

ニューラルネットワークによる歩行モデルの 構築と歩行能力の評価

井上 伸一¹⁾, 井上 希凜²⁾, 齋藤 健治³⁾
渡邊 正和⁴⁾, 山津 幸司¹⁾, 永富 達也⁵⁾

Construction of the Walking Model and Evaluation of
the Walking Ability Using Neural Network System

Shin-ichi INOUE, Kirin INOUE, Kenji SAITOU
Masakazu WATANABE, Koji YAMATSU, Tatsuya NAGATOMI

It is necessary to perform the motor function test and physical fitness test to evaluate the physical ability of elder people in the care prevention service. Generally, we apply the muscle strength test such as grip strength test and leg extension strength test for elder people, but it is hard to recognize the effect of the care prevention practice on the muscle strength test for elderly. On the other hand, we can definitely observe the training effect in the walking movement analysis.

The purpose of this study is to evaluate the walking movement of elder people by using the neural network system. 204 training data and 88 test data was applied to construct the walking model as the deep learning. As a result of the learning, the loss function showing the cognition accuracy was reduced as proceeding the learning, and the loss function of the training data and test data was each 6.48 and 8.01. These results show the walking model constructing in this study is available to evaluate the walking ability for elder people.

1. 緒 言

日本の高齢化率は2015年に26.7%となり、2060年まで一貫して高齢化率は上昇し、2060年では2.5人に1人が65歳以上の高齢者となる見込みであることが平成28年厚生労働白書では示されている¹⁾。高齢化が進むにつれ、医療費や年金、介護あるいは少子化にともなう生産年齢人口の減少の問題等が顕在化してくるが、高齢者の健康寿命が延伸し、さらに高齢者のプロダクティビティを高

めることができれば、高齢化にともなう数々の問題も軽減できる²⁾。そのためにも近年、行政や民間が手掛ける介護予防事業やロコモ予防事業は重要な取り組みであるといえることができる。

介護予防教室やロコモ予防教室など運動によって身体機能を高める取り組みでは、運動の内容や強度が適正であるかどうかを判断するために、定期的に筋力や柔軟性、バランス能力等の運動機能テストを実施する必要がある。これらの測定値が

1) 佐賀大学教育学部, 2) 長崎大学大学院工学研究科, 3) 名古屋学院大学スポーツ健康学部, 4) 福岡大学スポーツ科学部, 5) NPO 法人スポーツフォアオール

向上するのを確認することで、教室に参加する高齢者の運動意欲を高めるといった効果も期待できる。

われわれは2004年より「佐賀大学中高齢者のための健康教室」を地域貢献事業として実施している。この事業は年に春季と秋季の2クール、1クール3ヶ月で週1回2時間の教室である。教室では血圧測定等のチェック後、ストレッチ、筋力トレーニング、リズムダンス、エクササイズウォーキング、レクリエーションをおこなっている。1クルールの最初と最後にトレーニング効果の検証のために、握力、脚伸展力、長座体前屈、開眼片足立ち、椅子立ち上がりテスト等の運動機能テストを実施している。それらの結果によると、3ヶ月間のトレーニングによって柔軟性は若干向上するが、筋力に関わる握力や脚伸展力はほとんど変化がみられない高齢者がほとんどである(図1)。またこれらの一般的な運動機能テストの他に歩行動作解析をおこなったところ、トレーニング後、多くの高齢者に歩行動作の改善がみられた³⁾⁴⁾。具体的には体幹の前傾が改善され、着地時の膝関節角度が伸展、つま先角が立位になり、遊脚のつま

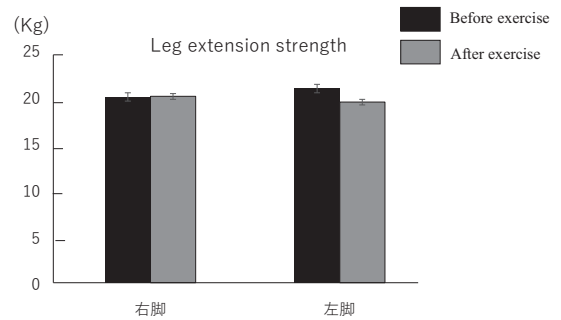


図1 健康教室参加前後の脚伸展力の変化

先最大高が増加しており(図2)、歩行動作が若年化する結果が得られている。また有酸素能力や身体調整力の向上を目的として取り入れているリズムダンスでは、教室開始当初は自分の四肢をうまくコントロールできず、苦笑いをしていた参加者も、後半ではリズムにのってインストラクタの指示どおりの動きを実行できるようになり、筋力や神経系、バランス能力などを統合した能力である身体調整力はかなり高まってきて、動作も格段に改善しているのがみてとれる。

