

多層ニューラルネットワークを用いた嚥下検出モデルの性能評価 A study of swallowing detection model using multilayer neural network

江頭 庸輔[†] 坂東 静[†] 大岩孝輔[†] 野澤昭雄[†]
Yosuke Egashira Shizuka Bando Kosuke Oiwa Akio Nozawa

1. はじめに

近年、高血圧や糖尿病、心疾患といった生活習慣病の罹患者数が増加している。中でも心疾患による死亡者数が増加しており^[1]、その要因の一つに不規則な食事による摂食リズムの乱れが考えられる。

摂食リズムを維持・支援する方法に、食生活アドバイザーによる支援やウェアラブル生体情報計測機器とアプリを連動させたサービスによる支援などが提案されている^[2]。しかしながら、これらの手法は食生活アドバイザーから直接アドバイスを受ける必要があるために、効率的でないという点や、サービスを利用する際に逐次ユーザが自ら情報を入力しなければならないという点が煩雑であり、一般に普及されていない。そのため摂食リズムを支援する方法は、なるべく罹患者の負担を減らし、簡易に摂食時刻を管理できるものが望ましい。これらの要求に応えるために、ユーザの一日の摂食時刻を自動的に記録・管理し、規則的な摂食リズムを維持するためにユーザへ通知するシステムが有用であると考えられる。

摂食行動の 1 つである嚥下に焦点を当てると、先行研究では嚥下に伴い心拍数が有意に増加し、一時的な頻脈を生起することが明らかとなっている^{[3][4]}。摂食リズムを維持するためのシステムの実現を目指して、本研究ではウェアラブル生体情報計測機器を用いた心拍計測を行い、心拍変動を特徴量とした嚥下検出モデルの構築を目的とする。

我々はこれまで、階層型 3 層ニューラルネットワーク (以下 NN と略記する) モデルを用いることで、摂食を伴う嚥下 (食嚥下と定義)、生唾を飲み込む嚥下 (空嚥下と定義)、及び嚥下なし (無嚥下と定義) の 3 状態の識別を試み、約 83% の識別率を達成した。しかしながら、食嚥下の試料に固形物しか用いておらず、飲み物すなわち液体の嚥下 (飲嚥下と定義) を考慮していなかった。そのため本稿では高い性能で物体の認識や検出を実現する畳み込みニューラルネットワーク (以下 CNN と略記する)^[5] による食嚥下、飲嚥下、空嚥下、無嚥下の 4 状態の識別を試みた。さらに、CNN、及び NN による識別率を比較した。

2. 実験方法

2.1 計測システム

計測システムを図 1 に示す。計測は、室温 $25.0 \pm 0.8^\circ\text{C}$ の実験室内にて実施し、室温の順化時間を 10 分以上とした。被験者は座位にて、心拍 R 波間隔測定装置 (eMotions LAB、Mega Electronics 製) を装着し、心拍 R 波間隔 (R-R Interval、以下 RRI と略記する) を計測した。心拍計測用の電極は、四肢誘導法の第二誘導に従い、左第二肋骨付近 (+)、右鎖骨下窩部付近 (-) に装着した。心拍 R 波間隔測定装置のサンプリング周波数は 1kHz とし、心拍 R 波間隔測定装置内のメモリに記録された RRI 時系列データは実験後に PC にデータを転送し記録した。また、嚥下の生起を確認する

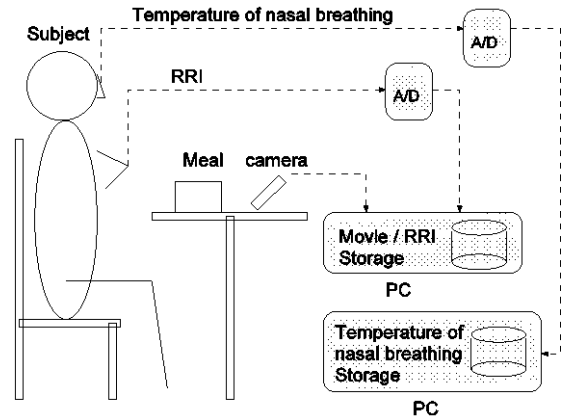


図 1 計測システム

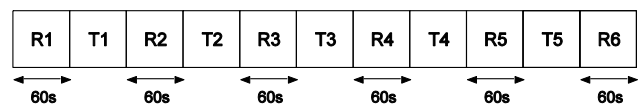


図 2 摂食実験プロトコル

ために、呼吸間隔測定装置 (LT8A、Gram Corporation 製) を装着し、鼻呼吸に伴う温度変化を計測した。鼻呼吸による温度変化データをサンプリング周波数 2Hz で PC に記録した。被験者の前方 0.5m の位置に嚥下を確認できる画角でカメラ (FDR-X1000、SONY 製) を設置した。

