



使用神经网络识别手写数字

授课教师: 庞善民

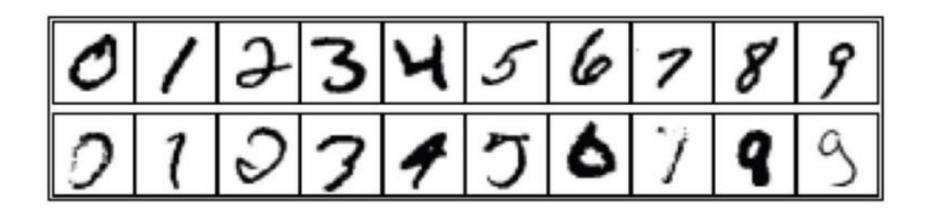
助教:张浩、刘卓

2023年 4月 2日





试根据神经网络的授课内容,结合多分类问题的四个反向传播方程,实现一个手写数字识别程序,使其可以对MNIST数据集图片中的手写数字进行识别。其中,神经网络包含两个隐层,第一个隐层的神经元个数为192,第二个隐层的神经元个数为30。



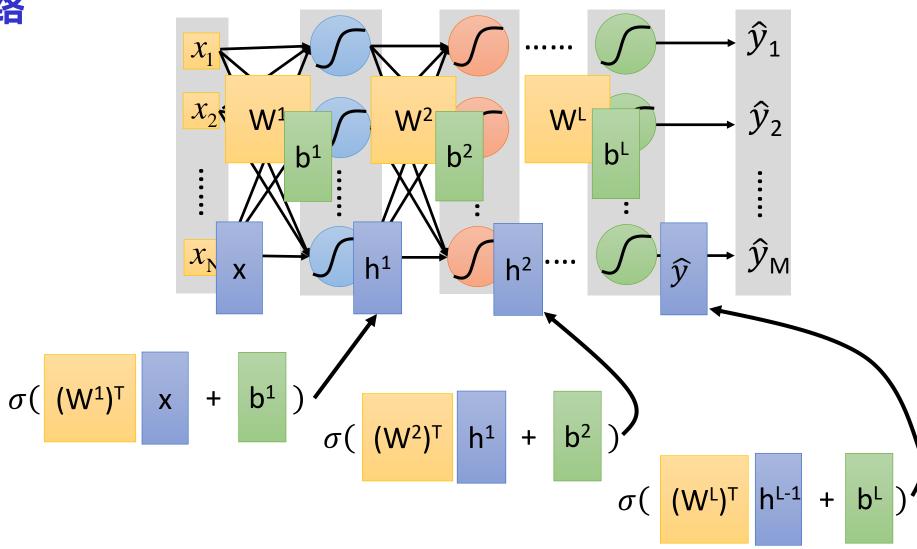
注: 损失函数采用交叉熵损失函数,激活函数使用Sigmoid激活函

数。





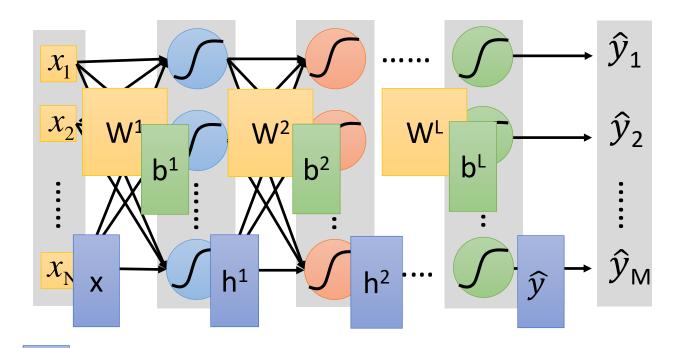








神经网络

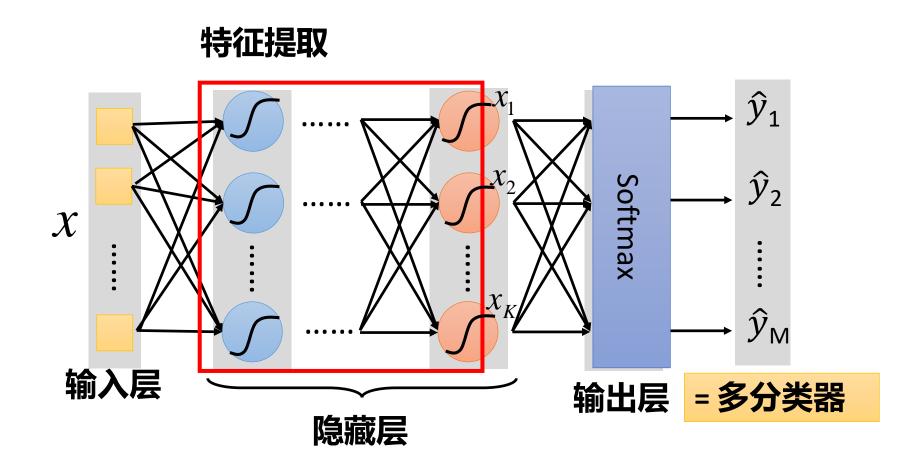


$$\hat{y} = f(x)$$
) 使用第三方库Numpy来加速矩阵运算





神经网络







MNIST 数据集简介



MNIST 的名字来源于 NIST(美国国家标准与技术研究所) 收集的两个数据集改进后的子集。

数据分为两个部分,第一部分包含60000 幅用于训练数据的图像,第二部分是 10000 幅用于测试数据的图像。这些图像是 28×28 大小的灰度图像,值为 0.0 表示白色,值为 1.0 表示黑色,中间数值表示逐渐暗淡的灰色。

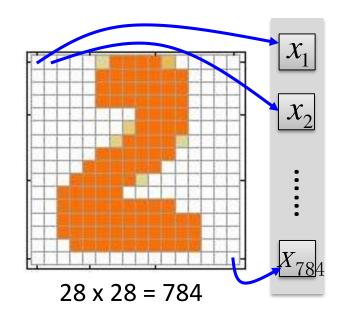
注:本实验提供的MNIST数据集将第一部分的60000幅图像进一步分为50000幅训练数据和10000幅验证数据。



