

粗糙集和神经网络在心理测量中的应用*

余嘉元

(南京师范大学心理学系,南京 210097)

摘 要 探讨当因素分析和多元回归方法的使用条件未得到满足时,是否可采用粗糙集方法进行观察变量的精简,以及是否可采用神经网络方法进行预测效度检验。理论分析了粗糙集和神经网络在心理测量中应用的可能性,并运用粗糙集对于人事干部胜任力评估数据进行分析,比较了7种离散化方法和2种约简算法构成的14种组合,发现当采用Manual方法进行离散化、遗传算法进行约简时,能够很好地对观测变量进行精简;运用概率神经网络能够比等级回归方法更好地进行预测效度检验。研究结果表明对于处理心理测量中的非等距变量,粗糙集和神经网络是非常有用的方法。

关键词 心理测量,粗糙集,神经网络,胜任力。

分类号 B841.7

1 前言

在心理测量中为了用较少的因子解释较多的观测资料,往往采用因素分析的方法(主要是探索性因素分析)来编制和分析各种测量工具,包括各种量表^[1]、问卷^[2]和调查表^[3]等。探索性因素分析的实质是通过对各个观测变量间关系的研究,找到若干个能够反映数据基本结构的潜在变量,从而达到对观测变量进行精简的目的,它对于心理测量是非常有用的。但是也必须注意到因素分析的运用必须满足一定条件^[4],因素分析是以积矩相关为基础的,因此它就得满足积矩相关的条件:数据是来自于等距或等比的变量,变量之间为线性相关,样本所在的总体呈正态分布。如果这些条件没有得到满足,建立在因素分析基础上的观测变量精简就是不合理的,那么对于无法满足因素分析条件的数据,是否有其他方法可以完成变量精简的任务呢?

心理测量能否达到预期目的,效度检验是非常重要的。效度是“根据指定用途支持分数解释的那些事实和理论的有效程度,是测验制造和评价中最基本的要素”^[5],近年来探讨预测效度普遍化程度的效度概化研究已经成为效度研究中的热门课题^[6],元分析是效度概化研究的最流行方法^[7]。元分析是建立在大量样本研究基础上的,因此对单个

样本预测效度的检验就是非常重要的工作,目前人们大多是采用多元回归的方法,例如多元线性回归方法^[8]或逻辑斯谛回归方法^[9]。但是这些方法都要求自变量是等距变量,多元线性回归还要求因变量和自变量之间为线性关系,模型符合正态性假设,逻辑斯谛回归的假设是样本在因变量上的概率分布呈S型分布^[10]。但是,实际的研究数据有时是难以满足上述要求的,那有什么其他办法来获得预测因子和效标之间的关系呢?

因此,本研究主要是探讨:

(1)在编制测量工具时,如果因素分析的条件不能满足,是否可以用其他方法来精简观测变量?

(2)在检验预测因子和效标关系时,如果多元回归的条件不能满足,是否可以用其他方法来进行预测效度检验?

近年来人工智能技术有了很大的发展,其中的粗糙集方法可以进行属性的约简,人工神经网络方法可以建立变量间关系的模型,因此本研究考虑运用这些方法来解决上述两个问题。

2 粗糙集和神经网络

2.1 粗糙集

2.1.1 概述 粗糙集是波兰科学家 Pawlak 提出的一种人工智能理论^[11],该理论不需要关于数据的任

收稿日期:2008-02-21

*全国教育科学规划教育部重点课题(DBB010511);江苏省教育科学规划课题(苏教科规[2008]1号)。

通讯作者:余嘉元, E-mail: yujiayuanwx@163.com

何初始或附加信息,就可以直接对不精确、不一致、不完整的数据进行分析处理,发现数据之间的关系,提取出有用特征,得到简明扼要的知识表达形式。

在粗糙集中所研究对象的集合称作论域,记为 U ,对论域中对象的分类就是建立等价关系 R 。在信息系统中, R 也被称为属性集合, $R = C \cup D$, C 和 D 分别称为条件属性和决策属性; $V = \bigcap_{r \in R} V_r$ 是属性值的集合, $f: U \times R \rightarrow V$ 是一个函数,它指定了 U 中每一个对象 x 的属性值,通常将 $\langle U, R, V, f \rangle$ 称作信息表知识表达系统 $S^{[12]}$ 。在心理测量中的研究对象是人,记作被试 x ,他们的集合就是论域 U 。通常是首先确定要对被试的哪些属性进行测量,这些属性的集合就是 R ,然后运用某些工具对被试进行测量,得到每个被试在各个属性 r 上的属性值,这就是建立了函数 f ,同时也得到了各个属性的值域 V_r 。由此可见,进行心理测量的过程就是建立信息系统 $\langle U, R, V, f \rangle$ 的过程。

