# 实验报告

实验名称\_用于字符识别的三种神经网络的性能对比\_

课程名称\_\_\_\_\_神经网络与深度学习\_\_\_\_

学生姓名:韦璐

学 号:PB16000702

实验日期:2020-12-25

中国科学技术大学

## 实验报告要求:

实验三: 用于字符识别的三种神经网络的性能对比

- 1) 感知器
- 2) BP 网络
- 3) Hopfield 网络

可以看看 MATLAB 环境下一些老版本中的演示程序

- 一、 描述实验概要和实验目标:
- 二、实验过程
- 1、实验设计
- ①三个神经网络的输入、输出矢量及问题的阐述;
- ②分别给出三个神经网络的结构
- 2、训练样本:单独无噪声时/无及有噪声都有时(选择加噪声的范围,对程序已经给定的噪声,进行扩大,最大噪声需满足在 0.2-0.5 之间,可多次加入不同范围的噪声进行多次实验)
- 3、测试样本:选择需要识别的字母(或整个字母表),测试当被识别的字母在含有指定噪声范围噪声情况下,输入100次测试的正确识别率,画出验证实验结果图(重点在三个网络的性能对比图上。把三个网络的识别性能画在一个图中进行对比)。

### 4、对网络进行调试

根据实验目标,选择不同优化算法、不同学习率等,继续实验,研究其对实验迭代次数和识别正确率的影响。

- 三、实验分析和实验结论
- 1、根据实验结果,对三种网络的抗噪性能进行对比分析;
- 2、根据实验结果,探究所选变量对实验结果的影响并进行分析。
- 3、写出对本次实验的心得体会。
- 四、提交电子版实验报告和代码,压缩打包提交 lwryjj@mail.ustc.edu.cn

一. 描述实验概要和实验目标:

测试感知器, BP 网络和 Hopfield 网络的模式识别能力以及对噪声的容忍程度。

- 二. 实验过程
  - 1. 实验设计
  - a) 三个神经网络的输入,输出矢量及问题的阐述:
    - 感知器网络、BP 网络:

输入——三十五像素的输入矢量,是把 7\*5 的二十六个字母拉成长条,测试的时候用的是加入随机噪声的字母

输出——二十六阶对角矩阵

问题——训练网络能够实现对二十六个字母的模式识别

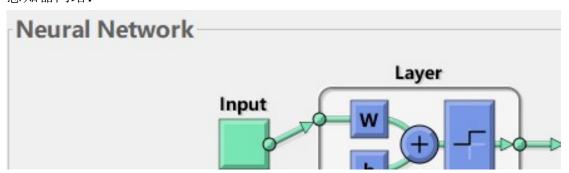
• Hopfield 网络:

输入: 三十五维向量

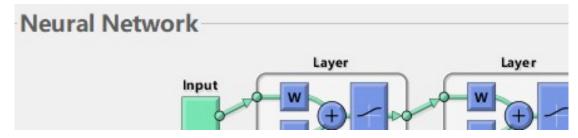
输出: 三十五维向量

问题:二十六个字母的模式识别

- b) 分别给出三个神经网络的结构
  - 感知器网络:

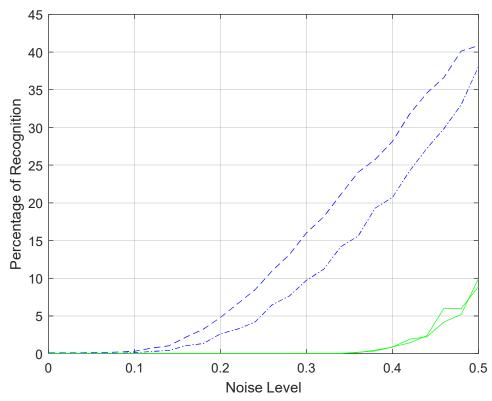


• BP 网络:

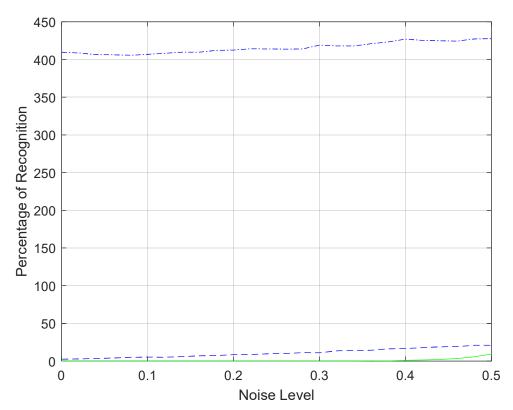


- Hopfield 网络:
  - 三十五个神经元的网络
- 2. 训练样本: 这里所指的含噪训练在前面的实验中都已经实现 0-0.5 的含噪训练, 而 hopfield 网络因为吸引子给定以后结构就给定了, 无需进行训练。
- 3. 测试样本:选择需要识别的字母(或整个字母表),测试当被识别的字母在含有指定噪声范围噪声情况下,输入100次测试的正确识别率,画出验证实验结果图(重点在三个网络的性能对比图上,把三个网络的识别性能画在一个图中进行对比)。

