2018-12-25，**主要内容：**

深度学习初稿撰写要求：

1. 不能直接粘贴拷贝网上或者其他书籍内容，需按照自己的理解撰写。
2. 图表不能用现有图表，需重新制作，图用Vision绘图，表用Word制表。
3. 每章后需整理本章参考文献
4. 不局限于提纲内容，有修改或者新加内容随时和我讨论
5. 图文并茂，尽量通俗易懂 。

# 第七章 其他典型深度学习方法

**7.1 生成对抗网络**

## 7.1.1概述

生成对抗式网络（Generative Adversarial Networks，GANs）是一种以无监督方式学习目标分布的深度生成模型。这种目标分布的学习能广泛的应用于很多应用，包括：文字转化图形、图像生成、图像风格转换、图像重构与分类等。GANs最早在2014年提出，是一种半监督与无监督的学习方法，它实现通过隐性数据的高维分布。GANs是训练一对相互竞争的网络，基于博弈论的思想。这里我们做一个形象地比喻，可以将其中一个网络视为造假者（生成器），另一个看作专家。学习的过程就是造假者尽最大努力仿造出接近真实的物品，专家（判别器）的职责就是将仿造品与真品进行比较，鉴别真伪。重复以上过程，专家和伪造者同时训练并相互竞争，直到两者达到一个均衡和谐的状态后，最终伪造者能产出更为真实的的物品，专家则一个判断能力较强的分类器。前者可以用于机器创作（自动画出“猫”“狗”），而后者则可以用来机器分类（自动判断“猫”“狗”）。

## 7.1.2基本算法原理

7.1.2.1 基本结构

GANs基于博弈论的思想，其中生成器网络（generator network）与其对手判别器网络（discriminator network）相互竞争。 生成对抗网络是一种生成式的建模方法，GANs的结构和我们之前见到的神经网络略为不同。大体上来说，GANs由生成模型Generator和判别模型Discriminator组成，基本的结构图如下：



其中，生成模型我们可以将其看做一个神经网络模型，输入一个噪声/样本后，输出的将是一个图像。上面结构图中包括两个数据集一个真实数据集另一个合成数据集，即生成网络合成的猫图像数据。判别模型，也是一个简单的神经网络架构，输入是一副图像，分别来自真实训练数据和合成数据，通过判别网络后输出则是一个概率值，基于此来判断猫图像的真假程度。随着以上训练的进行，判别器‘被迫’增强自身的判别能力，而生成器‘被迫’生成越来越逼真的输出，以欺骗判别器。理论上，最终生成器和判别器会达到一种均衡“纳什均衡”，即生成网络合成的假样本数据进入判别网络后，判别网络输出的结果是近似接近0.5的值，不能区分真假样本。

7.1.2.2 形式化表示

GANs中生成器网络G采用以随机噪声/样本为输入的多层神经网络，判别器网络D也是一个多层神经网络。G可以表示成 ,其中z为随机噪声，服从分布。D输入一是个真实图像及合成（虚假）图像x, 输出结果可以表示为表示输入图像是真实和伪造图像。根据训练过程我们可以定义一个损失函数：

**（公式7.1）**

其中x、z分别表示来自训练集数据和随机噪声数据，优化目标是。

为便于理解，我们对上面公式做一些简单说明，是指让D的损失越大越好, 越大说明D越能发现G生成的数据是假的, 因为二者目的就是给对方制造麻烦的. 是指G希望D的损失越小越好, 因为越小说明G生成的数据越能骗过D。

是希望**(公式7.1)**最大, 当为1,为0时,说明D把所有真实的数据识别出来了,并把所有的假的数据也识别出来, 此时，我们便得到一个优秀的判别器，损失达到最大。相反，是希望**(公式7.1)**最小, 当时,判别器就把所有的假数据当作了真的, 此时，说明G非常成功，生成器就就具备了以假乱真的功能。

