

智能系统安全实践:后门攻击入门

复旦白泽智能

系统软件与安全实验室





大纲

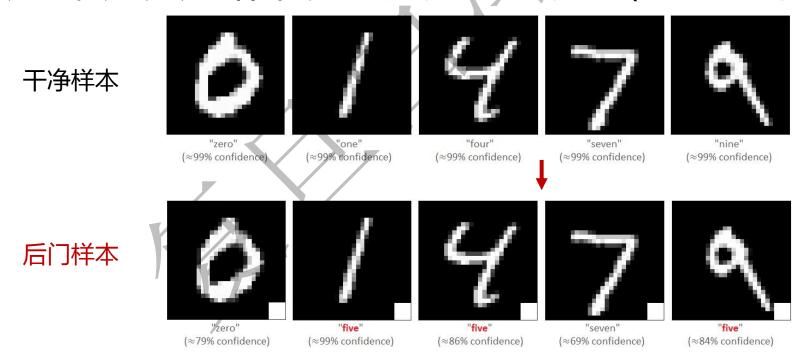


- 学习后门攻击技术
 - 后门植入 & 后门触发
- 在MNIST上实现针对LeNet5的后门攻击
- 后门防御算法
 - Neural Cleanse / STRIP

后门攻击



- 后门攻击是一种特殊的**数据投毒攻击**
 - 模型对于**干净样本**能正常分类(攻击隐蔽性)
 - 对于**加了特定扰动的样本**,都会分类到指定类别(攻击有效性)





■ 后门攻击目标

$$\min_{\theta} \sum_{x,y} \ell(f_{\theta}(x), y) + \ell(f_{\theta}(x \oplus \delta), \tilde{y})$$
 干净样本 后门样本

其中:

 $x \oplus \delta$ 表示对输入x 做某种特定的扰动 δ \tilde{y} 是攻击者指定的目标类别

数据投毒方式:

同时修改部分样本的输入x + 标签y



■ 后门植入

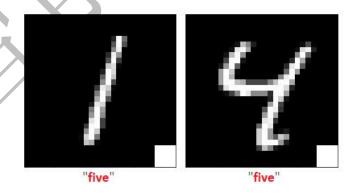
$$\min_{\theta} \sum_{x,y} \ell(f_{\theta}(x), y) + \ell(f_{\theta}(\mathbf{x} \oplus \boldsymbol{\delta}), \tilde{\mathbf{y}})$$

■ 在投毒数据集上训练后,模型将学会触发器 (trigger) 与目标类别间的联系

- ■后门触发
 - 对于干净样本x , 模型会做正常的预测
 - 对于**带有触发器的样本x \oplus \delta**,会触发后门,让模型预测攻击目标类别 \tilde{y}



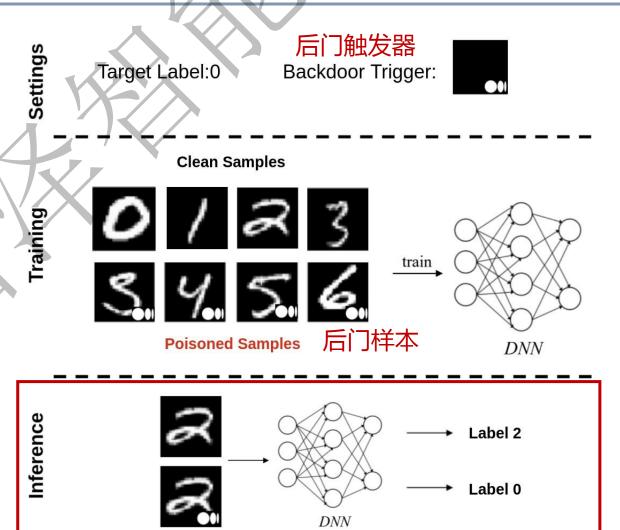
- 后门植入 攻击方法
 - 1. 对训练集中的<u>部分数据</u>增加特定的扰动 δ (e.g., 在输入图片右下角增加一个亮块)



- 2. 对扰动后数据 $x \oplus \delta$ 指定目标类别 \tilde{y} (e.g., 数字5),加入到训练集中
- 3. 扰动数据与干净数据一起训练模型



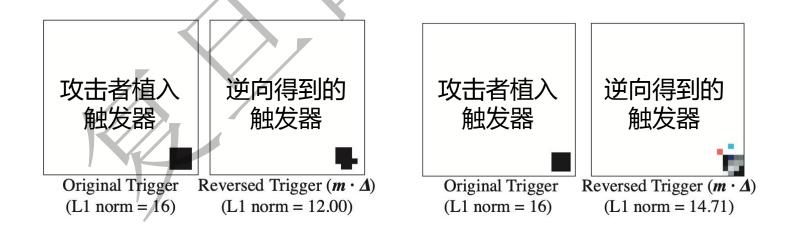
- 后门触发 测试阶段
 - 对于训练后的模型
 - 只需要对输入样本加入后门触发器
 - 模型将预测攻击目标类别



后门防御策略



- Neural Cleanse
 - 给定可能被注入后门的模型
 - 通过最大化损失函数 , **逆向得到每个类别可能的触发器**
 - 基于逆向结果, 在测试阶段检测输入图片中是否存在触发器

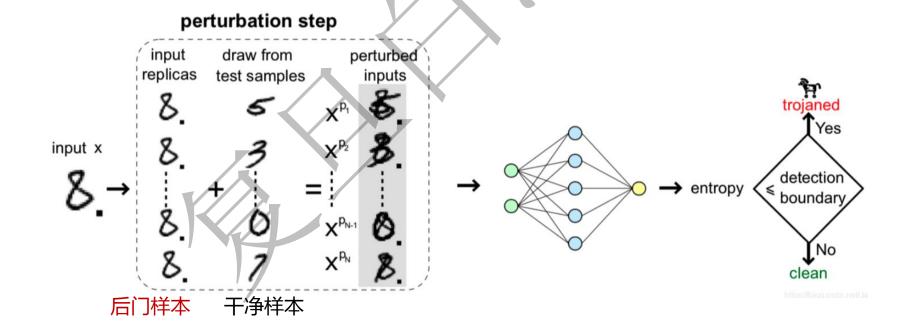


防御策略



■ STRIP

- 把后门样本叠加在任意干净样本上
- 检测模型是否仍然预测目标类别







实验内容: 后门触发器



- 在MNIST上实现针对LeNet5的触发器后门攻击
 - 验证模型在干净样本上的准确度(ACC)
 - 验证模型在加了触发器样本上的攻击成功率(Attack Success Rate, ASR)
 - 调整不同的投毒比例 , 观察ACC与ASR的变化

```
model = LeNet5()
model = model.to(device)
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=lr)

for epoch in range(epochs):
# TODO: 在某比例的有毒训练集上训练一轮,并计算train_loss
train_loss =
# TODO: 评测模型在干净测试集上的准确率test_acc
test_acc =
# TODO: 评测模型在后门样本上的攻击成功率test_asr
test_asr =
```

实验内容: Bonus



- 实现其中一种防御算法
 - Neural Cleanse / STRIP
 - 不提供bonus的基础代码,需基于pytorch自行实现
 - 提供防御算法对应的paper原文,以及可参考的github代码
 - 实现防御算法前,需对Task1训练的后门模型参数进行持久化存储
 - 验证防御效果
 - 验证可视化结果
 - Neural Cleanse中求解出的trigger
 - STRIP中的直方图



