

内地留学報告 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 情報理工・情報通信専攻
小・中・高等学校のプログラミング教育における AI 連携の検討

報告者 高知県立宿毛工業高等学校
教諭 山内 一希

1. はじめに

2010 年以降、AI (Artificial Intelligence) は、インターネットの普及やコンピュータの演算処理の向上により、大量のデータからルールやパターンをプログラム自身が学習する機械学習が実用化され、第 3 次 AI ブームが到来した。さらに、特徴量 (データ中の重要な変数) を自ら習得する深層学習 (ディープラーニング) の登場によって画像認識や音声認識などの分野で大きく成果を残し、防犯カメラやスマートスピーカーなど日常生活の場面だけでなく、テストの結果から、各児童・生徒にあった問題を出題する「AI ドリル」など教育現場でも AI が活用され始めている。

また学習指導要領の改訂により、小・中・高等学校ではプログラミング教育が始まり、令和 4 年度からは高等学校で選択科目「情報Ⅱ」が導入され、機械学習について学習する AI 教育が始まる。

このために、AI に関する知識・技能の習得をはじめ、プログラミング教育と連携を図ることを目標に、小・中・高等学校で最適な学習ツールの実証・検証を目的に研究に取り組んだ。

2. 研究概要

2.1 Arduino を用いた深層学習

Arduino を使って作製した電子回路と、Chainer のフレームワークを使った深層学習を組み合わせた実験を行った。

2.1.1 Chainer を使った深層学習

表 1 の学習データを、Preferred Networks 社が公開している「Chainer」のモジュールを使った DNN (Deep Neural Network) で学習させた。また、生成された学習モデルと答えを除いた入力データを用いて評価を行った (図 1)。

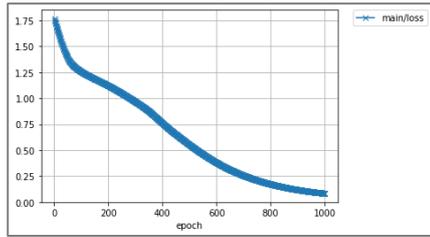
表 1 3 ビットの入力の 1 の個数

入力	答え	入力	答え
000	0	100	1
001	1	101	2
010	1	110	2
011	2	111	3

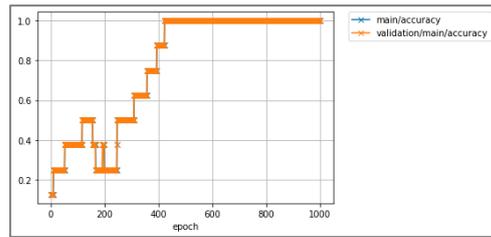
```
input: [0. 0. 0.], result: 0
input: [0. 0. 1.], result: 1
input: [0. 1. 0.], result: 1
input: [0. 1. 1.], result: 2
input: [1. 0. 0.], result: 1
input: [1. 0. 1.], result: 2
input: [1. 1. 0.], result: 2
input: [1. 1. 1.], result: 3
```

図 1 学習モデルを使った評価

さらに、学習の様子を把握するためにグラフを作成した (図 2)。(a)のグラフは誤差を表し、0 に近づくほど良い結果となる。(b)のグラフは精度を表し、1 に近づくほど良い結果となる。



(a) 損失

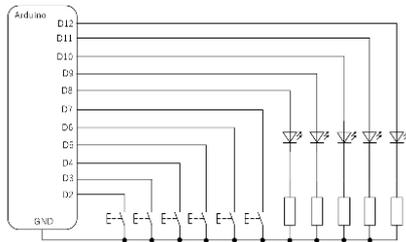


(b) 精度

図 2 実験後に得られるグラフ

2.1.2 電子工作と深層学習の連携

ブレッドボードで作成した電子回路（図 3(a)）を使って、表 1 のデータを収集し、収集したデータを 2.1.1 の DNN を使って学習させた。また、生成された学習モデルを使って、ブレッドボードから送られてきた入力データの分類（評価）を行った（図 3(b)）。