  总之，我们在更新D和G的参数时就是分别对D进行梯度上升更新,对G进行梯度下降更新。 到最后达到一个动态平衡, 也就是D的输出为, 即D已经不能区分真假了。

7.1.2.3 算法的优势和不足（https://blog.csdn.net/xg123321123/article/details/78034859）

1. 优势
2. 模型只用到了反向传播,而不需要马尔科夫链。
3. 理论上,只要是可微分函数都可以用于构建D和G,因为能够与深度神经网络(CNN、RNN等)结合做深度生成式模型。
4. G的参数更新不是直接来自数据样本,而是来自D的反向传播。
5. 训练时不需要对隐含变量做推断。
6. GANs是一种以半监督方式训练分类器的方法.在你没有很多带标签的训练集的时候,你可以不做任何修改的直接使用我们的代码,通常这是因为你没有太多标记样本。
7. 相比玻尔兹曼机,GANs生成实例的过程只需要模型运行一次,而不是以马尔科夫链的形式迭代很多次。
8. 不足
9. 可解释性差,生成模型的分布Pg(G)没有显式的表达。
10. 比较难训练,D与G之间需要很好的同步，例如D更新k次而G更新一次。GAN的学习过程可能发生崩溃问题，生成器开始退化，总是生成同样的样本点，无法继续学习。当生成模型崩溃时，判别模型也会对相似的样本点指向相似的方向，训练无法继续。
11. 网络难以收敛，目前所有的理论都认为GAN应该在纳什均衡上有很好的表现，但梯度下降只有在凸函数的情况下才能保证实现纳什均衡。
12. 对于生成离散数据比较困难,就像文本。

## 7.1.3应用与实例（https://www.jianshu.com/p/80bd4d4c2992）

GANs是一个生成模型，其最直接的应用就是真实数据的建模与生成，比如音频、图像等。同时，可在一定程度上解决传统机器学习训练数据不足的问题。总之，目前无论在学术界和还是在工业界，如推特、苹果公司等，GANs都有广泛的应用。

1. 文本到图像

实通过输入目标图像的相关属性的描述性文本后，GANs可输出与之对应的最为真的图片。

1. 图像超分辨率

图像超分辨率一直是一个很重要的研究课题，比较重要的是对天文图像和卫星图像做超分辨率，不管是在天文，军事还是其他方面，都有很重要的应用。在生活中，如果有标清的视频可以变为高清的视频

1. 图像翻译

指的是图像到图像的翻译，比如说将语义标注图、灰度图或边缘图作为GAN的输入，那么我们希望它输出能够和输入图一致的真实图像，例如这里的街景图和彩色图。

**参考文献**

⑴ Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio.2014. Generative Adversarial Networks.

(2) Antonia Creswell, Tom White, Vincent Dumoulin, Kai Arulkumaran, Biswa Sengupta, Anil A Bharath.2017. Generative Adversarial Networks: An Overview.

7.6 深度森林

7.6.1概述

“深度森林”在2017年被提出，这是一种可以与深度神经网络相媲美的基于树的模型， 叫做**gcForest**（muti-Grained Cascade Forest，多粒度串联森林），它是基于树的集成方法，通过对树组成的森林来集成并前后串联起来达到**表征学习**的效果。它的表征学习能力可以通过对高维输入数据的多粒度扫描而进行加强。串联的层数也可以通过自适应的决定从而使得模型复杂度不需要成为一个自定义的超参数，而是一个根据数据情况而自动设定的参数。值得注意的是，gcForest会比DNN有更少的超参数，更好的一点在于gcForest对参数是有非常好的鲁棒性，哪怕用默认参数也可以获得很棒的结果。换句话来说，gcForest相对于DNN，不仅超参数更少，而且对超参数的依赖性也更低。因为这样，gcForest的训练更为便捷，理论分析也更为清晰，从超参数的数量来看，更少超参数意味着加入更少的主观因素干预。同时，因为gcForest在训练时可进行并行计算，所以，也意味着训练时间较短。

