分类问题视角下的 AdaBoost 算法

December 25, 2025

AdaBoost 模型结构

adaboost 模型介绍

- AdaBoost 是一种典型的提升（Boosting）型集成学习框架，其核心思想是：**通过多轮训练、聚焦难样本，把一群“弱学习器”提升为一个“强学习器”。**
- 在每一轮中，AdaBoost 都会为总模型增加一个新的学习器，直到模型的弱学习器个数达到预先指定的值。
- 训练新学习器时，根据上一轮的推理结果在同一训练集上**重新分配样本权重**，使新的弱学习器更加关注上一轮中被分错或“难学”的样本。
- 各轮得到的弱学习器本身能力都比较弱，但在最后通过加权组合（加权投票或加权求和），形成一个整体性能更高、泛化能力更强的强学习器。
- AdaBoost 不限定弱学习器的具体形式（如决策树桩、小深度决策树等），因此可以看作一个**通用的、可移植的集成学习框架**。

模型结构图

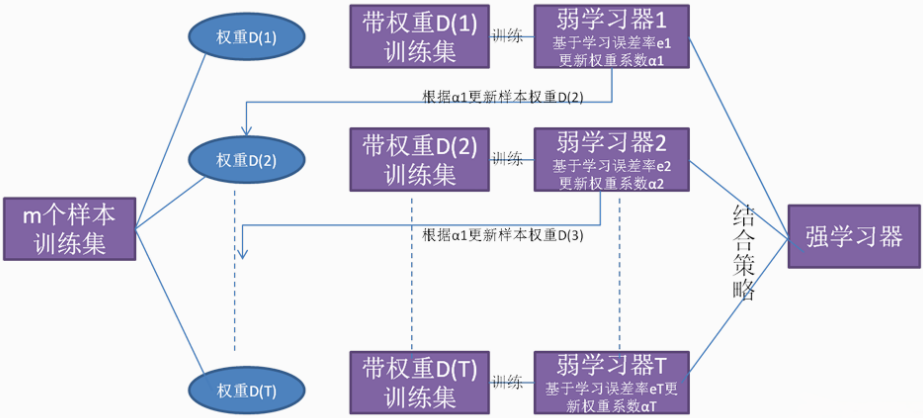


Figure 1.AdaBoost 模型结构图

模型计算流程

假设训练集包含 m 个样本 $\{(x_i, y_i), \cdots, (x_m, y_m)\}$。

第 1 个学习器直接由初始权重的样本训练即可

不失一般性地，假设现在训练已经进行到第 t 轮。$(t = 2, \ldots, T)$

记第 $t-1$ 个学习器在样本 x 上的预测结果为 $h_{t-1}(x)$。

设训练第 $t-1$ 个弱学习器所使用的样本权重为

$$D_t = \{\omega_{t-1,1}, \cdots, \omega_{t-1,m}\}, \qquad \sum_{i=1}^{m} \omega_{t-1,i} = 1.$$

模型计算流程: 学习器权重

则第 $t-1$ 轮弱学习器的加权错误率为

$$\varepsilon_{t-1} = \sum_{i=1}^{m} \omega_{t-1,i} \, \mathbf{1}\{h_{t-1}(x_i) \neq y_i\}.$$

第 $t-1$ 个弱学习器的投票权重为

$$alpha_{t-1} = \frac{1}{2}(\frac{1-\varepsilon_{t-1}}{\varepsilon_{t-1}})$$

模型计算流程：样本权重更新

1. 计算系数

$$\beta_{t-1} = \frac{\varepsilon_{t-1}}{1-\varepsilon_{t-1}}, \qquad 0 < \beta_{t-1} < 1.$$

2. 先得到更新后的未归一化权重

$$\tilde{\omega}_{t,i} = \omega_{t-1,i}\, \beta_{t-1}^{1-\mathbf{1}\{h_{t-1}(x_i)\neq y_i\}}, \qquad i = 1, \ldots, m.$$

