

〈論文〉

陶器によるディープラーニング教材の開発

— 確率的勾配降下法による最適化の可視化 —

Development of Teaching Materials for Deep Learning by Making Ceramic Artworks :
Visualization of Optimization by Stochastic Gradient Descent

井 鳴 博 寺 川 剛 央
IJIMA Hiroshi TERAKAWA Takao

(和歌山大学教育学部)

2023年11月13日受理

抄録

2016年の中央教育審議会答申を受けて改訂された新学習指導要領では、高等学校情報科の共通必修科目「情報Ⅰ」および発展選択科目「情報Ⅱ」が設置され、2022年度から実施されている。これらの科目にはデータサイエンスが学習内容に加わり、その一分野である機械学習を扱った教科書が多くを占めている。機械学習は様々なアルゴリズムがあり、現在も研究されている分野で、教科書ではその仕組みの概要をつかむことに重点を置いている。機械学習の中でも近年急速に発展してきた技術であるディープラーニングを取り上げている教科書も多くあるが、その仕組みを視覚的に理解できるような教材はほとんど開発されていない。本研究では、ディープラーニングの要となるアルゴリズムの一つである確率的勾配法を視覚的に理解するため、陶器による教材を制作したので報告する。

1. はじめに

2016年の中央教育審議会答申^[1]を受けた高等学校の学習指導要領の改訂に伴い、これまでの情報科の科目は「情報Ⅰ」および「情報Ⅱ」に再編され2022年度から全面実施された。また、これらの内「情報Ⅰ」は共通必修科目であり、科目の内容を出題範囲とした大学入学共通テストの科目が新設されることとなった。この再編は、文部科学省が示す新学習指導要領のポイント「小・中・高等学校を通じたプログラミング教育の充実」に基づいた一連の改訂の一つであり、小学校では2020年から「プログラミング的思考力の育成」（いわゆるプログラミング教育）もすでに全面実施されている。

一方、急速に発展する人工知能(AI)は、機械学習を中心に現在人間の様々な営みに利用されている。機械学習は、コンピュータを用いてデータからモデルと呼ばれる規則性や判断基準を構築し、そのモデルからデータの傾向を分析し、予測、判断する方法の総称であり、モデルの形態として生物の脳の情報伝達・処理手法を形式化したニューラルネットワーク(NN)の研究がコンピュータの研究と並行して進められてきた^[2]。このNNモデルには、モデルに情報を与える入力層と結果を出力する出力層の間に、内部演算処理のみを行う隠れ層(中間層)があり、複数の隠れ層を持つモデルをディープニューラルネットワーク(DNN)、その学習技術を深層学習(ディープラーニング)と呼び、この技術により認識技術を中心に飛躍的に推論性能が向上し様々な分野での応用が進められている。このような

背景から、上述した高等学校技術科科目においても人工知能を用いた認識技術が内容に含まれ、現在出版されている教科書すべてにディープラーニングは取り上げられている^[3-10]。しかし、いずれの教科書も、仕組みの概要と用語の説明にとどまっているものがほとんどである。ただし、内容を指導する教員にとっては、機械学習の仕組みを深く理解し、受講者の知的好奇心に答える必要がある。

本論文の著者の一人は、2022年度に実施した、ブレンディッド・ラーニングによる「教員研修履修証明プログラム」の1講座として「Pythonによるプログラミング応用」を担当し、ディープラーニングの学習における一連のアルゴリズムを全て網羅した内容を扱ったところ、高等学校の情報科担当教員を対象に限定したにも関わらず、多くの受講者が参加した。また、各回の質疑応答や事後アンケートから、ディープラーニングの内部処理について、ブラックボックス化せず、完全に理解したいという教員自身の要望が強いことが確認できた。しかし、ディープラーニングの理論的な演算処理を初心者にもわかりやすく視覚的に教授できるような教材は、コンピュータシミュレーションによるものがほとんどであり、さらに補足するような説明教具としての教材は存在しない。

本論文では、上述した講座を実施するにあたって、機械学習やディープラーニングで教示が困難と感じた点を整理し、その中で現在用いられているディープラーニングの要ともいえる理論で、最適化法の一つで

ある確率的勾配降下法を視覚的に理解できるような教材を、陶器として開発したので報告する。

各章の内容は次の通りである。

2章では、DNNのモデルとその学習方法の概要を説明し、新たな教材を開発する意義を説明する。3章では、確率的勾配降下法を説明するための陶器教材の開発過程を述べ、4章で本論文をまとめる。

