

令和元年6月11日現在

機関番号：24506

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K00248

研究課題名(和文) 超複素数値化した深層学習の構築とその画像解析への応用

研究課題名(英文) Hypercomplex-valued Deep Neural Networks and Their Applications to Image Analysis

研究代表者

磯川 倣次郎 (Isokawa, Teijiro)

兵庫県立大学・工学研究科・准教授

研究者番号：70336832

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,400,000円

研究成果の概要(和文)：本研究課題では、超複素数における深層学習手法を開発するとともに、それを組み込みシステムへの実装ならびに画像解析への応用に供することを目的としている。そのため、達成すべき課題は、(1) 超複素数に基づく深層学習手法の確立、(2) この深層学習による画像解析システムの構築・評価の二点に分けられる。

(1)に関しては、超複素数の一つである四元数に基づくエクストリーム学習器および四元数に基づく畳み込みニューラルネットワークモデルの構築を行った。(2)に関しては、四元数エクストリーム学習器の再構成プロセスへの実装ならびに色彩情報復元問題を用いた評価を行った。

研究成果の学術的意義や社会的意義

従来のニューラルネットワークを大規模化したものは深層学習あるいはディープラーニングと呼ばれるものであり、これは画像情報などの多次元データを多数のニューロンと呼ばれる基本素子により処理するシステムである。本研究課題では、ニューロンの数ではなく各ニューロンが多次元のデータを処理することにより大規模化する方法を検討したものである。本課題において構成したニューラルネットワークでは、多次元のデータを処理するために多次元の数体系を導入することにより、従来の実数に基づくニューラルネットワークよりも効率的に処理できうることを示し得た。

研究成果の概要(英文)：The purpose of this project is to construct deep neural networks based on hypercomplex-value systems and to evaluate the performances of these neural networks through the tasks of image analysis. It is expected that the representations and operations in hypercomplex number systems would be beneficial to multidimensional data processing, as compared to conventional (real-valued) neural networks.

The following outcomes have been achieved in this project: (1) Quaternionic (one of hypercomplex-value systems) Extreme Learning Machine (QELM) and quaternionic convolutional neural networks have been proposed. (2) QELM has been implemented on a reconfigurable processor and its performance is evaluated through the problem of color information retrieval from the images under low illuminations.

研究分野：複素・超複素ニューラルネットワークの基礎理論および工学応用

キーワード：ニューラルネットワーク 複素ニューラルネットワーク 四元数 エクストリーム学習器 畳み込みニューラルネットワークモデル

## 1. 研究開始当初の背景

深層学習(ディープラーニング)とは多数の層から構成されるニューラルネットワーク(以下 NN)による機械学習手法の総称であり、近年、画像認識のみならず音声などの信号処理、言語処理、情報生成などの様々な応用に適用されている。特に画像認識に関しては従来の機械学習手法よりも優れた識別性能が示されている。

また、NN の研究においては複素ニューラルネットワークと総称される研究分野において基礎理論から工学応用に至る幅広い研究が行われており数多くの研究報告がなされている。複素ニューラルネットワークとはニューラルネットワークにおける情報表現を複素数に拡張したものである。この拡張により、振幅・位相情報や二次元座標情報などの「一つの物理量」ではあるが個別のニューロンで扱わなければならないものを元々の一つの実体として取り扱うことが可能となった。

複素数により二つのパラメータを持つ物理量を一つの変数で表現することが可能となるが、一つの物理量をより多くのパラメータにより表現することについては、ニューラルネットワーク研究に限らず複素数ほど詳細に検討されていない。日常的に用いられかつ工学問題としても重要な物理量の例としては、三次元空間における物体の座標表現や光の三原色による色彩情報が挙げられる。

