

认知诊断支持下的合作学习互补分组方法研究

叶海智,苏明鹭,黄宏涛,宋婷鸽,李世珍

(河南师范大学 河南省高等学校教育信息工程技术研究中心,河南 新乡 453007)

摘要:分组是合作学习的重要环节,能够培养学生的小组协作能力,提高学生合作学习的效率。然而,目前合作学习常采用人工方式进行分组,无法确保组内成员在知识结构上具有较高的互补性。因此,提出一种基于认知诊断的分组方法。该方法首先使用多层感知器神经网络对学生知识状态进行诊断,在诊断结果支持下通过获取知识点间的依赖关系生成知识状态迁移图并对其进行拓扑排序,最后按知识状态拓扑序对学生进行自动分组,使组内成员在知识结构上具有较高的互补性。在此基础上应用该分组方法进行合作学习教学设计,并将其应用于《C 程序设计》课程中开展教学实践。实践结果表明:该方法能够有效提高小组成员在知识结构上的互补性,从而提高问题解决率,改善学生学习效果。问卷调查结果显示:参与实验的学生对基于互补分组的教学方式满意度较高。

关键词:神经网络;认知诊断;合作学习;互补分组

中图分类号:TP399

文献标志码:A

合作学习兴起于 20 世纪 70 年代初的美国,作为一种创新的教学理论和教学策略,它将学生从旁观者变为参与者,从而很好地培养了学生的自学能力,很大程度上提高了课堂教学质量^[1],其有效性在各个领域得到验证^[2-3]。合作学习的核心是分组,与小组合作学习的效果有着紧密的联系^[4]。有良好组织结构的分组学习效果远优于单个个体或任意分组的效果^[5-7]。目前,由于合作学习常采用人工方式进行分组,无法确保组内成员在知识结构上的互补性,导致学生问题解决率不高。为了解决该问题需要获取学生的知识状态,但教学过程中仅依靠教师经验无法准确把握每个学生的知识状态。随着计算机学习支持系统和认知诊断技术的出现,为学生知识状态诊断提供了更为高效的方法,也为进一步提高组内成员的知识结构互补性提供了可能。如何应用诊断结果优化合作学习中的分组方法,提高学生问题解决率,是改善合作学习效果的有效途径。

我国在 20 世纪 90 年代初也开始将分组合作学习模式引入课堂教学,从而引发对分组学习进一步的探讨与分析。胡小勇等人^[8]基于对分组学习理论^[9]基础的分析,提出并应用了异质互补式分组、自由组合式分组等分组学习优化策略,并在《教育传播学》课程之中进行实践验证,培养和提升了学生的理论水平、创新精神与应用能力。盖维秀^[10]在“基于分组学习的思维对话式”教学模式的实践与探索中,尊重学生个体学习方式的多样性,倡导学生自主、合作、探究性学习,进行思维对话式有效教学活动。邵钦瑜与何丽^[11]认为基于网络和课堂混合环境下的合作学习策略有利于语言学习者习得语言知识与培养创新、合作精神,对学生的学习能力、态度、情感、经验等方面都产生了积极作用。

然而,小组合作学习虽然能够增强学生学习主动性,也有利于教学的多边互助,但是这种方法还存在进一步优化的空间。例如在分组方式方面,现有的分组方式多是按照座位进行分组,或是教师固定的分组方案。由于教师无法及时把握每个学生的知识状态,这些基于人工的分组方式,可能会造成组内成员之间的知识结构互补性不高,从而导致组内成员之间无法互助学习,不利于不同知识水平的学生在一起互助学习、取长补短。

收稿日期:2018-11-23;**修回日期:**2018-12-07.

基金项目:教育部人文社会科学研究项目(16YJC880017);河南省哲学社会科学规划项目(2016BJY010);河南省教师教育课程改革研究项目(2017-JSJYWT-004);河南省教育厅科学技术研究重点项目(15A880010);河南省高等学校重点科研项目(19A880014).

