从本专栏开始,作者正式研究Python深度学习、神经网络及人工智能相关知识。前一篇文章详细讲解了Keras环境搭建、入门基础及回归神经网络案例。本篇文章将通过Keras实现分类学习,以MNIST数字图片为例进行讲解。基础性文章,希望对您有所帮助!



本专栏主要结合作者之前的博客、AI经验和相关视频(强推"莫烦大神"视频)及论文介绍,后面随着深入会讲解更多的Python人工智能案例及应用。基础性文章,希望对您有所帮助,如果文章中存在错误或不足之处,还请海涵~作者作为人工智能的菜鸟,希望大家能与我在这一笔一划的博客中成长起来。写了这么多年博客,尝试第一个付费专栏,但更多博客尤其基础性文章,还是会继续免费分享,但该专栏也会用心撰写,望对得起读者,共勉!

代码下载地址: https://github.com/eastmountyxz/AI-for-TensorFlow

代码下载地址: https://github.com/eastmountyxz/AI-for-Keras

PS: 百度网盘链接总被下线,需要的私聊我,或从CSDN、Github下载。

文章目录

- 一.什么是分类学习
 - 1.Classification
 - 2.MNIST
- 二.Keras实现MNIST分类
- 三.总结

同时推荐前面作者另外五个Python系列文章。从2014年开始,作者主要写了三个Python系列文章,分别是基础知识、网络爬虫和数据分析。2018年陆续增加了Python图像识别和Python人工智能专栏。

• Python基础知识系列: Python基础知识学习与提升

• Python网络爬虫系列: Python爬虫之Selenium+BeautifulSoup+Requests

• Python数据分析系列:知识图谱、web数据挖掘及NLP

• Python图像识别系列: Python图像处理及图像识别

• Python人工智能系列: Python人工智能及知识图谱实战



Python学习系列

文章:16篇

阅读:119908



Python爬虫之Selenium+P hantomis+CasperJS

文章:33篇

阅读:443874



知识图谱、web数据挖掘及

文章:44篇

阅读:488758

前文:

[Python人工智能] 一.TensorFlow2.0环境搭建及神经网络入门

[Python人工智能] 二.TensorFlow基础及一元直线预测案例

[Python人工智能] 三.TensorFlow基础之Session、变量、传入值和激励函数

[Python人工智能] 四.TensorFlow创建回归神经网络及Optimizer优化器

[Python人工智能] 五.Tensorboard可视化基本用法及绘制整个神经网络

[Python人工智能] 六.TensorFlow实现分类学习及MNIST手写体识别案例

[Python人工智能] 七.什么是过拟合及dropout解决神经网络中的过拟合问题

[Python人工智能] 八.卷积神经网络CNN原理详解及TensorFlow编写CNN

[Python人工智能] 九.gensim词向量Word2Vec安装及《庆余年》中文短文本相似度计算

[Python人工智能] 十.Tensorflow+Opencv实现CNN自定义图像分类案例及与机器学习 KNN图像分类算法对比,

[Python人工智能] 十一.Tensorflow如何保存神经网络参数

[Python人工智能] 十二.循环神经网络RNN和LSTM原理详解及TensorFlow编写RNN分类 案例

[Python人工智能] 十三.如何评价神经网络、loss曲线图绘制、图像分类案例的F值计算

[Python人工智能] 十四.循环神经网络LSTM RNN回归案例之sin曲线预测

[Python人工智能] 十五.无监督学习Autoencoder原理及聚类可视化案例详解

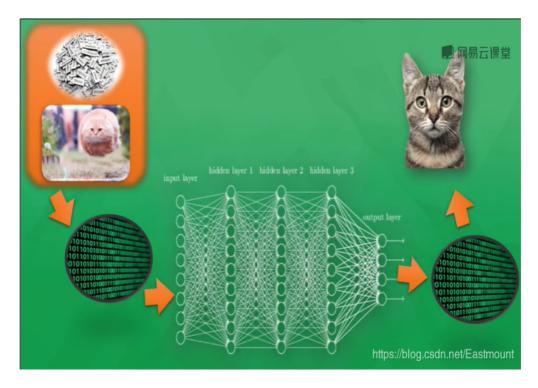
[Python人工智能] 十六.Keras环境搭建、入门基础及回归神经网络案例

《人工智能狂潮》读后感——什么是人工智能?(一)

一.什么是分类学习

1.Classification

我们之前文章解决的都是回归问题,它预测的是一个连续分布的值,例如房屋的价格、 汽车的速度、Pizza的价格等。而当我们遇到需要判断一张图片是猫还是狗时,就不能再 使用回归解决了,此时需要通过分类学习,把它分成计算机能够识别的那一类(猫或 狗)。

