

# 基于多算法融合学生评价大模型构建与应用 — 以 Linux 课程为例

张莉 杨官霞

浙江长征职业技术学院 杭州 310012

**摘要：**在数智时代，软件技术行业对 Linux 平台人才要求不断提高，传统单一评价方式难以满足需求。本文构建基于层次分析法、模糊综合评价法与神经网络算法融合的学生评价大模型，搭建多层次指标体系，实现对 Linux 课程学习效果的动态立体化评估。该模型以“确定权重—综合评判—智能优化”为逻辑，克服传统评价的主观片面问题。经高校教学实践验证，它能精准反映学生能力，以数据驱动课程优化与教学决策，促进学生技能和产业需求对接。此模型为电化教育智能化、个性化评价体系建设提供思路，助力教育数字化转型与人才培养质量提升。

**关键词：**学生评价；多算法融合；层次分析法；模糊综合评价法；神经网络算法

## 一、引言

在数字化浪潮推动下，软件技术领域对高素质专业人才的渴求与日俱增<sup>[1]</sup>。Linux 操作系统因其开源、稳定、安全等特性，在服务器端、云计算、大数据等领域有着广泛应用（Linux 基金会，2024）<sup>[2]</sup>。浙江长征职业技术学院软件技术专业开设的 Linux 平台及应用课程，肩负着为产业输送具备 Linux 相关技能人才的重任。而构建科学合理的该课程学生评价体系则是保障人才培养质量的关键环节<sup>[3]</sup>。传统评价方式往往侧重理论考试成绩，忽视实践技能、职业素养等核心要素，且评价过程主观性强、维度单一，难以精准反映学生在 Linux 课程方面的真实能力水平与职业发展潜力，导致教育输出与企业对 Linux 技能人才的实际用人需求存在显著偏差<sup>[4][5]</sup>。新业态下小微企业对‘一专多能’型人才需求日趋迫切，结合浙江省中小企业协会发布的《小微企业复合型人才职业技能标准（计算机/互联网类）》（T/ZASME 0002—2024）、《小微企业复合型人才综合素质评价标准（计算机/互联网类）》（T/ZASME 0004—2024）与《小微企业复合型人才培养标准（计算机/互联网类）》（T/ZASME 0003—2024）中明确的职业技能分级要求（初级/中级/高级）及‘一专（主岗）多能（跨岗）’核心能力框架，本研究基于上述标准确立的主岗—跨岗能力评价维度，构建适配分岗分级的立体化评价指标体系，以满足小微企业对复合型人才精准评价需求。

## 二、相关算法概述

### （一）层次分析法（AHP）

层次分析法由美国运筹学家萨蒂（T. L. Saaty）提出，是一种将复杂决策问题层次化、结构化的多准则决策方法<sup>[6]</sup>。它把决策目标分解为不同层次的准则和指标，通过构建判断矩阵并求解特征向量，确定各层级指标相对重要性权重，为综合评价奠定基础。在课程时，可用于梳理专业知识、实践能力、职业素养等不同维度及其下属指标间的权重关系，将定性判断转化为定量分析，使评价体系层次分明、逻辑严谨。

### （二）模糊综合评价法

模糊综合评价法基于模糊数学原理，适用于处理多因素、模糊性和不确定性问题<sup>[7]</sup>。它先确定评价因素集和评价等级集，构建模糊关系矩阵反映各因素与评价等级间的模糊关系，再结合因素权重向量进行模糊合成运算，得出综合评价结果。对于 Linux 平台及应用课程学生评价，由于学生在 Linux 实践技能的熟练程度、职业素养的高低等方面存在模糊边界，该方法能够有效整合多方面评价信息，得出相对客观准确的整体评价。

### （三）神经网络算法

神经网络算法是一种模仿生物神经网络结构和功能的机器学习算法，具有强大的自学习、自适应和非线性映射能力<sup>[8]</sup>。在该课程学生评价中，可通过构建包含输入层（如学生在 Linux 课程的各项成绩、项目表现等数据）、隐藏层（提取数据特征和模式）和输出层（评价结果）的神经网络模型，利用大量样本数据训练模型，使其自动学习输入与输出之间的复杂映射关系，进而对新学生数据进行准确评价。特别是在处理复杂数据关系和动态变化的评价场景中，神经网络算法能有效捕捉潜在规律，提升评价精度。

