



Group3

指紋認証を用いたCNN手法の模索

Member : 185710A 金城海斗
185714C 石橋竜弥
185745C 上間 翔
185752F 新垣裕二
185763B 草薙幸菜

目次

1. 題材
2. 指紋認証となったきっかけ
3. CNNとは
4. データセット
5. 実験
 - a. 実験概要
 - b. 実験方法
 - c. 実験結果
6. 考察
7. まとめと振り返り

1.題材

- 指紋
- CNN

2.なぜ指紋を題材にしたのか？

- 授業で扱った数値としてのデータではなく、画像としてのデータで機械学習をしたかった！！！！
- 現代当たり前に使用されている指紋認証に目をつけた
 - iPhone, Android, 銀行ATM, 決済認証
- データが複雑かつラベルがはっきりしている

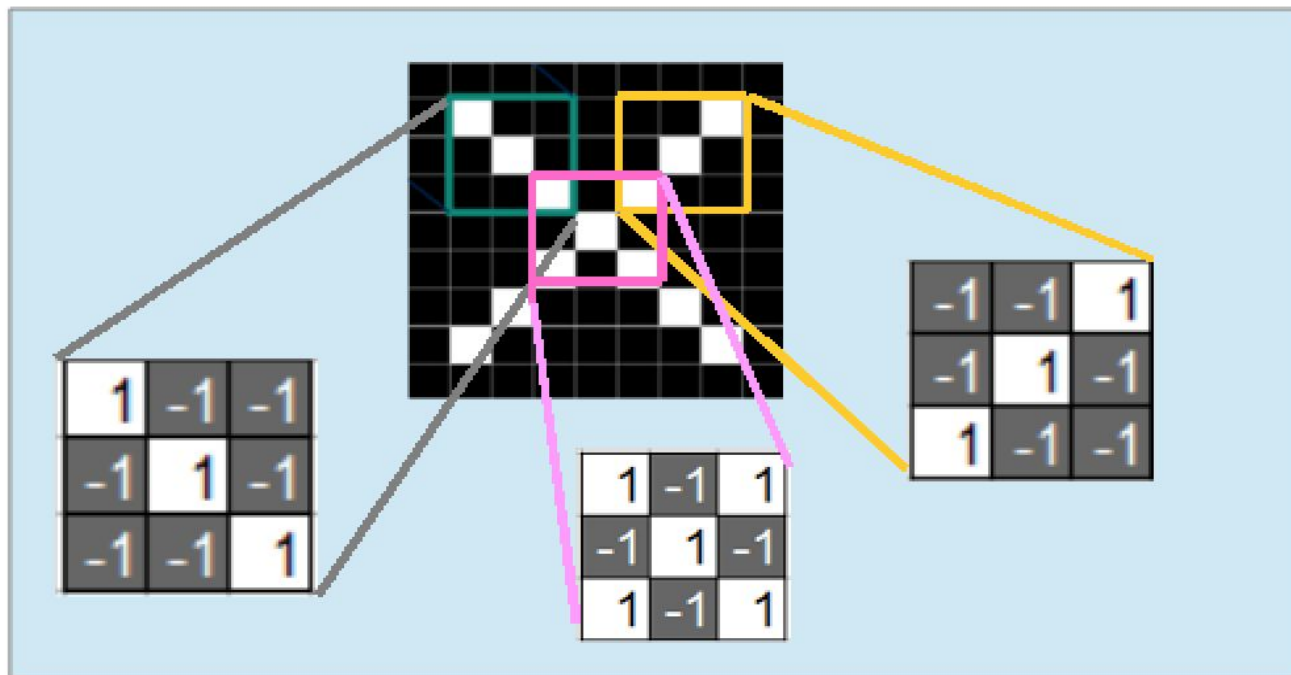


3.CNN(畳み込みニューラルネットワーク)とは？

- 画像の特徴をフィルタによって抽出しそれを用いて学習を行う。
 - 畳み込み層
 - プーリング層
- 画像認識や動画認識などに使われている



画像から特徴を抽出



出典: <https://udemy.benesse.co.jp/data-science/ai/convolution-neural-network.html>

畳み込み層

-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

×

-1	-1	1
-1	1	-1
1	-1	-1

=

0.33	-0.11	0.55	0.33	0.11	-0.11	0.77
-0.11	0.11	-0.11	0.33	-0.11	1.00	-0.11
0.55	-0.11	0.11	-0.33	1.00	-0.11	0.11
0.33	0.33	-0.33	0.55	-0.33	0.33	0.33
0.11	-0.11	1.00	-0.33	0.11	-0.11	0.55
-0.11	1.00	-0.11	0.33	-0.11	0.11	-0.11
0.77	-0.11	0.11	0.33	0.55	-0.11	0.33