これらのことから、高齢者は3ヶ月程度のトレーニングにより歩行やダンスなどの動作においてはトレーニング効果があらわれるが、筋力測定

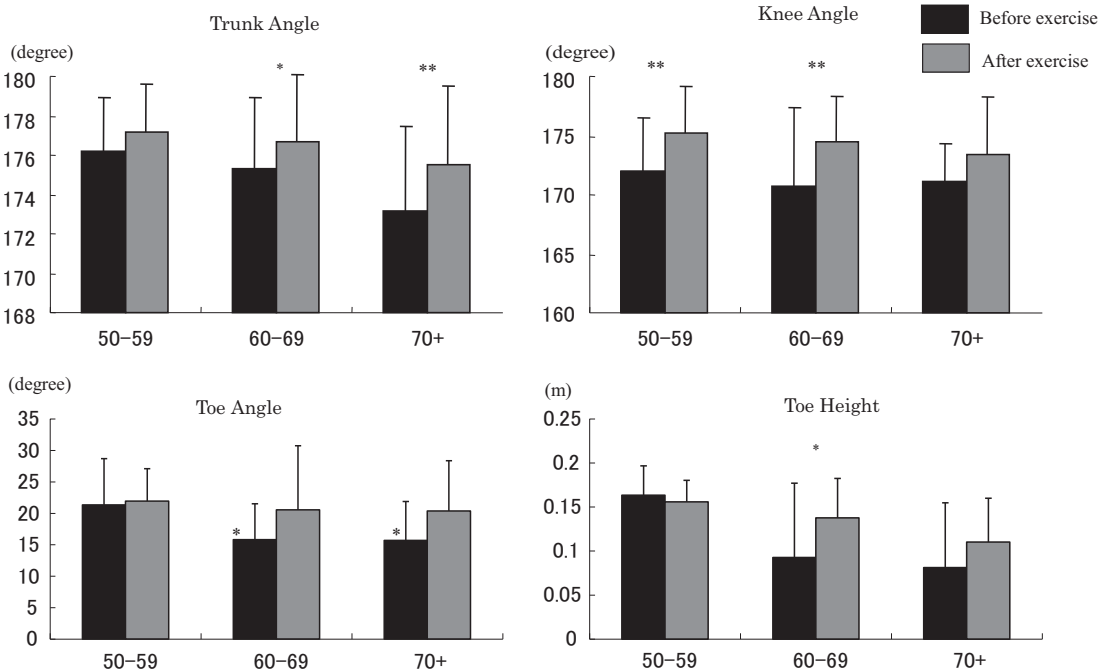


図2 健康教室参加前後の体幹角度、膝角度、つま先角度、つま先高の変化

等には動作が改善されたほどにはその効果が数値として現れにくいのではないかと予想される。

そこで本研究では歩行動作を数値化して簡便に評価する方法を開発することを目的とする。上記した歩行動作の解析では身体各部位の運動学データを個々に分析し評価していたが、汎用性をもたせるためニューラルネットワークを適用して歩行動作を総合的に判定し、動作に相当する年齢を評価値として出力するシステムの構築を目指す。

転倒による骨折が重篤な病状の原因となるケースが多いことから⁵⁾、介護予防においても歩行能力を向上させることは非常に重要である。本研究により、歩行動作から歩行能力を直接的に評価する手法が確立されれば、介護予防事業での有効な運動機能テストとして活用されるだろう。