2. ディープラーニングと学習方法

神経回路網の情報処理をコンピュータ上で実現したアルゴリズムの一つである、ニューラルネットワーク(NN)は、図1のように情報が入力される入力層、結果を出力する出力層と、その間に配置される隠れ層(中間層)を大きな単位として、それぞれの層にはニューロンと呼ばれる演算処理単位と各層のニューロン同士の関係性を示すリンクによって構成される。情報の流れは入力層から隠れ層を経て出力層に伝播する規則が多く用いられこれを順伝播型NNと呼ぶ。各ニューロンでは2つの演算が行われる^[1]。一つは前層のニューロンの値 $z_i^{(\ell-1)} (i=1, \dots, m)$ と結合強度を数値で表した重み係数 $w_i^{(\ell-1)} (i=1, \dots, m)$ との重み付和

$$u_j^{(\ell)} = \sum_i^m w_i^{(\ell-1)} z_i^{(\ell-1)} \quad (1)$$

が計算される。ただし上付き(・)は層番号、 i および j は各層のニューロンの番号を表す。次にこの重み付和 $u_j^{(\ell)}$ に当該ニューロンが持つ値 $b_j^{(\ell)}$ の和が入力となる関数 $f^{(\ell)}(\cdot)$ の出力、

$$z_j^{(\ell)} = f^{(\ell)}(u_j^{(\ell)} + b_j^{(\ell)}) \quad (2)$$

がそのニューロンの値となり次の層に伝播される。ここで関数 $f^{(\ell)}(\cdot)$ は活性化関数と呼ばれ一般的に非線形関数として与えられる。また、 $b_j^{(\ell)}$ はバイアス係数と呼ばれ、NNモデルに含まれるすべての重み係数とバイアス係数を、あらかじめ用意された入出力データ(学習用データ)から決定することを学習と呼ぶ。ここで、入力層に含まれるそれぞれのニューロン値を要素に持つベクトル $x = [z_1^{(0)}, z_2^{(0)}, \dots, z_p^{(0)}]^T$ と定義する。

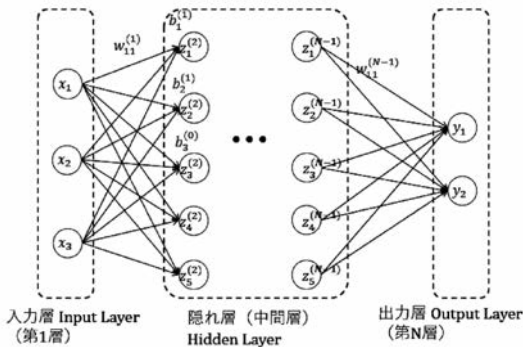


図1 ニューラルネットワークの構造。

同様に、出力層の各ニューロン値を要素に持つベクトル $y = [z_1^{(N)}, z_2^{(N)}, \dots, z_q^{(N)}]^T$ を定義すると、順伝播型NNはそれに含まれる全ての重み係数 $w_i^{(\ell)}$ とバイアス $b_i^{(\ell)}$ を要素に持つベクトル w を用いて $y(x;w)$ と表現することができる。

NNの学習でよく用いられる教師あり学習では、 N 組の学習用データの集合 $D = \{(x_n, y_n)_{n=1, \dots, N}\}$ を用意し、入力データ x_n に対する出力値 $y(x_n;w)$ と学習用データの出力値 y_n とのずれ(誤差)を小さくするように全ての重み係数とバイアス係数を調整する。実際には、用途に合わせてこのずれ(誤差)を評価する関数 $E(w)$ を用意し、この関数を最小にするような係数 w を全て求めることを学習という。具体的にこの係数を求めるにあたって、繰り返し法の一つである勾配降下法を基本とした手法が一般的であり次のように処理される。

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \eta \nabla E(w^{(t)}) \quad (3)$$

ただし $\nabla E(w^{(t)})$ は

$$\nabla E(w) = \frac{\partial E(w)}{\partial w} \quad (4)$$

によって求められる $w^{(t)}$ における関数 $E(w)$ の勾配であり、係数が1つの場合は図2に示すように繰り返し処理によって球が坂道を下るイメージで説明できる。また、 η は学習率と呼ばれ、設計者が正の値として与えるものである。ここで入力 x から出力 y に情報が伝播する過程において各ニューロンの入出力間には活性化関数があり上述したように非線形関数で与えられる。このことから、一般的に関数 $E(w)$ は局所最小点を持つ場合が多く図2のように球が坂道を下る道中にこの局所最小点がある場合、繰り返し処理による値 $w^{(t+1)}$ はこの点近傍で収束してしまい、求めたい大域最小点の値に到達しない問題が発生する。この問題を解決する手法は種々開発されているが、現在最も有効な手法の一つとして確率的勾配降下法が提案されている。これは繰り返し処理で用いる関数 $E(w)$ を、集合 D か

