

基于隶属等级量化的社区学习者能力综合评价

程 艳¹ 许维胜² 何一文²

(江西师范大学计算机信息工程学院 南昌 330022)¹ (同济大学电子与信息工程学院 上海 201804)²

摘 要 以学习者为中心的学习评价标准从知识转向了能力。把虚拟学习社区作为 E-learning 学习的平台,基于虚拟学习社区和 E-learning 学习的特点,结合个人学习能力、学习协作能力以及绩效考核来对社区学习者能力进行模糊综合评价,建立了社区学习者能力模糊综合评价模型,其评价结果是与评语集相对应的隶属度向量。为了解决评价结果模糊度较大的问题,充分利用了综合评判带来的信息,提出并建立了隶属度向量等级量化模型,并对评价结果作进一步量化,达到了进一步准确区分学习者能力的目的。

关键词 能力评估,隶属度向量,等级量化

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Ability Assessment Model in Learning Community Based on a Membership Classification Quantitative

CHENG Yan¹ XU Wei-sheng² HE Yi-wen²

(College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)¹

(College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)²

Abstract The assessment standard of the learner-centered teaching evaluation steers from knowledge to ability. Using virtual learning communities as a E-learning platform, a community learners' ability fuzzy assessment model was set up, based on the characteristics of virtual learning communities and E-learning, combining personal ability, online cooperation ability and the test results. The assessment agrees with the membership vector of the comments. To narrow the fuzzy disparity, this paper made use of the information from the comprehensive evaluation to build a classification quantitative model, thus further quantifying the assessment to classify the students' ability more accurately.

Keywords Ability assessment, Membership vector, Classification quantitative

虚拟学习社区是一种新型学习组织,是指借助网络和通信技术,以交互学习、协作学习和自主学习方式为主,通过教学、研究等活动,由各种不同类型和个体组成的一个虚拟的社会形态,以学习者获取知识、增进理解和提高技能为目的的一个交互的区域。虚拟学习社区为 E-learning 构建一个交互环境,以作为传统学习的补充;同时为学习者提供一种良好的环境,以作为实现学习目的的平台。在这种新型学习组织下,以学习者为中心的学习评价的标准从知识转向了能力。

1 模糊综合评价

虚拟学习社区作为 E-learning 学习的平台,一般是由教师或课程开发人员开发特定的网络课程放在该平台上,学习者借助于虚拟学习社区提供的工具与教师或其他学习者进行交互,完成课程的学习。对社区学习者综合能力的评价,不应只是简单地评价学生的考试成绩,也不是给学生一句简单的评语,而是要结合学生多方面因素进行全面的评估。以往大多网络学习评价仅限于对在线测验成绩进行评价,这是不科学的;而现有的一些网络学习评价模型中又存在评价指标过多、过滥的现象。文献[1]针对现有网络学习评价模型中

评价指标过多,且只重视总结评价而忽略了形成性评价的问题,基于模糊 AHP 理论建立了一个简捷实用的网络学习评价模型,但学习评价只考虑 E-learning 的自主性,没有充分体现 E-learning 的交互协作性。文献[2]对计算机支持的协作学习(CSCL)的伙伴模型进行了较全面的建模,研究了学习进度、知识水平、认知能力和协作能力的表示,但模糊评价的结果是一个与评语集相对应的隶属度向量,而最大隶属原则有可能导致评价结果失真。根据不同的评价对象,选用不同的方法来确定隶属度,不同的模糊评价模型所得评价结果的模糊度存在一定差别。采用何种方法使模糊评价模型的评价结果获得较小的模糊度,是一个值得研究解决的问题。为解决这一问题,人们进行了大量的研究工作^[3-6]。其中文献[3]提出的确定评价等级的置信度准则同样存在使评价结果失真的问题。而文献[4,6]的研究结果仅仅是一个均值,而非一个模糊集合。本文充分考虑这种新型学习组织下学习具有交互性、协作性和自主性的特点,从独立学习能力和合作学习能力两方面,综合学习者知识水平和能力来对学习者能力进行综合评估。而知识水平模糊评价子模型和能力水平模糊评价子模型的评价结果也是与评语集相对应的隶属度向量,为了解

到稿日期:2009-10-10 返修日期:2009-12-28 本文受国家自然科学基金项目(70871091),国家自然科学基金项目(60804042)资助。

程 艳(1976-),女,博士,副教授,主要研究方向为人工智能、智能计算机辅助教育和智能控制等,E-mail:chyan8888@163.com;许维胜(1966-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能控制等。

决模糊评价模型导致评价结果的模糊度较大和最大隶属原则有可能导致评价结果失真等问题,本文充分利用综合评判带来的信息,提出并建立等级隶属度量化模型,对评价结果作进一步量化,达到进一步准确区分学生的目的,并用等级量化精确模型对量化初等模型进行了改进,并作了比较分析。

