**基于多层感知器的农村房屋危险等级分类研究**

朱 峥[[1]](#footnote-1)

（苏州市建设工程质量检测中心有限公司，江苏苏州215000）

摘 要：基于多层感知器技术提出了一种农村房屋危险等级分类方法，首先确定了房屋关键风险因素的初始列表，并通过专家讨论和实地调查进行了验证，然后基于皮尔逊相关性分析对864个农村老旧房屋问卷样本进行了验证。通过SPSS 25.0软件进行多层感知器Multilayer Perceptron (MLP)模型的构建，从房屋居住安全性的角度将农村老旧房屋做出房屋等级分类，并采用样本数据操作特征(ROC)曲线评估房屋分类效应。该模型在数据完整时与数据缺失时的房屋危险性等级评判准确率分别为95.3%与94.5%。通过敏感性分析与因子重要度分析得出影响房屋危险等级排名前三的因素分别为墙体、梁柱、屋盖楼盖。该研究可为缺乏相关专业领域知识的村民以及相关基层管理人员提供了一种自我诊断房屋的方法，具有一定的理论和实践意义。

关键词：农村房屋；多层感知器；危险性等级；房屋鉴定；皮尔逊系数

**中图分类号：** TU18 **文献标志码：** A

**Classification of Rural House Risk Levels Based on Multilayer Perceptron**

*ZHU Zheng*

*( Suzhou Construction Quality Inspection Center Co., Ltd, Suzhou 215000, China )*

**Abstract:** This paper proposed a classification method for safety risk levels of rural houses based on a multiplayer perceptron. The authors first identified the initial list of risk factors for rural house safety, theoretically verified the initial list by expert opinions and site investigation, and then statistically verified the list by Pearson’s correlational coefficients based on 864 collected questionnaire samples. The software SPSS 25.0 was employed for training the multiplayer perceptron, which produced the safety classification of the old rural houses and evaluated the classification effects by ROC curves. The accuracy rates of the model were 95.3% and 94.5% respectively with complete and incomplete input data. The sensitivity analysis and factor importance analysis results revealed that the top three contributory factors followed walls, beams and columns, and roofs and floors. The established model in this paper exhibited a certain level of theoretical and practical significance for its capability in assisting local dwellers and local management staff with limited civil-engineering backgrounds in judging the risk levels of rural house safety.

**Key words:** Rural house; Multilayer perceptron; Fatalness level; Evaluation; Pearson coefficient

**0引 言**

农村房屋住房安全是全世界所关注的问题。瑞士自1990年以来农村危房面积增加了两倍多，每年老化率1.5%，而新房建设项目进展缓慢[1]。而在我国随着2020年脱贫攻坚战取得了全面胜利，农村人口生活水平不断提高。但仍有少量农村居民住房安全得不到保障，这就直接影响到了脱贫攻坚战的质量。从2008年全国开始试点危房改造工作，到现在已经有十多年的时间。大量学者也进行了许多研究，在我国西部地区农村房屋平均危房率达21.13%[2]。而在农村危房中承重墙开裂、墙体粉化风化和檩条严重腐蚀最为常见[3]。目前在危房改造过程中，传统方法检测首先需要专家对现场房屋进行实地踏勘，而我国农村面积之广，农房数量之多，仅仅依靠专家挨家挨户进行逐一上门入户检测耗时耗力[4, 5]。且专家单一判断这种方法也可能容易受到外部和主观推断的影响。反观现代新型智能检测技术[6-8]，如红外线裂缝检测[9]、超声波检测，存在着无人机设备昂贵、检测专业化程度较高的问题，图像识别检测对现场光线、场地环境要求较高[10]也尚未在实际工程中广泛运用。

为解决上述不足，本研究通过因子识别与相关性分析来确定相关因子，并建立多层感知器（MLP）模型。该模型采用机器深度学习的方法，目前已在生物、化工、医疗等领域运用，但尚未在房建管理情形下使用，故本文想借此来提供一种农村老旧房屋管理的方法，即能够自动将农村房屋分类为不同的风险等级，从而替代专家决策，以减轻对专家判断的严重依赖。村镇街道管理人员可基于此模型对辖区的老旧房屋做出初步鉴定，达到对农村危房的及时排查，降低专业测评的使用门槛，从而加快乡村振兴与新农村建设的步伐。

