

ベイジアンネットワークを用いた 生理学的原理に基づく筋疲労モデリング

知能システム制御研究室 清水 総一郎

1. はじめに

近年、健康志向の高まりによりフィットネスジムの利用者が増加し、それに伴いパーソナルトレーナーの需要も増加している。しかし、Covid-19を契機にして、トレーニングやエクササイズの在宅化およびオンライン化が進んでいることに加え、実施時間帯に制限が生じることや、昨今の人手不足により、オンデマンド型へのニーズが高まっている。その際に、運動者が自身の身体状態を確認する方法としてウェアラブルデバイスが用いられることが多い。これは呼吸数、心拍数といったバイタルサインを計測するものが主流であり、簡易的に表示されるため、主観的な感覚と一致するわかりやすい体調指標である。

一方、研究でより詳細に人の身体状態を確認できる手法に生体電気信号がある。これらは細胞レベルで生じた電気信号の時系列集合体であることから、対象者の身体内部の状況を正確に表す。しかし、バイタルサインとは異なり、測定や解釈に専門性が必要であることから一般利用が難しい信号である。また、体内指標であるため対象者の主観的な感覚との一致性については議論されてこなかった。著者らは、筋活動と筋疲労に伴う代謝のバランスに着目して、筋活動電位 (EMG: Electromyogram) から生理学的な筋疲労状態の推定を行っていた。しかし、運動者の主観である「疲労感」については考慮しておらず、両者の関係性についても議論されてこなかった。

そこで本研究では、ベイジアンネットワーク (以下、BN) を用いて、主観的な疲労感を生体電気信号の1つであるEMGと、体内で生じている代謝活動から推定することを試みる。BNを用いることで、客観的データであり生体電気信号特有の揺らぎを含むEMGと、疲労が生じる際の人の体内に起こる生理学的プロセスを同時に考慮した上で、疲労感というあいまいさを含む主観を確率値で表現することが可能である。本論文ではBNを用いた疲労感という主観的感覚の推定と評価を行い、実利用の可能性を議論する。

2. 生理学的背景を考慮したモデル構築

従来 [1] では筋運動時に取得するEMGの周波数解析結果と、筋内の構成要素である遅筋線維 (Type I)、中間筋線維 (Type IIa)、速筋線維 (Type IIb) が持つ周波数特性を用いて、筋疲労の定量化を試みていた。しかし、EMGは筋活動時に α 運動ニューロンを通して脳から伝搬されることで生じる電位変化を皮膚表面で取得した信号であり、そこから得られる指標と主観として感じる筋疲労は本質的に異なる。

ここで、筋活動はアデノシン三リン酸 (ATP) を分解してエネルギーを取り出し、消費することで生じる。その際のATPの消費量は、筋が受け取る脳から伝搬された指令の指令値に応じて決定する。また、ATPは運動中にエネルギー代謝系によって生産と消費が繰り返される。これらエネルギー代謝系は、再生産系の解糖系代謝と酸化系代謝、運動初期にのみ爆発的なエネルギーを得るクレアチンリン酸系代謝の3種類に大別される [2]。

解糖系代謝によるATPの生産は体内のグルコースなどの糖を分解するため、生産速度は速いが持久力は低い。酸化系代謝は解糖系代謝の副産物と外気から摂取した酸素を用いて生産を行うため、生産速度は遅いが持久力は高く、運動維持への貢献度は高い。エネルギー代謝系によるATP生産が運動に必要なATPの量を下回ると疲労困憊に陥る。

以上の筋とエネルギー代謝による筋疲労プロセスをまとめると、脳が指令を出すことで筋活動が生じ、筋活動に必要なATP生産の要求がエネルギー代謝系へ繰り返される。その際、エネルギー代謝系の中でも運動の維持への貢献度の高い酸化系代謝は、酸素の摂取量に応じて生産量も変化するため、酸素摂取量と相関する呼吸数や心拍数など、バイタルサインといった身体反応にも影響を与え、人が感じる主観としての疲労が現れる。

この考えのもと、各指標をノード、それらの関係性を矢印として生理学的背景を考慮したBNをFig. 1に示すよう構築した。また、BNは原因または結果の各ノードに対して状態値を一意に設定する (エビデンスを付与する) ことで、そのエビデンスにおける他の各指標の事後確率値を算出できる。エビデンスを与える際は確率値を1 (確実にその状態であること) とする。

3. 検証・考察

3-1 条件

実験協力者は20歳代男性4名とし、各被験者が3種類の負荷を用いた運動を各々3セット、計36データの取得を行う。運動は引き腕手首に負荷を吊り下

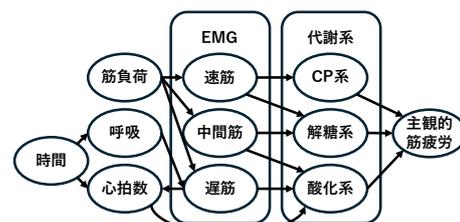


Fig. 1 生理学的背景を含んだベイジアンネットワーク

げ、肘関節の屈曲・伸展を各2.4sのサイクルで行い、運動が維持できていないと判断するまで継続する。この時の上腕二頭筋より EMG, 胸部に配置した電極より ECG, 口元マスク内に配置した温度センサより呼吸の測定を行う (Fig. 2 参照)。また、筋の回復時間確保のため 48 時間以上測定間隔を空ける。EMG, ECG の測定には Delsys 製の Trigno™, 呼吸の測定は 10kΩ のサーミスタと自作増幅回路を用いた。また、筋疲労が 50% および 90% に達したと感じた際に非利き手を挙手させ、主観的筋疲労を記録した。本実験にあたって実験協力者には実施内容およびその意義を十分に説明し、同意を得た上で行った。