2 能力评估指标确立

由于 E-learning 学习评价过程要综合考虑许多因素,既有确定性的因素,也有很多模糊因素,并且各因素之间又有层次之分,因此,本文采用基于隶属度等级量化的二级模糊综合评判模型对社区学习者能力进行综合评价。

本文充分考虑虚拟学习社区这种新型学习组织下学习具有交互性、协作性和自主性的特点,主要从知识水平和能力水平这两方面对能力进行综合评价,确定了能力综合评价指标体系,如图 1 所示。

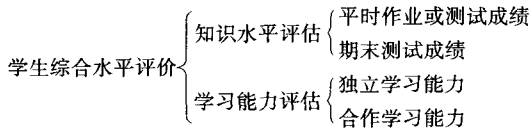


图 1 学生综合评价指标体系

3 知识水平评估

由于一些情况下需要更精确地区分学生,我们需要增加另外的信息。在实际网络教学中,一般会记录学生的平时成绩,如作业或平时测试情况。平时成绩也反映了学生的成绩情况,因此把平时成绩考虑进去是合理的。同时,根据平时成绩等级可以对期末成绩进行综合修改,可以更客观地反映学生的知识水平。我们采用模糊集理论来处理这个信息。

定义 1 $L = \{l_1, l_2, l_3, \dots, l_n\}$ 是课程集, l_i 表示一个学生在一个学期中学的课程 i ; $R = \{r_1, r_2, r_3, \dots, r_m\}$ 是等级集, r_j 是每个等级的序列号, $j = 1, 2, 3, \dots, m$; $T = \{t_1, t_2\}$ 是测试集, t_1 表示平时作业情况或平时测试情况, t_2 代表期末测试。

根据模糊集理论,为了说明每个学生属于哪个级别,我们必须获取一个权重向量。然后分类,用模糊理论把学生分到一个等级。算法具体步骤如下:1)根据学生的平时成绩等级,建立平时成绩初始矩阵 $R^{(1)} = (r_{ij}^{(1)})$, 其中 $r_{ij}^{(1)} = n_j / total$, 是学生在某门课程 l_i 的平时测试中成绩等级为 r_j 的平时测试的次数, $total$ 是平时测试的总数。2)根据学生的期末成绩,建立期末成绩初始矩阵 $R^{(2)} = (r_{ij}^{(2)})$, $r_{ij}^{(2)} =$

$\begin{cases} 1, & \text{如果课程 } l_i \text{ 的等级是 } r_j \\ 0, & \text{如果课程 } l_i \text{ 的等级不是 } r_j \end{cases}$ 。3)确定测试的权值向量 $W_i =$

(w_{i1}, w_{i2}) 和课程的权值向量 $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})$ 。经验取值 $W_i = (0.6, 0.4)$, 向量 W_i 可视实际情况而定,但要结合学生的专业情况。4)设 $r_{ij} = \sum_{k=1}^2 w_{ik} \cdot r_{ij}^{(k)}$, $R = (r_{ij})$ 为判断矩阵。5)设 $S = (s_1, s_2, s_3, \dots, s_m)$ 代表模糊综合评价向量, $S = W_i R$ 。根据模糊集理论原理,如果 s_k 是集合 $\{s_k\}$ 的最大数,学生属于 r_k 。如果有几个相等的最大值,可以选择最高等级作为近似值。

4 学习能力评价

评价改革的方向更注重评价学习者的能力,所以评价系统在基于传统的试题库的评价形式基础上,还应该通过社区

学习者学习过程中的个人学习以及共同学习的能力表现来进行学习能力评价。

4.1 独立学习能力测评

学习者的学习能力主要体现了学生对课程知识的总体掌握程度,通常以学生网上学习知识掌握情况来评定学生学习能力。学生的独立学习能力主要体现在做题过程中。在 E-learning 学习过程中,学生还要通过不断做题来巩固加深所学知识。和测试不同,其目的在于练习。对于薄弱环节允许查阅,只要在规定的时间内完成,做题越快能力隶属度上升越快。我们主要针对学生的做题情况来评测独立学习能力水平。假设在 CSCL 系统中,针对课程的每一章节系统都会提供相应的练习题和测试题,则只有独立学习能力水平达到某一阈值方可进入下一单元学习。

由于学生对知识的掌握是一个渐进的过程,我们根据学生的答题情况来决定其学习能力。学生的答题情况是动态变化的,故学生的独立学习能力也在动态变化。一般学生通过网上学习和反复练习,学习能力会得到不同程度的提高。在这里我们还是采用模糊集的方式来表示学生的独立学习能力。我们采用了最大隶属度法来确定能力水平等级,例如,一学生能力水平的 5 个等级隶属度为 $\{0.1, 0.2, 0.4, 0.1, 0.2\}$, 级别为 3 的隶属度最高,可得出这个学生的学习能力达到第三级。