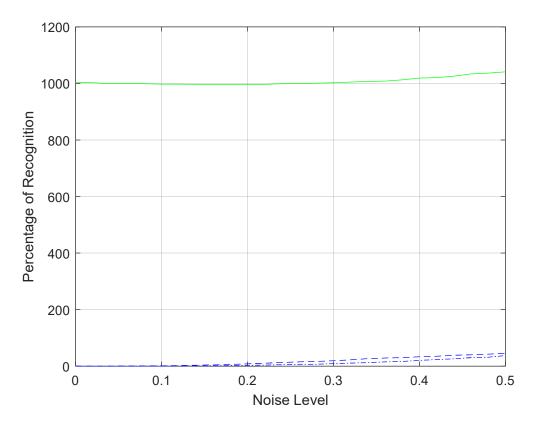
这里我们对感知器网络和 BP 网络都采用的含有 0-0.5 随机噪声的训练数据进行训练,然后对三个网络都用某个字母进行 100 含有 0-0.5 随机噪声的测试。



关于这张图,我一开始想在本次实验的 duibi.m 文件中一次实现这三幅图的绘制,但是 hopfield 网络的组织过程中就包括了对于 alphabet 这个数组的修改,如果直接什么也不管的话就会如下图:



如果在hopfield网络后面加上一句alphabet(find(alphabet==-1))=0; 结果就会如下图:



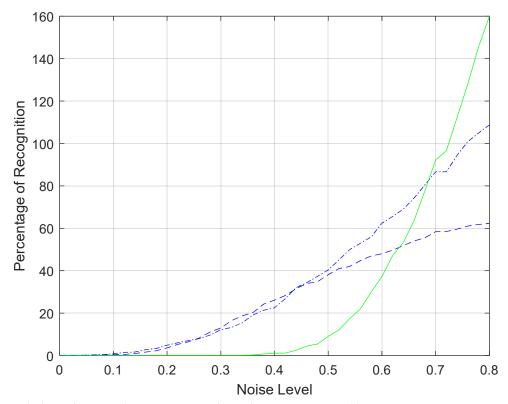
尝试了定义一个(35\*26)的零矩阵,但是没有用,总之就是在这里滞留了两三个小时,等寒假我再继续研究这个问题,最后我能画出第一张图是我在绝望之下删除了 duibi.m 文件中最后 plot 中关于 network2 的语句,然后直接运行,打算先贴了 network1 和 network3 的图再运行 hopfield

也

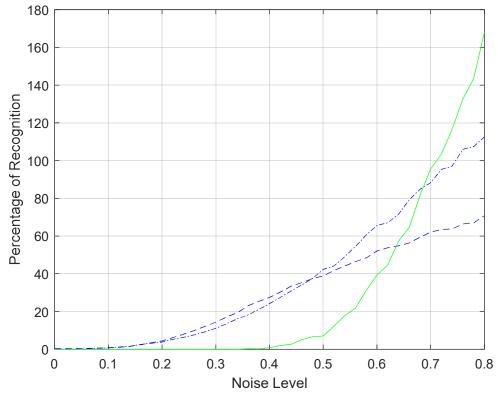
网络,结果我运行 hopfield 的时候忘记关 figure1 了,却发现它们自动画在同一张图里面,于是我终于可以把第一张图交上来了。

4. 对网络进行调试:根据实验目标,选择不同优化算法、不同学习率等等,继续实验,研究其对实验迭代次数和识别正确率的影响。 我们上面的实验中 BP 网络是采用的附加动量法进行的训练,单层感知器网络的训练方式只有一种,而 hopfield 网络不需要训练,所以我们只改变 BP

