实验报告(提纲)

---BP 神经网络和卷积神经网络 CNN

姓名: 陈恩婷 学号: 19335015 日期: 2020/1/2

摘要: 本次实验中,我通过创建三层的 BP 神经网络和一个卷积神经网络,完成了手写的 0~9 数字识别,其中 BP 神经网络在测试集上达到了 92.88%的正确率,CNN 神经网络在测试集上达到了 95.84%的正确率。

1. 导言

(1) 问题描述:

构造一个三层的 BP 神经网络和一个卷积神经网络,完成手写 0-9 数字的识别:

- 1. 设计网络的结构,比如层数,每层的神经元数,单个神经元的输入输出 函数:
- 2. 根据数字识别的任务,设计网络的输入和输出;
- 3. 实现 BP 网络的错误反传算法,完成神经网络的训练和测试,最终识别率达到 70%以上;
- 4. 数字识别训练集可以自己手工制作,也可以网上下载,要求具有可视化 图形界面,能够输入输出。
- 5. 进一步的,用卷积神经网络实现以上任务,对比深度学习与浅层模型。

(2) 背景介绍:

反向传播(英语: Backpropagation,缩写为 BP)是"误差反向传播"的简称,是一种与最优化方法(如梯度下降法)结合使用的,用来训练人工神经网络的常见方法。该方法对网络中所有权重计算损失函数的梯度。这个梯度会回馈给优化方法,用来更新权值以最小化损失函数。

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种前馈神经网络,对于图像处理有出色表现。

MNIST 数据库是一个大的手写数字数据库,广泛用于机器学习领域的训练和测试。

2. 实验过程

(1) 算法思想流程:

BP 算法的流程如下:

```
function BACK-PROP-LEARNING(examples, network) returns a neural network
  inputs: examples, a set of examples, each with input vector x and output vector y
            network, a multilayer network with L layers, weights w_{i,j}, activation function g
  local variables: \Delta, a vector of errors, indexed by network node
  repeat
       for each weight w_{i,j} in network do
           w_{i,j} \leftarrow a small random number
       for each example (x, y) in examples do
           / * Propagate the inputs forward to compute the outputs */
           for each node i in the input layer do
               a_i \leftarrow x_i
           for \ell = 2 to L do
               for each node j in layer \ell do
                   in_j \leftarrow \sum_i w_{i,j} a_i
                   a_j \leftarrow g(in_j)
           / * Propagate deltas backward from output layer to input layer * /
           for each node j in the output layer do
               \Delta[j] \leftarrow g'(in_j) \times (y_j - a_j)
           for \ell = L - 1 to 1 do
               for each node i in layer \ell do
                   \Delta[i] \leftarrow g'(in_i) \sum_{j}^{i} w_{i,j} \Delta[j]
           / * Update every weight in network using deltas */
           for each weight w_{i,j} in network do
              w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} + \alpha \times a_i \times \Delta[j]
  until some stopping criterion is satisfied
  return network
```

对于本次实验中的数据集,在输入层和隐层之间我选用了ReLU函数:

在隐层与输出层之间我选用了 softmax 函数:

a2 = exp(in2)/sum(exp(in2)); %softmax

损失函数为交叉熵函数:

errors(1, ind) =
$$-sum(y.*log(a2));$$

BP 算法的误差求导公式如下:

计算误差对权重 w_{ji} 的偏导数是两次使用链式法则得到的:

$$rac{\partial E}{\partial w_{ji}} = rac{\partial E}{\partial o_j} rac{\partial o_j}{\partial \mathrm{net_j}} rac{\partial \mathrm{net_j}}{\partial w_{ji}}$$

在右边的最后一项中,只有加权和 $\mathrm{net}_{\mathbf{j}}$ 取决于 w_{ji} ,因此

$$rac{\partial \mathrm{net_j}}{\partial w_{ji}} = rac{\partial}{\partial w_{ji}} \left(\sum_{k=1}^n w_{jk} o_k
ight) = o_i$$
 .

