



# AI研究WG EdgeTech+ 2022

## AI研究WGの紹介とエッジAIの現状

2022年11月16日

応用技術調査委員会 AI研究WG

中村 仁昭



- 株式会社Bee CTO 中村仁昭
  - 新大阪の組込ソフト会社です
  - JASAパビリオンで「おてがるよろず検知」「ポン付けメーター検針」を展示しています
- CQ出版のInterfaceで記事を書いています
  - 2020年10月号の「AIチップ図鑑&実力大研究」特集で注目AIチップ搭載ボードの研究記事を書きました

- 研究会とセミナーの2本立てで開催
- 研究会
  - 今年で4年目になるDeep Learningを既に理解して開発できるメンバーが集り、様々なテーマでAI活用研究を行なう研究会
  - メンバーは現在15名
- セミナー
  - 今年で6年目になる初学者向けのDeep Learningセミナー
- AI研究WG発表会
  - 年度末に研究会/セミナー別で発表会を実施



- エッジデバイス上でのDeep Learningの可能性や、様々なテーマで持続的に調査研究を行なう
- 1ヶ月に1度、定例会議を開きDeep Learning周辺の最近の動向の共有、メンバーの研究内容の進捗発表
- 全員でコンペに参加して実力を試したり
  - 昨年度は全員参加に適切なコンペが見つからず未参加…



- 1年間で3回の座学とグループでのDeep Learningデモ作成がゴール
- 講習にはGoogle Colaboratoryを利用
  - Colaboratoryはクラウドで実行されるJupyter ノートブック環境なのでお手軽
- フレームワークはTensorFlow+Keras
- グループ間の情報共有、全体連絡にSlackを活用



# 2021年度活動内容・研究会



- 個々の研究案件を継続
  - 個々の研究テーマにそって、グループに分かれて研究を進めている
- Deep Learningの最近の話題の共有
  - MLP-Mixerなど話題になった情報を主に共有
- 開催されている機械学習コンペの確認
  - SIGNATEやNishikaなど国内のコンペを中心に確認
- 発表会
  - 研究会のメンバーでオンラインで実施

# 共有した最近の動向



- MLP(多層パーセプトロン)系がTransformer系より性能が出た
- エッジでのMLベンチマークMLPerf Tiny v0.5
- ブロックチェーンを活用したセキュアな分散型機械学習～スウォームラーニング
- ビジョン・トランスフォーマーはなぜCNNより強い? その仕組みを説明
- データ・セントリックなAI
- State of AI Report 2021
- 生成品質で DALL·E を超えた!? 拡散モデルによる画像生成の最新動向
- etc.





- 組込環境でTransformer
- 競馬AI予測研究
- 低リソースデバイスAI
  - Maix Amigo(Kendryte K210)でSpeech Recognition
  - Binarized Neural Networks(BNN)の調査
- 異常音検出
- エッジデバイス上での学習
- 強化学習



# 成果発表・研究会

- RaspberryPi4でMobileViT(Vision Transoformer)
  - 学習に時間がかかるがTensorFlow Liteモデルに変換してラズパイで推論させると1.5秒

## 経緯

- CV系でもTransformerがSOTAを席巻しているので、エッジでどの程度動作するのか感触を知りたい
- まずは軽くラズパイのみで動作させてみる
- CV系TransformerモデルのMobileViTのKeras実装がKerasサンプルに存在するので、こちらを試してみる



## ■ 単勝の予測に挑戦

- 92%の正答率になったが、inputデータにオッズが含まれているためオッズの正解率を予測している可能性が…

### 概要

AIで競馬予測を行い、回収率100%超えを目指します。

→ 競馬を題材に機械学習の理解を深めていきます

今回は、1位の予測(単勝)を機械学習を用いて行いました。

今回使用したデータ

- 2019 ~ 2020 のデータ

学習環境

- Google Colaboratory

### まとめ

- ブースティングを用いることで正答率を上げることができることが分かった。
- 今回の学習では、レースを考慮せずにオッズ、枠番などで単勝の予測を行ったため、レースを考慮した場合や2位までの予測(複勝)についても試してみたい。

## ■ Maix Amigo(Kendryte K210)でSpeech Recognition

### AIとエッジデバイスの関係性

現状のAI事情は...