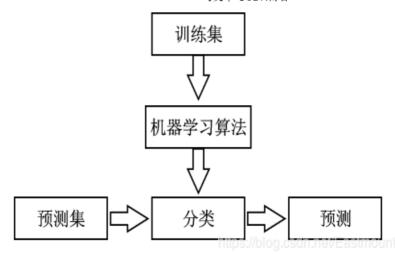


如上图所示,通常来说,计算机处理的东西和人类有所不同,无论是声音、图片还是文字,它们都只能以数字0或1出现在计算机神经网络里。神经网络看到的图片其实都是一堆数字,对数字的加工处理最终生成另一堆数字,并且具有一定认知上的意义,通过一点点的处理能够得知计算机到底判断这张图片是猫还是狗。

分类 (Classification) 属于有监督学习中的一类,它是数据挖掘、机器学习和数据科学中一个重要的研究领域。分类模型类似于人类学习的方式,通过对历史数据或训练集的学习得到一个目标函数,再用该目标函数预测新数据集的未知属性。分类模型主要包括两个步骤:

- 训练。给定一个数据集,每个样本都包含一组特征和一个类别信息,然后调用分类算法训练模型。
- 预测。利用生成的模型对新的数据集(测试集)进行分类预测,并判断其分类结果。

通常为了检验学习模型的性能会使用校验集。数据集会被分成不相交的训练集和测试 集,训练集用来构造分类模型,测试集用来检验多少类标签被正确分类。

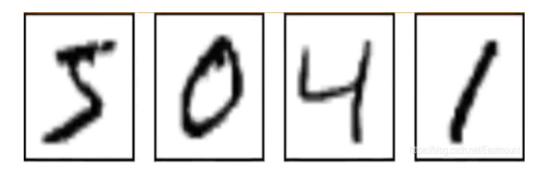


那么,回归和分类有什么区别呢?

分类和回归都属于监督学习,它们的区别在于:回归是用来预测连续的实数值,比如给定了房屋面积来预测房屋价格,返回的结果是房屋价格;而分类是用来预测有限的离散值,比如判断一个人是否患糖尿病,返回值是"是"或"否"。也就是说,明确对象属于哪个预定义的目标类,预定义的目标类是离散值时为分类,连续值时为回归。

2.MNIST

MNIST是手写体识别数据集,它是非常经典的一个神经网络示例。MNIST图片数据集包含了大量的数字手写体图片,如下图所示,我么可以尝试用它进行分类实验。



MNIST数据集是含标注信息的,上图分别表示数字5、0、4和1。该数据集共包含三部分:

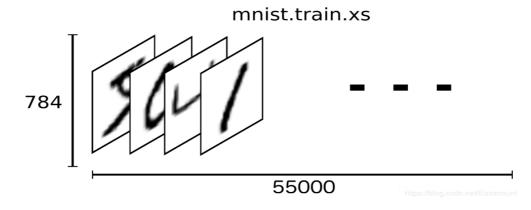
• 训练数据集: 55,000个样本, mnist.train

• 测试数据集: 10,000个样本, mnist.test

• 验证数据集: 5,000个样本, mnist.validation

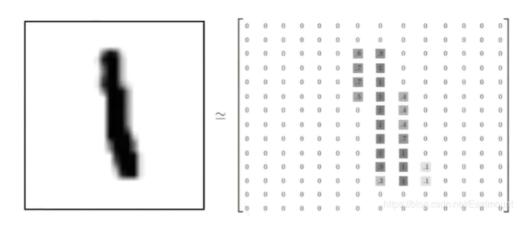
通常,训练数据集用来训练模型,验证数据集用来检验所训练出来的模型的正确性和是否过拟合,测试集是不可见的(相当于一个黑盒),但我们最终的目的是使得所训练出来的模型在测试集上的效果(这里是准确性)达到最佳。

如下图所示,数据是以该形式被计算机所读取,比如28*28=784个像素点,白色的地方都是0,黑色的地方表示有数字的,总共有55000张图片。



MNIST数据集中的一个样本数据包含两部分内容: 手写体图片和对应的label。这里我们用xs和ys分别代表图片和对应的label,训练数据集和测试数据集都有xs和ys,使用mnist.train.images和mnist.train.labels表示训练数据集中图片数据和对应的label数据。

如下图所示,它表示由28*28的像素点矩阵组成的一张图片,这里的数字*7*84(28*28)如果放在我们的神经网络中,它就是x输入的大小,其对应的矩阵如下图所示,类标label为1。



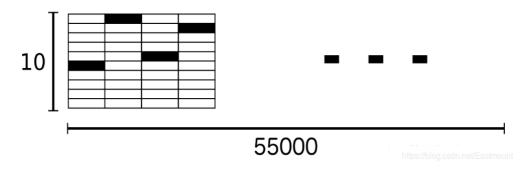
最终MNIST的训练数据集形成了一个形状为55000*784位的tensor,也就是一个多维数组,第一维表示图片的索引,第二维表示图片中像素的索引 (tensor中的像素值在0到1之间)。