作者简介:叶海智(1963-),男,河南栾川人,河南师范大学教授,博士,研究方向为教育信息化,E-mail:yhz87@163.com.

通信作者:苏明鹭,E-mail:ft3092881@qq.com.

若能把握每个学生的知识状态,就能进行互补分组.认知诊断为准确诊断学生知识状态提供了更为高效的方法,也为进一步提高组内成员的知识结构互补性提供了可能,故本文研究认知诊断技术支持下的互补分组方法.

1 认知诊断技术支持下的互补分组方法

1.1 相关概念介绍

异质分组:根据学生的当前知识水平、学习能力方面的差异,组成异质合作学习小组.本文提出的互补分组是一种遵循“组间同质,组内异质,优势互补”原则的异质分组方式.它尽量使分组结果科学合理、客观准确,让不同特质、不同层次的学生进行优化组合,使每个小组的知识水平相当、知识结构互补,从而形成组内合作、组间竞争的局面^[12].也就是说每个小组都应由优秀生、中等生和待进生共同组成;小组成员在组内要各司其职,既有不同程度学生间的组内辅导,也有相同程度学生间的组内讨论.

知识依赖关系:知识依赖关系又称知识点之间的逻辑关系.学习者只有掌握了前一个知识点才能学习后续的知识点,即后续知识点的学习以掌握其依赖的基础点为基础.比如学习数学知识过程中先认知数字才能学习数字运算,即数字运算依赖于认知数字,这是一种偏序关系,该关系中后面的知识点为后继知识点,其所依赖的知识点为前驱知识点.

理想属性模式:理想属性模式表示一种合理的知识结构.该结构中知识点间的掌握状态符合知识点间的依赖关系,即某个知识点已掌握,则其依赖的所有前驱知识点都已掌握.生成理想属性模式就是从所有属性模式中剔除不合理的属性模式并保留合理属性模式的过程.

拓扑排序:由某个集合上的一个偏序得到该集合上的一个全序,这个操作称之为拓扑排序.在对一个有向无环图(Directed Acyclic Graph 简称 DAG)进行拓扑排序时,是将 DAG 图中所有顶点排成一个线性序列,把图中元素表示成顶点,用有向边表示元素之间的直接偏序关系.通常,这样的线性序列称为满足拓扑次序的序列,简称拓扑序列.

1.2 认知诊断过程

为实现在合作学习中根据知识结构对学生进行自动分组,形成知识结构互补的合理分组方案,需要在分组前对学生进行认知诊断,以获得每个学生的知识掌握状态.本文使用基于神经网络的认知诊断方法开展知识状态诊断,主要有 4 个步骤:构建知识依赖关系图、理想属性模式、期望反应模式和应用神经网络进行模式匹配.

1)知识关系依赖图构建.为了在教学中实施认知诊断,需要先构建知识依赖关系图.图 1 给出了一个知识依赖关系图实例,其中顶点为测验涉及的知识点(在认知诊断中称为属性),有向边表示知识点间的依赖关系.这种知识间的先序依赖关系能够有效排除不合理的知识模式,为认知诊断消除学生作答误差提供依据.例如在测验中学生仅答对了和知识点 A5 相关的测试题,则由图 1 中知识依赖关系可断定该学生在 A5 相关试题上的作答是猜对的.

