# 6.3 凸集与凸集分离定律-李涛

# 6-3、凸集与凸集分离定理

## 1、凸集

实数域\_R\_上(或复数\_C\_上)的向量空间中,如果集合\_S\_中任两点的连线上的点都在\_S\_内,则称集合\_S\_为凸集,如下图所示:



#### 数学定义为:

设集合 $D \subset R^n$ ,若对于任意两点 $x, y \in D$ ,及实数 $\lambda (0 \le \lambda \le 1)$ 都有:

$$\lambda x + (1 - \lambda) y \in D$$

则称集合D为凸集。

## 2、超平面和半空间

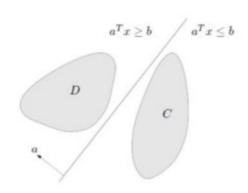
实际上,二维空间的超平面就是一条线(可以使曲线),三维空间的超平面就是一个面(可以是曲面)。其数学表达式如下:

超平面: 
$$H = \{x \in R^n | a_1 + a_2 + \ldots + a_n = b\}$$

半空间: 
$$H^+ = \{x \in R^n | a_1 + a_2 + \ldots + a_n \ge b\}$$

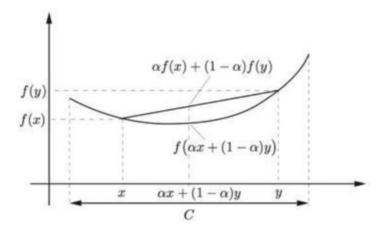
# 3、凸集分离定理

所谓两个凸集分离,直观地看是指两个凸集合没有交叉和重合的部分,因此可以用一 张超平面将两者隔在两边,如下图所示:



# 4、凸函数

小函数就是—个定义域在其个向景空间的几子值C上的空值函数



#### 数学定义为:

对于函数f(x), 如果其定义域C是凸的, 且对于 $\forall x,y \in C$ ,  $0 \le \alpha \le 1$ ,

有:

$$f(\theta x + (1 - \theta) y) \le \theta f(x) + (1 - \theta) f(y)$$

则f(x)是凸函数。

**注**:如果一个函数是凸函数,则其局部最优点就是它的全局最优点。这个性质在机器学习算法优化中有很重要的应用,因为机器学习模型最后就是在求某个函数的全局最优点,一旦证明该函数(机器学习里面叫"损失函数")是凸函数,那相当于我们只用求它的局部最优点了。

```
from cvxpy import *
import cvxpy as cvx
```

```
#把目标函数与约束传进Problem函数中
prob = Problem(obj, constraints)
prob.solve() # Returns the optimal value.
print("status:", prob.status)
print("optimal value", prob.value) #最优值
print("optimal var", x.value, y.value) #x与的解
# Replace the objective. 不同的目标函数, 相同的约束
prob2 = cvx.Problem(cvx.Maximize(x + y), prob.constraints)
print("optimal p1 value", prob2.solve())

# Replace the constraint (x + y == 1).#不同的约束, 相同的目标函数
constraints = [x + y <= 3] + prob.constraints[1:] #注意: 此处是列表相加,
prob.constraints[1:]取prob的约束集中
#从第二个开始的所有约束。
prob2 = cvx.Problem(prob.objective, constraints)
print("optimal P2 value", prob2.solve())
```