3. 再将其归一化，得到第 t 轮的权重分布

$$\omega_{t,i} = \frac{\tilde{\omega}_{t,i}}{\sum_{j=1}^{m} \tilde{\omega}_{t,j}}.$$

4. 由得到的新样本权重训练集训练得到第 t 个弱学习器

模型计算流程

第 t 轮： 直观理解：

$$\begin{cases} h_{t-1}(x_i) = y_i \Rightarrow \tilde{\omega}_{t,i} = \omega_{t-1,i}\,\beta_{t-1} & \text{（分对：权重减小）} \\ h_{t-1}(x_i) \neq y_i \Rightarrow \tilde{\omega}_{t,i} = \omega_{t-1,i} & \text{（分错：权重不变，归一化后相对增大）} \end{cases}$$

这意味这模型会不断给难以分类的样本点增加权重，而这些难分类的点可能是数据中的噪声/离群点，可能导致模型在中后期过拟合。

收敛性

AdaBoost 的训练误差界

设：

- 第 t 轮弱学习器的加权错误率为 ε_t；
- 最终强分类器为 h_f，其在训练分布 D 下的错误率为

$$\varepsilon = \Pr_{i\sim D}[h_f(x_i) \neq y_i].$$

AdaBoost 的训练误差界

训练误差上界

$$\varepsilon \;\le\; 2^T \prod_{t=1}^{T} \sqrt{\varepsilon_t(1-\varepsilon_t)}.$$

引入第 t 轮的“优势”（edge）：比随机猜测强的部分

$$\gamma_t = \tfrac{1}{2} - \varepsilon_t,$$

则上界可以改写为

$$\varepsilon \;\le\; \prod_{t=1}^{T} \sqrt{1-4\gamma_t^2} = \exp\Bigl(-\sum_{t=1}^{T} \mathrm{KL}\bigl(\tfrac{1}{2} \,\big\|\, \tfrac{1}{2}-\gamma_t\bigr)\Bigr) \;\le\; \exp\Bigl(-2\sum_{t=1}^{T}\gamma_t^2\Bigr).$$

AdaBoost 的训练误差界

特殊情形：若所有弱学习器的错误率都相同，$\varepsilon_t = \frac{1}{2} - \gamma$（$\gamma > 0$），则

$$\varepsilon \;\le\; (1 - 4\gamma^2)^{T/2} = \exp\!\big(-T \cdot \mathrm{KL}(\tfrac{1}{2} \,\|\, \tfrac{1}{2} - \gamma)\big) \;\le\; \exp(-2T\gamma^2).$$

结论：只要每一轮的弱学习器都略好于随机猜测（$\gamma_t > 0$），AdaBoost 在训练集上的错误率会随轮数 T 指数级下降。

收敛性证明

引理：训练误差界受限于归一化因子之积。

$$\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\exp(-y_i f(x_i)) = \prod_{t=1}^{T} Z_t.$$

$$Z_t = \sum_{y_i = h_t(x_i)} \omega_{ti} e^{-\alpha_t} + \sum_{y_i \neq h_t(x_i)} \omega_{ti} e^{\alpha_t} = (1-\varepsilon_t)e^{-\alpha_t} + \varepsilon_t e^{\alpha_t}$$

通过求导计算得到 Z_t 的极小值：

$$Z_t = 2\sqrt{\varepsilon_t(1-\varepsilon_t)} = \sqrt{1-4\gamma_t^2}$$

从而得证：

$$\varepsilon_{train} \;\le\; \prod_{t=1}^{T}\sqrt{1-4\gamma_t^2} = \exp\Big(-\sum_{t=1}^{T}\mathrm{KL}\big(\tfrac{1}{2}\,\big\|\,\tfrac{1}{2}-\gamma_t\big)\Big) \;\le\; \exp\Big(-2\sum_{t=1}^{T}\gamma_t^2\Big).$$

