

基于 ACCRBF 网络的多层砖房震害预测

杨秀萍 程运平 陈克珩 丁大勇

(荆门市民防办, 荆门 448000)

摘要 针对传统震害预测方法逐栋抽样计算建筑物抗震性能的不足, 本文提出了一种基于蚁群聚类径向基 (ACCRBF) 网络模型的建筑物震害预测方法。依据不同地震动峰值加速度下多层砖房的实际震害资料, 对模型进行训练, 在模型的输入和输出之间建立映射关系, 并利用这种映射关系对未知样本进行分类, 实现对多层砖房的震害分析和预测。模型的输入为反映结构的震害影响因子, 输出为给定的地震动峰值加速度下结构震害等级。研究表明, 基于 ACCRBF 网络模型的多层砖房震害预测结果与震害实例基本吻合, 具有推广应用价值。

关键词: ACCRBF 网络 多层砖房 震害预测 震害因子 破坏等级

引言

地震是破坏力最强的自然灾害之一。地震灾害的最重要特征就是在极短的时间内造成严重的人员伤亡和经济损失。近年来全球地震灾害频发, 正处于全球地质活动相对活跃的时期, 平均每年发生的 6 级以上地震约 300—400 次, 7 级以上地震约 20 次, 8 级以上地震 1 次左右。

通过调查历史震害, 作者发现地震灾害损毁主要表现在两个方面: 一是地震灾害造成的人员伤亡; 二是地震灾害导致的基础设施损毁。而人员伤亡大多数是由于基础设施损毁而直接引起的。因此, 在目前地震准确预报尚不能实现的情况下, 建筑物抗震能力的高低对减轻地震灾害有着极其重要的作用。如果能够在地震前预测出城市建筑物的震害程度及其空间分布, 并且采取必要的抗震加固措施, 就能减小地震灾害造成的损失。

1 建筑物震害预测原理

广义上的震害预测包括: 地震危险性分析和结构易损性分析。本文主要讨论狭义的震害预测结构易损性分析——结构在确定的地震强度作用下, 发生某种破坏程度的概率或可能性 (伊之潜, 1996)。

传统的震害预测方法主要是对建筑物逐栋或抽样进行调查, 再建立震害矩阵进行预测。这种方法可以得到比较详细的数据, 但《地震灾害预测及其信息处理系统技术规范》规定:

[收稿日期] 2012-10-12

[作者简介] 杨秀萍, 女, 生于 1986 年。2011 年 7 月大连理工大学防灾减灾及防护工程专业硕士毕业。主要研究方向为结构抗震与震灾防御。E-mail: jmdzj2011@163.com

“对于城市的一般建筑物，抽样率一般以占该类建筑总面积的 8%—11%为宜”，如果应用传统的震害预测方法，工作量巨大且投资额高。我国需要进行震害预测的城市约占全国城市的半数以上，在保证宏观预测精度和可靠性的情况下，加速城市的震害预测工作，减少投资成本，就成为众所关心的问题。考虑到我国目前建筑形式还是以多层砖房为主，因此对多层砖房震害预测研究就有着非常重要的意义，同时我国多层砖房的震害资料也比较丰富，容易获得的样本也比较全面。目前，对多层砖房的震害预测主要包括：楼层单位面积平均抗剪强度系数法（乔亚玲等，2005）、基于 BP 神经网络模型的多层砖房震害预测方法（汤皓等，2006a；2006b）、基于 MATLAB 神经网络方法的多层砖房震害预测（姜伟等，2011）、用模糊人工神经网络方法预测多层砖房震害（刘本玉等，2002）、灰关联与人工神经网络在建筑物震害预测中的应用（汤皓等，2006a；2006b）等。本文尝试利用一种 ACCRBF（Ant Colony Clustering Radial Basis Function）网络模型（康飞等，2009），依据不同峰值加速度下多层砖房的实际震害资料建立样本，通过对已知震害样本的学习、训练，在模型的输入和输出之间建立映射关系，并利用这种映射关系对未知样本进行评估和分类，实现对建筑物的震害分析和预测。

