加速度・角速度センサーのデータと AI を用いたサイコロの出目予測

要旨:実験データを元に学習させた AI に、サイコロの出目の予測を行わせた。設置状態と落下状態のデータを用いた実験の結果として、落下中のデータの有無にかかわらず予測正解率は 100%で一定であることが示された。AI の特性上学習していないデータでは正解率が格段に落ちることも分かった。

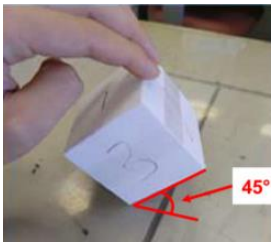
キーワード：AI、センサー、サイコロ、機械学習

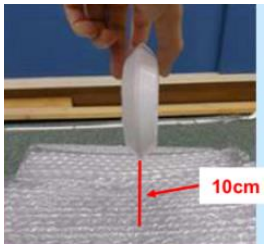
Ⅰ. はじめに

黒澤・常見(2024)によると、発泡スチロール製のサイコロに加速度・角速度センサーを埋め込み、データを AI に学習させて正解率を調べたところ、正解率は 0%と AI による推測は完全に失敗している。

また、彼らは 3D プリンターで印刷したサイコロの内部にセンサーを埋め込み、図 1 のような一辺が接地した状態で手を離す実験(以下「設置実験」)を行い、データを AI に学習させた。この時の AI の正解率は 80%となった。

さらに、厚みのあるコイン状のものに同じセンサーを埋め込み、図 1 のような高さ約 100 mm のところから緩衝材へ落下させる実験(以降「落下実験」)を行っていた。この手法の際の AI の正答率は 63%となり、先述の設置実験とは 17 ポイントもの差が生まれた。





(左)図 1:設置実験の様子(黒澤・常見(2024))
(右)図 2:落下実験の様子(黒澤・常見(2024))

黒澤・常見(2024)は、この正解率の差を接地前のデータの有無であると推測していた。

本研究ではこの仮説が正しいのか、またそれ以外にも誤差要因となる変数が存在するのかという部分を研究した。

Ⅱ. 手法

道具

・スタンド 2 個
・M5stickCPlus (加速度・角速度センサー) 1 個
(注)Bluetooth でセンサーデータを送信するプログラムを書き込んでおく
・3D プリンターで印刷したサイコロ(10cm 四方) 1 個
・PC

準備

黒澤・常見(2024)と同様に、3D プリンターで印刷したセンサーを用いてデータを取得した。センサーは M5stickCPlus という加速度・角速度を Bluetooth によって送信できるセンサーを用いた。センサーデータの取得周波数について黒澤・常見(2024)には記載がなかったため、内部のマイコンでのデータ成形時間から鑑みて 50 Hz で取得した。

まず 3DCAD を用いて一辺が 100 mm のサイコロをモデリングした。さらにセンサーの質量・重心位置とサイコロの質量をもとに、センサーを埋め込んだ後に重心がサイコロの中央に来るようにサイコロの中心に窪みを作った。サイコロは PLA(Bambu Basic)を用いて印刷した。センサーの充電を行うためサイコロは黒澤・常見(2024)と同じく中央で開閉出来るようにした。これによる接合面のズレなどの問題は起きなかった。センサーの向きが非常に重要なため、センサーの向きが一定になるようにペンでサイコロにセンサーの向きを書き込んだ。

これらすべての実験のセンサーデータは、加速度・角速度センサーの値を元に、図 3 のような Roll, Pitch, Yaw(x, y, z 軸に関する回転角)および Zacc(Z 方向に関する加速度)の 4 種類に整形されたものを出力した。

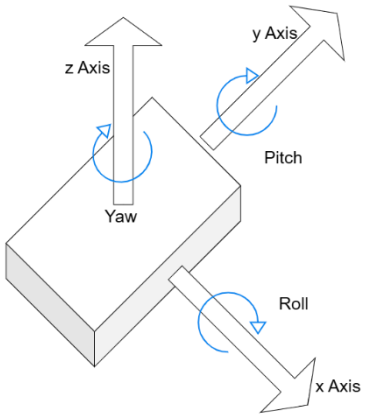


図 3: 取得したセンサーデータ

また、黒澤・常見(2024)では静止直前 10 回分のデータを用いていたため、静止直前 10 回分にあたる 0.2 s 分を学習データとして用いた。また、AI の回答を評価する模範回答として静止後のデータ 1 回分を用いた。