7.6.2 主要模型介绍

7.6.2.1 多粒度串联森林

gcForest方法也是延续DNN的对原始特征做逐层处理，其中的级联森林结构如下图所示：

每一级都是决策森林的集合，分别使用完全随机森林和随机森林，每个完全随机的森林包含完全随机树，通过随机选择一个特征在树的每个节点进行分割实现生长，直到叶子节点只包含相同类的实例。类似的，每个随机森林包含的树，通过随机选择sqrt(d)数量的特征作为候选（d是输入特征的数量），然后选择具有最佳gini值的特征作为分割。每个森林中的树的数值是一个超参数。

给定一个实例，每个森林会通过计算相关实例落入叶节点处的不同类的训练样本的百分比，然后对森林中所有树计算均值，以生成对类的分布的估计。如下图所示，其中共色部分突出了每个实例遍历到叶节点的路径。叶节点中的不同标记表示了不同的类。

被估计的类分布形成类向量（class vector），该类向量接着与输入到级联的下一级的原始特征向量相连接。例如，假设有三个类，则四个森林每一个都将产生一个三维的类向量，因此，级联的下一级将接收12 = 3×4个增强特征（augmented feature）。

为了降低过拟合风险，每个森林产生的类向量由k折交叉验证（k-fold cross validation）产生。具体来说，每个实例都将被用作 k -1 次训练数据，产生 k -1 个类向量，然后对其取平均值以产生作为级联中下一级的增强特征的最终类向量。需要注意的是，在扩展一个新的级后，整个级联的性能将在验证集上进行估计，如果没有显着的性能增益，训练过程将终止；因此，级联中级的数量是自动确定的。与模型的复杂性固定的大多数深度神经网络相反，gcForest 能够适当地通过终止训练来决定其模型的复杂度（early stop）。这使得 gcForest 能够适用于不同规模的训练数据，而不局限于大规模训练数据。在这里，大家不妨将其和卷积神经网络的特征提取原理做一个比较。

接下来，gcForest该处理数据的特征关系了，也是受到DNN的启发，对序列数据有效，其中顺序是极为关键的，因此，在gcForest中，用多粒度扫描来增强级联森林。如下图所示：

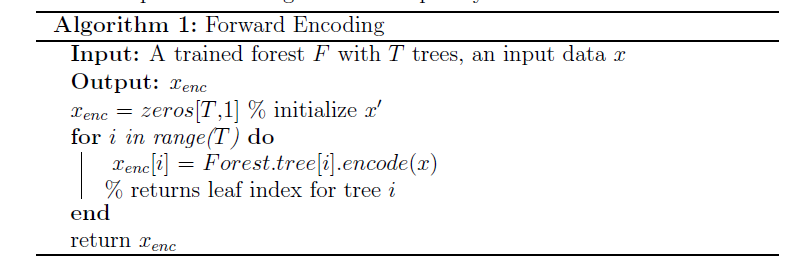
上图分别表示了两种原始输入特征所用的方法，其大致思想都是采用滑动窗口的方法，先生成若干个实例，然后通过实例生成两个森林，一个完全随机森林，一个随机森林，然后再把生成的两个森林生成对应的相同维度的“类向量”，最后把这两大类向量连接在一起，综上，就是通过某段原始特征生成部分深度森林的想法，但应对的一般来说会采用多个不同大小的窗口做扫描，如论文中就采用了三个不同大小的窗口，如图所示