4.1.1 相关定义

通过学生对知识的掌握情况来评测学生的独立学习能力,要考虑两个方面因素:做题时间和试题的难度。用做题时间来衡量学生的掌握程度。规定两个时间段:正常时间和最长时间。学生在正常时间内做对题,认为对知识的掌握到了较高的程度;在正常与最长时间之间做出题,可认为学习者知识掌握程度一般;若超过最长时间,则认为对知识的掌握程度较低。由于学生对某一知识的掌握程度本身具有模糊性,因此用隶属函数来表示学习者对知识的掌握程度。本文对知识掌握程度隶属函数 $F(t)$ 进行了如下定义(只考虑做题时间)。

定义 2 $F(t)$ 为学生对知识的掌握程度隶属函数,其中 t 为答题时间, n 为正常时间, l 为最长时间,则

$$F(t) = \begin{cases} 1, & t \leq n \\ \frac{l-t}{r-n}, & n < t \leq l \\ 0, & t \geq l \end{cases} \quad (1)$$

式中, F 函数的值随 t 的增大而单调递减,即学生掌握程度是按时间递减的。当学生在正常时间内做出题, $F(t) = 1$; 当学生做题时间超过最长时间, $F(t) = 0$ 。

4.1.2 独立学习能力隶属度的改变规则

通过答题情况来表示学习能力,模糊集隶属度的改变采用 Sherlock II^[7,8] 思想。Sherlock II 是一个运用模糊集来实现用户状态改变的规则,它采用模糊集把一个问题的认识分为几个等级,通过各个等级隶属度的不同来判断认识情况,考虑试题难度和做题时间,形成学习能力隶属度改变规则。

1)答对规则:学生做对一题,掌握这个问题的程度增加,相应的高级别的隶属度增加,低等级的隶属度减少。难度不同的题对学生知识掌握程度的影响不同。

定义 3 把学生的学习能力分为低、较低、中等、较高、很高共 5 个等级(升序),分别用 1—5 表示。每个级别隶属度表

示为 $\mu_S(i), i=1-5$, 用 S 来表示学生的学习能力模糊集。对于试题的难度, 用 H 来表示, 分为 5 个级别: 难、较难、中、较易、易, 分别表示为 1, 2, 3, 4, 5, 即难度越大, 值越小; 若学生做对一题难度为 H 的题, 则每个级别隶属度发生如下变化:

$$\begin{cases} \mu_S(1) = \mu_S(1) - \mu_S(1)N \\ \mu_S(i) = \mu_S(i) - [\mu_S(i) - \mu_S(i-1)]N, \quad i=2, 3, 4 \\ \mu_S(5) = \mu_S(5) + \mu_S(4)N \end{cases} \quad (2)$$

式中, $N = \lambda^H \cdot F(t)$, N 是常数, $0 < \lambda < 1$, $H \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ (H 表示难度)。

在 $F(t)$ 一定的情况下, 因 $0 < \lambda < 1$, 则 H 越小(表示难度越大), λ^H 的值越大, N 的值就越大, 即做对难度越大的题, 高等级隶属度上升得越多。反映了做对难度越大的题, 知识水平上升得越快。

从 $N = \lambda^H \cdot F(t)$ 中还可看出, 当学生做题时间在正常时间($F(t)=1$)内, $N = \lambda^H$ 值将最大; 当学生做题时间超出正常范围, N 的值会随着 $F(t)$ 的值的减小而减小; 这反映了学生用时越长, 对内容掌握程度越低, 即表示学习能力变低。当学生做题时间超过最长时间 $N=0$ ($F(t)=0$), 上升规则将不起作用。

当做对一题, 低级别隶属度必定下降, 高级别隶属度必上升, 中间级别隶属度上升或下降要视 $\mu_S(i)$ 和 $\mu_S(i-1)$ 的大小而定, 若 $\mu_S(i) > \mu_S(i-1)$, 则有所下降; 反之则上升。

2) 答错规则: 学生做错一题时, 只考虑它的试题难度(此时做题时间已不重要), 相应高级别隶属度减少(如果本身即为 0, 仍为 0), 低级别隶属度增加。

定义 4 若学生做错一道难度为 H 的题, 则每个级别隶属度发生如下变化:

$$\begin{cases} \mu_S(1) = \mu_S(1) + \mu_S(1)N \\ \mu_S(i) = \mu_S(i) - [\mu_S(i) - \mu_S(i+1)]N, \quad i=2, 3, 4 \\ \mu_S(5) = \mu_S(5) - \mu_S(5)N \end{cases} \quad (3)$$

式中, $N = \eta \cdot H$, N 是常数, $0 < \eta < 1/5$, $H \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

H 值越大(表示难度越小), N 的值越大, 做错难度小的题高等级隶属度下降得多, 低等级隶属度上升得多, 反映了做错难度小的题比做错难度大的题知识水平下降得快。