粗糙集将信息系统用二维信息表的形式进行表征,它的每一行表示一个对象 x ,每一列表示一个属性 r ,在行和列的交汇处记录该对象在该属性上的值,这和人们在 SPSS 等统计软件的数据编辑窗口中对心理测量结果录入格式是完全一致的。粗糙集中的决策表是一种特殊的信息表,它表示当满足某些条件时,将得到怎样的决策结果^[13]。粗糙集对于决策表的数据处理提出了一系列的方法,其中最重要的是约简,其目的是在保持决策属性和条件属性之间的依赖关系不发生变化的前提下对决策表进行简化,删除掉其中不必要的或不重要的属性。人们期望找到具有最少条件属性的约简,即最小约简。但是由于解空间随着问题的规模成指数增长,形成所谓的组合爆炸,因此寻找决策表的最小约简是 NP-hard 问题,这已经得到了证明^[14],国内外的粗糙集工作者为此而提出了多种约简的方法。那么对于心理测量数据所组成的决策表,采用何种约简方法比较合适,这是本研究要探索的问题之一。

2.1.2 离散化 在运用粗糙集处理决策表时,要求决策表中的数据是离散型的,因此就要用离散化的方法对数据进行预处理。离散化的本质是选取一组断点将条件属性构成的空间划分为有限个区域,使得每个区域中对象的决策属性相同。选取断点的过程是合并属性值的过程,它降低了问题的复杂度。人工智能工作者提出了多种离散化方法,其目的是使得离散化后属性空间的维数尽可能地少,丢失的信息尽可能地少。本研究采用了 Boolean reasoning、

Manual、Entropy/MDL、Equal frequency binning、Naive、Semi-naive、SOM 等七种方法进行了离散化。

Boolean reasoning 方法最初是由 Nguyen 和 Skowron 提出来的^[15],它采用的是贪心算法,根据断点值的重要性逐步将断点加入到断点集中。它能够在保持信息系统不可分辨关系的前提下,尽量用最小数目的断点把所有实例间的分辨关系区分开来。但是该方法的时间复杂度和空间复杂度都较大,后来人们提出了一种改进的贪心算法^[16],运用该方法所得到的断点集和原先算法所得结果是相同的,但它的时间复杂度和空间复杂度都大为降低了,这对于数据量较大的信息系统是很合适的。

Manual 方法是一种人为的经验方法,将决策属性 D 划分为 k 个区间,然后再确定相应的各个条件属性的断点集。

Entropy/MDL 方法是 Dougherty 等人提出来的^[17],设决策表中属性 $a \in C$ 的有限个属性值经排序后为 $l_a = v_0^a < v_1^a < \dots < v_{n_a}^a = r_a$,于是可以取候选断点为 $C_i^a = (v_{i-1}^a + v_i^a)/2, i = 1, 2, \dots, n_a$ 。设 X 为 U 的子集, $X \subseteq U$,它的实例数目为 $|X|$,其中决策属性为 $j(j = 1, 2, \dots, r(d))$ 的实例数目为 k_j ,该子集的信息熵被定义为 $H(X) = - \sum_{j=1}^{r(d)} p_j \log_2 p_j$,其中 $p_j = \frac{k_j}{|X|}$ 。

信息熵 $H(X)$ 越小,就越说明子集 X 中有个别决策属性占主导地位。该方法认为使得集合 X 的信息熵为最小的断点是最好的,并将其作为离散化的一个断点,它把样本集合划分为的两个子集分别称为 $S1$ 和 $S2$,然后再用同样的方法在 $S1$ 和 $S2$ 中找最好的断点,并且计算它们各自的信息熵 $H1$ 和 $H2$,如果 $H1 > H2$,那么就对 $S1$ 继续划分,反之则对 $S2$ 进行划分,也就是说对它们中信息熵较大的部分继续进行划分。不断地递归使用该方法选中新的断点,直至满足一定的条件为止。