2. 方 法

2-1. ニューラルネットワークの設計

本研究が目指すシステムの概要を図3に示す。高齢者の歩行動作を撮影し、歩行1周期分の身体

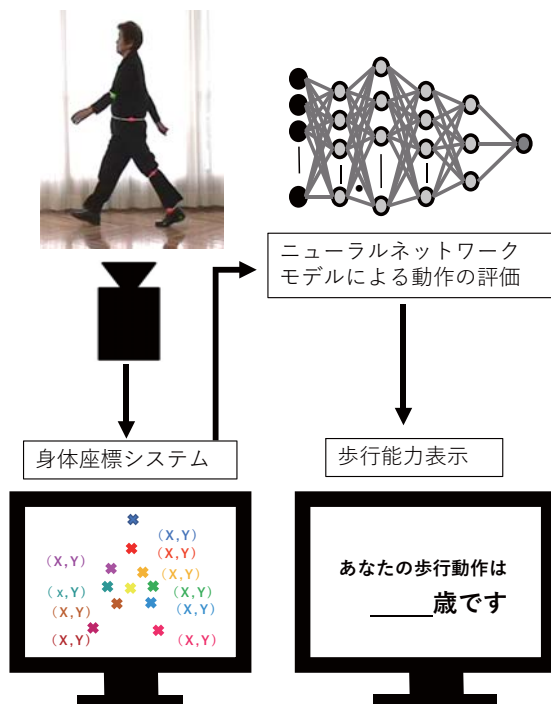


図3 本研究が目指す歩行評価システムの概要

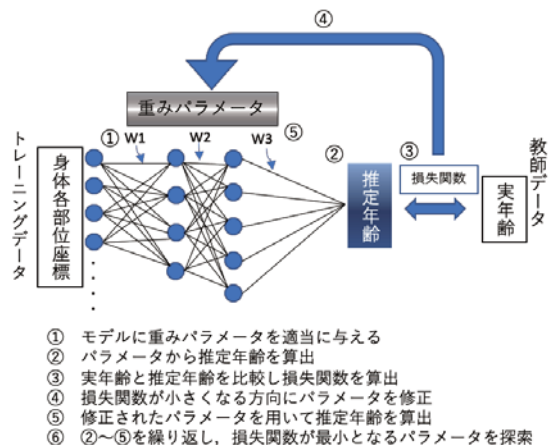


図4 ニューラルネットワークによる学習のイメージ

座標を算出する。その座標値を予め学習された歩行モデルに入力すると、歩行能力に相当する年齢を出力するというシステムである。歩行モデルはニューラルネットワークにより構築する。ニューラルネットワークの構成を図4に示す。4層のニューラルネットワークで構成し、入力ノードとして2次元の身体座標（頭頂、頸、左肩、左肘、手首、左大転子、左膝、左足首、左踵、左つま先）の10ポイント、ノード数20個を用いる。なお撮影は左側方からおこなっているため、映像前面にくる左側面だけの部位を採用している。3つの隠れ層にはそれぞれ100個のノードを配置し、出力層は年齢とする。活性化関数はReLU関数とした⁶⁾。

2-2. 歩行データの収集

ニューラルネットワークではモデルの精度を高めるために、大量のデータを入力する必要がある。本研究では、われわれがこれまでにおこなった歩行実験で収集したデータを用いた。

被検者は50代～80代の男女292名（ 66.7 ± 9.3 歳）である。被検者の左側方から矢状面の映像をサンプリング周波数60Hzで撮影し、歩行1サイクルの身体各部位10箇所の座標データをデジタルにより算出した。

2-3. 歩行モデルの学習

収集したデータのうち、モデルの学習に用いるトレーニングデータを204試技とし、モデルの評価に用いるテストデータを88試技とした。ニューラルネットワークにおけるモデルの学習の概要は以下の通りである。トレーニングデータを入力値として年齢を出力し、そのモデル(それぞれのノードの重み係数)を用いてテストデータを入力値として年齢を出力する。出力した年齢と実年齢の比較から損失関数を算出し、損失関数が小さくなるように次のモデルを構築する。モデルの学習と評価を繰り返し、モデルの認識精度を高めていく。損失関数が十分に小さくなったと判断したときにモデルの学習は終了する。なお評価のための損失関数は平均絶対誤差 (Mean Absolute Error) を用いた⁷⁾。

3. 結果・考察

3-1. 歩行モデルの学習

図5に歩行モデルの学習に用いたトレーニングデータと、モデルの評価に用いたテストデータの損失関数のグラフを示す。横軸はエポック、縦軸は本研究で用いた損失関数の平均絶対誤差を示している。エポックとは学習を繰り返す単位で、1エポックですべてのトレーニングデータとテストデータに対して認識精度を計算している。損失関数は実年齢と歩行動作から推定した年齢との差が小さくなっていることを示すので、この値が小さくなるほど認識精度が高まっていることを意味す