**1 研究方法与思路**

笔者通过阅读文献与JGJT 363-2014 《农村住房危险性鉴定标准》[11]对比确定农村房屋危险性相关因子，对标准中的相关因子进行扩充，然后通过专家意见与皮尔逊相关性分析对其在数据上进行验证，最后形成多层感知器（MLP）模型。在模型构建完成后，将对模型进行两次准确性检验，分别是基于专家收集数据的检验与模拟基础管理人员或村民自行使用时的模型准确率检验。

## 1.1 研究过程

本次研究调查样本选自江苏省连云港市海州区云台街道、花果山街道、宁海街道、锦屏镇、板浦镇共计5个镇、街道，涵盖了51个村，864栋老旧农房作为研究对象。经过为期7-8个月的走访检测，实地了解每栋农村危房的建造年代、结构形式、对房屋布局、面积进行实地测量，并对所存在的危险点进行记录并拍照存证。研究过程中共成立了两个专家组进行数据收集。所有专家均在相关领域具有十年以上的学术或实践经验。A组专家由5名专家组成，负责在目标区域进行现场调查，并收集有关农村房屋危险性情况的数据。做到彼此不一定认识，彼此之间也没有相互交流，从而最大限度地保持了独立性和公正性。51个村的864栋农村房屋为研究样本，其各自的因子作为SPSS软件的输入层，软件自动抽取70%作为模型训练，30%作为模型验证。B组专家组也有5名专家，负责分别验证因子关系、模型准确率和敏感性分析。其中A、B两组中分别选出两位在相关领域拥有最长行业经验的作者担任了两队组长，以便研究的正常的运作。

## 1.2 数据分析方法

### **1.2.1 皮尔逊相关性分析**

皮尔逊相关系数是用来衡量定距型变量间线性相关关系。不仅可以计算出变量之间相关性的大小，还提供相关性的方向信息。具体如公式(1)所示[12]。

$r=\frac{\sum\_{i=1}^{n}\left(x\_{i}-\overbar{x}\right)\left(y\_{i}-\overbar{y}\right)}{\sqrt{\sum\_{i=1}^{n}\left(x\_{i}-\overbar{x}\right)^{2}\left(y\_{i}-\overbar{y}\right)^{2}}}$ (1)

其中n为样本数，$x\_{i}$和$y\_{i}$分别为两变量的变量值。由公式(1)可以得出，结果的取值范围在$\left[-1,1\right]$，当$r=0$时，x与y无线性相关；当$\left|r\right|=1$时，x与y完全线性相关，若$r=1$时，x与y完全相关，若$r=-1$时，x与y完全负相关；当$0<\left|r\right|<1$时，x与y存在一定线性相关关系，若$r<0$，x与y为负相关，若$r>0$，x与y为正相关[12]。皮尔逊相关系数计算具有方便、速度快、可解释性强的特点。

### **1.2.2 多层感知器**

多层感知器(Multi-layer Perceptron) 是可以自主识别复杂特征且能够有效处理的一种模型，避免了人工自动提取特征繁琐，只要模型样本训练数据足够多，将因子输入至模型经过输入层、隐含层、最后在输出层输出结果，如图1所示，此模型能够迅速地处理复杂问题，简化人工判别过程[13]。



图1：多层感知器结构示意图

Fig.1 Schematic Diagram of Multilayer Perceptron Structure

其具体表达式为公式(2)所示[14]。

$y=f\left[b+\sum\_{i=1}^{n}\left(x\_{i}\*w\_{i}\right)\right]$ (2)

其中*x*表示从多层感知器上一层传递的信号，共有n个；w表示上一层神经元与这个神经元连接的权重；b为偏置值；f为激活函数；y代表神经元的输出。激活函数f通常有多种，早期浅层神经网络通常采用sigmoid激活函数，本研究由于为了研究分类效果采用softmax作为激活函数。