2 基于 ACCRBF 网络的多层砖房震害预测模型

2.1 ACCRBF 网络的基本原理和算法

RBF 网络（图 1）是一种前馈神经网络模型，一般为 $m-k-p$ 型 3 层结构，如图 2 所示。它不仅具有生物学基础和数学基础，而且结构简单，学习速度快，逼近能力强。但其学习算法如聚类算法（ K -means）是无监督的模式分类算法，工作量大，易陷入局部最优。蚁群优化是一种高度创新的全局优化算法，它特有的信息素正反馈、信息素通信和群体协作等优秀性能使之得到了广泛的认可。将蚁群聚类算法与 RBF 网络组合运用，建立一种新的 ACCRBF 网络模型，能够在全局范围内优化搜索，模拟了蚁群觅食的概率转移特性，克服了传统的 K -means 聚类对初始聚类中心的选取依赖性强，而且容易收敛到局部极值的缺点，聚类效果更优，得到的基函数中心更具有代表性。

ACCRBF 算法（康飞等，2009；杨秀萍等，2011）：

（1）采用蚁群聚类算法，计算聚类中心（如图 2）。

（2）根据公式 $\sigma_i = \gamma d_i$ 确定各隐节点的扩展常数， d_i 为第 i 个聚类中心与离它最近的聚类中心之间的欧氏距离， γ 是用来调整扩展常数的重叠系数。

（3）计算权值矩阵 W ：RBF 网络各隐节点的数据中心 c_i 和扩展常数 σ_i 确定之后，对应于输入样本 x_i 的第 j 个隐节点的输出为 $h_{ij} = \phi_j(\|x_i - c_j\|)$ ，输出矩阵为 $H = [h_{ij}]$ 。ACCRBF 网络结构就完全确定了：输入样本为 x_i ，输出为 $y = HW$ ， $W = H^+ y$ ， $H^+ = (H^T H)^{-1} H^T$ 。

2.2 结构易损性预测神经网络模型设计

ACCRBF 网络模型（康飞等，2009）设计的关键是要选择能够合理反映出模型的输入、输出之间的逻辑映射关系的特征向量，包括输入向量和输出向量两部分。在结构易损性预测神经网络模型中，所选择的

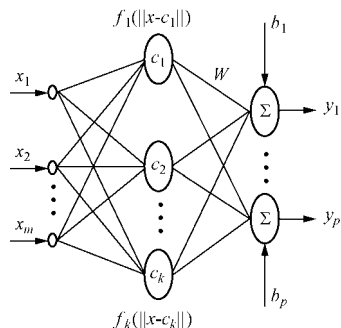


图 1 RBF 网络结构图

Fig. 1 Diagram of RBF network structure

输入向量应为结构的震害影响因子。根据多层砖房震害影响因素选用以下 8 个震害影响因子(刘本玉等, 2002; 汤皓等, 2006a; 2006b; 成小平等, 2009): 房屋层数 x_1 、施工质量 x_2 、砂浆标号 x_3 、结构合理性 x_4 、砖墙面积率 x_5 、房屋整体性 x_6 、场地条件 x_7 和地震峰值加速度 x_8 作为输入向量的分量, 同时设输入向量 $X = (x_1, \dots, x_8)$ 。具体的参数取值如表 1 所示。

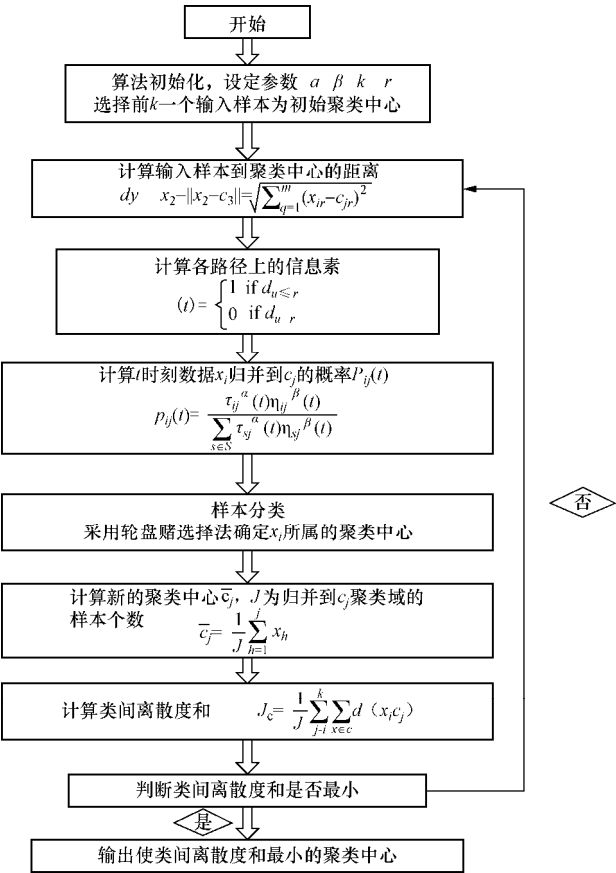


图 2 ACC 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of ant clustering algorithm

