lower graphf shows results of estimation

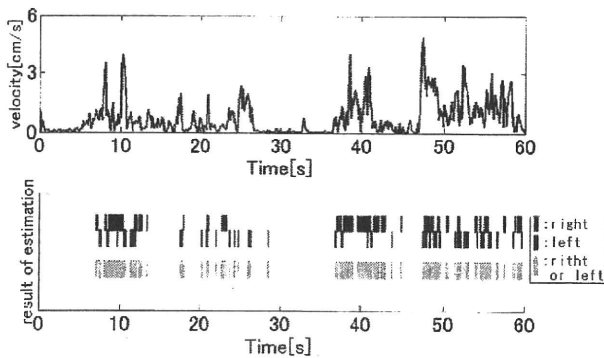


図8 ラット A, 埋め込み後5日目 (上:実際の歩行速度, 下:推定結果 (上から右足の動作の有無, 左足の動作の有無, どちらかの足の動作の有無))

Fig.8. ratA, 5 days after a implantation of eletrodes

Upper graph shows velocity of a rat. Lower graphf shows results of estimation

ついて、図8、図9に示す。埋め込み後10日目のデータでは、1日目のデータのような左右交互に足の動作が出るパターンが確認されない。推定アルゴリズムは同じものを用いていることから、計測信号が変化していると考えられる。

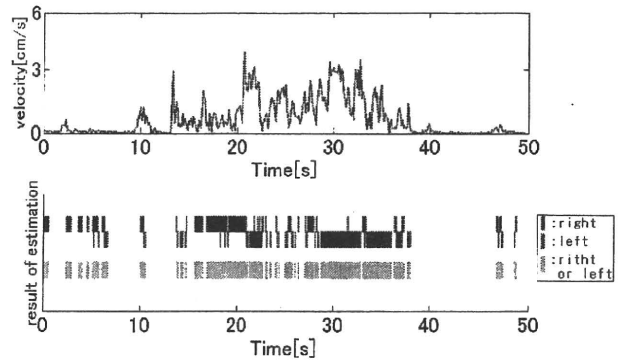


図9 ラット A, 埋め込み後10日目 (上:実際の歩行速度, 下:推定結果 (上から右足の動作の有無, 左足の動作の有無, どちらかの足の動作の有無))

Fig.9. ratA, 10 days after a implantation of eletrodes

Upper graph shows velocity of a rat. Lower graphf shows results of estimation

〈4・1〉 デバイスの制御 推定結果を用いてデバイスの制御を行ったところ、デバイスの足の動作により、地面を掻くように進むことが確認された。

5. 考 察

結果のグラフから歩行速度が比較的大きい時に、交互に左右の足が動作している推定となっていることわかる。このことから、左右の足の動作推定によって歩行の状態が再現できるような推定が得られていることがわかる。しかしながら、左右交互に出る間隔の長さについては、今回の実験系では、左右の足を計測中にどのように動かしているかまでは観察できないため、整合が取れているか検証できない。そのため、検証を行う為には新たな実験系の構築が望まれる。

また結果でも述べたように、埋め込み後日数が経過することにより、計測信号に変化が起きていると考えられる。これは、埋め込んだ電極が計測する範囲が神経表面から別の部位に変わってしまったことが考えられる。検証のため、埋め込みを行った後にコネクタの破損等により計測ができなくなったラットを解剖し確認したところ、電極のまわりに肉芽ができていた様子が確認された。つまり、肉芽の形成の際に電極が神経表面から離れてしまったものと考えられる。

以下では、本システムを構成することにより見られた要素技術についての改善点についての検討を行う。

〈5・1〉 神経信号計測

〈5・1・1〉 電極の種類、構造 上記のように、電極埋め込み後に肉芽が形成されることが確認された。このことから、安定した神経信号の計測を行うためには、肉芽の形成において神経表面から離れない電極の設置方法が望まれる。今回は電極埋め込み時に電極を神経表面に貼り付け、手術用糸等で固定したが、電極自体に固定しやすいような構造を持たせることによっても改善できると考えられる。

例えば、電極を神経束に巻きつけるような形状にしておくことなどが考えられる。埋め込みの際に神経表面に貼り付けるのではなく、神経を縛るような形で電極を巻きつける形状にしておくことにより、現在の方法よりも安定的に計測を続けることができる可能性がある。

また、神経再生型電極と呼ばれる電極の使用も考えられる。神経再生型電極とは、末梢神経の軸索が切断されると、中枢側より再生することを利用して電極孔を通過して再生した軸索に対して信号入出力を行う電極である⁽³⁾。この電極では、電極孔内に神経が再生されれば、継続的に安定して電位の計測が行えると考えられる。

〈5・1・2〉 電極のチャンネル数 今回の使用電極では、コネクタ付けが必要であり、大きさの観点から、4チャンネルを有する電極を左右それぞれの坐骨神経に埋め込んだ。今回のような足が動作しているかどうかという比較的簡単な推定においては計8チャンネルの信号でも推定は可能であると考えられるが、より高度な推定を考えると、多くのチャンネル数が必要になると考えられる。

しかしながら、今回の電極のように、コネクタの大きさが埋め込みの際に大きさの上でボトルネックになっていることを考えると、慢性的な計測の埋め込みに特化した電極の開発が望まれる。具体的には、フレキシブルプリント基板等によって、コネクタと電極部を纏めた形の電極を作っておくことが考えられる。

〈5・1・3〉 電極からの配線 図3にも示したように、計測機器と接続するためのコネクタは頭部に設置し、電極からコネクタまでの配線は皮下を通す形で行った。このようにしたのは、ラットの体が非常に柔軟で、体外の異物を齧る習性を持ち、コネクタが齧られないようにする必要があったためである。そのため、コネクタまでの配線も皮下で行ったが、このような配線によってノイズが増えるというデメリットがある。そのため、配線の方法についても今後安定して計測が可能なノイズが乗りにくいものが望まれる。

〈5・2〉 歩行状態推定アルゴリズム 今回推定対象として、足の動作の有無という2値の状態を選んだが、歩行速度や歩行の方向といったものを推定するアルゴリズムに変えることによって、ラットの歩行状態ではなく、ラットのいる位置まで模倣できるようなシステムが構築できると考えられる。これには、電極の改善によるチャンネル数の増加や、安定した計測とともに、アルゴリズムでは既存のスパイクソーティング手法を拡張したものや機械学習といったものを使うことが考えられる。

〈5・3〉 歩行模倣ロボット 今回使用したデバイスは、4足中2足をモータによって制御するものであるが、歩行状態を模倣するという目標に於いては十分な性能を有していた。今回行なったように歩行の有無といった簡単な動作だけでなく、関節角度といったものまで推定することが可能となれば、デバイス面ではそれを再現することができる、また、左右どちらに進んだかどうかなども推定することができれば、足の向く方向も今回のデバイスでは制御可能となっているので、高い拡張性を有している。

6. おわりに

本稿では、ラットを用いた末梢神経インタフェースとして開発した歩行模倣ロボットの紹介、実験による評価を行った。実測での歩行速度と足の動作推定の結果から、ラットの歩行を模倣できるシステムを実現した。また、今後の展望として安定した計測を実現するための電極構造や固定方法について、また、ラット歩行模倣ロボットの拡張性についての検討を行った。

謝 辞

本研究の一部は、厚生労働省科学研究費補助金(H20-ナノ-一般-003)および文部科学省科学研究費補助金(基盤研究(A)課題番号20246045)の補助を受けて行われた。

文 献

- (1) Paolo M. Rossini *et al.* : "Double nerve intraneural interface implant on a human amputee for robotic hand control", *Clinical Neurophysiology*, Vol. 121, Issue 5, pp. 777-783 (2010)
- (2) O. Fukayama, T. Suzuki, K. Mabuchi: "RatCar: A vehicular neuro-robotic platform for a rat with a sustaining structure of the rat body under the vehicle", *Proceedings of 32nd Annual International IEEE EMBS Conference*, pp. 4168-4171 (2010)
- (3) T. Suzuki *et al.* : "Flexible Regeneration-type Nerve Electrode with Integrated Microfluidic Channels", *Proceedings of 2006 International Conference on Microtechnologies in Medicine and Biology*, pp. 303-305 (2006)

感覚神経線維刺激を用いた義手への感覚提示機能の実装に関する研究

Study for a mounting technique for experiencing sensory sensation to prosthetic hand by electrical stimulating sensory nerve fiber

○新納 弘崇 (電通大) 荒木 望 (兵庫県立大) 國本 雅也 (済生会横浜市東部病院) 帆足 勇希 (兵庫県立大)
鈴木 隆文 (東京大) 深山 理 (東京大) 満洲 邦彦 (東京大) 下条 誠 (電通大)