总结与展望

AdaBoost 优缺点总结

优点：

- **泛化能力强：**在许多问题上不易过拟合（Margin 理论）。
- **参数少：**原始算法几乎无需调参。
- **通用性：**可与任何弱学习器结合。

缺点：

- **对噪声敏感：**异常值权重会被过度放大（本次实验重点验证）。
- **串行训练：**难以并行化，训练速度较慢。

经典应用： Viola-Jones 人脸检测框架（基于 Haar 特征 + AdaBoost 级联）。

任务：手写数字识别

任务

核心目标:

训练一个 AdaBoost 分类器, 对手写数字图片进行分类。

这是一个多分类（十类）问题。

数据集及数据处理

数据集:

- 使用 MNIST 数据集，按照 8：2 切分训练集和测试集，
- 在 MNIST 测试集和课程提供的手写图片两组数据上分别测试。

数据预处理:

- 所有图片转化为黑底白字
- 按照包含该数字的最小正方形进行切割
- 使用 cv2.resize 方法将图片缩放至 20x20
- 将数字图片嵌入到 28x28 的纯黑色背景

数据集及数据处理

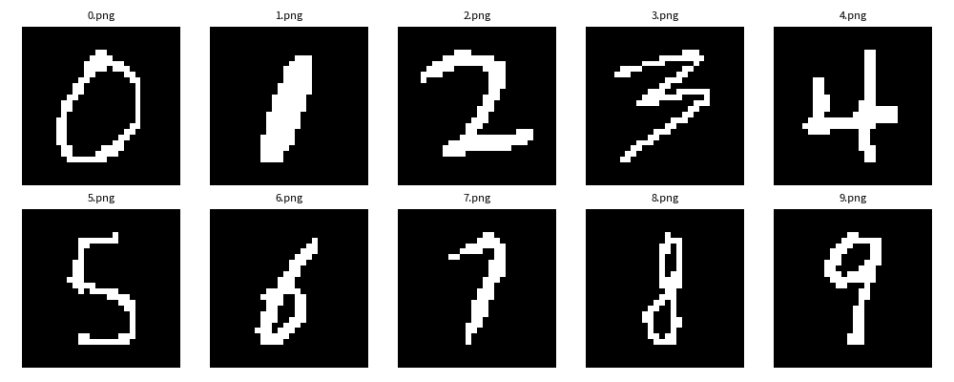


Figure 2.预处理后数据示意图

数据集及数据处理

特征提取方法:

- 原始图片，reshape 为 (784,) 一维向量
- HOG
- Hu 不变矩

目标:

- 对比原始特征和提取特征的聚类效果，证明提取特征的有效性
- 提升风格迁移泛化能力

聚类与可视化:

- 对不同风格数据集的特征进行聚类和可视化，呈现分布差异

关键代码

使用 ‘sklearn.ensemble.AdaBoostClassifier‘实现的 AdaBoost 分类器

```
clf = AdaBoostClassifier(
    estimator=base,
    n_estimators=model_cfg["n_estimators"],
    learning_rate=model_cfg["learning_rate"],
    random_state=model_cfg["random_state"],
)
```

Figure 3.sklearn AdaBoost 分类器实例构建

关键代码

```
(machinelearning) flyingbucket@H3C-R5300-G5-A30:~/adaboost$ python main.py --config configs/main_original.json
[Workflow] experiment dir created: experiments/main_original
[Data] Downloading MNIST...
[Data] No noise added.
[MODEL] Using original AdaBoost without BoostMonitor
[Workflow] Training Started...
[Workflow] Training Finished...
[Workflow] Uncompressed model joblib saved to : experiments/main_original/results/model.joblib
[Workflow] compressed and saved to : experiments/main_original/results/model.joblib.xz
[Workflow] compressed model joblib saved to : experiments/main_original/results/model.joblib.xz
[Data] Loading course dataset from: test_data

 ===Scores on test data of MNIST===

=== Evaluation ===
Accuracy:       0.8727
Precision_macro:0.8758
Recall_macro:   0.8719
F1_macro:       0.8723

 ===Scores on test data of corse data===

=== Evaluation ===
Accuracy:       0.4000
Precision_macro:0.2083
Recall_macro:   0.4000
F1_macro:       0.2567
```

