## 2020.4.19 第十二次读书报告

09018330 孙毅远

### 一、自己提出的问题的理解

#### 1. 如何理解凸优化问题？为什么要转化为凸优化问题以及非凸优化问题如何解决？

理解：凸优化问题方法可以方便解决二次及以上的规划问题，非凸优化问题可以转化为凸优化问题进行解决

### 二、别人提出的问题的理解

#### 1. 为什么要使用核函数？本质是什么

理解：非线性情况无法直接求解，需要转化为线性情况计算，利用核函数可以得到转化结果便于求解

#### 2.函数距离不应该是变量吗？为什么可以看作常量并赋值？

理解：因为可以产生一个等价的最优化问题，这时候得到的函数距离可以按比例改变，不影响目标函数的值

### 三、读书计划

#### 本周 学完第七章（不懂的部分后面有时间会补充）

#### 下周 学完第八章

### 四、读书笔记

### 7 支持向量机

* + 支持向量机（）
  + 一种二类分类模型，基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的线性分类器

#### 7.1 线性可分支持向量机与硬间隔最大化

* + 线性可分支持向量机
    - 线性可分支持向量机假设输入空间与特征空间的元素一一对应，并将输入空间中的输入映射为特征空间的特征向量，非线性支持向量机利用一个从输入空间到特征空间的非线性映射将输入映射为特征向量
    - 感知机利用误分类最小的策略，求得分离超平面，此时解有无穷多个，线性可分支持向量机利用间隔最大化求最优分离超平面，这样求得的解唯一的
  + 函数间隔和几何间隔
    - 一般来说，一个点距离分离超平面的远近可以表示分类预测的确信程度
    - 在超平面确定的情况下，能相对地表示点x距离超平面的远近，符号与类标记y的符号是否一致能表示分类是否准确，因此用表示分类正确性及确信度，即是函数间隔（）
    - 定义超平面关于训练数据集T的函数间隔为所有样本点的函数间隔的最小值，即
    - 为了约束超平面的法向量 ，定义几何间隔为
  + 间隔最大化
    - 对训练数据集找到几何间隔最大的超平面意味着以充分大的确信度对训练数据进行分类，这样得到的超平面对未知的新实例有着很好的分类预测能力
    - 求最大几何间隔的问题可转化为一个凸二次规划问题：
    - 最大间隔分离超平面的存在唯一性
      * 存在性
      * 由线性可分，可得存在可行解，由于目标函数有下界，所有最优化问题必有解
      * 唯一性
    - 支持向量和间隔边界
      * 样本点中与分离超平面距离最近的样本点的实例称为支持向量
  + 学习的对偶算法（这一部分没看太懂，可能需要补充学习关于凸优化的内容再回来仔细看）
    - 对每个不等式约束引入拉格朗日乘子，构建拉格朗日函数：
    - 由拉格朗日对偶性，需要先求$L(w,b,\alpha)对w,b的极小，再求对\alpha的极大$
    - 转化为对偶最优化问题：

#### 7.2 线性支持向量机与软间隔最大化

* + 线性支持向量机
    - 线性不可分的训练数据不可使用支持向量机学习方法，需要修改硬间隔最大化，使其成为软间隔最大化
    - 线性不可分意味着数据集中某些样本点不能满足函数间隔大于等于1的约束条件，为了解决，可以对每个样本点引进一个松弛变量，使函数间隔加上松弛变量大于等于1，这样约束条件变为，同时对每个松弛变量，支付一个代价，目标函数由原来的变为，C为惩罚参数，一般由应用问题决定，C大时对误分类的惩罚增大，目的使间隔尽量大，同时误分类的个数尽量小
    - 问题转化为如下凸二次规划问题：
    - 可以证明的解是唯一的，但b的解不唯一，b的解存在于一个区间
  + 学习的对偶算法（与7.1部分同理，学习过凸优化有关知识再来补充）
  + 支持向量
  + 合页损失函数
    - 线性支持向量机学习还有另外一种解释，就是最小化以下目标函数：
    - 第一项时经验损失，函数称为合页损失函数（）
    - 下标

#### 7.3 非线性支持向量机与核函数

* + 分类问题时非线性时，可使用非线性支持向量机，主要特点是利用核技巧（）
  + 核技巧
    - 非线性问题
    - 指通过利用非线性模型才能很好的分类的问题，可以先使用一个变换将原空间的数据映射到新空间，再在新空间里用线性分类学习方法从训练数据中学习分类模型（核技巧就是这样的方法）
    - 核函数：一个满足从输入空间到特征空间的映射函数
    - 核技巧的应用
    - 把对偶问题的目标函数中修改，分类决策函数的内积用核函数代替，转化为线性分类问题求解
    - 实际中往往依赖领域知识直接选择核函数，有效性需要通过实验验证
  + 正定核
  + 步骤：先定义映射并构成向量空间，然后在向量空间上定义内积构成内积空间，最后完备化构成希尔伯特空间
    - 正定核函数的充要条件
    - 常用核函数
      * 多项式核函数
      * 高斯核函数
      * 字符串核函数

#### 7.4 序列最小最优化算法

* + 高效地实现支持向量机学习的一种，序列最小最优化（）算法
  + 本质为一种启发式算法，若所有变量解都满足条件，则得到解，否则选择两个变量固定其他，针对这两个变量构建二次规划问题，这样使得原二次规划问题的目标函数值变小，而且子问题可以解析求解，这样将原问题不断分解为子问题并对子问题求解，达到求解原问题目的，同时大大提升计算速度