実験では 1 つの試験用データと 5 個の学習用データを 1 セットとして各条件につき 5 セット用い、学習用データを 100 倍にして学習させ、試験用データを予測させた。

手順

[実験 1]

1-1.地面とサイコロの辺のなす角が約 45deg になるように手でサイコロを支える。サイコロの一辺が地面と接するようにする。

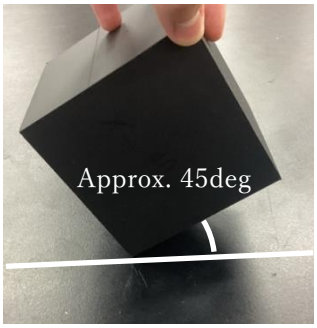


図 4:実験 1 の様子

1-2.手を離し 50Hz でセンサーデータを記録する

[実験 2]

2-1.地面とサイコロの辺のなす角が約 45deg、サイコロの最下点が地面から高さ 10cm になるようにスタンドを用いて固定する。スタンドの右側を解放し、50Hz でセンサーデータを記録する。

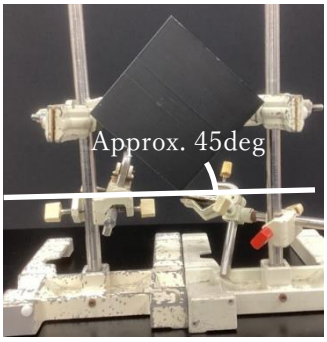


図 5:実験 2 の様子

2-2.地面に最も近くなる辺を変えて合計三通りで同じ実験を行う。

[実験 3]

3-1.実験 2 のデータで学習した AI を用意する。

3-2.実験 2 手順 3 で行わなかった残り 3 通りの辺をそれぞれ地面に最も近い辺として実験 2 の手順でデータをとる。

3-3.手順 1 の AI に手順 2 のデータを入力として与え、出力がどうなるかを調べる。

III. 結果

実験 1 の予測結果の一つを図 6 に示す。図 6 のようなデータが複数得られ、実験 1 の正答率は 100%となった。

```
TopLeft_Trial.csv 10秒目の予測: [-2.1095715  2.167196  12.180126  0.8351362]
実測値: [0.1 0.  0.1 1. ]
Answer : Top
Predicted : Top
Correct: True
```

図 6:実験 1 の予測結果の一つ

上から

・AI の予測したデータ

・実際のデータ

・実際のデータから読み取れるサイコロの出目

・AI 予測データから読み取れるサイコロの出目

・予測が正解かどうか

が記載されている。

実験 2 でも図 7 のようなデータが複数得られ、正答率は 100%を記録した。

```
TopUp-10cm-trial.csv 10秒目の予測: [ 2.723371    5.1285276  17.63198     0.02411885]
実測値: [0.4 0.6 0.7 1. ]
Answer : Top
Predicted : Top
Correct: True
```

図 7:実験 2 の予測結果の一つ

実験 3 では図 8 のようなデータが複数得られ、正解率は 0%となった。

```
BottomRight-10cm-trial.csv 10秒目の予測: [ 0.10166551 -8.293268    3.1249402   1.2549853 ]
実測値: [-2.8 -0.  -2.8 -0.9]
Answer : Bottom
Predicted : Top
Correct: False
```

図 8:実験 3 の予測結果の一つ

IV. 考察

実験 1,2 で条件を黒澤・常見(2024)に近づけたにも関わらず、黒澤・常見(2024)では 80%、本研究では 100%と予測精度に違いが出たことについて、原因は大きく分けて 3 つあると考えられる。

1 つ目は AI の学習モデルパラメータ・データの取得周波数の違いである。黒澤・常見(2024)には AI の学習深度や使用するモデルに関するパラメータ、取得周波数が示されていなかったため、自身で設定した。そのため、それらのパラメータ値の違いによって予測精度の差が生まれたと考えられる。実際に取得周波数を 25Hz に変えて実験 2 を行ったところ、図 9 のようなデータが得られ正解率は 0%となった。

```
25Hz-trial.csv 10秒目の予測: [-3.0166206   0.46610522 -2.1189997  -6.292804  ]
実測値: [-0.1  0.4  0.4  1.1]
Answer : Top
Predicted : Bottom
Correct: False
```