**2 风险因子识别**

## 2.1 因子识别

构建多层感知器MLP的前提是对于现有造成农村房屋危险的风险因子进行识别。在基于JGJT 363-2014 《农村住房危险性鉴定标准》的定性鉴定的前提下，将房屋从上到下分为地基基础、上部结构、屋面系统。保留了标准中原有的基础、墙体、梁柱、屋架檩条、楼盖屋盖等因子，又扩充了建造年代、粘结材料、场地环境、抗震构造、有无改扩建等因子，来进一步的对造成房屋的危险因子进行判定。具体因子识别如下表1所示。

表1 农村房屋风险因子识别表

Table1 Rural Housing Risk Factor Identification

|  |  |
| --- | --- |
| 种类 | 风险因子 |
| 地下部分 | 地基基础 |
| 上部结构 | 墙体 |
| 粘结材料 |
| 梁、柱 |
| 屋面系统 | 屋架檩条 |
| 楼盖屋盖 |
| 其他 | 私自改扩建 |
| 结构形式 |
| 场地环境 |
| 抗震措施 |
| 建造年代 |

## 2.2 风险评判等级

房屋整体危险性风险评价参考JGJT 363-2014 《农村住房危险性鉴定标准》，将其分为地基基础、上部承重结构两个组成部分进行鉴定，根据组成部分存在的危险点和危险程度进行划分农村住房危险性等级[11]。

A级：结构满足正常使用要求,未发现危险点，房屋结构安全。

B级：结构基本满足正常使用要求，个别结构构件处于危险状态，但不影响主体结构安全，基本满足正常使用要求。

C级：部分承重结构不能满足正常使用要求，局部出现险情，构成局部危房。

D级：承重结构已不能满足正常使用要求，房屋整体出现险情，构成整幢危房。

对于标准中未规定因子，相关评判如下。建造年代：1980年以前，1980-2000年，2000年以后。场地环境：无自然灾害；存在自然灾害（洪涝水患、山体滑坡、泥石流）。抗震构造：存在圈梁、构造柱等构造措施；无任何构造措施。粘结材料：A级：粘结材料可靠，砂浆饱满，强度符合要求；B级：粘结材料轻微粉化，风化，尚不影响正常使用；C级：粘结材料局部缺失，强度明显不足，风化、粉化现象严重，石结构房屋部分采用黄泥砌筑，粘结性差；D级：房屋结构表面无粘接材料，墙体由石材、块材堆砌而成。

**3 模型的构建**

## 3.1 因子筛分

使用SPSS 25.0 软件计算了房屋各因子与危险性等级之间风险因素的皮尔逊相关系数[12]，如表2所示。将$r\_{s}=\frac{2}{\sqrt{n}}$ 作为皮尔逊因子筛分的分界点[15]。n代表样本总量，故本次研究$r\_{s}=0.068$作为分界点，当皮尔逊相关性系数的绝对值大于0.068，说明因子之间存在相关性，若皮尔逊相关性系数的绝对值小于0.068，则说明因子之间不相关。

综上后期模型构建中场地环境可忽略其对于房屋危险等级的影响。建造年代与抗震构造这两个因子与房屋危险等级呈负相关，其表明建造年代越近，抗震措施越齐全，房屋越安全。注：\*\*为在0.01（双侧）显著相关；\*为在0.05水平（双侧）显著相关。

表2 皮尔逊相关性检验

 Table2 Pearson Correlation Test

|  |
| --- |
|  危险性等级 |
|  | 皮尔逊系数 | Sig双尾 | 个案数 |
| 危险性等级 | 1 | - | 864 |
| 结构形式 | 0.077\* | 0.023 | 864 |
| 建造年代 | -0.217\*\* | 0.000 | 864 |
| 场地环境 | 0.023 | 0.494 | 864 |
| 抗震构造 | -0.132\*\* | 0.000 | 864 |
| 私自改扩建 | 0.101\*\* | 0.003 | 864 |
| 墙体 | 0.933\*\* | 0.000 | 864 |
| 地基基础 | 0.412\*\* | 0.000 | 864 |
| 梁柱 | 0.703\*\* | 0.000 | 864 |
| 粘结材料 | 0.745\*\* | 0.000 | 864 |
| 屋架檩条 | 0.649\*\* | 0.000 | 864 |
| 楼盖屋盖 | 0.664\*\* | 0.000 | 864 |

