

センサ欠損に頑健な多チャネル生体信号処理に基づくロボット制御

Development of multi-channel biosignal based robot control under sensor failure situations

2157010



研究代表者 株式会社 国際電気通信基礎技術
 研究所 脳情報研究所 専任研究員 古 川 淳一郎
 ブレインロボットインタフェース研究室
 (助成受領時：大阪大学大学院 生命機能研究科 博士課程)

[研究の目的]

本研究は多チャネル筋電信号に基づき安全にアシストロボットを操作するための頑健な制御技術の開発を目的とする。

近年、ロボット技術の発達により、ロボットによるヒトの運動支援が可能となってきた。その代表例として、ヒトの運動支援を目的とした外骨格型ロボットがある。このロボットは、ヒトが装着し操作することによって装着者の運動をアシストする。一般的にロボットは操作可能な範囲が広い反面、その操作は複雑となる。これまで、この複雑なシステムをヒトが直観的に操作できるようにするため、筋電信号による制御方策が盛んに取り組まれてきた。

これまでのロボット制御では、確実なセンサ情報取得を前提に筋電信号からヒトの運動意図を推定し、制御を行うのが一般的である。近年では、多チャネルセンサを用いたアシストロボットの多自由度制御が研究開発されている。しかし実環境の場合、センサ自体に断線や接触不良などの故障が起こりやすくなる。筋電信号のチャネル数が増えるとセンサ故障による情報欠損だけでなく、ヒトのセンサ配置ミスによって情報が欠損する確率も増える。これらの異常なセンサ情報はロボットの制御性能を低下させ、装着者にとって危険なロボット動作を生成し兼ねない。ヒトとロボットが物理的に接触している外骨格型アシストロボットでは、正常なセン

サ情報に基づき制御することが必要不可欠である。

本研究では、センサ情報の不確実性を想定し、正しい情報から効率よくヒトの運動意図を推定する。従来、センサの異常を検出するために、筋電信号の統計量を計算し閾値設定による検出方法や、事前知識として予め異常信号を使用して作成した判別器によるセンサの状態判別方法が提案されている。しかし、各チャネルの閾値や状態判別器を予め定めることはチャネル数が増加するに従って困難となる。そこで本研究では、多チャネル筋電信号を用いた場合における時空間特徴量により教師無し学習の枠組みで異常センサを検出し、正常なセンサ情報に基づく最適推定値を導くモデルを提案する。これにより、センサが欠損した場合でも頑健にヒトの運動推定が可能となる。

本報告では、多チャネル筋電信号からのヒトの運動意図推定に基づく多自由度アシストロボット制御時に、実際にセンサ情報を欠損させることで提案手法の有効性を確認した結果を報告する。

[研究の内容、成果]

正常な信号情報から効率よくヒトの運動意図を推定するモデルを提案する。本研究では図1に示すように、筋電信号を観測データ $u(k)$ とし、装着者の運動意図である内部状態 $x(k)$ を

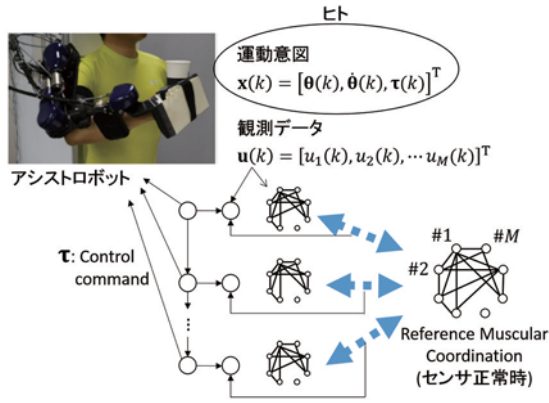


図1 センサ異常に頑健なヒトの運動推定に基づくロボット制御

$u(k) = h(x(k)) + \text{ノイズ}$ のように推定を行う。筋電信号に基づく制御問題を、観測した筋電信号からの装着者の運動意図推定問題と捉えることで、センサ信号の異常状態を観測問題として扱えるため、効率的にセンサから頑健に情報を抽出できる。具体的には、各センサは異常スコアに基づき状態推定に及ぼす寄与率が自動的に調整される。これにより、適切な観測信号を適切な寄与率で用いることができるため、一部のセンサ情報が信頼できない場合でも高精度な運動推定が可能となる。