- AI技術の進歩に伴い、色々な課題を解決できる
- クラウドAIではエッジデバイスでのセンシング情報をサーバーに送信し、サーバーで学習・推論することでエッジ側で課題解決ができる

課題

- クラウドAIではエッジデバイスとの通信が必須&通信遅延の可能性



エッジAIでは推論をエッジ上で完結することで解決

### まとめ

今回は、Maix Amigoを使って顔認識と音声認識を動かした。

Seeedの提供している音声認識は精度が低く、より高精度なモデルで試していきたい。

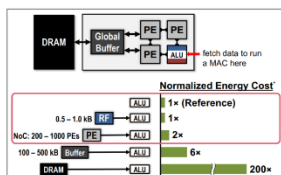
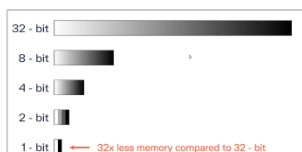
次回に向けて、低リソース下でリソースいっぱい使ってそこそこの精度を目指していきたい。

## ■ Binarized Neural Networks(BNN)の調査

### 背景

#### ■ DNNの省電力化のアプローチ

- 低ビット化（データ移動、計算による電力低減）
  - 8bit, 4bit, 2bit, **1bit**
- メモリーセントリック（インメモリ）
- データフローアーキテクチャ



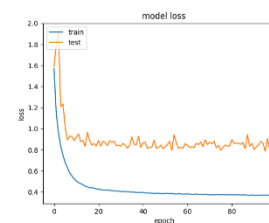
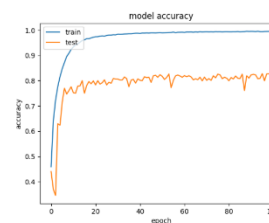
3

### Raspberry Piでの結果

#### ■ 動作環境

- データセット：cifar-10
- 学習：サーバ
- 推論：Raspberry pi 4 (ARM, 64bit)
  - TF Lite変換前(.h5): 122MB, 変換後(.tflite): 23MB

	BinaryNet	VGG-style
Accuracy	0.83	0.86 (未最適化)
Inference time [ms]	15.792	110.712



7

## Transformerを用いた異常音の判別

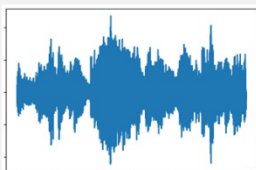
### 検証内容

#### 趣旨・目的

時系列データに対するTransformerの有効性を確認する (CNNと精度比較する)

#### 対象課題と予測内容

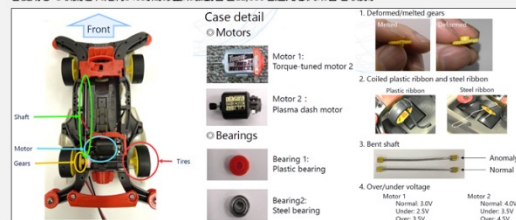
装置駆動音の異常検知 (異常分類)



#### データセットについて

##### ToyADMOS-dataset

2019年にNTT研究所で作成された異常音検知用のデータセット。48kHzのサンプリングレートで4つのマイクを使用して収集された約540時間の正常駆動音と12,000を超える異常音を収録。



幾つか収録されているおもちゃの中から、「ミニ四駆」の駆動音。ミニ四駆は、4つのタイヤがギアとシャフトを介して小さなモーターで駆動するおもちゃ。異常音は、変形および溶融したギア、タイヤへの巻き付き、歪曲シャフト、規定外の電圧の4パターン。先頭の末尾のフェードイン・アウトをカットして使う。

[1] Yuma Koizumi, Shoichiro Saito, Noboru Harada, Hisashi Uematsu and Keisuke Imoto, "ToyADMOS: A Dataset of Miniature-Machine Operating Sounds for Anomalous Sound Detection," in Proc of Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA), 2019. Paper URL: <https://arxiv.org/abs/1908.03299>

