

# 一种基于卷积神经网络的谱匹配地震动选取方法

赵国臣<sup>1</sup>, 徐龙军<sup>1</sup>, 朱兴吉<sup>2</sup>, 来庆辉<sup>1</sup>, 谢礼立<sup>1</sup>

(1. 江汉大学 精细爆破国家重点实验室, 湖北 武汉 430056; 2. 哈尔滨工业大学(威海) 海洋工程学院, 山东 威海 264209)

**摘要:** 选取与目标设计谱匹配的地震动记录是建筑结构抗震分析与设计中的重要问题之一。鉴于卷积神经网络在图像识别与分类领域具有突出的性能, 本文提出了一种基于卷积神经网络的谱匹配地震动选取方法以考虑反应谱图像的二维特征。首先阐述了通过卷积神经网络进行谱匹配地震动选取的基本原理和训练数据的生成方法, 然后讨论了 Keras 深度学习框架中 11 个神经网络结构在谱匹配地震动选取中的特性, 最后采用 Xception 和 InceptionResNetV2 两种性能最优的网络结构从 200 次地震的 11462 条地震动水平分量中选取与我国规范设计谱相匹配的数据。研究表明, 卷积神经网络能够有效地提取反应谱图像的特征, 所选地震动平均反应谱与目标设计谱之间的差异较小。本文的研究工作可为工程实践中选取与目标设计谱匹配的地震动提供方法参考和技术支撑。

**关键词:** 谱匹配地震动选取; 卷积神经网络; 加速度设计谱; 抗震规范; 时程反应分析

中图分类号: TU311; P315.9

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2023)02-0235-07

## A spectrum-matched ground motion selection method based on convolutional neural networks

ZHAO Guochen<sup>1</sup>, XU Longjun<sup>1</sup>, ZHU Xingji<sup>2</sup>, LAI Qinghui<sup>1</sup>, XIE Lili<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Precision Blasting, Jiangnan University, Wuhan 430056, China;

2. School of Ocean Engineering, Harbin Institute of Technology at Weihai, Weihai 264209, China)

**Abstract:** Selecting the spectrum-matched ground motions is one of the critical problems in the seismic analysis and design of building structures. Because of the outstanding performance of convolutional neural networks in image recognition and classification, this paper proposes a spectrum-matched ground motion selection method based on convolutional neural network to consider the two-dimensional characteristics of response spectrum images. Firstly, the basic principles of using convolutional neural networks to select spectrum-matched ground motions and the method of generating training data are described. Then, the characteristics of 11 neural network structures of the Keras deep learning framework in the spectrum-matched ground motions selection are discussed. Finally, two optimal networks of Xception and InceptionResNetV2 are used to select the records matching the design spectrum of the Chinese design code from 11462 horizontal components of 200 earthquakes. The results show that convolutional neural networks can efficiently extract the features of the response spectrum image, and the difference between the mean response spectrum of the selected motions and the target design spectrum is non-significant. The research work could provide method reference and technical support in engineering practice when the spectrum-matched ground motion selection is needed.

**Key words:** spectrum-matched ground motion selection; convolutional neural networks; acceleration design spectrum; seismic design code; time-history response analysis

地震动记录是地震工程领域中确定建筑结构地震作用, 计算地震反应的重要数据。研究表明,

地震动记录具有显著的不确定性, 即使同一地震相近台站的地震动也常具有明显差异。为科学地

收稿日期: 2022-07-11

修改稿日期: 2023-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(51908169); 国家自然科学基金联合基金项目(U2139207)

第一作者: 赵国臣(1990—), 男, 博士, 讲师, 主要从事地震工程领域的研究。E-mail: zgc011@126.com

通信作者: 徐龙军(1976—), 男, 博士, 教授, 主要从事地震工程领域的研究。E-mail: xulongjun80@163.com

分析、评估建筑结构的抗震特性,地震动的选取已成为土木工程和地震工程领域有关建筑结构抗震研究中的热点与难点问题之一<sup>[1]</sup>。为保证相同地震环境的建筑结构具有相同水平的抗震性能,世界大多数国家与地区均制定了与之相应的抗震设计规范,并采用加速度设计谱确定建筑结构的抗震作用。虽然国内外学者已提出多种类型的地震动选取方法和策略<sup>[2]</sup>,为便于工程应用,与目标加速度设计谱匹配的地震动选取方法一直深受工程设计人员的青睐。