異常なセンサは筋活動の協調性を観察することで検出する。あるタスクにおいて、筋は協調して筋張力を発生させる。この協調性により筋電信号間で相関構造が形成され、センサが欠損しない限りその構造はあるパターンに保たれると仮定する。その相関構造を確立分布から捉え、正常時のセンサから得られる筋の相関構造を基準に現在の筋協調の情報量変化をKL-ダイバージェンスによって算出することで異常スコアとしてセンサ欠損を検出する。これにより、正常時のセンサ情報さえ取得できていれば異常なセンサを見つけることができるため、多チャネルのオンラインロボット制御には有効な手法になることが期待できる。

本研究で提案するモデルを具体的に示す。

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{H}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{w}(k)$$

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k)$$

ここで、 $\mathbf{x}(k) = [\boldsymbol{\theta}^T(k), \dot{\boldsymbol{\theta}}^T(k), \boldsymbol{\tau}^T(k)]^T$ であり、 $\mathbf{w}(k) \sim N(0, \mathbf{Q}(k))$ は共分散 $\mathbf{Q}$ のガウシアンノイズである。 $\theta, \dot{\theta}, \tau$ はそれぞれ関節角度、関節角速度、関節トルクを表す。また、下処理した（全波整流後、ローパスフィルタをかけた）後の EMG $\mathbf{u}(k) = [u_1(k), u_2(k), \dots, u_i(k), \dots, u_M(k)]^T$ は M チャネルの電極から計測され、 $\mathbf{v}(k) \sim N(0, \mathbf{R}(k))$ は共分散 $\mathbf{R}$ の観測ノイズである。

観測ノイズを以下のように設計することでセンサ異常を状態推定に反映する。

$$\mathbf{R}(k) = \begin{pmatrix} \sigma_{e1} + a_1\sigma_a & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{eM} + a_M\sigma_a \end{pmatrix}$$

ここで、 σ_{e1} はセンサ異常が無い時の EMG から発生する観測ノイズである。 σ_a は異常センサから発生するバイアスノイズであり、異常スコア a_M によってスケールリングする。

異常スコアは、正常時のセンサから計測された筋活動の相関構造を基準に、現在の相関構造の変化を捉えることで算出する。 M 次元 EMG データセット

$$D = \{z(k) | z(k) \in \mathbb{R}^{M \times M}, k = 1, 2, \dots, N\}$$

は多次元ガウス分布で下記のように表される。

$$N(\mathbf{z}|0, \Lambda^{-1}) = \frac{\det(\Lambda)^{1/2}}{(2\pi)^{M/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^T \Lambda \mathbf{z}\right)$$

ここで、 $\Lambda \in \mathbb{R}^{M \times M}$ は精度行列であり、共分散行列の逆行列である。

また、 $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_M]^T$ は EMG の生信号を表す。確率分布から相関構造を捉えることで、二つのデータセット D と $\bar{D}$ の相関構造の違いを KL-ダイバージェンスによって計算し、異常スコアを下記のように算出する。

$$d_i^{\bar{D}} \equiv \int d\mathbf{h}_i p_{\bar{D}}(\mathbf{h}_i) \int dz_i p_D(z_i | \mathbf{h}_i) \ln \frac{p_{\bar{D}}(z_i | \mathbf{h}_i)}{p_D(z_i | \mathbf{h}_i)}$$