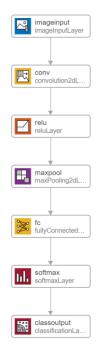
关于误差的求导, softmax/交叉熵的求导如下:

$$rac{\partial E}{\partial w_{ij}} = y_i(o_j - t_j)$$

总的来说,误差反传的公式如下:

(2) CNN 神经网络流程

本实验的神经网络结构如下:



3. 结果分析

本实验在 Matlab R2020b 下运行,两种神经网络的参数分别如下:

(1) BP 算法

学习率 alpha = 0.00005 隐层维度 hidden_dim = 100 迭代次数 epoch = 30

(2) CNN 神经网络

本实验 CNN 各层的设计参数如下:

layers =

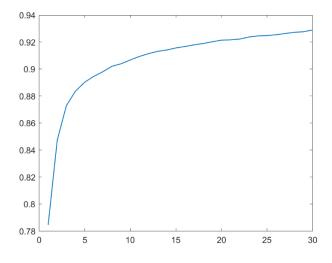
具有以下层的 7×1 Layer 数组:

- 1 '' 图像输入 28×28×1 图像: 'zerocenter' 归一化
- 2 " 卷积 205×5卷积: 步幅 [1 1], 填充 [0 0 0 0]
- 3 " ReLU ReLU
- 4 " 最大池化 2×2 最大池化: 步幅 [2 2], 填充 [0 0 0 0]
- 5 " 全连接 10 全连接层
- 6 " Softmax softmax
- 7 " 分类输出 crossentropyex

运行结果:

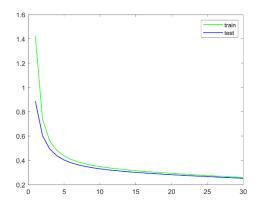
(1) BP 算法

a. 测试的准确率

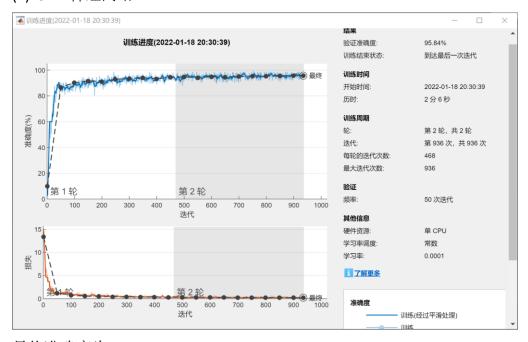


最终准确率为92.88%。

b. 训练与测试的损失函数值(每个 epoch 将所有的样例求平均值)

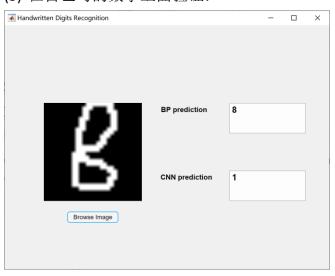


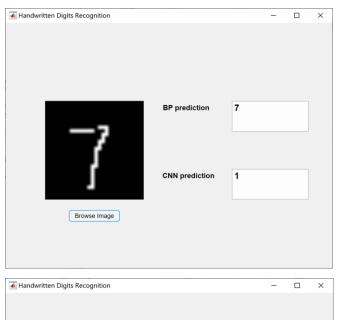
(2) CNN 神经网络

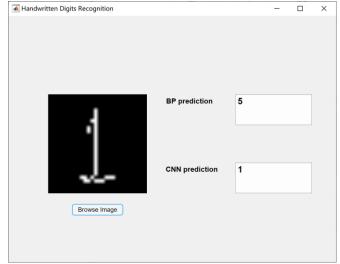


最终准确率为95.84%。

(3) 在自己写的数字上面验证:







可以看到,两种神经网络一般至少有一个会给出正确结果。前两张图中 BP 算法给出了正确结果而 CNN 网络不行,可能是数字的字体粗细产生了影响。最后一张 CNN 给出了正确结果。可见这两个神经网络在自己创建的数据上表现并不是特别好,泛化能力不是很强。

4. 结论

本次实验中,我通过创建三层的 BP 神经网络和一个卷积神经网络,完成了手写的 0~9 数字识别,其中 BP 神经网络在测试集上达到了 92.88%的正确率,CNN 神经网络在测试集上达到了 95.84%的正确率。这次实验也让我在自己实现 BP 算法的过程中,复习了 BP 神经网络的结构与误差反传的公式,收获很多。

主要参考文献(三五个即可)

1. https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%8F%8D%E5%90%91%E4%BC%A0%E6%92%A D%E7%AE%97%E6%B3%95