図 9: 25Hz で行った実験 2 の予測結果の一つ

周波数の減少により、10 回分のデータの大半が落下前のデータになっており、予測がより難しくなったのが原因であると考えられる。

2 つ目はセンサーデータのサンプリングレートの違いである。こちらも黒澤・常見(2024)に記載がなかったため、実験においては 50 Hz でサンプリングをしていた。これが予測精度の差を生んだと考察できる。

3 つ目は出た目の判別方法の違いである。黒澤・常見(2024)においては、AI に直接出た目を予測させていた。しかし、この研究では AI に静止時のサイコロの Roll, Pitch, Yaw, Zacc をそれぞれ予測させ、そのデータをもとにどの面が出ているかを求めた。AI が予測する数値の種類が多かったことで、有効数字の桁数が実質的に増加するのと同じ効果が現れたと考えられる。これが予測精度の差に関係していると考えた。

また、実験 1・2 においては高い予測精度を維持していたのにも関わらず、実験 3 で予測精度が 0%である理由については、AI の仕組みによるものであると考えられる。AI は事前学習データをもとに予測を行っている。そのような AI に事前学習とは違った環境で行われた実験のデータを与えても正しく予測できない。

また、予測精度の違いに関する仮説を検証するため、AI の学習深度パラメータを変更した。学習深度パラメータと各実験の正答率は図 10 のように推移した。

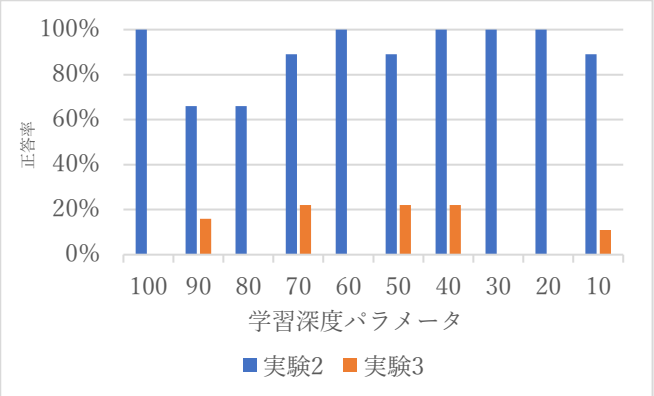


図 10:学習深度パラメータと正答率の関係

実験 2 の最大正解率はパラメータ 20,30,40,60,100 の 100%,最小正解率はパラメータ 80,90 の 66.7%であった。このことから、学習深度パラメータは正解率に最大 40%ほどの影響を与えることがわかった。これが黒澤・常見(2024)との正解率の差である 20 ポイントの原因として現れたと言うことができる。一方この結果からは各パラメータごとの正解率との関与については、推察することができない。

黒澤・常見(2024)における接地実験と落下実験の正解率の差に関する仮説については、適切に変数を制御した結果、共に 100%となり差が発生しなくなったことから、誤りであったことが分かった。

この要因についても大きく分けて 2 つあると考えている。

1 つ目は物体形状の違いである。黒澤・常見

(2024)では、接地実験ではサイコロを、落下実験ではコイン状の物体を用いていた。この違いがAIの予測精度に影響したのではないかと考えられる。

2つ目は緩衝材の有無である。黒澤・常見(2024)では、落下実験でのみ緩衝材を置いていた。これが机やコインの劣化を防ぐものなのか、バウンドを抑制するものなのかは記載がないため不明であった。この緩衝材の凹みや出っ張りを一定条件にすることは極めて困難であるため、AIの予測を狂わせたのではないかと考えられる。

V. 結論

本研究では、サイコロの設置実験と落下実験の正解率が共に100%になったことから、AIの予測精度は接地前のデータの有無に関わらず、一定であることが示された。しかし、実験3からわかるようにAIの特性上学習していないデータでは正解率が格段に落ちることも分かった。今後の展望としては、AIに学習させるデータの量を減らしながら、予測精度を保つために必要不可欠なデータを探すという実験を考えている。

謝辞　本研究の全部は文部科学省によるスーパーサイエンスハイスクール事業の一貫であることを記し、深く御礼申し上げます。また、本論文の作成にあたり、終始適切な助言を賜り、また丁寧に指導して下さった中川雅斗先生に感謝いたします。

文　献

黒澤駿・常見健太（2024）：サイコロの出目予測 https://www.ipsj.or.jp/event/taikai/86/86PosterSession/ipsj_poster/pdf/8051.pdf [Cited 2025/12/21]