致谢：

首先要感谢我的指导老师张信明教授，从毕业设计题目的选定，到中期检查时候的方向的微调和后期的论文完成过程中，张老师的悉心教导令我受益匪浅。

其次要感谢中国科大超级计算中心，在前期的工作中，由于自己的笔记本性能不足，在学习过程中实践难度很大，超算中心提供了平台的支持。

还要感谢我的好朋友好同学，前期的实践不仅仅依靠超算中心，也依靠他，借用他的笔记本进行了不少运算。

更要感谢的是我的父母，养育之恩终身难以回报，更是提供了资金更换笔记本电脑，让我得以在自己的计算机上继续毕业设计，免去了超算中心的排队和借用同学电脑的不便之处。

最后感谢这个城市，这所学校，还有身边的同学、朋友，提供了一个合适的平台环境，让我学习成长。

摘要：

1. 绪论
   1. 背景
   2. 对抗生成网络
   3. 本文章节安排

本文对内容做如下安排：

第一章 绪论。介绍对抗生成网络的相关背景以及本人所做毕设的方向。

第二章 对抗生成网络基础。从神经网络入手，介绍神经网络的思想和部分算法，接着是卷积神经网络的算法原理，以及生成对抗网络的基础。

第三章 Wasserstein GAN的关键技术。首先介绍的是本人学习调研的一些生成对抗网络的改进思想，其次着重介绍Wasserstein GAN的改进方法，包括Wasserstein距离的优势和Wasserstein GAN的优势。

第四章 Wasserstein GAN在图像生成上的改进。本章所述为毕设中期的工作，是在图像生成方面对Wasserstein GAN的修改。

第五章 Improved Training of Wasserstein GANs 所做改进。本章所述是提出Wasserstein GAN的作者Martin Arjovsky于三月31日提出的gradient penalty改进。以及结合本人毕业设计之后的网络设计方案。

1. 对抗生成网络基础
   1. 神经网络基础

神经网络是一种模拟生物神经元结构和功能的模型，典型的神经网络模型包含结构、激活函数和学习规则三部分，其作用是通过简单的矩阵运算和非线性的激活运算来对数据进行处理。

下面所述的是一个简单的神经网络。



图1-1 神经网络示意图

如图1-1所示，这是一个简单的神经网络，包含两个输入变量、，三个中间变量、、，一个输出变量。其中所在为输入层，所在为隐藏层，所在为输出层。和被称为权重。计算方式为：

， (1.1)

例如：

(1.2)

为了表达和计算上的方便，用矩阵来表示如上运算过程：

 (1.3)

在实际的运用中，往往还会加上一个偏置项bias，则1.1、1.2、1.3式转变为如下：

， (1.4)

(1.5)

.  (1.6)

对于图1-1，没有表现出偏置项，在实现中，偏置项有多种方式可以添加进去，一种是如式1.6加上一个向量，还可以将偏置项视作1\*w，将偏置项的加法运算放入矩阵相乘中，式1.6转化为：

 (1.7)

其中。这种方式在计算上省去了一步向量相加，但是多出了一步向量的拼接操作，将拼接为了。如图1-2：



图1-2 神经网络示意图，带偏置项bias

在实际的运算中，拼接操作比向量相加消耗更多的计算。于是出现了又一种计算方法。考虑到每次拼接的开销，不妨考虑只在输入增加一个值为1的神经元，之后的除了最后一层的每一层，都附加一个神经元，但是该神经元的值由之前的计算得到，如图1-3：



图1-3 神经网络示意图，转变后的偏置项

相对应的计算公式为：

.  (1.8)

其中，作为隐藏层的偏置项参与运算。

神经网络里面一个举足轻重的反向传播算法back propagation，其作用在于调整网络使之成为我们所需要的状态，简单的来说就是复合函数的链式求导，用梯度下降的方法更新网络，有兴趣的可以参考！！！

* 1. 卷积神经网络

在后文中用到了另一个重要的网络层是卷积层，熟悉图像处理的人知道，卷积操作在图像中十分常见，对图像的平滑、模糊、锐化、边缘检测、浮雕等操作都可以通过特定的卷积算子来实现。下面简略的介绍卷积在图像中的操作方式。

卷积在图像中的操作方式往往是一个2D卷积，对于一张图像和一个卷积核，如图1-4所示，左边是一个5x5的图像，右边是一个3x3的卷积核。



图1-4 图像卷积示意(1)

有一个很形象的说法，将卷积核视为窗口，在图像上滑动，得到卷积后的结果。举个例子，在图1-4中，将卷积核置于图像的左上角，那么运算方式为，每个像素点的值乘以卷积核上与像素位置对应的值，最后累加得到结果。



图1-5 图像卷积示意(2)