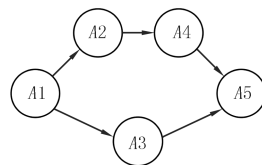


图 1 知识依赖关系图

Fig. 1 Knowledge dependence graph

2)理想属性模式构建.认知属性模式是一组认知加工策略或技能,它反映了学生潜在的知识结构,即学生对认知属性集中所有知识的掌握状态.由于每个属性仅存在被掌握和未被掌握两种状态,以图 1 为例,分别用 5 个二进制位表示知识状态,对于各知识点对应的属性,掌握为“1”,未掌握为“0”.所以图 1 中顶点集对应的可能属性模式有 25 种.因为知识关系依赖图中顶点间存在着严格的先序依赖关系,要掌握某个顶点对应的知识就必须先掌握其依赖的顶点对应的知识.因此,在这 25 种属性模式中,可能存在不合理的属性模式.如属性模式“00100”,它表示被试只掌握了 A3,而从属性间的依赖关系可知,被试只有掌握了 A1 才能掌握 A3,所以这种属性模式是不合理的.理想属性模式是指符合属性间先序依赖关系的合理属性模式.表 1 给出了由图 1 生成的理想属性模式集,其中每个属性模式都是一种合理的认知技能序列.例如表 2 中编号为 3

的理想属性模式“11000”,它表示被试仅掌握了属性 A1 和 A2,这种知识结构是合理的。

3)期望反应模式构建.期望反应模式是指既不猜测也不失误的作答反应,能够反映学生真实的知识结构,这种知识结构对应于一种理想属性模式.因此,期望反应模式与理想属性模式是一一对应的.表 2 是一个和图 1 相关的测试项目集,它包含 5 个测试项目,同时给出了每个项目考察的认知属性(知识点).期望反应模式是和理想属性模式对应的预期答题模式,所以可由理想属性模式集构建出期望反应模式集.表 1 给出了表 2 中测试项目的期望反应模式和理想属性模式的对应关系.表 1 中编号为 4 的理想属性模式为“10100”,它表示被试只掌握了 A1 和 A3 这 2 个属性,这种知识结构下预期学生仅能答对 T1,T3 和 T6 这 3 个测试项目.因此,该理想属性模式对应的期望反应模式为“101001”.

表 1 期望反应模式及其与理想属性模式间的对应关系

Tab.1 Expected response patterns and their corresponding relations with ideal attribute patterns

编号	理想属性模式	期望反应模式
1	00000	000000
2	10000	100000
3	11000	110000
4	10100	101001
5	11100	111001
6	11010	110000
7	11110	111101
8	11111	111111

表 2 测试项目

Tab.2 Test item

测试项目	属性
T1	A1
T2	A2
T3	A3
T4	A3,A4
T5	A1,A5
T6	A1,A3

4)基于神经网络的模式匹配.学生的实际答题过程可能会出现失误或猜测的情况,导致答题结果包含误差.这种包含误差的答题模式称为实际反应模式.认知诊断的核心步骤就是建立实际反应模式到期望反应模式的映射,从而确定学生的理想属性模式.本文使用多层感知器神经网络进行实际反应模式到理想属性模式的模式识别,训练数据集为全部期望反应模式与理想属性模式对.训练完成后,神经网络可直接把学生实际反应模式映射到理想属性模式,从而消除学生作答误差,实现学生知识状态的精确诊断.图 2 给出了表 1 对应的多层感知器神经网络.

1.3 互补分组方法

有了认知诊断结果的支持,可以实现对学生的自动互补分组,从而增加组内成员的知识结构互补性、提高问题解决率.认知诊断技术支持下的互补分组方法共分 3 个步骤.第 1 步:通过知识依赖关系图生成知识状态迁移图;第 2 步:按知识掌握的全面程度由低到高对图 2 中的知识状态进行拓扑

