— “笔记”

April 30, 2017; rev. Monday 9th October, 2017

Qian Wang

第一章　Adaboost

Introduction

本章内容来自于网络以及张志华老师的就《机器学习导论》课程

本章基本内容就是给定一堆弱分类器，然后通过各种组合组成一个人强的分类器

1.1　离散的 Adaboost

离散的 AdaBoost 算法步骤：

$\boldsymbol{w}$ 表示给数据的权值，$\boldsymbol{\alpha}$ 表示给分类器的权值

1. start with weights $\boldsymbol{w_i} = \frac{1}{N} \quad \boldsymbol{i = 1...N}$
2. repeat for m=1 to M
   - 使用输入数据训练一个分类器 $\boldsymbol{G_m(x)} \in \boldsymbol{(-1, 1)}$
   - 计算误差 err:

$$\boldsymbol{E_w[I_(y_i \neq G_m(x_i))] = \frac{\sum_{i=1}^{N} w_i I_(y_i \neq G_m(x_i))}{\sum_{i=1}^{N} w_i}}$$

   - 输出 $\boldsymbol{\alpha_m = \frac{1}{2} log(\frac{1-err}{err})}$, 从这里可以看出分类器的误差越大，权值越小
   - set $\boldsymbol{w_i = \frac{w_i}{Z_m}} \exp(\boldsymbol{\alpha_m I_(y \neq G_m(x))}$，其中 $\boldsymbol{Z_m}$ 是规范化因子, $\boldsymbol{Z_m = \sum_{i=1}^{N} w_i} \exp(\boldsymbol{-\alpha_m y_i G_m(x_i)})$ 如果一个数据点分类错了，那么给这个点的权值大一点。
3. 这样我们就得到了 $\boldsymbol{G(x) = sign[\sum_{m=1}^{M} \alpha_m G_m(x)]}$

1.2　Forward Stagest Additive Modeling

考虑加法模型 (additive model)

$$\boldsymbol{f(x) = \sum_{m=1}^{M} \beta_m b(x; \gamma_m)} \tag{2.1}$$

其中,$\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma}_m)$ 为基函数，$\boldsymbol{\gamma}_m$ 为基函数的参数，$\boldsymbol{\beta}_m$ 为基函数的系数。

在给定训练数据以及 Loss Function 的情况下，相当于一个加法模型 $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$ 相当于一个 minimize Loss Function 的问题：

$$\boldsymbol{min}_{\beta_m,\gamma_m}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{L}(\boldsymbol{y}_i,\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{\beta}_m\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma}_m)) \tag{2.2}$$

从前向后，每一步值学习一个基函数及其系数，即每一步只需优化如下的损失函数：

$$\boldsymbol{min}_{\beta,\gamma}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{L}(\boldsymbol{y}_i,\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{\beta}\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma})) \tag{2.3}$$

前向分布算法：

输入：训练数据 $\boldsymbol{T}=(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{y}_1),...(\boldsymbol{x}_N,\boldsymbol{y}_N)$,Loss Function$\boldsymbol{L}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}))$, 基函数 $\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma})$

输出：加法模型 $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$

1. 初始化 $\boldsymbol{f_0}(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{0}$
2. repeat for m=1 to M
   - 计算参数 $\boldsymbol{\beta}_m,\boldsymbol{\gamma}_m$

$$(\boldsymbol{\beta}_m,\boldsymbol{\gamma}_m)=\arg\min_{\beta,\gamma}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{L}(\boldsymbol{y}_i,\boldsymbol{f}_{m-1}(\boldsymbol{x}_i)\boldsymbol{\beta}\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma})) \tag{2.4}$$

   - 更新 $\boldsymbol{f}_m(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{f}_{m-1}(\boldsymbol{x})+\boldsymbol{\beta}_m\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma}_m)$
3. 得到加法模型

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})=\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{\beta}_m\boldsymbol{b}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\gamma}_m) \tag{2.5}$$

第二章　Logistic Regression

Introduction

本章内容主要来自于个人 YY

2.1　Sigmoid 函数

sigmoid 函数的主要公式如下所示：

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{1.1}$$

该公式主要用在二分类的问题中作为最后的预测结果分类，或者作为激活函数在神经网络中使用。

为什么要使用 sigmoid?