$$a_i \equiv \max(d_i^{D\bar{D}}, d_i^{\bar{D}D})$$

ここで a_i は i -チャンネルの異常スコアを表す。

〈実験設定〉

提案手法は、16チャンネルの筋電センサからのヒトの運動推定による上肢外骨格型ロボット制御において、図2(a): 筋電センサ電極の断線 (Sensor DisConnected: SDC), 図2(b): 皮膚表面と電極の接触不良 (Sensor DeTached: SDT), さらに図2(c): センサ位置の配線ミス (Sensor Electrode Misplacement: SEM), の三種類のセンサ異常に対し、パターン判別による検出と閾値設定による検出の二つの従来法と精度を比較することで検証した。図2(a)(b)に関して、16チャンネルのうち二つのセンサに SDC と

SDT の二種類の欠損状態を起こし、図2(c)においては16チャンネルのうち二つのセンサ位置を入れ替えた。(c)に関しては全ての可能な組み合わせを試した(120通り)。

検証は健常者5人(男性)による水飲み動作をタスクとした実験で行い、運動意図として肩2自由度(屈曲・伸展, 外転・内転), 肘1

自由度(屈曲・伸展), 手首1自由度(屈曲・伸展)の計4自由度の関節トルクを推定した。

〈結果〉

図3にSDCとSDTのセンサ異常に対する、提案手法による異常センサ検出、ロジスティック回帰による検出と閾値による検出の性能を比較した結果を示す。異常検出の精度はROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線のAUC (Area Under Curve) により比較する。このAUCが最大値1に近いと検出性能が高いことを意味する。これらの結果にBonferroniで補正されたWelchのt検定を行ったところ、SDCとSDT異常に対して提案手法とロジスティック回帰による検出法の間有意差がみられ($p < 0.05$), SDC異常に対して提案手法と閾値検出法の間有意差がみられた($p < 0.01$)。一方、SDT異常に対する提案手法と閾値検出法の間有意差はみられなかった。

次に、図4にセンサ配線位置の入れ替え異常(SEM)における全被験者の4自由度の関節トルク推定誤差を合わせた結果を示す。この異常センサによる実験では、16チャンネルのセンサのうち2チャンネルのセンサ配線を入れ替え、被験者ごとに可能な組合せ全て(120通り)のセンサ入れ替え異常状態をテストした。ロジスティック回帰による判別では、全組合せに対して予め判別器を用意しておく必要があるため、