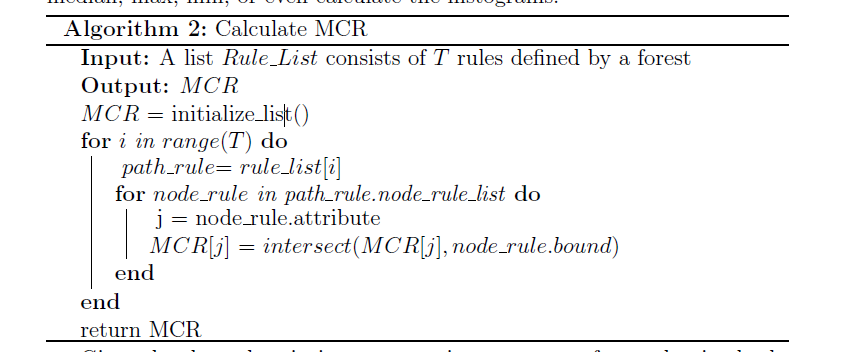
7.6.2.2基于森林的自编码器（Encoder Forest）

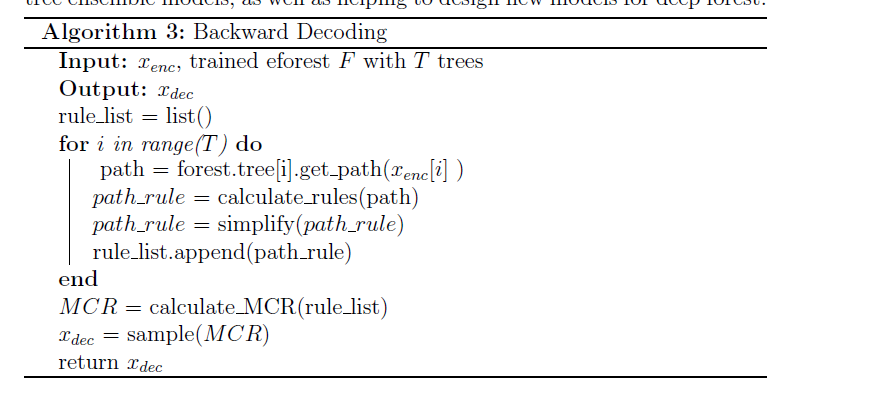
自编码器（Auto-encoder）是神经网络的一种，自编码器的基本结构是由一个编码器（encoder）和一个解码器(decoder)组成,其中encoder将输入映射到隐空间，encoder将隐空间的表示重构为原表示。

本节方法是在随机森林的基础上构建出编码器与解码器。其想法很简单，在一个有N个决策树的森林中，对于每棵树Ti将输入映射至其的一个叶子节点，将该叶子节点的索引记为ni。利用森林中的每棵树做相同的操作就可以得到输入的N维表示(n1,n2,n3...nN)。

在设计解码器的时候稍微有点技巧。利用决策树进行决策时需要将决策的路径记录下来，而每个决策路径对应了一个规则（rule）。在进行解码重构的过程中，利用森林中N个规则，运用最大相容规则Maximum Compatible Rule（MCR），获取N维编码所对应的更精确的规则，以此规则进行重构。对于枚举型属性，该规则中的值可直接作为属性值，对于连续变量，通常规则得到的是属性的一个范围，可以取其最大值，最小值，或者中值作为其最终属性。







eForest 能获得较低的重构误差（reconstruction error）和较快的训练速度。此外，模型本身还具有容损性（damage-tolerable）和可复用性（reusable）。

目前在实验中已证明 eForest 方法具有以下优势：

准确性：实验重构误差（reconstruction error）比基于 MLP 和 CNN 的自编码器更低。

高效性：eForest 在单块 KNL（多核 CPU）上训练的速度甚至比 CNN 自编码器在 Titan-X GPU 上还快。

容损性（Damage-tolerable）：训练的模型即使在部分损坏的情况下也能很好地工作。

可复用性（Reusable）：从一个数据集训练的模型可直接应用于同一领域下的其他数据集。

7.6.2.3 多层梯度提升决策树（Multi-Layered Gradient Boosting Decision Trees）

近十年来，深层神经网络的发展在机器学习领域取得了显著进展。通过构建分层或深层结构，该模型能够在有监督或无监督的环境下从原始数据中学习良好的表征，这被认为是其成功的关键因素。成功的应用领域包括计算机视觉、语音识别、自然语言处理等。

目前，几乎所有的深层神经网络都使用具有随机梯度下降的反向传播作为训练过程中更新参数的幕后主力军。实际上，当模型由可微分量（例如，具有非线性激活函数的加权和）组成时，反向传播似乎仍是当前的最佳选择。其他一些方法如目标传播已经被作为训练神经网络的替代方法被提出，但其效果和普及还处于早期阶段。例如，研究表明，目标传播最多可达到和反向传播一样的效果，并且实际上常常需要额外的反向传播来进行微调。换句话说，老掉牙的反向传播仍然是训练神经网络等可微分学习系统的最好方法。

