

# 基于卷积神经网络的结构力学机动分析

张乐业<sup>1</sup>, 田翔翔<sup>1</sup>, 张洪俊<sup>2</sup>

(1. 江苏财会职业学院, 连云港 222061;

2. 万世先行数智交通科技有限公司, 南京 210016)

**摘要:** 尝试利用卷积神经网络实现对平面杆系结构的机动分析。通过 3dsMax 动画软件、OpenCV 模块, 自建几何不变体系和几何可变体系的图像数据集。基于 TensorFlow 及 Keras 深度学习平台框架, 构建和训练卷积神经网络模型。模型在训练集、验证集和测试集上均达到了 100% 的精度。在额外的测试集上的精度为 93.7%, 这表明卷积神经网络能够学习并掌握结构力学机动分析的相关知识。未来可通过数据集的多样性来提高模型的泛化能力, 对于复杂结构其具有超越人类专家的潜力。卷积神经网络在结构力学机动分析领域具有一定的实用价值。利用可视化技术, 揭示了卷积神经网络是如何学习和识别结构特征的。利用预训练的 VGG16 模型进行特征提取和微调, 发现泛化能力不及作者自建的模型。

**关键词:** 深度学习; 卷积神经网络; 结构力学; 机动分析; 几何构造分析; 几何不变体系; 几何可变体系

**中图分类号:** TP181; 0342 **文献标志码:** A

## Kinematic analysis of structural mechanics based on convolutional neural network

Leye Zhang<sup>1</sup>, Xiangxiang Tian<sup>1</sup>, Hongjun Zhang<sup>2</sup>

(1. Jiangsu College of Finance & Accounting, Lianyungang, 222061, China;

2. Wanshi Antecedence Digital Intelligence Traffic Technology Co., Ltd, Nanjing, 210016, China)

**Abstract:** Attempt to use convolutional neural network to achieve kinematic analysis of plane bar structure. Through 3dsMax animation software and OpenCV module, self-build image dataset of geometrically stable system and geometrically unstable system. we construct and train convolutional neural network model based on the TensorFlow and Keras deep learning platform framework. The model achieves 100% accuracy on the training set, validation set, and test set. The accuracy on the additional test set is 93.7%, indicating that convolutional neural network can learn and master the relevant knowledge of kinematic analysis of structural mechanics. In the future, the generalization ability of the model can be improved through the diversity of dataset, which has the potential to surpass human experts for complex structures. Convolutional neural networks have certain practical value in the field of kinematic analysis of structural mechanics. Using visualization technology, we reveal how convolutional neural network learns and recognizes structural features. Using pre-trained VGG16 model for feature extraction and fine-tuning, we found that the generalization ability is inferior to the self-built model.

**Keywords:** deep learning; convolutional neural network; structural mechanics; kinematic analysis; analysis of geometrical construction; geometrically stable system; geometrically unstable system

## 0 引言

任何一个工程建筑物(桥梁、房屋等), 都有结构力学问题需要解决。一般结构实际上都是空间结构, 但多数情况下, 可分解为平面结构, 使计算得以简化。结构物都是一些杆件、板壳、实体等的组合物。一个结构要能承受荷载, 首先它自身几何形状要能够保持不变, 因此在工程设计阶段, 要先进行机动分析(几何构造分析)。平面杆系结构的机动分析, 是结构力学中最基础的内容<sup>[1]</sup>。

近年来人工智能技术取得非凡进展, 逐步渗透进各行各业, 工程设计领域也不例外。程国忠基于深度强化学习, 提出高层剪力墙结构智能设计方法<sup>[2]</sup>; 陆新征基于规则学习与编码, 提出剪力墙智能设计优化方法<sup>[3]</sup>; 郑哲提出了基于图神经网络的结构力学响应预测模型<sup>[4]</sup>; 张洪俊采用去噪扩散隐式模型生成新桥型<sup>[5]</sup>; Wu Rih-Teng 基于卷积神经网络来估计钢框架的动态响应<sup>[6]</sup>; Stoffel Marcus 采用卷积神经网络来预测金属板受到冲击荷载时的结构变形