H.Niino(UEC), N.Araki(Univ. of Hyogo), M.Kunimoto(Saiseikai Hosp.), Y.Hoashi(Univ. of Hyogo)
T.Suzuki(Univ. of Tokyo), O.Fukayama(Univ. of Tokyo), K.Mabuchi(Univ. of Tokyo), M.Shimojo(UEC)

Abstract— This paper presents a mounting technique for experiencing sensory sensation to prosthetic hand with which patients lost the extremities by disturbances will be able to replace the extremities and feel somatic sensation as if they were touching an object with their healthy hand. The system consists of myoelectric prosthetic hand by surface electromyography signal and flexible pressure sensors which cover the finger of prosthetic hand and micro-electrical stimulation of the sensory nerve fibers was used in order to evoke somatic sensations. The results show that the system worked satisfactorily, and it is demonstrated that the system will be able to compensate sensory function of the patients with sensory neuropathy and have possibilities for replace the extremities

Key Words: sensory feedback, prosthetic hand, work support, microstimulation method

1. 緒言

事故等による障害によって上肢を失ってしまい、日常生活に復帰するには義手の装着を余儀なくされる。しかし、一般的な義手は装着者の運動を代替するものではなく、また感覚機能を備えることはない。そこで、障害によって失った上肢に代替する一つの方法として、筋電位を使用した義手が研究され [1]、感覚機能を補う一つの方法として、感覚神経を機能的電気刺激 (Functional Electrical Stimulation (FES)) によって刺激することで感覚提示する研究がなされるようになった [2]。そこで、我々は失った腕を代替する方法として上記の技術を応用し、表面筋電位により義手操作を行い、マイクロステミュレーション法により感覚提示を行い、失った腕を代替するシステムの構築を行った。本稿では、構築したシステム、実験結果について報告する。

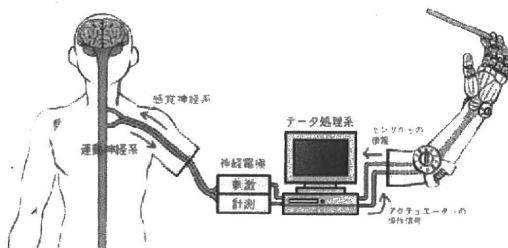


Fig.1 The concept of the proposed system.

2. 実験システム

実験システムの全体構成を図2と図3に示す。システムは筋電義手と感覚提示の2つから構成される。図2の筋電義手は、表面筋電信号から義手の関節角度を推定し、義手を駆動する。図3の感覚提示は、筋電義手に実装した圧力センサ (FingerTPS) の信号を神経刺激信号用 PC に取り込み、信号に応じて神経線維を刺激するパルス列を出力する。以下各実験システムについて説明する。

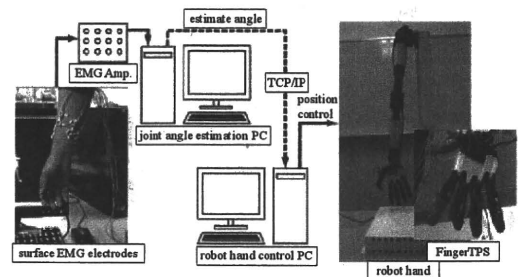


Fig.2 The experimental arrangement side of prosthetic hand.

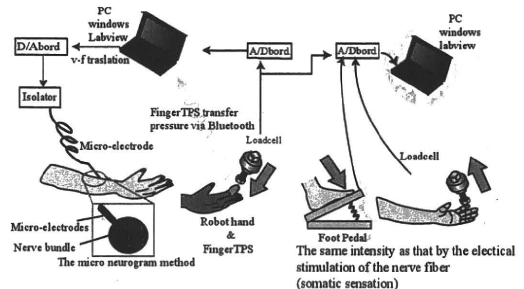


Fig.3 The experimental arrangement side of experiencing sensory sensation.

2.1 義手

義手として川淵機械技術研究所の特注仕様のロボットハンドを用いた。手指部分で15自由度をもち、DCモータにより駆動する。義手の操作法は [1] にて報告された手法を用いた。

2.2 圧力 (感覚) センサ

義手に装着した圧力センサは FingerTPS (PPS 社製) を用いた。圧力センサは接触力を検出するフレキシブルな静電容量型圧力センサである。出力は Bluetooth 通信で PC に接続され、更新周波数は 40Hz である。

2.3 神経線維インターフェース

感覚センサからの情報を基にマイクロスティミュレーション法を用いて感覚を被験者に提示する。マイクロスティミュレーション法とは、経皮的に微小針電極を腕の正中感覚神経線維の中に刺入し、電気刺激パルス列を入力することで、人工感覚を生成する手法である。

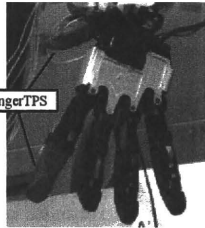


Fig.4 Prosthetic hand & FingerTPS

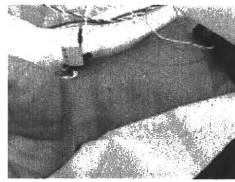


Fig.5 The manner in which microstimulation is performed.

3. 義手の感覚フィードバック実験

電気刺激頻度と感覚強度の関係の例を図6に示す。図6のように、感覚神経への電気刺激によって生成される圧感覚の強度は、パルス頻度に依存している事が報告 [3] されており、本研究ではこの関係を応用する。

実験の様子を図7に示す。被験者は健全な男性1名、座位・開眼状態で実験を行った。義手に加えた力により発生する感覚と等価な感覚量を感覚神経の電気刺激で発生させることを目的とする。

まず、義手の運動制御用の表面筋電電極を測定対象とする筋上の皮膚の2か所接近させて貼りつけ、その差動電位として筋電信号の電位活動の計測と記録を行った。なお、接地電極の装着は左手肘外側部に行なった。その後、微小針電極を刺入し、義手の圧力センサを加圧し、実験を行った。本稿では、生成された感覚強度の評価法として、加圧した義手に発生した力と反対の指先でその力に対し等価な感覚量を提示させる方法と、足元に設置したペダルを踏み込む方法の2つとした。義手の指先にFingerTPSを装着し、FingerTPSの出力をパルス列頻度に変換・出力し、マイクロスティミュレーション法によりパルス列を神経に伝達することで感覚を提示した。

本実験での圧覚から電気刺激のパルス列頻度への変換式は、FingerTPSの出力 x を係数 a にて整数倍し、パルス頻度の周波数 f とした。即ち、 $f = ax$ で、本実験では $a = 10$ とした。この変換係数を変更することで被験者に発生する感覚強度の感度を変更できる [2]。

実験結果を図8に示す。グラフは上からFingerTPSと加圧力、指先による感覚量とペダルによる感覚量、刺激パルス列周波数、刺激パルス列である。実験結果をみると、FingerTPSが検出する圧力の増加に追従するように、若干の時間差をもって被験者の感覚量が増加していることがわかる。指先による感覚量とペダルによる感覚量の変化に大きな違いはみられず、被験者の感覚強度を忠実に表現していることがわかる。

4. 結言

義手に装着した感覚センサの出力をマイクロスティミュレーション法により感覚神経フィードバックし、人工感覚を提示するシステムを構築し、義手に加わった圧

力を感覚として被験者に提示する実験に成功した。今後、義手を筋電により操作し、アクティブに加わる圧力を感覚神経フィードバックする。

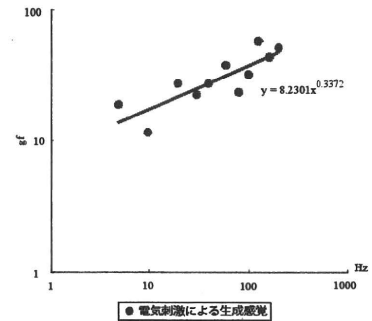


Fig.6 Relationship between pushing force and somatic sensations

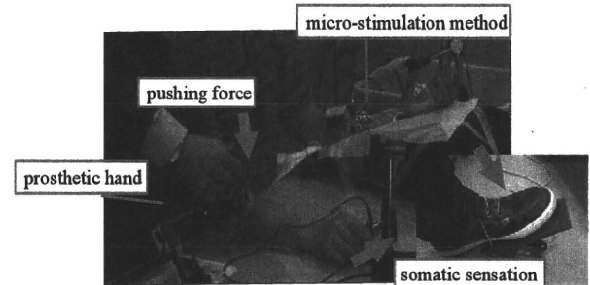


Fig.7 Quantitative evaluation of the pressure sensation evoked by microelectrical stimulation.