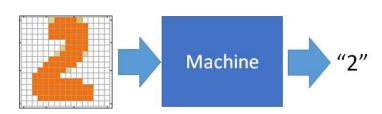


实现 MNIST 手写数字识别

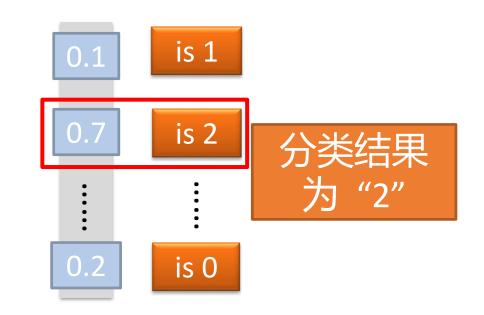
Input



黑色 → 1.0 白色 → 0.0



Output

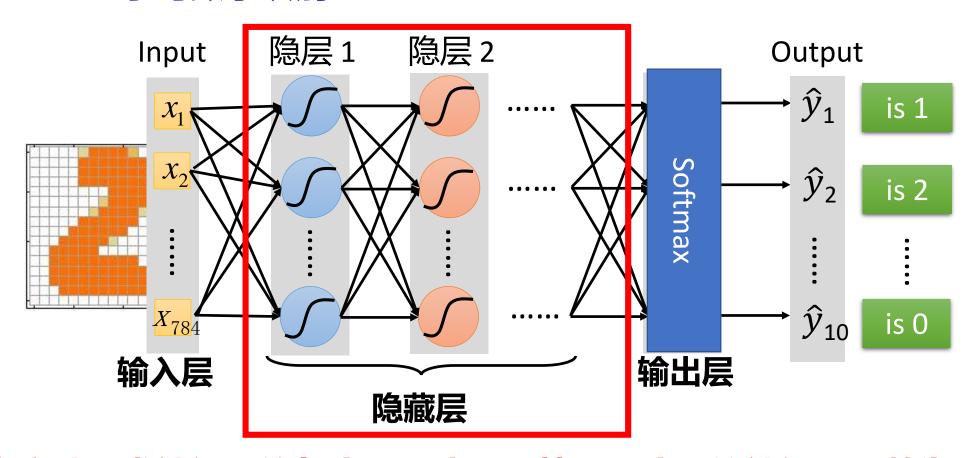


每一维输出大小可以理解为网络预测为对应标签的概率大小。





实现 MNIST 手写数字识别



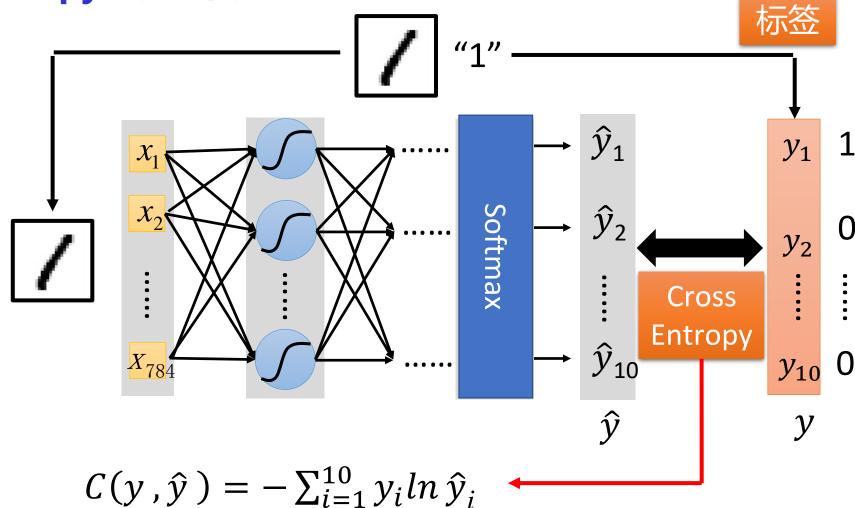
注:本实验要求神经网络包含两个隐层,第一个隐层的神经元个数为192,第

二个隐层的神经元个数为30。





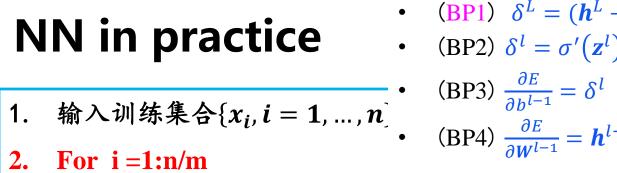
Cross-Entropy 损失函数

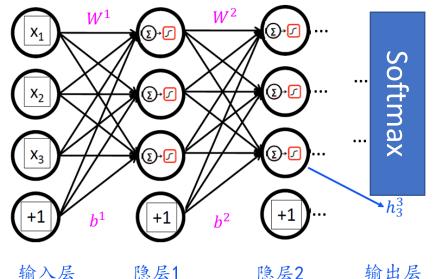






- (BP1) $\delta^L = (\mathbf{h}^L \mathbf{y})$
- (BP2) $\delta^l = \sigma'(\mathbf{z}^l) \odot (\mathbf{W}^l \delta^{l+1})$
 - - (BP4) $\frac{\partial E}{\partial W^{l-1}} = \boldsymbol{h}^{l-1} (\delta^l)^T$





- 3. 对于批量数据中的每一个x
 - a. 前向传播:对每个l=2,...,L, 计算 $z^{x,l}=\left(W^{l-1}\right)^T h^{x,l-1}+b^{x,l-1}$ 和 $h^{x,l}=\sigma(z^{x,L})$
 - b. 输出误差 $\delta^{x,L}$: 计算向量 $\delta^{x,L} = (h^{x,L} y^x)$