### 5 結論と考察

#### 結果

- 正解率はほぼ同程度。
- CNNのVal\_lossは乱高下(過学習?)が見られたが、Transformerは比較的安定。
- Transformerの学習に多大な時間を要した。(十分な並列環境ではないため)

#### 結論

Transformerが時系列データの分類においても有用であることが確認できた。

#### 今後の展望

- 前処理で環境音を逆位相でキャンセルする
- 最適なバッチサイズ
- 実データでの検証 (装置の振動など)

## ■ エッジ上における学習の可能性、限界、課題の調査

### 背景・目的

- 近年エッジ上で推論している事例は非常に増えてきたが、学習自体を行っている例はほぼ見当たらない
- エッジ上で学習を行うことによるメリット
  - サーバーとの通信時間が不要
  - データをデバイスから外部に送信する必要がない(プライバシー保護)
  - インターネット接続が必要ない
  - 環境変化(明るさ、ノイズ等)に適応できる
- エッジ上における学習の可能性、限界、課題の調査を行う

### 結果

- 学習+推論速度
  - 1.2FPS
- 収束速度
  - 130epoch程度で写している数字がはっきり生成できるようになった
- バッチサイズは1024までメモリに載った、2048は載らなかった
- 似たような画像ばかりが生成された(モード崩壊)
  - 識別器の精度が高くなりすぎた

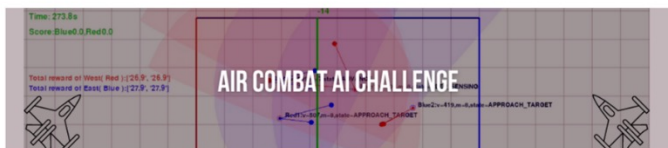


## ■ 深層強化学習を主題としたAIコンペへの参加

### コンペの概要①



プラットフォーム : Nishika  
コンペ名 : 空戦AIチャレンジ  
開催者 : 防衛装備庁  
開催期間 : 2022/1/5 - 2022/2/28  
タスク : 空対空目視外戦闘における空戦行動判断モデルの構築  
URL : <https://www.nishika.com/competitions/23/summary>



### 最後に



- ・提供された教師データの使用であったが、教師あり学習と強化学習の組合せを実践できた。
- ・当たり前だが、コンペによって環境の複雑さも大きく変わることを実感した。  
(前回参加したコンペの感覚で挑んで非常に痛い目を見た)
- ・ほんやりと強化学習のセオリーが見え出した気がする。(設計における登場人物はほぼ同じ。)
- ・Pytorchによる実装ばかりなので、TensorFlowで実装した際の比較もチャンスがあれば取り組んでみたい。



# 2021年度活動内容・セミナー



## ■ 第1回 2021/6/8

- Deep Learningの説明
- Deep Learningの最近の話題
  - ー [速報]マイクロソフト、自然言語をプログラミング言語にAIで変換、新ノーコード機能をPower Appsに搭載。AI言語モデル「GPT-3」を採用。Microsoft Build 2021
  - ー 多層パーセプトロン(MLP)時代の到来と、トランスフォーマーの終焉
- Python基礎とMNISTデモをGoogle Colaboratoryで実施