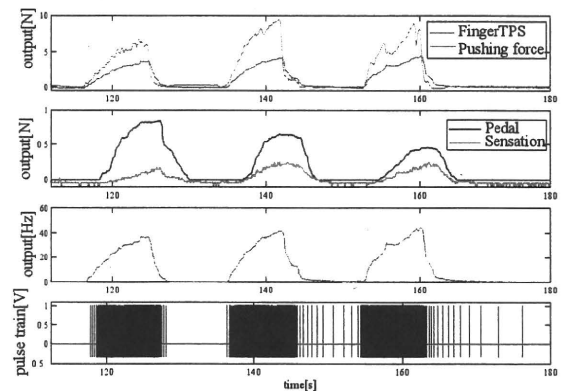


Fig.8 Response of subjective pressure sensation evoked by the microelectrical stimulation, pulse train for the microelectrical stimulation, and the actual force applied to the Finger TPS system,

文献

- [1] 荒木望, 帆足勇希, 小西康夫, 満洲邦彦, 石垣博行 "表面筋電信号ヒストグラムによる複数指関節角度推定-ベジアンフィルタによる動作指識別を用いた手法-", BPES, 2010
- [2] 新納弘崇, 國本雅也, 鈴木隆文, 満洲邦彦, 下条誠 "感覚神経系患者のためのフェアラブル感覚補填・感覚強化システムの開発-マイクロスティミュレーション法による触圧覚生成と感覚増強-", Robomech, 2010
- [3] T.Suzuki, K.Mabuchi, H.Nishimura, T.Saito, N.Kakuta, M.Kunimoto, M.Shimojo, "The Relationship between Stimulation Signals and Subjective Intensities and Areas", Proc. Int. Conf. of the IEEE EMBS, Atlanta, 459, Oct. 1999.

義手の運動制御のための生体信号からの手指関節角度推定 —表面筋電信号と針筋電信号を中心とした 信号源の違いによる処理方法の検討—

Finger Joint Angle Estimation Using Biosignal For a Mioelectric Hand Motion Control -A Study of Signal Processing Method for Surface EMG Signal and Needle EMG Signal-

○正 荒木 望(兵庫県立大) 非 帆足 勇希(兵庫県立大) 正 小西 康夫(兵庫県立大)
正 満洲 邦彦(東京大学) 正 石垣 博行(兵庫県立大)

Nozomu ARAKI, University of Hyogo, araki@eng.u-hyogo.ac.jp
Yuki HOASHI, University of Hyogo
Yasuo KONISHI, University of Hyogo
Kunihiko MABUCHI, University of Tokyo
Hiroyuki ISHIGAKI, University of Hyogo

This study aims to control a mioelectric hand motion using neural signal. Consequently, we consider to establish a method estimated finger joint angle from biosignal. We have previously proposed a finger joint angle estimation method based on surface Electromyography (EMG) signal and a linear model. This method is based on the histogram of signals, it may have applicability to not only surface EMG signals but also neural signals. Therefore, this paper carried out finger joint angle estimation experiment using both surface EMG signals and needle EMG signals that are similar to neural signals. Here, we report on the difference of estimation results using both signals.

Key Words: Biosignal, Electromyography (EMG) Signal, Joint Angle Estimation

1. 緒言

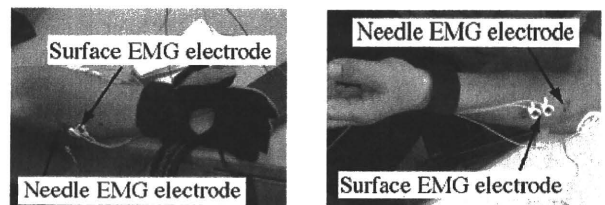
近年、事故や疾病により手を失った患者のために、失われた手の運動機能を補う能動義手の研究が盛んに行われている。義手の運動制御のために必要となる手指や関節角度を推定する手法については、その多くが皮膚表面で非侵襲的に計測する表面筋電信号を対象として提案されている。しかしながら、表面筋電信号は電極周辺にある筋群の活動を統合的に計測した信号であり、また深部の筋肉の活動情報を得ることが困難であることから、対象とする筋肉のみの活動を抽出・評価するためには種々の信号処理手法を必要とする。これに対して筋電信号にはもう一つ、測定対象の筋肉内に針電極を刺入することで、運動神経活動に伴った筋線維の収縮活動を直接記録した針筋電信号がある。針筋電信号には、測定対象となる筋肉の純粋な活動情報を計測できるという大きな長所がある。一方で、針筋電信号は侵襲的手法であり、安定した筋電信号の計測が困難であることから、現在のところ義手制御には用いられていない。

義手の動きを制御する際に用いる可能性のあるもう一つの生体情報に、上記の筋肉の収縮を指令する運動神経信号がある。筋電信号を用いる場合には測定対象となる筋が残存している必要があり、すべての上肢切断者に適用できるわけではない。これに対して神経信号は、対象となる筋肉が失われていても筋肉の収縮を指令する信号を出力していると考えられる。このため我々は神経信号を用いた義手の運動制御を最終目標としている。しかしながら、神経信号の測定は容易ではなく、また、処理手法も未だ確立されていないため、現在はその代替信号として筋電信号を用いた手指関節角度推定法の検討を行っており、このなかで、測定した表面筋電信号のピーク値の分布であるヒストグラムを算出し、得られたヒストグラムと指関節角度の関係を線形モデルとして推定する手法を既に提案している[1, 2, 3]。この手法は、針電極によって測定した針筋電信号を用いた関節角度推定手法[4, 5]を表面筋電信号に応用したものであり、表面筋電信号を針筋電信号と同様のパルス信号の集合とみなしてデジタル的に処理する手

法である。このため本手法はアルゴリズムを変更することなく、針筋電信号や本研究の最終目標である神経信号へ適用できる可能性がある。以上の背景から本稿では、同時測定を行った表面筋電信号と針筋電信号から、各信号が有する情報の差異を検証すると共に、我々の提案した角度推定手法が針筋電信号に対しても適用可能であるかどうかの検証を試みた。

2. 筋電信号測定条件

はじめに、本稿で使用した筋電信号の測定条件について述べる。本稿における実験では被験者の左手第3指のMP関節およびPIP関節についての推定を行うため、図1に示すように表面筋電信号および針筋電信号はともに第2, 3指の動作に動員される浅指屈筋および総指伸筋の2箇所測定するものとした。このうち、表面筋電信号測定用の電極は、ディスポ電極(日本光電製M-150)の電極部(直径10mm)のみを2個1組として使用するものとし、測定時には電極間距離が中心間距離で20mmとなるように貼り付けた。また、針筋電信号測定用の電極は直径125 μ mのマイクロニューログラム用針電極を使用するものとした。これらの筋電位の計測には日本光電製生体アンプを使用し、表面筋電信号についてはゲインを0.1mV/V、測定周波数帯域を15~1kHzとし、針筋電信号についてはゲインを50 μ V/V、測定周波数帯域を150~10kHzと設定した。なお、これらの信号のサンプリングは2500Hzで行うものとした。さらに今回の実験では、被験者の手指の角度に



(a) Flexor muscle side (b) Extensor muscle side
Fig.1 Electrode positions for surface and needle EMG signal.

についてはデータグローブ (CyberGlove) を使用し、指を伸展した状態を0度として各関節の屈曲角度を測定するものとした。

3. 表面筋電信号および針筋電信号の同時測定結果

本実験では前章で述べた測定条件で、表面筋電信号、針筋電信号、および左手第3指のMP、PIP関節角度の同時測定を行った。実際に測定した筋電信号の一例を図2に示す。図2中・下段に示す針筋電信号および表面筋電信号はそれぞれ図1(b)に示した総指伸筋の筋腹付近で、第3指の屈曲・伸展動作を繰り返し行った際の信号を測定したものである。これらの信号は振幅の大きさが異なるものの、互いに似通ったパルス(スパイク)状の波形をもつことが分かる。図2中段に示す針筋電信号を見ると、指を伸展させた際にパルス状の波形が現れており、屈曲時にはパルス状の波形を全く出力していないことが分かる。一方、図2下段の表面筋電信号では、屈曲・伸展どちらの場合にもパルス状の波形が現れており、伸展時により大きな振幅の波形が現れていることが分かる。これは、総指伸筋の深層部の信号を測定している針筋電信号では、伸筋の動作時のみにパルス状の波形が現れるが、表面筋電信号は皮膚表面から深層部の筋の信号が減衰・積分された信号を捉えているために、伸筋の信号だけでなく周囲の屈筋で発生した信号が重畳しているためであると考えられる。