当做错一题, 低级别隶属度必定上升, 高级别隶属度必下降, 中间级别隶属度上升或下降要视 $\mu_S(i)$ 和 $\mu_S(i+1)$ 的大小而定, 若 $\mu_S(i) > \mu_S(i+1)$ 则有所下降, 反之则上升。实验表明, 随着做题的增加, 知识水平的表示能比较接近学生的实际水平。同时, 随着做题练习的增加, 会发现学习者能力水平也随之提升。

确定了各等级隶属度后, 可用 Zadeh 表示法^[9]表示能力水平 S 为:

$$S = \sum_{i=1}^5 \mu_S(i) / i \quad (0 \leq \mu_S(i) \leq 1, \sum_{i=1}^5 \mu_S(i) \leq 1)$$

(“/”只是一个分隔符号, 指出 $\mu_S(i)$ 是 i 对模糊集 S 的隶属度; Σ 表示模糊集合在论域上的整体。)

例如, 一学生甲能力水平 5 个等级隶属度(升序)为 $\{0.1, 0.2, 0.4, 0.1, 0.2\}$, 则其能力水平表示为 $S = 0.1/1 + 0.2/2 + 0.4/3 + 0.1/4 + 0.2/5$ 。采用最大隶属度法^[9]来确定能力水平等级, 可知该生能力水平达第三级。但在很多情况下需要更精确地区分学生, 如一学生甲能力水平的 5 个等级隶属度为 $\{0.1, 0.2, 0.4, 0.1, 0.2\}$, 另一学生乙能力水平的 5 个等级隶属度为 $\{0.1, 0.1, 0.4, 0.2, 0.2\}$, 可得出这两个学生的能力

水平都达到了第三级。如何进一步区分学生的能力水平, 也是值得我们研究的问题。本文采用了等级量化模型来解决这个问题, 见第 5 节。

4.2 合作学习能力评估

根据 E-learning 学习过程中交互程度和协作情况, 由学习社区或小组中其它成员的评价来确定该成员的协作学习能力。协作学习能力是根据社区学习过程中学习社区成员间的评价来确定的。对学生的协作学习能力的评价主要体现在 4 个方面: 团队合作表现及态度、组织能力、表达能力、团体合作责任感; 评价的等级有 5 个, 由低到高不断加深, 用 1-5 表示。评价由经过一次协作学习后学习小组中的学习伙伴对每项协作因素分别进行打分, 得出当前协作能力的评价矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & c_{14} & c_{15} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & c_{24} & c_{25} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & c_{34} & c_{35} \\ c_{41} & c_{42} & c_{43} & c_{44} & c_{45} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $c_{ij} \in \{0, 1\}$, $i = \{1, 2, 3, 4\}$ (i 表示评价因素), $j = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ (j 表示评价集的等级)。 c_{ij} 是赞成第 i 项因素为 j 等级的人数。对于每个评价因素有对应的权值(由教师给出), 设为 w_j ($0 \leq w_j \leq 1$), 则对应的权值矢量为 $w = (w_1, w_2, w_3, w_4)$, 从而得出对这位学生的该项合作能力的评价矢量 $S = Q = W \cdot R = (q_1, q_2, q_3, q_4, q_5)$ 。

5 等级隶属度量化模型

5.1 等级量化初等模型

在处理有些实际问题中, 为了充分利用综合评判带来的信息, 可视评判结果所形成的向量为—权重(归一化)。将评判集的等级用 1 分制或 100 分制数量化, 然后将评判结果进行加权平均, 可得到总分。比如, 假设某学习者成绩测试评判结果为:

$$S = (0.46, 0.18, 0.12, 0.12, 0.12)$$

则评判集 $V = \{v_1(\text{好}), v_2(\text{较好}), v_3(\text{一般}), v_4(\text{较差}), v_5(\text{差})\}$, 用 1 分制数量化表示为: $V = (1, 0.80, 0.70, 0.60, 0.50)^T$, 则得总分为: $S' = S \times V = 0.82(\text{分})$ 。

由于评判集的数量化使用主观经验取值, 在一定程度上会影响结果的精确度, 那我们应该怎样去合理量化评判集也是另一个值得研究的关键问题。

5.2 等级量化精确模型

前面用到量化的普通方法是给每个成绩等级按经验或习惯分配一个大概确定的分数。例如上面所述, 5 等级的评判集 $V = \{v_1(\text{好}), v_2(\text{较好}), v_3(\text{一般}), v_4(\text{较差}), v_5(\text{差})\}$, 用 100 分制数量化表示为 $V = \{100, 80, 70, 60, 50\}$ 。显然, 这种量化方法不够准确, 不够理想, 不能满足实际需要。因此, 如何合理量化隶属等级, 是进一步准确区分学生水平的一个重要步骤。我们根据模糊集理论、大数定理和心理学得到一个合适的公式, 定义如下:

定义 5 假定一个人对一个客观事物或一个系统的感觉变化正比于这个客观事物或系统的变化。设 S 代表人的感觉, T 代表客观事物或系统的状态, 客观状态的变化率为 $\frac{\Delta T}{T}$ 。

