

階層型ニューラルネットワークを用いた運動量評価及び 痛み定量化法の提案

高畑 麻里[†] 生田 智敬[†] 青野 修一^{††} 上手 洋子[†] 西尾 芳文[†]

[†] 徳島大学工学部 〒 770-0861 徳島県徳島市南常三島 2-1

^{††} 愛知医科大学医学部 〒 480-1195 愛知県長久手市岩作雁又 1-1

E-mail: [†]{mari,ikuta,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}aono@aichi-med-u.ac.jp

あらまし 我々が怪我や病気により感じる痛みは、我々の生命の危機を知らせる感覚受容器であるとともに、我々の生体機能に様々な悪影響を及ぼすものである。生命を維持するために、痛みを知ることはとても重要なことである。しかし、痛みは主観的な感覚量であり、痛みの大きさを伝えることは極めて困難である。痛みを数値化する技術は発展途上で、今もなお多くの研究者が研究を行っている。痛みを数値化することができれば、鎮痛剤の量の調節や治療効果の判定に有用である。本研究では、階層型ニューラルネットワーク (FNN) により健康状態を判別した。FNN は、人工ニューラルネットワークの一つであり、パターン認識などに応用できる。我々は FNN に学習データを入力しバックプロパゲーション (BP) 法により学習させる。

キーワード 階層型ニューラルネットワーク, バックプロパゲーション

Proposal of Exercise Evaluation and Quantitative Method for the Magnitude of Pain by Using Feed-Forward Neural Network

Mari TAKABATAKE[†], Chihiro IKUTA[†], Shuichi AONO^{††}, Yoko UWATE[†], and Yoshifumi
NISHIO[†]

[†] Electrical and Electronics Engineering, Tokushima University

^{††} Multidisciplinary Pain Center, Aichi Medical University

E-mail: [†]{mari,ikuta,uwate,nishio}@ee.tokushima-u.ac.jp, ^{††}aono@aichi-med-u.ac.jp

Abstract A pain sometimes informs us about something that threatens a person's life. And it affects our vital function. To maintain life, it is very important that we know the pain. Because the pain is subjective, it is difficult to convey the scale of pain. A quantification of the pain is not yet discovered. If we discover a quantification of the pain, it is useful to adjust dose of pain medication, and to evaluate efficacy of treatment. In this study, we evaluate a momentum and distribute the health condition by using the feed-forward neural network (FNN). The FNN is one of a neural network, and it is used for pattern recognition. We input the learning data to the FNN, and the FNN learns the classification of the evaluation of the motion by a back propagation (BP) algorithm.

Key words Feed-Forward Neural Network, Backpropagation

1. ま え が き

痛みは、我々の生命の危機を知らせる重要な感覚受容器であるとともに、我々の生体機能に様々な悪影響を及ぼすものである。生命を維持するために、痛みを知ることはとても重要なことである。しかし、痛みは主観的な感覚量であり、痛みの大きさを伝えることは極めて困難である。痛みを数値化する技術は発展途上で、今もなお多くの研究者が研究を行っている。痛み

を数値化することができれば、鎮痛剤の量の調節や治療効果の判定に有用である。我々は、痛みにより人が無意識のうちに運動を制限する特性に着目し、単純な運動をした時の運動量の評価により、健康状態を判別できるのではないかと考えた。我々は身近なものでの測定を可能にするため、iPhone の加速度センサーから得られるデータを基に判別していく。取得したデータを階層型ニューラルネットワーク (FNN) [1] に入力しバックプロパゲーション (BP) 法 [2] により学習させる。運動時の加

速度データには個人ごとの癖やブレ、生体能力により様々な特徴があり、すべての人に対応することが困難である。本研究では、従来の階層型ニューラルネットワークモデルの構造を改良し、運動量評価及び痛み数値化を目指す。図1に階層型ニューラルネットワークモデルを示す。

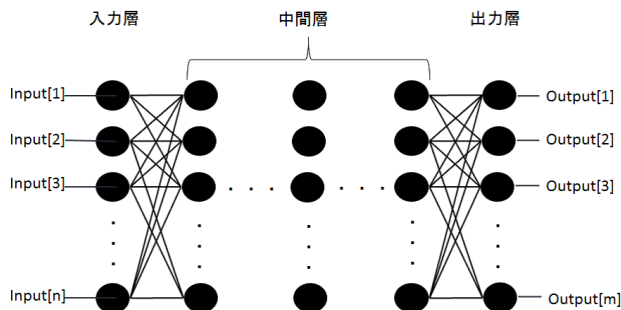


図1 FNNモデル.

