

TensorFlow 2人門

1からの変更部分とコードの書き方について



概要

- TensorFlowについて
- TensorFlow2での変更点について
 - Kerasの統合
 - Eager execution
 - ・その他変更
- ・実装例(Fashion MNISTでの分類問題)
 - Fashion MNISTについて
 - ・コードサンプル

TensorFlowについて(1/3)

概要



- Googleが開発した機械学習、ディープラーニングのライブラリ
- Apache License 2.0で公開されているオープンソースソフトウェア
- ・2015年11月の公開以来,様々なプロジェクトで用いられており,4100万以上のダウンロード,貢献者は1800人以上. (2019年3月時点)
- 用途
 - · 顔認識, 音声認識, 画像検索, 自動翻訳 etc.

TensorFlowについて(2/3)

対応環境, 言語

- 対応環境: Windows, Mac, Linux
 Android, iOS (TensorFlow Lite)
 JavaScript (TensorFlow.js)
- コア部分はPython, C++, CUDAで記述されており、以下の言語のインターフェースを持つ。
 - Python
 - Java
 - · C/C++
 - Go

TensorFlowについて(3/3)

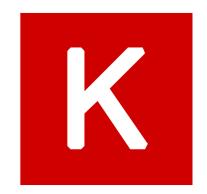
導入方法

```
    pipで導入
    pip install tensorflow==2.1.0
    (デフォルトがpython2の人はpip3でインストール)
```

インストール確認
コンソールで"python"と打ち込んでインタプリタ環境に入り、以下のように入力
>>> import tensorflow
>>> tensorflow.__version__
表示されるバージョンが2.0以降である事を確認
'2.1.0'

TensorFlow2での変更点

Kerasの統合



- Kerasについて
 - KerasはPythonで書かれたニューラルネットワークのオープンソースライブラリで、TensorFlow、Theano等の上部で動作する。ニューラルネットワークのモデルが簡潔に書ける事に重点が置かれている。
- TensorFlow2において、ライブラリにKerasが統合され、ニューラルネットワークの実装が簡単になった。

TensorFlow2での変更点

Eager execution

- ・従来のTensorFlowでは学習時に、モデルの入出力を placeholderとして定義し、session.run()を実行する必要があった。
- TensorFlow2では,
 outputs = f(input)
 のようなよりシンプルな(Pythonの標準的なコードに近い)記述でモデルの学習を実行する事が出来る。

実装例(Fashion MNISTでの分類問題) Fashion MNISTについて

- Fashion MNISTはMNISTを置き換える事を目的に作られた, 60,000の訓練セットと10,000のテストセットからなる, Zalando (https://jobs.zalando.com/en/) が作成した服, 靴などの画像のデータセット.
- ・MNIST (0~9の手書き数字の分類) があまりに単純すぎるため、 その置き換えを目的に作成された。 MNISTと同じ28 x 28の解像度で、10のクラスに分類される。

実装例(Fashion MNISTでの分類問題) Fashion MNISTの中身

28 x 28のグレースケールの画像



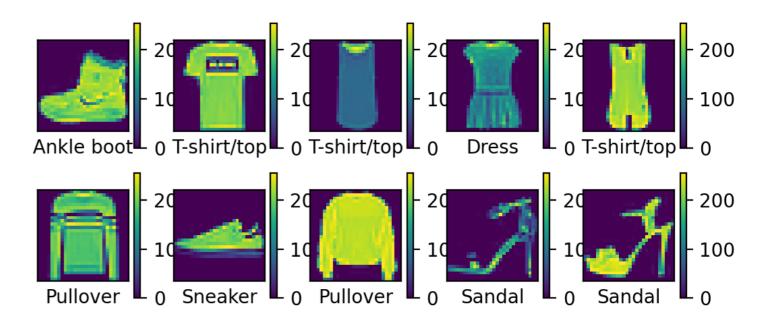
対応したラベル 上記だと, 9: Ankle boot

ラベル	記述
0	T-shirt//top
1	Trouser
2	Pullover
3	Dress
4	Coat
5	Sandal
6	Shirt
7	Sneaker
8	Bag
9	Ankle boot

実装例(Fashion MNISTでの分類問題) Fashion MNISTのデータロード

fmnist.pyを用いてFashion MNISTのデータをダウンロードし、サンプルの絵を表示する.以下の部分でFashion MNISTのデータを取得.(すでにダウンロードしている場合はそちらを用いる)

```
fashion_mnist = keras.datasets.fashion_mnist
(train_images, train_labels), (test_images,
test_labels) = fashion_mnist.load_data()
```



学習:前処理

学習は、train.pyで実行する. まず、学習の前にデータに前処理を施す. (学習時と判定時で同じ処理をする必要があるのに注意)

train_images = train_images / 255.0
test_images = test_images / 255.0

ここでは、0-255の整数値を取っているのを0.0-1.0の実数値に変換している。

学習:モデルの設定

```
モデルは、以下の部分で定義されている.
model = keras.Sequential([
   keras_layers_Flatten(input_shape=(28, 28)),
   # 入力を28x28=784次元のベクトルに変換
   keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
   # 中間層、128次元、reluで活性化
   keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
   # 出力層、10次元(=判定)、softmaxで活性化
```

学習:中間層について

keras.layers.Dense(128, activation='relu')

上記では、入力が784次元、出力が128次元のベクトルとなる. 入力をx,活性化前の出力をyとして以下のような式で表される.