## 三、基于多算法融合的学生评价大模型构建

### （一）评价指标体系设计

综合 Linux 软件行业岗位需求与专业教育目标，以及三个标准中对复合型人才的要求，构建涵盖专业知识、实践技能、职业素养和创新能力四个一级指标的评价体系<sup>[9]</sup>，专门针对 Linux 平台及应用课程。专业知识包括 Linux 系统基础、Shell 编程、Linux 网络配置等课程知识掌握程度；实践技能涵盖 Linux 项目开发、服务器搭建与运维、故障排查等实践操作能力；职业素养涉及在 Linux 项目开发中的职业道德、团队协作、沟通能力等方面；创新能力考察学生在 Linux 软件开发中提出新想法、新方法和解决实际问题的创新思维与实践。每个一级指标进一步细分若干二级指标<sup>[10]</sup>，如专业知识下细分 Linux 文件系统操作、进程管理等具体课程知识点掌握情况，确保

评价全面细致,符合小微企业复合型人才的培养和评价要求。

## (二) AHP 确定指标权重

邀请 Linux 软件企业专家、教育学者和一线教师组成评价团队,采用 1-9 标度法对各级评价指标进行两两比较,构建判断矩阵。例如,对于专业知识、实践技能、职业素养和创新能力四个一级指标,若专家认为在 Linux 课程中实践技能相对专业知识“稍微重要”,则在判断矩阵相应位置赋值 3,反之专业知识相对实践技能赋值 1/3,具体见表 1。通过计算判断矩阵最大特征根及其对应的特征向量,并进行一致性检验,确保判断矩阵合理性。经归一化处理后的特征向量即为各一级指标权重向量,同理可计算各二级指标相对于所属一级指标的权重向量,从而确定各级指标在整个评价体系中的相对重要性权重<sup>[11]</sup>。

表 1 一级指标判断矩阵及权重计算表格

	专业知识	实践技能	职业素养	创新能力	权重向量
专业知识	1	1/3	2	1/2	0.17
实践技能	3	1	4	2	0.51
职业素养	1/2	1/4	1	1/3	0.09
创新能力	2	1/2	3	1	0.23

## (三) 模糊综合评价数据处理

确定评价等级集,如设为“优秀”“良好”“中等”“合格”“不合格”五个等级,并对每个等级赋予相应分值区间。收集学生在 Linux 平台及应用课程各项评价指标上的表现数据,如考试成绩、Linux 项目实践评分、教师评语等,通过隶属度函数将这些数据转化为各指标对不同评价等级的隶属度,构建模糊关系矩阵。例如,某学生在 Linux Shell 编程课程考试成绩为 85 分,根据预先设定的隶属度函数,计算其对“优秀”“良好”“中等”“合格”“不合格”等级的隶属度分别为 0.3、0.5、0.2、0、0,以此类推构建其他指标的隶属度,形成完整模糊关系矩阵。结合 AHP 确定的指标权重向量与模糊关系矩阵,采用合适的模糊合成算子(如加权平均算子)进行运算,得到学生在每个一级指标下的模糊评价结果向量,再进一步合成得到学生综合模糊评价结果向量,依据最大隶属度原则确定学生最终评价等级<sup>[9]</sup>。