由于 sigmoid 的良好性质，求导容易，反向传播速度快，输出全部在 0-1 之间，永远为正，严格递增

缺点：在中心点变化快，比较敏感

2.2　Logistic Regression

逻辑回归主要用在二分类问题中，最后给出该样本属于正类或者负类的概率，公式如下所示：

$$J(\theta) = -\frac{1}{m}\left[\sum_{i=1}^{m} y^{(i)} log h_\theta(x^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) log(1 - h_\theta(x^{(i)}))\right]$$

(2.2)

通俗的来说，LR 就是用来将两堆数据分来

LR 优点:

- 预测结果是介于 0 和 1 之间的概率
- 容易使用和解释
- 预测速度较快，计算量小

缺点:

- 当特征空间很大时，LR 的性能不是很好，不能处理大量的特征
- 容易欠拟合
- 不能处理线性不可分的数据
- 对于非线性特征，需要进行转换
- 预测结果呈 S 型，中间的概率变化很大，很敏感

2.3 一些其他的问题

1. LR 是基于概率的一个模型，所有的点都会参与模型参数的更新。SVM 是基于最大化间隔的模型，由少量的支持向量决定。

第三章　正则化方法

Introduction

本章节内容主要介绍机器学习、深度学习总的正则化方法

一般来说，所有的监督学习都可以最小化下面的函数来表示：

$$\boldsymbol{w} = \arg\min_{\boldsymbol{w}} \sum_{i} \boldsymbol{L}(\boldsymbol{y}_i, \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}_i; \boldsymbol{w})) + \boldsymbol{\lambda}\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{w}) \tag{0.1}$$

其中，第一项一般为模型预测的结果与真实的结果之间的差距，可以用各种各样不同的函数来表示，第二项一般为正则化项，主要目的是使我们的模型更加简单，防止过拟合。

3.1　L1 L2

3.1.1　ill-condition

我们都知道优化问题有两大难题。一个是局部最小值的问题：我们要找的是全局最小值，如果局部最小值太多，那我们的优化算法就很容易陷入局部最小而不能自拔。另外一个就是 ill-condition 的问题。加入我们有个方程组 $\boldsymbol{Ax} = \boldsymbol{b}$，我们要做的是求解 $\boldsymbol{x}$, 如果 $\boldsymbol{A}$ 或者 $\boldsymbol{b}$ 稍微的改变，会使得 $\boldsymbol{x}$ 发生很大的变化，那么这个方程组系统就是 ill-condition 的，反之就是 well-condition 的。

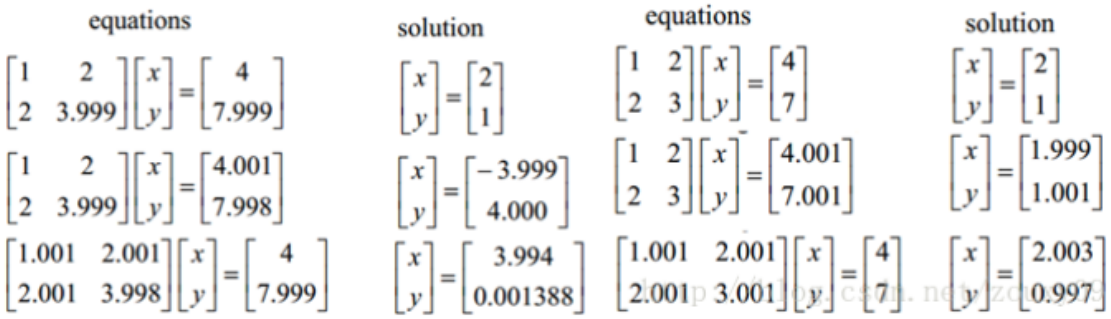


Figure 3.1: ill-condition

第一行我们假设 $\boldsymbol{Ax} = \boldsymbol{b}$，第二行我们稍微改变下 $\boldsymbol{A}$, 结果的变化就非常大，第三行我们

稍微改变下 $\boldsymbol{b}$，结果的改变同样是非常大的，因此我们可以认为我们的模型对错误的容忍力太低了，即对误差太敏感了。那么对于数据中难免存在的误差来说，模型的效果就非常差。

因此我们需要一个指标去衡量 ill-condition 问题中的变化问题。

condition number 衡量的就是在输入发生微小改变的时候，输出会发生多大的变化。也就是对系统微小变化的敏感度。condition number 比较小（在 1 附近）的就是 well-condition 的，比较大的（远大于 1 的）就是 ill-condition 的。

另外如果使用迭代优化的算法，当 condition number 太大的时候，会拖慢迭代的收敛速度。

3.1.2 L1

L1 norm 就是绝对值的和，公式如下

$\|\boldsymbol{x}\|_p = |\boldsymbol{x_1}| + |\boldsymbol{x_2}| + ... + |\boldsymbol{x_n}|$