## 3.2 MLP模型构建

经过相关性分析，筛选出4个描述性因子建造年代、私自改扩建、结构形式、抗震构造作为MLP模型的自变量，其余6个因子作为协变量。将房屋整体危险等级作为模型的因变量。软件自动在864份样本数据中随机选取70%作为样本训练对象，30%作为模型检验对象。

采用多层前馈神经网络结构，标度共轭梯度优化算法，以分析筛选出的10个变量作为输入层节点，隐藏层层数1，隐藏层节点数9个，分类结果A、B、C、D为输出层节点，建立MLP模型。

## 3.3 模型准确率检验

模型准确性检验是通过SPSS 25.0软件进行样本准确率测试和模拟准确率测试两种方法并行进行检验。

### **3.3.1 样本准确率结果**

在理论测试过程中，模型在完整数据和不完整数据的两种情况下进行了测试。根据收集到的信息对模型中的所有节点进行条件分配，以进行完整的数据测试。见表3所示。由结果可见，模型检验准确率为95.3%。

### **3.3.2 模拟准确率结果**

同时设计不同的场景来模拟可能出现的数据缺失情况。主要是为了考虑某些因素不可观察或某些因素的观察模糊的情况。主要是针对没有相关专业领域知识的村民或村镇管理人员而设计的，主要模拟了以下三种情况：

情况1：对于室内屋面吊顶，屋架檩条无法观察，评判模糊的情况。

情况2：对于房屋建造年代不清，场地环境未知，梁柱破损界定不清的情况。

情况3：对于地基基础，粘结材料未知的情况。

具体准确率情况见表4所示。由结果可见，3种情况下模型检验最低准确率为94.5%。模型在处理不完整数据时的准确率略低于样本数据完整时的准确率，但仍可以接受。主要原因是因为某些关键因子缺失或因所占权重较高导致了模型局部出现误判。因此针对此类问题，在日后模型的推广与运用过程中，可事先附上基本评判说明，使用户清晰了解，以此来减少数据样本缺失的情况出现。实际用户操作时需要首先可根据提示评估模型中的节点相关的房屋性能。若当某些因子评判模糊或难以界定时，用户可以置空模型因子。MLP模型可在一些节点未知的情况下进行分类。将各状态输入至各节点后，模型会自动对房屋的危险等级进行分类。用户可根据模型分类结果采取相应措施来解危。

表3：模型准确率检验

Table3 Model Accuracy Test

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 样本 | 实测 | 预测 |
| A | B | C | D | 正确百分比 |
| 训练 | A | 9 | 0 | 0 | 0 | 100.0% |
| B | 0 | 102 | 2 | 0 | 98.1% |
| C | 0 | 1 | 158 | 6 | 95.8% |
| D | 0 | 0 | 4 | 268 | 98.5% |
| 总体百分比 | 1.6% | 18.7% | 29.8% | 49.8% | 97.6% |
| 检验 | A | 3 | 2 | 0 | 0 | 60.0% |
| B | 0 | 66 | 0 | 0 | 100.0% |
| C | 0 | 3 | 67 | 3 | 91.8% |
| D | 0 | 0 | 4 | 106 | 96.4% |
| 总体百分比 | 1.2% | 28.0% | 28.0% | 42.9% | 95.3% |

表4：情况1-3模型准确率检验

Table4: Scenario 1-3 Model Accuracy Test

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 样本 | 危险等级 | 情况1准确率 | 情况2准确率 | 情况3准确率 |
| 训练 | A | 85.7% | 90.0% | 100.0% |
| B | 97.8% | 96.6% | 95.7% |
| C | 96.7% | 97.5% | 97.1% |
| D | 97.9% | 95.3% | 98.1% |
| 总体百分比 | 97.4% | 96.1% | 97.3% |
| 检验 | A | 75.0% | 100.0% | 100.0% |
| B | 100.0% | 94.1% | 94.3% |
| C | 90.3% | 96.2% | 95.5% |
| D | 95.7% | 96.1% | 95.7% |
| 总体百分比 | 94.5% | 95.8% | 95.4% |