(a) 回路図

```
C:\> OneDrive\デスクトップ\python logic_test.py
input: [0. 0. 0.], result: 0
input: [0. 1. 0.], result: 1
input: [0. 1. 1.], result: 2
input: [1. 1. 1.], result: 3
```

(b) 分類

図 3 電子工作と深層学習

2.2 Unity (ML-Agent) を用いた強化学習

Github で無償提供（公開）されている「Unity ML-Agents」を使って、Ball (Agent) が Cube (Target) を追いかける強化学習の環境構築し、Anaconda を使って学習と学習モデルの生成を行った（図 4(a)）。実行の様子を図 4(b)に示す。

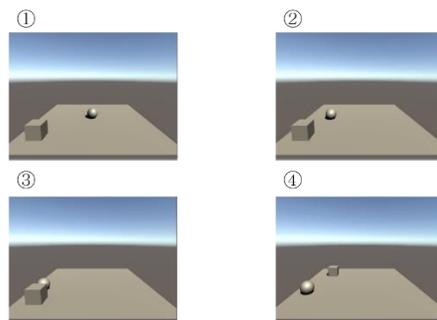
```
2020-07-15 15:23:59 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 10000, Time Elapsed: 144.677 s, Mean Reward: 0.951, Std. of Reas: 0.497, Training.
2020-07-15 15:26:11 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 20000, Time Elapsed: 280.498 s, Mean Reward: 0.932, Std. of Reas: 0.502, Training.
2020-07-15 15:28:26 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 30000, Time Elapsed: 414.989 s, Mean Reward: 0.985, Std. of Reas: 0.128, Training.
2020-07-15 15:29:41 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 40000, Time Elapsed: 550.839 s, Mean Reward: 0.977, Std. of Reas: 0.150, Training.
2020-07-15 15:32:58 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 50000, Time Elapsed: 687.188 s, Mean Reward: 0.988, Std. of Reas: 0.138, Training.
2020-07-15 15:35:20 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 60000, Time Elapsed: 829.315 s, Mean Reward: 0.987, Std. of Reas: 0.142, Training.
```



学習後

```
ML: vector_observation: [ 1. 1. 9. ] policy/main_grash_0/hidden_0/tauskd
OUT: act: [ 0.00000000 0.00000000 0.00000000 ]
INFO: result: resultsRollerBallRollerBall.on_file
2020-07-15 15:35:21 INFO [Stats.py:111] RollerBall: Step: 60000, Time Elapsed: 829.315 s, Mean Reward: 0.987, Std. of Reas: 0.142, Training.
```

(a) 学習とモデルの生成

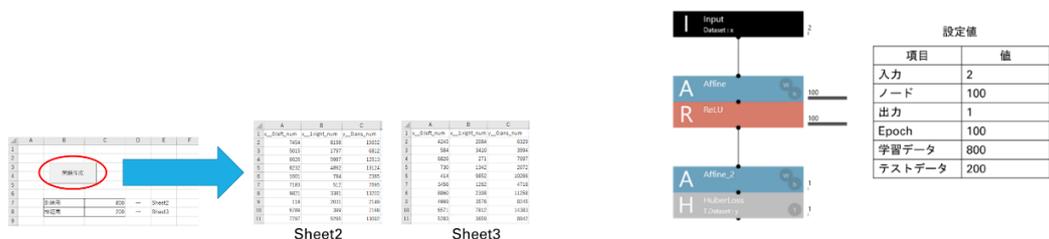


(b) 学習モデルの実行

図 4 Unit ML-Agents による機械学習

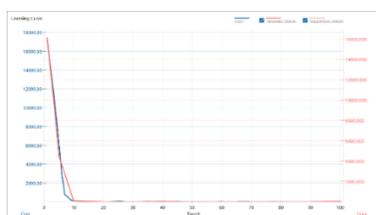
2.3 エクセルと NNC で機械学習

エクセルで作成した学習データ (図 5(a)) を、ソニーが開発した NNC (Neural Network Console) を使って、学習させた。作成したニューラルネットワークを図 5(b) に、学習中の様子を図 5(c) に示す。学習後、テストデータを用いて評価を行った (図 5(d))。