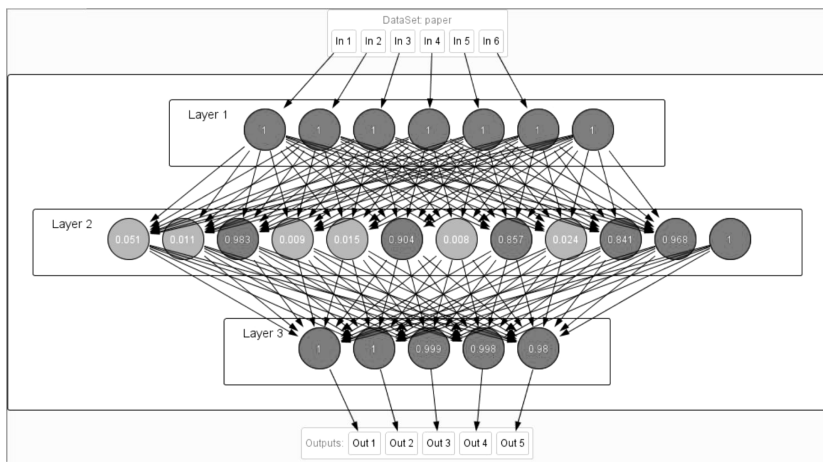


图 2 多层感知器神经网络结构

Fig.2 Multilayer perceptron neural network for cognitive diagnosis

排序,生成拓扑序列;第 3 步:根据第 2 步得到的拓扑序列进行互补分组并生成分组方案。

1)生成知识状态迁移图.为了确定合理的知识状态变化顺序,需要通过知识依赖关系图生成知识状态迁移图.知识状态迁移图反映了学生学习过程中知识状态的变化,这种知识状态变化受知识点之间先序依赖关系约束,是学生所掌握的知识点由少到多的合理变化过程.图 1 对应的知识依赖关系图生成的知识状态迁移图如图 3 所示。

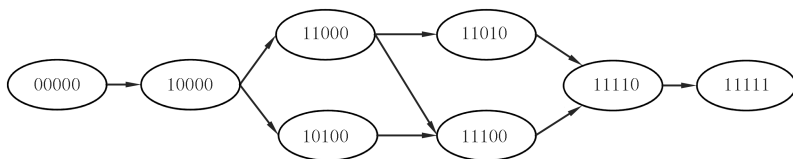


图3 知识状态迁移图

Fig.3 Knowledge state transition graph

2)知识状态拓扑排序.在生成知识状态迁移图之后,若能获取按知识掌握全面程度由低到高排列的线性序列,就能将知识状态互补性较高的学生分到一组.通过拓扑排序实现对知识状态进行线性排列,从而得到按知识掌握的全面程度由低到高排列的线性序列,该序列是互补分组的直接依据.

拓扑排序过程为:一从知识状态迁移图中选择一个没有前驱的顶点并且输出该顶点;二从知识状态迁移图中删去该顶点,并且删去从该顶点发出的全部有向边;然后重复上述两步,直到知识状态迁移图中不再存在没有前驱的顶点.这时输出的知识状态就形成了一条线性序列,需要注意的是,这里得到的排序并不是唯一的.以图3的知识状态迁移图为例,通过拓扑排序可得到对应的拓扑序列如图4所示.

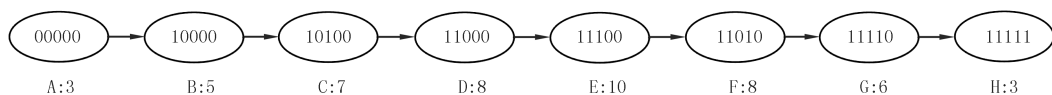


图4 知识状态迁移图的拓扑序列

Fig.4 Topological sequence of knowledge state transition graph

3)实施分组.根据拓扑序列中的知识掌握程度对学生进行互补分组,按知识掌握的全面程度由低到高抽取学生,依次循环分配到各组当中.假设将50名学生分成10组进行诊断,诊断后学生在各知识状态的分布如图4所示.每个知识状态下的英文字母用来标记该知识状态,字母后的数字代表诊断后处于该知识状态的学生人数.为了区分同一知识状态下的学生,用数字后缀进行区分,例如知识状态A下的3名学生用A1-A3表示.学生分组结果如表3所示.