根据上面的假设, 得到 $\Delta S = K \cdot \Delta T / T$ 。

积分方程得:

$$S=K \cdot \ln T \quad (5)$$

也就是说,人的感觉和 T 成对数比。

通过人脑的处理,定性级别有 $A+, A, A-, B+, B, B-, \dots$ 。设 I 描述客观形式的变化,假设 $T=f(I)=X \pm I$ 。其中 X 是一个不确定的变量,根据式(5)得:

$$S(I)=K \cdot \ln f(I)=K \cdot \ln(X \pm I) \quad (6)$$

假设 $S \in [0, 1], I=1, 2, 3, \dots, j$ 。

使用两个边界条件:

$$1) I=1, S=1 \Rightarrow K \cdot \ln(X \pm 1)=1 \quad (7)$$

$$2) I=j+1, S=0 \Rightarrow K \cdot \ln[X \pm (j+1)]=0 \quad (8)$$

解方程(7),(8),得:

$$X=j+2, K=1/\ln(X-1)=1/\ln[(j+2)-1] \quad (9)$$

当在方程中的符号是+时,解没有实义。设 $m=j+2$,将式(9)代入式(6),能够得如下函数:

$$S(I)=\ln(X-I)/\ln(X-1)=\ln(m-I)/\ln(m-1) \quad (10)$$

函数中, $I=1, 2, 3, \dots, j$, $S(I)$ 是和 I 对应的函数值, j 代表成绩等级数,如表 1—表 3 所列, m 是一个普通参数。函数式(10)表示定量值 $S(I)$ 和定性值 I 之间的关系。我们认为这种方法的结果是合理的。

表 1 等级数 $j=9$

I	1	2	3	4	5	6	7	8	9
S(I)(%)	100	95	90	85	78	70	60	48	30

表 2 等级数 $j=5$

I	1	2	3	4	5
S(I)(%)	100	90	77	61	39

表 3 等级数 $j=3$

I	1	2	3
S(I)(%)	100	68	43

在某些情况下把 $S(1)$ 取为 100% 是不合适的。假设最高的 $S(i)$ 是 MAX, $MAX \in (0, 1)$, 则可以用如下式子替代式(7):

$$I=1, S=MAX; K \cdot \ln(X \pm 1)=MAX \quad (11)$$

因此也能得到一个函数:

$$S(i)=(MAX \cdot \ln(x-i))/\ln(x-MAX) \quad (12)$$

例如,设 $MAX=95\%$, 可以得到:

$$S(i)=(0.95 \cdot \ln(x-i))/\ln(x-0.95) \quad (13)$$

用式(13)可以得到表 4—表 6。

表 4 等级数 $j=9$

I	1	2	3	4	5	6	7	8	9
S(i)	95	90	90	86	78	74	60	57	29

表 5 等级数 $j=5$

I	1	2	3	4	5
S(i)	95	85	73	58	37

表 6 等级数 $j=3$

I	1	2	3
S(i)	87	69	44

可见,如果最高 $S(i)$ 不是 100%, 级别数减少到一个最小数,这个真实最高 $S(i)$ 小于给定的 MAX。根据上面分析,这个量化方法适合于最高量化值为 100% 时。否则,此方法只有在级别数足够高的情况下适用。

得到各等级定量值后,用同样的方法,将评判结果各等级

隶属度向量转化为最后得分。视评判结果所形成的向量为—权重(归一化),然后将评判结果进行加权平均,可得到总分。比如,某项评判结果等级隶属度向量为(假设为降序) $S=(0.46, 0.18, 0.12, 0.12, 0.12)$, 用 1 分制或 100 分制将等级量化为: $V=[100, 90, 77, 61, 39]^T$, 则得总分 $S'=S \cdot V=83.44$ (分)。

5.3 两种等级量化模型比较

下面通过 3 个例子对两种等级量化模型进行比较分析。

例 1 假设求得学生甲的能力水平的 5 个等级隶属度为 $S=\{0.1, 0.2, 0.4, 0.1, 0.2\}$ 。根据最大隶属原则可知该生水平达到了第三级(一般)。利用所得信息,分别用两种方法进一步量化并比较。

据等级量化初等模型,评价 5 等级{差,较差,一般,较好,好}按经验数量化为 $V=(0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 1.0)^T$, 则该项得分 $S'=S \cdot V=(0.1, 0.2, 0.4, 0.1, 0.2) \cdot (0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 1.0)^T=0.73$ 。

据等级量化精确模型, $V=(39, 61, 77, 90, 100)^T$, 则 $S'=S \cdot (39, 61, 77, 90, 100)^T=75.9$ 。

例 2 假设求得学生乙的知识水平的 5 个等级隶属度为 $\{0.1, 0.1, 0.4, 0.2, 0.2\}$ 。

据等级量化初等模型, $S'=S \cdot V=(0.1, 0.1, 0.4, 0.2, 0.2) \cdot (0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 1.0)^T=0.75$ 。据等级量化精确模型, $V=(39, 61, 77, 90, 100)^T$, 则 $S'=S \cdot (39, 61, 77, 90, 100)^T=78.8$ 。