Equal frequency binning 方法是将连续属性值分成 k 个区间,使每个区间中数值的数量相等,假设有 l 个数值,则每个区间中数值的个数为 l/k 。

Naive 方法的基本思想是:根据属性值由小到大地对决策表中的实例进行排序,然后进行判断;对于相邻的两个实例,在属性值和决策值都不相等的情况下,取这两个属性值的平均值作为断点值。

Semi-naive 方法把由 Naive 方法得到的断点称作候选断点,运用某些判据对候选断点做进一步处理,从中选出一组正式断点。

SOM 方法是利用芬兰科学家 Kohonen 提出的

自组织特征映射网络对各个属性进行类别划分。该网络模拟了人脑的神经元之间的交互作用,它由输入层和竞争层组成,输入层是一维形式的,它接受外界输入的信息,竞争层的神经元排列成二维形式。该网络采取无导师聚类法,它能够将任意维数的输入模式在输出层映射成一维或两维的离散图形,并且保持其拓扑结构不变。运用该方法对粗糙集的各个属性逐个进行聚类,并且将相邻两类边界值的算术平均数作为这两类之间的断点,由此得到断点集。

2.1.3 约简 粗糙集是通过对决策表的约简来获取知识的,所谓约简就是在保持决策表的决策属性和条件属性之间的依赖关系不发生改变的前提下,对决策表进行简化,包括属性约简和值约简。由于在决策表中的各种属性并不是同等重要的,某些属性甚至是冗余的,这些情况将干扰人们做出正确而简洁的决策,同时也浪费了数据处理时的存储空间和运算时间,因此在保持条件属性相对于决策属性的分类能力不变的条件下,可以删除其中不必要和不重要的属性,这就是约简。

人们已经提出了多种约简的方法,在本研究中采用了遗传算法和 Johnson 算法。遗传算法是模拟生物界“优胜劣汰、适者生存”的竞争机制,用逐次迭代法进行搜索和寻优。Wroblewski 把它运用到粗糙集的约简中^[18]。Johnson 约简是调用一个贪心算法来得到单一的约简^[19],在此过程中令 B 为所得约简, S 表示分辨函数中的每一个集合, $w(S)$ 表示 S 的权重。在约简过程中首先计算出给定决策表的分辨矩阵,令 $B = \Phi$,设 a 为在 S 中出现频率与权值 $w(S)$ 乘积最大的属性,如果两个属性的值一样大,则随机地取一个属性;把属性 a 添加到集合 B 中;将 S 中所有包含属性 a 的项去掉;如此反复进行,直至 $S = \Phi$ 。

2.2 神经网络

人工神经网络(或称联结主义模型)是借鉴生物神经网络而发展起来的新型智能信息处理系统,它具有联想记忆、非线性映射、分类和识别、优化计算、知识处理等特点。

近年来,人们已开始将神经网络技术运用到心理学领域。目前的应用主要反映在两个方面:其一是模拟人的某些认知活动,建立相应的计算机模型^[20];其二是把神经网络作为数据分析的工具,特别是可以用于回归分析。Hornik 等在理论上已证明神经网络能任意逼近系统的输出和输入间的关系^[21],揭示数据中所蕴含的非线性关系,因此统计

学中复杂的多元非线性回归问题可以通过神经网络来解决。

有研究者采用神经网络和多元回归方法分别对顾客满意度数据进行处理,发现神经网络具有 5 个方面的优越性^[22]:(1)多元回归方法只能处理自变量和因变量之间为线性关系的问题,而神经网络则对于线性关系和非线性关系的问题都能很好地处理;(2)在运用回归方法时,必须首先根据已有知识或假设,提出反映自变量和因变量之间关系的数学函数,而神经网络则不必这样做;(3)神经网络能够自动地估计出各个自变量之间可能存在的交互作用,而这对于回归方法来讲,则是一个非常困难的任务;(4)多重共线性对于回归模型将有较大的影响,而神经网络则不会受到多重共线性的影响;(5)和回归方法相比较,神经网络对于缺失数据和不精确数据则更加稳健。因此神经网络可以被有效地探索因变量和自变量之间的关系。