L1 可以用来产生稀疏解，即参数具有 0 的最优值

3.1.3 L2

L2 norm 就是我们经常说的欧几里得范数，公式如下

$$\|\boldsymbol{x}\|_{\boldsymbol{2}} = (\sum_{\boldsymbol{i=1:n}} \boldsymbol{x_i^2})^{\frac{1}{2}} \tag{1.2}$$

使用了 L2 norm 后一个模型具有以下总的目标函数

$$\boldsymbol{\hat{J}(w; X, y) = \frac{\lambda}{2}\omega^T\omega + J(w; X, y)} \tag{1.3}$$

但是需要注意的是，由于 $\boldsymbol{\omega^T\omega}$ 与 b 无关，因此加入正则化项后，对于 b 的更新是没有任何影响的

caffe 中 weight decay 这个参数代表 L2 范数前的系数。

L2 的优点:

- 可以防止过拟合，提升模型的泛化能力
- L2 范数有助于处理 condition number 不好的情况下逆矩阵求逆很困难的情况（待定）。

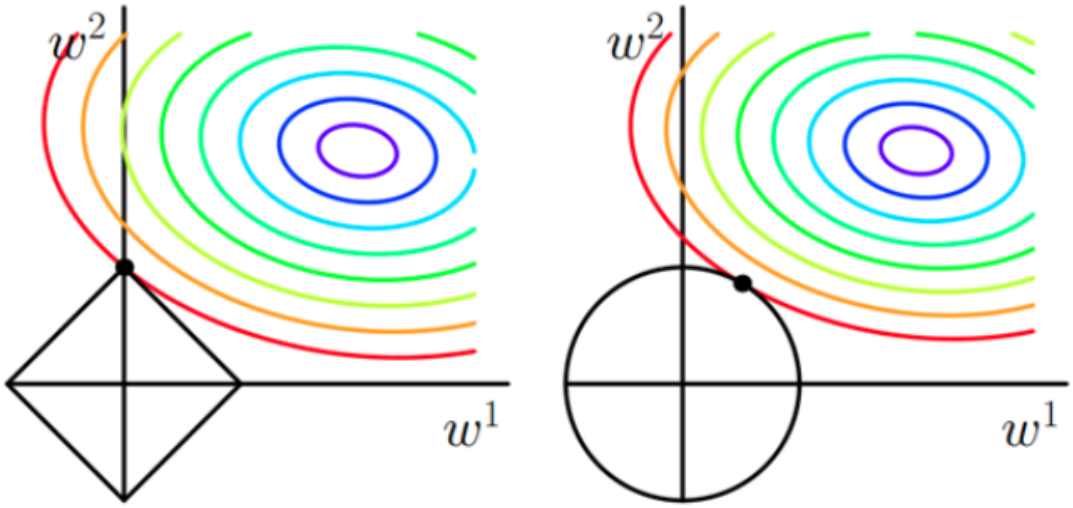
3.1.4 L1 与 L2 的不同

对于 L1 和 L2 规则化的代价函数来说，我们可以写成如下的形式

$$\boldsymbol{Lasso}\ \min_{\boldsymbol{w}} \boldsymbol{\frac{1}{n}\|y - Xw\|^2, s.t. \|w\|_1 <= C} \tag{1.4}$$

$$\boldsymbol{Ridge}\ \min_{\boldsymbol{w}} \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n}}\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{X}\boldsymbol{w}\|^{\mathbf{2}}, \boldsymbol{s.t.}\|\boldsymbol{w}\|_{\mathbf{2}} <= \boldsymbol{C} \tag{1.5}$$

为了便于可视化，我们考虑两维的情况，在 $(\boldsymbol{w_1}, \boldsymbol{w_2})$ 平面上画出目标函数的等高线，而约束条件则成为平面上半径为 C 的一个 norm ball。等高线与 norm ball 相交的地方就是最优解：



(a) ℓ_1-ball meets quadratic function. ℓ_1-ball has corners. It's very likely that the meet-point is at one of the corners.

(b) ℓ_2-ball meets quadratic function. ℓ_2-ball has no corner. It is very unlikely that the meet-point is on any of axes."