例 3 假设求得学生丙的知识水平的 5 个等级隶属度为 $\{0.2, 0.1, 0.4, 0.2, 0.1\}$ 。

据等级量化初等模型, $S'=S \cdot V=(0.2, 0.1, 0.4, 0.2, 0.1) \cdot (0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 1.0)^T=0.61$ 。据等级量化精确模型, $V=(39, 61, 77, 90, 100)^T$, 则 $S'=S \cdot (39, 61, 77, 90, 100)^T=72.7$ 。

通过以上例子,可得:

1) 从五等级隶属度向量看,学生乙和学生甲相比,学生乙的知识水平明显略高,都为第三等级。两种方法分别计算,都可得学生乙总分比学生甲有所提高,都为第三等级,与实际相符。

2) 学生丙和学生甲、乙相比,情况更为复杂。从等级隶属度向量不易看出谁的水平更高或更低,但用等级量化初等模型求得的分值 0.61 更接近于第二等级(较差),这与 $\{0.2, 0.1, 0.4, 0.2, 0.1\}$ 最大隶属原则达到第三等级不符,但等级量化精确模型计算结果与实际相符,可见在更为复杂的情况下,等级量化初等模型存在一定误差,等级量化精确模型是更为准确的模型。

6 能力综合评价

对成绩、个人学习能力和协作学习能力进行模糊综合评价后的五等级隶属度向量 S_1, S_{21} 和 S_{22} , 用等级量化精确模型进行处理,得各项分值 S_1', S_{21}' 和 S_{22}' 。再对评价结果按 AHP 层次法直接采用加权平均法计算。

假设学习能力两个评价因素权重为 $\{A_{21}, A_{22}\}$, 由独立学习能力评估值 S_{21}' 和合作学习能力评估值 S_{22}' 得学习者学习能力值为:

$$S_2'=A_{21} \cdot S_{21}'+A_{22} \cdot S_{22}' \quad (14)$$

假设知识水平和学习能力两评价因素的权重为 $\{A_1, A_2\}$, 依照加权平均法得能力综合评价值(100 分制)为:

$$S = \sum_{i=1}^2 (A_i \times S_i') = A_1 \times S_1' + A_2 \times S_2' \quad (15)$$

7 应用案例分析

7.1 知识水平评估

1) 假设某社区学习者平时成绩(作业情况或平时测试情况)初始矩阵为:

$$R^{(1)} = (r_{ij}^{(1)}) = \begin{bmatrix} \frac{3}{10} & \frac{3}{10} & \frac{4}{10} & 0 & 0 \\ \frac{5}{8} & \frac{2}{8} & \frac{1}{8} & 0 & 0 \\ \frac{4}{10} & \frac{3}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} \\ \frac{4}{8} & \frac{4}{8} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.3 & 0.3 & 0.4 & 0 & 0 \\ 0.625 & 0.25 & 0.125 & 0 & 0 \\ 0.4 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

r_{ij} 为第 i 门课程作业成绩或平时测试成绩是第 j 等级的次数。

2) 假设该生期末测试初始矩阵为:

$$R^{(2)} = (r_{ij}^{(2)}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

测试的权值向量 $W_t = (w_1, w_2)$, 经验取值 $W_t = (0.6, 0.4)$, 知识水平模糊判断矩阵为:

$$R = (r_{ij}) = \sum_{k=1}^2 w_k \cdot r_{ij}^{(k)} = 0.6 \cdot R^{(1)} + 0.4 \cdot R^{(2)}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.58 & 0.18 & 0.24 & 0 & 0 \\ 0.375 & 0.55 & 0.075 & 0 & 0 \\ 0.64 & 0.18 & 0.06 & 0.06 & 0.06 \\ 0.3 & 0.7 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

得该生成绩模糊综合评价向量为:

$$S_1 = W_t \cdot R = (2.27, 2.16, 0.45, 0.06, 0.06)$$

由模糊最大隶属原则可知, 该生成绩评测属于 r_1 等级, 即第 1 等级(优)。 S_1 归一化后为:

$$\tilde{S}_1 = (0.454, 0.432, 0.09, 0.012, 0.012)$$

用前面所述等级量化精确模型, 进一步量化该学习者知识水平, 得分 $S_1' = \tilde{S}_1 \cdot V = 92.41$ 。

7.2 学习能力评估

7.2.1 独立学习能量化

假设该生在能力测评正常时间内做题, $\lambda = 0.5, \eta = 0.1$, 初始隶属度为 $\mu = (1, 0, 0, 0, 0)$ 。学生学习能力各等级隶属度变化数据如表 7 所列。