根据研究目标和侧重点的不同,国内外学者在谱匹配地震动选取方面已开展了大量的研究,并提出了多种可行的方法。杨溥等<sup>[3]</sup>提出了基于规范设计反应谱平台段和结构基本自振周期段的双频率段地震动选取法。文献<sup>[4]</sup>提出了一种可同时满足反应谱中值、标准差和相关性等统计特性的地震动选取与修正方法。Jayaram等<sup>[5]</sup>提出一种同时匹配目标反应谱均值和方差的地震动选取方法。Baker<sup>[6-7]</sup>等为满足地震风险分析中更高的概率要求,提出了一种基于条件均值谱选取地震动的方法。为考虑罕遇地震作用下结构的非线性行为,宋亚澜等<sup>[8]</sup>提出了一种基于结构等效自振周期的地震动选取方法。为解决我国规范设计谱形与实际观测记录不符的问题,李琳等<sup>[9]</sup>提出了EPA均值谱的概念,并基于EPA均值谱选取地震动。侯红梅<sup>[10]</sup>基于反应谱与抗震规范设计谱相匹配原则,提出了一种分周期段的地震动选取方法。为考虑地震动中频率成分组合对多模态相互作用的影响,文献<sup>[11]</sup>提出了一种基于模态的地震动选取方法,可用于高层建筑结构的非线性时程反应分析。

综上所述,在谱匹配地震动选取的研究中,一些学者关注于匹配均值谱,一些学者同时关注标准差和相关系数等统计参数的匹配,但大都采用地震动反应谱与目标设计谱之间的误差平方和SSE(Sum of the Square Errors)评估两者之间的相似性。在基于SSE的方法中,反应谱数据被视为一维向量,不能体现实际反应谱的二维特征。此外,SSE的取值受周期点数量的影响,在研究中尚不具有统一的标准,且对于全局匹配和局部匹配等问题,在计算SSE时通常需要调整各周期点的权重系数,但对于权重系数的确定尚缺乏科学

依据。国内外学者大都致力于使所选地震动反应谱的标准差等统计参数满足预期值,但对于地震动反应谱与目标谱之间的相似度尚缺乏深入的研究。随着人工视觉模拟技术的发展,卷积神经网络的理论和算法已广泛应用于多种领域的图像识别与分类<sup>[12]</sup>。为克服传统基于SSE选取地震动记录的缺陷,本文以我国建筑抗震设计规范中10种不同 $T_g$ 对应的设计谱为目标谱,提出了一种基于卷积神经网络的谱匹配地震动选取方法。在该方法中,输入数据是由反应谱数据生成的二维图像,因此不需要考虑SSE方法中的周期点个数、全局匹配与局部匹配等问题。研究表明,本文所选记录能够体现目标设计谱的二维几何特征,平均谱与目标设计谱之间的差异并不显著。本研究可为工程设计人员提供一种可行的谱匹配地震动选取方法,为相关工程实践提供技术支撑。

## 1 基于卷积神经网络谱进行谱匹配地震选取的基本原理

### 1.1 卷积神经网络基本介绍

作为一种常用的人工智能算法,卷积神经网络因具有强大的图像识别与分类能力,已广泛用于各类人工视觉模拟问题,其结构通常包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层五部分<sup>[13]</sup>。图1给出了以反应谱图像为输入数据的一种典型卷积神经网络结构形式。该结构包含1个输入层、2个卷积层(C1、C3)、2个池化层(S2、S4)、1个全连接层(C5)和1个输出层(F6)。在图1中,该神经网络模型的输入数据为彩色反应谱图像的三维像素矩阵。像素矩阵经过卷积层、池化层等操作后完成特征提取。全连接层将最终提取的特征进行连接,通过Softmax函数给出分类概率,最后基于概率值完成对输入图片的分类。在提取特征的过程中,神经网络结构中的权值大小反映了特征像素的重要性,权值越大,则相应的特征越重要。同时,权值的最终取值通过训练获取,即通过输入大量的具有明确标签的样本图像对卷积神经网络进行训练学习,通过不断的迭代卷积神经网络逐步更新与优化权重系数,最后将待测图像输入训练完成的卷积神经网络模型以对待测图像的识别与分类。