从上述理论探讨可以看出,粗糙集和神经网络是可以应用于心理测量的,并且能够克服统计方法所遇到的某些困难,但是由于在把粗糙集运用到心理测量的观测变量精简中时,可以使用的离散化、约简的方法很多,究竟采用何种组合形式可以得到优化的结果呢?在运用神经网络方法进行预测效度检验时,究竟能够在多大程度上提高预测的准确性呢?这需要通过实际数据的分析来得到,于是本研究对于一组胜任力测量数据用粗糙集和神经网络进行了实证研究。

3 实证研究一

3.1 研究目的

在运用粗糙集处理数据时,离散化和约简的方法众多,将这些方法组合起来将会得到什么样的结果呢?这是本研究要探讨的问题。

3.2 研究设计

3.2.1 数据来源 对于胜任力结构的研究已经成为目前的热点问题,特别是哪些特征是其核心成分,人们众说纷纭^[23],我国心理测量工作者运用工作分析方法得到机关事业单位人事干部的 21 项胜任特征^[24],本研究根据这些胜任特征,编制了胜任力调查问卷,对江苏省的部分省级和市级机关事业单位的非领导职务人事干部进行了问卷调查,被调查者均为具有多年人事工作经历的科级以上干部。该问卷包括三部分,本研究仅对其中第二部分胜任力评价数据进行分析。通过调查获得了关于 718 名非领

导职务人事干部的有效数据。这些数据构成了粗糙集中的决策表,包括 21 个条件属性和 1 个决策属性,为了研究方便,将这些胜任力特征编号如下:1. 主动学习,2. 阅读理解,3. 人力资源管理,4. 言语表达,5. 协调,6. 判断和决策,7. 主动聆听,8. 社交的洞察力,9. 时间管理,10. 说服力,11. 解决复杂问题,12. 服务倾向,13. 正直可靠,14. 注意细节,15. 合作性,16. 自我控制,17. 关心他人,18. 承担压力,19. 主动性,20. 毅力,21. 专业知识技能。

3.2.2 数据离散化和约简方法组合 本研究采用了 Boolean reasoning、Manual、Entropy/MDL、Equal frequency binning、Naive、Semi-naive、SOM 等 7 种方法对数据进行离散化,其中前 6 种方法是通过粗糙集专用软件 Rosetta 实现的^[25],SOM 方法是用 Matlab 7.1 中的神经网络工具箱实现的。对于决策表的属性约简,本研究中采用了遗传算法和 Johnson

算法,它们都采用 Rosetta 软件予以实现。这两种约简方法和 7 种离散化方法相互组合,就得到 14 种方法组合。

3.3 研究结果

当采用 Johnson 算法进行约简时,对于每一种离散化方法所得数据只能得到一个最小约简,而用遗传算法进行属性约简时,有可能得到多个最小约简。在本研究中,当数据采用 Boolean reasoning、Manual 和 Naive 进行离散化时,运用遗传算法分别得到 3 个最小约简,当数据采用 Semi-naive 进行离散化时,运用遗传算法得到 4 个最小约简。对于这些在同一种试验条件下得到多个最小约简的情况,运用聚类比公式进行计算^[26],根据聚类比越大越好的评判标准,可以从每种约简所得的最小约简中挑选出最好的约简作为最终的结果。由此得到在 14 种方法组合下所得到的最小约简如表 1 所示。

表 1 各种方法组合所得的最小约简

约简方法	遗传算法		Johnson 算法	
	编号	属性	编号	属性
Boolean reasoning	D11	5,6,7,10,18	D12	2,6,7,12,18
Manual	D21	1,3,5,8,12,13,14,18,21	D22	1,3,5,7,8,12,13,18,21
Entropy/MDL	D31	1,3,5,7,10,12,13,15,16	D32	1,3,5,7,8,9,10,12,13
Equal frequency binning	D41	2,3,5,6,8,9,12,13,14,21	D42	2,3,5,6,8,9,11,12,14,21
Naive	D51	2,11,18,20	D52	3,7,14,17
Semi-naive	D61	3,8,10,11,14,16,18,20	D62	1,3,4,7,10,14,18
SOM	D71	1,4,5,8,13,14,17,20,21	D72	1,2,4,5,6,8,14,18,21