表3 假设实验样本数据

Tab.3 Assuming experimental sample data

1组	2组	3组	4组	5组	6组	7组	8组	9组	10组
A1	A2	A3	B1	B2	B3	B4	B5	C1	C2
C3	C4	C5	C6	C7	D1	D2	D3	D4	D5
D6	D7	D8	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7
E8	E9	E10	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
F8	G1	G2	G3	G4	G5	G6	H1	H2	H3

通过该分组方法,可以保证组内成员的知识结构成阶梯分布且互补性较高.其优势在于:第一,组内拥有知识掌握程度较为全面的学生,保证大部分问题都能得到解决.第二,由于组内成员的知识结构成阶梯分布,所以阶梯中邻近成员可并行进行两两讨论,从而更为高效的解决组内问题.如第4组学生分别为B1,C6,E1,F1和G3,将知识掌握程度相对最全面的G3定为小组组长.由G3分别对E1,F1进行指导,可以把E1,F1的知识状态提升至“11110”.与此同时,由C6对B1进行指导,可以把B1的知识状态提升至“10100”.然后由E1,F1同时对B1,C6进行一对一指导,可以把B1,C6的知识状态提升至“11110”.

2 基于互补分组方法的教学实践

2.1 基于互补分组方法的教学流程

为了验证认知诊断技术支持下的互补分组方法是否能够提高学生问题解决率,本文开展了基于互补分组方法的教学实践活动.描述了应用认知诊断方法设计测试项目、实施认知诊断、并根据诊断结果确定学生知识结构进行分组进而开展补救教学的过程.该教学实践活动使用拓扑排序对学生进行分组以达到通过计

计算机辅助教学的目的,从而帮助教师解决针对学生不同的知识状态进行互补分组的难题,为提高学生课后互助学习、自主学习的学习效率提供支持.图 5 给出了教学流程,主要由课前、课中、课后 3 个环节构成.



图 5 教学流程

Fig.5 Teaching process

2.2 基于互补分组方法的实践过程

1)实践对象.实践对象为河南师范大学 2016 级教育技术学专业与数字媒体技术专业的本科生.选取教育技术学专业本科生为实验组,其中男生 1 人,女生 53 人,共计 54 名学生,平均年龄是 18 岁;选取数字媒体技术专业本科生为对照组,其中男生 15 人,女生 35 人,共计 50 名学生,平均年龄是 18 岁.两个班级的授课教师和讲授内容相同,人员结构相似.

2)实践工具.选取《C 程序设计》教材第 4 章循环结构相关知识点作为教学内容,开展基于互补分组的合作学习.由于互补分组需要认知诊断支持,所以教学活动在机房中开展.实践使用 CDPTSS 系统进行相关知识点的测试,并给出诊断分析结果,并使用统计分析软件 SPSS 22.0 对前测成绩、后测成绩及调查问卷进行统计分析.

3)实施过程.教学活动共 6 周,其中 1 周进行前测,4 周为教学实践,最后 1 周进行后测、问卷调查及数据分析.图 6 给出了教学实践活动的实施过程及时间分配.

