

AIするディープラーニング AI Love Deep Learning

黒川大智* 岩田聖 稲田将文 岡留司真 菊地勇然 佐野将真 中野豪大 東浦聡太 正木大雅 山本大智 好本大地 渡邊凜音 *:リーダー

担当教員: 竹之内高志 香取勇一 寺沢恵吾 片桐恭弘

Daichi Kurokawa* / Sho Iwata / Masafumi Inada / Kazuma Okadome / Takenori Kikuchi / Shoma Sano / Takehiro Nakano / Souta Higashiura / Taiga Masaki / Daichi Yamamoto / Daichi Yoshimoto / Rion Watanabe *:Leader
Supervisor: Takashi Takenouchi / Yuichi Katori / Kengo Terasawa / Yasuhiro Katagiri

概要 Overview

ディープラーニングとは? What's Deep Learning

▷ 脳神経回路網 (Neural Network: NN) を基礎とした機械学習手法

Machine learning method based on Neural Network

→ 通常よりも層を深く (ディープに) したNNを用いる

Deep learning uses a neural network with layers deeper than normal

→ 従来よりも高精度・高効率な学習が可能

Higher precision and higher efficiency can be achieved

▷ 応用分野

Application fields of deep learning

→ 画像処理: 複数の画像から任意のジャンルに属する画像を分類

Image processing: classify images into appropriate genres

→ 自然言語処理: ヒトが用いる言語の解析, 機械翻訳エンジンなどに応用

Natural Language Processing: Analysis of languages used by humans

Applicable to machine translation engine etc.

このプロジェクトの目的 Purpose of this project

▷ ディープラーニングの新しい応用手法を提案・実現する

A new application of deep learning and put it into practical use

CNNを用いた指文字の認識

Recognition of finger characters using CNN

Word2vecを用いた詰将棋問題の生成

Generation of TsumeShogi problem using Word2vec

CNNを用いた指文字の認識 Recognition of finger characters using CNN

背景と目的 Background and purpose

▷ 手話話者と健常者との間にコミュニケーションの障壁がある

There is a communication barrier between the sign language speaker and the healthy person

→ 手話の学習コストが高い

Sign Language requires learning costs

→ 健常者の手話習得者人口が少ない

There are few healthy person who are understanding sign language

▷ 特殊な機器を用いずに映像から直接手話を認識できれば、手話の翻訳を容易に行うことができる

If you can recognize sign language directly from video without using special equipment, you can easily translate sign language

ディープラーニングを用いて映像から指文字を認識するシステムを開発する

Develop a system to recognize finger characters from images using deep learning

実験と結果 Brainstorming

▷ 指と顔の情報を効率的に学習させるため、画像中の肌色部分を抽出した画像を学習に用いた

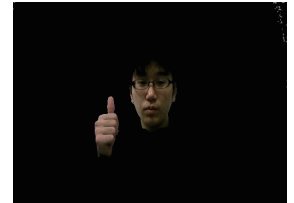
In order to efficiently learn information on fingers and faces, images extracted from flesh color parts in images were used for learning

▷ 加工済みのあ行, か行, さ行, た行を表す指文字画像21000枚を4層の畳み込みニューラルネットワーク (CNN) で学習した

21,000 processed images were learned by a 4-layer convolution neural network (CNN).

▷ 学習の結果, 訓練データに対する精度が99% テストデータに対する精度が70%~80%であった

As a result of learning, the accuracy for the training data was 99% and the accuracy for the test data was 70% to 80%



学習データに対する肌色抽出
Processing of learning data

Word2vecを用いた詰将棋問題の生成 Generation of TsumeShogi problem using Word2vec

背景と目的 Background and purpose

▷ 従来のアルゴリズムにより生成された詰将棋は面白みに欠ける

TsumeShogi generated by old algorithm is not fun

→ 詰みまでの手順が単調であり, 問題を解く面白さがない

The procedure up to the game clear is monotonous and there is no fun to solve the problem

→ 10手を超えるような長い詰将棋が生成できない

With older algorithms, we can't generate long TsumeShogi

▷ 人間が作った詰将棋から「面白さ」の要素を学習できれば、複雑で面白い詰将棋問題を生成できる

If you can find elements of "funness" of Tsume Shogi by machine learning, you can generate interesting TsumeShogi

ディープラーニングを用いて、人間の作った詰将棋の「詰め手順」から詰将棋をより面白くする要素を学習する

Using deep learning, we find elements that makes Tsume-shogi more interesting from the answer of TsumeShogi made by humans.