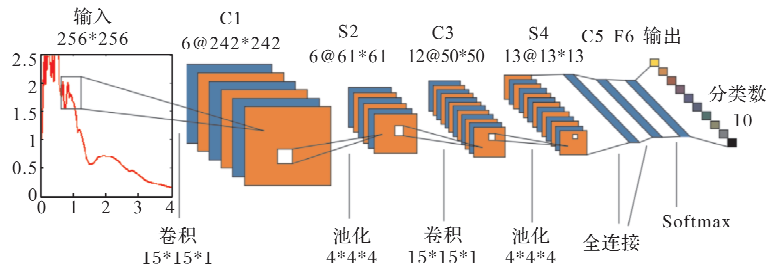


图1 基于卷积神经网络进行谱匹配地震动选取示意图

Fig. 1 Schematic diagram of spectrum matching ground motion selection based on convolutional neural networks

## 1.2 本文采用的目标设计谱

本文采用我国《建筑抗震设计规范》(GB50010-2010)<sup>[14]</sup>中规定的加速度设计谱作为目标谱,以选取与我国规范设计谱相匹配的地震动数据.谱值和谱形态是影响设计谱最重要的两个参数.当考虑谱值的影响时,可生成无数种目标设计谱.鉴于谱值可通过地震动调幅进行调整,在实际工程应用时通常更关注谱形态.因此,本文仅考虑谱形态的影响.在我国规范中,场地特征周期 $T_g$ 是控制谱形态的重要参数,并共定义了10种不同的 $T_g$ 取值.本文采用该10种不同 $T_g$ 取值时的规范设计谱( $S_a/PGA$ )作为目标设计谱.

为充分考虑地震动的多样性和随机性,本文尽可能多地选取实际地震动作为备选记录.鉴于PEER地震动数据库中的数据均经过统一处理,且信息详细,本文从PEER地震动数据库中选取了来自全球200次地震,震中距在200 km以内的5731个台站的地震动记录.在本文的分析中仅讨论水平地震动分量,且两条水平地震动分量不进行旋转而单独视为一个条独立的数据.因此,本文的地震动数据库包含11462条水平地震动分量.图2给出了所选5731个台站的震级相对于震中距的散点分布图.由图知,所选记录在震级介于5~8级和震中距介于0~200 km范围内的分布整体较为均匀,能较好体现实际地震动的多样性.

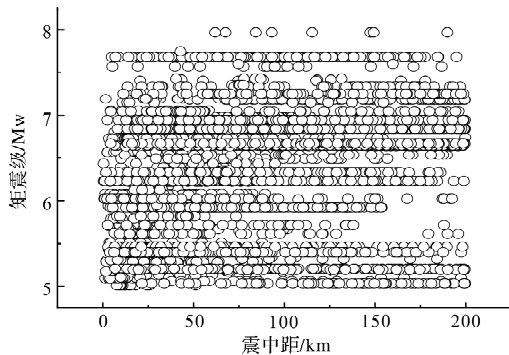


图2 本文所选记录的震级相对于震中距的散点分布图

Fig. 2 Scatterplot of magnitude relative to epicentral distance for the ground motions selected in this paper

## 1.3 生成卷积神经网络训练数据

为获得稳健的卷积神经网络模型以准确地进行图像分类,需要使用大量的训练数据完成网络结构的训练,以获取一组最优的神经网络权重系数.但与我国规范谱匹配的实测地震动数据非常有限,无法组成有效的训练集.为解决实测谱匹配地震动匮乏的问题,研究者已提出多种通过傅里叶分析或小波分析等修正实测地震动或模拟地震动的频谱以使其与目标设计谱匹配.研究表明,采用小波方法修正实际地震动记录所获取的地震动时程和频率成分更能体现实际地震动的特征.不失一般性,本文选用Sushovan<sup>[15]</sup>提出的方法通过小波分析修正实际地震动频率成分获取与目标设计谱匹配的训练数据.