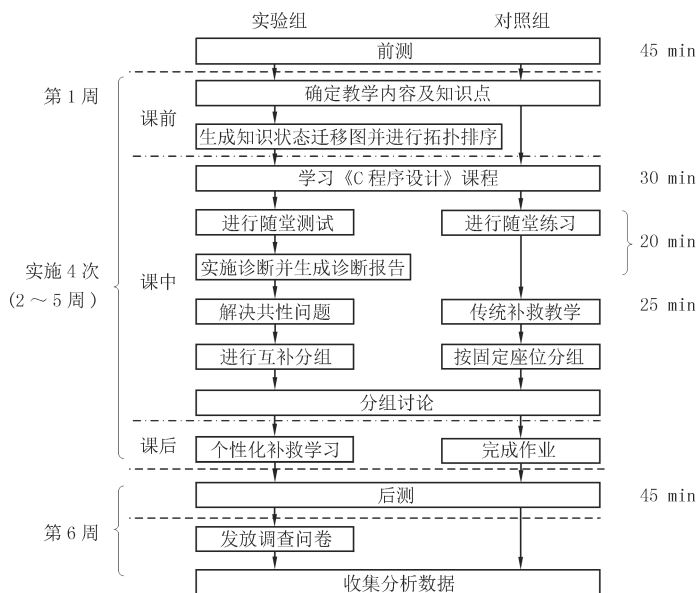


图 6 教学实践实施过程

Fig.6 The implementation process of teaching

首先在教学活动开始前对两组学生进行时间为 45 min 的前测,以了解两组学生的起点能力,测验内容

为 C 程序设计基础知识。

前测完成后进行为期 4 周的教学活动,其中实验组的流程为:教师在课前确定教学内容与考查知识点,并对它们之间存在的先序依赖关系进行分析,然后,通过系统生成知识状态迁移图并进行拓扑排序,得到知识状态的拓扑序列。在课中教师首先进行时间为 30 min 左右的课程讲授,讲授内容围绕需要考查的知识点展开。在课程讲授完毕后,实验组进行随堂测验,时间为 20 min。测验结束后,系统通过测验结果完成诊断工作,将学生按知识状态进行互补分组,并生成个体诊断报告与群体认知诊断报告,分别反馈给学生与教师。教师根据系统提供的群体诊断报告实施教学补救活动,讲解大部分学生都未掌握的知识点以解决共性问题;学生根据个体诊断报告发现自身认知缺陷并获取分组方案,通过分组讨论进行互补学习。系统在课后提供个性化的学习资料,实验组学生根据自己在课堂中未解决的问题有针对性地进行学习,做到及时地查缺补漏,以免在以后的学习中积累问题。

对照组与实验组的区别在于:由于对照组不进行测试与认知诊断,故在此环节进行时间为 20 min 的随堂练习。由于没有诊断环节,对照组无法通过有针对性的群体补救教学解决学生的共性问题,只能通过教师自身的经验进行传统的补救教学;分组环节没有诊断的支持,便不能通过获取学生的知识状态对学生进行互补分组,只能将学生按固定座位进行分组,无法确保小组内成员知识状态的互补性;同样,在没有个体诊断报告的情况下,学生在课后也不能进行个性化补救教学,只能去完成教师统一布置的作业。

在 4 周的教学活动结束后,对两组学生进行时间为 45 min 的后测。后测结束后系统会向实验组学生推送调查问卷,了解互补分组对提高学生问题解决率是否有帮助以及学生对互补分组是否认可等。问卷调查结束后,对两组学生的前、后测成绩和实验组问卷调查结果进行统计和分析。

3 实践结果及分析

3.1 成绩分析

前测成绩分析:为了检验实验组和对照组学生在教学实践开始前的知识水平,对前测的结果进行独立样本 T 检验, T 检验是用 T 分布理论来推论差异发生的概率,从而比较两个平均数的差异是否显著。实验组的平均分是 79.67,对照组的平均分是 78.36,检测结果如表 4 所示,该检验的 F 统计量的观测值为 0.417,对应的概率 P 值为 0.165(>0.05),应看假设方差相等的 T 检验结果。 T 检验结果中在假设方差相等下的 Sig(双侧)为 0.578(>0.05),因此两总体的均值无显著差异,可以认为两组学生的前测成绩并无明显的差异。

表 4 学生前测结果

Tab.4 Pretest results of students

	方差方程的 levene 检验		均值方程的 T 检验				
	F	Sig.	t	df	Sig.(双侧)	均值差值	标准误差值
假设方差相等	0.417	0.165	6.14	102	0.578	1.31	0.396
假设方差不相等			6.12	100.31	0.585	1.33	0.372

后测成绩分析:为了检测互补分组方法是否能够改善学生学习效果进行后测,从后测成绩来看,实验组学生的平均分是 93.57,对照组学生的平均分是 87.43,检测结果如表 5 所示,该检验的 F 统计量的观测值为 0.332,对应的概率 P 值为 0.215(>0.05),应看假设方差相等的 T 检验结果。假设方差相等下的 Sig(双侧)为 0.026(<0.05),说明两总体的均值差异较为显著,结合实验组平均分优于对照组,说明实验组学生的成绩高于对照组,从而验证了认知诊断支持下的互补分组能够有效提高学生问题解决率,进而改善学习效果。