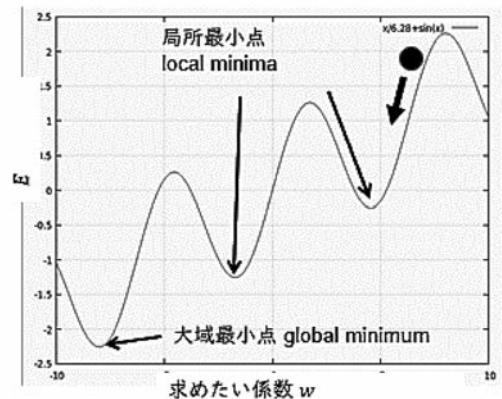


図2 勾配降下法のイメージ。

ら無作為に抽出された一組の学習用データを用いて毎回生成し直す手法であり、図2に示した関数の形状が繰り返しごとに変形し、それに追従するように更新される係数の値が変動する。これにより一旦局所最小点に陥った値が下に凸な領域から脱出し、この繰り返しにより、本来求めたい大域最小点を取る係数に近づくことが確認されている。以上のような、複雑な確率的勾配法を初心者理解させるためには、繰り返し処理による関数や係数の変化を、動きを伴った教材で示す必要があるといえる。

3. 陶器による教材の開発

前章では確率的勾配降下法が、局所最小点に陥る問題を解決することを説明した。一般的なNNは多くの係数を含んでおり、全ての係数が求まっていく過程を示すことは困難であり、局所最小点のイメージも学習者にとってはイメージしにくい。そこで、求めたい係数を2つに限定し、2変数の関数とそれに基づいた確率的勾配降下法のイメージを視覚的に理解できるような教材を開発とすることとした。教材の材料としては、関数 $E(w)$ のモデルを説明の趣旨に合わせ複雑かつ自由な形状にする必要があったこと、また基本となる勾配降下法の説明には従来、下に凸な形状としてお椀が良く用いられていることから、生活でなじみのある陶器を採用することとした。

教材には次のような条件を設定した。

- (1)関数 $E(w)$ は2つの未知なモデル係数(変数)を持つものとして、下に凸な形状で、学習中のモデル係数の座標を容器に置かれた球の位置(水平面の座標)



図3 型として用いたパラボラアンテナ。



図4 パラボラアンテナの深さはおよそ50mm。

で表記する。

- (2)複数の局所最小点と1つの大域最小点を容器に備える。
- (3)学習用データをランダムに与えることにより関数に変形し最小点が移動することをイメージさせるため、容器を左右、前後に振動させ、学習中のモデル係数が局所最小点から脱却できることを示す。ただし容器の回転は行わない。
- (4)(3)の操作を続けることにより、モデル係数の位置が大域最小点に到達できるようにする。

(1)について、下に凸な形状を得るためその型として図3および図4に示すようなパラボラアンテナを用いることにした。

(3)については、実際の確率的勾配降下法によるアルゴリズムを用いた場合、関数 $E(w)$ 全体が微小な変形を繰り返すことになるが、これを明示するための教材の開発は困難なことから、容器は剛体として、アルゴリズムをイメージできるように開発を行った。

制作過程を図5から図19に示す。



図5 型の上に教材(生素地段階)をのせた状態。



図6 粘土を手で叩き厚みが15mm程度になるまで延ばし、それを直径370mm程度の円形に切り取る。円形の粘土の板を蚊帳布を敷いた型の上に乗せて凹の形状にする。つぎに適当な大きさのボウルに載せ替え、手などを使ってより深い凹の形状にする。



図7 生素地内側の窪みを掘るために使用した道具。一般的な陶芸用具ではなく彫塑制作に使用する金属製のヘラである。



図8 道具の先端の大きさは写真に写り込んだ成人男性の人差し指と比較して確認できる。本制作では写真の3種のヘラを必要に応じて適宜使用した。



図9 教材の生素地段階である。教材(陶器)は焼成する際、安定的に凹形状を保つために「ハマ」と呼ばれる焼成補助台を使用して焼成する。写真はその「ハマ」を上から見たところ。



図10 素焼焼成前の「ハマ」を横から見たところ。「ハマ」の制作はひも作り成形技法により行った。「ハマ」の大きさは写真の通りで、直径250mm程度、高さ50mm程度である。陶芸の焼成に際して「ハマ」はあくまで焼成時の作品形状を安定的に得るためのものであり焼成後は不要なものとして通常廃棄される。※写真奥に見えるのは生素地段階の教材。



図11 教材(素焼き後)2点と「ハマ」(素焼き後)2点を上から撮影したものである。



図12 教材(素焼き後)の窪みの様子が分かる。なお教材側面(厚みの見える部分)は焼成時の「割れ(キレ)」を防ぐため成型時に叩き締めてある。またその叩きによる模様は装飾にもなっている。