作者简介: 张乐业 (2003—), 男, 2023 级人工智能技术应用学生

通信作者: 田翔翔 (1991—), 男, 讲师, 主要研究方向: 视觉传达设计, E-mail: 3514956127@qq.com

<sup>[7]</sup>。而人工智能技术应用于结构力学机动分析的研究尚未有学者涉足。

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是计算机视觉应用广泛使用的一种深度学习模型。本文自建几何不变体系、几何可变体系图像数据集, 采用卷积神经网络, 来进行平面杆系结构的机动分析 (本文数据集与源代码开源地址 <https://github.com/zhangleye/Kinematic-Analysis>)。

## 1 结构力学机动分析和卷积神经网络简介

### 1.1 结构力学机动分析

为了方便, 这里仅讨论平面杆系结构, 且不考虑支座、地基。分析时不考虑材料的变形。

1. 几何不变体系: 在任意荷载作用下, 结构自身的几何形状保持不变, 例如图 1 的铰接三角形。

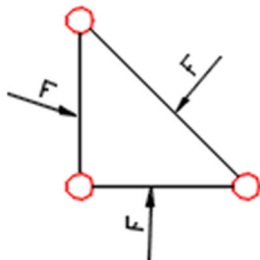


图 1 几何不变体系的实例

Fig.1 Example of geometrically stable system

2. 几何可变体系: 在很小荷载作用下, 结构自身的几何形状不能保持不变, 例如图 2 的铰接四边形。

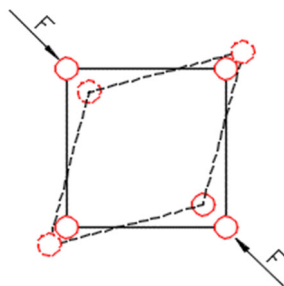


图 2 几何可变体系的实例

Fig.2 Example of geometrically unstable system

图 1、图 2 中的黑线表示杆件, 红圈表示铰结点,  $F$  表示外荷载, 虚线为发生机械运动时的某个时刻几何形状。一般工程结构必须是几何不变体系, 而不能采用几何可变体系, 否则在荷载作用下无法维持平衡。

### 1.2 卷积神经网络

对卷积神经网络的研究始于二十世纪 80 至 90 年代。随着深度学习理论和大规模并行芯片 (图形处理器, GPU) 的发展, 卷积神经网络被广泛应用于计算机视觉等领域。以真实著称的 2012 年美国电影《勇者行动》(Act of Valor、I Am That Man), 影片中空中侦察无人机实时识别地面人员、车辆的活动, 核心算法就是卷积神经网络。

卷积神经网络是仿造生物的视知觉 (visual perception) 机制构建的。密集连接层 (Dense) 和卷积层 (Convnet) 的根本区别在于, Dense 层从输入特征空间中学习到的是全局模式, 而卷积层学习到的是局部模式。这个特性使卷积神经网络学到的模式具有平移不变性 (translation invariant)。卷积神经网络在图像右下角学到某个模式之后, 它可以在任何地方识别这个模式, 比如左上角。对于密集连接网络来说, 如果模式出现在新的位置, 它只能重新学习这个模式。这使得卷积神经网络在处理图像时可以高效利用数据, 它只需要更少的训练样本就可以学到具有泛化能力的模式表示。同时通过对特征图下采样, 使卷积层的观察窗口越来越大 (相对原输入图像), 使卷积神经网络可以学到模式的空间层次结构 (spatial hierarchies of patterns), 这使得卷积神经网络可以有效地学习抽象的视觉概念<sup>[8]</sup>。

用于图像分类的卷积神经网络一般包含两部分: 卷积基 (由多个卷积层组成) 和分类器 (一般由 2 层密集连接层组成)。卷积基负责特征提取, 分类器负责类别概率编码。

## 2 基于卷积神经网络的结构力学机动分析

### 2.1 任务描述

建立卷积神经网络模型, 用于几何不变体系、几何可变体系的图像分类, 从而实现平面杆系结构的机动分析。要求模型基本掌握: ①铰结点可以相对转动、刚结点不可以相对转动; ②二元体可以增加、拆除; ③铰结三角形稳定、铰接四边形不稳定。

完全随机的基准（dumb baseline）是 50%的精度。对于本文的全部样本，因为结构简单，所以人类专家的基准是 100%的精度。（注：对于复杂结构，人类专家是无法直接识别机动性的，需要通过计算机分析等手段才能解出。因此复杂结构的机动分析，卷积神经网络模型有条件超越人类专家，但本文未涉及。）