表 5 学生后测结果

Tab.5 Posttest results of students

	方差方程的 levene 检验		均值方程的 T 检验				
	F	Sig.	t	df	Sig.(双侧)	均值差值	标准误差值
假设方差相等	0.332	0.215	1.50	102	0.026	6.14	0.307
假设方差不相等			1.42	99.75	0.032	6.17	0.361

3.2 问卷调查

调查对象为实验组学生,目的为调查学生对基于互补分组的教學方法的满意度,主要调查内容为 3 个方面:基于互补分组的合作学习是否提高了问题解决率、基于互补分组的教學方法是否改善了学习效果、是否喜欢基于互补分组的教學模式。

关于小组问题解决率的满意度调查从主观角度证实了实验组的问题解决率要高于对照组,图 7 给出了关于问题解决率的调查结果。第 3 组的问题难度较高,第 7 组的问题难度较低,排除两个特殊情况后,实验组的问题解决率明显高于对照组。这一结果与随堂练习以及后测结果一致,说明互补分组对提高学生问题解决率是有帮助的。

此外,实验组中有 76% 的学生认为在这种分组方式使其能够在同样的时间解决更多的疑难问题,

及时弥补知识缺陷,从而提高了学习效率,改善了学生的学习效果。在对教學模式的喜好方面,92% 的学生更愿意在这种教學模式下进行学习。总的来说,实验组学生对基于互补分组的教學方法满意度较高。

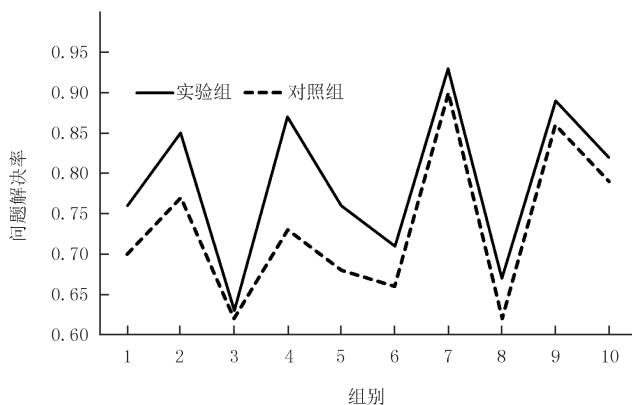


图 7 问题解决率对比数据

Fig.7 Comparisons of problem solving rates

4 总结与展望

4.1 研究结论

为进一步提高合作学习中小组学习效率,提出了一种认知诊断技术支持下的互补分组方法,并将其应用于《C 程序设计》课程中开展教學实践,来检验互补分组的应用效果。从实践结果来看,认知诊断支持下的互补分组能够优化分组内的知识结构,使分组成员知识结构形成梯次,从而提高分组内问题解决率,从而改善学习效果。问卷调查显示学生普遍认为互补分组支持下的合作学习效率更高,学生对基于互补分组的教學方法满意度较高。

4.2 研究的局限性与展望

本文提出的认知诊断支持下的合作学习互补分组方法,运用神经网络等智能方法对学生知识状态进行精确诊断,并在此基础上进行互补分组与补救教学。该方法是合作学习的研究趋势之一,应用面较广。但该方法在实践过程中仍存在一定的局限性,主要有两个方面。一是样本数量较少;实践对象选取河南师范大学 2016 级教育技术学专业与数字媒体技术专业的本科生;二是分组后无法完全确保所有小组内的知识状态能够覆盖所有层次,即组内成员的知识状态有可能出现断层的情况。

此外,在本文开展的教學实践中,学生进行互补分组学习的时间较短,所提出分组方式的作用尚未得到充分发挥,认知诊断支持下的互补分组方法的优势还有待进一步挖掘。后续研究将集中在扩展实验样本数量、提高认知结果准确度和分组方案优化上,文献[13]提出的基于自组织神经网络的分类方法为进一步深入研究提供了新的思路。