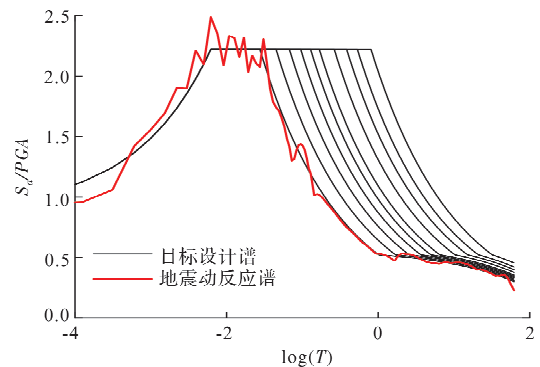


图3 本文所用卷积神经网络的训练样本示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the training sample for the convolutional neural networks used in this paper

图3给出了一条实际地震动采用小波分析方法获取的与 $T_g=2$  s对应的目标谱匹配的样本.由于实际地震动的反应谱并不会完全与目标设计谱一致,因此,在训练时为考虑实际地震动反应谱与目标设计谱之间的差异.在通过小波分析方法生成谱匹配的地震动数据时,允许样本反应谱值与目标设计谱值的最大差值在10%以内.本文从所选记录中随机选取了1000条记录,采用小波分析方法对1000条实际地震动数据的频率成分进行调整,分别获取与10类目标设计谱匹配的训练数据,即总共样本数量为10000条.在进行神经网络训

练以及识别时,输入数据均采用图 3 所示格式。即,输入数据为包含 11 条曲线的图像,其中 10 条曲线为目标设计谱采用浅黑色线,另 1 条为地震动反应谱采用红色粗线。反应谱横坐标采用对数坐标,范围为  $-4 \sim 1$ ,以更好提取其短周期段的特征,纵坐标范围为  $0 \sim 2.5$ ,图片像素为  $256 \times 256$ 。

## 2 不同卷积神经网络结构性能分析

卷积神经网络这类典型人工智能算法已取得长足的发展,并发展与衍生出多种性能不同的结构形式。本文基于一种典型的开源人工神经网络库 Keras<sup>[16]</sup>,讨论其中的 11 种神经网络结构(ResNet50, VGG16, VGG19, InceptionV3, InceptionResNetV2, Xception, MobileNet, MobileNetV2, DenseNet121, DenseNet169 和 DenseNet201)在谱匹配地震动选取中的性能,使用性能最优的一种或多种训练完成的网络结构从 11 462 条水平分量中分别挑选与我国规范 10 种目标设计谱匹配的数据。Keras 是一个用 Python 编写的高级神经网络应用程序,可在 TensorFlow 或 Theano 等平台中作为后端运行。在本文的研究中,以 TensorFlow 为平台调用 Keras 中的 11 种神经网络结构。

在性能测试中,选用通过修正实际地震动频率成分获取的 10 类 10 000 条谱匹配地震动数据为训练和测试样本。按照图 3 所示格式生成图像数据,并按照 4:1 随机划分成训练集和测试集。在训练完成后,通过训练集准确率、损失函数值,测试集准确率和损失函数值分析各神经网络结构的性能。本文目标设计谱共 10 类,为多分类问题,本文训练时采用 categorical\_crossentropy 为损失率函数,公式如下。

$$L = - \sum_i^n y_i \log(p_i) \quad (1)$$

式中:  $L$  为损失函数值,  $i$  为类别,  $n$  为类别总数;在训练时,实际类别与预测类别相同时  $y_i = 1$ ,反之则为 0;  $p_i$  为待识别样本是类别  $i$  的概率。