(a) 学習データとテストデータの作成

(b) ニューラルネットワーク



(c) 学習中の様子

x_0:left_num	x_1:right_num	y_0:ans_num	y(AIの予測)
542	6006	6548	6552.562
379	9337	9716	9718.6455
3108	9238	12346	12353.246
394	2665	3059	3062.6965
5509	7378	12887	12890.374
2441	9621	12062	12069.819
7847	3249	11096	11095.239
8678	1861	10539	10535.897
777	8004	8781	8787.392

(d) 評価

図 5 エクセルと NNC を用いた機械学習

2.4 Scratch を用いた機械学習

特別にカスタマイズされた Scratch (URL: <https://stretch3.github.io/>) から、拡張機能「ML2Scratch (Machine Learning to Scratch)」を使って、画像認識をした。

Web カメラで写した文房具を画像認識し、読み取ったものの金額を合計するレジシステムを作成した。ラベルは、「なし (ラベル 1)」「ペン (ラベル 2)」「消しゴム (ラベル 3)」「はさみ (ラベル 4)」を最低 20 枚ずつ用意し学習させる。認識したラベルから「商品名」と「値段」のリストを呼び出し、金額を加算していくようにした (図 6)。



図 6 AIレジ

2.5 Simbrain を使った機械学習

GUI を使って、ニューラルネットワークの操作や機械学習の作業を直感的に行うことができる Simbrain を使って、プロットデータが図 7 のような平面上の「A 領域 (青)」と「B 領域 (赤)」のどの領域に属するかを判断するニューラルネットワークを作成した。図 8(a) の単純なニューラルネットワークで学習すると、図 8(b) のように正解との誤差は 0.2 から収束しないため正しく分類することができない。そこで、図 8(c) のように中間層を増やすことで、図 8(d) のように正解との誤差が 0.0002 まで収束し、ほぼ正しく分類することができるようになった。

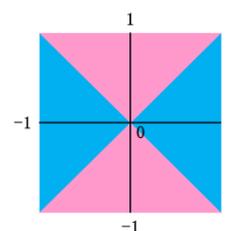
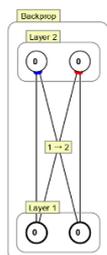
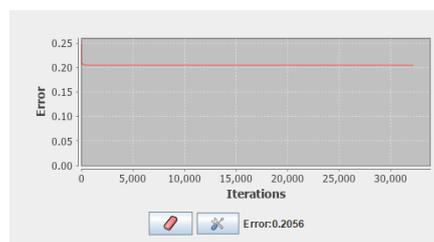


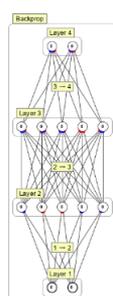
図 7 分類領域



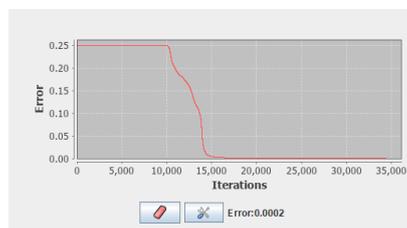
(a) 単純ニューラルネットワーク



(b) (a) の学習グラフ



(c) 4層ニューラルネットワーク



(d) (c) の学習グラフ

図 8 ニューラルネットと学習グラフ

3. まとめ

本研究では、様々なツールを使い、AI 教育の手法を見出すことができた。例えば、AI のデータ収集から活用のプロセスは「Scratch」を、ニューラルネットワークの構造や学習グラフの可視化は「Simbrain」を、モノ (オブジェクト) への AI 活用方法は「Arduino」や「Unity」を使うなど、それぞれのツールを段階的に活用し学ばせていくことが、今後の AI 教育には必要であると考えた。

今後は、本研究で取り組んだ経験を活かし、多くの学校でプログラミング教育と AI 教育を連携した授業展開の提案をしていきたい。

4. 謝辞

今回の研修では、貴重な研究の時間を過ごさせていただきました。このような研修の機会を与えてくださったこと、また、この研修での全ての関係者の皆様に謝辞を述べさせていただきます。1年間ありがとうございました。