本稿では、図2のように同時測定した表面筋電および針筋電信号を用いて指関節角度推定を試みた。次章では、本稿で使用する指関節角度推定手法について簡単に述べる。

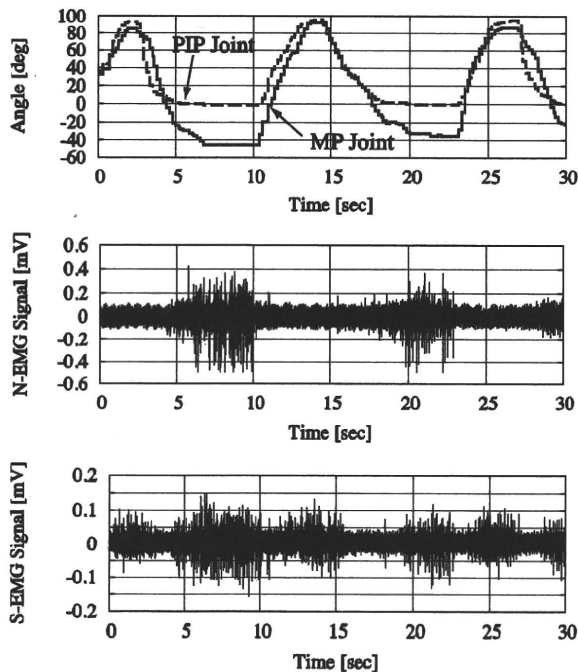


Fig.2 Example of finger joint angles and simultaneously measured EMG signals. (top: MP joint and PIP joint angles which measured by data glove, middle: needle EMG signal, bottom: surface EMG signal)

4. 筋電信号ヒストグラムによる関節角度推定法

ここでは文献[1, 2, 3]において著者らが提案した表面筋電信号のヒストグラムを用いた指関節角度推定法について述べる。本手法の特徴は、表面筋電信号の振幅や周波数特性といったアナログ情報を使用せずに、筋が活動した際に表面筋電信号

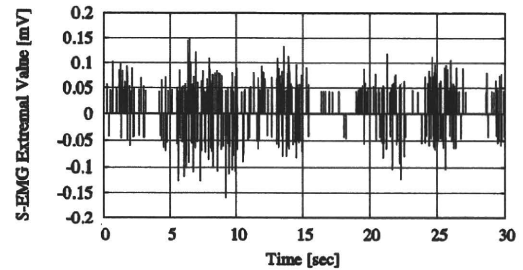


Fig.3 Extremal value of surface EMG signal shown in figure 2.

に現れるパルス状の波形の頻度とピーク値の大きさに着目する点である。

本手法では角度推定を行うために、図2下段のような表面筋電信号からピーク値のヒストグラムを算出する。ヒストグラムを算出する際には、取得した筋電信号に定常的に存在するノイズを閾値処理により消去し、残ったパルス状の信号のピーク値(極値)のみを取り出す処理を行う。図3は、図2下段の表面筋電信号から極値のみを取り出した信号である。本手法では図3に示すような極値のみの信号からヒストグラムを得るために、信号の振幅の絶対値によって信号強度を6つの領域に分割し、0.5秒分の取得データからそれぞれの領域での頻度 X_1, \dots, X_6 を算出するものとした。

いま、時刻 t において屈筋側の筋電信号から求めたヒストグラムを $\{X_1^f(t), \dots, X_6^f(t)\}$ 、伸筋側から求めたヒストグラムを $\{X_1^e(t), \dots, X_6^e(t)\}$ とする。指関節角度は屈筋と伸筋のバランスにより決定されると考えられるため、ある指の関節角度 $\theta(t)$ はこれらのヒストグラムから以下の式により与えられると仮定する。

$$\hat{\theta}(t) = \theta_0 + \sum_i^6 \{a_i X_i^f(t) + b_i X_i^e(t)\} \quad (1)$$

ここで a_i 、 b_i は屈筋および伸筋側の筋電信号ヒストグラムに対する重み係数であり、 θ_0 はバイアス成分である。これらのパラメータについては、学習用にデータグローブで測定した指関節角度と、同時に計測した筋電信号から計算されたヒストグラムを用いて最小二乗法により得られる。したがって、本手法における指関節角度の推定値 $\hat{\theta}(t)$ は、測定した筋電信号のヒストグラムから式(1)を用いて計算される。

以上が本稿で用いる指関節角度推定手法である。この手法については、リアルタイムで関節角度を推定する実験を行い、表面筋電信号を用いた場合については有効性を既に確認している[2, 3]。また、上記のアルゴリズムからも分かるように、本手法は信号のピーク値(極値)の振幅と頻度のみを特徴量として扱っている。これは、先行研究である文献[4, 5]において、針筋電信号のパルス波形の発火頻度が筋張力と線形の相関をもつことが示されていることに起因している。このため本手法による指関節角度推定は、表面筋電信号だけではなく、針筋電信号や神経信号といった異なる信号源に対してもアルゴリズムを変更することなく適用できる可能性がある。そこで本稿では、第3章で述べた表面筋電および針筋電信号の同時測定結果に本手法を適用し、異なる信号源からの筋電信号を用いた指関節角度推定実験を行うこととした。

5. 指関節角度推定実験

ここでは前章で述べた我々の提案法による、表面筋電と針筋電信号からの指関節角度推定実験について述べる。実験では、第2章で述べた測定条件で被験者の表面筋電信号、針筋電信号および手指の関節角度の計測を行った。また今回は、

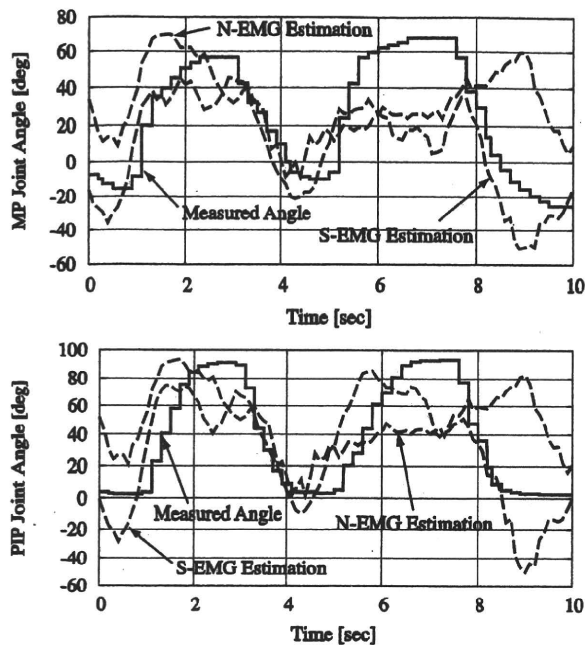


Fig.4 Joint angle estimation results for 3rd finger MP and PIP joint and its measured values. (top: MP joint angle results, bottom: PIP joint angle result, solid-line: measured angle, dashed-line: estimation result using surface EMG signals, dotted-line: estimation result using needle EMG signals.)

これらの計測信号と第4章で述べた角度推定法を実装した筋電義手シミュレータを用いて、第3指のMP、PIP関節角度をリアルタイムで推定することとした。本実験では、被験者の左手第3指の屈曲・伸展動作を連続的に60秒間繰り返した際の表面筋電信号および針筋電信号を計測し、この計測結果から(1)のパラメータ a_i , b_i および θ_0 を最小二乗法で計算した。次に、得られたパラメータと計測した筋電信号からリアルタイムで角度推定を行い、表面筋電信号と針筋電信号による推定結果の違いについて検証を行った。

図4に表面筋電信号および針筋電信号から推定した第3指のMP関節角度およびPIP関節角度と、データグループにより測定した実際の角度との比較結果を示す。図4から、表面筋電信号および針筋電信号どちらの推定結果も実測値から誤差があるものの、実測結果に追従する傾向を示していることが判る。なお、表面筋電信号については、今回の実験では表面筋電と針筋電を極力同じ位置で測定することを主眼においており、通常、表面筋電信号が良好に測定できる位置とは異なる場所に電極を貼り付けたために推定精度が悪化したものと考えられる。また、針筋電信号による推定結果については、今回の実験では屈筋側の信号が良好に計測できていなかったことが指の屈曲時の推定精度を悪化させる一因になっていると考えられる。しかしながら、図4の3~4秒付近のように、表面筋電信号および針筋電信号のどちらの推定結果も実測結果によく追従している部分も見受けられる。以上の結果より、推定精度に関しては問題が残るものの、我々の提案手法を用いることで、アルゴリズムを変更することなしに表面筋電信号および針筋電信号のどちらからでも指関節角度の推定が行える可能性を示唆した。

6. 考察

今回の表面筋電信号と針筋電信号の同時測定、および、これらの信号を用いて同一アルゴリズムで指の角度推定実験を

行った結果、以下のような点が明らかとなった。

- ・同一部位で表面筋電信号および針筋電信号を同時に計測した結果、針筋電信号では電極を刺入した筋に関連する信号のみが観測されたが、表面筋電信号では周囲の筋の情報も重畳した信号が観測された。
 - ・筋電信号のヒストグラムと線形モデルを使用することにより、表面筋電信号および針筋電信号のどちらを用いても指関節角度推定が行える可能性が示された。
- 一方、今回の実験から、信号測定方法およびアルゴリズムについていくつかの問題点が明らかとなった。まず、信号測定方法については以下のような問題点を確認した。
- ・針筋電信号を用いて角度推定を行う場合、今回用いた針電極を経皮的に筋肉に刺入する方法では、筋の動作により刺入された電極位置が変化し、信号の形状が変化する。
 - ・表面筋電と針筋電を比較すると表面筋電信号の方が安定した計測が容易であり、針筋電信号の方が周囲のノイズの影響を受け易い。

