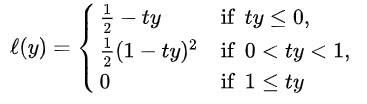
1. （必填）自己提出的问题的理解（罗列全部）：
2. 提出的问题1：软间隔svm中的损失函数为什么要选择hinge loss 这种形式，hinge loss有什么好处和局限性，有没有其他可比较的loss函数

讨论后的理解：软间隔支持向量机中允许一些点犯错，所以引入了损失函数。然而传统的0/1函数由于非凸非连续将使得损失函数不易求解和优化。为此，引入了hing函数作为替代损失函数，形式是hinge(z)=max(0,1-z),由于它具有良好的数学性质方便求解，并且绝大多数点都落在值为0的部分，解具有稀疏性。局限性是1.正则化系数会对结果有影响，而正则化系数的选取往往由经验决定。2.z=1处损失函数不可导

分类器在loss函数的选择上非常多样，有诸如指数损失，对率损失等其他损失函数。但是支持向量机算法只能选择hinge loss

提出的问题2：hinge loss如何改进

讨论后的理解：由于hinge loss在z=1（margin）处是不可导的。所以一个平滑处理是有必要的。比如我们可以把z=0~1的部分用一段可导的曲线替代。



除此之外，如果要将SVM扩展到多分类的应用，应该定义多分类损失函数，比如



1. （必填）别人提出的问题的理解（选择几个问题罗列，并给出理解）：
2. 问题3：p83式41下面说使用超平面上的任一点与边缘超平面的距离来作为d+，而不是x+到超平面的距离，为什么会这样计算？两种方式有什么本质上的区别？如果没有的话书上为什么会强调这一点？

自己的理解：考虑到b\*的选取是支持向量求平均得来的，也就是说边缘超平面上甚至可能没有点。这样的话如果用边缘超平面上的点可能有误差。

1. 问题4：通过加入参数，我们可以调节超平面，并且不改变函数，如何理解，参数为何一定是正实数

自己的理解：对于距离公式的分子部分，必存在一个大于零的最小值，使得分子部分大于等于该最小值，不等式两边乘以正实数将最小值放缩成1而不改变不等号方向。

1. （必填）读书计划

1、本周完成的内容章节：如3.6-3.8

2、下周计划：3.9-3.10 复习第二章

四、（选做）读书摘要及理解或伪代码的具体实现（读书摘要、伪代码的具体实现代码等可以写到这个部分）

1、读书摘要及理解（选做）

支持向量机可以分为线性，非线性两大类。其主要思想为找到空间中的一个能够将所有数据样本划开的超平面，并且使得样本集中所有数据到这个超平面的距离最短。实际上，非支持向量不会影响计算。

支持向量机的思路如下：

1. 定义原始问题
2. 转化成对偶问题
3. 求对偶问题的解
4. 对解求平均值，得到最终的超平面参数
5. 用超平面做分类

以下是公式推导

