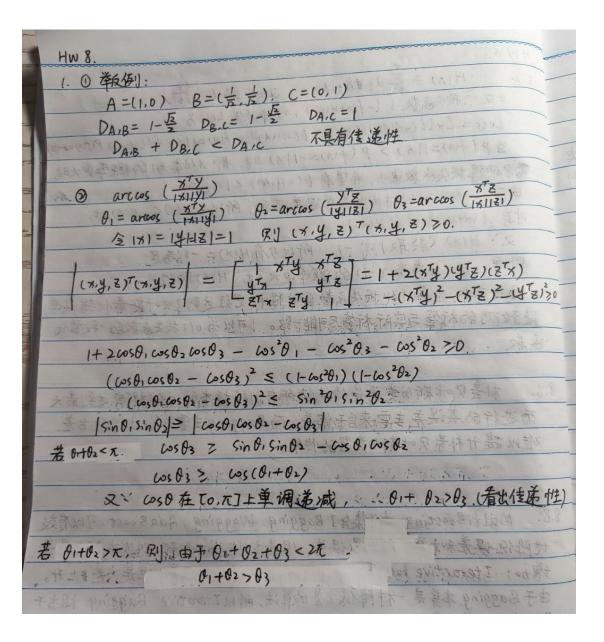
HW^{7} $H(7) = \frac{2}{4} \frac{1}{2} \frac{1$

- 8.6. 朴麦贝叶斯分类器是通过使所有训练样本的后验概率达到最大 而进行的,其误差主要来自于偏差。而 Bagging 主要关注于降低方差, 难以提升朴素贝叶斯分类器的性能。
- 8.8. MultiBoosting 由于集合了 Bagging, Wagging, AdaBoost,可以有效. 地路低误差和方差,特别是误差。但是训练成本和预测成本都会显著增加; Iterative Bagging 相tt Bagging 会降低误差,但是方差是上升。由于Bagging 本身是一种降低方差的算法,所以Iterative Bagging 相当于Bagging和单分类器的折中。



· 余弦奏角满足 of 传递性 证明 K-means 算法的收敛性 魏祥本集 D={ガ,ガz,...,ガm}. 其中がめり维向量:ガモ(ガ,(t)...,ガntt)= 对于D的一个非空子集Ci,定义函数: $\rho(Ci) = \sum_{x \in Ci} (xt - eci)'(xt - eci)$ 其中 eci = TCil XteCi 对于D的一个任意划分,财际各数可理解的 若是p(ci)在k-means 算法纸色新面均值向量过程中不断减小,单调落减且有下界。则说明此算法收敛。 ①选定 K个数据向量 M···· Pk. 计算每个数据到 K个中心的距离,并将数据划分到最近的类。Cj 计算新物值向量: \ \ \ = TGI 至 D 计算每个数据到 & Ci', Ci', -- CK K个中心的距离, 再将数 报划入最近的类型 对于这其中任何一个对来说,两次 きりにからましてがしがり(オノーガ) 划分时可选中心点位置一样,但第二次 划分时都选择更近的中心点

所以与かしがーガン(ガニガン)(カナス大子(ガニガキ)(ガニガキ)

而新划分下新的中心位置 c**、c**、-- C**是根据新 的数据划分后计算的均值向量确定,下面证明:对于归属于同类 的数据级A1、A2、一Aj,要使 之 (A;一为) (MAi-为)取到最小值当且仅当为二寸之 Ai

→ (Ai-X) (Ai-X) = -2∑(Ai-X) = 0. → = 寸 ⊇ Ai 是上式的一个3±点,又由于目标函数为严格 凸函数,故有: X=寸 兰 Ai为目标函数唯一最小值点 田山有 きゃしいうと デ (ガーガ) (ガーガ) ミ を (())

若物值向量有更新,则是ρ(ci') < 差ρ(ci') < 医ρ(ci') = 医ρ(ci') ,但算法终止

1不妨设从第1次到最后一次划分"每次划分情况为Ti、Te、 由于数据集D的有限数据集,所以对D的划分情况也是有限的。 算法不可能总能找到与之前不同且更优的划分,算法最后一定会终止。 且在算法执行的过程中OSf(Tp+1) < f(Tp) f(Tp)表示Tp对应 的目标函数。 数列 { f(T,) } 单调递减且有下界。

由单调有界数别的收敛定理知,于于(Tp)了收敛 即lim f(Tp)存在,即有算法收敛

3. ① 曼哈顿距离:计算每个维度上所有数据点坐标的中位数。 ⊙ 余弦相似度: 可以采用 簇内所有数据点的平均向量