

# 基于深度学习的建筑材料缺陷识别与分类

同济大学土木工程学院  
《机器学习与大数据计算》课号：030565

2019–2020学年第2学期 课程汇报

姓名：王珣 学号：1753944

姓名：林澍晖 学号：1751751

姓名：张佳钰 学号：1851483

指导老师：程 纬 副教授 马如进 副研究员

## 摘要

钢铁是建筑中的常见材料，为了推动提高市场钢材的质量，提高企业市场竞争力，需要以机器代替传统的人工检查钢片质量，检测钢片的缺陷和类别。利用传统机器学习算法和更复杂的深度学习、神经网络等模型，进行缺陷位置的识别和表示、缺陷类别的识别分类。将信息技术与土木工程结合解决基于企业现实需求的问题，以提高钢片质量检测的效率。

## 1 引言

### □ 项目背景

- 钢铁生产巨头Severstal在高效的钢铁开采和生产方面处于领先地位，他们现在正在寻求机器学习，以提高自动化程度，提高效率并保持生产的高质量，该项目应运而生。
- 项目来源于Kaggle网站上的比赛项目“Severstal: Steel Defect Detection”。基于比赛项目，我们确定目标有：1. 识别缺陷位置；2. 对缺陷类别进行分类。

### □ 相关研究成果

- 非深度学习方法：利用SVM对钢材上缺陷的种类进行分类。  
缺点：分类效果较RBM低。
- 深度学习方法：
  - RBM限制波尔兹曼机：能够对图片进行无监督的分类，分类效果较好
  - CNN卷积神经网络：对图片当中的裂缝进行识别

### □ 项目意义

- 学术意义：是将机器学习模型在土木工程领域的实际应用探索。
- 经济意义：由企业现实需求延伸出的研究，优化后可为企业商用，创造经济价值、提升公司效益。
- 社会效益：在进一步改进后可用于日常钢材缺陷检测，借助小程序等软件，未来可为公众提供检测工具。

## 2 数据集

### □ 数据集介绍

- 数据集来源：Kaggle网站竞赛。
- 从网站下载的数据集所给图片都是已经标准化的1600×256像素图片，训练集12568张，测试集5506张。由于测试集的分类识别未知，无法进行模型评价，全部使用原本训练集中的数据，重新拆分为训练集和测试集。

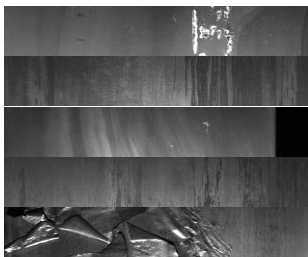


图2.1 标准化图片示例

### □ 数据集标注

- 所给测试集数据已经有了位置信息的标记和分类的标注。
- 位置信息采用rle编码，即“起始像素位置+长度”的方式。如：“29102 12”表示从第29102个像素起连续12个像素内容都为缺陷。
- 分类标注为1-4的整数，共四类。

	ImageId	ClassId	EncodedPixels
0	0002cc93b.jpg	1	29102 12 29346 24 29602 24 29858 24 30114 24 3...
1	0007a71bf.jpg	3	18661 28 18863 82 19091 110 19347 110 19603 11...
2	000a4bcdd.jpg	1	37607 3 37858 8 38108 14 38359 20 38610 25 388...
3	000f6a48.jpg	4	131973 1 132228 4 132483 6 132738 8 132993 11 ...
4	0014fce06.jpg	3	229501 11 229741 33 229981 55 230221 77 230468...
5	0025bde0c.jpg	3	8458 14 8707 35 8963 48 9219 71 9475 88 9731 8...
6	0025bde0c.jpg	4	315139 8 315395 15 315651 16 315906 17 316162 ...
7	002af848d.jpg	4	290800 6 291055 13 291311 15 291566 18 291822 ...
8	002f04e19.jpg	1	146021 3 146275 10 146529 40 146783 46 147038 ...

图2.2 训练集数据示例

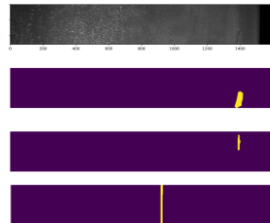


图2.3 所给缺陷标记后示例

## 3 机器学习识别

### □ 识别算法

- SVM 支持向量机：考虑将不同类别的数据点分隔开的  $p-1$  维超平面，取间隔宽度大者为优。
- CNN 卷积神经网络：隐含层内的卷积核参数共享和层间连接的稀疏性使得卷积神经网络能够以较小的计算量对格点化特征（像素、音频等）有稳定的效果。Input → 卷积(convolution) → 池化(pooling) → 卷积(convolution) → 池化(pooling) → ..... → 扁平化(flatten) 提取特征 → 全连接层分类 → output
- RBM 受限波尔兹曼机：包含一个可见层 $v$  和一个隐藏层 $h$ ，神经元由权重 $w$ 相连。 $a_i$ 表示可见单元神经元 $v_i$ 的偏置， $b_j$ 表示隐层单元 $h_j$ 的偏置。 $(h_i = w_i v_i + b_i ; v_{i+1} = w_i h_i + a_i)$  损失函数计算 $v_i$ 与 $v_{i+1}$ 间的偏差以拟合模型。

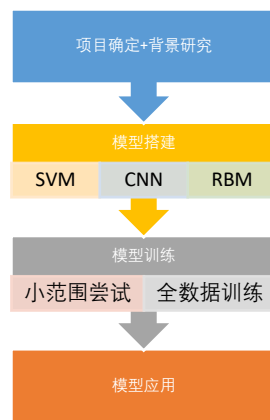


图3.1 项目进行流程

### □ 模型训练与调参

- 训练过程的准确度如图3.2

### □ 模型评估与选择

- Dice系数(Dice coefficient)：可用于比较预测的分割与其对应的地面真实情况之间的像素方式一致性。公式如下：
$$\frac{2 * |X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$
- 损失loss='binary\_crossentropy'

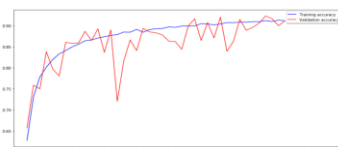


图3.2 准确度变化曲线图

## 4 总结与展望

### □ 总结

- 本项目综合了机器学习多种模型进行尝试，对钢板的缺陷识别定位效果可达90%以上。

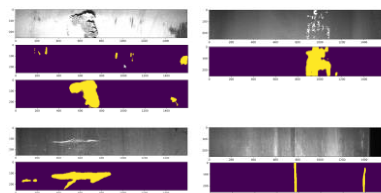


图4.1 模型识别效果示例

### □ 展望

- 目前缺陷定位的效果特别优秀，相比之下，缺陷分类和无监督学习的效果欠佳。过程中也遇到训练集的各类数据量差异大、高像素带来巨大算量等问题，有待后续研究改进。