



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	电子与信息学院
专 业	信息工程
学生姓名	某某某
学生学号	201500000000
指导老师	某某某教授
提交日期	2019 年 3 月 26 日

摘 要

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。

关键字：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

(2) 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	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 神经网络的学习规律	3
第三章 手写数字及写字人识别实验过程及其结果	5
3.1 手写字体识别实验	5
3.1.1 样本简介	5
3.1.2 Writer Depend 类数字识别实验	5
3.1.3 WriterDepend 类数字识别实验结果分析	6
3.1.4 WriterIndepend 类数字识别实验	7
3.1.5 两位写字人识别实验	7
3.2 本章小结	7
参考文献	9
致谢	11

第一章 绪论

1.1 引言

当今社会，科技的飞速发展为大家 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]，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^[2] 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^[3]。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 [4–6] 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 [7]，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^[7]。

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 [8]，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 神经网络的学习规律

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：

$$x^l = f(u), \text{ 其中 } u' = \mathbf{W}^l x^{l-1} + b^l \quad (2-1)$$

第三章 手写数字及写字人识别实验过程及其结果

3.1 手写字体识别实验

3.1.1 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 [5, 8, 9]。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。

3.1.2 Writer Depend 类数字识别实验

3.1.2.1 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。

表 3-1 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
训练次数	—	单次训练样本数	10
学习率	1	正确率	99.50%

3.1.2.2 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的标签匹配, 则视为正确; 不匹配则视为错误。

表 3-2 ABCvsABC 数字识别实验结果

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

3.1.3 WriterDepend 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。

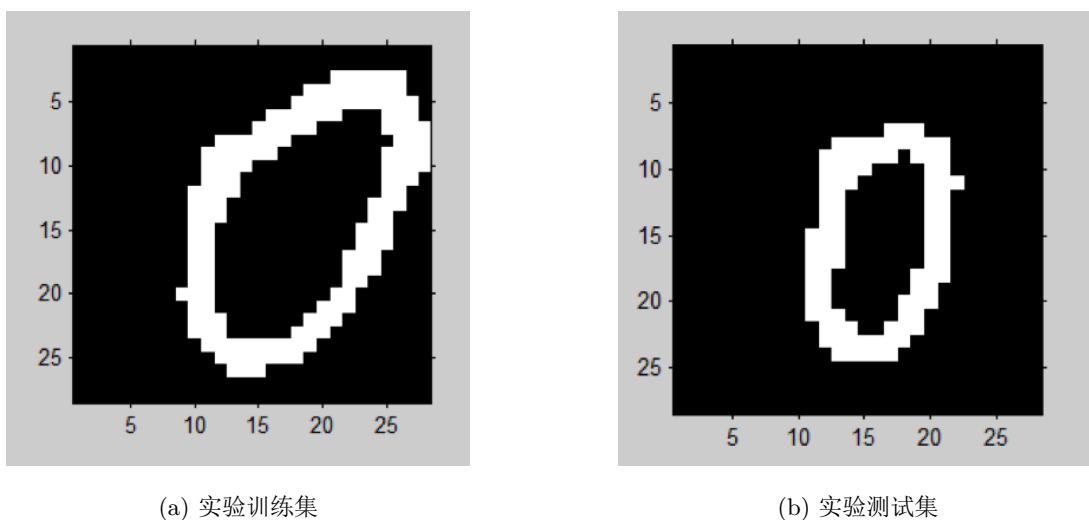


图 3-1 ABCvsA 数字识别实验集

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

.....

3.1.4 WriterIndepend 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

.....

3.1.5 两位写字人识别实验

3.1.5.1 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 3-3 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
训练次数	30	单次训练样本数	10
学习率	2	正确率	99.75%

3.1.5.2 单个数字的写字人识别实验结果分析

.....

3.2 本章小结

.....°

参考文献

- [1] CHAFIK EL IDRISSI M, RONEY A, FRIGON C, et al. Measurements of total kinetic-energy released to the $N = 2$ dissociation limit of H_2 — evidence of the dissociation of very high vibrational Rydberg states of H_2 by doubly-excited states[J]. Chemical Physics Letters, 1994, 224(10): 260–266.
- [2] 鲁斯 (RUSS J C), 余翔宇. 数字图像处理[M]. Chinese. Vol. 2001. 北京: 电子工业出版社, 2014. ISBN: 7121214393;9787121214394;
- [3] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278–2324.
- [4] R Core Team. R: A Language and Environment for Statistical Computing[M/OL]. Vienna, Austria: [s.n.], 2012. <http://www.R-project.org/>.
- [5] KOCHER C, JAFFE J, JUN B. Differential Power Analysis[C]// WIENER M. Advances in Cryptology (CRYPTO '99). Ed. by WIENER M. Vol. 1666. Lecture Notes in Computer Science. [S.l.]: Springer-Verlag, 1999: 388–397.
- [6] CHEN H, WU B I, ZHANG B, et al. Electromagnetic Wave Interactions with a Metamaterial Cloak[J]. Physical Review Letters, 2007, 99(6): 63903.
- [7] LE Q V, NGIAM J, CHEN Z, et al. Tiled convolutional neural networks[C]// [S.l.]: [s.n.], 2010. ISBN: 9781617823800;1617823805;
- [8] KIM S, WOO N, YEOM H Y, et al. Design and Implementation of Dynamic Process Management for Grid-enabled MPICH[C]// The 10th European PVM/MPI Users' Group Conference. Venice, Italy: [s.n.], 2003.
- [9] 王重阳, 黄药师, 欧阳峰, 等. 武林高手论文集[C]// 第 N 次华山论剑. 西安, 中国: 中国古籍出版社, 2006.

致谢

感谢所有测试和使用交大学位论文 LATEX 模板的同学!

感谢那位最先制作出博士学位论文 LATEX 模板的交大物理系同学!

感谢 William Wang 同学对模板移植做出的巨大贡献!

感谢 @weijianwen 学长一直以来的开发和维护工作!

感谢 @sjtug 以及 @dyweb 对 0.9.5 之后版本的开发和维护工作!

感谢所有为模板贡献过代码的同学们, 以及所有测试和使用模板的各位同学!