これらの問題については、針筋電の電極の固定方法、および、ノイズ対策について検討を行う必要がある。また、角度推定アルゴリズムに関しては、ヒストグラムを作成するための信号強度の分割数、および、分割領域について、針筋電に対しての最適値を検討する必要がある。なお、指の屈曲を保持した際に、角度の推定結果が振動的になるという問題については表面筋電信号を用いた実験でも確認していたが、針筋電信号を使用した場合にはより顕著になる事も確認した。特に推定結果の振動の問題については、実際に義手を動かす際には大きな問題となるので、この振動を抑制することが本研究の今後の重要な課題である。

7. 結言

本稿では、義手制御のための生体信号からの手指関節角度推定手法の確立を目的として、表面筋電信号と針筋電信号の同時測定を行い、各信号が有する情報の差異を明らかにした。また、既に提案した角度推定手法が針筋電信号に対しても適用可能であるかどうかの検証を行うため、同一部位で計測した表面筋電信号と針筋電信号を用いて被験者の第3指MP関節およびPIP関節の角度推定実験を行った。実験の結果、我々の提案手法を用いることで、アルゴリズムを変更することなしに表面筋電信号および針筋電信号のどちらからでも指関節角度の推定が行える可能性を示唆した。

文 献

- [1] 山水康隆, 荒木望, 小西康夫, 満洲邦彦, 石垣博行, “表面筋電信号のヒストグラムを用いた指関節角度推定法”, 第23回生体・生理工学シンポジウム, pp.183-184, 2008.
- [2] Y. Hoashi, Y. Yamamizu, N. Araki, Y. Konishi, K. Mabuchi and H. Ishigaki, “Estimation of Finger Joint Angle Based on Surface EMG Signals and its Signal Source Recognition”, ICIC Express Letters, Vol.4, No.6(A), pp.2183-2188, 2010.
- [3] 荒木望, 帆足勇希, 小西康夫, 満洲邦彦, 石垣博行, “表面筋電信号ヒストグラムによる複数指関節角度推定 -ベイズアンフィラタによる動作指識別を用いた手法-”, 第25回生体・生理工学シンポジウム, pp.151-154, 2010.
- [4] 古川浩太郎, 鈴木隆文, 満洲邦彦, “末梢運動神経信号による義手制御のための基礎的研究 -針筋電信号による握力及び関節角度の推定-”, 第36回日本臨床神経生理学会予稿集, pp.413-414, 2006.
- [5] 高橋玄顕, 満洲邦彦, 鈴木隆文, “針筋電信号を用いた指の運動の推定 -神経回路モデルの有効性と適用方法の検討-”, 生体医学, 第46巻 CD-ROM, 2008.

ベイジアンフィルタを用いた表面筋電信号からの動作指識別手法

非会員 荒木 望* 非会員 帆足 勇希*
 非会員 小西 康夫* 非会員 満洲 邦彦**
 非会員 石垣 博行*

Active Finger Recognition from Surface EMG Signal Using Bayesian Filter

Nozomu Araki*, Non-member, Yuki Hoashi*, Non-member, Yasuo Konishi*, Non-member,
 Kunihiko Mabuchi**, Non-member, Hiroyuki Ishigaki*, Non-member

This paper proposed an active finger recognition method using Bayesian filter in order to control a myoelectric hand. We have previously proposed a finger joint angle estimation method based on measured surface electromyography (EMG) signals and a linear model. However, when we estimate 2 or more finger angles by this estimation method, the estimation angle of the inactive finger is not accurate. This is caused by interference of surface EMG signal. To solve this interference problem, we proposed active finger recognition method from the amplitude spectrum of surface EMG signal using Bayesian filter. To confirm the effectiveness of this recognition method, we developed a myoelectric hand simulator that implements proposed recognition algorithm and carried out real-time recognition experiment.

キーワード：筋電義手，表面筋電信号，ベイジアンフィルタ，パターン分類

Keywords: myoelectric hand, surface EMG signal, Bayesian filter, pattern recognition

1. はじめに

筋電信号から手指の関節角度や動きを推定する手法は、筋電義手の性能向上に欠かせない要素のひとつである。このため、義手使用者の望む動きを皮膚表面で計測した表面筋電信号から推定する研究が盛んに行われている^{(1)~(6)}。これらの研究は、手指の形状と筋電信号の関係を学習させるパターン分類を用いた手法と、指関節角度を筋電信号から直接推定する手法の2つに大別することができる。前者のパターン分類を用いた手法は、いくつかの手指形状パターンと表面筋電との関係をニューラルネットワークを用いて学習しておき、測定した表面筋電信号がどのパターンに属するかを識別することで手指の動きを推定するものが主流

である^{(5)~(6)}。一方で後者の指関節角度推定は、筋電信号と指関節角度との関係式を推定することにより義手使用者の意図を推定する手法である^{(1)~(4)}。

本研究では、義手使用者の望む動きを flexible に再現できる自由度の高い筋電義手を実現する手法として、後者の手法に属する表面筋電信号から指関節角度を直接推定する手法の検討を行っている。このなかで筆者らは、測定した表面筋電信号のピーク値の分布であるヒストグラムを算出し、得られたヒストグラムと指関節角度の関係を線形モデルとして推定する手法を既に提案しており、指1本分の角度推定を行う場合には良好な結果が得られることを確認している⁽⁴⁾。この手法は、手の各指を動作させる筋肉の活動に関する筋電信号と指関節角度との関係式を求めるものであるが、複数の指の関節角度を同時に推定する場合には表面筋電信号そのものに起因する問題が生じる。表面筋電信号は1つの信号に複数の筋の活動情報が重畳している。特に手の第2, 3指および第4, 5指のように、2本の指を動かす筋が近い位置にある場合、表面筋電信号による計測ではこれらの動作に関する筋の信号を個別に取得することが困難である。このため、複数指の関節角度推定を実現するためには、この筋電信号の重畳の問題を解決する必要がある。

* 兵庫県立大学大学院 機械系工学専攻 機械知能工学部門
〒671-2201 姫路市書写 2167

Graduate School of Engineering, University of Hyogo
2167, Shosha, Himeji-shi, Hyogo 671-2201

** 東京人学 大学院情報理工学系研究科 システム情報学専攻
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1

Graduate School of Information Science and Technology, University of Tokyo
7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8656

そこで本論文では、得られた筋電信号の変化がどの指の動作に起因するものなのかを、確率情報を利用したパターン分類法の1つであるベイジアンフィルタ⁽⁷⁾⁻⁽⁹⁾を用いて識別する手法を提案する。提案法では、活動した筋肉によって計測される筋電信号の周波数特性が変化することから、得られた筋電信号の周波数特性がどの指の動作によるものである確率が高いかをベイジアンフィルタにより算出することで動作指の識別を行う。本論文では提案したベイジアンフィルタによる識別手法のアルゴリズムについて述べる。また提案法の有効性については、得られた識別結果により指関節角度の推定値に重みを付けることで筋電信号の重畳の問題を解決した複数指の関節角度同時推定実験により検証を行った。

2. 指関節角度推定位置と表面筋電信号測定位置

はじめに、関節角度推定位置と表面筋電測定位置について述べる。著者らは、Fig.1に示した計10カ所の手指関節角度を測定した表面筋電信号から同時に推定することを検討している。これらの関節角度を推定するために用いる表面筋電信号の計測位置をFig.2に示す。指関節角度は伸筋と屈筋の張力のバランスにより決定されと考えられるため、表面筋電信号は各指の動作に関連する伸筋および屈筋の信号を取得するため、計6カ所で測定することとした。このうち、Fig.2の1(長母指屈筋の筋腹)および2(短母指伸筋の筋腹)の位置で測定した信号を第1指の推定に使用する。また、第2, 3指と第4, 5指については、それぞれ2本の指を動かす筋が近い位置に存在するため、Fig.2の3(浅指屈筋の示指と中指の腱の中間)および4(総指伸筋の筋腹)の位置で計測した信号を第2, 3指の推定に、5(浅指屈筋の筋腹)および6(総指伸筋の近位部)の位置で計測した信号を第4, 5指の推定に用いることとした。表面筋電信

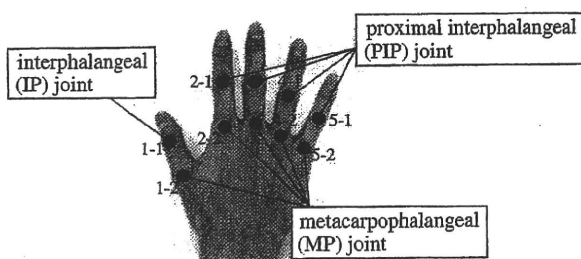


Fig. 1. Finger joint angle estimated positions considered in this paper.