表 1 多层砖房震害影响因子

Table 1 Influence factor of multistory masonry buildings		
变量	震害因子	取值说明
x_1	房屋层数	房屋越高, 其破坏率也相应变大, 该参数取实际房屋层数
x_2	施工质量	质量好的、达到设计标准的房屋抗震性能好, 优为 10, 中为 8, 差为 6; 同时, 考虑到建筑年代的影响, 每 5 年减 0.5
x_3	砂浆标号	按实际取值, 如 25, 30, 35...
x_4	结构合理性	采用综合评判的隶属度作为该参数的取值, 影响建筑强度、刚度、稳定性和耐久性的因素
x_5	砖墙面积率	砖墙面积率=砖墙净面积/建筑面积
x_6	房屋整体性	楼盖: 现浇 5, 预制 4, 木楼盖 3; 屋盖: 现浇 5, 预制 4, 木屋盖 3; 圈梁构造柱: 有圈梁加 1, 有构造柱加 1; 地下室、筏基基础: 加 1; 房屋开裂: 减 1—2

续表

变量	震害因子	取值说明
x_7	场地条件	I 类场地取 10；II 类场地取 8；III 类场地取 6；IV 类场地取 4。如果地形地貌不利则减 1—2，地下水位较高减 1
x_8	地震动峰值加速度	实际峰值加速度大小，取 0.05g、0.1g、0.15g、0.2g、0.3g

输出向量设为不同峰值加速度下结构震害程度。本文将震害程度分为 5 个等级：基本完好、轻微损坏、中等破坏、严重破坏和倒塌。根据震害的分级情况，将输出向量分别用 1、2、3、4、5 来表示：基本完好、轻微损坏、中等破坏、严重破坏、倒塌 5 种破坏。

2.3 ACCRBF 网络模型的训练

本文参照汤皓等（2006a；2006b），选择了《唐山大地震震害》中的 30 组多层砖房震害实例。多层砖房震害实例的各震害因子及其对应的震害程度如表 2 所示。取 25 组作为训练样本，5 组作为测试样本。按照本文的网络模型算法，参考康飞等（2009）， α, β 取 1—10 之间不同的整数，通过多次实验表明， $\alpha = \beta = 8.0$ 时，收敛效果最优，当 r 和 γ 大于一定值时对网络收敛精度影响不大，取 $r = 20 \times d_{\max} / k$ ， $d_{\max}$ 为样本间最大距离， $\gamma = 200$ 。用训练样本对 ACCRBF 网络进行多次训练，得到合理的网络基函数中心、扩展常数和权值。

表 2 多层砖房震害实例

Table 2 Some case examples of the seismic damage of multistory masonry buildings

k	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	y_0
1	2	10	25	0.50	8.2	8	6	0.2	3
2	2	10	10	0.40	10.0	8	7	0.25	4
3	3	10	10	0.30	11.5	9	8	0.25	3
4	2	10	35	0.45	9.7	9.5	7	0.15	2
5	4	10	25	0.36	7.6	7.5	10	0.2	3
6	2	10	25	0.55	4.3	10	9	0.1	2
7	3	10	25	0.43	6.87	8	3	0.25	4
8	3	10	10	0.40	7.52	9.5	7	0.3	3
9	2	10	35	0.38	8.32	8.5	6	0.2	2
10	5	10	10	0.46	11.5	8	8	0.25	1
11	2	10	25	0.41	4.65	7.5	9	0.05	2
12	3	10	10	0.50	9.42	12	8	0.2	1
13	3	10	10	0.47	13.6	9	5	0.25	2
14	2	10	25	0.52	10.7	8.5	7	0.2	2
15	4	10	25	0.48	3.6	7.5	4	0.15	5
16	3	10	25	0.54	6.69	8	8	0.25	2
17	3	10	10	0.4	8.4	9.5	8	0.2	2
18	4	10	25	0.45	8.5	9.46	8	0.3	4
19	2	10	25	0.47	10.3	7	7	0.25	3
20	4	10	25	0.47	3.23	8	8	0.15	2
21	2	10	10	0.48	3.5	9	8	0.1	2
22	3	10	5	0.35	8.64	8	7	0.2	4
23	3	10	10	0.37	6.0	8	7	0.2	4
24	3	10	10	0.34	9.0	10	7	0.25	4
25	3	10	10	0.40	9.0	7	7	0.3	5
26	3	10	10	0.44	6.0	9	7	0.15	3
27	3	10	25	0.40	10	10	8	0.3	5
28	2	10	25	0.40	9.0	10	7	0.25	5
29	2	10	10	0.50	9.0	12	10	0.2	1
30	4	10	10	0.50	9.0	9	9	0.15	2