 - c. 反向传播误差 $\delta^{x,l}$ (l=L-1,...,2): 计算向量 $\delta^{x,l}=\sigma'(z^{x,l})\odot(W^l\delta^{x,l+1})$
- 4. 梯度下降: 对每个l=2,...,L, $W^{l-1} \to W^{l-1} \frac{\eta}{m} \sum_{x} h^{x,l-1} (\delta^{x,l})^T$, $b^{l-1} \to b^{l-1} \frac{\eta}{m} \sum_{x} \delta^{x,l}$ 。
- 5. End i(1个epoch, 迭代期)
- 6. 进行多个epoch循环,直至收敛。





实现 MNIST 手写数字识别

编程语言:

■ Python3

实验平台:

■ Visual Studio Code 简称 VS Code,是一款由微软开 发且跨平台的免费源代码编辑器

标准库:

- **■** import <u>pickle</u>
- **■** import gzip
- **■** import random

第三方库:

- import numpy as np
- **■** import <u>matplotlib.pyplot</u> as plt





import numpy as np # 00

np.reshape(a, newshape, order='C')
 保持 a 数值不变的情况下赋予新的形状

```
>>> a = np.arange(6).reshape((3, 2))
>>> a
array([[0, 1],
        [2, 3],
        [4, 5]])
>>> np.reshape(a, (2, 3))
array([[0, 1, 2],
        [3, 4, 5]])
```

np.linalg.norm(x, ord=None, axis=None, keepdims=False)