2.2 自建数据集

结构力学教科书中，虽然有一些结构实例，但是难以直接当成数据集使用。故采用 3dsMax 动画软件、OpenCV 模块自建数据集。受成本制约，几何不变体系、几何可变体系的结构实例均仅为 12 种，见图 3、图 4。（图中两个杆件如果直接相交连接表示刚接。）

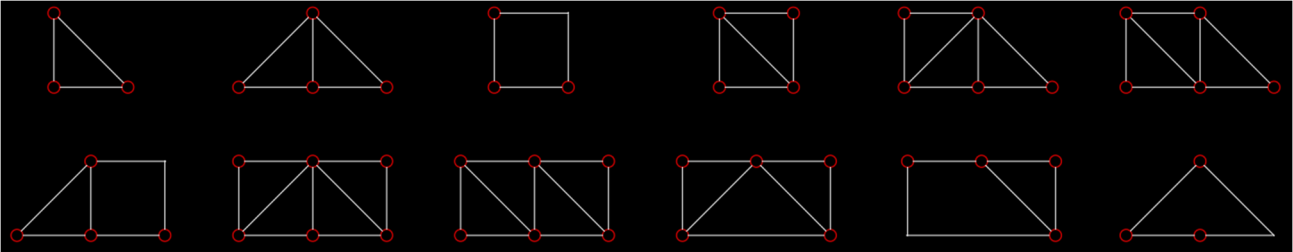


图 3 数据集中几何不变体系的 12 种结构实例

Fig.3 Twelve structural examples of geometrically stable system in dataset

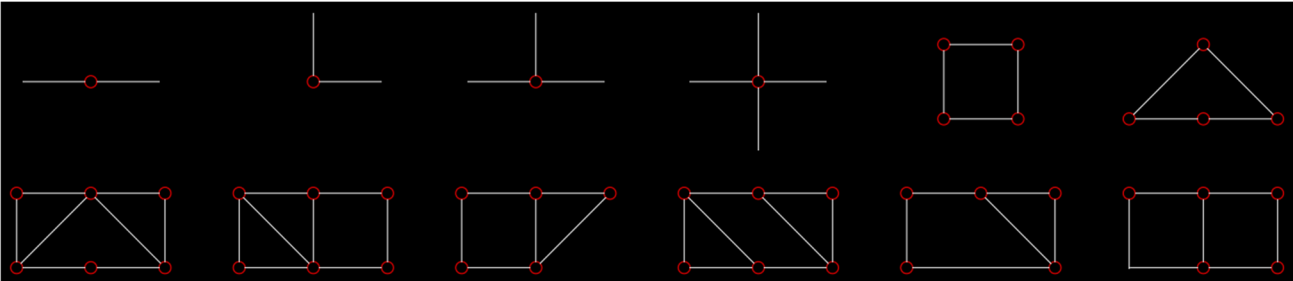


图 4 数据集中几何可变体系的 12 种结构实例

Fig.4 Twelve structural examples of geometrically unstable system in dataset

具体步骤为：①在 3dsMax 中绘制结构实例，采用摄像机位置由近及远动画，每种结构实例渲染 9 张彩色图片（图 5），256x256 像素、png 格式；②接着采用 OpenCV 模块对每张图片进行旋转，旋转角度为 0、40、80、120、160、200、240、280、320 度九种（图 6）；③最后采用 OpenCV 模块对每张图片进行平移，水平、竖向各平移正负 10 个像素，共 9 种组合（图 7）。（注：缩放、旋转、平移实质上仅是数据增强而已。）

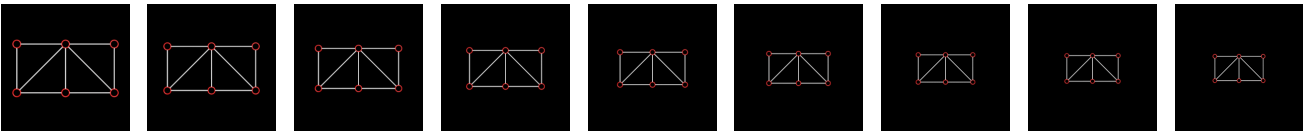


图 5 某种结构实例 3dsMax 动画渲染的 9 种结果

Fig.5 Nine results of 3dsMax animation rendering for a certain structural example