 $y = W \cdot x + b$

ここで、Wは128行784列の行列、bはバイアスと呼ばれる128次元のベクトル。 (ベクトルを列ベクトルとした場合) 学習時にはこのWとbを最適化する。

上記に活性化関数ReLUをかけたものが最終的な出力となる.

ReLU(x) = max(0, x)

学習:出力層について

keras.layers.Dense(10, activation='softmax')

上記では、入力が128次元、出力が10次元のベクトルとなる. 活性化前までは、中間層と同じ行列-ベクトル演算 活性化関数は、ここではsoftmaxを持ちている. 各分類を0-1の「確率」で表すため.

ソフトマックスは右の式で与えられる.

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^N e^{x_j}}$$

$$p_{i} = \frac{e^{-E_{i}/T}}{\sum_{j=1}^{N} e^{-E_{j}/T}}$$

学習:モデルのコンパイル

モデルの学習に関する設定は以下の行で行われている.

```
model.compile(optimizer='adam',
# Adamオプティマイザーを設定
loss='sparse_categorical_crossentropy',
# Loss関数として交差エントロピーを用いる
# これを最小化するように学習を実行する
metrics=['accuracy'])
# 評価関数としてaccuracyを用いる
# (学習には使われない)
```

学習:Loss関数について

TensorFlowでは、Loss関数を最小化するようにモデルパラメータの更新を行う.

Loss関数として、ここでは多クラス交差エントロピーと呼ばれるものを用いている。

$$L = \sum_{t} \sum_{c} y_c^t \log y_c^{\prime t}$$

上記で、LがLoss関数
yctがt番目サンプルの正答データのカテゴリーcの値(yctは、ラベルで与えられるカテゴリーだけ1で他のになるようなone-hot vector)
y'ctがt番目サンプルのモデル予想のカテゴリーcの値

学習:最適化手法について

ここでは最適化手法としてAdamが用いられている. 詳細は, Kingma and Ba (2014), arXiv:1412.6980を参照. https://arxiv.org/abs/1412.6980

Loss関数の勾配の1次モーメントと2次モーメントを用いて値を更新する事で、解が振動せず、早く収束する事を意図した手法. 機械学習で非常によく用いられる.

他の手法 SGD, RMSprop, AdaGrad etc.

学習:評価関数について

学習時に計算され、モデルの性能評価に用いられる評価関数を指定.

これは、学習そのものには用いられない.

ここではaccuracyが用いられる.

学習:学習

以下の箇所で学習を実行している.

model.fit(train_images, train_labels, epochs=5)

上記で、1つ目の引数に学習用データ、2つ目の引数に学習用の正答ラベル。epochsとして学習のエポック数を与えている。

エポック数:全データ1通り学習するだけのステップ数を1エポックと定義する.

学習:学習済モデルの保存

学習済みのモデルは、HDF5形式のファイルとして保存可能。

model.save('clf_fmnist.h5')

上記部分で、学習済みモデルをclf_fmnist.h5ファイルに保存. このファイルを読み込む事で、学習済みモデルを用いた判定が可能 となる.

学習:学習済モデルの保存

学習済みのモデルは、HDF5形式のファイルとして保存可能。

model.save('clf_fmnist.h5')

上記部分で、学習済みモデルをclf_fmnist.h5ファイルに保存. このファイルを読み込む事で、学習済みモデルを用いた判定が可能 となる.

学習:train.pyの実行

train.pyを実行すると、コンソールに学習時のlossやaccuracyが出力され、 学習後に学習済みファイルclf_fmnist.h5が生成される. 最後にテストデータの0番目の画像と判定結果が表示される.

• • •

Train on 60000 samples

Epoch 1/5

. . .

10000/10000 - 1s - loss: 0.3622 - accuracy: 0.8707

Test accuracy: 0.8707

• • •

判定:前処理、モデルのロード

判定データについても学習時と同様の前処理を行う必要がある.

```
train_images = train_images / 255.0
test_images = test_images / 255.0
```

以下の部分で学習時に生成したclf_fmnist.h5を読み込む.

model = keras.models.load_model('clf_fmnist.h5')

判定:判定

判定は以下の部分で実行している.

predictions = model.predict(test_images)

上記predictionsに各モデルの判定結果が格納される. test_images[i]の判定結果がpredictions[i]となっている.

各predictions[i]は以下のようなベクトルになっている.

[1.7727913e-05 1.7757287e-07 8.1428175e-07 1.4998831e-06 1.1081520e-06 2.0753149e-02 2.8975912e-05 9.3254028e-03 5.1301431e-05 9.6981984e-01]

上記で、j番目の要素がカテゴリーjの確率に対応している.

判定:1サンプルに対しての実行

model.predictでは、複数サンプルについて判定を実行する. 1サンプルだけについて判定したい場合(predict_single.pyの例) は、以下のようにして次元を拡張する必要がある.

img = (np.expand_dims(img,0))

参考サイト(1/2)

- tensorflow.org
 TensorFlowの公式サイト. 特に以下を参照している.
 - ・はじめてのニューラルネットワーク:分類問題の初歩 https://www.tensorflow.org/tutorials/keras/classification
 - ・モデルの保存と復元 https://www.tensorflow.org/tutorials/keras/save_and_load
 - Effective TensorFlow 2 <u>https://www.tensorflow.org/guide/effective_tf2</u>
 - Migrate your TensorFlow 1 code to TensorFlow 2 https://www.tensorflow.org/guide/migrate

参考サイト(2/2)

GitHubのTensorFlowリポジトリ
変更点等についてリリースノートを参照.
https://github.com/tensorflow/tensorflow/blob/master/
 RELEASE.md