プーリング層

0.33	-0.11	0.55	0.33	0.11	-0.11	0.77
-0.11	0.11	-0.11	0.33	-0.11	1.00	-0.11
0.55	-0.11	0.11	-0.33	1.00	-0.11	0.11
0.33	0.33	-0.33	0.55	-0.33	0.33	0.33
0.11	-0.11	1.00	-0.33	0.11	-0.11	0.55
-0.11	1.00	-0.11	0.33	-0.11	0.11	-0.11
0.77	-0.11	0.11	0.33	0.55	-0.11	0.33



0.33	0.55	1.00	0.77
0.55	0.55	1.00	0.33
1.00	1.00	0.11	0.55
0.77	0.33	0.55	0.33

出典 : <https://udemy.benesse.co.jp/data-science/ai/convolution-neural-network.html>

4. データセット

- 指紋のデータセットはSokoto Coventry Fingerprint Datasetを使用した
- 600人のアフリカ人の両手の各指 計6000枚の画像データ
 - 性別
 - どちらの手か
 - どの指か などのラベルが貼られている



5.実験

a.実験概要

- ネットに公開されているCNNのコードを書き換えて、より効率よく学習させることが出来ないか検証した。

5-a-1.コード概要

- 1.指紋画像を(画像データ)、指の部位、通し番号に分解
- 2.画像データを正規化、クラスを指の部位と通し番号の2パターンに複製
- 3.畳み込み層の生成
- 4.条件を変えて機械学習を行う
- 5.指の部位(fingerNum)、通し番号(subjectID)で正答率を比較する

5-a-2.コードのパラメーター

epoch: 画像データを畳み込み層に通す回数

batch_size: 一緒に回す枚数

活性化関数: 入力された値を重みと式に従って新しい値を返す

LeakyReLU(alpha): 活性化関数の一つ、負の値であるとき一定の重みをかける

b.実験方法

実験において以下の箇所を変更し、CNNの学習の向上が見られないか観察した

1. epoch
2. batch_size
3. 活性化関数

c.実験結果-1

epochを変更した場合		
epoch	subjectID accuracy	fingerNum accuracy
1	1.53333 %	63.01666 %
3	61.28333 %	89.48333 %
5	96.35000 %	98.15000 %
10	99.71666 %	99.71666 %
20	99.73333 %	99.88333 %
30	99.73333 %	99.90000 %

subjectID accuracy : 誰の指かを当てる精度, fingerNum accuracy : どの指かを当てる精度

c.実験結果-2

batch_sizeを変更した場合(条件:epoch=20)		
batch_size	subjectID accuracy	fingerNum accuracy
32	99.73333 %	99.90000 %
64	99.73333 %	99.88333 %
128	99.71666%	99.88333 %
1024	0.21666 %	56.73333 %

batch_size : 一緒に回す枚数

subjectID accuracy : 誰の指かを当てる精度、fingerNum accuracy : どの指かを当てる精度

c.実験結果-3

三種類の活性化関数		
	subjectID accuracy	fingerNum accuracy
sigmoid	99.73333 %	99.86666 %
tanh	99.73333 %	99.88333 %
LeakyReLU (alpha=0.3)	99.71666 %	99.73333 %

c.実験結果-4

活性化関数LeakyReLU		
	subjectID accuracy	fingerNum accuracy
LeakyReLU (alpha=-0.5)	99.43333 %	99.88333 %
LeakyReLU (alpha=0.3)	99.71666 %	99.73333 %
LeakyReLU (alpha=0.5)	99.69999 %	99.63333 %

6.考察

精度が向上した要因

epoch数をあげることによってfingerNum accuracyは上昇した。エポック数をあげることによって細かい特徴が識別できるようになるため、fingerNum accuracyの方が識別のためにより細かい特徴を必要としたと考える。

精度が変わらない、下がった要因

今回の実験では最適化関数を変更していないため、元の最適化関数が精度を向上させている要因になっていると考える。

7.まとめと振り返り

- データマイニングのプロセスから、画像認証で使われるCNNについて実装を通して理解を深めることと、改善実験に務めることができ、時間がまだあれば、他の手法との比較見当もできれば良いなと感じた。
- CNNの構造についての知見を深めることができた。
- 画像認証と言えば、CNNということはよく聞くが、実際に指紋認証を通して効率の良さと、パラメーターの調整のしやすさから、改善実験を繰り返し、高い正答率と結果を得ることができた。
- 畳み込み層を設定するだけでCNNが学習する様子は壮観だった。
- 役割を分担して効率良く進めることができた。

ご清聴ありがとうございました