这里的y值其实是一个矩阵,这个矩阵有10个位置,如果它是1的话,它在1的位置(第2个数字)上写1,其他地方写0;如果它是2的话,它在2的位置(第3个数字)上写1,其他位置为0。通过这种方式对不同位置的数字进行分类,例如用[0,0,0,1,0,0,0,0,0,0]来表示数字3,如下图所示。

3 would be [0,0,0,1,0,0,0,0,0].

mnist.train.labels是一个55000*10的二维数组,如下图所示。它表示55000个数据点,第一个数据y表示5,第二个数据y表示0,第三个数据y表示4,第四个数据y表示1。

mnist.train.ys



知道了MNIST数据集的组成,以及x和y具体的含义,我们就开始编写Keras吧!

二.Keras实现MNIST分类

本文通过Keras搭建一个分类神经网络,再训练MNIST数据集。其中X表示图片,28*28,y对应的是图像的标签。

第一步,导入扩展包。

```
import numpy as np
from keras.datasets import mnist
from keras.utils import np_utils
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Activation
from keras.optimizers import RMSprop
```

第二步,载入MNIST数据及预处理。

- X_train.reshape(X_train.shape[0], -1) / 255
 将每个像素点进行标准化处理,从0-255转换成0-1的范围。
- np_utils.to_categorical(y_train, nb_classes=10)
 调用up_utils将类标转换成10个长度的值,如果数字是3,则会在对应的地方标记为1,其他地方标记为0,即{0,0,0,1,0,0,0,0,0,0}。

由于MNIST数据集是Keras或TensorFlow的示例数据,所以我们只需要下面一行代码,即可实现数据集的读取工作。如果数据集不存在它会在线下载,如果数据集已经被下载,它会被直接调用。

```
# 下载MNIST数据
# X shape(60000, 28*28) y shape(10000, )
```

```
(X_train, y_train), (X_test, y_test) = mnist.load_data()

# 数据预处理

X_train = X_train.reshape(X_train.shape[0], -1) / 255 # normalize

X_test = X_test.reshape(X_test.shape[0], -1) / 255 # normalize

# 将类向量转化为类矩阵 数字 5 转换为 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 矩阵

y_train = np_utils.to_categorical(y_train, num_classes=10)

y_test = np_utils.to_categorical(y_test, num_classes=10)
```

第三步, 创建神经网络层。

前面介绍创建神经网络层的方法是定义之后,利用add()添加神经层。

- model = Sequential()
- model.add(Dense(output dim=1, input dim=1))

而这里采用另一种方法,在Sequential()定义的时候通过列表添加神经层。同时需要注意,这里增加了神经网络激励函数并调用RMSprop加速神经网络。

- from keras.layers import Dense, Activation
- from keras.optimizers import RMSprop

该神经网络层为:

- 第一层为Dense(32, input_dim=784), 它将传入的784转换成32个输出
- 该数据加载一个激励函数Activation('relu'), 并转换成非线性化数据
- 第二层为Dense(10),它输出为10个单位。同时Keras定义神经层会默认其输入为上一层的输出,即32(省略)
- 接着加载一个激励函数Activation('softmax'), 用于分类

```
# We add metrics to get more results you want to see

# 激活神经网络
model.compile(
    optimizer = rmsprop, # 加速神经网络
    loss = 'categorical_crossentropy', # 损失函数
    metrics = ['accuracy'], # 计算误差或准确率
)
```

第四步,神经网络训练及预测。

```
print("Training")
model.fit(X_train, y_train, nb_epoch=2, batch_size=32) # 训练次数及每批i

print("Testing")
loss, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)

print("loss:", loss)
print("accuracy:", accuracy)
```