Figure 3.2: 图

可以看到，在相交的地方，L1 在和每个坐标轴相交的地方都有出现解，即更容易出现 $\boldsymbol{w_1}$ 或者 $\boldsymbol{w_2}$ 为 0 的解，可以用来提取特征，更加容易产生稀疏性。

L2 的话更容易出现 $\boldsymbol{w_1}$ 和 $\boldsymbol{w_2}$ 都不是 0 的情况，虽然有时候会出现很小的值。在更高维的情况下也是这样的，即基本上只是用来正则化而已。

3.2 数据集增强

需要注意的问题

- 不能应用改变正确类别的转换，如：光学字符识别任务需要认识到'b' 和'd' 的区别，因此对于这种任务来说，水平反转和旋转 180 度并不是适当的数据集增强方式。
- 在神经网络的输入层加入噪声，也可以看成是数据增强的一种形式。然而，神经网络被证明对噪声不是非常健壮。改善神经网络健壮性的方法之一是简单的将随机噪声施加到输入再进行训练。像隐藏单元事假噪声也是可行的，这被看成是在多个抽象层上进行数据集增强。实践证明，噪声被细心调整后，该方法是非常有效的。Dropout 可以被看做是通过乘性噪声构建新输入的过程。
- 在进行数据集增强的时候，需要进行对照试验。

3.3 提前终止

有时候会出现，虽然训练集的误差随着时间的推移逐渐降低，但是训练集的误差再次上升的情况。这种情况下我们需要提前终止模型的训练过程。

提前终止可以单独使用或与其它的正则化策略相结合。

提前终止需要验证集，即这一部分数据相当于在我们的训练过程中是没有参与模型的训练的。我们有两种策略来更好的使用所有的数据。第一种是，第一次训练我们使用训练数据确定最佳的训练步数，然后重新初始化网络，使用所有的数据进行训练。第二种是我们保持从第一轮训练获得的参数，然后使用所有的数据进行训练，但是这样的话，已经没有验证集可以指导我们需要在多少步后进行终止。

3.4 参数共享

参数共享也是一种正则化方法，是指强迫某些集合中的参数相等。

优点：可以显著减少模型所占用的内存

比如：卷积神经网络

3.5 bagging

Bagging：是通过结合几个模型降低泛化误差的技术。即分别训练几个不同的模型，让所有模型表决测试样例的输出。

Bagging 奏效的原因：不同的模型通常不会在测试集上产生完全相同的错误。

假设有 k 个不同的模型。在不同模型的误差完全相关的情况下，bagging 对于降低泛化误差没有任何帮助。但是在模型误差完全不相关的情况下，bagging 后的误差仅为之前误差的 $\frac{1}{k}$（期望）。这表明，模型的个数越多，则集成模型的误差降低的越小，呈线性关系，即集成后的模型最起码表现的比它的任何一个成员都要好。如果成员之间的误差是独立的，则集成将显著地比其成员表现得更好。

Bagging 需要构造 k 个不同的数据集，每个数据集与原始数据集具有相同数量的样例，但从原始样例中替换采样构成。即新的数据集中包含若干重复的实例，还会缺少很多实例。每个数据集包含样本的差异将导致训练模型之间的差异。

3.6 Dropout

Dropout 可以看成是集成非常多的大神经网络的 Bagging 方法。但是在 Dropout 中不同的模型之间是共享参数的，也就是说不同的模型之间具有相同的神经元的数量，但是在每一层中的神经元的个数可能是不同的，这一层中使用哪一个神经元也是不同的。

在使用 Dropout 时，每次训练的过程都只是一个子网络在训练，而不是训练整个网络。这也意味着，在一些小型的神经网路中使用 Dropout 并不是一个非常好的选择，而应该在一个大型的网络中使用 Dropout。也就是说，使用 Dropout 的代价就是提高了模型的计算代价。需要注意的是，如果你有非常大的训练数据集，使用 Dropout 进行正则化带来的好处可能小于所带来的计算代价的提升。

同样，在只有极少（如小于 5000 个）的训练样本可用时，Dropout 不会很有效。

Dropout 强大的大部分是由于施加到隐藏单元的乘性掩码噪声。BN 是在训练时向隐藏单元引入加性和乘性造成，同时这个噪声具有正则化的效果，有时候 Dropout 变得没有必要。

需要注意的是，在有些深度学习框架中，dropout ratio 表示的是保留的神经元的比例，有些是丢弃的神经元的比例。但是在大多数的神经网络的框架中都是表示保留的神经元的比例。

3.7 Spatial Dropout

如图所示，对于一个特征来说，传统的 Dropout 在随机丢弃点的时候，会丢弃这个特征中的一些点。而 Spatial Dropout 会直接丢弃整个特征。在实际的应用中，如在做物体检测，或者使用 Unet 的过程中 Spatial Dropout 的表现是更好的。