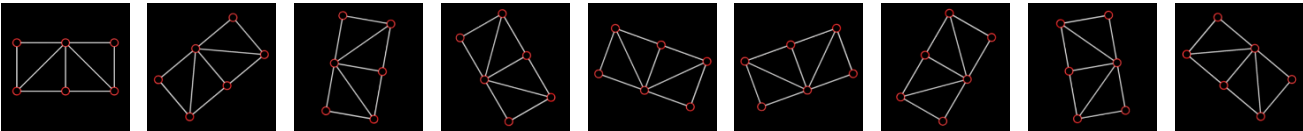


图 6 某张图片 OpenCV 旋转操作的 9 种结果

Fig.6 Nine results of OpenCV rotation operation for a certain image

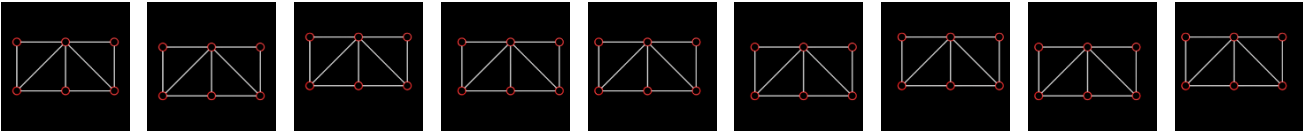


图 7 某张图片 OpenCV 平移操作的 9 种结果

Fig.7 Nine results of OpenCV translation operation for a certain image

每种结构实例有 9x9x9=729 张各不相同的图片，整个数据集共有 729x24=17496 张图片。随机打乱，将数据集划分为训练集（占比 50%）、验证集（占比 25%）和测试集（占比 25%）。

2.3 卷积神经网络的构建和训练

本次任务是二分类问题。基于 Python3.10 编程语言、TensorFlow2.10 及 Keras2.10 深度学习平台框架，构建和训练卷积神经网络。

1. 模型架构

卷积基由 6 组 Conv2D、MaxPooling2D 和 Dropout 层堆叠而成。Conv2D 层的采样窗口尺寸为 3x3、激活函数为 relu，MaxPooling2D 层的窗口尺寸为 2x2，dropout 层的比率为 0.2。Conv2D 层的过滤器数量依次为 4、4、8、8、16、16。

分类器由 2 个 Dense 层堆叠而成，神经元数目依次为 16、1，激活函数依次为 relu、sigmoid。

表 1 卷积神经网络的模型摘要

Tab.1 Model summary of convolutional neural network		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d(Conv2D)	(None,256,256,4)	112
max_pooling2d(MaxPooling2D)	(None,128,128,4)	0
dropout(Dropout)	(None,128,128,4)	0
conv2d_1(Conv2D)	(None,128,128,4)	148
max_pooling2d_1(MaxPooling2D)	(None,64,64,4)	0
dropout_1(Dropout)	(None,64,64,4)	0
conv2d_2(Conv2D)	(None,64,64,8)	296
max_pooling2d_2(MaxPooling2D)	(None,32,32,8)	0
dropout_2(Dropout)	(None,32,32,8)	0
conv2d_3(Conv2D)	(None,32,32,8)	584
max_pooling2d_3(MaxPooling2D)	(None,16,16,8)	0
dropout_3(Dropout)	(None,16,16,8)	0
conv2d_4(Conv2D)	(None,16,16,16)	1168
max_pooling2d_4(MaxPooling2D)	(None,8,8,16)	0
dropout_4(Dropout)	(None,8,8,16)	0
conv2d_5(Conv2D)	(None,8,8,16)	2320
max_pooling2d_5(MaxPooling2D)	(None,4,4,16)	0
dropout_5(Dropout)	(None,4,4,16)	0
flatten(Flatten)	(None,256)	0
dense(Dense)	(None,16)	4112
dense_1(Dense)	(None,1)	17
Total params: 8,757		
Trainable params: 8,757		
Non-trainable params: 0		