## ■ 第2回 2021/8/8

- Neural Networkの解説
- Neural Networkの学習アルゴリズムの説明
- 課題発表に向けたグループ分け

## ■ 第3回 2021/10/27

- ハイパーパラメータなど学習にあたってのテクニックの解説
- CNNの解説
- ColabでKeras MNISTの学習結果の可視化デモ
- 課題進捗発表



- 第4回 2022/2/17
  - 課題進捗発表会
  - 課題推進
- セミナー成果報告会 2022/3/30
  - 成果発表



# 成果発表・セミナー

## ■ 1～43の数字の中から異なる6個の数字を予想

### 概要

なにつくる？

第1675回(3/28(月))の**ロト6**の数字を予想  
⇒実際に購入して検証！！

そもそもロト6ってなに？

**1～43**の数字の中から、**異なる6個の数字**を選んで購入する「数字選択式宝くじ」

- 抽せん日は毎週 月曜日・木曜日の週2日
- 価格は1口200円
- 原則1年中いつでも購入可能！

### 結論

- ロト6に規則性はない！！
  - ロト6は機械の中でシャッフルされてランダムに抽選される為、因果関係を導き出すのが難しい。
- ⇒ **AIでは因果関係があるものでないと予測することは難しい！**
- ⇒ ロト6としては改善の余地はなさそうだが  
人や馬、天候の状態等因果関係がありそうな  
**競馬、競輪**であればもう少し予測しやすいのではないか？

## ■ 日本の城の画像データから画像認識で何城かを判断するモデルの作成

### はじめに

我々のチームの課題は、日本の城の画像データから画像認識により、その城は何城かを判断するプログラムを作成し、認識した結果と考察を行いました。



### ランダムに20枚の画像を予測と答え合わせ（2）

No: 975

```
[0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
```

2: Himeji

BichuMatsuyama	: 0.02149%
Hikone	: 9.263%
Himeji	: 10.9%
Hiroaki	: 0.1015%
Inuyama	: 0.1576%
IyoMatsuyama	: 0.00873%
Kochi	: 0.2039%
Mangame	: 0.2347%
Mauka	: 0.2331%
Matsue	: 30.44%
Matsumoto	: 0.028%
Uwajima	: 48.43%

pred> name: Uwajima score: 0.48432687  
ans > name: Himeji  
NG

No: 1009

```
[0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
```

2: Himeji

BichuMatsuyama	: 1.139e-09%
Hikone	: 0.0005281%
Himeji	: 99.97%
Hiroaki	: 3.773e-06%
Inuyama	: 8.401e-05%
IyoMatsuyama	: 3.261e-05%
Kochi	: 0.01082%
Mangame	: 0.01743%
Mauka	: 3.012e-06%
Matsue	: 0.0006354%
Matsumoto	: 6.904e-07%
Uwajima	: 0.0003544%

pred> name: Himeji score: 0.999703  
ans > name: Himeji  
correct

桜の花が咲いていると、学習時に桜の花が咲いている画像が多かった城に推論が偏る。



# 入力文章に対する作者分類



## ■ DOC2VEC、CHARACTER-LEVEL CNNで分類を試みる

### テーマ 『入力文章に対する作者分類』

- 入力した任意の文章に対し、その文章と最も近い表現をする作者の判定を行う
- 例えば『吾輩は猫である。名前はまだ無い。』と入力すると『夏目漱石』が一番近い作者と判定される

### 分類方法3：CHARACTER-LEVEL CNN

- 推論結果

吾輩はねこである。名前はまだない。  
dict\_keys(['芥川 龍之介', '石川 啄木', '太宰 治', '谷崎 潤一郎', '中原 中也', '夏目 漱石', '萩原 朔太郎', '樋口 一葉', '福沢 諭吉', '宮沢 賢治'])

	芥川 龍之介	石川 啄木	太宰 治	谷崎 潤一郎	中原 中也	夏目 漱石	萩原 朔太郎	樋口 一葉	福沢 諭吉	宮沢 賢治
0	0.157498	0.20837	0.126755	0.027739	0.007858	0.999978	0.008751	0.343133	0.021706	0.164994

だってばくのお父さんがね、ゴーシュさんはとてもいい人でこわくないから行って習えと云ったよ。  
dict\_keys(['芥川 龍之介', '石川 啄木', '太宰 治', '谷崎 潤一郎', '中原 中也', '夏目 漱石', '萩原 朔太郎', '樋口 一葉', '福沢 諭吉', '宮沢 賢治'])

	芥川 龍之介	石川 啄木	太宰 治	谷崎 潤一郎	中原 中也	夏目 漱石	萩原 朔太郎	樋口 一葉	福沢 諭吉	宮沢 賢治
0	0.985625	0.545428	0.000713	0.718184	0.348781	0.974963	0.086173	0.031478	0.053939	0.993912