另一方面，探索使用非可微模块来构建多层或深度模型的可能性的需求不仅仅是学界的兴趣所在，其在现实应用上也有很大的潜力。例如，基于树的集成（例如随机森林或梯度提升决策树（GBDT）仍然是多个领域中建模离散或表格数据的主要方式，为此在这类数据上使用树集成来获得分层分布式表征是个很有趣的研究方向。在这样的案例中，由于不能使用链式法则来传播误差，反向传播不再可行。这引发了两个基本的问题：首先，我们是否可以用非可微组件构建多层模型，从而中间层的输出可以被当作分布式表征？其次，如果是这样，如何在没有反向传播的帮助下，联合地训练这种模型？本模型就是一次尝试。

多层梯度提升决策树模型，它通过堆叠多个回归 GBDT 层作为构建块，并探索了其学习层级表征的能力。此外，与层级表征的神经网络不同，他们提出的方法并不要求每一层都是可微，也不需要使用反向传播更新参数。因此，多层分布式表征学习不仅可以选择是深度神经网络，也可以是决策树。

多层梯度提升决策树模型通过引入细粒度扫描和级联操作，该模型能够构建具有自适应模型复杂性的多层结构，并在一系列任务中实现竞争性能。树集成的优秀性能和层次分布式表示的表达能力（主要在神经网络中探索）。具体地说，我们提出了第一个多层结构，使用梯度提升决策树作为每层构建块，明确强调其表示学习能力，并且可以通过目标传播的变体联合优化训练过程。可以在监督和无监督环境下训练模型。这是我们确实可以使用树获得分层和分布式表示的第一个证明，这通常被认为仅可用于神经网络或一般的可微系统。理论正确性和实验结果表明了这种方法的有效性。

考虑具有M-1个中间层和一个最终输出层的多层前馈结构。表示oi，其中i∈{0,1,2，...，M}作为包括输入层和输出层oM的每个层的输出。对于特定输入数据x，每层的相应输出在Rdi中，其中i∈{0,1,2，...，M}。因此，学习任务是指学习每个层i>0的映射Fi：Rdi-1→Rdi，使得最终输出oM在训练集上最小化经验损失L。添加正则化项的均方误差或交叉熵是寻找最小化损失L的一些常见选择。在无监督环境中，期望输出Y可以是训练数据本身，其导致自动编码器，并且损失函数是指输出和原始输入之间的重建误差。

当每个Fi是参数化的且是可微的时，可以使用反向传播以高效的方式实现这种学习任务。基本程序是使用链式法则计算每层的每个参数的损失函数的梯度，然后执行参数更新的梯度下降。一旦完成训练，中间层的输出可以被视为模型学习的新表示。这种分层密集表示可以被解释为原始输入的多层抽象，并且被认为对于深度模型的成功是至关重要的。

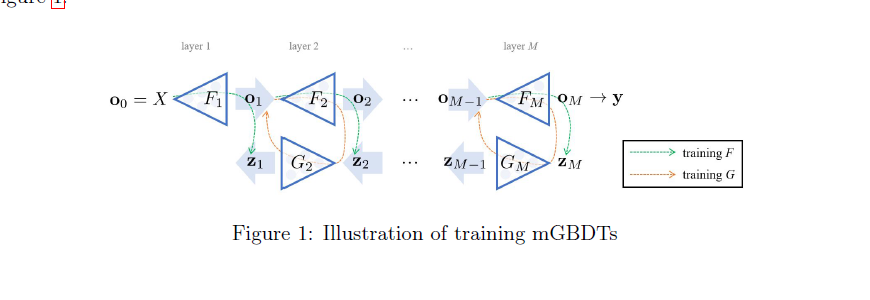
然而，当Fi是不可微的或甚至是非参数化的时，由于不可能计算损失函数相对于其参数的导数，因此反向传播不再适用。当Fi是梯度提升决策树时，本节的其余部分将集中于解决此问题。