**4 数据分析**

## 4.1 敏感性分析

敏感性分析主要是分析不同节点的变化对输出节点的影响关系[16]。用ROC曲线来对模型进行敏感性与准确性进行分析，曲线下面积越大，说明模型的准确率也越高。如图2所示。房屋危险等级为A级时曲线下面积为1.000，B级时曲线下面积为0.999，C级时曲线下面积为0.992，D级时曲线下面积为0.996。

## 4.2 因子重要度分析

通过SPSS 25.0软件进行自变量因子的重要程度进行分析，如表5所示。

表5中的重要性系数表示因子对输出结果的影响大小，数值越大，敏感性也就越大。可以看出影响房屋危险等级排名前三的因素分别为墙体、梁柱、屋盖楼盖。因此，在农村危房改造对策时，应对上述因子重点考虑。

值得注意的是，相关研究将地基基础列为影响房屋安全的首要因素，但由于本次研究评价农村房屋安全主要依靠观察房屋上部结构来评级，对于地基基础的评判依靠上部结构产生的裂缝来进行反推，故地基基础重要性系数较低。由于此表分析结果仅针对于本次研究的864份连云港市农村老旧房屋，在进行实地调查过程中，普遍观察地基存在危险点，但很少遇见地基处于整体危险导致房屋整体倒塌成废墟的情况，加之目前农村老旧房屋建于上世纪60-70年代，故样本分析时抗震构造重要性也较小。为了解决此点，后期进行数据样本收集时，可增加对不同地基基础、抗震设防类别房屋的考察与检测，做到全面覆盖农村房屋（倒塌房屋、老旧房屋、新建房屋），以减少此项偏差。

表5：因子重要性分析

Table5 Factor Significance Analysis

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 因子名称 | 重要性系数 | 正态化重要性 | 排序 |
| 墙体 | 0.281 | 100.0% | 1 |
| 梁、柱 | 0.172 | 61.3% | 2 |
| 屋盖楼盖 | 0.110 | 39.1% | 3 |
| 地基基础 | 0.101 | 36.1% | 4 |
| 粘结材料 | 0.076 | 27.0% | 5 |
| 屋架檩条 | 0.075 | 26.8% | 6 |
| 结构形式 | 0.073 | 26.1% | 7 |
| 建造年代 | 0.061 | 21.6% | 8 |
| 抗震构造 | 0.029 | 10.2% | 9 |
| 改扩建 | 0.022 | 7.8% | 10 |



图2：ROC曲线

Fig.2 ROC Curve

**5 结果讨论**

目前，农村老旧房屋的检查鉴定以专家现场鉴定为主。例如文献中[17]作者团队对淮北市遂溪县农村房屋进行实地调查，结合该地区房屋的危害等级，综合分析了房屋危害的成因。这种方法虽然更准确，但耗费了人力、物力。使用多层感知器MLP模型后，村民可以自行对房屋进行初步判别，从而及时发现和处理房屋的隐患。

与其他现有模型[18-20]相比，这种多层感知器模型最大限度地减少了主观偏差，并有助于村民更易接受分类结果。该模型简化了专家现场评估流程，提供了有效的智能辅助，帮助居民自主评估房屋等级。当然本模型在当样本数据不够大时，特征不明显时，分类结果会有一定的偏差。

**6 结 语**

(1) 本研究建立了多层感知器MLP模型，对农村房屋的危险性进行分类。主要基于因子识别、机器深度学习理论，对江苏省连云港市的864所农村危房进行实地调查以及皮尔逊相关性分析。然后通过SPSS 25.0软件建立分类模型。最后模型的分类和准确度贴合实际现场检测结果，符合本研究的目的。

(2) 通过敏感性分析与因子重要度分析得出影响房屋危险等级排名前三的因素分别为墙体、梁柱、屋盖楼盖，可为后续农房改造加固提出相关建议。

(3) 从理论上，本研究扩展了我国农村老旧房子评估的内容，该研究为我国农村房屋鉴定提供了较为合理的理论方法，为农村房屋改造保障以及人民生命财产安全提供了相关理论和技术支持。