図13 教材Aの釉薬掛けの様子である。教材Aには織部釉を施した。教材の大きさや釉薬の厚みが均一になることを考慮して霧吹きによる施釉とした。※写真奥に見えるのは金属製霧吹き器。



図14 教材Bには白マット釉を施した。釉薬を掛けた際に横から見たところ。



図15 教材の釉薬掛けの様子(全体)。手前にあるのは釉薬バケツと柄杓、金属製霧吹き器。



図16 焼成時の教材と「ハマ」の組み合わせ(上下の関係)。この状態で窯の中に入れて焼成する。



図17 写真の通り「ハマ」は教材の周辺から内側に50mm程度の部分を支えるようになる。また「ハマ」により教材の底はカーボランダム(焼成時に窯の中で使用する棚板)に接触しない。



図18 窯の中で「ハマ」を棚板上に置いた状態。「ハマ」は本焼きの際に焼き縮むので棚板上での滑りを良くするためにシャモット(焼き粉)を敷いて置く。



図20 奥に見えるのが織部釉を施した教材A、手前が白マット釉を施した教材Bである。※焼成に使用した窯は20kw電気窯。



図19 シャモット(焼き粉)の上に「ハマ」、その上に教材を載せて窯詰めした様子。

4. まとめ

本研究ではディープラーニングの要となる技術の一つである確率的勾配降下法によりモデル係数が最適解に到達していく過程が視覚的に確認できる説明教具としての教材を、陶器として制作した。実際の教示にはこの陶器の縁に球状の物体を置き重力によって転がり落ちる。その際、場合によっては図21の上図のように、途中どこかの穴(局所最小点)に陥ってしまうことになる。この状態から陶器をゆすってやることでその穴から脱出し、最終的に中央の穴である大域最小点に到達することが確認できた。球としてはビー玉、ゴム球、木製の球を用いて行ったところいずれの材料であって

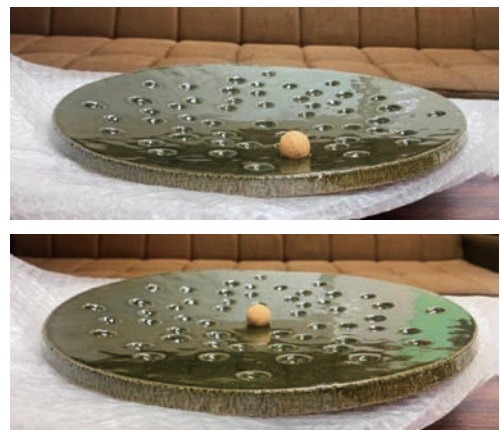


図21 教材に用いる陶器。係数の座標を表す球が局所最小点に陥っている写真(上図)と大域最小点に到達した写真(下図)。陶器を揺することで下図の状態になる。

も、最終的に中央の穴である大域最小点に到達することが確認できた。しかし、材料によっては密度や摩擦の違いで、慣性によって動きが大きく異なることが確認できた。

ディープラーニングはデータサイエンスの分野の一つであり、この分野の多くのアルゴリズムの開発では、データを基に数理的理論を展開していくことが多く、いわばアルゴリズムそのものの根拠として実態があまりないと言える。しかし、今回視覚的に理解できる教材を開発したところ、陶器や球の形状や、動かし方によって球は異なる動きをすることを確認し、そこから新たなアルゴリズム開発につながる可能性を感じた。このことから、説明教具を自作することは、単に既存の技術を説明するだけでなく、新たな専門的研究開発につながる可能性を秘めているといえる。

参考文献および参考にしたウェブサイト

- [1] 中央教育審議会、幼稚園、小学校、中学校、高等学校及び特別支援学校の学習指導要領等の改善及び必要な方策等について(答申)(中教審第197号)、2022
https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo0/toushin/1380731.htm 2023年7月27日閲覧
- [2] 甘利俊一、神経回路網の数理—脳の情報処理様式、産業図書、1978
- [3] 日本文教出版、情報I(情I710)、2022
- [4] 東京書籍、新編情報I(情I701)、2022
- [5] 実教出版、高校情報I Python(情I703)、2022
- [6] 開隆堂出版、実践 情報I(情I707)、2022
- [7] 第一学習社、高等学校 情報I(情I713)、2022
- [8] 日本文教出版、情報II(情II703)、2023
- [9] 東京書籍、情報II(情II701)、2023
- [10] 実教出版、情報II(情II702)、2023
- [11] 瀧雅人、これならわかる深層学習入門、講談社、2017