天は人の上に人を造らず、人の下に人を造らず  
dict\_keys(['芥川 龍之介', '石川 啄木', '太宰 治', '谷崎 潤一郎', '中原 中也', '夏目 漱石', '萩原 朔太郎', '樋口 一葉', '福沢 諭吉', '宮沢 賢治'])

	芥川 龍之介	石川 啄木	太宰 治	谷崎 潤一郎	中原 中也	夏目 漱石	萩原 朔太郎	樋口 一葉	福沢 諭吉	宮沢 賢治
0	0.031431	0.187101	0.746851	0.306451	0.739449	0.389397	0.024276	0.997369	0.972787	0.025419

# GANに関する技術の習得



## ■ GANを使って色々やってみる

### ①オリジナルフォントを作成してみた(CGAN)

#### データ

- フォントデータをpng画像に変換したもの(7626枚)
  - 解像度: 64×64
  - モノクロ
  - 使用文字: 0~9, a~z, A~Z
  - 使用フォント: 123種



#### モデルの設定など

- CGAN
- エポック数: 50000
- バッチサイズ: 256
- 条件には「文字」を使用
- モノクロ画像として学習、生成

### ②存在しないアニメキャラを生成してみた(StyleGAN3 Version)

#### データ

- selfie2anime(7000枚)  
<https://drive.google.com/file/d/1xQWj1UVgp6NKMT3HbPhBbtg2A4EDkghE/view>
  - 実写顔写真とアニメキャラのデータセット
  - 学習データ: 3500枚(アニメキャラに限定)



#### 設定など

- モデル: StyleGAN3  
<https://github.com/NVlabs/stylegan3>
- Data Augmentation (左右反転)
- 200000枚数分学習。

### ②実写画像をアニメ風に変換

#### データ

- 学習データ(900枚)
  - 水増しなしの環境
  - 実写画像とアニメ画像のデータセット
  - それぞれ450枚ずつ
- テストデータ(100枚)
  - 実写画像

#### モデルの設定など

- AnimeGANv2  
<https://github.com/TachibanaYoshino/AnimeGANv2>
- エポック数: 100
- バッチサイズ: 16

#### 使用データ

- selfie2anime(7000枚)  
<https://drive.google.com/file/d/1xQWj1UVgp6NKMT3HbPhBbtg2A4EDkghE/view>
  - 実写顔写真とアニメキャラのデータセット
  - 学習データ: 3400枚ずつ
  - 検証データ: 100枚ずつ



#### 設定など

- モデル: UGATIT  
<https://github.com/taki0112/UGATIT>
- epoch=50, iteration=100で学習。
- その後、検証データを変換。

