|  |  |
| --- | --- |
| **题 目** |  |
|  |  |
| **英 文** |  |
| **题 目Temporal Streams for** |  |
|  |  |
| **院 系** |  |
| **姓 名** |  |
| **导 师** |  |
| **日 期** | **二〇一六年五月** |



本科毕业论文



封面、扉页、致谢、目录、中文内容摘要、英文内容摘要、正文章节、参考文献或资料注释、附录

致谢

首先要感谢我的指导老师张信明老师，在张老师的指导下，我完成了毕业论文的选题、修改，也非常感谢张老师能够支持我做自己非常感兴趣的课题。在此期间，他时常关注我们的进展，并给出指导意见。

在此，我还要感谢好朋友王悦同学，首先是他邀请我一起做深度学习方面的课题，而且在课题研究过程中遇到问题的情况下，他给了我很大的帮助和建议。

感谢大学四年所有的老师。在这里老师们不仅传授给了我们知识、开阔了我们的视野，更多的是让我们拥有了更强的自学能力、更多的挑战自我的自信、以及坚持下去的毅力。感谢大学期间陪伴过我的每一个同学，正因为你们，大学生活才多姿多彩、欢声笑语。

最后还要感谢我的父母，我的女友，感谢他们对我的鼓励和支持，让我能够顺利完成学业。

感谢所有曾经支持过我、陪伴过我的每一个人！

目录

中文内容摘要

随着科学技术的发展，深度学习再次获得极大的关注，深度学习已经在很多方面表现出优异的性能，已成为当下十分火热的研究课题。

Abstract

第一章 绪论

1.1背景

随着互联网的发展以及各种便携式终端的普及，人们越来越多的在互联网上分享自己的生活，图像作为一种非常常见的信息载体，也越来越受到广大网民的欢迎。人类所获取外界信息中视觉信息占据了80%，触觉、嗅觉等等占据了剩余的20%，所以图像相对于文字更能够表达当下心情以及感受。

如今，数字图像已经广泛应用在生活的每一个角落，几乎每一个人均有可以采集数字图像的终端设备，手机、相机等等各种产品的普及已经极大的改变了我们的生活。人们希望能够从图像中获得更多信息，然而由于不可避免的外界干扰，图像在采集、传输等过程中受到了噪声的干扰。

噪声影响了图像的可观性，使得图像所携带的原始信息丢失，甚至不可辨认。而在自动识别、遥感、测绘等方面，噪声所造成的影响更大。所以从图像中去除噪声干扰也是一个很重要的图像预处理操作。图像去噪的目的在于，从一个被噪声干扰的图像中，尽可能还原其原始信息。对于图像处理以及其他应用，图像的去噪颇有意义。

1.2 图像的噪声模型

信号获取以及传输过程中，会受到外在能量所产生信号的干扰，频率、强弱变化无规律，杂乱无章。我们可以认为一个受噪声干扰的图像为原始信息与噪声信息的叠加。图像去噪的任务就是去除图像中的干扰信息。由于干扰源众多且不固定，噪声特性复杂且具有非常强的随机性。图像的噪声信息我们可以将其认为一个随机过程，利用概率统计的方法来分析噪声。那么绝大多数图像噪声服从绝对值为0的高斯分布：

(1-1)

其中表示噪声中的灰度值，为噪声的标准差。那么一个受到噪声干扰的图像可以表示为：

(1-2)

其中Y为观察到的包含噪声的图像，R为不包含噪声的图像，N为噪声。从该模型上看，该加性噪声仅与外界因素有关，与原始图像无关。如图1.1所示

  

图1.1 图像的噪声模型

因此，图像的去噪过程可以描述为：给定包含噪声的图像Y，设计适合的算法从中计算出原始图像X。

1.4 图像去噪的发展状况

图像去噪的目的是通过一个包含噪声的图像获取无噪声的图像或者使其尽量接近原始图像。这同时还隐含着额外的目标：图像中原有的纹理、边缘等等细节信息需要尽可能的保留，只有如此才能真正发挥图像去噪的作用。然而图像中部分细节信息和噪声信息是极为相似的，噪声信息和细节信息均属于高频信息，将其完全分离是很难实现的，故在图片去噪过程中会不可避免的丢失部分细节信息。因此去噪的同时追求细节的保留是当前图像去噪算法的目标。

针对不同噪声的特点，现已出现很多图像降噪方法。图像去噪方法大体可以分为空间域降噪以及频域去噪两类。空间域降噪即直接对图像的灰度值进行处理以达到目的，均值滤波降噪、中值滤波降噪、纳维滤波降噪等等；频域去噪亦称变换域去噪，它首先将图像进行变换处理，将图像从原始空间域转换到频域，再对其进行处理，最后进行逆变换操作，至此完成降噪过程，常见的域变换方法有傅立叶变换、拉普拉斯变换等。

近年来，一些新颖的去噪模型被提出，包括非局部自相似性模型(nonlocal self-similarity models，NSS)、梯度模型(gradient models)、马尔科夫随机场模型(Markov random field models, MRF)等。特别是NSS模型如BM3D、LSSC等方法目前很受欢迎。