### 1. 评价等级集及分值区间

用表格来展示评价等级集以及对应的分值区间,具体见表 2。

表 2 评价等级集

评价等级	分值区间
优秀	85 - 100
良好	70 - 84
中等	60 - 69
合格	50 - 59
不合格	0 - 49

### 2. 隶属度函数计算结果(单个指标示例)

对于单个指标(如 Linux Shell 编程课程考试成绩)计算得到的隶属度情况,可以用柱状图来展示,基于执行结果,绘制柱状图展示某学生 Linux Shell

编程课程考试成绩对不同评价等级的隶属度。如图 1 所示,可以直观地看出该学生成绩在各个评价等级上的隶属程度。

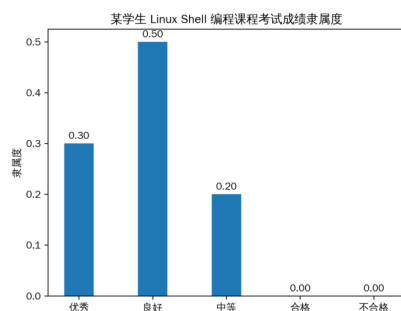


图 1 成绩隶属度图

## 3. 模糊关系矩阵

用热力图来展示模糊关系矩阵。这里我们有两个评价指标(Linux Shell 编程、Linux 服务器搭建、Linux 项目实践),如图 2 所示。

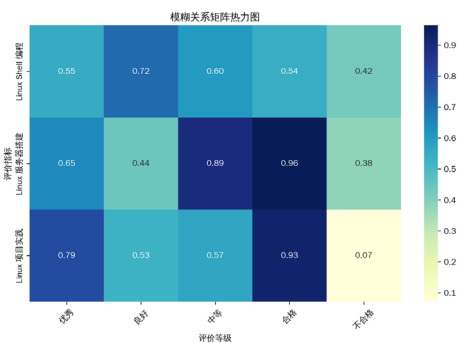


图 2 模糊关系矩阵热力图

## 4. 一级指标下的模糊评价结果向量及综合模糊评价结果向量

可以使用雷达图来展示学生在每个一级指标下的模糊评价结果向量以及综合模糊评价结果向量。假设一级指标有专业知识、实践技能、职业素养、创新能力,这里继续随机生成示例数据。雷达图直观展示学生在每个一级指标下的模糊评价结果向量以及综合模糊评价结果向量。如图 3 所示可以清晰看到学生在不同一级指标上的表现以及综合的评价得分情况。

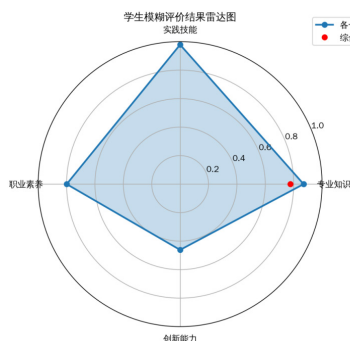


图 3 学生模糊评价结果雷达图

## (四) 神经网络模型优化与融合

构建神经网络模型,以学生在 Linux 平台及应用课程的各项评价指标数据为输入层节点,评价结果为输出层节点,根据数据特点和模型复杂度合理设置隐

藏层节点数量和层数。采用反向传播算法（BP）对神经网络进行训练，将大量历史学生评价数据分为训练集、验证集和测试集，输入模型进行训练和优化，不断调整网络连接权重和阈值，使模型在测试集上的预测误差最小。训练完成后，将神经网络模型输出结果与模糊综合评价结果进行融合。例如，可采用加权融合方式，根据两种方法在验证集上的准确性和稳定性确定权重，使最终评价结果兼具模糊综合评价的逻辑可解释性和神经网络的高精度学习能力，进一步提升评价模型可靠性与准确性<sup>[12]</sup>，如图 4 所示。

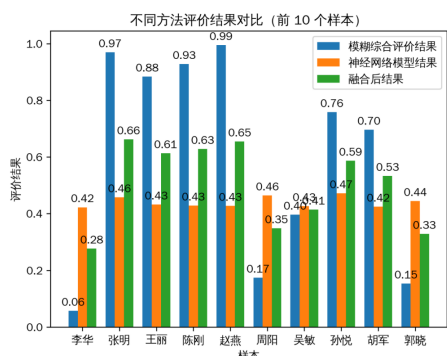


图 4 不同方法评价结果对比图

#### 四、模型应用实例分析

##### （一）数据收集与预处理

选取软件技术专业一个班级学生为研究对象，收集学生在校期间 Linux 平台及应用课程考试成绩、课程设计成绩、Linux 项目实践报告成绩、企业实习中 Linux 相关工作评价、教师日常观察记录等多源数据。对数据进行清洗和标准化处理，将不同成绩统一换算为百分制，对教师评语等定性数据进行量化编码，确保数据格式规范、量纲一致，以便输入评价模型进行分析。