(4) 本次研究只调查了连云港本市的农村房屋，主要涵盖了砌体结构、石结构、生土结构。但我国面积之广，农房数量之多，房屋结构形式多样，后期研究可扩大研究范围，深入我国中西部或其他农村地区，探究本模型的适用性。

(5) 本次研究基于多层感知器进行农村房屋等级的分类，后续研究可探索其他机器学习方法[21]，分析差异后得出最优的、最准确的评定方法。

**参考文献**

 [1]PESHKOV V V, GERTSEKOVICH D A, GORBACHEVSKAYA L. Dilapidated and dilapidated housing in the aspect of the Federal project “Ensuring sustainable reduction of uninhabitable housing”: IOP Conference Series: Materials Science and Engineering[C]: IOP Publishing, 2019.

 [2]周铁钢, 韩睿斌, 穆钧. 西部地区农村危房现状调查与抗震性能统计分析[J]. 自然灾害学报, 2013,22(06): 70-75.

 [3]周学峰, 张兆波. 甘肃省农村危房现状调查及建议[J]. 甘肃农业, 2019(05): 111-112.

 [4]周铁钢, 徐向凯, 穆钧. 中国农村生土结构农房安全现状调查[J]. 工业建筑, 2013,43(S1): 1-4.

 [5]马月. 瓦房店市农村危房改造工作问题研究[D]. 大连理工大学, 2019.

 [6]吴桐. 老旧房屋健康智能监测云平台系统研究[D]. 广州大学, 2020.

 [7]TOROK M M, GOLPARVAR-FARD M, KOCHERSBERGER K B. Image-based automated 3D crack detection for post-disaster building assessment[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2014,28(5): A4014004.

 [8]BAUER E, MILHOMEM P M, AIDAR L A G. Evaluating the damage degree of cracking in facades using infrared thermography[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2018,8(3): 517-528.

 [9]李菲, 彭自强, 石显, 等. 混凝土裂缝检测与监测技术研究进展[J]. 广东土木与建筑, 2022,29(05): 96-99.

[10]江永清. 基于深度学习的混凝土构件损伤检测与定位方法研究[D]. 山东建筑大学, 2022.

[11]中华人民共和国住房与城乡建设部. JGJT 363-2014.农村住房危险性鉴定标准[S]. 北京: 2014.

[12]王雪华. 管理统计学—基于SPSS软件应用[M]. 电子工业出版社, 2014.

[13]马陇飞, 萧汉敏, 陶敬伟, 等. 基于深度学习岩性分类的研究与应用[J]. 科学技术与工程, 2022,22(07): 2609-2617.

[14]TAUD H, MAS J F. Multilayer perceptron (MLP)[M]//Geomatic approaches for modeling land change scenarios. Springer, 2018:451-455.

[15]PROFILLIDIS V A, BOTZORIS G N. Modeling of transport demand: Analyzing, calculating, and forecasting transport demand[M]. Elsevier, 2018.

[16]蔡毅, 邢岩, 胡丹. 敏感性分析综述[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2008(01): 9-16.

[17]李有香, 邓宗立. 农村住宅危险性现状统计分析——以淮北市濉溪县实地调研为例[J]. 安徽建筑工业学院学报(自然科学版), 2013,21(03): 39-42.

[18]LEU S, CHANG C. Bayesian-network-based safety risk assessment for steel construction projects[J]. Accident Analysis and Prevention, 2013,54.

[19]卜全民, 王涌涛, 汪德爟. 事故树分析法的应用研究[J]. 西南石油大学学报, 2007(04): 141-144.

[20]杨敏, 王竹葳, 王艳梅, 等. 基于因果贝叶斯网络的风险建模与分析[J]. 工业工程, 2016,19(05): 121-127.

[21] SONG M, ZHU Z, WANG P, et al. An Alternative Rural Housing Management Tool Empowered by a Bayesian Neural Classifier[J]. Sustainability

, 2023,15(3): 1785.

1. 作者简介：朱峥（1995-），男，江苏苏州人，助理工程师，从事方向：房屋检测与鉴定，邮箱：735838807@qq.com [↑](#footnote-ref-1)