2. 提案手法

我々は、データの取得に iPhone アプリケーションの“sensor monitor”を使用する。iPhone を被験者の右足に固定し、ラジオ体操の“両足で飛ぶ運動”をした際の加速度データを取得する。取得した加速度データのうち垂直成分のみを入力データとして使用するものとし、入力データは、それぞれ3段階 (Health, Little Pain, Intense Pain) の健康状態に分ける。3段階の健康状態の被験者から取得したデータを図2に示す。

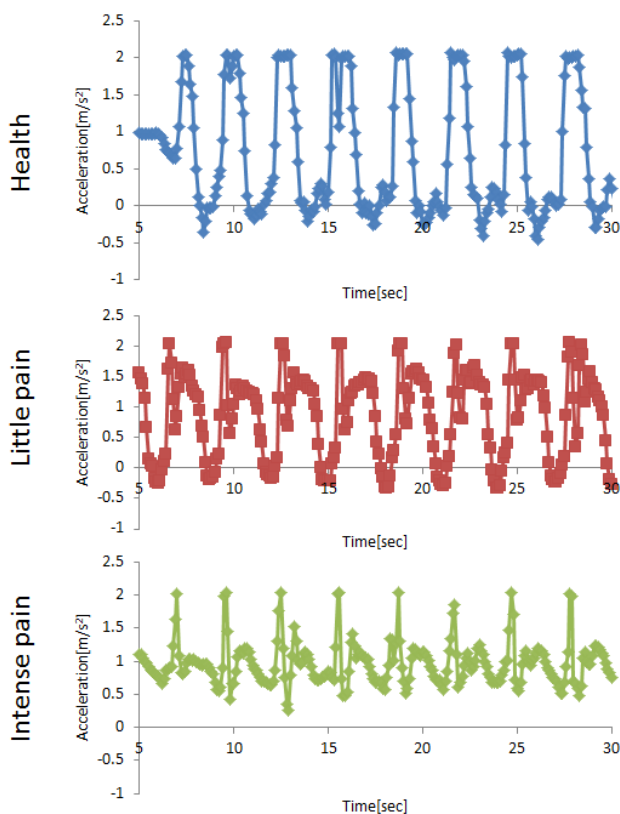


図2 加速度データ.

取得したデータを FNN に入力し、バックプロパゲーション法 (BP 法) により学習する。出力層のニューロンは3個あり、出力値を (out[0], out[1], out[2]) とする。それぞれの健康状態での出力値を、Health の時 (1, 0, 0), Little Pain の時 (0, 1, 0), Intense Pain の時 (0, 0, 1) となるように教師信号を設定する。

3. シミュレーション

3.1 パラメータ設定

従来の3層型ニューラルネットワーク (3層型 NN) と4層型ニューラルネットワーク (4層型 NN) でそれぞれの性能を比較する。学習にはそれぞれの健康状態で10人分ずつのデータを取得し、FNN に各健康状態で学習させる。学習回数は10000回とし、各中間層のニューロン数を50で一定とする。また、出力関数には、シグモイド関数 [3] を使用する。シグモイド関数を式 (1) に示す。

$$O_k = \frac{1}{1 + e^{-0.5x}} \quad (1)$$

3層型 NN と4層型 NN の学習曲線を図3に示す。3層型 NN も4層型 NN もほぼ0に近い値となった。

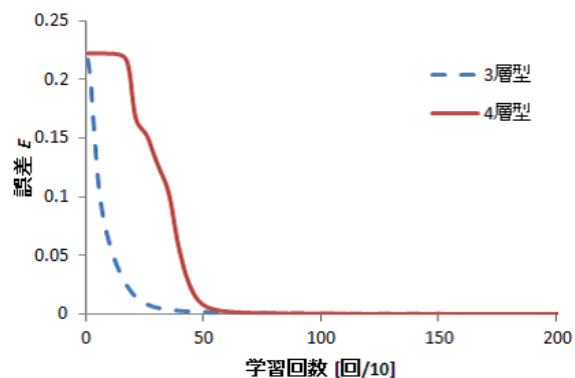


図3 誤差.