完整代码:

```
# -*- coding: utf-8 -*-
Created on Fri Feb 14 16:43:21 2020
@author: Eastmount CSDN YXZ
O(n n)O Wuhan Fighting!!!
import numpy as np
from keras.datasets import mnist
from keras.utils import np_utils
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Activation
from keras.optimizers import RMSprop
            ----- 载入数据及预处理------
# 下载MNIST数据
# X shape(60000, 28*28) y shape(10000, )
(X_train, y_train), (X_test, y_test) = mnist.load_data()
# 数据预处理
X train = X train.reshape(X train.shape[0], -1) / 255 # normalize
X_{\text{test}} = X_{\text{test.reshape}}(X_{\text{test.shape}}[0], -1) / 255  # normalize
```

```
# 将类向量转化为类矩阵 数字 5 转换为 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 矩阵
y_train = np_utils.to_categorical(y_train, num_classes=10)
y_test = np_utils.to_categorical(y_test, num_classes=10)
# Another way to build your neural net
model = Sequential([
      Dense(32, input dim=784), # 输入值784(28*28) => 输出值32
      Activation('relu'),
                           # 激励函数 转换成非线性数据
      Dense(10),
                           # 输出为10个单位的结果
      Activation('softmax') # 激励函数 调用softmax进行分类
      1)
# Another way to define your optimizer
rmsprop = RMSprop(lr=0.001, rho=0.9, epsilon=1e-08, decay=0.0) #学习率lr
# We add metrics to get more results you want to see
# 激活神经网络
model.compile(
                                   # 加速神经网络
      optimizer = rmsprop,
      loss = 'categorical crossentropy', # 损失函数
      metrics = ['accuracy'],
                                    # 计算误差或准确率
      )
print("Training")
model.fit(X train, y train, nb epoch=2, batch size=32) # 训练次数及每批i
print("Testing")
loss, accuracy = model.evaluate(X test, y test)
print("loss:", loss)
print("accuracy:", accuracy)
```

运行代码,首先会下载MNIT数据集。

接着输出两次训练的结果,可以看到误差不断减小、正确率不断增大。最终测试输出的误差loss为"0.185575",正确率为"0.94690"。

如果读者想更直观地查看我们数字分类的图形,可以定义函数并显示。



此时的完整代码如下所示:

```
(X_train, y_train), (X_test, y_test) = mnist.load_data()
def show_mnist(train_image, train_labels):
   n = 6
   m = 6
   fig = plt.figure()
   for i in range(n):
       for j in range(m):
          plt.subplot(n,m,i*n+j+1)
          index = i * n + j # 当前图片的标号
          img array = train image[index]
          img = Image.fromarray(img array)
          plt.title(train labels[index])
          plt.imshow(img, cmap='Greys')
   plt.show()
show mnist(X train, y train)
# 数据预处理
X train = X train.reshape(X train.shape[0], -1) / 255 # normalize
X \text{ test} = X \text{ test.reshape}(X \text{ test.shape}[0], -1) / 255  # normalize
# 将类向量转化为类矩阵 数字 5 转换为 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 矩阵
y train = np utils.to categorical(y train, num classes=10)
y test = np utils.to categorical(y test, num classes=10)
# Another way to build your neural net
model = Sequential([
       Dense(32, input_dim=784), # 输入值784(28*28) => 输出值32
       Activation('relu'),
                             # 激励函数 转换成非线性数据
       Dense(10),
                              # 输出为10个单位的结果
       Activation('softmax') # 激励函数 调用softmax进行分类
       1)
# Another way to define your optimizer
rmsprop = RMSprop(lr=0.001, rho=0.9, epsilon=le-08, decay=le-08) #学习率lr=0.001
# We add metrics to get more results you want to see
# 激活神经网络
model.compile(
                                      # 加速神经网络
       optimizer = rmsprop,
       loss = 'categorical_crossentropy', # 损失函数
       metrics = ['accuracy'],
                                       # 计算误差或准确率
```

三.总结

写到这里,这篇文章就结束了。本文主要通过Keras实现了一个分类学习的案例,并详细介绍了MNIST手写体识别数据集。最后,希望这篇基础性文章对您有所帮助,如果文章中存在错误或不足之处,还请海涵~作为人工智能的菜鸟,我希望自己能不断进步并深入,后续将它应用于图像识别、网络安全、对抗样本等领域,指导大家撰写简单的学术论文,一起加油! 武汉必胜,中国必胜。

(By:Eastmount 2020-02-18 晚上9点夜于贵阳 http://blog.csdn.net/eastmount/)

作者theano人工智能系列:

[Python人工智能] 一.神经网络入门及theano基础代码讲解

[Python人工智能] 二.theano实现回归神经网络分析

[Python人工智能] 三.theano实现分类神经网络及机器学习基础

[Python人工智能] 四.神经网络和深度学习入门知识

[Python人工智能] 五.theano实现神经网络正规化Regularization处理

[Python人工智能] 六.神经网络的评价指标、特征标准化和特征选择

[Python人工智能] 七.加速神经网络、激励函数和过拟合

参考文献:

- [1] 神经网络和机器学习基础入门分享 作者的文章
- [2] 斯坦福机器学习视频NG教授: https://class.coursera.org/ml/class/index
- [3] 书籍《游戏开发中的人工智能》、《游戏编程中的人工智能技术》
- [4] 网易云莫烦老师视频(强推 我付费支持老师一波)
- [5] 神经网络激励函数 deeplearning
- [6] 机器学习实战—MNIST手写体数字识别 RunningSucks
- [7] https://github.com/siucaan/CNN_MNIST
- [8] https://study.163.com/course/courseLearn.htm?courseId=1003340023