准确率计算公式为

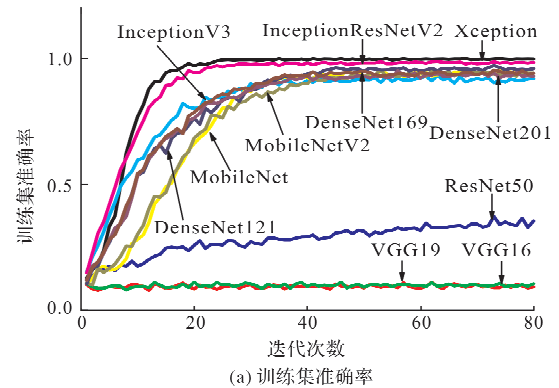
$$Accuracy = \frac{M}{M+N} \quad (2)$$

式中:  $Accuracy$  为准确率;  $M$  为被正确分类的样本数;  $N$  为被错误分类样本数。

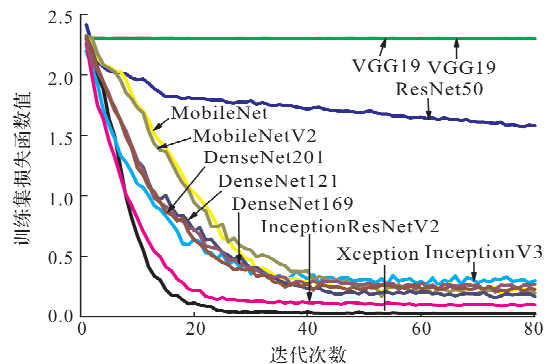
在神经网络训练时将逐步优化各权重系数以获取更小的损失函数值和更大的准确率。随着迭代步数的增加,神经网络结构的损失函数值和准确率将趋于稳定。在经较多次的迭代后,损失函

数值最小和准确率最高的神经网络结构将用于本文的研究。此外,在训练时,本文按照 4:1 将样本划分为训练集和测试集,神经网络在训练时仅使用训练集的数据,并通过每一步训练完成时的权重系数对测试集数据进行识别,获取测试集的损失函数值和准确率。由于神经网络参数庞大,很容易在训练集获得较好的预测结果,因此,测试集的损失函数值和准确率更值得关注。

图 4 和图 5 分别给出了 11 种神经网络结构训练集和测试集的准确率和损失函数值随迭代次数的变化曲线。由图知,对于所有的网络结构在初始几次的迭代中,训练集和测试集的准确率曲线一直在上升,损失率曲线一直在下降,说明各网络结构通过训练次数的增加一直在不停学习特征更新优化参数。在经过 40 余次的迭代训练后,测试集和训练集的准确率和损失函数均趋于稳定,再增加训练迭代次数并不会显著提升最后的结果。通过分析,对于该 11 种网络结果,不论训练集还是测试集 Xception 和 InceptionResNetV2 两种神经网络的准确率最高趋于 100%, VGG16、VGG19 和 ResNet50 的准确率相对最小,均不超



(a) 训练集准确率



(b) 训练集损失函数值

图 4 本文所选 11 种卷积神经网络训练集准确率与损失函数值随迭代次数的变化曲线

Fig. 4 Curves of the accuracy and loss function values of the training set to the iterations for the 11 convolutional neural networks selected in this paper



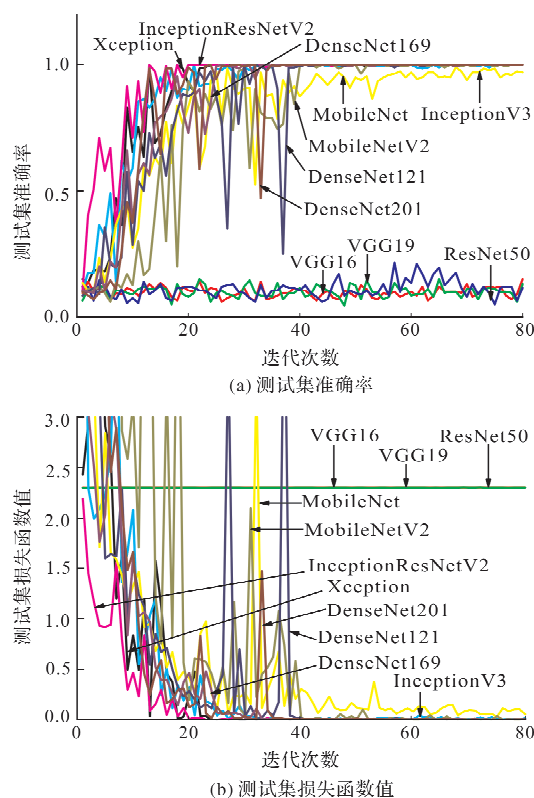


图5 本文所选11种卷积神经网络测试集准确率与损失函数值随迭代次数的变化曲线

Fig. 5 Curves of the accuracy and loss function values of the testing set to the iterations for the 11 convolutional neural networks selected in this paper