表 7 学习能力各等级隶属度的变化

题号	H	N	做题情况	隶属度
1	1	0.5	做对一题	(0.5, 0.5, 0, 0, 0)
2	1	0.5	做对一题	(0.25, 0.5, 0.25, 0, 0)
3	2	0.25	做对一题	(0.1875, 0.4375, 0.3125, 0.0625, 0)
4	5	0.5	做错一题	(0.40625, 0.375, 0.1875, 0.03125, 0)

由此可见, 做 5 道题后, 学生对学习内容的掌握最可能为第 2 等级。显然, 随着做题的增加, 知识水平和能力水平将不断发生变化。该学生经过 5 套题测试后, 独立学习能力隶属度向量 $S_{21} = (0.00112, 0.02316, 0.0868, 0.63536, 0.25356)$, 则其知识能力水平最可能为第 4 级(较高, 良)。实验表明, 随着做题的增加, 知识能力水平的表示能比较接近学生的实际情况。同时, 随着做题练习的增加, 会发现学习者知识水平和学习能力也随之提升。

用等级量化精确模型将隶属度向量进一步量化为 $S_{21}' =$

$$(0.00112, 0.02316, 0.0868, 0.63536, 0.25356) \begin{bmatrix} 39 \\ 61 \\ 77 \\ 90 \\ 100 \end{bmatrix}$$

$= 90.67844$ 。

7.2.2 合作学习能力

假定某学习社区小组由 7 人组成, 用打分或投票的方法表明各自的评价。评价由经过一次协作学习后学习小组中的学习伙伴对每项协作因素分别进行打分, 得出当前协作能力的评价矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} & c_{14} & c_{15} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & c_{24} & c_{25} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} & c_{34} & c_{35} \\ c_{41} & c_{42} & c_{43} & c_{44} & c_{45} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 6 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

式中, c_{ij} ($i=1, 2, 3, 4; j=1, 2, 3, 4, 5$) 是赞成第 i 项因素 u_i ($i=1, 2, 3, 4$) 为 j 等级评价 v_j ($j=1, 2, 3, 4, 5$) 的票数。令 $r_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum_{j=1}^5 c_{ij}}$ ($i=1, 2, 3, 4$), $\sum_{j=1}^5 c_{ij} = 7$ 为与被评价学生合作学习的人

数。由上式易得出评判矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} 0.57 & 0.29 & 0.14 & 0 & 0 \\ 0.86 & 0.14 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.71 & 0.14 & 0.14 \\ 0.29 & 0.29 & 0.14 & 0.14 & 0.14 \end{bmatrix}$$

假设各因素的权重 $A_1 = (0.2, 0.5, 0.1, 0.2)$, 用 MAX-MIN 操作计算得:

$$S_{22} = A_1 \cdot R = (0.5, 0.2, 0.14, 0.14, 0.14)$$

归一化得:

$$\tilde{S}_{22} = (0.46, 0.18, 0.12, 0.12, 0.12)$$

同样用等级量化精确模型进一步量化为:

$$S_{22}' = (0.46, 0.18, 0.12, 0.12, 0.12) \begin{bmatrix} 100 \\ 90 \\ 77 \\ 61 \\ 39 \end{bmatrix} = 83.44$$

7.2.3 学习能力综合评估

假设学习能力水平的两项评价因素的权值为 $\{A_{21}, A_{22}\} = \{0.6, 0.4\}$, 由式(14)得:

$$S_2' = 0.6 \times 90.67844 + 0.4 \times 83.44 = 87.783064$$

7.3 学生综合水平评估

假设学生综合水平评价集中知识水平和学习能力两评价

(下转第 263 页)

在进行小波变换的过程中,即可从 LH,HL,HH 子带中读取码块,进入 BPE 编码的预处理阶段,统计每个片中的子系数和孙系数^[2]交流系数的比特深度。待 LL 子带变换的同时,其它子带的数直接以流水线的方式进入 BPE 编码的比特深度统计模块。这样,当最后完成小波变换时,可以减少中间数据的等待时间。在得到 LL3 子带后直接进入 BPE 编码模块,因为减少了一次缓存 LL3 子带数据的操作,降低了读取外部存储器的时间,加快了变换速度。

3 结果分析

本文结构完成三级小波分解所用的时钟周期数是 $O(N^2/2)$ 。我们在 Stratix II FPGA EP2S30 实验板上实现了文中提出的硬件结构,如图 5 所示。输入图像通过 USB 接口传输到实验板,经过预处理后送入 FPGA 进行变换。三级 2-D 小波变换的结果再送回计算机,与 Matlab 变换的结果进行比较。实验验证了设计的正确性。

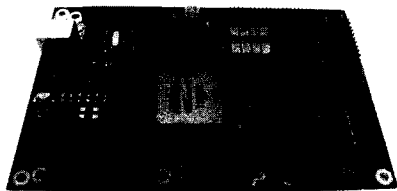


图 5 Stratix II FPGA 实验板

硬件结构全部采用 VHDL 语言进行描述,可以较方便地在不同 FPGA 平台上进行移植。实现 1024×1024 灰度图像小波变换的 CCSDS 压缩功能,经过 synplify pro 综合,结果如表 1 所列。