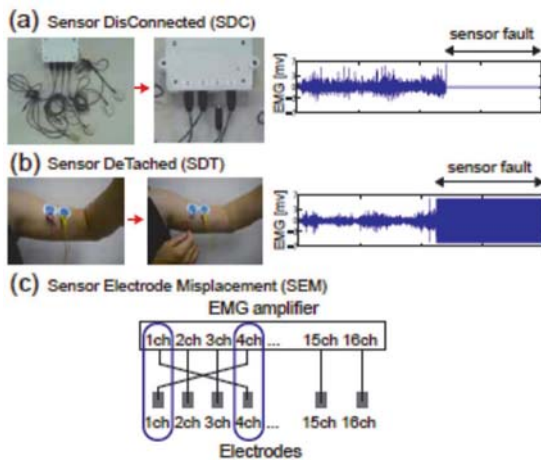


図2 3種類のセンサ欠損。(a): EMG電極の断線, (b): EMG電極と皮膚表面の接触不良, (c): センサ位置の配線ミス

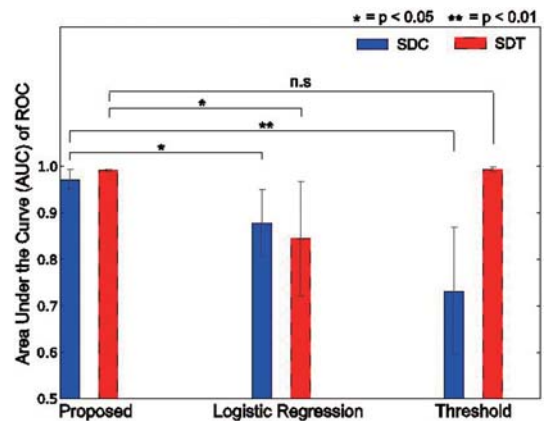


図3 AUC (Area Under Curve) による異常検出性能の比較

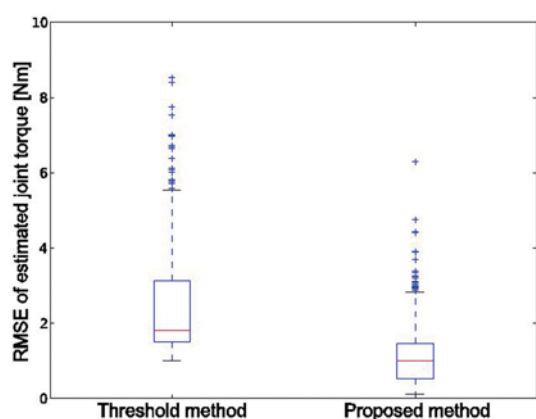


図4 推定トルクの誤差

オンラインロボット制御では現実的ではない。そこで提案手法と閾値設定による検出法との推定精度を比較した。この結果より、提案手法が閾値法よりも少ない誤差で推定できていることがわかった。この二つにマン・ホイットニー検定をかけたところ、有意に差があった ($p < 0.01$)。

最後に、実際に SDC と SDT のセンサ異常を上肢外骨格型ロボット制御中に起こした場合の制御性能の様子を図5に示す。ここでは、提案手法と確実なセンサ情報取得を前提にした一般的な制御方法を用いた場合を示す。一般的な方法では、センサ異常が起きた場合に制御不能

になった一方、提案手法では頑健に制御できていることが確認できた。

[今後の研究の方向, 課題]

本研究では、センサ欠損に頑健な多チャネル筋電信号によるヒトの運動意図推定モデルを提案した。提案手法は多自由度の上肢外骨格型ロボットの制御時に、実際にセンサを異常状態にすることで検証し、有効性が確認された。今後は多種多様な多自由度運動に対応できるようにモデルを拡張する。さらには、他のセンサ異常においても有効性を検証する。そしてこれら構築した技術をもとに、脳波などの他の生体信号における汎化性を検証し、ブレインマシンインタフェースへの応用を目指す。

[成果の発表, 論文等]

Jun-ichiro Furukawa, Tomoyuki Noda, Tatsuya Teramae, and Jun Morimoto, "Human movement modeling to detect bio-signal sensor failure for myoelectric assistive robot control", IEEE Transactions on Robotics, 2016, conditionally accepted.

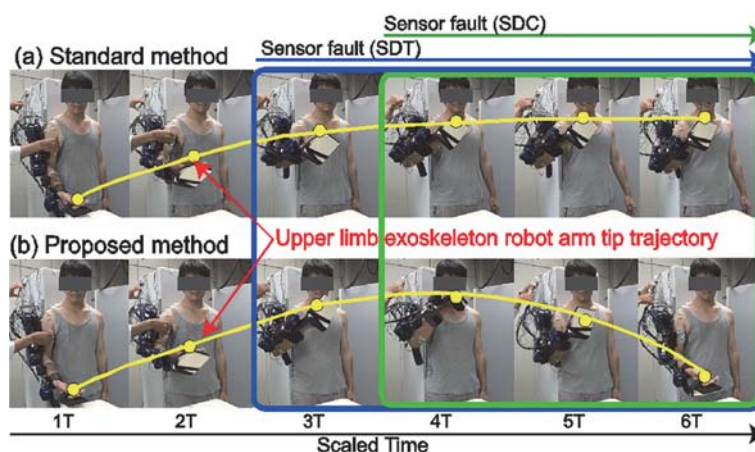


図5 提案手法と一般的な手法のセンサ異常時におけるロボットの制御性能