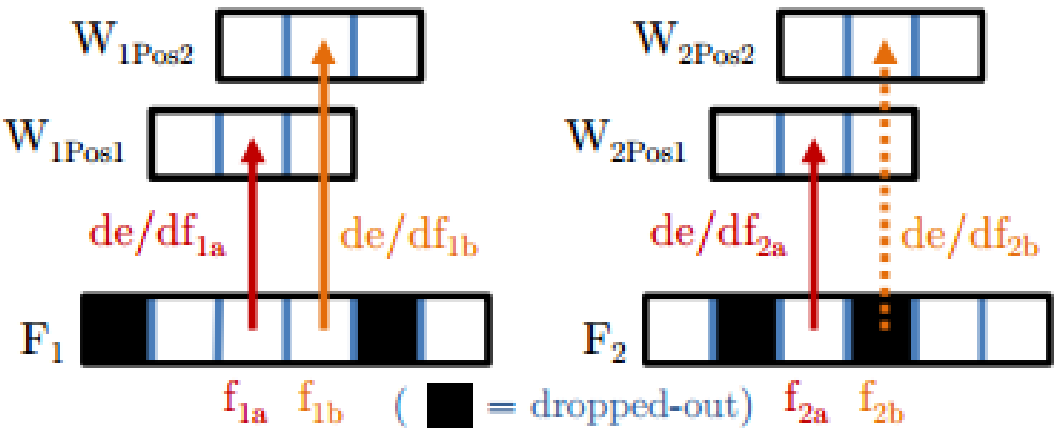


Figure 3.3: 原始 Dropout

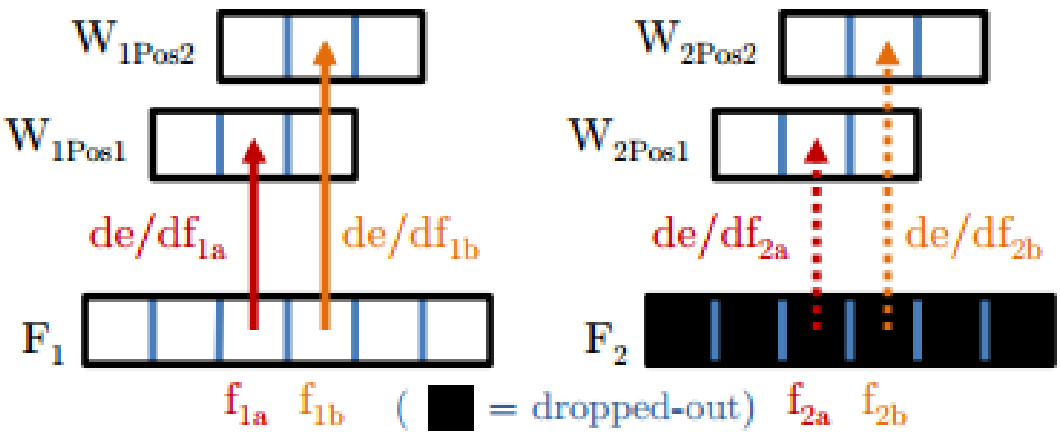


Figure 3.4: Spatial Dropout

3.8 对抗训练

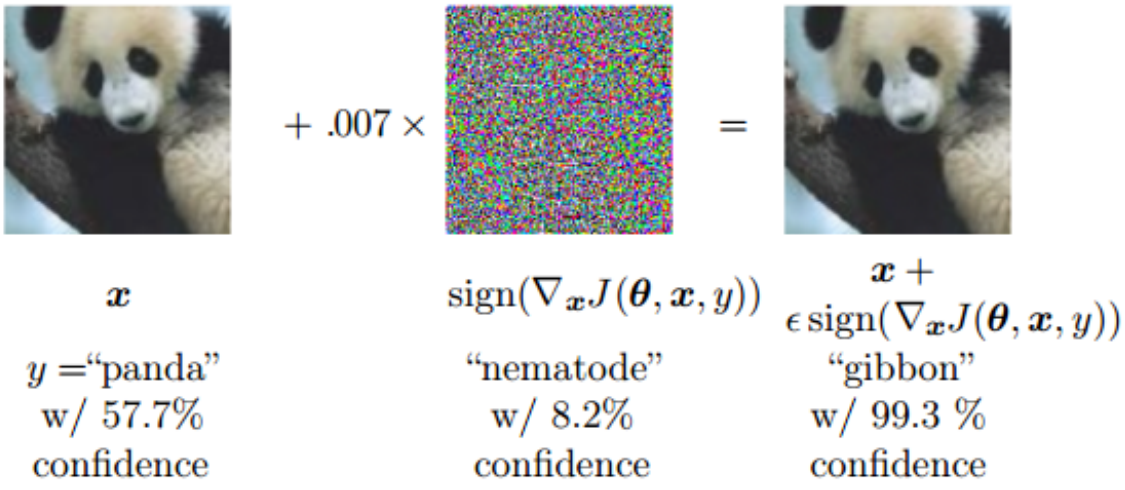


Figure 3.5: 图

通过添加一个不可察觉的小向量，我们可以改变 GoogleNet 对此图像的分类结果。如上图所示，我们人类可能不能观察出这种区别，但是网络的预测结果可能会千差万别。