从表 1 中数据可以看出,当采用各种不同的离散化和约简方法组合时,都可以对条件属性进行精简,这对于测量工具的编制是很有价值的,它说明了对于未能满足因素分析假设条件的数据,采用粗糙集方法是可以对观测变量进行精简的。但是又出现了新的问题:在如此众多的约简中,究竟采用哪个约简是最合适的呢?这就是进行下述研究的动机。

4 实证研究二

4.1 研究目的

由于运用粗糙集方法对数据进行处理得到了多个约简,在运用该方法于心理测量工具的编制时,必须从中找出最合适的约简,这就要首先确定一个对约简进行评判的准则。由于本研究所用数据的决策属性是对评定某位人事干部的胜任力总体水平,采用的是等级评分方法,这相当于将人事干部进行等

级分类,因此可以拿约简后的分类情况和未约简后的分类进行比较,从而得到各个约简的分类正确率,并以该正确率作为评判约简质量的准则,实际上这就是对各种约简的预测效度进行检验。因此本实证研究的目的之一就是用分类正确率作为指标,从众多的约简中找出最好的约简。

另外,对于效标为等级变量的测量效度检验,人们通常是采用计算等级相关系数的方法,研究表明在有噪声干扰的情况下,如果要用预测因子对效标进行估计,那么采用概率神经网络能够比等级回归方法得到更高的预测正确率^[27],但是该结论是在模拟条件下得到的,现在采用实际的测量数据是否也能得到类似的结果呢?因为本研究中所使用的数据是由各个单位的人事部门领导对本单位人员的评定,由于各个领导对于评判标准的掌握不可能完全一致,对于本单位人员的了解程度也不可能完全一

致,这就相当于所得到数据中包含有噪声的干扰,因此本实证研究的目的之二就是对于实际的测量数据检验概率神经网络是否能够比回归方法得到更高的预测正确率。

4.2 研究设计

4.2.1 数据来源 无论是运用概率神经网络还是等级回归方法进行建模,都需要将数据分为 A、B 两组,其中 A 组数据是用作建模的,B 组数据是用作对模型进行检验的。本研究中采用 7:3 的比例将 718 个对象分为两组,其中 A 组为 503 人,B 组为 215 人。

4.2.2 概率神经网络和等级回归方法建模 为了

评判各个约简的质量,为了比较概率神经网络和等级回归方法建模的优劣,就要根据上述“实证研究一”所得各约简,对于运用概率神经网络和等级回归方法分别对于胜任力测量数据进行建模,然后比较这些模型的预测正确率。

4.3 研究结果

根据表 1 中的各个约简,从原始数据中提取出相应观测变量的数据,将 A 组 503 人的数据进行建模,然后用所建模型对 B 组 215 人的分类,所得结果和原始数据进行比较,得到正确分类人数,在除以 215 人,得到正确分类率,如表 2 所示。

表 2 两种建模方法在各种约简条件下的正确分类率(%)

建模方法	D11	D21	D31	D41	D51	D61	D71	D12	D22	D32	D42	D52	D62	D72
神经网络	79.07	89.30	86.05	85.12	87.91	83.26	83.72	73.95	84.19	75.81	80.93	86.51	77.67	87.44
等级回归	70.23	73.95	74.88	75.81	69.30	70.70	75.35	66.98	73.49	72.09	74.42	65.58	67.44	76.74

从表 2 数据可以看出,运用概率神经网络建模的正确分类率在各种约简条件下都比等级回归方法建模的正确率高,当约简为 D21 时,正确分类率为最高,也就是说,当采用 Manual 进行数据离散化、采用遗传算法进行约简、并且用概率神经网络建模时,所得到的正确分类率最高。在各种约简条件下分别计算两种方法正确分类率的平均值,得到概率神经网络的平均值为 82.92,高于等级回归方法的平均值 71.93。

再将未经约简的数据用等级回归的方法建模,经计算所得到的正确分类率为 77.67,低于用神经网络对约简后数据建模的正确分类率。由此可见,虽然这时考虑了所有的观测变量,但由于概率神经网络能够比等级回归更好地对数据进行拟合,即使是只考虑了部分观测变量,还是得到了更高的正确分类率。