このような次数がより高い物理量を表現するためには、より高次の複素数である超複素数を用いることが有効である。四元数は超複素数の一つであり、一つの四元数は一実数成分と三種の虚数成分の計四成分により表現される。三次元空間におけるベクトルの回転が容易かつ簡潔に表現できるため、四元数はロボティクスや信号処理などの分野で用いられている。この四元数を NN に導入することにより、三次元空間における制御問題や色彩画像処理、信号処理などへの応用が期待できる。

## 2. 研究の目的

前節にて述べたように、深層学習に関する研究は様々な分野において展開されている。この深層学習における課題の一つとして、どのような構造の NN が与えられた問題に適しているのかということが自明ではなく、問題に応じて試行錯誤によりネットワーク構造やパラメータを決定していることが挙げられる。色彩画像情報を扱う深層学習においては、入力画像における各画素を処理するためには色の三原色に対応した三つのニューロンが必要であり、これがネットワーク全体のニューロン数およびパラメータ数の増大に寄与していることは明らかである。このため、ニューロンや結合荷重の情報表現を複素数あるいは超複素数値化することはこれらの複雑さを軽減することに貢献できるものと考えられる。

また、超複素数値化は単なる情報表現だけではなく、ニューロン状態の演算にも超複素数に基づく演算が適用される。これにより、実数値 NN における多次元実数値ベクトルの演算というものがニューロン情報の幾何学変換として処理されることになる。

本研究申請においては、超複素数による深層学習手法を開発することを第一の目的と設定した。超複素数として四元数に着目し、ニューロン状態あるいはニューロン間の結合荷重をこれらの数で符号化することにより三次元や四次元情報を効率的に処理できると考えられる。さらに、この開発した深層学習ニューラルネットワークを画像解析へ応用し、さらに組み込みシステム上での実装を行うことにより超複素深層学習ニューラルネットワークの有用性を検証することも目的とする。

## 3. 研究の方法

深層化された NN の一つとして、3 層の階層型ネットワークについて入出力が同一となるように学習を行うという、いわゆる自己符号化器を構成し、それを積層化したネットワークがある。もう一つの方法が、入力局所情報を抽出するネットワークと位置ずれを吸収するネットワークを積層化して特徴抽出器を構成した後に、その特徴量を用いて分類・回帰を行うネットワーク、いわゆる畳み込みニューラルネットワークがある。本研究課題では、この両方について四元数化された階層化 NN およびその学習アルゴリズムを構成した。さらに、このネットワークの性能評価を行うために、顔画像・感情分類のためのデータセットである fer2013 データセットを用いて画像分類性能を比較した。

また、階層型ニューラルネットワークの一つであるエクストリーム学習器(Extreme Learning Machine; ELM)について四元数化を行った QELM を提案し、3 次元回帰問題ならびに画像識別問題に適用して、従来の実数型 ELM との性能比較を行った。また、QELM に関しては再構成可能なハードウェア上に実装し、低照明下にて撮像された画像から色情報を復元する課題に対して性能評価を行った。さらに、複素数、四元数に基づく連想記憶システムの記憶性能の評価を行った。

## 4. 研究成果

四元数に基づく積層化自己符号化器については、参考文献(1)のニューロンモデルに基づいてネットワークを構成した。このニューロンモデルでは、四元数の3虚数成分が情報の入出力に用いられ、四元数の全ての成分により結合荷重が表現されている。顔表情分類を行うための積層化自己符号化器のネットワーク構造を図1に示す。このネットワークでは、まずAE1を構成した後に、中間層の出力を用いてAE2の学習が行われる。AE1については48×48画素の画像について同じグレイスケール値を入力し、同じ画像が出力されるように学習を行う。AE2については、AE1に入力された画像についての中間層出力を学習データとして学習を行う。これらの学習が行われた後にAE1とAE2を図1に示すような構造で結合する。

四元数に基づく畳み込みNNについては、自己符号化器と同様にニューロンモデルは参考文献(1)に従っている。畳み込み層については、実数型と同じく局所部分が入力されることになり、それを四元数に基づいた畳み込み演算を行った結果を出力する。出力の位置依存性を低減するためのプーリング層については、入力の平均値を出力とする構成とした。