运算的式子为：



然后将卷积核向右移动一个，如图1-6：



图1-6 图像卷积示意

对应的运算为：



将卷积核在图像上全部滑动一遍后，得到一个3x3的新图像。这里图像变小了，若是想维持图像大小不变，则在原图像四周补上数据，补充的数据的方式有多种，最简单的是用0填充，卷积操作连边缘都扫过，则可以得到和原图一样大小的图像。上述的卷积的滑动向左和向下的步长都是1，实际上步长还可以为更大的值，比如，步长为2，边缘补上数据，则卷积后的图像大小的长和宽都是原图像的一半。

在实际的运算中，卷积运算会转换成矩阵相乘来实现，首先对原图像和卷积核都做展开，上述的例子则可以转变成：



对结果改变形状成3x3的就得到了最后的结果。

那么，卷积的好处是什么，第一点就是节省空间，若是将一个5x5的图像通过全连接的方式转变成3x3的图像，所谓的全连接，是指上下两层每两个结点都有关联，那么需要权重25x9=225个，如果使用卷积，那么只需要9个，为了充分的获取图像的特征，可以用更多的卷积核来处理同一个图像，即使是这样，也比全连接节约了很多空间。第二点，图像具体局部性，我们在关注图像的时候，通过某一小块区域得到一个信息，这个信息和距离该区域很远的区域关系并不密切，卷积操作很好的关注了局部性的特征。

简略的提一下反卷积操作，反卷积往往用来数据的扩充，卷积和反卷积的输入输出过程刚好相反，卷积的前向计算过程是反卷积的反向传播过程，卷积的反向传播过程是卷积的前向计算过程。

* 1. 生成对抗网络

三年前蒙特利尔大学 Ian Goodfellow 等学者提出“生成对抗网络“(Generative Adversarial Networks，GANs)的概念，去年在学界、业界，人们对GANs的关注突然增加。

什么是生成对抗网络，Ian Goodfellow给出的描述是“生成对抗网络是一种生成模型（Generative Model），其背后基本思想是从训练库里获取很多训练样本，从而学习这些训练案例生成的概率分布。”

对抗生成网络包含两个网络，一个是判别器Discriminator，一个是生成器Generator。生成器将输入的噪声生成和样本一样格式的数据，判别器则是要区分真实数据和生成器生成的伪造数据。传统的GAN通过如下的方式训练：

判别器接收一组真实数据real data，进行计算之后的结果和1进行比较，计算差距，记为判别器对真实数据的损失函数dis\_loss\_real。生成器生成一组伪造数据fake data，传入判别器进行计算，得到的结果和0进行比较，计算差距，记为判别器对伪造数据的损失函数dis\_loss\_fake；得到的结果和1进行比较，计算差距，记为生成器的损失函数。直观上的理解则是判别器想尽可能的区分真实数据和伪造数据，所以想得到对真实数据判定为1、对伪造数据判定为0的结果；生成器则是希望自己生成的数据被认定为真实数据1。



图1-7 生成对抗网络示意

由上述的描述可以得知，生成器需要联合判别器一起才能训练生成器，判别器也需要生成器给提供fake data。训练生成器的时候，判别网络不做更新；训练判别器的时候，生成网络不做更新。两者交替训练，达到生成器生成的数据可以以假乱真的地步。

关于生成对抗网络，已经有很多的改进的版本，比如ali-bi gan、boundary equilibrium gan、conditional gan、infogan等等，它们大都是在损失函数的计算方式和网络结构上做了一些改动，本质上没有改变GAN的性质。

1. Wasserstein GAN的关键技术
   1. 以往的生成对抗网络的改进方案

先看对损失函数的改进方案。考虑原始的GAN，判别器最后的输出是一个数据对应一个输出值，对这个值做sigmoid激活，结果和0或者1比较计算交叉熵，在tensorflow中，使用的是sigmoid\_cross\_entropy\_with\_logits函数，传入的两个参数，logits是判别器输出的结果（不需要sigmoid激活，因为这个函数自带sigmoid激活），labels是同等规模的0或者1。

在调研中，发现对此的改进主要有三个方向，一种是使用sigmoid激活之后用其他函数来处理，第二种是对输出的结果直接做处理，第三种，引入其他的度量标准，修改损失函数。

第一种以ali bigan为例，sigmoid激活后的结果在0~1之间，用log函数可以拉开差距，设sigmoid激活后的结果为X，判别器用的是log(X\_real)+log(1-X\_fake)，生成器用的是log(X\_fake)+log(1-X\_real)，对结果计算均值之后取负号，最小化损失函数，则可以起到对抗训练的效果，判别器想让X\_real向1靠近，让X\_fake向0靠近，生成器则做相反的事情。在Least Square GAN中，对判别器输出的sigmoid激活后的结果，做的操作是：判别器对真实结果减去1再平方，对伪造结果直接平方，生成器对伪造结果减去1再平方，最后的思想还是在于判别器让真实数据的结果逼近1，伪造数据的结果逼近0，生成器让伪造的结果逼近1。