首先，在迭代t，假设给出从前一次迭代获得的Ft-1i，我们需要获得与每个Ft-1i配对的“伪逆”映射Gti，使得Gti（Ft-1i（oi-1））≈oi-1。这可以通过最小化重建损失函数的期望值来实现：~Gti= arg minGt i Ex [Linverse（oi-1，Gti（Ft-1i（oi-1）））]，其中损失Linverse可以是重建损失。像自动编码器一样，通常会建议随机噪声注入，也就是说，不是使用纯重建误差测量，而是将Linverse设置为：Linverse = ||Gi（Fi（oi-1 +ε）） - （oi-1 + ε）||，ε~N（0，diag（σ2））。通过这样做，在迫使逆映射学习如何将相邻训练数据映射到正确的流形意义上，使模型变得更鲁棒。此外，这种随机性注入还有助于通过将逆映射方向视为生成路径的方法来设计生成模型，该生成路径可被视为未来的探索工作。

其次，一旦我们更新了Gti，我们就可以将其用作给定的并更新前一层Fi-1的前向映射。这里的关键是为Fi-1分配伪标签zti-1，其中i∈{2，... M}，并且每个层的伪标签被定义为zti-1 = Gi（zti）。也就是说，在迭代t，对于所有中间层，每个层的伪标签可以“对齐”并从顶部到底部传播。然后，一旦计算出每个层的伪标签，每个Ft-1i就可以遵循朝向伪残差的梯度上升步骤,就像典型的回归GBDT一样。

唯一剩下的就是为最终层设置伪标签ztM，以使整个结构准备好进行更新。 结果很简单，因为在M层，人们总是可以在定义顶层伪标签时使用真实标签y。 例如，很自然地将顶层的伪标签定义为：ztM 。然后，将FtM设置为朝向伪残差。 换句话说，在迭代t，顶层FM计算其伪标签ztM，然后通过反函数产生所有其他层的伪标签，然后可以相应地更新每个Fi。一旦所有Fi都得到更新，该过程就可以移动到下一次迭代以更新Gi。在实践中，建议自下而上更新（在Fj之前为i <j更新Fi）并且每个Fi可以朝向其当前的伪标签进行几轮叠加提升步骤。

在训练神经网络时，可以通过为每个参数分配随机高斯噪声来实现初始化，然后该过程可以继续进行下一阶段的参数更新。对于这里描述的树形结构模型，从所有可能的树配置的分布中绘制随机树结构并不是一项微不足道的任务，因此我们不是随机地初始化树结构，而是产生一些高斯噪声作为中间层的输出，并训练一些非常小的树以获得F0i，其中索引0表示在该初始化阶段中获得的树结构。 然后，训练过程可以继续进行迭代更新前向映射和反向映射。整个过程总结在算法1中并在图1中示出。



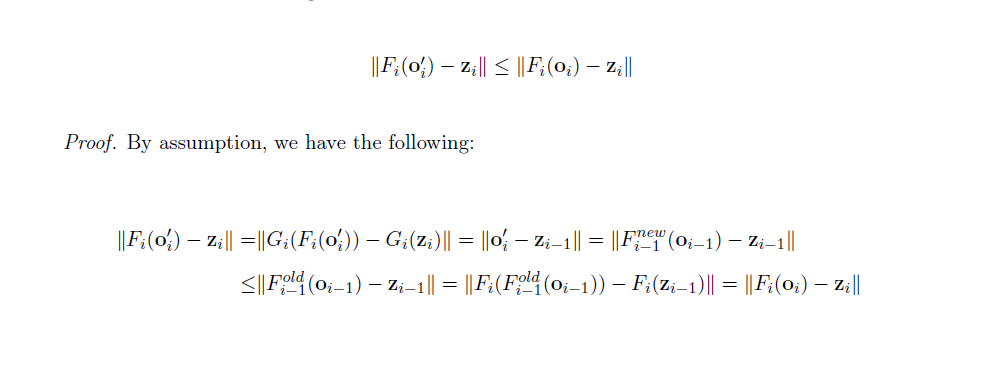
值得注意的是，[23]中的工作利用GPU来加速训练GBDT所需的时间，Korlakai和Ran在[24]展示了一种有效的方法，为GBDTs构造drop-out技术，这将进一步提高性能。对于多维输出问题，使用GBDT的朴素方法将对内存是无效的。Si et al.在[25]中，提出了一种解决这种问题的有效方法，它可以在实践中将内存减少一个数量级。

