



华南理工大学
South China University of Technology

本科毕业设计（论文）

基于卷积神经网络的手写数字及写字人识别

学 院 Your school

专 业 Your major

学生姓名 Your name

学生学号 Your student id

指导教师 Your tutor

完成日期 2024 年 05 月 00 日

华南理工大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名：

日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许学位论文被查阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

作者签名：

日期： 年 月 日

指导教师签名：

日期： 年 月 日

作者联系电话：

电子邮箱：

摘要

摘要正文共 400—600 个字；小四号，宋体，1.5 倍行距，段首行空两个汉字

炔烃和叠氮化合物的点击化学反应，有着快速、百分百原子利用率、产物高选择性等众多优点，被誉为点击化学中的精华。基于此反应拓展而来的点击聚合反应，迅速在
高分子材料领域获得了了广泛关注和应用。

.....

我们还尝试了采用不同单体，在最优条件下进行反应，均获得了高分子产物。表明了该反应体系的普适性。

关键词：多变量系统；预测控制；环境试验设备

Abstract

Artificial Neuron Network (ANN) simulates human being's brain function and build the network structure. Convolutional Neural Network (CNN) have many advantage, such as

This paper introduces the common pretreatment method of image, such as collecting image, normalization, graying and binarization. And apply these to the handwritten numeral recognition experiment and handwritten numerals writer recognition experiments.

Keywords: Writer recognition; Convolutional Neural Network; Handwritten character recognition

目录

摘要	I
Abstract	II
目录	III
第一章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 研究背景	1
1.3 研究现状	1
1.4 论文结构	1
第二章 卷积神经网络的基础知识	3
2.1 卷积神经网络的网络结构	3
2.1.1 输入层	3
2.1.2 输出	3
2.2 卷积神经网络的学习规律	3
2.2.1 前向传播	3
2.2.2 反向传播	3
2.2.3 学习特征图的组合	4
2.3 本章小结	4
第三章 基于卷积神经的手写数字及写字人识别算法设计	5
3.1 输入输出层的设计	5
3.2 隐藏层的设计	5
3.3 本章小结	5
第四章 手写数字及写字人识别实验过程及其结果	6
4.1 手写数字识别实验	6

4.1.1	样本简介	6
4.1.2	Writer Depend 类数字识别实验	6
4.1.3	Writer Depend 类数字识别实验结果分析	7
4.1.4	Writer Independ 类数字识别实验	7
4.1.5	样本简介	8
4.1.6	两位写字人识别实验	8
4.2	本章小结	9
结论		10
1.	论文工作总结	10
2.	工作展望	10
参考文献		11
附录		12
A	NumPy code	12
致谢		13

第一章 绪论

1.1 引言

当今社会，科技的飞速发展为大家提供了快捷与舒适，但与此同时也增添了在信息安全上的危险。在过去的二十几年来，我们通过数字密码来鉴别身份，但是随着科技的发展，不法分子借用高科技犯罪的案例年年增高，密码被盗的情况时常发生。因此，怎样科学准确的辨别每一个人的身份则成为当今社会的重要问题。

1.2 研究背景

随着科技的日益发展，传统的密码因为记忆的繁琐以及容易被盗，似乎已经不再能满足这个通信发达的社会的需求。人们急需一种更便捷而且辨识度更高的方式来辨识身份。循着便捷与辨识度高这两个约束条件^[1]（正文中引用文献序号用小 4 号 Times New Roman 体、以上角标形式置于方括号中），我们联想到的便是存在于每个人身上的生物特征，所以基于每个人身上不同的生物特征而研究的鉴别技术现在成为了身份辨别技术上的主流。

1.3 研究现状

笔迹获取的方式有两种，所以鉴别方式也分为离线鉴别和在线鉴别^[2,3]（此处引用连续多篇文献，序号用逗号隔开）。在线鉴别是采用专用的数字板来实时收集书写信号。由文献（此处参考文献为文中直接说明，其序号应该与正文排齐）可知，因为信号是实时采集的，所以能采集的数据不仅包括笔迹序列，而且可以采集到书写时的加速度、压力、速度等丰富有用的动态信息。

1.4 论文结构

本文分为四章。其中第一章简述了笔迹识别的研究背景和意义以及笔迹识别的基础知识等。第二章节从卷积神经网络的发展历史、网络结构、学习规律三方面详细的讲述了卷积网络的基础知识。第三章针对本文中的手写数字及写字人实验具体设计卷积神经