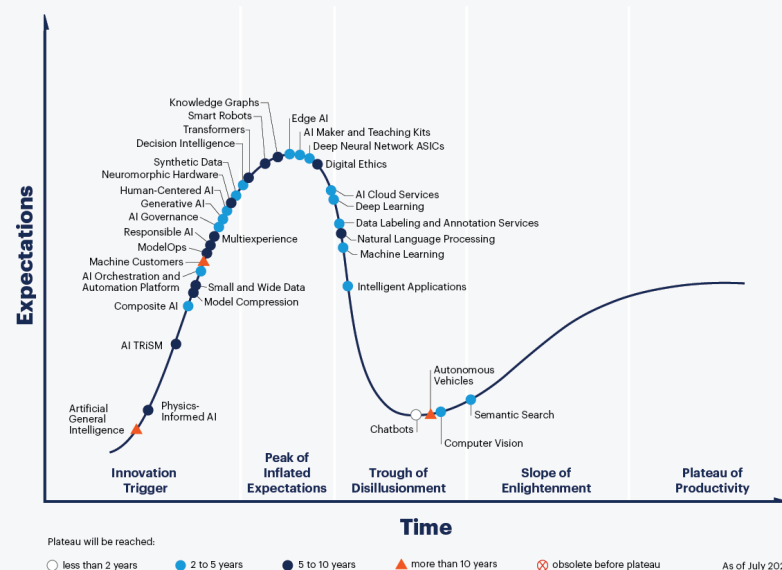


# エッジAIの現状

- GartnerのHype Cycle for Artificial Intelligence, 2021でも昨年と変わらず「過剰な期待」のピーク値のまま

- “edge ai”で検索してみても概念説明ばかりで実装例があまり見つからない

## Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2021



gartner.com

Source: Gartner  
© 2021 Gartner, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved. Gartner and Hype Cycle are registered trademarks of Gartner, Inc. and its affiliates in the U.S. 1482644

Gartner

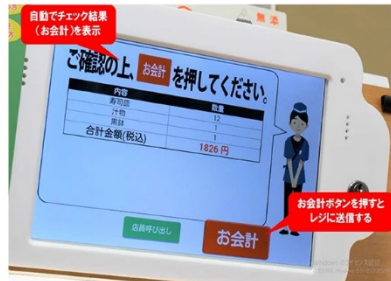
<https://www.gartner.com/en/articles/the-4-trends-that-prevail-on-the-gartner-hype-cycle-for-ai-2021>



- スマホの音声認識やカメラ画像処理は有名
- Intel coral の [Customer Stories](#) は実際に使われた実例がまとまっている
  - くら寿司の [皿を数える装置](#)
  - ノルウェーの配電会社Pratexoの電力グリッドの変圧器の [異常検知](#)
  - など
- JetsonやAzureが紹介しているコミュニティの例は存在するが技術要素の紹介に近い

# くら寿司の皿を数える装置

- 回転レーンから取った皿の数をラズパイ4でQRコードの識別とTensorFlow(Coral USB Accelerator)を使った画像認識で皿の種類と数をカウント

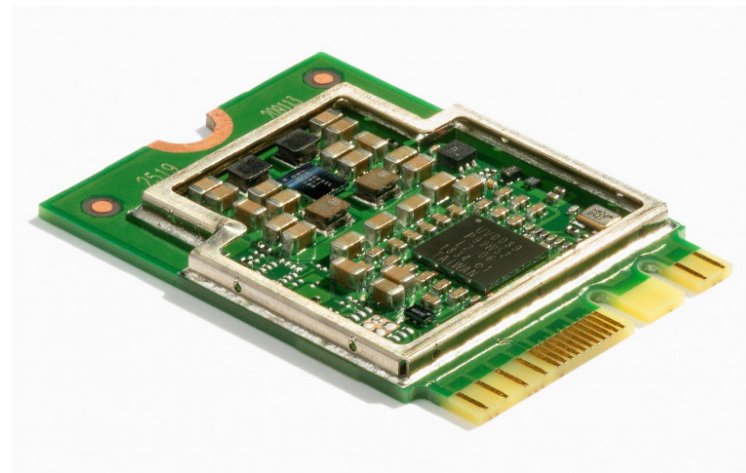


<https://coral.ai/news/kura-sushi>





- Coral M.2アクセラレーターで各変圧器が発する音から機械学習モデルで問題が発生するかを予測し電力グリッドの信頼性を確保





- まだまだ実例が少ない
  - 継続的に調査する必要があるそう
- 実装に関して課題が存在しているのかも
  - 実例を深掘りしてみると新たな知見がありそう
- AI研究WGとして、実例調査と実例の深掘り  
をやってみる





「AI研究WG EdgeTech+ 2022」

2022/11/16 発行

発行者 一般社団法人 組込みシステム技術協会  
東京都 中央区 入船 1-5-11 弘報ビル5階  
TEL: 03(6372)0211 FAX: 03(6372)0212  
URL: <https://www.jasa.or.jp/>

本書の著作権は一般社団法人組込みシステム技術協会（以下、JASTA）が有します。  
JASTAの許可無く、本書の複製、再配布、譲渡、展示はできません。  
また本書の改変、翻案、翻訳の権利はJASTAが占有します。  
その他、JASTAが定めた著作権規程に準じます。