对于上述这种情况我们可能需要使用对抗训练来进行正则化。

但是具体对抗训练是什么样的，暂时不清楚。---待补充

第四章　训练优化方法

Introduction

本章节内容主要介绍深度学习中遇到的优化方法

第五章　机器学习

Introduction

本章节主要介绍一些常用的机器学习方法，部分内容参考《统计学习方法》李航

5.1　决策树

5.1.1　熵

熵，表示一个信号源发出的信号的不确定程度。在信源发出的信号中，某信号出现的概率越大，熵越小。熵只依赖于分布，而与具体的取值无关。如果用随机变量来表示的话，熵越大，表示随机变量的不确定性越大。

香农使用 log 函数来定义样本 i 的信息熵：

$$\boldsymbol{f(p(i))} = \log \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{p(i)}} = -\log \boldsymbol{p(i)} \tag{1.1}$$

因此在有 n 个样本的时候，我们用如下的公式来表示所有样本集合的信息熵：

$$\boldsymbol{E(P)} = \sum_{i}^{n} \log \boldsymbol{p(i)} \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{p(i)}} = -\sum_{i}^{n} \boldsymbol{p(i)} \log \boldsymbol{p(i)} \tag{1.2}$$

然而，在机器学习中，我们通常使用模型分布 q(i) 来逼近真实分布 p(i)，因此交叉熵的公式为：

$$\boldsymbol{E(P\ Q)} = -\sum_{i}^{n} \boldsymbol{p(i)} \log \boldsymbol{q(i)} \tag{1.3}$$

在 tensorflow 或者其他的深度学习框架中，我们使用的也是如上的公式来表示交叉熵。y 表示网络的输出，y_ 表示真是的 label，公式如下：

$$\boldsymbol{cross\_entropy} = -\sum_{i}^{n} \boldsymbol{y\_} \log \boldsymbol{y} \tag{1.4}$$

5.1.2 信息增益

我们使用 g(D,A) 来表示特征 A 对数据集 D 的信息增益，E(D) 表示数据集 D 的熵，E(D|A) 表示在给定特征 A 的条件下 D 的经验熵。那么，我们可以使用如下的公式来表示信息增益：

$$\boldsymbol{g(D,A) = E(D) - E(D|A)} \tag{1.5}$$

E(D) 表示对数据集 D 进行分类的不确定性，E(D|A) 表示在给定特征 A 下对 D 分类的不确定性，那么它们的差就表示在使用了特征 A 后数据集信息不确定性的减少的程度。

信息增益的大小是相对于数据集而言的，并没有绝对意义，因此信息增益比可以解决这个问题。信息增益比：

$$\boldsymbol{g_R(D,A) = \frac{g(D,A)}{E(D)}} \tag{1.6}$$

在具体的算法中如果需要计算信息增益或者信息增益比，只需要分别计算 E(D),E(D|A) 即可。计算 $\boldsymbol{p_i}$ 时只需要计算 $\boldsymbol{C_i}$ 这一类在整个数据集中出现的次数即可，其他相关的参数也是类似计算。

5.1.3 决策树生成

ID3

对于训练数据 D，特征集 A，阈值 $\boldsymbol{\epsilon}$

- 如果 D 中的所有实例都属于同一类，则为一棵单节点树，算法结束。
- 如果特征集 A 为空，则 T 为单节点数，选择实例中出现次数最多的类作为该节点的类标记，算法结束
- 如果上述两条不满足，计算所有特征的信息增益，并选择信息增益最大的特征 $\boldsymbol{A_k}$，如果 $\boldsymbol{A_k}$ 小于阈值，则为单节点树，选择实例中出现次数最多的类作为该节点的类标记，算法结束。否则，对于 $\boldsymbol{A_k}$ 的每一个可能值 $\boldsymbol{a_i}$, 对数据集 D 进行划分，这个划分就是这棵树的多个子树。
- 重复上述步骤即可得到一颗决策树。

C4.5

C4.5 算法与 ID3 的不同之处是使用信息增益比来进行特征的选择。

5.1.4 防止过拟合

决策树的生成过程只考虑局部最优，这样就会造成全局不是最优的结果。因此，剪枝的过程中需要考虑全局最优。

决策树的剪枝通过最小化决策树的整体损失函数来实现。设决策树 T 有 |T| 个节点，t 为树 T 的叶节点，该叶节点有 N_t 个样本点, 其中属于 k 类的样本点有 N_{tk} 个，$E_t(T)$ 为叶节点的熵，α 为正则化参数，则决策树的损失函数定义为:

$$L = \sum_{t=1}^{|T|} N_t E_t(T) + \alpha |T| \tag{1.7}$$

决策树的损失函数表示的意思为，在保证整个数据集中样本点的熵的和尽量小的前提下，使得决策树中节点的数量更小。也就是说对于一些叶节点中样本的数量较少的节点，我们直接向上收缩，将这一个叶节点直接减掉，将其归到前一个分类条件中去。