表 1 FPGA 综合结果

器件	Stratix II EP2S30F672I4
Logic Element	9486(28%)
Memory	907520bit(66%)
Maximum Frequency	86.5MHz

(上接第 238 页)

因素的权值为 $\{A_1, A_2\} = \{0.5, 0.5\}$, 由式(15)得社区学习综合水平评价(100 分制)为:

$$S = 0.5 \times S_1' + 0.5 \times S_2' = 90.096532$$

为了测试此模型的有效性,我们设计了程序来实现此算法,并收集了 E-learning 社区学生的真实记录,结果和真实情况非常吻合。限于篇幅,这里不再赘述。

结束语 基于虚拟学习社区和 E-learning 的特点,针对目前对学生评价大多仅限于对在线测验成绩进行评价的不足,充分利用综合评判带来的信息,结合社区交互学习、协作学习和自主学习的特点,综合社区学习者知识水平和能力水平来评估学生能力,建立了社区学习者能力模糊综合评价模型。各评价模块的模糊评价结果是与评语集相对应的隶属度向量。为了降低评价结果的模糊度,提高评价准确度,提出并建立了隶属度向量等级量化精确模型,对评价结果做进一步量化,达到了进一步准确区分学生能力的目的。用等级量化精确模型改进了通常使用的量化初等模型,并通过两个模型的分析体现了其准确性。

结束语 本文提出了 CCSDS 图像压缩标准中的 9/7 整数小波变换的一种 FPGA 结构设计,采用了改进的基于行变换的方法,实现了三级 2-D 变换的实时并行运算。设计中结合 FPGA 结构的特点,充分利用了流水线结构和并行执行的思想,减少了运算量和存储器的使用,降低了资源使用量,提高了运算速度。FPGA 实验结果证明,整数小波变换结构具有较高的吞吐率和变换速度,可以工作在 86.5MHz 的频率下,能够实现 1024×1024 灰度图像 100fps 的图像实时压缩。

参考文献

- [1] Image Data Compression. Recommendation for Space Data System Standards [R]. CCSDS 122. 0-B-1. Blue Book, Issue 1. Washington, D. C. :CCSDS, November 2005
- [2] Image Data Compression. Report Concerning Space Data System Standards[R]. CCSDS 120. 1-G-1. Green Book, Issue 1. Washington, D. C. :CCSDS, June 2007
- [3] Adams M D, Kossentni F. Reversible Integer-to-Integer Wavelet Transforms for Image Compression; Performance Evaluation and Analysis[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(6): 1010-1024
- [4] Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transforms into lifting steps[J]. Fourier Anal. Appl, 1998, 4(3): 245-267
- [5] Chrysafis C, Ortega A. Line Based, Reduced Memory, Wavelet Image Compression [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000; 378-389
- [6] Dillen G, Georis B, Legat J D, et al. Combined linebased architecture for the 5-3 and 9-7 wavelet transform of JPEG2000 [J]. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., 2003, 13(9): 944-950
- [7] Souani C, Abid M. VLSI design of 1-D DWT architecture with parallel filters [J]. INTEGRATION, the VLSI Journal, 2000 (29): 181-207
- [8] Lan X, Zheng N, Liu Y. Low-power and high-speed VLSI architecture for lifting-based forward and inverse wavelet transform [J]. IEEE Trans. Consum. Electron., 2005, 51(2): 379-385

参考文献

- [1] 张阳,王东,杨贯中. 基于模糊 AHP 理论的网络学习评价模型研究[J]. 湖南师范大学:自然科学学报, 2007, 30(2): 71-75
- [2] 程向荣,周竹荣,邓小清. 计算机支持的协作学习的伙伴模型 [J]. 计算机应用, 2007, 27(7): 4671-6671
- [3] 程乾生. 属性识别理论模型与应用 [J]. 北京大学学报, 1997, 33(1): 12-20
- [4] 陈守煜. 工程模糊集理论与应用 [M]. 北京:国防工业出版社, 1998: 6-39
- [5] 舒军龙,潘仲麟. 属性识别理论模型二级评判法在城市总体环境质量评价中的应用 [J]. 环境工程, 1999, 17(1): 65-67, 54
- [6] 陈守煜. 系统模糊决策理论与应用 [M]. 大连:大连理工大学出版社, 1994: 8-221
- [7] Katz S, Lesgold A, Eggan G, et al. Modeling the student in Sherlock II [J]. Journal of Artificial Intelligence in Education, 1993, 3(4): 495-518
- [8] Gured D, Desjard I, Schlager M. Representing a students learning states and transitions [C]// The 1995 American Association of Artificial Intelligence Spring Symposium on Representing Mental States and Mechanisms. Stanford, CA: [s. n], 1995
- [9] 王万良. 人工智能及其应用 [M]. 北京:高等教育出版社, 2005