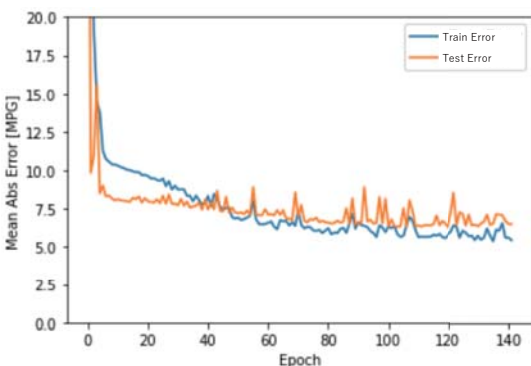


図5 トレーニングデータおよびテストデータの損失関数の推移

る。今回は140エポックまで学習を繰り返したが、エポックが進むにつれ損失関数の値は小さくなり、徐々に収束しているのがわかる。

140エポック目での損失関数はトレーニングデータでは6.48、テストデータでは8.01となった。

3-2. 歩行モデルの適合性

上記したように本モデルで学習した認識精度を示す損失関数はテストデータで8.01となった。この値は標準偏差のようにばらつきの度合いを示すものであり、通常であれば損失関数が小さくなるほど認識精度が高くなると評価できる。たとえば深層学習でよく用いられる手書き文字の判別では手書き文字とモデルで予測した文字がすべて一致すれば、損失関数はゼロとなり、認識精度は完璧なモデルであると評価できる。

しかし本研究の場合、歩行モデルで予測した年齢が実年齢と一致すればいいというものではない。予測した年齢はあくまでも歩行能力の指標となる年齢、つまりその年齢の平均的な歩行動作様式である。高齢であっても歩行速度が速い、歩幅が広い、股関節、膝関節、足関節の可動域が広い、といったようにより若年者に近い歩行動作をしている場合には予測年齢は低くなるべきである。以上のことから予測した歩行動作の精度の検証についても検討していく必要がある。

3-3. 今後の展開

本研究では292試技の歩行データをニューラルネットワークモデル構築のために使用したが、深層学習のデータ数としては非常に少ないといわざるをえない。データ数が増すにつれデータの認識精度も向上するので今後はデータの蓄積が重要となってくる。

本研究では身体各部位の座標をモデルの入力値としているが、この座標値は映像のディジタイズ、つまり人力で座標を読み取る作業により獲得している。この作業はデータの精度はある程度確保されるもののデータ取得に多大な手間と時間がかか

るため、今後大量のデータを得る手段としては不向きである。

近年の AI 技術の進歩はめざましいが、特に映像処理について種々の解析技術が開発されている。その中にはヒトの映像から頭頂、肩峰、肘など身体部位を推論し、動画であってもほぼリアルタイムで座標を出力するシステムも登場している。これらのシステムを活用すれば、歩行動作を撮影するだけで必要なデータが瞬時に獲得できるため、深層学習に必要とされるビックデータの収集も可能となるだろう。

今回入力したデータは歩行 1 サイクルの座標をなんの加工もせずにそのまま入力したが、深層学習ではデータの前処理、つまりどのようなデータを入力するかが認識精度に大きく影響するといわれている。1 サイクルを正規化し動作の局面を合わせる等の前処理をおこなった場合の精度を評価し、より信頼性の高いシステムの構築をおこなっていくことが必要である。

参考文献

- 1) 平成28年版厚生労働白書—人口高齢化を乗り越える社会モデルを考える—, 厚生労働省, 2016
- 2) 岡田守彦, 松田光生, 久野譜也: 高齢者の生活機能増進法, NAP Limited, 2000
- 3) 井上伸一, 齋藤健治, 檜垣靖樹, 甲斐今日子, 相浦真二郎: 転倒予防エクササイズが歩行動作および重心動揺に及ぼす影響, 日本機械学会機械力学・計測制御部門講演論文, 2003
- 4) 井上伸一, 檜垣靖樹, 齋藤健治: 加齢に伴う歩行動作の変化と転倒予防プログラムの効果, 第54回日本体育学会大会抄録集, 2003
- 5) 宮原洋八, 竹下寿郎: 地域高齢者における運動能力と健康寿命の関係について, 理学療法学31, 155-159, 2004
- 6) 齊藤康毅: ゼロから作る Deep Learning, O'REILLY, 2016
- 7) 井上伸一, 井上希凜, 齋藤健治, 渡邊正和, 永富達也: ニューラルネットワークを用いて歩行能力を簡便に評価するシステムの開発, 日本バイオメカニクス学会第26回大会講演論文集, 2020