実験と結果 Brainstorming

▷ 人間が作った詰将棋14000局をWord2Vecで学習させた

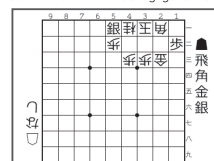
Word2Vec was made to learn about 14 thousand subjects TsumeShogi made by humans

▷ 従来アルゴリズムで生成した詰将棋と, AIが学習した結果を適用した詰将棋とを評価関数を用いて評価した

TsumeShogi generated with the old algorithm and TsumeShogi generated by AI were evaluated using the evaluation function

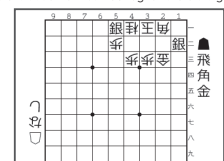
▷ AIを用いた詰将棋の評価が, 従来アルゴリズムの詰将棋の評価を上回った

The evaluation of TsumeShogi generated by AI exceeded the evaluation of TsumeShogi of the old algorithm



従来アルゴリズムによる詰将棋
TsumeShogi generated with the old algorithm

- 7手詰め
Game clear in 7 steps
- 評価値: -310
Evaluation value: -310



AIの学習結果を適用した詰将棋
TsumeShogi generated with the AI

- 13手詰め
Game clear in 13 steps
- 評価値: -232
Evaluation value: -232

AIするディープラーニング GroupA 手話翻訳

好本大地* 岩田聖 佐野将真 東浦聡太 正木大雅 山本大智 *:グループリーダー

担当教員: 竹之内高志 香取勇一 寺沢憲吾 片桐恭弘

背景

手話について

- ・手の位置、手の形、手の動きなどを組み合わせて意味を伝える表意記号で、コミュニケーション手段として主にろう者が用いる
- ・現状、手話を認識するシステムは特殊機器を必要とする事例が多い

映像から手話を読み取ることができれば、
現状より容易に手話翻訳が可能と考えた

到達目標

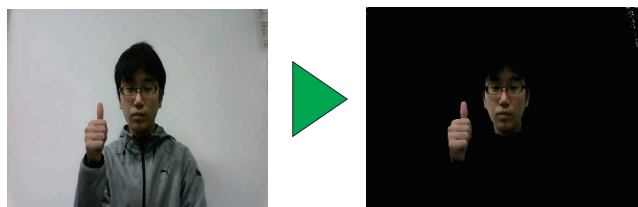
- ・顔や手の特徴が手話の意味識別に必要となる
▷ 複数特徴の関連性をどのように学習させるか
- ・手話動画には情報が多量に含まれる
▷ 学習に必要な特徴をどのように抽出するか

使用する映像を加工し、手話の一種である指文字
の学習および判別を行うことにした

実験

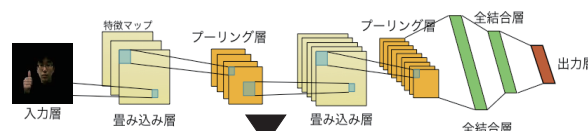
データセットの作成

- ▷ あ〜た各行につき、6000 枚のデータを作成
- ▷ 学習させる行とは異なる行の指文字データを 15000 枚をダミーデータとして用意
- ▷ 画像中の肌色以外を消去し、手や顔をより認識しやすくする



CNNによる学習

- ▷ 総数 21000 枚のうち、20100 枚を訓練用データとして使用し、残りの 900 枚をテスト用として使用
- ▷ 4 層の畳み込みニューラルネットワークにより、6 値分類問題として学習



学習モデルの構築!!