5.1.5 CART 算法

回归树

分类树

5.2 随机森林

5.3 GBDT

第六章　Deep Learing

Introduction

本章节内容主要是来自于深度学习中遇到的一些坑以及问题

6.1　一些小的 trick

1. 一定要对数据进行归一化

2. 训练可能会出现 loss 一开始迅速下降，然后稳定在一定的值上，这时候不要以为网络已经收敛了，有时候会出现一个拐点，即在训练很后面的时候会重新出现一个新的下降的区间，这时候网络基本上会收敛。但是不排除会出现多的拐点的情况。结论：训练过程中一定要耐心耐心再耐心。

6.2　weight decay

在损失函数中，weight decay 是放在正则项（regularization）前面的一个系数，正则项一般指示模型的复杂度，所以 weight decay 的作用是调节模型复杂度对损失函数的影响，若 weight decay 很大，则复杂的模型损失函数的值也就大。我所理解的 weight decay 就是一个调节正则化项的系数，增大则对正则化项的依赖会更高，不容易过拟合，反之则反之。

利用 weight decay 给损失函数加了个惩罚项，使得在常规损失函数值相同的情况下，学习算法更倾向于选择更简单（即权值和更小）的 NN。是一种减小训练过拟合的方法。

Weight decay is equivalent to L2 regularizer.

在训练神经网络的时候，可以先设置 weight decay 为 0，然后使网络过拟合，查看测试结果。结果正确后，设置 weight decay 为大一点的值，即加入正则化项，这样可以防止过拟合现象。具体大小需要在网络中调试。

遇到的问题：在训练 U-net 的时候，出现训练结果全是黑图的情况。原因是 weight decay 设置过大，导致网络结果没有过拟合。解决方案：设置 weight decay 为更小的值。

6.3 momentum

momentum 是梯度下降法中一种常用的加速技术。对于一般的 SGD，其表达式为 $\boldsymbol{x} \leftarrow \boldsymbol{x} - \boldsymbol{\alpha} * \boldsymbol{dx}$,x 沿负梯度下降。而带 momentum 项的 SGD 则写生如下形式：$\boldsymbol{v} = \boldsymbol{\beta} * \boldsymbol{v} - \boldsymbol{a} * \boldsymbol{dx}, \boldsymbol{x} \leftarrow \boldsymbol{x} + \boldsymbol{v}$, 其中 $\boldsymbol{\beta}$ 是 momentum 系数，通俗的理解上面式子就是，如果上一次的 momentum（即 v）与这一次的负梯度方向是相同的，那这次下降的幅度就会加大，所以这样做能够达到加速收敛的过程。

神经网络的训练过程（也就是梯度下降法）是在高维曲面上寻找全局最优解的过程（也就是寻找波谷），每经过一次训练 epoch，搜寻点应该更加靠近最优点所在的区域范围，这时进行权重衰减便有利于将搜寻范围限制在该范围内，而不至于跳出这个搜索圈，反复进行权重衰减便逐渐缩小搜索范围，最终找到全局最优解对应的点，网络收敛。momentum 是冲量单元，也就是下式中的 m，作用是有助于训练过程中逃离局部最小值，使网络能够更快速地收敛，也是需要经过反复地 trial and error 获得的经验值

主要作用：防止陷入局部最小值

第七章　Caffe

Introduction

本章节内容主要是关于 caffe 框架的一些知识。

7.1　lmdb

lmdb 格式的文件在使用 Python 程序进行生成的时候，如果需要重复生成，则需要先删除原来的。否则会在原先的 lmdb 上重新添加文件。

7.2　net protobuf

此部分内容有待添加

7.3　solver

solver 文件为 caffe 的训练参数的文件，主要存储一些训练的超参数

运行代码为： caffe train –solver=*slover.prototxt

一个例子：

```
1     train_net: "lenet_train.prototxt"
2     test_net: "lenet_test.prototxt"
3         test_iter: 100
4         test_interval: 500
5
6         base_lr: 0.01
7         lr_policy: "fixed"
8
9         momentum: 0.9
```

```
10          type: SGD
11          weight_decay: 0.0005
12          display: 100
13          max_iter: 20000
14          snapshot: 5000
15          snapshot_prefix: "models"
16          solver_mode: CPU
```

