

ディープラーニングを用いたモーションヒストリー解析の応用

宮崎 英一¹ ・ 坂井 聡² ・ 谷口 公彦³
佐野 将大³ ・ 近藤 創³

要旨

本研究室では、主として運動機能に障害のある方に向けてICTを活用したコンピュータの入力補助等の様々なデバイスを試作してきた。ここで問題になったのが、障害のある方がスイッチ等を押す場合、それが、自分の意思によるものか、あるいは不随意運動に伴う意思性を持たないものかという判別であった。そのため、加速度センサ等を用いてスイッチ動作における指先の運動特性（モーションヒストリー）を測定していたが、人間では有意な判別性を見つけることはできなかった。そこで、本研究では、進歩が著しいディープラーニングシステムを用いてモーションヒストリーの解析に応用できるかを探るものである。

キーワード：ディープラーニング、モーションヒストリー、障害者支援、不随意運動

1. はじめに

コンピュータに代表されるICT機器は、多くの可能性を持ち、日常生活の質を高める有意義なツールであると言える。しかし我々が日常生活において使用されている、マウスやキーボード等のICT機器の操作を行うインタフェースは、主として健常者の使用を前提にしており、運動機能等に障害をもった方には、決して使いやすいものではなく、寧ろ使用を制限するものであった。これを改善するため、本研究室では、主として運動機能に障害のある方に向けてICTを活用したコンピュータの入力補助等の様々なデバイスを試作^{i, ii}してきた。

一方、学校や病院・家庭等の実際の環境では使用される入力デバイスの多くはスイッチによ

るものが多かった。これは、スイッチ本体の構造が単純である事、比較的安価な事、使用する人の状態に応じたいろいろなタイプが存在する事、別デバイスを追加すれば、キーボード入力に相当する文字入力まで可能な事等、多くの利点がある。しかし決定的な点はスイッチを押すという極めて単純な動作だけで入力が完結する事である。

障害をもった方にとって、マウスのように精密な位置制御や文字入力におけるキーボード入力はその学習や操作方法の習得に大きな時間的コストが要求される。一方、スイッチは押すという単純な操作なので、操作方法の習得等に時間的なコストが少なくすむ。また押す動作に関しては、指で押す以外にも、腕で押したり、

1 技術教育

2 特別支援教育

3 高松養護

舌で押したり、足で押したりと、スイッチの配置場所を変えるだけで障害の状況に応じて多彩な対応が簡単に実現可能である。このようにスイッチは実際の現場において今後も広く使用されるデバイスである。

しかし問題になったのが、障害のある方がスイッチ等を押す場合、それが、自分の意思によるものか、あるいは不随意運動に伴う意思性を持たないものかという判別であった。その判別を行うため、様々な手法でスイッチ動作における指先の運動特性（モーションヒストリー）を測定してきた。しかしそれらの測定データ（マウスのクリック動作）は図1に示すように、人間には、直感的には理解しがたく、定性的な評価さえも困難であった。

そこで、本研究では、ディープラーニングシステムを用いてモーションヒストリーから不随意運動の意思性解析に応用できるかを探る。ただ、図1のデータを直接ディープラーニングシステムで解析しても、その結果が正しいかどうか判断がつかない。そこで本研究では、予め人間が判別できる画像データを準備し、このデータを用いてディープラーニングを行い、この手法が解析に適切かどうかの判断を行う事を目的とする。

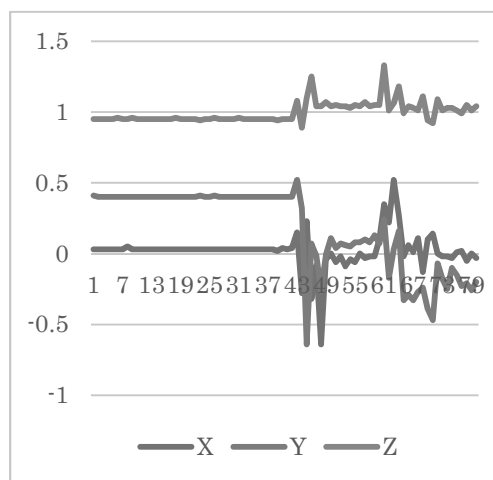


図1 3軸加速度センサ測定データ

2. ディープラーニングシステムテスト

現在、ディープラーニングのフレームワークとしては様々なものが発表されている。特に最近では極めて進展が早く、より細分化されたものが出てきている。本研究では、機械学習システムとしてSONYの提供するニューラルネットワークコンソールⁱⁱⁱ（以下：NNC）を用いた。このシステムの特徴は