由表 3 可见，各种破坏情况的输出值并不是精确的整数，根据模糊理论中的贴近准则，可以大致预测该房屋最可能发生的破坏等级。通过 ACCRBF 网络预测、BP 网络预测结果比较发现，RBF 网络聚类效果更优，预测结果误差小（图 3）。根据 ACCRBF 网络预测结果与实际震害的比较，可知 2、3、6、7、28 五组样本基本吻合，样本 10、11、19、27、29 误差较大，但也在允许范围，其余样本吻合度良好。出现这样的结果是因为选取前 25 组样本作为训练样本，后 5 组作为测试样本，训练样本吻合度良好，测试样本略有偏差。究其原因主要是因为选择的样本数量少，样本不够全面，30 组样本中 3 组完好、11 组轻微破坏、6 组中等破坏、6 组严重破坏，4 组倒塌，轻微破坏样本数量最多，而训练效果也是最好的。同时选取的样本主要基于地面峰值加速度 0.2g—0.3g 的情况，其他峰值加速度下的震害资料少，这样网络训练结果则不能实现各级震害预测。

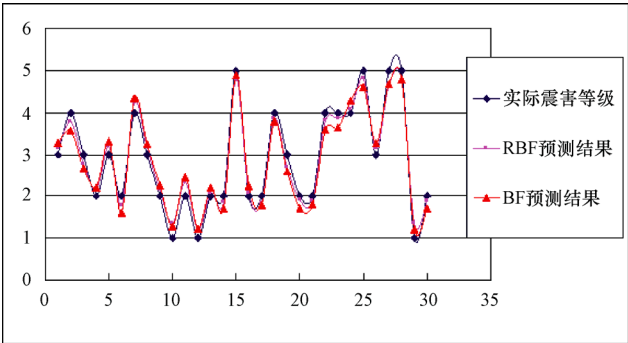


图 3 ACCRBF 网络预测、BP 网络预测结果与实际震害比较
Fig. 3 The comparison of predicted results and the actual damages

表 3 ACCRBF 网络预测、BP 网络预测结果与实际震害比较

Table 3 The comparison of predicted results and the actual damages

k	Y_0	Y_{IRBF}	Y_{2BP}	MAE1	MAE2
1	3	3.1417	3.2871	0.1417	0.2871
2	4	3.7945	3.5759	0.2055	0.4241
3	3	2.7781	2.6798	0.2219	0.3202
4	2	2.1603	2.2091	0.1603	0.2091
5	3	3.1947	3.3207	0.1947	0.3207
6	2	1.7791	1.6054	0.2209	0.3946
7	4	4.2435	4.3521	0.2435	0.3521
8	3	3.1773	3.2574	0.1773	0.2574
9	2	2.1375	2.2613	0.1375	0.2613
10	1	1.3447	1.2785	0.3447	0.2785
11	2	2.3281	2.4547	0.3281	0.4547
12	1	1.1913	1.2179	0.1913	0.2179
13	2	2.0619	2.1996	0.0619	0.1996
14	2	1.8491	1.6971	0.1509	0.3029
15	5	4.8093	4.9001	0.1907	0.0999
16	2	2.0597	2.2394	0.0597	0.2394
17	2	1.8352	1.7903	0.1648	0.2097
18	4	3.8619	3.8011	0.1381	0.1989
19	3	2.6931	2.6017	0.3069	0.3983
20	2	1.9013	1.7092	0.0987	0.2908
21	2	1.8875	1.7956	0.1125	0.2044