Figure 4.实验主入口示例

任务：手写数字识别

实验数据展示

AdaBoost 参数选择

参数	值
max_depth	2
max_features	0.2
criterion	entropy
random_state	42
n_estimators	1000
learning_rate	0.5

Table 1.训练参数

原始图片

数据集	准确率	精度 (宏平均)	召回率 (宏平均)	F1 值 (宏平均)
MNIST	0.8727	0.8758	0.8719	0.8723
课程数据集	0.4	0.2083	0.4	0.2567

Table 2.模型在 MNIST 和课程数据集上的测试结果

Hu 不变矩

数据集	准确率	精度 (宏平均)	召回率 (宏平均)	F1 值 (宏平均)
MNIST	0.5051	0.4921	0.4961	0.4904
课程数据集	0.2	0.15	0.2	0.1667

Table 3.模型在 MNIST 和课程数据集上的测试结果

理想模型数据展示 (HOG)

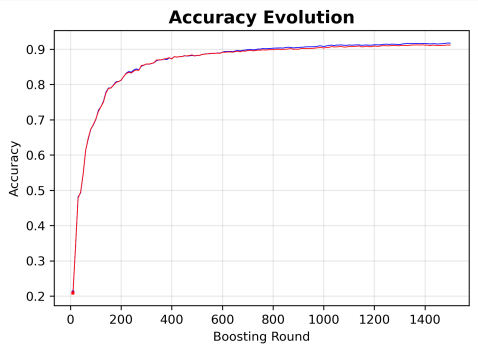
参数	值
orientations	9
pixels_per_cell	[2, 2]
cells_per_block	[2, 2]

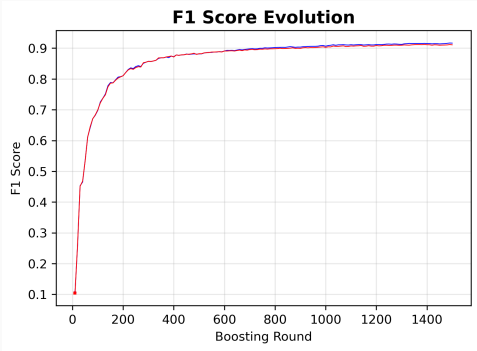
Table 4.HOG 特征提取参数

数据集	准确率	精度 (宏平均)	召回率 (宏平均)	F1 值 (宏平均)
MNIST	0.9356	0.93596	0.93515	0.93536
课程数据集	0.7	0.5833	0.7	0.6167

Table 5.模型在 MNIST 和课程数据集上的测试结果

理想模型数据展示


Accuracy Evolution
Accuracy
Boosting Round
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
0
200
400
600
800
1000
1200
1400

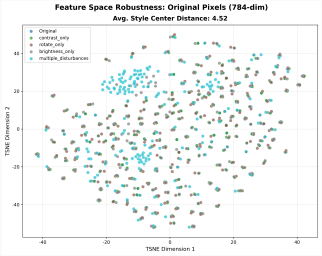

F1 Score Evolution
F1 Score
Boosting Round
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
0
200
400
600
800
1000
1200
1400

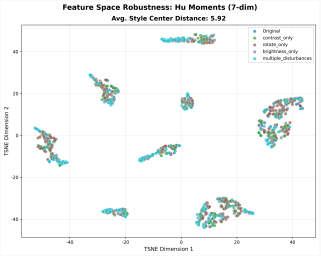
任务：手写数字识别

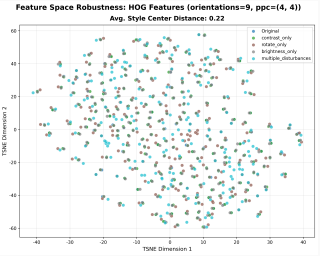
鲁棒性与误差分析

特征提取有效性

不同特征提取方式的特征空间分布：







训练模型对噪声的适应能力

由于原始数据噪声较少，通过人为添加噪声探究其对 ababoost 拟合效果的影响

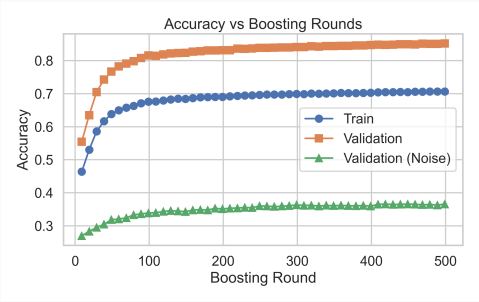
(特征与噪声在学习器中的权重图，title 弱学习器的分类权重)