テストデータに対する顔表情識別結果を表1、表2にそれぞれ示す。表1が自己符号化器(QAE)による識別結果であり、表2が畳み込みネットワーク(QCNN)による識別器の結果である。テストデータ全体の識別結果は、QAEの場合が45.3%、QCNNの場合が54.6%となり、QCNNの方が10ポイント近くの精度向上が実現できた。本研究の成果としては、深層化された四元数に基づくNNが構成できたことと、畳み込みネットワークを四元数化したNNが構成できたことである。今後の課題としては、現在の深層学習フレームワーク上に実装することによる四元数深層学習の高速化・高精度化などが挙げられる。本研究成果については、今後国内外での学会発表や論文投稿を行ってゆく予定である。

もう一つの研究成果として、四元数に基づくエクストリーム学習器(ELM)の構成について説明する。ELMは3層の階層型NNであり(参考文献(2))、入力層から中間層への結合はランダムに固定され、中間層から出力層への結合加重は中間層の信号出力と教師信号から構成される行列についての疑似逆行列を求めることにより決定できる。ELMを四元数化するために、入出力信号、結合加重および中間総出力の計算を四元数により表現するとともに、四元数行列についての疑似逆行列を算出する手法を開発した。従来の実数に基づくELMに対して四元数化されたQELMは同等程度のパラメータ数における自己符号化器の信号再現能力において優れていることを示した。本結果については、研究成果の論文[1]において示している。また、このQELMについて信号処理プロセッサ上での実装を想定したハードウェア化を行った。ハードウェア化に際して、信号の固定小数点表現化や積和演算のベクトル化を行うことにより、低速なプロセッサ上でも画像処理を行うことができることを示した。これらの研究成果は学会発表[2],[3]などにおいて発表しており、今後国際学会発表や論文投稿を検討している。

## 参考文献

- (1) N.Matsui, T.Isokawa, H.Kusamichi, F.Peper, and H.Nishimura, "Quaternion Neural Network with Geometrical Operators," Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol.15, no.3-4, pp.149-164, 2004.
- (2) G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, "Extreme learning machine: theory and applications," Neurocomputing, vol.70, no.1, pp. 489-501, 2006.

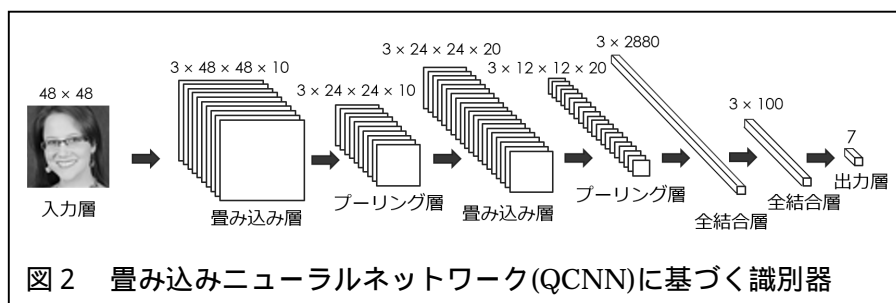
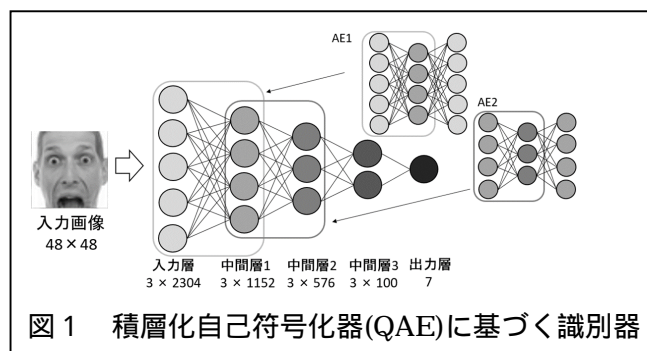