在分类任务中，可以将顶层中的前向映射设置为线性分类器。这样做有两个主要原因：首先，通过这样做，较低层将被迫学习一个尽可能线性可分的特征重新表示，这是一个有用的属性。其次，输出层和下面的层之间的维度的差异通常很大，因此，可能难以学习准确的逆映射。当使用线性分类器作为顶层的前向映射时，不需要计算该特定的对应逆映射，因为可以通过关于最后一个隐藏层的输出的全局损失的梯度来计算下面层的伪标签。

已经提出了诸如目标传播[4]的类似过程来使用层间反馈映射来训练神经网络。他们证明，在某些条件下，前向映射参数的更新方向与反向传播训练时的更新方向之间的角度小于90度。然而，证据在很大程度上依赖于计算Fi和Gi的雅可比行列式，因此，它们的结果仅适用于神经网络。

以下定理证明，在某些条件下，中间层朝向其伪标签的更新有助于减少上述层的损失，从而有助于减少全局损失。这里的证据不依赖于Fi和Gi的可微性。

定理1.表示将Foldi-1更新为Fnewi-1将其输出从oi移动到oi~，其中oi和oi~在Rdi中并且表示Fi-1的输入为oi-1，其在Rdi-1中。假设每个Gi = F-1i并保留其邻居的同构等距。现在假设这样的Fi-1更新减少了它的局部损失，即||Fnewi-1（oi-1）-zi-1||≤||Foldi-1（oi-1）-zi-1||，那么它有助于减少上面一层的损失，即以下情况：

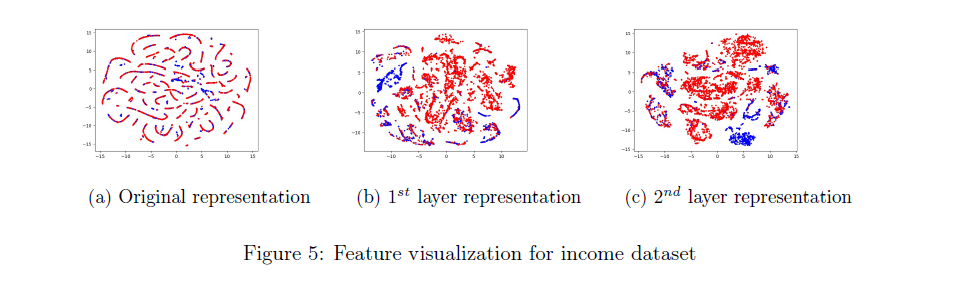


在本节结束时，我们将讨论在设计多层模型时需要探索不可微模块的几个原因。首先，当前的对抗性攻击都是基于计算相对于输入的最终损失的导数。也就是说，无论训练过程如何，只要链式法则适用，就始终可以攻击系统。 诸如树之类的不可微模块可以自然地阻止这种计算，因此，执行恶意攻击会更加困难。其次，仍有许多感兴趣的数据集最适合用树形结构建模。提出可以将树集成的性能与具有多层表示的好处相结合的算法将具有很大的兴趣和潜力。