5 讨论

5.1 关于粗糙集的应用

上述实证研究表明粗糙集在心理测量中的应用是有效的,它能够很好地对观察变量进行精简,这是为什么呢?心理测量的本质是用定量方法对被试的心理特质进行描述,并将不同的被试区分开来。粗糙集理论是建立在分类机制的基础上的,它把分类看作是在特定空间的等价关系,这和心理测量中标准参照测验(CRT)、评定量表的意图是一致的,这些测量工具的目的也是将被试分成不同的类别,例

如“合格”和“不合格”两个类别,或“优、良、中、差”等多个类别。粗糙集中最基本的概念是“不可区分关系”,即根据已有的信息是无法将同一个类别中各个元素区分开来的,这和上述心理测量工具的情况也是一致的,例如 CRT 将被试划分成“合格”和“不合格”两个类别后,就不再对同一类别中的不同被试作进一步的区分了。由此可见,粗糙集和上述心理测量工具在本质上有许多共同之处,这就意味着粗糙集是可以运用于心理测量的。

心理测量的研究对象具有一定的不确定性,造成这种不确定性的原因是多种多样的,如果是由于随机性引起的不确定性,那就可以用统计方法来处理;如果是由于模糊性引起的不确定性,那就可以用模糊集的方法来处理;如果是由于知识的颗粒性引起的不确定性,那就可以用粗糙集的方法来处理。粗糙集和统计学、模糊集都是处理不确定性信息的理论,它们可以分别对各种具有不同的不确定性的数据进行处理,粗糙集和其他理论相比较,突出的优点是不需要提供数据集合以外的任何先验信息。在统计学中往往要对数据的分布做先验的假设,同时还需有大数定律的假设;在模糊集理论中,需要专家对元素的隶属度进行主观判定;然而在粗糙集中这些先验信息都是不需要的,因此所得到的结论将更加客观。

5.2 关于神经网络的应用

上述实证研究表明,在对测量工具的预测效度进行检验时,运用概率神经网络可以得到较高的分

类正确率,其原因是可以从理论上给予解释的。神经网络对于数据性质的要求比较低,它并不要求变量为正态分布,不要求变量之间为线性关系,也不需要事先假设变量间关系的函数形式,当系统的输入-输出间关系为未知的非线性映射时,神经网络仍然可以很好地予以逼近,在心理学中许多输入和输出的关系都是未知的非线性关系,因此采用神经网络作为它们之间的映射是很合适的。

5.3 关于该方法的适用范围和局限性

(1) 由于运用粗糙集的过程中需要对数据进行离散化和约简,目前人们还没有找到某种最好的离散化方法,还在不断地提出新的方法,例如基于断点重要性的离散化方法、基于属性重要性的离散化方法等;关于约简问题,它包括了属性约简和值约简两个方面,在每一方面都有新的方法在不断提出,例如属性约简中的基于互信息的约简算法、基于特征选择的约简算法,值约简中的启发式约简算法、基于决策矩阵的约简算法。由于存在如此众多的离散化方法和约简算法,在本研究中不可能对这些方法都进行研究,只是选择了其中公认的较为成熟的方法进行比较研究,因此所得出的结果也还有一定的局限性,对于其他的离散化方法和约简算法在心理测量中的作用,还需要做进一步的研究。

(2) 在神经网络的大家族中除了本文所用的概率神经网络以外,还有 BP 网络、反馈型神经网络、竞争型神经网络等多种模型,如何将它们应用到心理测量数据的分析中,是值得进一步研究的。另外,在用概率神经网络建模时需要对其 spread 参数进行调整,该工作需要反复试验和积累经验,才能找到合适的参数值,在本研究中对于 14 个约简的数据建模时,spread 参数的区间为 0.9 ~ 1.2,那么今后在对其他数据建模时,是否该参数也应该在这个区间呢,也是需要继续探讨的问题。

(3) 上述实证研究中,所分析的数据都是来自于李克特量表的,在研究中都把它们作为等级数据看待的,即本研究提出的方法对于这些数据的分析是可行的。另外心理测量的标准参照测验是根据被试是否达到了某个标准而决定其分类的,例如各种学业水平考试、执业资格考试等,在这些测验中粗糙集方法可以发挥很好的作用。