尽管以上模型具有很高的去噪质量，然而他们尚存一些缺陷。这些方法在测试阶段通常面临着复杂的优化问题，绝大多数不得不牺牲计算效率以达到预想的效果而难以实现高性能。

1.5 深度卷积神经网络

1.5.1 深度学习的背景

深度学习(deep learning)是机器学习的分支，是机器学习中一种基于对数据进行表征学习的方法。人工神经网络的历史已经较为久远。

机器学习从诞生到如今经历过两个发展阶段：浅层学习（shallow learning）以及深度学习（deep learning）。上世纪80年代后期，反向传播算法（Back Propagation，BP）的出现以及应用极大的推进了机器学习的发展，基于统计的机器学习模型引发了新的浪潮。反向传播算法在神经网络算法中可以自动修正网络中的参数，使得网络的输出更大程度符合训练数据。到如今，反向传播算法的应仍然十分广泛。90年代以后，支持向量机（Support Vector Machine， SVM）最大熵法等更多的浅层机器学习模型出现在人们的视线中。这些模型框架大多包含一层隐藏结点或者不包含隐藏节点。1989年，扬·勒丘恩（Yann LeCun）等人开始将1974年提出的标准反向传播算法应用于深度神经网络，这一网络被用于手写邮政编码识别。尽管算法可以成功执行，但计算代价非常巨大，神经网路的训练时间达到了3天，因而无法投入实际使用。而今，随着科技的进步以及计算性能的提升，神经网络以及深度学习再次引发研究的热潮。

1.5.2 深度神经网络

深度神经网络是指一系列由多个网络层堆叠起来的网络，每一层包含多个节点。神经网络的运算在节点中完成。每个节点对于输入的每个数据，使用一组系数（亦称权重）与之结合，作为该节点的数据或者经过激活函数后作为该点的数据。如下图所示



图1.2 深度神经网络节点

 (1-3)

其中 为第n层网络第i个节点的输出值，m为第n层网络的节点的数量，fun为激活函数。激活函数能够给神经网络加入一些非线性因素，通常拥有非线性、可微性、单调性等特点，它能够使得神经网络可以更好的解决问题。

常用的激活函数有ReLU、Sigmoid、tanh等。

（1）ReLU：近期ReLU激活函数越来越受欢迎，它的计算方式如下：

 (1-4)



图1.3 ReLU激活函数的函数曲线

ReLU激活函数的优点较为明显，它拥有较快的处理速度，而且在x>0情况下呈线性关系，故在一定情况下拥有更快的收敛速度。缺点在于：当传入一个极大的梯度，那么当更新参数以后，该节点对其他数据将失去作用。

（2）Sigmoid：Sigmoid激活函数是一个很常用的激活函数，它的数学表达式为：

 (1-5)

Sigmoid能够将实数集映射到0到1之间，函数图像如图1.4所示



图1.4 Sigmoid激活函数的函数曲线

Sigmoid拥有两个明显的优点：首先，Sigmoid的输出范围为(0,1)，连续稳定，范围有限，适合用作输出层。其次，Sigmoid求导较为容易，更加方便运算。不过Sigmoid也存在缺点，它容易出现梯度消失的现象，使得训练结果无法继续优化。

（3）tanh：tanh的数学表达式如下：

 (1-6)



图1.5 tanh激活函数的函数曲线

tanh函数位于[-1,1]区间，相对于Sigmoid激活函数，拥有更快的收敛速度。不过同样没有解决Sigmoid易出现的梯度消失问题仍是一个缺憾。

对于神经网络中，从数据输入的第一层开始，每一层的输出即为下一层的输入，直到最后一层输出层。



输入层 隐含层 输出层

图1.6 神经网络结构

如图1.6即为一个全链接网络。如上图，该网络一共有三层网络，分别是输入层，隐含层以及输出层。在该全连接中，每一个节点均与上一层所有节点保持连接，同时也与下一层所有节点保持连接。对于每一层连接，由节点连接到节点的权重记为，假设我们在隐含层使用ReLU激活函数，那么对于节点x(2,1)，我们有



 (1-7)

同样还有



 (1-8)

那么我们可以令

 (1-9)

 (1-10)

 (1-11)

 (1-12)

 (1-13)

那么，我们就有

这里先写计算：

深度学习相对于传统机器学习的区别在于**深度**。我们已知传统机器学习方法不包含或者仅包含一个隐含层。包含一层以及一层以上隐含层的神经网络即可成为深度神经网络，该网络系统可以被称为深度学习系统。

在深度神经网络中，每一层网络利用上一层网络的输出来学习识别特征。网络层次越深，整合、重组的特征便越多，且越复杂，网络所能够识别的特征越多，处理大规模高维度数据更具优势，但同时也会带来更多的计算任务。









1.5.3 深度卷积神经网络

第二章 相关工作

在本文中，我们将图像的去噪问题视为一种辨别学习问题。不同于以往的图像去噪方法，我们使用前馈式卷积神经网络（convolutional neural networks， CNN）将噪声与原始信息分离，而不是首先去判别噪声模型。相对于传统方法，使用CNN有以下三个优点：首先，CNN的深层网络结构可以提高发掘图像的特征信息的能力而且拥有较高的灵活度。其次，对于CNN的训练，目前已经出现了很多可以提升其训练效果以及加快训练速度的方法，比如归一化、线性滤波器（Rectifier Linear Unit，ReLU），这些方法均可在一定程度上提高网络的去噪性能。最后，深度卷积神经网络中包含大量的可并行运算，非常适合利用GPU来提高运算性能。

本文所使用的方法与以往的神经网络略有不同。对于输入的包含噪声的图像Y，我们并不去预测干净的图像X，而是去预测隐藏的噪声N。我们使用原始图像与包含噪声的图像的差异去训练该神经网络，以加快训练速度以及最终去噪效果。

1.2 神经网络的发展趋势

1.3 本文章节安排

第二章 基础工作基础

第三章 深度卷积网络模型

第四章 实验结果及分析

参考文献

附录