过35%。其余6种网络结构的性能参数介于中间。对于损失函数值,表现出与准确率相类似的特征,Xception和InceptionResNetV2损失函数值最小,VGG16、VGG19和ResNet50的损失函数值最大。在迭代次数较小时,神经网络所学习的特征并不充分,对于测试集的识别准确率不稳定,但随迭代次数的增大,神经网络将学习到更为充分的特征,对于测试集的预测结果也将趋于稳定。这是图4曲线较为光滑,而图5曲线波动明显,且随迭代次数的增大图5中曲线的波动程度逐渐变小的主要原因。鉴于此,本文选取Xception和InceptionResNetV2两种神经网络结构应用于与我国规范设计谱匹配的地震动选取。

### 3 基于卷积神经网络的地震动选取

如上文所述,本文采用Xception和InceptionResNetV2两种神经网络结构用于谱匹配地震动的选取。对10000个样本数据按照4:1的比例划分为训练集和测试集,对两种神经网络进行训练。图6给出了两种神经网络训练集和测试集的准确率和损失函数值。由图知,在达到稳定后两种卷积

神经网络结构的训练准确率接近于1,且测试损失率很低,特征学习效果较好。

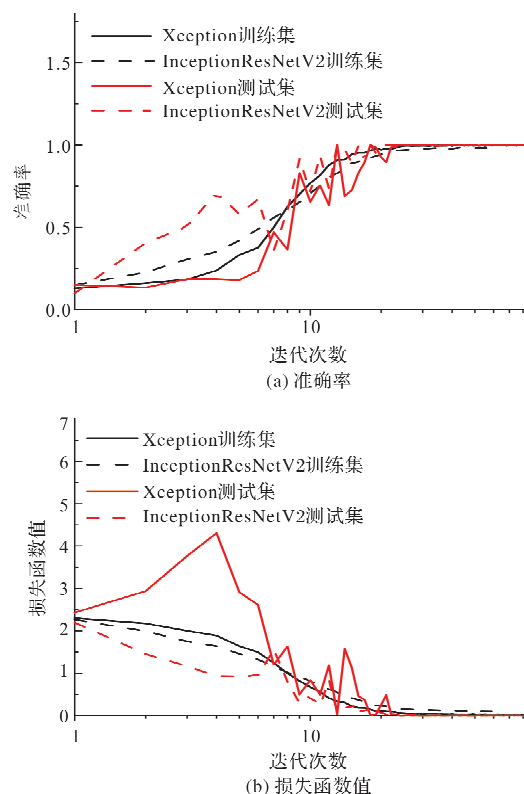


图6 Xception和InceptionResNetV2训练集与测试集准确率和损失函数值随迭代次数的变化曲线

Fig. 6 Curves of the accuracy and loss function values of the training and testing sets of Xception and InceptionResNetV2 networks to the iterations

将11462条待识别地震动记录的反应谱数据按照图3所示形式生成图像,然后输入训练完成的Xception和InceptionResNetV2两种神经网络结构,对图像进行分类,以选取与我国规范设计谱相匹配的地震动数据。为获取更具代表性的谱匹配地震动数据,本文选取两种神经网络的交集作为最终的数据。由于输入数据的横坐标采用对数坐标的形式,不能较好学习到长周期段的反应谱特征。且鉴于我国规范设计谱在周期大于 $5T_g$ 时采用直线形式,不符合实际地震动反应谱的特征。本文仅对比周在 $5T_g$ 范围内所选地震动数据的反应谱与目标设计谱之间的差异。图7对比了所选地震动记录的反应谱、平均反应谱和与之相应的目标设计谱。由图知,各类别地震动的平均反应谱均与相应的目标设计谱匹配,且各类别地震动反应谱的波动均不大,即随机性不显著。因此采用卷积神经网络方法选取的谱匹配地震动效果较好,可以满足工程设计的要求,能够有效服务于相应的工程实践。