但是在心理测量中还有其他类型的数据,例如在常模参照测验中所得到的分数往往是等距的数据,如果将它们转化为等级数据后再用本文的方法进行处理,可能会丢失部分信息,因此还要尝试用径

向神经网络等方法来处理。

(4) 对于已经相当成熟的心理量表和测验,例如 MMPI、NEO-PI 或斯坦福-比奈智力测验等,它们的信度和效度已得到了广泛的认可,就不必运用该方法再进行约简。而且,在运用该方法时,需要获得和效标有关的数据,因此本方法主要适合于新量表的编制。

(5) 在目前的心理测量中,数据的约简主要是采用抽取潜在变量的方法,而本研究提出了删除某些测验项目的方法,该方法的使用需要粗糙集和神经网络的知识,因此它的推广运用需要一个过程。

6 结论

(1) 在编制测量工具时,如果因素分析的假设条件无法得到满足的话,可以采用粗糙集方法进行观测变量的精简。

(2) 在运用粗糙集方法得到的多个约简中,可以采用神经网络的方法从中选择出最合适的约简。

(3) 运用概率神经网络进行预测效度检验,可以比等级回归方法进行检验得到更高的分类正确率。

(4) 理论的分析 and 实证的研究表明,将粗糙集和神经网络等人工智能方法引入心理测量是一种有价值的探索。

参 考 文 献

- 1 Niedzwiejska A, Neckar J, Baran B. Development and validation of the implicit memory theory scale. *European Journal of Psychological Assessment*, 2007, 23(3): 185 ~ 192
- 2 Sprang G, Craig C. An exploratory factor analysis of the trauma practices questionnaire. *Best Practices in Mental Health*, 2007, 3(2): 9 ~ 20
- 3 Hosoda Y. Development and testing of a clinical learning environment diagnostic inventory for baccalaureate nursing students. *Journal of Advanced Nursing*, 2006, 56(5): 480 ~ 490
- 4 Austin E. Exploratory and confirmatory factor analysis: Understanding concepts and applications. *British Journal of Mathematical & Statistical Psychology*, 2006, 59(1): 218 ~ 219
- 5 AERA, APA, NCME. Standards for educational and psychological testing (in Chinese). Shenyang: Shenyang Press, 2003. 12 ~ 23 (美国教育研究协会, 美国心理协会, 全美教育测量学会主编, 燕妮琴, 谢小庆译. 教育与心理测试标准. 沈阳: 沈阳出版社, 2003. 12 ~ 23)
- 6 Murphy K. The impact of validity generalization methods on personnel selection. Mahwah, NJ: Erlbaum, 2003
- 7 McDaniel M A, Hartman N S, Whetzel D L, et al. Situational judgment tests, response instructions and validity: A meta -