3.2 未学習データの判別

学習後、それぞれの健康状態で10人分の未学習データを入力する。未学習データを入力した際の出力を、学習させた際の教師信号と比較し、各健康状態に分類する。分類した結果と、本来の健康状態が正しいかどうかにより、性能を比較する。出力値が0.9以上の値を1、0.1以下の値を0とし、それ以外をerrorとする。out[0]~[2]にひとつでもerrorがある場合、出力値で1が2つ以上ある場合、すべての出力が0となった場合を測定不可とする。健康状態を Health, Little pain, Intense pain, 測定不可でわけることとする。3層型 NN のそれぞれの健康状態での結果を表1~3, 4層型 NN のそれぞれの健康状態での結果を表4~6に示す。

表 1 被験者 (Health).

	out[0]	out[1]	out[2]	判定
被験者 1	0.99988	0.716376	0	測定不可
被験者 2	0.999996	0.647418	0	測定不可
被験者 3	0.999998	0.625092	0	測定不可
被験者 4	0.999998	0.169471	0	測定不可
被験者 5	0.996598	0.945661	0.000003	測定不可
被験者 6	0.999965	0.975399	0	測定不可
被験者 7	0.999998	0.021121	0	Health
被験者 8	0.999864	0.920309	0	測定不可
被験者 9	0.999983	0.074341	0.000003	Health
被験者 10	0.977032	0.995502	0.000002	測定不可

表 2 被験者 (Little pain).

	out[0]	out[1]	out[2]	判定
被験者 1	0.998035	0.99983	0	測定不可
被験者 2	0.21039	0.847209	0.002905	測定不可
被験者 3	0.988304	0.999903	0	測定不可
被験者 4	0.994048	0.999984	0	測定不可
被験者 5	0.995725	0.999951	0	測定不可
被験者 6	0.990042	0.999965	0	測定不可
被験者 7	0.996635	0.999862	0	測定不可
被験者 8	0.929856	0.999995	0	測定不可
被験者 9	0.998588	0.998849	0	測定不可
被験者 10	0.736755	0.999567	0.000013	測定不可

表 3 被験者 (Intense pain).

	out[0]	out[1]	out[2]	判定
被験者 1	0.95267	0.000013	0.553978	測定不可
被験者 2	0.996325	0.753777	0.000011	測定不可
被験者 3	0.68963	0.000002	0.970457	測定不可
被験者 4	0.949477	0.907822	0.000088	測定不可
被験者 5	0.866757	0.000001	0.968495	測定不可
被験者 6	0.973506	0.572902	0.000171	測定不可
被験者 7	0.981638	0.0146	0.003359	Health
被験者 8	0.011163	0.922164	0.014701	Little Pain
被験者 9	0.937397	0.009812	0.009244	Health
被験者 10	0.258402	0.000051	0.931948	測定不可

表 4 被験者 (Health).

	out[0]	out[1]	out[2]	判定
被験者 1	0.998119	0.219586	0.000018	Health
被験者 2	0.993153	0.202767	0.000073	Health
被験者 3	0.998809	0.087806	0.000036	Health
被験者 4	0.999371	0.010071	0.00018	Health
被験者 5	0.962815	0.328133	0.000174	測定不可
被験者 6	0.963715	0.802423	0.000023	測定不可
被験者 7	0.999873	0.010688	0.000038	Health
被験者 8	0.959784	0.551354	0.000084	測定不可
被験者 9	0.998253	0.013104	0.000345	Health
被験者 10	0.471332	0.945731	0.000124	測定不可

表 5 被験者 (Little pain).