第二种，对输出的结果直接处理的，有Auxiliary Classifier GAN，真实数据是有不同的标签的，对标签进行独热码编码，将判别器输出的结果进行softmax之后，再与编码后的标签计算交叉熵。判别器对真实数据和伪造数据以及对应的标签，都希望得到正确的分类，但是，这样一来无法区分真实数据和伪造数据，于是还需要最小化伪造数据经过判别器之后的结果，这就要求判别器有两组输出，一组是分类，长度为独热码的长度，另一组是一个值，经sigmoid激活之后和前面用相似的方法，判别器需要让伪造数据的第二种输出尽可能接近0，生成器则是希望分类正确并且输出接近1。

至于第三种，方法比较杂乱，有像MaGAN那样给一个阈值m，来对fake data的判断结果做限定，也有像Mode Regularized GAN那样给出通过比较真实数据和伪造数据的差距，来优化网络的。因为方法繁多，并且还使用了其他的优化，在此不做详细说明。

除了改进损失函数的计算方法，另一大类是对网络做修改，并且两种方法往往结合使用。在修改网络的优化中，不得不提的是Conditional GAN，即条件生成对抗网络。一大特点就是将数据的标签也引入到判别器和生成器中，与Auxiliary Classifier GAN中使用标签的方法不同的是，Condition GAN在数据的输入中就加入标签，甚至会在网络的内部层次中将标签数据拼接上去，达到引入数据和控制网络方向的作用。举一个具体的例子，在手写数字的生成中，对于判别器，输入的是图像和标签，对标签往往会进行独热码标签，一方面是加强标签的作用，另一方面是便于数据的拼接操作。在图像和标签的共同作用下，判别器把真实数据判定为1。对于生成器，噪声和标签作为输入，得到的是图像，再将图像和对应的标签放入判别器，训练生成器让判断结果接近1，训练判别器则让结果接近0。DCGAN在手写数字生成上效果很好，生成的数字肉眼几乎无法判断是真是假，其中有个优化就是引入了标签。

* 1. Wasserstein距离的优势

Wasserstein距离又叫Earth-Mover（EM）距离，定义如下：

 (3.1)

看起来很复杂的定义需要解释，表示和组合的所有可能的联合分布的集合，意味着中，每一个分布的边缘分布都是和。对于每一个可能的联合分布来说，可以从中采样得到一个真实样本和一个生成样本，并计算这对样本的距离，因此可以计算该联合分布下样本对距离的期望值。在所有可能的联合分布中对这个期望取下界，定义成Wasserstein距离。

上面的说法确实晦涩难懂，关于EM距离，有个形象的说明，在这个“路径规划”下，把这堆“沙土”挪到位置所需要的消耗看作，那么则是“最优路径规划”下的“最小消耗”，故此成为Earth-Mover（推土机）距离。

在原始的对抗生成网络中，当判别器近似最优的时候，最小化生成器的损失函数等价于最小化和之间的JS散度。问题是，和之间几乎不可能有不可忽略的重叠，所以JS散度为常数log2，对常数的求导有个显然的结果，这样以来生成器的梯度近似为0了，出现梯度消失问题，无法继续有效的训练下去。

原始的GAN不稳定，原因是要么判别器训练的太好，生成器梯度消失严重，生成器的loss降不下去；要么是判别器训练的不够，生成器梯度不准确，导致梯度下降的方向乱跑。故此需要判别器不好不坏的，才能让生成器有个稳定并且不消失的梯度，找到这个不好不坏的判别器很困难，训练的前期和后期都可能不一样，也就导致设想很好的GAN训练起来很困难。

那么Wasserstein距离的优势在于，相比JS散度，即使和分布没有重叠，它都可以反应它们的远近。并且，相比JS散度的突变，Wasserstein距离是平滑的，能够提供梯度。

尽管Wasserstein距离很有优势，但是实际的计算中，没法直接求解，作者用一个已有的定理将Wasserstein距离转变为了如下形式：

 (3.2)

式(3.2)表示，在保证函数的Lipschitz常数（存在常熟，使得在定义域内，连续函数，任取，满足）不超过K的条件下，对所有可能满足条件的函数取到的上界，然后再除以。

利用神经网络强大的拟合能力，找到一系列的

* 1. Wasserstein GAN的优势

1. Wasserstein GAN的关键技术
2. Wasserstein GAN的关键技术
3. Wasserstein GAN的关键技术
4. Wasserstein GAN的关键技术