2.2 測定手順

実験は摂食実験と安静実験の 2 種類から構成される。摂食実験のプロトコルを図 2 に示す。摂食実験は摂食と前後 1 分間の安静閉眼からなる 5 セットにより構成される。安静実験は 7 分間の安静閉眼状態より構成される。被験者は 10 名 (平均年齢: 22 ± 0.4 歳、男性: 7 名、女性: 3 名) とした。摂食完了は食物が口内から完全に無くなった時とした。また、咀嚼回数は制限せず、嚥下の際になるべく一度で嚥下するよう被験者に指示した。被験者には予め実験内容・目的・調査対象を文書で十分説明し、実験協力に対する同意を確認した。

2.3 試料

試料内の添加物による影響を考慮するために、食嚥下及び飲嚥下に用いる試料の添加物を統制した。用いた試料は、ブロック状寒天 (伊那食品工業社製)、ゲル状寒天、及び軟水 (KIRIN 社製、pH 値 8.8-9.4、硬度 59mg/L) とした。寒天は熱湯の軟水中にて 5 分間攪拌膨張させ、濃度を 7% とした。その後、プラスチック製容器に適量の寒天ゾルを流し入れ、 10°C の恒温器で 20 分放置した。凝固後の寒天をステンレス製のストレーナーで破壊したものをゲル状の寒天とした。各試料の一回摂取量は、予備実験を行い、被験者が一度で嚥下することができる量である $11 \pm 0.5\text{g}$ とした。

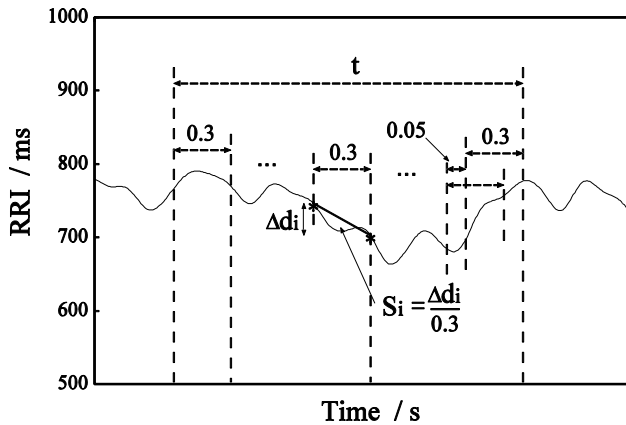


図 3 特徴量の抽出方法

3. 解析方法

計測された RRI 時系列データを、3 次スプライン補間後、20Hz でリサンプリングを行った。図 3 に特徴量の抽出方法を示す。特徴量は 1) ある区間 t (5s、10s、15s) における各 RRI 波形の 0.3s ごとの移動平均 S_i 、2) 区間 t の末端の RRI、3) 区間 t の平均値とした。このとき移動平均 S_i は式 (1) のように求めることができる。

$$S_i = \frac{f(t_i) - f(t_i - 0.3)}{0.3} \quad (i = 1, 2, \dots, \frac{t - 0.3}{0.05} + 1) \quad (1)$$

区間 t に嚥下反応区間が含まれる場合に、食嚥下、飲嚥下、空嚥下のラベル付けを行い、それ以外の場合に、無嚥下のラベル付けを行った。ただし、区間 t に食嚥下と空嚥下、飲嚥下と空嚥下が同時に含まれる場合は食嚥下、飲嚥下を優先し、ラベル付けを行った。食嚥下、飲嚥下、空嚥下、無嚥下の各カテゴリの学習データ数はそれぞれ 19264、1364、30355、9701 とした。使用した CNN の重みフィルタは、サイズが 5×5 で 1 層目は 10 枚、2 層目は 20 枚用いた。プーリングは、 2×2 の小領域から最大値を出力するマックスプーリングを用いた。学習係数は 0.1 でバッチサイズが 10 のミニバッチ学習を行った。学習誤差の算出は交差エントロピー誤差関数を用いて、活性化関数はソフトマックス関数を用いた。また、NN の中間層ユニット数は入力層ユニット数の半分とし、学習係数とバッチサイズは同様に、0.1、10 と設定した。出力関数にはシグモイド関数を用いた。各モデルの識別率の推定には交差検証法を用いた。