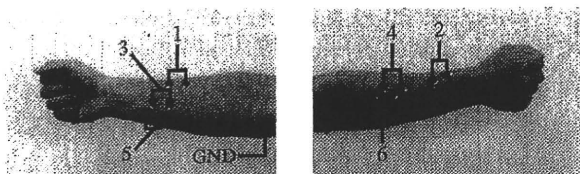


Fig. 2. Electrode position for surface EMG signal measurement.(left: flexor muscle side, right: extensor muscle side)

号計測用の電極は、ディスポ電極(日本光電製 M-150)の電極部(直径10mm)のみを2個1組として使用するものとし、計測時には電極間距離が中心間距離で20mmとなるように貼付けた。なお、これらの表面筋電信号のサンプリングは2500Hzで行うものとした。

3. 表面筋電信号のヒストグラムを用いた指関節角度推定法

次に、著者らが提案した表面筋電信号のヒストグラムを用いた関節角度推定法⁽⁴⁾について述べる。本手法は、針電極によって計測した針筋電信号を用いた関節角度推定手法⁽¹⁾⁽²⁾を表面筋電信号に応用したものである。針筋電信号を用いた先行研究では、針筋電信号はパルス状の波形をもち、このパルスの発火頻度が指の関節角度と線形の相関をもつことが示されている。本論文で扱う表面筋電信号は、針電極により計測される深層部の筋の信号が積分・減衰され、表層部で観測されたものであると考えられる。このため、表面筋電信号は通常、振幅や周波数を特徴量とするアナログ信号として扱われる。Fig.3は指を動作させた時に得られる表面筋電信号の一例であるが、実際には表面筋電信号にもパルス状の波形が見られ、針筋電信号と同様の特徴を残していると考えられる。そこで、表面筋電信号をアナログ的に扱うのではなく、針筋電信号と同様にパルス信号の集合とみなして扱う点が本手法の特徴である。

提案手法では、Fig.3の表面筋電信号の負のピーク値(極小値)のみに着目し、このピーク値のヒストグラムと指関節角度との関係式を求めることで角度推定を行う。ここで負のピーク値のみを用いる理由は計算量を減らすためである。Fig.3からも分かるように、一般的に表面筋電信号は0V(GND)を中心に対称な波形となり、正負ともにほぼ同様の数のピーク値をもつ。このため本手法では負側のピーク値のみを使用する。ここでは信号の出力範囲である-1mVから0Vまでを6つの領域に分割し、0.5秒分の取得データからそれぞれの領域での頻度 X_1, \dots, X_6 を計算することにより筋電信号のヒストグラムを得るものとした。いま、時刻 t において伸筋側の表面筋電信号から求めたヒストグラムを $\{X_1^f(t), \dots, X_6^f(t)\}$ 、屈筋側から求めたヒストグラムを $\{X_1^e(t), \dots, X_6^e(t)\}$ とする。指関節角度は伸筋と屈筋の張力のバランスにより決定されと考えられるため、ある指の関節角度 $\theta(t)$ は次式でモデル化できると仮定する。

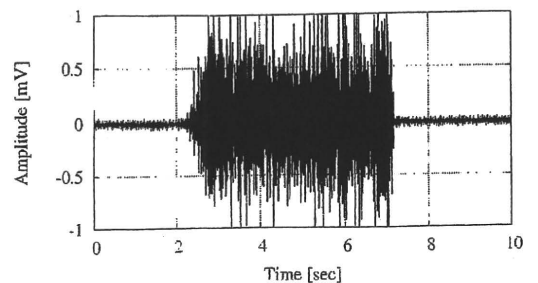


Fig. 3. Sample of surface EMG signal.

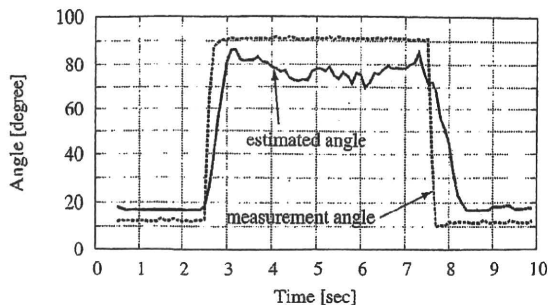


Fig. 4. Estimation result of finger joint angle.

$$\theta(t) = \theta_0 + \sum_{i=1}^6 \{a_i X_i^f(t) + b_i X_i^e(t)\} \dots \dots \dots (1)$$

ここで a_i , b_i はそれぞれ、伸筋側、屈筋側のヒストグラムに対する重み係数であり、 θ_0 は筋活動が起こっていない状態での初期角度を表す。式(1)は線形モデルであるので、これらのパラメータは学習用にデータグループを用いて測定した指関節角度と、これに対応する表面筋電信号のヒストグラムから最小二乗法を用いて算出することが可能である。したがって、提案手法における指関節角度の推定値 $\hat{\theta}(t)$ は、測定した表面筋電信号のヒストグラムから式(1)により計算したものとなる。

Fig.4に本手法による第2指 MP 関節 (Fig.1の 2-2) の関節角度推定結果を示す。Fig.4の実線は測定した表面筋電信号から式(1)を用いて計算した推定結果であり、点線は実験の際にデータグループを用いて同時に計測した関節角度の実測値である。この結果より、このような指1本での角度推定では推定値と計測値がよい一致を示していることが確認できる。本手法を複数指関節の推定に適用する場合の問題点は、式(1)のような単純な線形モデルを用いているため、角度推定を行う指に対して1対1に対応する筋の表面筋電信号が必要となる点である。特に、第2、3指と第4、5指についてはそれぞれ2本の指を動かす筋が近い位置に存在するため、同一箇所でも測定した、互いの筋による筋電信号が重畳した信号を使用することになる。このため、これらの指については一方が動作すると他方も動作したかのような推定結果を生じる。この問題は指を動作させる筋の位置関係から、単純に測定箇所を増やすだけでは解決することが困難である。そこで本論文では、得られた筋電信号の変化がどの指の変化に起因するものなのかを識別する手法を提案し、筋電信号の重畳の問題を解決することを試みた。

4. ベイジアンフィルタを用いた動作指識別

本論文では、筋電信号の変化からどの指が動作したのかを識別するために、確率情報を利用するパターン分類法のひとつである、ベイジアンフィルタを用いた手法を提案する。ベイジアンフィルタでは、識別の基準となる確率を計算するために特徴量を保存したデータベースを用いる⁽⁷⁾⁻⁽⁹⁾。ここでは、パターン分類の特徴量となる表面筋電信号の周

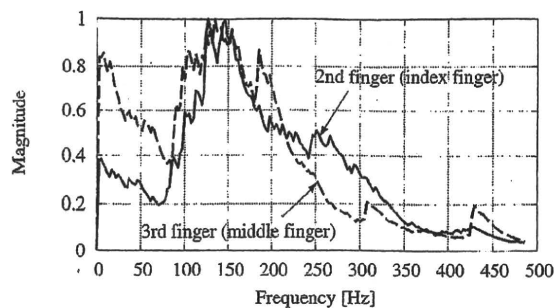


Fig. 5. Sample of amplitude spectrum of a surface EMG signal.

波数特性とデータベースの作製法について述べた後に、ベイジアンフィルタによる識別法について説明する。

〈4・1〉表面筋電信号の周波数特性とデータベース 本論文で提案する手法では、動作指の識別を行う特徴量として表面筋電信号の周波数特性を用いる。Fig.5は第2指(人差し指)および第3指(中指)曲げ動作を行い、Fig.2の1の位置で測定した0.3秒分(750点)の表面筋電信号から512点のハニング窓付きFFTにより得られた500Hzまでの周波数特性の一例である。Fig.5の実線が第2指、破線が第3指を屈曲させたときの周波数特性を示しており、振幅については正規化を行っている。Fig.5から、同じ測定位置のデータであっても動作する指が異なれば表面筋電信号の周波数特性が変化することが分かる。この周波数特性のからベイジアンフィルタを用いて動作した指の識別を行うために、周波数特性の形状に関するデータベースの作成を行う。ここでは、Fig.5に示した第2指を屈曲させたときの周波数特性をもとにデータベース作製法について説明する。本手法では、この周波数特性の大きな形状をデータベース化するため、Fig.6のように周波数軸を25Hz刻みで20の領域に分割し、それぞれの領域での平均振幅を計算する。さらに、振幅である縦軸を10の領域に分割し、Fig.6の周波数特性を各周波数領域で振幅が値をもつ領域(Fig.6のグレー領域)を1、それ以外を0とした10×20の行列とみなす。この結果、Fig.6の周波数特性の場合には下記のような行列が得られる。

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

この10×20行列 M は周波数特性をコード化したものであり、この行列 M を周波数特性行列とよぶこととする。

次に、動作指識別を行うためのデータベースを周波数特

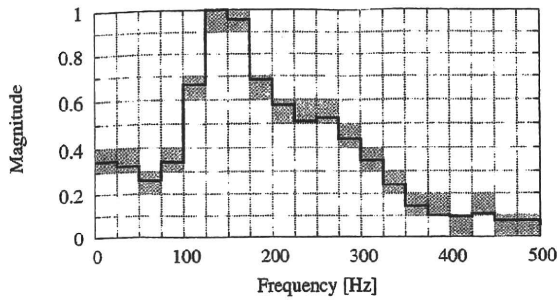


Fig. 6. Reduced amplitude spectrum.