3.2 データ処理

各筋線維の周波数帯域は Type I が 20~45Hz, Type I Ia は 45~80Hz, Type IIb は 80~350Hz である。1 区間 16.384s (サンプリング間隔 1ms) として EMG 時系列に対して高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transform) を 1/2 オーバーラップで実施する。その際、20~350Hz の全ての帯域について各筋線維ごとにパワースペクトル密度 (PSD: Power Spectrum Density) 割合 (筋線維使用割合) を算出する。

エネルギー代謝系は Gastin[2] の調査をもとに構成する。Gastin は運動時の呼気ガスを分析することで、運動中の ATP 生成における酸化系代謝の貢献度を数値的に示した。この中で、測定時間、負荷などの観点で本研究と最も近い片足膝伸展運動を対象としたときの数値を参照する。

主観的筋疲労は被験者の申告によって取得した 2 点に加えて、運動開始時を 0%, 運動終了時を 100% の疲労度とすることで、時系列データを構築した。

取得した 36 回分のデータを学習データとして BN を構築した。その際、各データは各状態値のデータ数が三等分となるよう分割し、データ値の低い方から順に低・中・高とカテゴリ化する。なお、これらデータ処理および BN の構築には (株) NTT データ数理システムの BayoLinkS を用いた。

3.3 モデル評価

エビデンスのパターンによって評価する。その際、バイタルサインの心拍数 (HR)・呼吸数 (RR) のみをグループ A (Table 1 内①②③), 筋線維状態のみをグループ B (④⑤⑥), HR・RR + 筋線維状態を

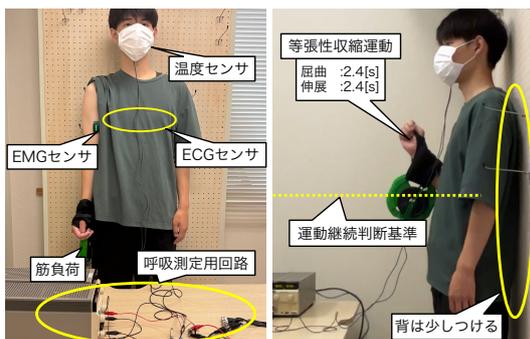


Fig. 2 各種センサと実験環境

Table 1 知見を基にエビデンスを付与した際の実験的予測値の事前確率から事後確率の変化率

No.	筋線維			主観的筋疲労			予測値	変化率 [%]
	HR	RR	遅 中 速	低 中 高	低 中 高			
①	低	低	— — —	0.399	0.328	0.272	低	21.28
②	中	中	— — —	0.316	0.399	0.286	中	10.22
③	高	高	— — —	0.268	0.348	0.384	高	24.28
④	—	—	低 低 高	0.799	0.129	0.073	低	142.9
⑤	—	—	中 中 中	0.142	0.692	0.166	中	91.16
⑥	—	—	高 高 低	0.085	0.101	0.814	高	163.4
⑦	低	低	低 低 高	0.83	0.1	0.07	低	152.3
⑧	中	中	中 中 中	0.135	0.717	0.149	中	98.07
⑨	高	高	高 高 低	0.084	0.097	0.819	高	165.0

グループ C (⑦⑧⑨) とする。Table 1 には、それらの指標に対して低・中・高のいずれかにエビデンスを与えた際の、主観的筋疲労の事後確率を示しており、予測値はそれらのエビデンスが与えられた際、経験的に予測される主観的筋疲労の状態値である。変化率は予測値と合致する状態値 (黄背景) の事前確率から事後確率の変化率を示している。

Table 1 より、①における事後確率の変化率は 21.28% である。これは低疲労と予測されるエビデンスをグループ A に与えた際、BN が出力する主観的筋疲労の「低」の事後確率が事前確率と比較して 21.28% 上昇し、低疲労状態である確率が高まっていることから、予測通りの筋疲労推定がなされていることがわかる。その他、いずれのパターンに対しても正の変化率となっていることから、筋疲労モデルとして機能していることがわかる。また、グループ A, B, C の順に変化率が大きくなっている。これは、筋線維は筋と直接的な関係にあり筋疲労との関連が深いことと、エビデンスを増やすと状態の確定度が上昇するといった BN の特性に起因する。このことから、筋線維状態といった取得難度の高い指標が用意できる環境ならば、より確信を持った筋疲労状態推定を利用できる。また、バイタルサインといった比較的取得が容易なもののみであっても、信頼性は落ちるが推定は可能であることがいえる。

以上の結果より、生理学的知識を考慮した BN を用いることで、あいまいさを含む主観的筋疲労の確率的な推定が可能であることが示唆された。

4. まとめ

本研究では、生理学的背景を考慮した筋疲労の確率モデルの構築と評価を行った。その結果、環境に応じて断片的な入力であっても活用可能な筋疲労推定モデルを構築し、実験を通じてその有効性を確認した。本モデルは実用面においても有用であると考えられる。

参考文献

- [1] 上田, 榎田, 青木, 北村, “EMG に基づく筋の定量的評価とリハビリテーションへの応用”, 電学論 C, **136-7**, 893/899, (2016)
- [2] Paul B. Gastin, “Energy System Interaction and Relative Contribution During Maximal Exercise”, Sports Med, **31-10**, 725/741 (2001)