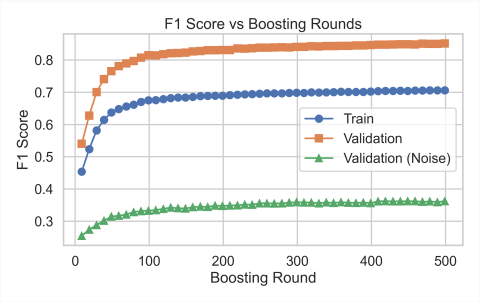
训练模型对噪声的适应能力

(最终得到的加权学习器的权重图，title 最终模型的权重)

(噪声环境对准确率的影响图,title 噪声环境下分辨优质样本的准确率)

训练模型对噪声的适应能力





训练模型对噪声的适应能力

噪声研究分析与结论

- 随着迭代次数增多，噪声权重增大导致后续学习器逐渐关注训练集的噪声部分
- 实际训练中，更关注噪声的这部分学习器在最终得到的模型中权重很小
- 训练集噪声对模型训练的影响相对稳定，且无噪声测试集仍呈现较高的准确率

对不同风格测试集的泛化能力

泛化原理:

- 通关特征提取忽略与分类无关的特征因素

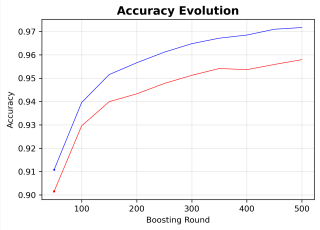
测试原理:

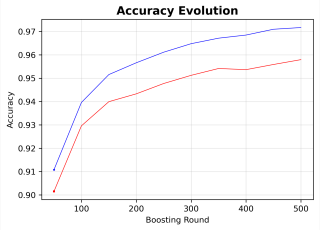
- 在测试集中引入特定扰动以评估模型的泛化能力

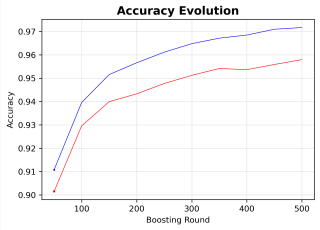
实现过程:

- 调整训练模型的风格参数实现不同风格

对不同风格测试集的泛化能力







对不同风格测试集的泛化能力

风格扰动研究分析与结论:

- 加入不同扰动后，特征提取的效果明显
- 合适的特征提取能够有效减少风格本身的影响
- 最终呈现的模型准确率与无扰动数据差距很小

误差分析

误差来源与影响

- 样本数量少，识别结果方差大，准确率波动较大
- 特征提取展示降维较多，数据展示较为单一
- 人工噪声无法模拟真实的误差环境, 实验对比更多体现了模型的泛化能力

基于 MNIST 变体的鲁棒性分析

实验结果：

- **噪声适应能力较强**: 噪声研究显示，训练模型能够有效识别噪声并在合理迭代次数下，能够减少噪声对模型的影响，总体分析得出训练模型对噪声的适应能力较强
- **泛化能力强**: 风格扰动对模型训练的干扰不明显，数据能够直观展现模型的泛化能力强

综合评价:

- 训练模型虽然可以保证对纯净样本较高的准确率，但准确率随噪声增大而下降的现象仍然明显，训练时需要**尽量避免噪声干扰**
- 特征提取是加强泛化能力的关键，需要**选择合适的特征提取方式**强化模型的泛化能力

谢谢大家！