计算矩阵或向量 x 的范数

```
>>> a = np.arange(9) - 4

>>> a

array([-4, -3, -2, ..., 2, 3, 4])

>>> np.linalg.norm(a)

7.745966692414834
```



umpy NumPy是Python语言的一个扩展程序库。支持高阶大量的维度数组与矩阵运算,此外也针对数组运算提供大量的数学函数库。





import numpy as np # 01

np.zeros(shape, dtype=float, order='C',
 *, like=None)

返回 shape 形状的 array,其中的值为 0

 np.random.randn(d0, d1, ..., dn)
 返回随机生成的指定形状的标准正态分布, 其均值为0, 方差为1

[0.39924804, 4.68456316, 4.99394529, 4.84057254]])



NumPy NumPy是Python语言的一个扩展程序库。支持高阶大量的维度数组与矩阵运算,此外也针对数组运算提供大量的数学函数库。





import numpy as np # 02

np.dot(a, b, out=None)两个数组的点积

np.argmax(a, axis=None, out=None,*, keepdims=<no value>)

返回沿某一轴的最大值的索引

```
>>> b = np.arange(6)
>>> b
array([0, 5, 2, 3, 4, 5])
>>> np.argmax(b)
1
```



NumPy NumPy是Python语言的一个扩展程序库。支持高阶大量的维度数组与矩阵运算,此外也针对数组运算提供大量的数学函数库。





import matplotlib.pyplot as plt

```
def plot_result(epochs, test_cost, test_accuracy, training_cost, training_accuracy, file_name):
   """绘制训练集和测试集的损失及准确率,并将所得结果保存"""
   epoch = np.arange(epochs)
   plt.subplot(1, 2, 1)
   plt.plot(epoch, test_cost, 'r', label='test_cost')
   plt.plot(epoch, training_cost, 'k', label='training_cost')
   plt.title("Cost Range")
   plt.legend()
   plt.subplot(1, 2, 2)
   plt.plot(epoch, test accuracy, 'r', label='test accuracy')
   plt.plot(epoch, training_accuracy, 'k', label='training_accuracy')
   plt.title("Accuracy Range")
   plt.legend()
   plt.savefig('.../output/' + file name)
```



Pyplot 是 Matplotlib 的子库,提供了和 MATLAB 类似的绘图 matp API。包含一系列绘图函数的相关函数,每个函数会对当前的图像进行一些修改,例如:给图像加上标记,生新的图像,在图像中产 生新的绘图区域等等。





代码的核心片段是一个 Network 类,用来表示一个神经网络,下面是初始化 Network 对象的代码

```
class Network(object):
   def __init__(self, sizes, cost=CrossEntropyCost):
      参数 sizes 列表中包括神经网路中各层神经元的个数,例如 [784,192,30,10] 表示一个包含两个
       隐藏层的神经网络,输入层包含 784 个神经元,第一隐层包含 192 个神经元,第二隐层包含 30 个神
      经元,输出层包含 10 个神经元。此外,对网络中的 biases 和 weights 进行了初始化。
       ......
      self.num_layers = len(sizes)
      self.sizes = sizes
       self.default weight initializer()
      self.cost = cost
   def default weight initializer(self):
       """初始化 weights 和 biases 均值为 0,标准差为 1 的高斯分布,输入层的神经元不设置 biases ""'
       self.biases = [np.random.randn(y, 1) for y in self.sizes[1:]]
       self.weights = [np.random.randn(x, y) for x, y in zip(self.sizes[:-1], self.sizes[1:])]
```





定义 one-hot 化函数, sigmoid 激活函数, softmax 函数

```
def vectorized_result(j):
   """将对应的数字 (0...9) 转化为对应的 one-hot 向量, 该向量的 j 下标对应的取值为 1.0, 其他为 0 """
   e = np.zeros((10, 1))
   e[j] = 1.0
   return e
def sigmoid(z):
   """sigmoid 激活函数"""
   return 1.0/(1.0+np.exp(-z))
def sigmoid_prime(z):
   """sigmoid 激活函数的导数"""
   return sigmoid(z)*(1-sigmoid(z))
def softmax(z):
   """softmax 函数"""
   e_x = np.exp(z - np.max(z))
                                                                                    17/22
   return e_x/e_x.sum()
```