- analysis. *Personnel Psychology*, 2007, 60(1): 63 ~ 91
- 8 Cyders M A, Smith G T, Spillane N S, et al. Integration of impulsivity and positive mood to predict risky behavior: Development and validation of a measure of positive urgency. *Psychological Assessment*, 2007, 19(1): 107 ~ 118
- 9 Levashina J, Campion M A. Measuring faking in the employment interview: Development and validation of an interview faking behavior scale. *Journal of Applied Psychology*, 2007, 92(6): 1638 ~ 1656
- 10 Hosmer D W, Lemeshow S. *Applied logistic regression*(2nd ed.). New York: John Wiley & Sons, 2000
- 11 Pawlak Z. Theorize with data using rough sets. Computer software and application conference, Oxford, England, 2002
- 12 Skowron A. *Rough sets and boolean reasoning*. New York: Physica Verlag, 2001, 95 ~ 124
- 13 Pawlak Z, Skowron A. Rudiments of rough set. *Information Sciences*, 2007, 177(1): 3 ~ 27
- 14 Wong S K M, Ziarko W. On optimal decision rules in decision tables. *Bulletin of Polish Academy of Sciences*, 1985, 33: 693 ~ 696
- 15 Nguyen H S, Skowron A. Quantization of real - valued attributes. In: *Proc. Second international joint conference on information sciences*, NC: Wrightsville Beach, 1995. 34 ~ 37
- 16 Nguyen H S, Nguyen S H. Some efficient algorithms for rough set methods. In: *Proc. Fifth conference on information processing and management of uncertainty in knowledge - based system (IPMU' 96)*. Spain: Granada, 1996. 1451 ~ 1456
- 17 Dougherty J, Kohavi R, Sahami M. Supervised and unsupervised discretization of continuous features. In: *Prieditis A, Russell S. ed. Proc. twelfth international conference on machine learning*. Morgan Kaufmann, 1995. 194 ~ 202
- 18 Wroblewski J. Finding minimal reducts using genetic algorithms. In: *Proc. second international joint conference on information sciences*. 1995. 186 ~ 189
- 19 Johnson D S. Approximation algorithms for combinatorial problems. *Journal of Computer and System Sciences*. 1974, 9(3): 256 ~ 278
- 20 Garson J. Simulation and connectionism: what is the connection? *Philosophical Psychology*, 2003, 16(4): 499 ~ 514
- 21 Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedward network are universal approximators. *Neural Network*, 1989, 2: 359 ~ 366
- 22 Grønholdt L, Martensen A. Analysing customer satisfaction data: A comparison of regression and artificial neural networks. *International Journal of Market Research*, 2005, 47(2): 121 ~ 130
- 23 Lichtenberg J W, Portnoy S M, Bebeau M J, et al. Challenges to the assessment of competence and competencies. *Professional Psychology: Research and Practice*, 2007, 38(5): 474 ~ 478
- 24 Zhao L Y. The study on competency of human resource cadres in district institutions of Beijing (in Chinese). Master's dissertation. Beijing: Capital Normal University, 2006
(赵凌燕. 北京市区属机关事业单位人事干部胜任特征研究. 硕士论文. 北京:首都师范大学文, 2006)
- 25 <http://www.idi.ntnu.no/~aleks/rosetta/2007-02-15>
- 26 Susmaga R. Analyzing discretizations of continuous attributes given a monotonic discrimination function. *Intel data anal*, 1997, (1): 157 ~ 179
- 27 Yu J Y. Predicting grade criterion scores with probability neural networks (in Chinese). *Psychological Science*, 2007, 30(3): 666 ~ 667
(余嘉元. 等级效标分数的概率神经网络预测方法研究. 心理学, 2007, 30(3): 666 ~ 667)

Application of Rough Set and Neural Networks in Psychological Measurement

YU Jia-Yuan

(Department of Psychology, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China)

Abstract

Factor analysis has often been used to simplify and combine (reduce) observed variables in the construction of psychological measurement instruments, and multiple regression has frequently been used in validity studies. One major challenge, however, is that all these variables have to satisfy the requirements for interval scales. Otherwise, new statistical procedures have to be developed.

In artificial intelligence, rough set can be used to reduce attributes and artificial neural networks can also be used to set up relations among the variables in a model. In this study, it was posited that these methods could also be similarly applied to psychological measurement.

Under the rough set theory, there are different discretization methods and algorithms to reduce attributes, it is necessary to find the most suitable way for psychological measurement and to see whether the neural network methodology is better than that of multiple regression in validity studies.

Responses data on the Competency Assessment Questionnaire of 718 civil servants who were not leaders working in a human resource section were obtained. The data were constructed into a rough set decision table with 21 condition attributes and 1 decision attribute. Seven methods, which included Boolean reasoning, Manual, Entropy/MDL, Equal frequency binning, Naive, Semi - naive and SOM, were used in the discretization. A total of 14 different reducts were obtained with the genetic algorithm and the Johnson algorithm. These were checked in validity studies with the probability neural networks method and the hierarchical regression method.

The results showed that reduct D21 was the best among the 14 reducts, which used the Manual method in discretization and the genetic algorithm in reduction. Its correct classification rate was 89.30. In contrast, the average correct classification rate with the probability neural networks was 82.92 which was still higher than the 71.93 of the hierarchical regression method.

The research showed the following findings. (i) In the construction of psychological measurement instruments, if the assumptions to apply factor analysis cannot be satisfied, the rough set methods can be used to reduce observed variables. (ii) The rough set provided several reducts. The best of them could be obtained through the neural networks in validity studies. (iii) In predictive validity studies, a higher classification rate could be obtained with the probability neural networks than with the hierarchical regression method. (iv) Theoretical analysis and empirical study showed that the rough set and neural networks could be applied in psychological measurement.

Key words psychological measurement, rough set, neural networks, competency.