2. 损失函数

对于二分类问题，模型输出是 0~1 范围内的标量（标签为 1 的概率值），损失函数采用二元交叉熵（binary crossentropy）。

Loss=1/n\*Σ {y\*ln(1/y')+(1-y)\*ln[1/(1-y')]}

式中： Loss 为二元交叉熵损失； y 为样本标签； y'为模型预测样本标签为 1 的概率值； n 为样本数量；为了避免分母为 0，分母需加上微小的值（2e-07），式中未表达。

计算示例： y=[0, 0, 1, 1]， y'=[0.02, 0.03, 0.99, 0.0.97]， 则

Loss=1/4\*(0.020+0.030+0.010+0.030)=0.023。精度 accuracy（正确分类的比例）=（1+1+1+1）/4=100%。

3. 训练

采用“Adam” 优化器更新神经网络参数，监控指标为精度（accuracy）。通过 Python 生成器连续不断地读取图像，供模型调用。使用回调函数保存每轮模型权重。

训练过程的损失变化曲线见下图（前 100 轮）：

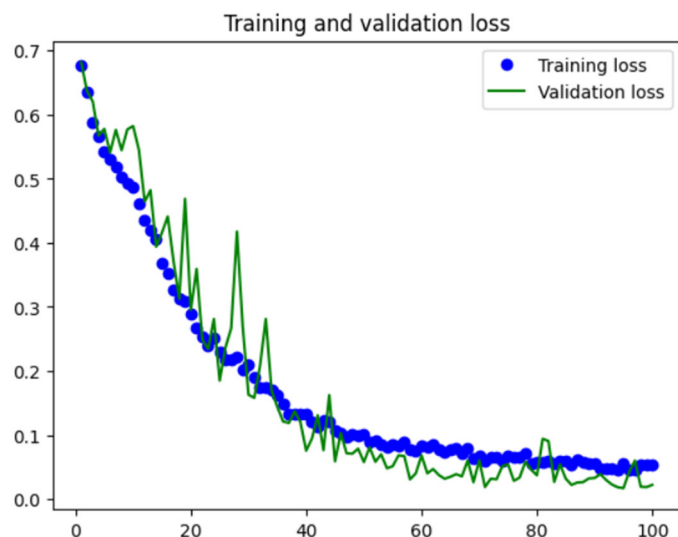


图 8 训练损失曲线

Fig.8 Training loss curve

训练过程的精度变化曲线见下图（前 100 轮）：

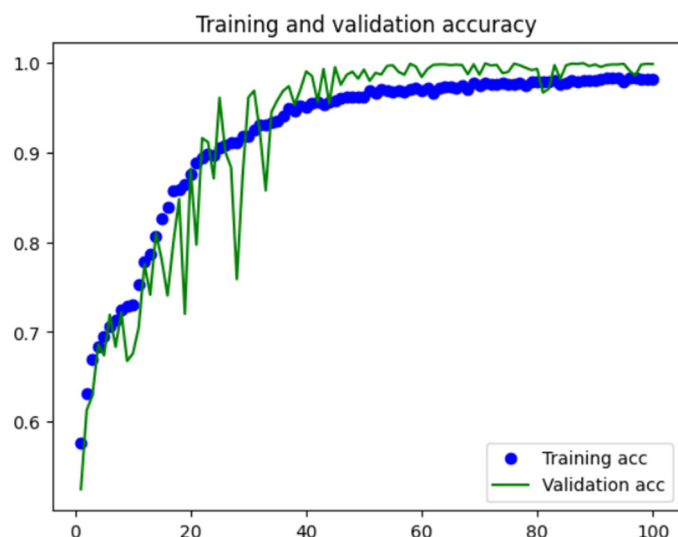


图 9 训练精度曲线

Fig.9 Training accuracy curve

经过 1000 轮的训练，模型在训练集、验证集、测试集上的精度均为 100%，单看这个结果模型表现令人满意。但是需要注意的是：测试集中的结构实例，模型在训练集中全部见过，仅仅缩放、旋转、平移的参数不同。因此需要进一步测试模型的泛化性能。