- 1) ドラッグ&ドロップによる簡単編集
- 2) 構造自動探索
- 3) 学習後、すぐに結果を確認

である。特に1)においては事前にPythonやディープラーニングの数式を学ぶ必要が無く、ドラッグ&ドロップでネットワーク構造やパラメータが変更出来るので、初心者にも使いやすいシステムとなっている。NNCにはクラウド環境とローカル環境で動作する2種類があるが、本研究では、ディープラーニングのテストを主としているので、無料で実行できるローカル版を用いた。

2.1 手書き文字認識テスト^{iv}

NNCには多くの学習モデルおよびデータセットが事前に同梱されている。その中には手書き文字認識がある。これは、手書きの数字「4」、「9」が書かれた28×28ピクセルの画像を識別するものであり、学習用データが1500個、評価用データが500個で構成されている。

ここでは、学習動作のテストとしてサンプルプロジェクト（02_binary_cnn.sdcproj）を用いた。これはCNNと呼ばれるディープラーニングであり精度が高い識別を行うことが可能である。この学習状況及び解析結果を図2に示す。同図a)が学習状況をリアルタイムで表示しており、横軸は学習世代数、左縦軸は学習データにおけるコスト関数の値、右縦軸は学習データおよび評価データにおける誤差関数の値を示している。また同図b)が学習結果を示している。このサンプルでは、最終的に手書き文字認識は98%となり、極めて高い精度で認識出来ている事が示された。

3. 自前画像での認識

上記でテストしたように、NNCではディープラーニングによる手書き文字認識が可能であった。次に自前で準備した画像で、判別ができるかどうかのテストを行う。本研究では、判別画像として「玉藻公園」と「栗林公園」を判別対象とした。これらをNNCで解析する前にはNNCが利用可能なフォーマットに変換しておく必要がある。自前画像をデータセットとするには以下の手順となる。

1) データセットの元画像準備

ここではPythonのスクリプトを用いてWEB上から「玉藻公園」と「栗林公園」を検索キーワードとして画像データをクロールする。

2) 事前画像判別

上記で収集した画像には、撮影された画像に対象物以外の物（例：人物、キャプション）が撮影されていたりしているので、これらを学習

データとすると誤学習する恐れがある。そのため、事前に人間が目視でこれらの不適切な画像を除去する必要がある。

3) 画像のリサイズ

WEBから収集した画像は画素やサイズがバラバラのため、これらを直接データとして用いる事は出来ない。そのため、事前に一括して画素を揃えておく必要がある。本研究では、コンピュータの処理能力等を換算して、 32×32 画素でリサイズを行った。その後、判別データ毎にフォルダを作成し、各画像のファイル名を連番に変更すれば、データが完成となる。

4) 学習モデルの決定

NNCにはサンプルとして様々な学習モデルが事前に準備されているが、ここでは上記でテストした02_binary_cnn.sdcprojを用いた。そのためデータセットの再定義及びモデルの入力部の画素修正だけでディープラーニングの利用が

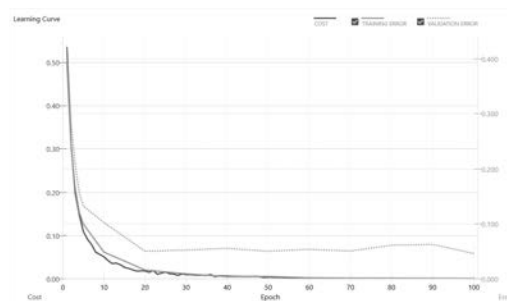


図2 a) 手書き文字学習状況

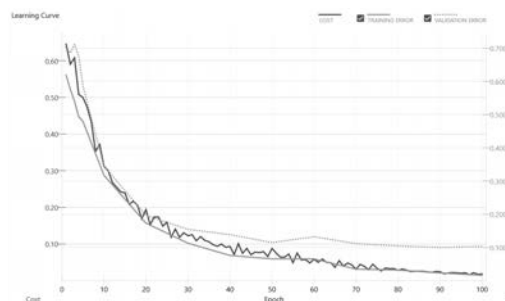


図3 a) 学習結果






Index	ximage	ylabel	y'
1		0	0.00038246986
2		0	0.00037512073
3		1	0.99931455
4		1	0.9995965
5		1	0.999597

図2 b) 手書き文字認識結果

Index	ximage	ylabel	y'
1		1	0.99152276
2		0	0.08997795
3		0	0.004652314
4		1	0.8281254
5		0	0.01096688

図3 b) 解析結果

可能になる。

以上の手順が済めば、「学習」、「評価」を行う事が出来る。この結果を図3に示す。同図a)が学習結果であり、同図b)が解析結果である。最終的には97%の確率で解析を行う事が出来た。