Table 1. Database index and corresponding finger motion.

Database index k	Corresponding finger motion
0	Hyposhenia state
1	Flex action of 1st finger (thumb)
2	Flex action of 2nd finger (index finger)
3	Flex action of 3rd finger (middle finger)
4	Flex action of 4th finger (medicinal finger)
5	Flex action of 5th finger (little finger)
6	Flex action of all fingers

性行列 \mathbf{M} から作成する。第 2 章で述べたように、本研究では角度推定に Fig.2 に示す計 6 カ所で測定した表面筋電信号を使用する。このため、1 つの指の動作に対して各測定箇所ごとに 6 つの周波数特性行列 $\mathbf{M}^j, j = 1, \dots, 6$ が得られる。いま、ある指の動作に対して N 個の学習用データから計算された周波数特性行列 $\mathbf{M}_i^j, i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, 6$ が与えられたとする。このとき、与えられた j 番目の電極で測定された筋電信号からの学習データに対して次のような行列 \mathbf{H}_j を考える。

$$\mathbf{H}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{M}_i^j \dots \dots \dots (2)$$

式 (2) の行列 \mathbf{H}_j の各要素は $[0, 1]$ の範囲で値をもつ。したがって、 \mathbf{H}_j はある指の動作に対して、 j 番目の電極で測定された表面筋電信号から計算される周波数特性が取りうる形状の確率分布を表しているものと見なすことができる。このことから本提案手法では、ある指の動作データから得られた行列 \mathbf{H}_j の集合 $\mathbf{D} = \{\mathbf{H}_1, \dots, \mathbf{H}_6\}$ を動作指識別のためのデータベースとして用いることとした。ここでは各指毎の個別の動作を識別するために、7 つのデータベース $\mathbf{D}_k, k = 0, \dots, 6$ を作成した。ここで、データベースの添字 k に対応する指の動作は Table 1 に示される。なお、本研究では Table 1 に示した各動作を一定に保った定常状態での表面筋電からデータベースを作成するものとした。

次節では、作成したデータベースから動作指を識別するベイジアンフィルタのアルゴリズムについて述べる。

(4.2) ベイジアンフィルタを用いた動作指識別アルゴリズム

ここではベイジアンフィルタのアルゴリズムの核となるベイズの結合確率について簡単に紹介した後に、本論文で提案する動作指識別アルゴリズムについて述べる。

いま、ある結果 x が、 n 個の互いに排反である事象

y_1, \dots, y_n によっておこると仮定する。このとき、 x がある一つの事象 y_i によっておこる確率 $P(y_i|x)$ は

$$P(y_i|x) = \frac{P(x|y_i)P(y_i)}{P(x)} \dots \dots \dots (3)$$

となる。上式は一般にベイズの定理と呼ばれている。いま、 x が m 個の互いに独立な事象 x_1, \dots, x_m の組み合わせで表現できるとすると、

$$P(x|y_i) = \prod_{j=1}^m P(x_j|y_i) \dots \dots \dots (4)$$

と書ける。また、 x がおこる確率 $P(x)$ は

$$\begin{aligned} P(x) &= P(x \cap y_i) + P(x \cap \bar{y}_i) \\ &= P(y_i)P(x|y_i) + P(\bar{y}_i)P(x|\bar{y}_i) \\ &= P(y_i) \prod_{j=1}^m P(x_j|y_i) + P(\bar{y}_i) \prod_{j=1}^m P(x_j|\bar{y}_i) \end{aligned}$$

となる。したがって、式 (3) は

$$P(y_i|x) = \frac{P(y_i) \prod_{j=1}^m P(x_j|y_i)}{P(y_i) \prod_{j=1}^m P(x_j|y_i) + P(\bar{y}_i) \prod_{j=1}^m P(x_j|\bar{y}_i)} \dots \dots \dots (5)$$

となる。式 (5) はベイズの結合確率とよばれており、この式によって得られた確率を元に分類を行う手法を、ベイズ分類器あるいはベイジアンフィルタとよぶ⁽⁷⁾⁽⁸⁾。

本論文では、式 (5) の結合確率を前節で導入したデータベースを用いて計算するベイジアンフィルタを構築することにより動作指の識別を行う。いま、ある指の動作を行ったときに測定される筋電信号について、周波数特性行列の集合 $\mathbf{Z} = \{\mathbf{M}^1, \dots, \mathbf{M}^6\}$ が得られたとする。このとき、 \mathbf{Z} が Table 1 の k 番目のデータベースに対応する指動作のものである確率を $P(k)$ とする。このとき、 \mathbf{Z} が k 番目のデータベースに対応する動作以外のものである確率は $P(\bar{k})$ で与えられ、これらの関係は

$$P(k) + P(\bar{k}) = 1$$

となる。ここでは簡略化のため $P(k) = 0.5$ と仮定し、

$$P(k) = P(\bar{k}) \dots \dots \dots (6)$$

とする。次に、与えられたデータ \mathbf{Z} に含まれる j 番目の電極に対する周波数特性行列 \mathbf{M}^j の (a, b) 要素に対応する値 \mathbf{M}_{ab}^j が 1 である確率を $P(\mathbf{M}_{ab}^j)$ とすると

$$P(\mathbf{M}_{ab}^j) = P(k)P(\mathbf{M}_{ab}^j|k) + P(\bar{k})P(\mathbf{M}_{ab}^j|\bar{k}) \dots (7)$$

と書ける。また、ある要素 \mathbf{M}_{ab}^j が 1 であるデータが k 番目のデータベースに対応する動作のものである確率を γ とすると

$$\begin{aligned} \gamma &\equiv P(k|\mathbf{M}_{ab}^j) = \frac{P(\mathbf{M}_{ab}^j|k)P(k)}{P(\mathbf{M}_{ab}^j)} \\ \therefore P(\mathbf{M}_{ab}^j|k) &= \frac{P(\mathbf{M}_{ab}^j)\gamma}{P(k)} \dots \dots \dots (8) \end{aligned}$$

となる。このとき、式(7)より

$$P(M_{ab}^j | \bar{k}) = \frac{P(M_{ab}^j)(1-\gamma)}{P(\bar{k})} \dots\dots\dots (9)$$

を得る。ここで、与えられたデータ Z の各要素が 0 となるか 1 となるかは各要素の影響を受けない、すなわち、各要素は確率的に独立であると仮定する。前節の議論から分かるように、周波数特性行列 M は 1 である要素を 20 個もつので、 Z 全体では 1 である要素は $20 \times 6 = 120$ 個存在する。これらの $M_{ab}^j = 1$ である要素を $Z_i, i = 1, \dots, 120$ と表すと、式(4)と式(8)より

$$P(Z|k) = \prod_{i=1}^{120} P(Z_i|k) = \frac{1}{P(k)} \prod_{i=1}^{120} P(Z_i)\gamma(i)$$

と表現することができる。上式と式(6)、式(8)および式(9)から、与えられたデータ Z が k 番目のデータベースに対応する指の動作である確率 $P(k|Z)$ は、ベイズの結合確率(5)より

$$P(k|Z) = \frac{\prod_{i=1}^{120} \gamma(i)}{\prod_{i=1}^{120} \gamma(i) + \prod_{i=1}^{120} (1-\gamma(i))} \dots\dots (10)$$

となる。したがって、確率 $\gamma(i)$ が既知であれば式(10)より与えられたデータ Z が k 番目のデータベースに対応する指の動作のものである推定確率を計算することができる。確率 $\gamma(i)$ については、前節で述べたデータベース $D_k = \{H_1, \dots, H_6\}$ から以下のアルゴリズムで計算する。

```

[Calculate the probability  $\gamma(i)$ ]

i = 1 (Initialize)
For j = 1 : 6,
  For a = 1 : 10,
    For b = 1 : 20,
      If  $M_{ab}^j == 1$ , Then  $\gamma(i) = H_j(a, b)$ ,
      i = i + 1.
    End For
  End For
End For

```

この $\gamma(i)$ を用いて式(10)の $P(k|Z)$ を計算した値が、本論文における動作指識別の基準となる。以上をまとめると、本論文における動作指識別アルゴリズムの手順は以下のようになる。

- (1) 学習用データを用いて、Table 1 の各動作に対応したデータベースを作成する。
 - (2) 測定された表面筋電信号から周波数特性行列を計算し、データベースから確率 $\gamma(i)$ を計算する。
 - (3) $\gamma(i)$ と式(10)からベイズの結合確率を計算する。
 - (4) (2)および(3)の操作をすべてのデータベースで行い、確率が最も高い指を動作指として識別する。
- 以上の提案手法を用いて第2指、第3指に関する動作指

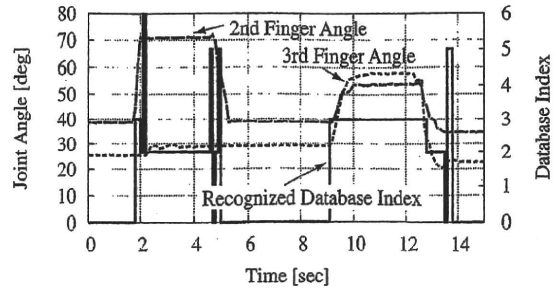


Fig. 7. Active finger recognition result using our proposed method using Bayesian filter.

