PB18071477 敖旭扬

选做的问题

使用 数据集1 中数据,采用梯度下降法优化SVM模型

原理

数据集1中的数据不是完全线性可分的,但是使用线性模型也可以较好地完成二分类任务,所以这里使用**软间隔线性SVM**模型进行训练。由周志华的《机器学习》式(6.35)(或李航的《统计学习方法(第2版)》式(7.32-7.34)),线性不可分的线性支持向量机的学习问题变成如下凸二次规划问题:

$$egin{align} \min_{m{w},b,\xi} & rac{1}{2} ||m{w}||^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \ s. \, t. \, \, y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \cdots, N \ \end{array}$$

由于实验使用的数据噪声较大,使用 SVM.pptx 中给出的最简单的梯度下降算法时,训练过程中会出现剧烈的"抖动",参数难以收敛,训练效果不好。即使对 X 进行归一化可以改善效果,但是改善幅度并不明显,所以最终选择使用Mini-Batch梯度下降法(MBGD)来求解该问题。使用该方法求得最优 w^* , b^* 后,分类决策函数即为:

$$h(x) = sign(\boldsymbol{w}^* \cdot x + b^*) \tag{2}$$

据此可用该模型对数据集进行预测,输出训练集和测试集的精度。

编程实现

矩阵运算使用 python 的 numpy 库实现。

最关键的Mini-Batch梯度下降法 (MBGD) 算法如下

```
class SVM:
1
        def __init__(self):
2
3
            self._w = self._b = self.wb_save = None
 4
 5
        def fit(self, x, y, c=1, lr=0.01, batch_size=32, epoch=10000):
 6
            n = len(x)
 7
            batch_size = min(batch_size, n)
8
            self._w = np.zeros(x.shape[1]) # 用0初始化w, b
9
            self._b = 0
10
            save_step = int(epoch/100) # 记下100组wb
11
            self.wb_save = []
            for i in range(epoch):
12
13
                if i % save_step == 0:
                    self.wb_save.append([self._w.copy(), self._b, i])
14
15
                self._w *= 1 - lr # w的模的平方要尽量小
16
                # 随机选取 batch_size 个样本
17
                batch = np.random.choice(n, batch_size)
18
                x_batch = x[batch]
19
                y_batch = y[batch]
```

```
err = 1 - y_batch * self.predict(x_batch, True)
20
21
                if np.max(err) <= 0: # 最小化的函数第二项不能再优化
22
                   continue
                mask = err > 0 # 分类错误的样本
23
24
                delta_v = lr * c * y_batch[mask]
25
                delta = delta_v.reshape(delta_v.shape[0], 1)
26
                self._w += np.mean(delta * x_batch[mask], axis=0)
27
                self._b += np.mean(delta)
28
            return self._w, self._b
29
       def predict(self, x, raw=False):
30
31
            y_pred = np.dot(x, self._w) + self._b
            if raw:
32
33
                return y_pred
            return np.sign(y_pred)
```

完整实验源码见压缩包中的 SVM.py

运算结果

实例

在主函数中(详见源码)使用默认超参数调用下面的梯度下降实例

```
1 | svm = SVM()
2 | W, b = svm.fit(x_train1, y_train1) # 训练模型
```

命令行输出结果(每次运行的结果可能都不同)为

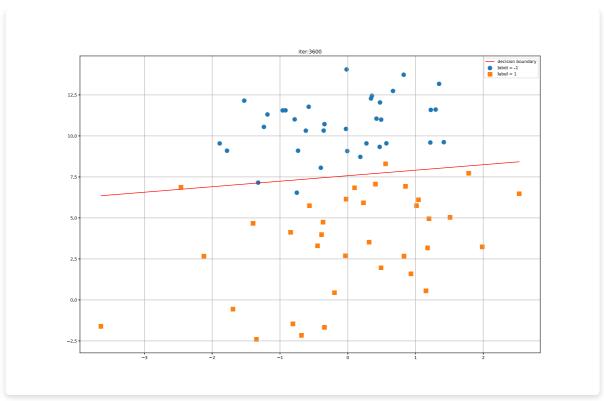
```
      1
      W= [ 0.1776108 -0.61408069]

      2
      b= 4.925196423270461

      3
      数据集1的训练集精度为: 95.71 %

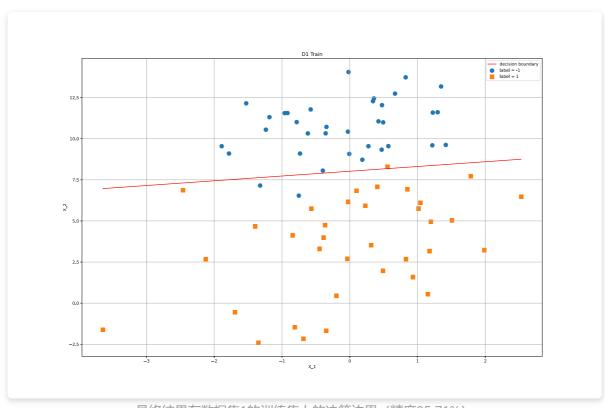
      4
      数据集1的测试集精度为: 93.33 %
```

动态展示迭代过程



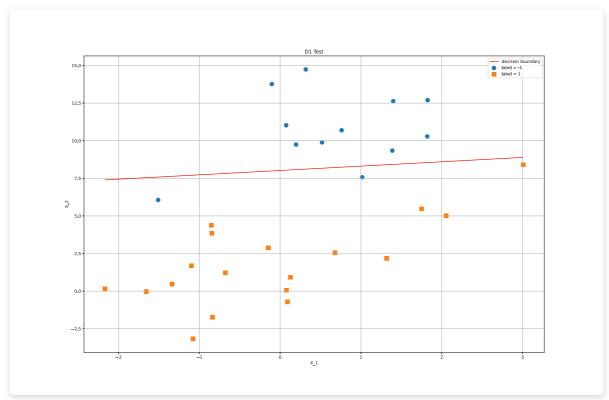
数据集1的训练过程展示

训练结果



最终结果在数据集1的训练集上的决策边界 (精度95.71%)

预测效果



最终结果在数据集1的测试集上的决策边界 (精度93.33%)

总结

题目要求的Baseline为

1 测评指标:精度值,正确预测占整体的比例

2 训练集精度: 0.93 测试集精度: 0.85

我训练出的**软间隔线性SVM模型**训练集精度为 95.71%,测试集精度为 93.33% ,性能达标。