5) 学習モデル自動最適化

上記で述べたように、NNCの特徴としてネットワーク構造の自動最適化のアルゴリズムを有している。上記の設定で自動最適化を行った一例を図4に示す。同図a)が、初期に設定した「02_binary_cnn.sdcproj」のモデルであ

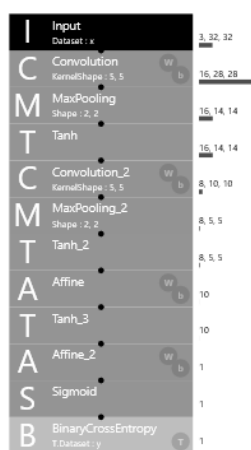


図4 a) 最適化前モデル

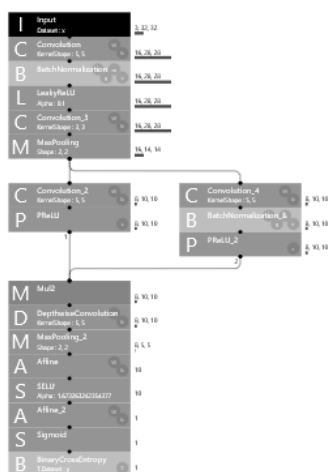


図4 b) 自動最適化モデル

り、同図b)が最適化により自動的に設定されたモデルである。ここでは、ネットワーク構造の自動最適化のアルゴリズムとしてネットワーク特徴量とGaussian Processを使ったBayesian Optimizationを用いたネットワーク構造の自動探索を行った。また自動最適化における最適化対象にはより誤差が少なく、かつ演算量の少ないネットワーク構造の探索として「Error and Calculation」を用いた。

これらの条件下で自動探索回数100回を実行した結果、自動で最適化されたモデルの正確さは100%になった。同図に示すように自動最適化前と比較してモデルにコンボリユーション層が追加される等の複雑なモデルが自動的に再構成されている。今回の検証では、図3の結果と比較すると、強力な自動最適化が行われている事が示された。

4. 今後に向けて

今回の研究では、自前画像に対してもディープラーニングを用いた画像解析が行える事が確認できた。今後は、実際に加速度センサ等で測定されたデータを画像化し、この画像をデータセットとして解析を行う。

しかし正確な解析を行うには多くのデータが必要になるため、使用者に負担の無い形でのデータ収集システムを新たに構築する必要がある。そのため、従来の加速度センサを用いた測定だけでなく、今後は非接触で測定できる光学的測定も視野に入れる必要がある。

5. おわりに

本研究では、ディープラーニングを用いて自前の画像に対して認識可能な事が確かめられた。今後はこのシステムを用いて実際に測定されたモーションヒストリーの解析を行い、不随意運動の影響を除去するインタフェースの開発を行う。

これにより、不随意運動をもった方でも、コンピュータを介して自分の意思を伝達する事ができるので、日常生活の新しい機会を得る事が可能になると期待出来る。

6. 謝辞

本研究は、令和元年度「重度重複障害児のコミュニケーション獲得性に向けた支援者支援ディープラーニングシステムの試作(課題番号:19K11417)」の一部として行われたことを記して謝意を示す。

7. 参考文献

- ⁱ オプティカルフローを用いた運動機能障がいをサポートするユーザインタフェースの試作 (Prototype of a Support Input Interface for People with Disabilities Using Optical Flow)、香川大学教育学部研究報告第Ⅱ部、68、1、1-8、2018
- ⁱⁱ 運動機能障がいに適応した4元数を測定するモーションヒストリーセンサの試作 (Prototype of motion history sensor to measure quaternion adapted for motor function disorder)、香川大学教育学部研究報告第Ⅱ部、68、1、9-16、2018
- ⁱⁱⁱ Neural Network Console https://dl.sony.com/intro/fpage1.html?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_term=nnc%20sony&utm_campaign=brand&gclid=Cj0KCQiAiZPvBRDZARIsAORkq7cPxxfH0oZHOxPrhrlqwjyJYNjDxwNXbi_-uhqn2ka1VrLgdQy4JUaAqUFEALw_wcB
- ^{iv} Sony の NNC で人工知能を試してみる (02_binary_cnn. sdcproj) https://newtechnologylifestyle.net/sony%E3%81%AEnnc%E3%81%A7%E4%BA%BA%E5%B7%A5%E7%9F%A5%E8%83%BD%E3%82%92%E8%A9%A6%E3%81%97%E3%81%A6%E3%81%BF%E3%82%8B02_binary_cnn-sdcproj/