网络的网络结构以及训练过程。第五章节是手写数字识别及写字人识别实验的结果与分析。

第二章 卷积神经网络的基础知识

2.1 卷积神经网络的网络结构

卷积神经网络作为深度学习的一个分支，在网络结构上同样含有深度学习的“深度”性。网络拓扑结构是一个多层的神经网络 [8]，网络的每一层由多个独立的神经元组成的二维平面组成。网络一般分为输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层等。

2.1.1 输入层

因为卷积神经网络可以直接接受二维的视觉模式 [9]，所以我们可以直接把简单预处理后的二维图像输入到输入层中。

2.1.2 输出

.....

2.2 卷积神经网络的学习规律

.....

2.2.1 前向传播

如果用 l 来表示当前的网络层，那么当前网络层的输出如公式 (2-1) 所示：

$$x^l = f(u^l), \text{ 其中 } u^l = w^l \cdot x^{l-1} + b^l \quad (2.1)$$

其中 $f(\cdot)$ 为网络的输出激活函数。在本文实验中，网络的输出激活函数选用 sigmoid 函数，因此网络的输出均值一般来说趋于 0。

2.2.2 反向传播

.....

2.2.3 学习特征图的组合

.....

2.3 本章小结

.....

第三章 基于卷积神经的手写数字及写字人识别算法设计

3.1 输入输出层的设计

.....

3.2 隐藏层的设计

.....

3.3 本章小结

.....

第四章 手写数字及写字人识别实验过程及其结果

4.1 手写数字识别实验

4.1.1 样本简介

本论文的手写数字识别实验当中所用的样本分为两类，一类是训练样本集，另一类是测试样本集。

实验当中的训练样本集采用的是手写数字 MNIST 数据库。这个数据库当中包含训练集样本 60000 个样例和测试集样本 10000 个样例。MNIST 数据库当中的数字样本已经全部大小归一化灰度化并且集中到同一个固定大小的图像当中。该数据库包括 MST 的 SD-1 和 SD-3 数据库，当中包含一系列的二级制的手写数字图像。其中 SD-1 的收集者来源是某高中的在校学生，而 SD-3 是由人口调查局员工收集的。则我们的训练样本集也就是 MNIST 当中的训练样本集有 30000 个样本来自 SD-3，而另外 30000 个样本来自 SD-1。这 60000 个训练样本分别来自约 250 个采集者。

4.1.2 Writer Depend 类数字识别实验

.....

4.1.2.1 ABCvsA 数字识别实验

实验内容：以 A 写字人、B 写字人和 C 写字人，合计 3000 个数字 0 到 9 的数字图像数据为训练样本集。A 写字人的 1000 个数字 0 到 9 的数字图像数据为测试样本集。学习率为 1，单次训练样本数为 10 个，共训练 40 次。若识别所得数字与给定的标签匹配，则视为正确；不匹配则视为错误。

4.1.2.2 ABCvsABC 数字识别实验

实验内容：以 A 写字人、B 写字人和 C 写字人，合计 3000 个数字 0 到 9 的数字图像数据为总样本集。在总样本集当中随机抽取 2400 个为训练样本集，余下的 600 个为测试样本集。学习率为 1，单次训练样本数为 10 个，共训练 40 次。若识别所得数字与给定

表 4.1 ABCvsA 数字识别实验结果

训练样本	ABC	样本个数	3000
测试样本	A	样本个数	1000
训练样本	\	单次训练样本数	10
学习率	1	正确率	99.50%

的标签匹配，则视为正确；不匹配则视为错误。

表 4.2 ABCvsABC 数字识别实验结果

训练样本	ABC	样本个数	2400
测试样本	ABC	样本个数	600
训练样本	40	单次训练样本数	10
学习率	1	正确率	92.00%

4.1.3 Writer Depend 类数字识别实验结果分析

下面我们选取 Writer Depend 类数字识别实验当中的两个典型的例子 ABCvsA 数字识别实验以及 MNIST& ABCvsA 数字识别实验的结果做详细分析。我们从 ABCvsA 数字识别实验中的训练样本集和测试样本集的手写数字图像样本集当中分别随机抽取一幅图像如图 4-1 所示。

下面我们对上述的训练集和测试集进行 40 次学习率为 2，单次训练样本为 10 的迭代，得到错误率为 0.50%，而其中每次训练时的误差值组成的历史误差值画图分析如下：

.....