<http://www.dmpf.com/jp/news/2017/6649/>

結果と考察

	あ行	か行	さ行	た行
訓練精度	99.49%	99.61%	99.25%	98.42%
テスト精度	71.33%	78.33%	77.99%	75.30%

- ・学習データをより鮮明な画質にすることで、指文字の認識精度を向上できると考えられる
- ・訓練データ枚数やサンプルとなる人物の種類を増やすことで、指文字の分類精度を向上できると考えられる
- ・今後、50 音すべてにモデルを適用することで指文字の翻訳システムとして実用可能になると考えられる

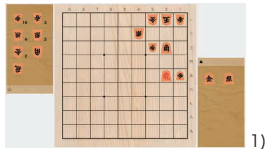
AIするディープラーニング Group B 詰将棋生成

稲田将文* 岡留司真 菊地勇然 黒川大智 中野豪大 渡邊凜音 *：グループリーダー 担当教員：竹之内高志 香取勇一 寺沢憲吾 片桐恭弘

概要

詰将棋について

- ・ 将棋の一場面を模したパズルゲーム
- ・ 詰将棋ならではのルールがある

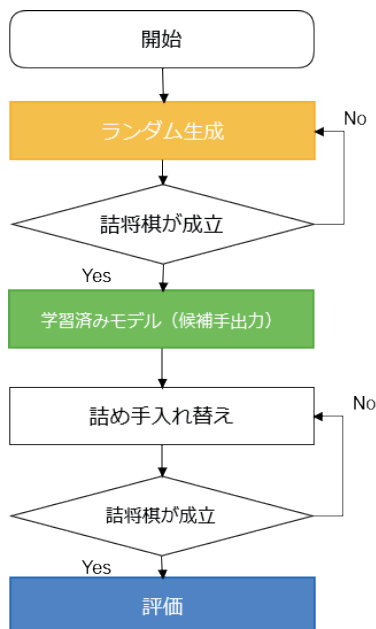


1) https://www.shogi.or.jp/tsume_shogi/everyday/20177127.html

目的

- ・ ディープラーニングを用いて、人間の作った詰将棋の「詰め手順」から詰将棋をより面白くする要素を学習する

手法



ランダム生成

- ・ 駒をランダムに設置し、不要な駒を削除するなどの操作を加えて、詰将棋として成り立つ形に成形する
- ・ 生成された問題は、単純なものになりやすい

評価

- ・ ランダム法で生成した問題と置き換えた問題を評価する
- ・ 評価の基準は
 - 駒の枚数
 - 盤面の広さ
 - 玉の開放度
 - 駒の重みを考慮した評価値
 - 駒取りの回数

学習済みモデル

- ・ Word2vec を応用
- ・ このモデルをもとに、入力された詰将棋の詰め手順の置き換えを行う
- ・ 学習には、全国詰将棋連盟様から提供していただいた、詰将棋データ 15,000 局を使用した

Word2vec

- ・ 自然言語処理の手法の一つ
- ・ 詰将棋から詰め手順のみを抽出し、手順の並び方の傾向を学習する
- ・ 手順の傾向から、ある詰め手の代替候補を出力する

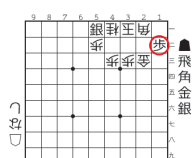
結果

結果



・ 7 手詰め
・ 評価値：-310

単純なランダム法を使って生成した詰将棋



・ 13 手詰め
・ 評価値：-232

ディープラーニングを用いて改良した詰将棋

- ・ 学習の結果から、1 二銀を 1 二歩に置き換えることで、手数が 13 手詰めに代わり、評価値が 78 ポイント上昇した

まとめ・展望

- ・ 「詰め手順」に注目し、詰将棋の自動生成に取り組んだ
- ・ ディープラーニングを用いて、詰め手順の置き換えを行うことで、評価値の向上が見られた
- ・ 今後は、ランダム生成の部分に、評価や、学習の結果をフィードバックする、強化学習のような方法を取り入れることで、改善が望めるであろう