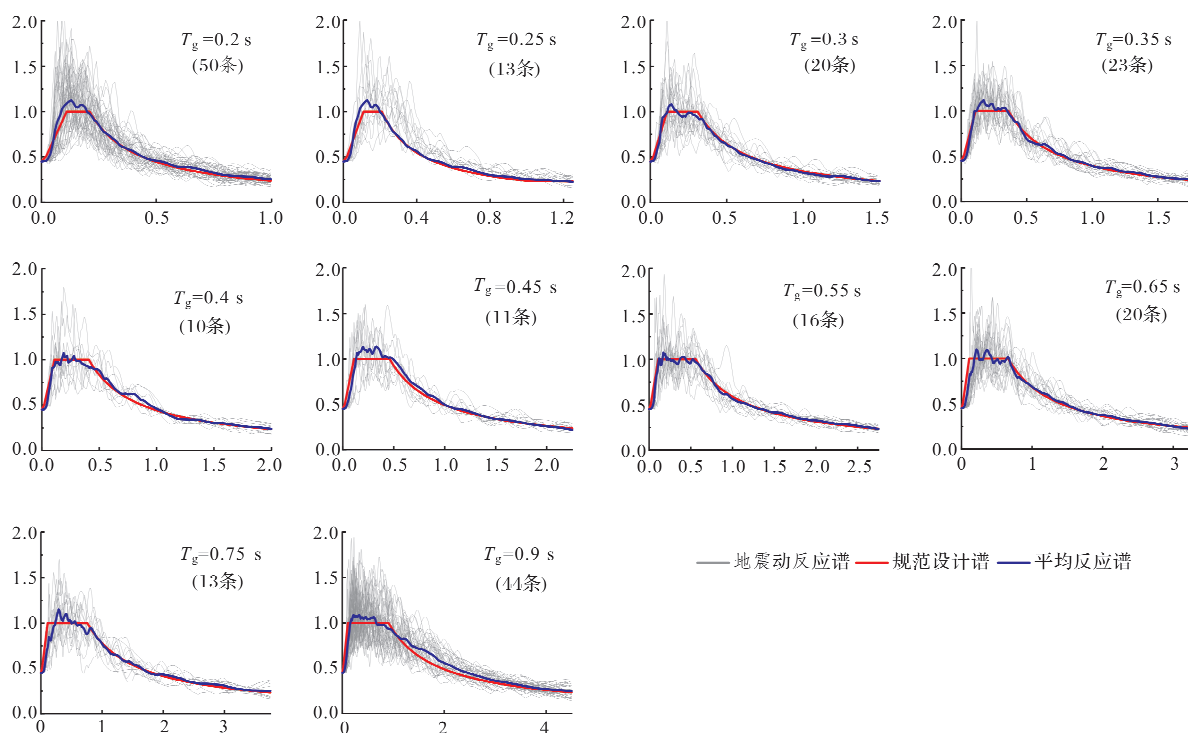


图7 本文所选地震动加速度反应谱与不同  $T_g$  对应的目标设计谱的对比

Fig. 7 Comparison of the response spectra of the ground motions selected in this paper with the target design spectrum corresponding to different  $T_g$

## 4 结论

本文提出了一种基于卷积神经网络匹配目标设计谱选取地震动的方法,从200次地震的11462条水平地震动分量中选取与我国规范中10种不同  $T_g$  对应的目标设计谱相匹配的地震动记录,得到以下结论:

(1)卷积神经网络需要大量的训练数据以优化权重系数获取稳健的网络结构。鉴于实际的谱匹配地震数量匮乏,本文通过小波分析方法修正实际地震动的频率成分获取与目标设计谱匹配的地震动记录,并作为卷积神经网络的训练样本。研究表明,通过小波分析方法获取的训练样本可体现实际地震动的特征,训练后的网络结构可用于实际地震动的选取。

(2)本文对比分析了Keras深度学习框架中11种典型神经网络结构在谱匹配地震动选取中的特性。分析发现不同神经网络结构表现出不同的性能,Xception和InceptionResNetV2两种神经网络结构在训练集和测试集的准确率均接近于1,损失函数值随迭代次数的增加能够很快地收敛。VGG16、VGG19和ResNet50在匹配地震动选取中的性能最差,不建议使用。

(3)为使所选记录更具代表性,本文采用

Xception和InceptionResNetV2两种卷积神经网络结构识别的交集作为最终的结果。分析发现,本文所选地震动记录的反应谱能够很好体现相应目标设计谱的特征,平均反应谱与目标设计谱的差异不大,证明了采用卷积神经网络进行谱匹配地震动选取的可行性,可为工程设计人员进行谱匹配地震动选取提供新的技术支撑。