表1 QAE による顔表情の識別結果

		識別クラス(%)						
		怒り	嫌悪	恐怖	喜び	悲しみ	驚き	無表情
正答クラス(%)	怒り	22.3	0.0	8.8	26.1	22.4	3.7	16.7
	嫌悪	13.5	18.9	12.6	24.3	9.0	5.4	16.2
	恐怖	6.8	0.0	21.5	19.5	23.9	10.9	17.3
	喜び	5.1	0.1	2.9	71.9	10.5	3.0	6.5
	悲しみ	9.1	0.1	8.5	21.0	39.2	3.0	19.1
	驚き	4.7	0.1	7.6	12.3	10.2	56.8	8.3
	無表情	5.8	0.1	5.1	21.8	18.7	2.9	45.5

表2 QCNN による顔表情の識別結果

		識別クラス(%)						
		怒り	嫌悪	恐怖	喜び	悲しみ	驚き	無表情
正答クラス(%)	怒り	40.0	0.2	7.2	15.9	18.3	3.9	14.6
	嫌悪	24.3	30.6	8.1	10.8	12.6	0.9	12.6
	恐怖	11.1	0.3	26.9	12.7	23.7	10.8	14.5
	喜び	3.1	0.1	1.9	79.4	7.5	1.7	6.4
	悲しみ	9.5	0.4	7.7	13.2	48.3	1.9	19.1
	驚き	4.0	0.0	7.2	9.4	6.0	66.1	7.3
	無表情	6.7	0.1	4.1	14.4	18.3	2.2	54.2

## 5 . 主な発表論文等

### 〔雑誌論文〕(計 4 件)

[1] T.Minemoto, T.Isokawa, H.Nishimura, and N.Matsui, "Feed forward neural network with random quaternionic neurons," Signal Processing, vol.136, pp.59-68, 2017.

[2] T.Minemoto, T.Isokawa, H.Nishimura, and N.Matsui, "Pseudo-Orthogonalization of Memory Patterns for Complex-Valued and Quaternionic Associative Memories," Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research, vol.7, no.4, pp.257-264, 2017.

[3] T.Isokawa, H.Yamamoto, H.Nishimura, T.Yumoto, N.Kamiura, and N.Matsui, "Complex-Valued Associative Memories with Projection and Iterative Learning Rules," Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research, vol.8, no.3, pp.237-249, 2018.

[4] M.Tsuji, T.Isokawa, N.Yumoto, N.Matsui, and N.Kamiura, "Heterogeneous recurrent neural networks for natural language model," Artificial Life and Robotics, available online, <https://doi.org/10.1007/s10015-018-0507-1>, 2018.

### 〔学会発表〕(計 3 件)

[1] 藤井航基, 峯本俊文, 磯川梯次郎, 松井伸之, "QELM ニューラルネットワークの性能評価," 電子情報通信学会 第 63 回機能集積情報システム研究会, FIIS-17-447, Jun. 16, 2017.

[2] 藤井航基, 磯川梯次郎, 辻雅之, 湯本高行, 上浦尚武, "四元数化したエクストリーム学習器の DSP 実装とその評価," 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会論文集, GS09-05, 2018.

[3] 藤井航基, 磯川梯次郎, 辻雅之, 湯本高行, 上浦尚武, "四元数 ELM に基づくカラーナイトビジョンシステムの DSP への実装および評価," 第 28 回インテリジェント・システム・シンポジウム (FAN2018), ST-18-041, 2018.

### 〔図書〕(計 0 件)

### 〔産業財産権〕

出願状況 (計 0 件)

取得状況 (計 0 件)

### 〔その他〕

ホームページ等

## 6 . 研究組織

### (1)研究分担者

研究分担者氏名：松井 伸之

ローマ字氏名：Matsui, Nobuyuki

所属研究機関名：兵庫県立大学

部局名：工学研究科

職名：特任教授

研究者番号（8桁）：10173783

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。