	out[0]	out[1]	out[2]	判定
被験者 1	0.885954	0.9784	0.000007	測定不可
被験者 2	0.030023	0.988628	0.000479	Health
被験者 3	0.758607	0.989698	0.000007	測定不可
被験者 4	0.82296	0.988783	0.000006	測定不可
被験者 5	0.913775	0.978273	0.000005	測定不可
被験者 6	0.874708	0.98421	0.000006	測定不可
被験者 7	0.906251	0.979048	0.000005	測定不可
被験者 8	0.643782	0.99368	0.000008	測定不可
被験者 9	0.551707	0.985213	0.000027	測定不可
被験者 10	0.062762	0.994129	0.00015	Health

表 6 被験者 (Intense pain).

	out[0]	out[1]	out[2]	判定
被験者 1	0.926765	0.000122	0.295831	Health
被験者 2	0.964195	0.599266	0.000059	測定不可
被験者 3	0.225196	0.00006	0.938548	Intense pain
被験者 4	0.55109	0.923032	0.000126	測定不可
被験者 5	0.287578	0.000033	0.950878	Intense pain
被験者 6	0.848501	0.707383	0.000154	測定不可
被験者 7	0.987273	0.03509	0.000743	Health
被験者 8	0.00503	0.990367	0.001869	Little pain
被験者 9	0.981036	0.032221	0.001111	Health
被験者 10	0.077592	0.000226	0.933301	Intense pain

表 1~6 より 4 層型 NN が 3 層型 NN より性能が上がっている。図 4 にそれぞれの健康状態での正解率を示す。

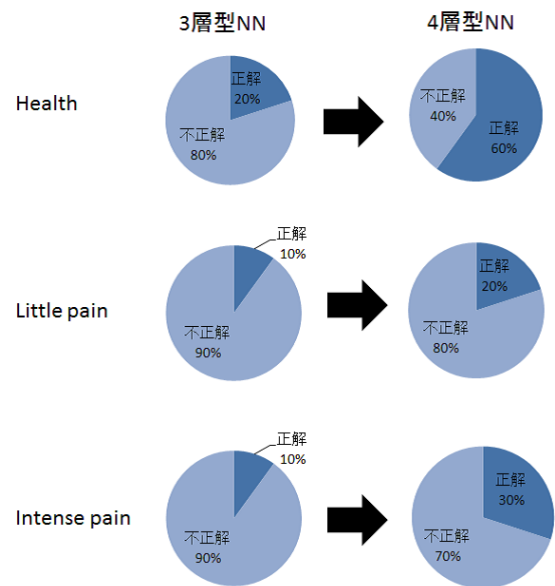


図 4 正解率。

各健康状態でそれぞれ少しずつ性能が上がっていることがわかる。

4. ま と め

本研究では、単純な運動をした際の加速度データから被験者の抱える痛みの度合いを3段階に分ける方法の提案を行った。加速度データには、被験者自身の癖やブレ、生体能力により様々な特徴を持っており、従来の統計分析手法では困難であった。そこで、ニューラルネットワークを用いて各データに内在するパターンを読み取ることを目指した。

4層型 NN は従来の3層型 NN では判別しきれなかったデータの判別を可能とした。しかし、各データの特徴の検出の精度が低く、未学習データの判別が不十分である。今後は中間層の層数をさらに増やして性能の向上を図る。また、本研究では取得した加速度データのうち垂直成分のみを使用している。今後は、1軸成分のみの特徴検出を3軸成分に変えることでより精度を上げることを目指す。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 26540127 の助成を受けたものである。

文 献

- [1] J. Ilonen, J.K. Kamarainen and J. Lampinen, "Differential Evolution Training Algorithm for Feed-Forward Neural Networks," Neural Processing Letters, vol.17, pp.93-105, 2003.
- [2] J. Ilonen, J.K. Kamarainen and J. Lampinen, "Differential Evolution Training Algorithm for Feed-Forward Neural Networks," Neural Processing Letters, vol.17, pp.93-105, 2003.
- [3] G. Hiromu, U. Yoshihiro, K. Takeshi and T. Nobuyuki, "Relations Between Sigmoid Function's Polarity and Convergence in Back Propagation Learning," Technical Report of IEICE, NC93-115, pp25-32, Mar. 1994.