定义 Cross-Entropy 损失函数

```
class CrossEntropyCost(object):
   @staticmethod
   def fn(a, y):
       返回 a 和标签 y 之间的损失, 其中 np.nan_to_num 是用来确保数值稳定性, 比如 a 和 y 同时
       为 1.0 时, (1-y)*np.log(1-a) 应返回 nan, 但使用 np.nan_to_num 可以使其转化为正确的数
       值 0.0
       return np.sum(np.nan_to_num(-y*np.log(a)-(1-y)*np.log(1-a)))
   @staticmethod
   def delta(z, a, y):
       """返回输出层的误差方程 δ^L """
       return (a-y)
```





实现 MNIST 数据加载,定义 load_data() 函数及 load_data_wrapper() 读取给定文件的数据并返回

```
def load_data():
   以元组的形式加载 MNIST 数据集,包括训练集、测试集、验证集。其中,训练集是一个二维元组,第一
   维具有50000 组条目, 每个条目有 784 个数值, 代表单个 MNIST 图片的 28 * 28 = 784 像素值; 第
   二维同样具有50000 组条目, 每个条目对应该手写数字的标签, 取值范围为 (0...9)。验证集和测试集
   的数据组成方式与训练集相似, 只是仅包含 10000 张照片。
   f = gzip.open('../data/mnist.pkl.gz', 'rb')
   training data, validation data, test data = pickle.load(f, encoding='bytes')
   f.close()
   return (training_data, validation_data, test_data)
def load data wrapper():
   在 load_data 函数的基础上,返回一个 (training_data, validation_data, test_data) 元组。其
   中,training_data 是包括 50000 个二维元组 (x, y) 的列表,x 是一个 784 维的 numpy.ndaトヤヤây,
```





实现 MNIST 数据加载,定义 load_data() 函数及 load_data_wrapper() 读取给定文件的数据并返回

```
表示输入图像 (28*28 = 784) 的像素信息, y 是对应的 one-hot 标签向量。validation_data 和 test
_data 是包括 10000 个二维元组 (x, y) 的列表, x 是一个 784 维的 numpy.ndarray, 表示输入图像
(28*28) 的像素信息, y 是对应的标签值。
tr d, va d, te d = load data()
training_inputs = [np.reshape(x, (784, 1)) for x in tr_d[0]]
training results = [vectorized result(y) for y in tr d[1]]
training data = zip(training inputs, training results)
validation_inputs = [np.reshape(x, (784, 1)) for x in va_d[0]]
validation data = zip(validation_inputs, va_d[1])
test inputs = [np.reshape(x, (784, 1))] for x in te d[0]]
test_data = zip(test_inputs, te_d[1])
return (training data, validation data, test data)
                                                                             20/22
```





可供参考的超参数取值: epochs = 20, mini_batch_size = 10, eta = 0.5

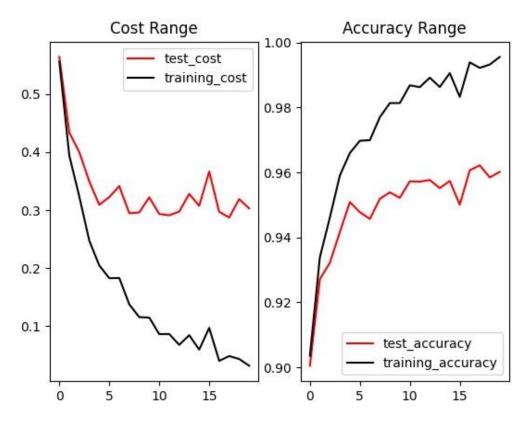


图1 交叉熵损失和准确率随迭代周期的变化曲线

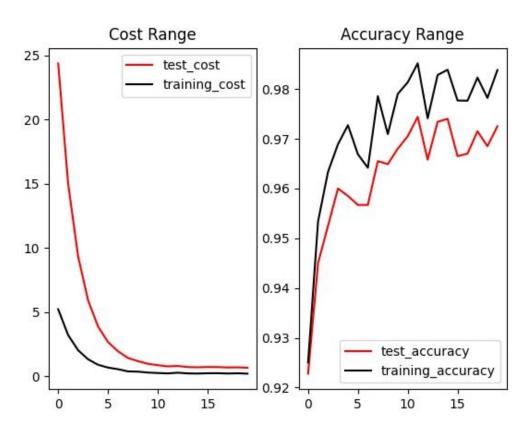


图2 在图1的基础上加入 L2 正则化后的结果



Thank You Q&A

张浩: 1050852440@qq.com

刘卓: lzpmbw@163.com