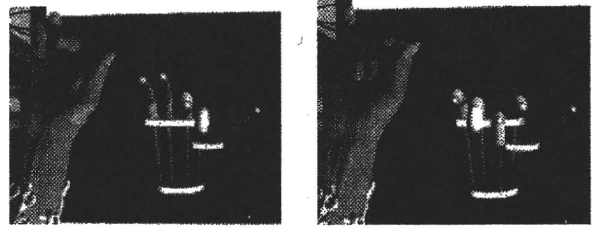


Fig. 8. Motion of myoelectric hand simulator which implements our proposed active finger recognition method (left: 2nd finger estimation result, right: 3rd finger estimation result).

識別実験を行った結果を Fig. 7 に示す。Fig. 7 の破線は第2指 MP 関節の、点線は第3指 MP 関節の関節角度の測定値であり、実線は提案法により識別された指に対応するデータベース番号を示している。この実験では 2~5 秒で第2指を、9~13 秒で第3指を屈曲させているが、Fig. 7 より屈曲伸展動作の過渡状態では若干の誤認識があるものの、提案手法により動作指に対応するデータベース番号が識別されていることが分かる。さらに、提案した動作指識別法を用いて表面筋電信号から現在動作している指を識別し、得られた識別結果から第3章で述べた指関節角度推定法による推定値に重みを付けることで信号重畳の問題を解決することを試みた。この手法の有効性を検証するために、動作指識別を用いた指関節角度推定法を実装した筋電義手シミュレータを作成し、リアルタイムでの指関節角度推定実験を行った。Fig. 8 に作成したシミュレータによる指関節角度推定実験の様子を示す。Fig. 8 は表面筋電信号が同一の測定位置で測定される第2指と第3指の推定結果を示している。これより、提案法を用いることで複数指の関節角度が同時に推定できることを確認した。

5. 考 察

本論文では表面筋電信号から複数指関節角度を推定する場合に問題となる信号の重畳を、ベイジアンフィルタによる動作指識別により解決することを試みた。このような問題を解決する手法としては、次の2つが挙げられる。

- (1) 表面筋電信号と指関節角度との関係式を非線形モデルとすることで、角度推定モデル内で信号の分離を行う。

(2) ニューラルネットワークや SVM などのパターン分類法を用いて識別を行う。

上記(1)の手法については、ニューラルネットワークを用いた手法が既に提案されている⁽⁸⁾。しかしながら、このような手法を用いた場合には表面筋電信号と指関節角度との関係が複雑化し、関節角度と筋活動との関係が不明確になることが懸念される。また、(2)については、手指の形状パターン分類にニューラルネットワークや SVM を用いた手法が提案されている⁽⁶⁾⁽⁹⁾ことから、これらを用いて同様の識別を行うことは可能であると考えられる。これらの手法に対して本論文で提案したベイジアンフィルタによる識別法は、動作データをデータベースとして蓄えるだけで動作指識別を実現することが可能であり、パラメータ調整等を一切必要としないという利点がある。また、シミュレータを用いたリアルタイムによる関節角度推定実験を行った結果、本手法は実装が容易であり、かつ計算負荷が少ないという実用に適した手法であるといえる。

6. おわりに

本論文では、ベイジアンフィルタを用いて表面筋電信号から動作指を識別する手法を提案した。本手法の有効性については、得られた識別結果により筋電信号の重畳問題を解決した複数指関節角度推定実験により検証を行った。その結果、本手法は表面筋電信号から現在動作している指を識別し、複数指の関節角度を同時に推定することが可能であることを確認した。

(平成 22 年 9 月 1 日受付, 平成 23 年 1 月 24 日再受付)

文 献

(1) 古川浩太郎・鈴木隆文・満洲邦彦:「末梢運動神経信号による義手制御のための基礎的研究—針筋電信号による握力及び関節角度の推定—」, 第 36 回日本臨床神経生理学会予稿集, pp.413-414 (2006)

(2) 高橋玄顕・満洲邦彦・鈴木隆文:「針筋電信号を用いた指の運動の推定—神経回路モデルの有効性と適用方法の検討—」, 生体医工学, Vol.46, CD-ROM (2008)

(3) A. Katayama, D. Shin, and Y. Koike: "Estimation of Finger Posture with EMG signals for human interface", Technical report of IEICE. Multimedia and virtual environment, Vol.106, No.611, pp.7-12 (2007) (in Japanese)
片山教史・辛 徳・小池康晴:「筋電信号を用いた指関節角度推定」, 信学会技報, Vol.106, No.611, pp.7-12 (2007)

(4) Y. Yamamizu, N. Araki, Y. Konishi, K. Mabuchi, and H. Ishigaki: "Knuckle Angle Estimation Method Using Histogram of Surface EMG Signals", Proc. BPES 2008, pp.183-184 (2008) (in Japanese)
山水康隆・荒木 望・小西康夫・満洲邦彦・石垣博行:「表面筋電信号のヒストグラムを用いた指関節角度推定手法」, 第 23 回生体・生理工学シンポジウム, pp.183-184 (2008)

(5) 横井浩史・齋文偉・成瀬継太郎:「筋電義手の新しい制御法」, PO アカデミージャーナル, Vol.10, No.1, pp.9-12 (2002)

(6) M. Yoshikawa, M. Mikawa, and K. Tanaka: "Real-Time Hand Motion Classification Using EMG Signals with Support Vector Machines", Trans. IEICE Japan, Vol. J92-D, No.1, pp.93-103 (2002) (in Japanese)
吉川雅博・三河正彦・田中和世:「筋電位を利用したサポートベクターマシンによる手のリアルタイム動作識別」, 信学論, Vol. J92-D, No.1, pp.93-103 (2002)

(7) P. Graham: A Plan for Spam, <http://www.paulgraham.com/spam.html> (2002)

(8) P. Graham: Better Bayesian Filtering, <http://www.paulgraham.com/better.html> (2003)

(9) N. Araki, Y. Konishi, and H. Ishigaki: "A Statistical Approach for Handwritten Character Recognition Using Bayesian Filter", Int. J. Innovative Computing, Information and Control, Vol.5, No.11, pp.4033-4040 (2009)

荒木 望 (非会員) 2007 年 3 月兵庫県立大学大学院博士後期課程修了。同年 4 月より同大学大学院工学研究科助教。制御工学や Kalman フィルタ, 画像処理などの応用, 医用工学に関する研究に従事。博士(工学)。日本機械学会, 計測自動制御学会, 精密工学会等各会員。



帆 足 勇 希 (非会員) 2008 年 3 月兵庫県立大学機械システム工学科卒業。同年 4 月より同大学大学院博士前期課程。表面筋電信号による筋電義手の制御に関する研究に従事。



小 西 康 夫 (非会員) 1989 年 3 月慶応義塾大学大学院博士課程修了。同年 4 月兵庫県立姫路工業大学工学部助手, 1994 年同大学機械知能工学科講師を経て, 現在, 兵庫県立大学大学院工学研究科教授。2000 年から 2001 年英国オックスフォード大学在外研究員。制御工学やゲーム理論の工学的応用に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会, 精密工学会, 日本ロボット学会等各会員。



満 洲 邦 彦 (非会員) 1976 年東京大学医学部医学科卒業。1978 年同大学工学部計数工学科卒業。1986 年同大学大学院医学系研究科博士課程修了(医学博士)。東京大学医学部助手(医用電子研究施設臨床医学電子部門), 東京大学先端科学技術研究センター助教授, 東京大学国際・産学共同研究センター教授を経て, 現在, 東京大学大学院情報理工学系研究科教授。神経工学, 人工臓器学, 生命科学に関する研究に従事。



石 垣 博 行 (非会員) 1970 年 3 月大阪大学大学院工学研究科修士課程修了。その後, 大阪府立大学, 近畿大学等を経て, 1993 年兵庫県立姫路工業大学工学部機械知能工学科教授。現在, 兵庫県立大学大学院工学研究科教授。1980 年から 1982 年 NASA・NRC 客員研究員。計測制御, トライボロジー, 医用工学に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会, トライボロジー学会等各会員。