## 参考文献 References

- [1] LIU Y, HUANG Q, GUO Z, et al. Modal-based ground motion selection procedure for nonlinear response time history analysis of dual wall-frame structures[J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2022, 20(2): 765-793.
- [2] 曲哲,叶列平,潘鹏. 建筑结构弹塑性时程分析中地震动记录选取方法的比较研究[J]. 土木工程学报, 2011, 44(7): 10-21.  
QU Zhe, YE Lieping, PAN Peng. Comparative study on methods of selecting earthquake ground motions for nonlinear time history analyses of building structures[J]. China Civil Engineering Journal, 2011, 44(7): 10-21.
- [3] 杨溥,李英民,赖明. 结构时程分析法输入地震波的选择控制指标[J]. 土木工程学报, 2000, 33(6): 33-37.  
YANG Pu, LI Yingmin, LAI Ming. Structural time

- history analysis method input seismic wave selection control index[J]. China Civil Engineering Journal, 2000, 33(6): 33-37.
- [4] WANG G. A ground motion selection and modification method capturing response spectrum characteristics and variability of scenario earthquakes[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2011, 31(4): 611-625.
- [5] JAYARAM N, LIN T, BAKER J W. A computationally efficient ground-motion selection algorithm for matching a target response spectrum mean and variance[J]. Earthquake Spectra, 2011, 27(3): 797-815.
- [6] BAKER J W. Conditional mean spectrum: Tool for ground-motion selection[J]. Journal of Structural Engineering, 2011, 137(3): 322-331.
- [7] LIN T, HASELTON C B, BAKER J W. Conditional spectrum-based ground motion selection. Part I: hazard consistency for risk-based assessments[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2013, 42(12): 1847-1865.
- [8] 宋亚澜, 周颖. 采用结构等效周期的强地震动记录选取方法[J]. 结构工程师, 2017, 33(3): 80-87.
- SONG Yalan, ZHOU Ying. A Strong ground motion selection method using the equivalent period of structures[J]. Structural Engineers, 2017, 33(3): 80-87.
- [9] 李琳, 任叶飞, 温瑞智, 等. 用于强震动记录选取的EP4均值目标谱的确定[J]. 地震研究, 2019, 42(7): 584-593.
- Li Lin, Ren Yefei, Wen Ruizhi, et al. The EPA mean spectrum for the selection of the strong ground motion records [J]. Journal of Seismological Research, 2019, 42(7): 584-593.
- [10] 侯红梅, 刘文锋. 基于反应谱的地震动备选库建构方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(9): 44-52.
- HOU Hongmei, LIU Wenfeng. A constructing method of ground motion alternative database based on response spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(9): 44-52.
- [11] LIU Y, KUANG J S, YUEN T Y P. Modal-based ground motion selection procedure for nonlinear response time history analysis of high-rise buildings[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2020, 49(1): 95-110.
- [12] 杨真真, 匡楠, 范露, 等. 基于卷积神经网络的图像分类算法综述[J]. 信号处理, 2018, 34(12): 1474-1489.
- YANG Zhenzhen, KUANG Nan, FAN Lu, et al. Review of image classification algorithms based on convolutional neural networks[J]. Journal of Signal Processing, 2018, 34(12): 1474-1489.
- [13] 俞颂华. 卷积神经网络的发展与应用综述[J]. 信息通信, 2019, 2: 39-43.
- YU Songhua. Development and application of convolutional neural network[J]. Information & Communication, 2019, 2: 39-43.
- [14] 中国建筑科学研究院. 建筑抗震设计规范:GB50011-2010[S]. 北京:中国建筑工业出版社,2016.
- China Academy of Building Research. Code for Seismic Design of Buildings:GB50011-2010[S]. Beijing: Building Industry Press of China,2016.
- [15] MUKHERJEE S, GUPTA V K. Wavelet-based generation of spectrum-compatible time-histories[J]. Soil dynamics and Earthquake Engineering, 2002, 22(9-12): 799-804.
- [16] GÉRON A. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems [M]. Sebastopol, USA: O'Reilly Media, Inc., 2019.

(编辑 桂智刚)