4.1.4 Writer Independ 类数字识别实验

实验内容：以 MNIST 数据库为训练样本集，共计 60000 个训练样本。以 A 写字人合计 1000 个数字 0 到 9 的数字图像数据为测试样本集写字人识别实验

.....

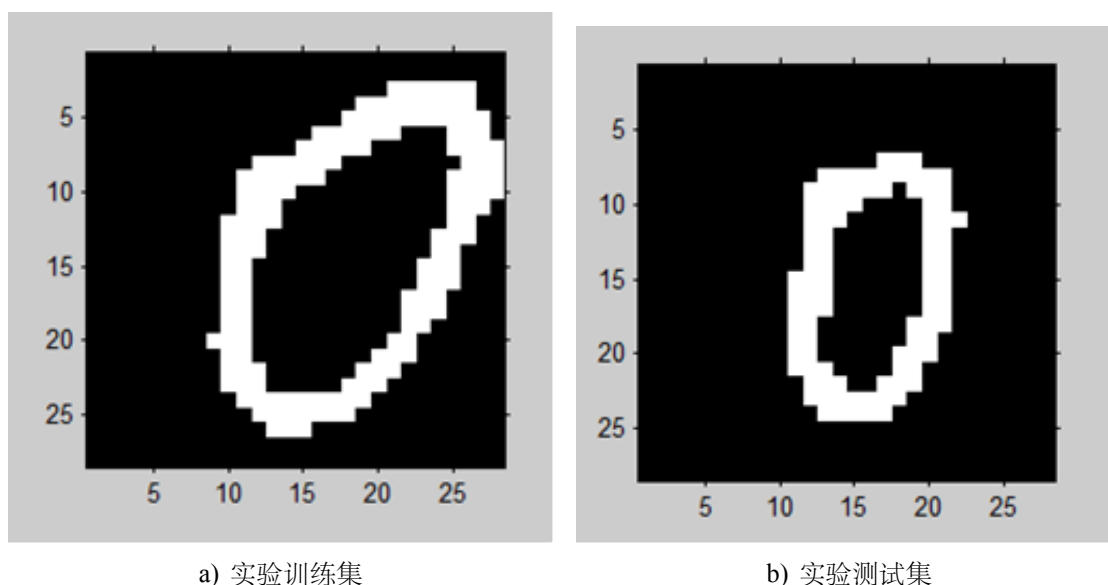


图 4.1 ABCvsA 数字识别实验集

4.1.5 样本简介

.....

4.1.6 两位写字人识别实验

4.1.6.1 单个数字的写字人识别实验

实验内容：以 A 写字人，合计 800 个数字 5 的数字图像数据加上 B 写字人，合计 800 个数字 5 的数字图像数据，共计 1600 个样本为总样本集。随机选取其中的 1200 个样本为训练样本集，其余的 400 个样本为测试样本集。学习率为 2，单次训练样本数为 10 个，共训练 30 次。若识别所得写字人与给定的标签匹配，则视为正确；不匹配则视为错误。

表 4.3 单个数字写字人识别实验结果

训练样本	A5&B5	样本个数	1200
测试样本	A5&B5	样本个数	400
训练样本	30	单次训练样本数	10
学习率	2	正确率	99.75%

4.1.6.2 单个数字的写字人识别实验结果分析

.....

4.2 本章小结

.....

结论

1. 论文工作总结

...

2. 工作展望

...

参考文献

- [1] Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio, et al. “Gradient-based learning applied to document recognition”. In: *Proceedings of the IEEE* 86.11 (1998), pp. 2278–2324.
- [2] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. “Imagenet classification with deep convolutional neural networks”. In: *Advances in neural information processing systems* 25 (2012).
- [3] Jiquan Ngiam, Zhenghao Chen, Daniel Chia, et al. “Tiled convolutional neural networks”. In: *Advances in neural information processing systems* 23 (2010).

附录

A NumPy code

Cross entropy loss NumPy pseudo code:

```
1 def cross_entropy_loss(y, y_hat):  
2  
3     # y: true label  
4     # y_hat: predicted label  
5     # return: cross entropy loss  
6  
7     return -np.sum(y * np.log(y_hat))  
8
```

图 A.1 Cross Entropy Loss

致谢

感谢.....