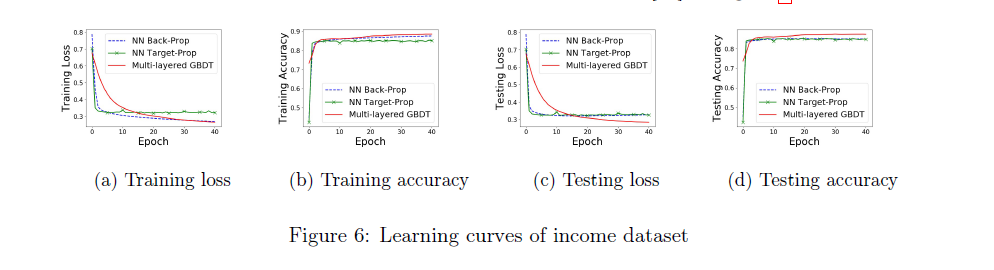
7.6.3应用与实例

**7.6.3.1 收入预测（以此为例）**

收入预测数据集[28]包括48,842个样本（32,561个用于训练，16,281个用于测试）具有分类和连续属性的表格数据。 每个样本都包含一个人的社会背景，如种族，性别，工人阶级等。这里的任务是预测这个人每年收入是否超过50K。 分类属性的独热编码使R113中的每个训练数据成为可能。我们使用的多层GBDT结构是（输入-128-128-输出）。在Linverse中注入平均值为零且标准偏差为0.3的高斯噪声。为了避免训练顶层的逆映射，我们将顶级分类层设置为具有交叉熵损失的线性函数，其他层都使用GBDT进行前向/反向映射，并在4.1节中使用相同的超参数。顶层的学习率α由交叉验证确定。每个中间层的输出通过图5中的T-SNE[29]可视化。



为了进行比较，我们在完全相同的神经网络结构上分别训练了使用目标传播NNTargetProp和标准反向传播NNBackProp。学习率为0.001的Adam[30]和ReLU激活用于两种情况。0.25的Drop-out率用于反向传播。还训练了具有100个添加树的vanilla XGBoost，每棵树的最大深度为7，用于比较，XGBoost的学习率设置为0.3。最后，我们将3个相同配置的XGBoost堆叠为vanilla XGBoost，并使用一个额外的XGBoost作为堆叠的第二阶段，使用3折验证，这是执行堆叠的常见请求。更多的堆叠水平将产生严重的过拟合，这里不包括。



**7.6.3.2 蛋白质定位**

蛋白质数据集[28]是一个10类分类任务，仅由1484个训练数据组成，其中8个输入属性中的每一个都是蛋白质序列的一种测量，目标是用10种可能的选择预测蛋白质定位位点。10折交叉验证用于模型评估，因为没有提供测试集。我们使用结构（输入 - 16 - 16 - 输出）训练了多层GBDT。由于树集合的鲁棒性，所有训练需要的超参数都与我们在上一节中使用的相同。同样，我们训练了具有相同结构的两个神经网络NNTargetProp和NNBackProp，并且通过交叉验证确定训练参数用以进行公平比较。实验结果如表1所示。再次，mGBDT在所有方面都取得了最佳性能。XGBoost堆栈的准确性比使用单个XGBoost要差，这主要是因为发生了过拟合。我们还使用图7中的T-SNE可视化每个mGBDT层的输出。可以看出，表示的质量确实随着模型深度而提高。

10折交叉验证的训练和测试曲线用图8中的平均值绘制。多层GBDT（mGBDT）方法比NN方法收敛得快得多，如图8a所示。mGBDT仅需要迭代50轮，而NN需要200轮用于反向传播和目标传播。此外，NNTargetProp仍然不如NNBackProp，mGBDT在所有人中都达到了最高的准确率。当我们改变蛋白质数据集中间层的数量时，我们还检查了效果。为了使实验易于管理，每个中间层的尺寸固定为16.结果总结在表2中。可以看出，与NNTargetProp相比，当我们增加中间层时，mGBDT更加稳健。实际上，当使用目标传播用于神经网络时，性能从0.5964降至0.3654，而mGBDT在添加额外层时仍然可以表现良好。

**参考文献**

# 第十一章 深度学习在语音识别中的典型应用

11.1 声学模型

**11.1.1 概述**

**语音识别系统主要有四部分组成：信号处理、特征提取、声学模型、解码器**

**传统的声学模型：HMM-GMM 、CD-DNN-HMM**

**基于神经网络的模型：DNN-HMM、CTC算法（Connectionist temporal classification）**

**11.1.2主流算法**

**传统**

**深度学习**

**11.1.3应用与实例**

**需有数据集和代码**

**参考文献**