##### （二）模型计算与结果分析

将预处理后的数据输入构建好的多算法融合评价大模型<sup>[13]</sup>，首先通过 AHP 确定各级指标权重，如专业知识权重 0.3、实践技能权重 0.4、职业素养权重 0.2、创新能力权重 0.1，各二级指标权重也相应确定。接着进行模糊综合评价和神经网络模型计算<sup>[14]</sup>，得到每个学生在 Linux 平台及应用课程的综合评价结果。例如，学生甲在 Linux 专业知识方面得分较高，但实践技能和创新能力相对薄弱，经模型计算综合评价结果为“良好”；学生乙各项指标表现均衡，最终评价为“优秀”。对比传统评价方式（仅依据考试成绩），发现该模型能够更全面地反映学生在 Linux 课程实际能力差异，如部分考试成绩中等但 Linux 实践能力强的学生在新模型中得到更合理的较高评价，而一些理论成绩好但缺乏团队协作等职业素养在 Linux 项目中的学生评价有所降低，表明模型有效弥补了传统评价缺陷，如图 5 所示，为教学改进和学生发展提供了更具针对性的反馈，同时也符合小微企业复合型人才的职业技能和综合素质评价要求。

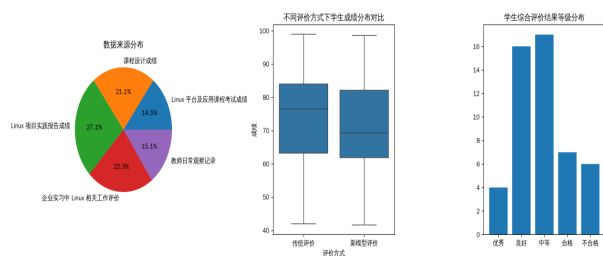


图 5 模型结果分析图

#### 结论与展望

本文构建的基于多算法融合的 Linux 平台及应用课程学生评价大模型，整合了层次分析法、模糊综合评价法和神经网络算法优势，实现了从多维度、多角度对学生在该课程综合能力的精准量化评估。通过实际案例应用验证了模型在提升评价准确性、客观性和全面性方面的显著成效，能够为软件技术专业教育教学提供科学决策依据，助力优化 Linux 课程设置、改进教学方法、强化实践教学环节，促进学生全面发展与产业对 Linux 技能需求紧密对接。未来研究可进一步拓展评价指标体系，纳入更多 Linux 行业新技术和职业能力要素；持续优化算法模型参数和结构，提升模型泛化能力和计算效率；探索与学校教学管理系统深度融合，实现学生在 Linux 课程评价的实时动态监测与智能反馈，推动软件技术专业 Linux 课程教育评价体系不断创新完善。

#### 参考文献

- [1] 浙江省教育厅.《浙江省职业教育数字化转型行动计划(2021-2025)》[R]. 杭州, 2021.
- [2] Linux 基金会. 2024 Open Source Jobs Report[R]. 2024.
- [3] 刘晓洁, 黄永佳. 基于 Linux 的双机热备系统的实现技术[J]. 计算机应用研究, 2019.
- [4] 李明, 王芳. 基于改进层次分析法的高校学生综合能力评价模型构建[J]. 教育现代化, 2021, 8(45): 112-116.
- [5] 杨哲, 刘广霞. 基于模糊理论的综合素质评价方法研究[J]. 继续教育研究, 2014.

作者简介: 张莉(1978-), 女, 汉族, 河南省南阳人, 副教授, 硕士。主要研究方向: 职业教育、软件开发。

课题名称及编号: 2023 年浙江长征职业技术学院十四五教学改革项目: 基于悉尼协议 OBE 理念的《Linux 平台及应用》课程教学模式研究与应用

2024 年度“三标”推广应用与人才评价改革专项课题 校级 AIGC 环境下高职软件技术专业学生“一核三圈”关键能力培养研究