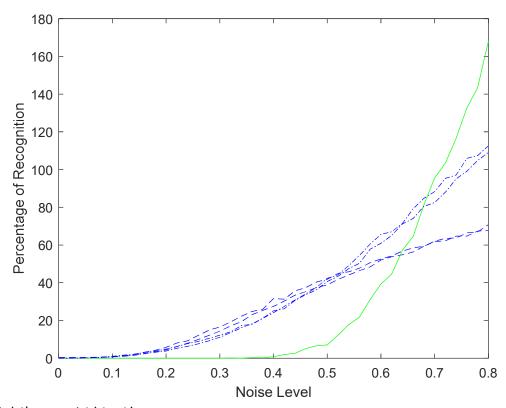
网络,现在我们把学习方法改为变速率学习法进行训练,这里变速率法的数值是系统自动的数值。



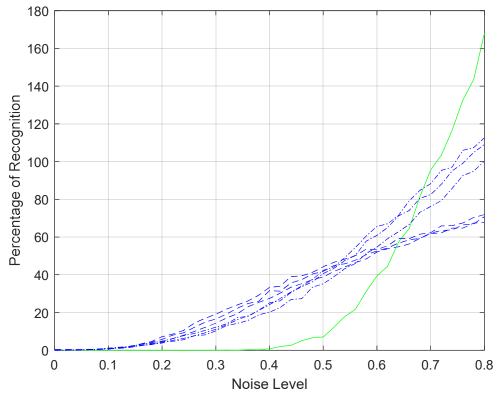
下面将变速率学习法增长的学习率改为1.01进行训练:



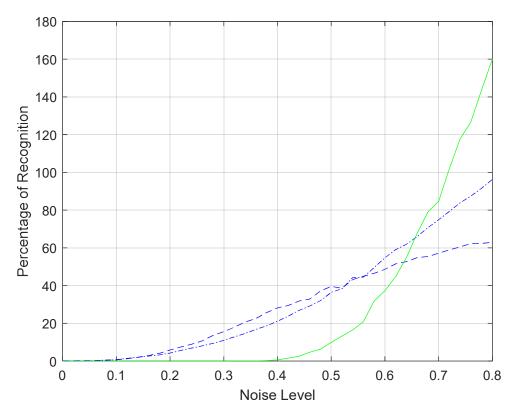
再改为1.05运行一次:



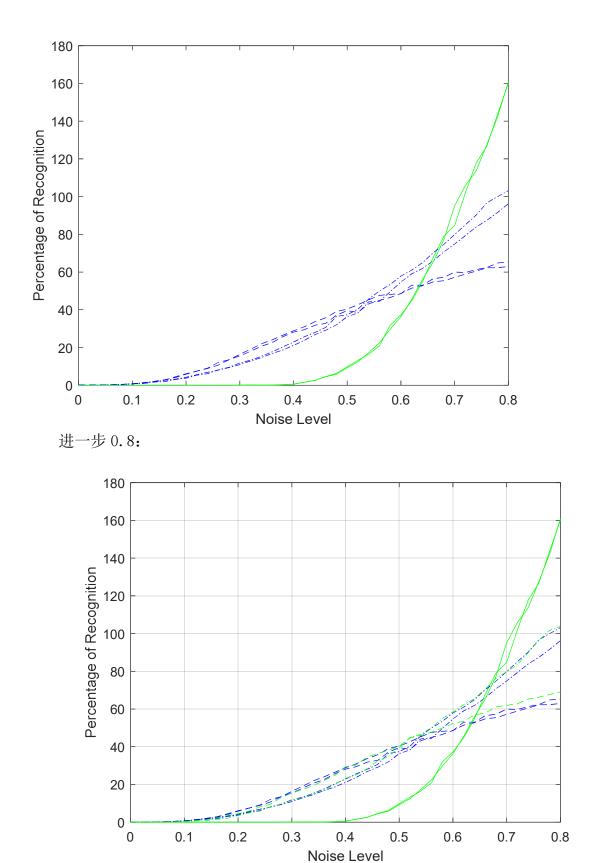
再改为 1.09 运行一次:



可以看出值越大整体误差越小。 下面修改1r\_dec为0.6进行观察:



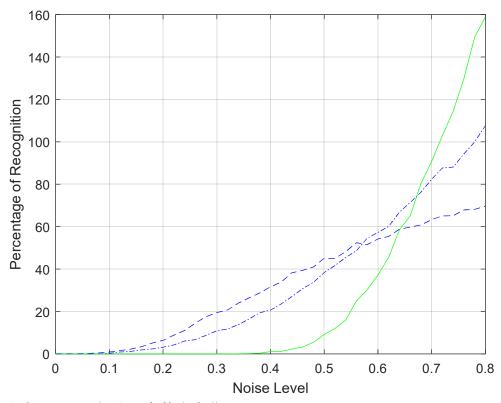
还原为0.7:



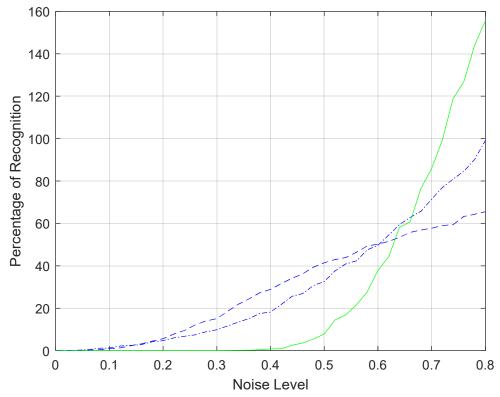
可以看出 lr dec 越大 BP 网络整体误差越大。

可以看出变速率学习法训练的 BP 网络性能也是在一定误差以后才优越于附加动量法训练的网络,但是两者之间的差值非常小,产生反转也比较早,而且在之后误差变大的时候曲率越来越小。

下面改变附加动量法的固有参数进行训练,将附加动量因子由0.9改为0.8:



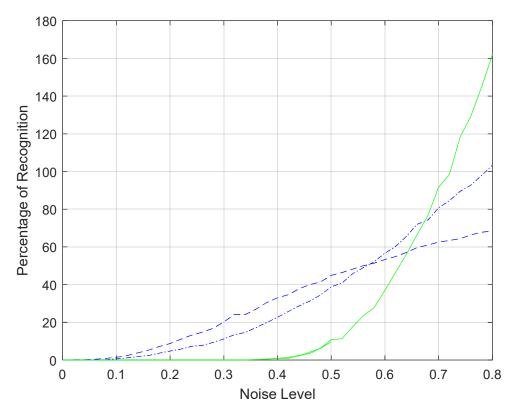
可以看出和 0.9 相比没有什么变化。 下面 改附加动量为 0.95:



对比三次附加动量法的图(第三张附加动量因子为 0.9 的图在最后),可以 发现误差大小和趋势没有大的变化,但是 BP 网络和单层感知器的性能转折 点随着附加动量因子的增大而增大。

#### 三. 实验分析和实验结论

- 1. 根据实验结果,对三种网络的抗噪性能进行对比分析:
  - 首先,三种网络都可以达到含噪字符识别的目的,平均误差水平在 0.1 以下的时候,可以达到准确无误识别的目的。
  - 随着误差的增加,使用误差数据训练的感知器网络要比使用同样范围误差训练的 BP 网络的精度稍微高,而 Hopfield 网络不仅不需要训练,语句简单,而且对误差的容忍程度要远高于感知器网络和 BP 网络。
  - 我个人认为 BP 网络的性能肯定是要比感知器网络好的,一方面这次实验中感知器网络并没有明显优于 BP 网络,另一方面这次训练的数据像素很少才 35 个,并且灰度设置也只有 1 和 0, 于是出现了这种意外,这可能是处于两种网络性能边界的一种状态,但是我相信一旦数据多而复杂肯定是 BP 网络占据优势。
  - Hopfield 网络的误差曲线斜率越靠近 0.5 越大,说明它的增长会越来越快,所以说 hopfield 网络并不是完美的,在误差增长的时候它的错误率会急剧增加:



看上图,确实和预测的相同,hopfield 网络确实是误差大的时候表现质量迅速下滑,而一个意外是误差大的时候 BP 网络表现会迅速好于感知器网络,注意到这里的感知器网络和 BP 网络都是使用的平均误差在 0-0.5 的数据进行训练的。

- 总结:单层感知器网络结构和迭代算法都很简单,训练时间短,BP 网络结构和 算法比单层感知器稍微复杂,而在表现上,在训练数据误差范围内,由于训练 的数据过于简单,单层感知器网络的表现要优于 BP 网络,但是误差大的时候自 然而然 BP 网络还是由于单层感知器网络的。Hopfield 网络无需训练,并且容 错范围宽,但是在错误大的时候容错率就会比其他两种网络低很多。
  - 2. 根据实验结果,探究所选变量对实验结果都影响并进行分析。 分析附在实验结果图后面。

#### 3. 实验心得体会:

能 copy 代码就不要自己写,花很多时间也容易出错,遇见好的代码尽量分类整理好存到固态,熟练使用 matlab 绘图功能,另外我感觉实验难度对于非计算机专业的同学有点偏大,第二个实验大概花了六七十小时,只有实验四最简单,另外两个都要花个二三十小时。

收获了一个简单易懂,性能还非常好的 hopfield 网络,寒假打算拿来搞事情。