参 考 文 献

- [1] 田贞.网络环境下大学生自主与合作学习能力的培养[J].首都师范大学学报(自然科学版),2015,36(3):19-21.
- [2] SMITH K A.Cooperative learning: effective teamwork for engineering classrooms[C]//Proceedings Frontiers in Education 1995 25th Annual Conference.Washington D C:IEEE Computer Society,1995:208-213.
- [3] 何被周.少数民族与汉族学生混合编班合作学习模式探索[J].西南师范大学学报(自然科学版),2017,42(12):172-176.
- [4] QIAO X,BAI X.Behavior perception and automatic intervention for cooperative learning in network environment[C]//10th International

- Conference on Ubi-Media Computing and Workshops(Ubi-Media).[S.l.]:[s.n.],2017.
- [5] Lindow J A,Wilkinson L C,Peterson P L.Antecedents and consequences of verbal disagreements during small-group learning[J].Journal of Educational Psychology,2016,77(6):658-667.
- [6] Barth-Cohen L A,Wittmann M C.Aligning Coordination Class Theory With a New Context: Applying a Theory of Individual Learning to Group Learning[J].Science Education,2017,101(2):302-335.
- [7] MOLINA A I,ARROYO Y,LACAVE C,et al.Learn-CIAN: A visual language for the modelling of group learning processes[J].British Journal of Educational Technology,2018,49(6):1096-1112.
- [8] 胡小勇,李闫莉,徐旭辉.优化分组学习效果的实践策略——以《教育传播学》课程为例的研究[J].华南师范大学学报(社会科学版),2009(1):107-110.
- [9] WU Y.Using complementary grouping strategy for cooperative learning[J].International Journal of Intelligent Information and Database Systems,2014,8(1):49-63.
- [10] 盖维秀.基于分组学习的思维对话式小学数学教学[J].当代教育科学,2013(18):56-57.
- [11] 邵钦瑜,何丽.基于网络与课堂混合环境下的大学英语合作学习模型构建及实证研究[J].外语电化教学,2014(2):31-35.
- [12] CAO L.Coupling learning of complex interactions[J].Information Processing & Management,2015,51(2):167-186.
- [13] Wen G,Chen C L P,Liu Y J,et al.Neural Network-Based Adaptive Leader-Following Consensus Control for a Class of Nonlinear Multia-gent State-Delay Systems[J].IEEE Transactions on Cybernetics,2017,47(8):2151-2160.

Research on complementary grouping method for cooperative learning supported by cognitive diagnosis

Ye Haizhi,Su Mingao,Huang Hongtao,Song Tingge,Li Shizhen

(Engineering Research Center of Henan Provincial Universities for Educational Information,Henan Normal University,Xinxiang 453007,China)

Abstract: Grouping is an important part of cooperative learning, which can build collaboration ability among group members and improve their efficiency of cooperative learning. However, nowadays cooperative learning is normally divided into groups by hand, which can't ensure the highly complementary about the knowledge structure of group members. Therefore, the paper proposes a complementary grouping method based on cognitive diagnosis. Firstly we uses uses a multi-layer perceptron neural network to diagnose students' knowledge states. Under the support of diagnosis results, the knowledge state transition diagram is generated and topologically sorted by obtaining the dependencies among knowledge points. Then the students are automatically grouped according to the topological order of the knowledge state, so that the internal members of the group have a relatively high complementarity in the knowledge structure. This grouping method is used to carry out instructional design based on cooperative learning and teaching practice in C Programming. The experimental data show that this method can effectively improve the complementarity of the knowledge structure among the members of the group, thereby increasing the problem solving rate and improving student learning. Questionnaire survey results showed that students participating in the experiment were more satisfied with the teaching methods based on complementary groupings.

Keywords: neural network; cognitive diagnosis; cooperative learning; complementary grouping

[责任编辑 陈留院]