4. 結果

図 4 に実験により得られた RRI 時系列データの代表例を示す。図中の RRI 時系列データはそれぞれ、ブロック状寒天の嚥下、ゲル状寒天の嚥下、飲嚥下、空嚥下に伴う RRI 時系列データを示す。また網掛け領域は撮影した動画と呼吸間隔から判定した嚥下反応区間である。

図 5 にラベル付けした訓練データを CNN と NN に学習させ、交差検証法により算出した識別率を示す。区間 t の値で比

† 青山学院大学 神奈川県相模原市中央区淵野辺 5-10-1

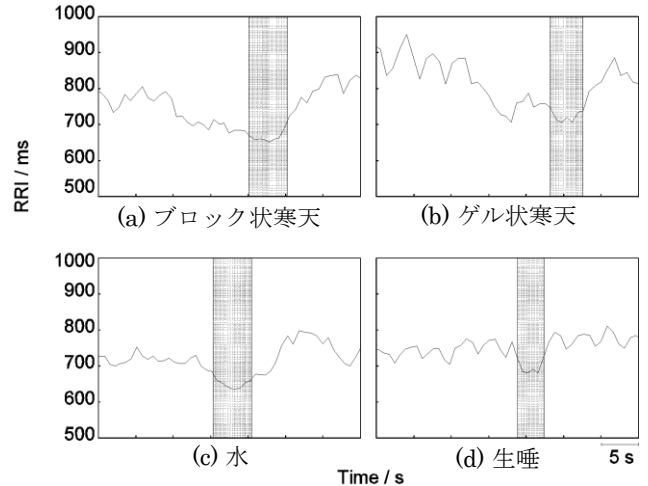


図 4 各試料の嚥下に伴う RRI 時系列データ

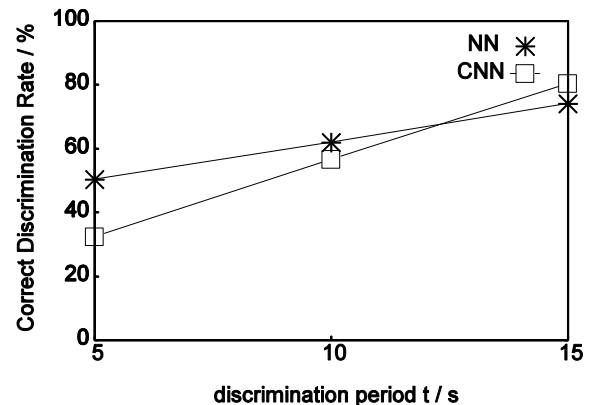


図 5 4 状態における各モデルの識別率

較をすると、 t の増加に伴い両者の識別率が向上する傾向が見られた。 t が 15s では、CNN の識別率は 80.3%である一方 NN は 74.0%であり、CNN の方が高い識別率を示した。本実験では、摂食に伴う嚥下の回数を 1 回に制約したため、1 回の嚥下に伴う心拍変動のパターンを学習し高い識別率を得ることができたと考えられる。さらに CNN のネットワーク構造を最適なネットワークに選択することで、識別率の向上を図ることができると考えられる。今後は嚥下の回数を制限せずに摂食させた場合に、高い識別率で嚥下を検出することが可能なモデルの構築を行う。

参考文献

- [1] 厚生労働省, “平成 26 年人口動態統計”, <http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei14/index.html>
- [2] 堀越力, “ウェアラブル デバイスの現状と将来”, 湘南工科大学紀要, Vol. 49, No. 1, pp. 65-73 (2015)
- [3] 齋藤やよい, 平井昭, 金井和子, 土屋尚義, “循環負荷の面から見た食事摂取方法”, 日本看護研究学会雑誌, Vol. 15, No. 2, pp. 15-22 (1992).
- [4] 小谷潔, 古川健太, 高増潔, “嚥下の心拍変動に与える影響の呼吸位相領域における解析”, 体医工学, Vol. 42, No. 2, pp. 61-66 (2004)
- [5] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, and L.D. Jackel, “Backpropagation applied to handwritten zip code recognition”, Neural Computation, Vol. 1, pp. 541-551 (1989)