续表

k	Y_0	Y_{IRBF}	Y_{2BP}	MAE1	MAE2
22	4	3.8047	3.5971	0.1953	0.4029
23		3.8759	3.6492	0.1241	0.3508
24		4.0902	4.2849	0.0902	0.2849
25		4.8165	4.6085	0.1835	0.3915
26	53	3.1417	3.2775	0.1417	0.2775
27	5	4.6629	4.6831	0.3371	0.3169
28	5	4.7815	4.8006	0.2185	0.1994
29	1	1.3411	1.2017	0.3411	0.2017
30	2	1.8703	1.7045	0.1297	0.2955

注： Y_0 为实际震害等级； Y_{IRBF} 为 ACCRBF 网络预测的震害结果； Y_{2BP} 为 BP 网络预测的震害结果；MAE1 为 ACCRBF 网络预测的震害结果与实际震害的绝对值误差；MAE2 为 BP 网络预测的震害结果与实际震害的绝对误差。

3 结论

(1) 对建筑物进行合理的震害评估，并对抗震能力差的建筑物采取措施是减轻地震灾害损失的有效途径。

(2) ACCRBF 网络能够在全局范围内优化搜索，较 BP 网络聚类效果更优，预测结果误差较小，更接近实际震害。

(3) 由 ACCRBF 网络预测结果与实际震害比较可以看出，2、3、6、7、28 五组样本基本吻合；样本 10、11、19、27、29 误差较大，但也在允许范围；其余 20 组样本吻合度良好。说明只要震害实例足够全面，ACCRBF 网络可以用于震害预测模型。

参考文献

成小平, 胡聿贤, 帅向华, 2009. 基于神经网络模型的房屋震害易损性估计方法. 自然灾害学报, **9** (2): 68—73.

姜伟, 马令勇, 刘功良, 2011. 基于 MATLAB 神经网络方法的多层砖房震害预测. 西北地震学报, **33** (2): 155—158.

康飞, 李俊杰, 许青, 2009. 堆石坝参数反演的蚁群聚类 RBF 网络模型. 岩土力学与工程学报, **28** (增 2): 3640—3644.

刘本玉, 叶燎原, 江见鲸, 2002. 用模糊人工神经网络方法预测多层砖房震害. 清华大学学报 (自然科学版), **42** (6): 843—846.

乔亚玲, 闫维明, 2005. 建筑结构震害预测方法研究评述. 工业建筑, **35** (6): 1—5.

汤皓, 陈国兴, 2006a. 灰关联与人工神经网络在建筑物震害预测中的应用. 地震工程与工程振动, **26** (3): 57—59.

汤皓, 陈国兴, 李方明, 2006b. 基于 BP 神经网络模型的多层砖房震害预测方法. 地震工程与工程振动, **26** (4): 141—146.

伊之潜, 1996. 地震灾害及损失预测方法. 北京: 地震出版社.

杨秀萍, 康飞, 李俊杰, 2011. 基于 ACCRBF 网络的面板堆石坝参数反演. 水电自动化与大坝监测, **35** (2): 56—58.

Seismic Damage Prediction of Multistory Masonry Buildings Based on ACCRBF Networks

Yang Xiuping, Cheng Yunping, Chen Keheng and Ding Dayong

(Jingmen Civil Defense Office, Jingmen 448000, China)

Abstract To overcome the deficiency in the conventional seismic damage prediction method, in which the anti-earthquake behavior is evaluated by sampling survey, here we present a construction seismic damage prediction method based on ant colony clustering radial basis function (ACCRBF) neural network model. Through training the network on the basis of real seismic damage data, this method sets up the mapping relationship of the parameters between the inputs and outputs. Then The mapping relationship then can be adopted for sample classification, which makes it possible to realize the seismic damage evaluation and hazard prediction. The inputs of the model are the factors that affect the seismic damage, and the output of the model is the seismic damage level under certain peak ground acceleration. Our results show that the seismic damage prediction results from the ACCRBF neural model are in good agreement with the real examples. Therefore, it is worthy of promotion and application in the future.

Key words : ACCRBF neural networks; Multistory masonry buildings; Seismic damage prediction; Factors for seismic damage; Damage degree