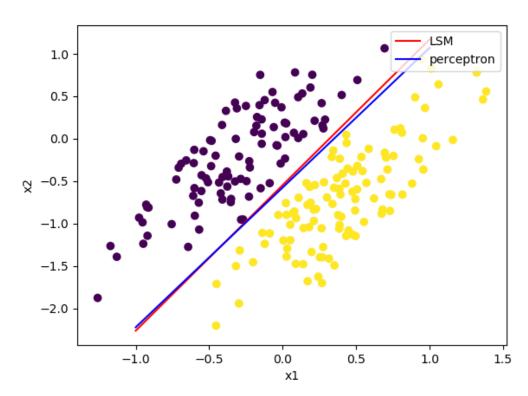
Assignment 2 Brief Report

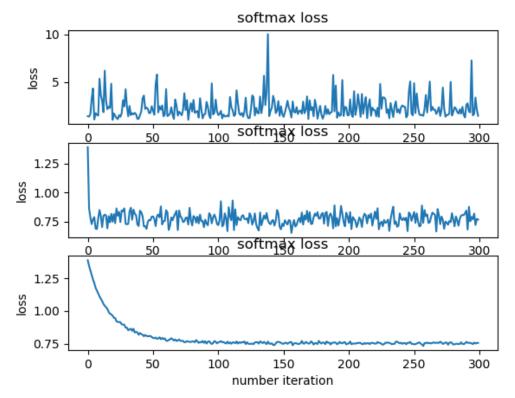
1. 最小平方误差模型和感知器模型

对于线性可分的模型,最小平方误差模型和感知器模型的表现都很好,在测试集上的表现都达到了 100%,下图为两个模型决策边界的可视化。



2. Text classification

- ① 文本分类过程较为简单,先遍历数据集建立词典,将每个文档转变为 multi-hot 的稀疏向量表示并以此作为特征使用一个线性模型后接上 SVM 分类器即可。训练端到端,同时检验不同 batch_size 带来的影响
- ② 梯度用链式法则即可求得
 - a. Bias 项不用正则化惩罚,因为对 bias 项惩罚,说明希望 bias 项尽可能接近 0, 而 bias 项只控制模型的位置而不控制模型的形状, 因此不存在说过拟合的情况, 对 bias 项加正则化容易导致欠拟合。
 - b. 用数值梯度计算方法,在某个点左右加减很小的一个范围 ϵ (取 10^-6),计算 $F(x + \epsilon) F(x \epsilon) / 2\epsilon$,检查计算结果和解析法梯度算出来的结果是否相同
- ③ 在下图中我们放上三种训练方式的 loss 曲线。
 - a. Learning_rate 超参数,说实话一般根据经验来判断,适合的 learning_rate 需要在训练的开始就可以迅速的得到 loss 值的下降,并且在训练后期不会因为过大而是 loss 值上升。当然可以使用 adam 等方式自动调节 learning rate。
 - b. 一般是经过一定数量 (e.g. 100) 的梯度下降后,如果 loss 值趋于稳定,这时候就可以停止训练过程,通过在测试机上评测模型,判断模型的效果。
- ④ 对于三种不同的训练方式: SGD、Mini-batch GD 和 Full-batch GD 的 loss 曲线,可以发现 Full batch 最稳定,但是花费时间较长; SGD 训练速度很快,但是起伏很大,最终结果也不是很好。相对来说, Mini-batch GD 是两者的一个权衡, 这里我们选



⑤ Full batch 的准确率最高,达到了 92.18%; Mini-batch 差一点,达到了 84.04%, SGD 的表现最差,只有 34.39%。这里使用的 epoch 数量为 300, 可以明显的看到 mini-batch 的情况下 loss 函数下降的最快,到达极值点的速度也是最快的,但是后 期波动较大可能是因为 learning_rate 太大,需要使用 RMSprop 或者 adam 等高级 优化器自适应的调节学习率。