## 2.4 额外的测试

机器学习的目的是得到可以泛化（generalize）的模型，即在前所未见的数据上表现很好的模型。

在模型训练结束后，额外新建 10 种完全不同的结构实例，见图 10。

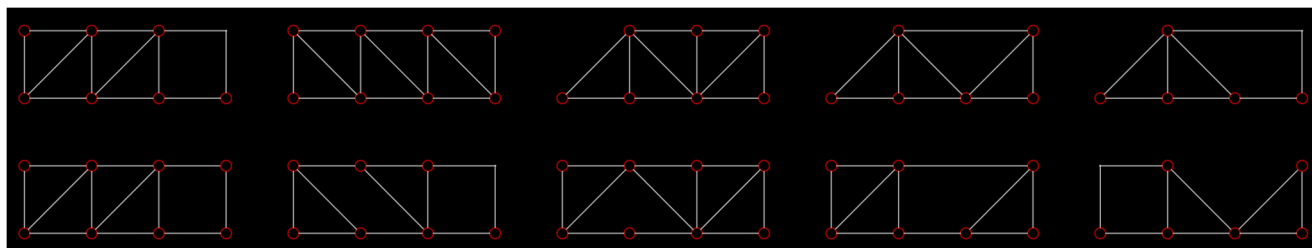


图 10 额外的完全不同的 10 种结构实例（第一行为几何不变体系，第二行为几何可变体系）

Fig.10 Ten additional completely different structural examples (the first row is geometrically stable system, the second row is geometrically unstable system)

通过缩放、旋转、平移操作，每种结构实例有  $9 \times 9 \times 9 = 729$  张各不相同的图片，额外的测试集共有  $729 \times 10 = 7290$



张图片。模型在这个额外的测试集上的精度为 93.7%。

可见本次仅为 8757 个参数量的模型拥有较好的泛化能力，掌握了部分结构力学机动分析能力，但是尚不能达到人类专家基准。这是由于数据集仅有 24 种结构实例，如此少的见识难以让模型彻底学会结构力学机动分析。解决办法是大幅度增加数据集结构实例数目，可以借助生成式深度学习技术自动生成结构实例，从而减轻人工制作数据集的工作量，实现模型自我迭代更新。

3 解释卷积神经网络学到的内容

人们常说，深度学习模型是“黑盒子”，模型学到的表示很难用人类可以理解的方式来提取和呈现。而卷积神经网络学到的表示，却能够可视化，这是因为它们是视觉概念的表示。这里尝试三种技术<sup>[8]</sup>，调用上一节保存的模型，可视化卷积神经网络学到的内容，帮助理解神经网络所做的决策。

3.1 可视化卷积神经网络的中间输出

可视化中间激活，是指对于给定输入，展示各个卷积层输出的特征图，这有助于理解卷积层如何对输入进行变换。

这里把一张测试集的图像输入模型，然后将模型第一个卷积层输出的特征图，绘制成二维图像（4 张图横向拼接，见图 11）。

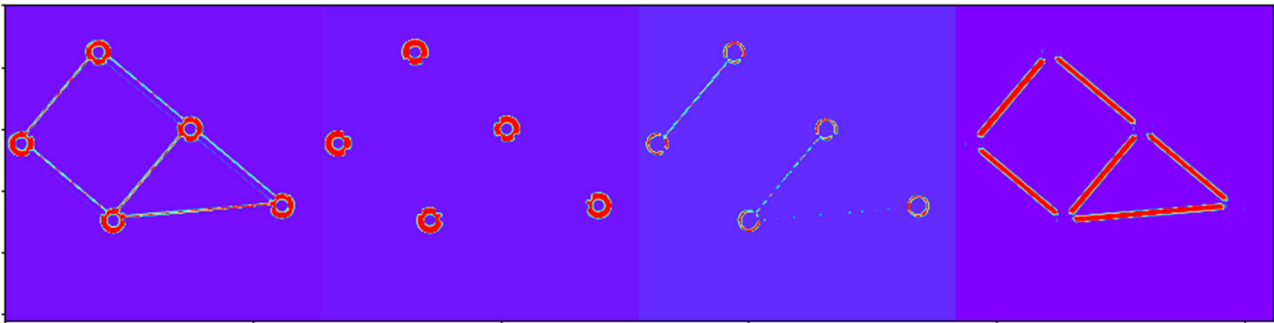


图 11 第一个卷积层输出的特征图

Fig.11 Output feature maps of the first convolution layer

很明显，第 2 个通道应该是铰检测器，第 4 个通道应该是杆件检测器。

3.2 可视化卷积神经网络的滤波器

卷积神经元相当于滤波器，一系列不同频率的混合波输入，滤波器偏爱放大特定频率的波，即滤波器对于某个特定波反应最大。分析滤波器反应最大的波，可以得知滤波器的作用、功能、模式。