下面来一个一个解释这些程序的意思

1.

train_ net: "lenet_ train.prototxt"

test_ net: "lenet_ test.prototxt"

这两行用于定于训练网络和测试网络，可以是同一个网络，用 net：train_ test.prototxt 来表示, 为上一节的内容。注意：文件的路径要从 caffe 的根目录开始，其他所有的配置都是这样的。

2. 接下来 test_ iter 表示一次训练需要加载多少个数据，许训练中的 batch size 是一致的；test_ iterval 表示经过多少此训练的 Iteration 后进行一次测试，如 500 表示没经过 500 个 Iteration 进行一次测试。另外，如果网络不想进行测试的话，可以在 solver 文件中加入如下的参数 test_ initialization: false 这样不管经过多少次的 Iteration 都不会进行测试。

3. 有关于 learing rate 的东西

base_ lr 表示初始的一个 learing rate，如果 lr_ policy 如果设置为 fixed，训练过程中会一直维持这个 learing rate 不再改变，其他的都是会在训练过程中逐渐变化的。

lr_ policy 可设置的值如下所示：

- fixed: 保持 base_ lr 不变
- step: 如果设置为 step, 则还需要设置一个 stepsize, 返回 $base\_lr * gamma^{floor * \frac{iter}{stepsize}}$, 其中 iter 表示当前的迭代次数。如设置 gamma=0.9，stepsize=100 表示在第一百次迭代后 learning rate 下降到原来的 0.9 倍
- exp: 返回 $base\_lr * gamma^{i}ter$，iter 为当前迭代次数
- inv: 如果设置为 inv, 还需要设置一个 power, 返回 $base_{l}r * (1 + gamma * iter)^{-power}$
- multistep: 如果设置为 multistep, 则还需要设置一个 stepvalue。这个参数和 step 很相似，step 是均匀等间隔变化，而 multistep 则是根据 stepvalue 值变化
- poly: 学习率进行多项式误差, 返回 $base\_lr(1 - iter/max\_iter)^{power}$
- sigmoid: 学习率进行 sigmod 衰减，返回 $base\_lr(1/(1 + exp(-gamma * (iter - stepsize))))$

需要设置参数的数量随着 lr pilicy 的不同而有所变化。如设置为 fixed 则不需要添加任何参数，设置为 step 则需要添加 gamma 和 stepsize 两个参数，设置为 step 的策略后 solver 配置如下所示：

```
1          base_lr: 0.01
2          lr_policy: "step"
3          gamma: 0.9
4          stepsize: 100
```

4. 对于 momentum，一般取值在 0.5–0.99 之间。通常设为 0.9，momentum 可以让使用 SGD 的深度学习方法更加稳定以及快速。详细的资料，参考 Hinton 的论文《A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines》

5. type:SGD

表示优化算法，总共有六种：SGD、AdaDelta、AdaGrad、Adam、NAG、RMSprop

6.weight_ decay 为权重衰减项，详细的内容已经在上一章解释过了。

7.display：100 表示没训练 100 个 Iteration 显示一次 loss

8.max_ iter:2000 表示最大的迭代此时为 2000

9.

snapshot:500

snapshot_ prefix :"models"

表示没训练 500 个 Iteration，保存一次网络的参数数据，保存路径为 models。同时会保存另外一个 solverstate 文件，以便下次训练的时候可以从这一步继续训练。

10.solver_ mode: CPU 设置运行模式为 CPU

7.4 一些其他的问题

7.4.1 loss=87.3365

- 如果一开始就出现这种情况，有可能是参数的初始化方式不对，使用 xavier 可以避免这种情况
- 在 caffe 中数据的标签必须从 0 开始，且为整数（1.0,2.0 也可以）
- 数据可能会出现问题（一定要反复确定数据没有问题才可以）
- 如果是图片数据可能是图片没有进行归一化，最好是进行归一化并且减去均值
- 如果一开始的 loss 是在下降的，但是训练到后期出现了 87.3365 这个值，代表网络发散了，需要调整 learing rate 到一个较小的值，建议从 0.01 开始，到 0.0001 即可适合

大部分网络结构

7.4.2 一些差别

solver.step(1) 表示网络进行一次迭代，即进行一次前向过程和一次反向传播

solver.net.forward() 表示网络只进行一次前向的过程，可用于网络的预测

7.4.3 多 GPU 计算

如果使用 solver 文件：build/tools/caffe train –solver=models/bvlc_ alexnet/solver.prototxt –gpu=0,1

如果使用 Python 文件： python yourpythonfile.py CUDA_ VISIBLE_ DEVICES=0, 1

Bibliography