可视化卷积神经网络的滤波器，有助于准确理解卷积神经网络中每个滤波器响应的视觉模式。这可以通过在输入空间中进行梯度上升来实现：从随机的输入图像开始，将梯度上升应用于卷积神经网络输入图像的值，其目的是让某个滤波器的响应最大化，更新的输入图像就是该滤波器具有最大响应的图像。

这里建立一张随机图像（图 12 最左侧图像），输入给第一个卷积层的各个神经元，然后进行梯度上升，使滤波器激活最大化的图像如下（图 12 右侧 4 张图像）：

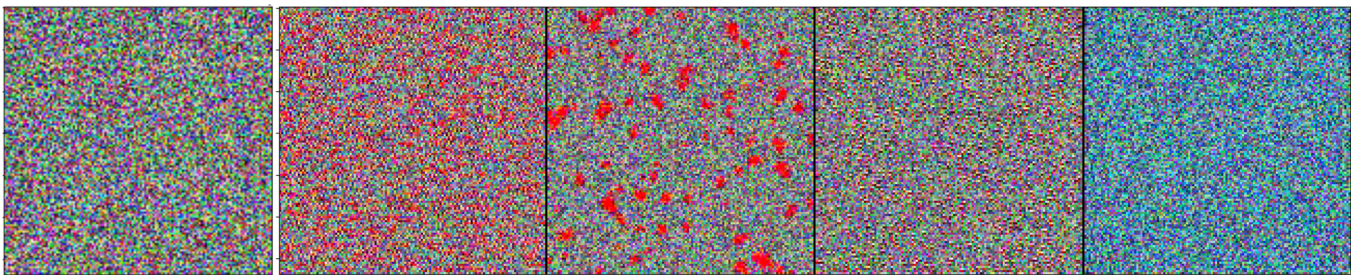


图 12 第一个卷积层的每个滤波器模式

Fig.12 Each filter mode of the first convolution layer

第 2 个通道对红色斑块信号反应最大，应该是用于提取铰的信息。

3.3 可视化图像中的类激活热力图

类激活热力图是与特定输出类别相关的二维分数网格，它表示每个位置对类别的重要程度，这有助于了解一张图像的哪一部分让卷积神经网络做出了最终的分类决策。方法是给定一张输入图像，对于一个卷积层的输出特征图，用类别相对于通道的梯度对这个特征图中的每个通道进行加权。

这里把一张测试集的图像输入模型，输出模型最后一个卷积层的特征图，求出类别相对于特征图的梯度，加权得到类激活热力图。将热力图叠加在原始图像上，图示如下：



## 参考文献

- [1] 李廉锴. 结构力学(上册)[M]. 4 版. 北京:高等教育出版社, 2004.
- [2] 程国忠, 周绪红, 刘界鹏, 王禄锋. 基于深度强化学习的高层剪力墙结构智能设计方法[J]. 建筑结构学报, 2022, 43(9):84-91.
- [3] 陆新征, 韩进, 韩博, 陈素文, 廖文杰. 基于规则学习与编码的剪力墙智能设计优化[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2023, 53(6):1199-1208.
- [4] 郑哲, 江文强, 王璋奇, 王青龙, 孟祥俊伟, 王宇聪. 基于图神经网络的结构力学响应预测模型研究[J]. 工程力学. DOI: 10.6052/j.issn.1000-4750.2023.10.0801.
- [5] 张洪俊. 从去噪扩散隐式模型隐空间中生成新桥型的尝试[EB/OL]. 北京: 中国科技论文在线 [2024-02-27]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/202402-82>.
- [6] Wu Rih-Teng, and Mohammad R. Jahanshahi. Deep convolutional neural network for structural dynamic response estimation and system identification[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2019, 145(1): 04018125.
- [7] Stoffel Marcus, Franz Bamer, and Bernd Markert. Deep convolutional neural networks in structural dynamics under consideration of viscoplastic material behaviour[J]. Mechanics Research Communications, 2020, 108: 103565.
- [8] 弗朗索瓦·肖莱. Python 深度学习[M]. 第二版. 北京:人民邮电出版社, 2023.