

文章编号: 1000-5862(2019)02-0135-07

# KNN 认知诊断法及其应用

康春花, 张淑君, 李元白, 曾平飞\*

(浙江师范大学教师教育学院, 浙江 金华 321004)

**摘要:** 将机器学习中的 KNN 算法迁移至认知诊断评估中, 提出了 KNN 认知诊断法, 并通过模拟和实证研究考察了 KNN 认知诊断法的效果和特征。结果表明: KNN 认知诊断法具有较高的判准率, 与 PNN 和 MDD-R 诊断法不相上下, 甚至在某些情境下更高; KNN 认知诊断法不受样本容量和被试知识状态分布形态的影响, 体现了 KNN 算法作为非参数方法的特征; KNN 认知诊断法具有较好的实证信效度。

**关键词:** KNN 算法; KNN 认知诊断法; 实证信效度

**中图分类号:** B 841 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2019.02.04

## 0 引言

在当今的大数据时代, 学者们掀起了一股学习数据挖掘和机器学习的热潮。数据挖掘是数据库知识发现中的一个步骤, 它从大量数据中自动提取出隐含的、过去未知的、有价值的潜在信息。机器学习能自动寻找数据中的模式, 然后使用所发现的模式来预测将来的数据, 或者在各种不确定的条件下进行决策。数据挖掘需要利用机器学习提供的技术来分析海量数据, 以发掘数据中隐含的有用信息。机器学习分为 2 种主要类型: 有监督学习和无监督学习。有监督学习也称预测学习, 其目标是在给定一些列输入输出实例所构成的数据集的条件下, 学习输入  $x$  到输出  $y$  的映射关系。无监督学习或称描述学习, 则对问题没有明确定义, 是属于一种探索性的方法。相比较而言, 对于给定的  $x$ , 有监督学习可对所观察到的值与预测的值进行比较<sup>[1]</sup>。

机器学习旨在对数据进行高效地分类, 以便对数据信息进行挖掘应用<sup>[2]</sup>, 由于机器学习具有分类高效且简便的特性, 因而便于应用在教育大数据挖掘中, 尤其与教育认知诊断评估中对学生知识状态的诊断分类十分符合。有监督的机器学习算法种类繁多, 现有研究将其进行改造应用于认知诊断评估的有: 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)诊断法<sup>[3-4]</sup>、概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)诊断法<sup>[5]</sup>和粗糙集诊断法<sup>[6]</sup>。其中, 汪文

义等<sup>[5]</sup>将 PNN 与 SVM 诊断法作了比较, 结果显示 PNN 诊断法具有十分优良的模式判准率(Pattern Match Ratio, PMR)。

尽管目前已有少量机器学习诊断法的相关研究, 然而这些方法要么仅适于 0-1 计分, 要么在操作上还是稍显复杂。 $k$  近邻( $k$ -Nearest Neighbors, KNN)算法是一种有监督的机器学习算法, 被称为最简单的机器学习算法<sup>[7-8]</sup>。KNN 算法不需要进行参数估计, 属于一种非参数方法<sup>[9]</sup>。那么, KNN 算法作为一种简单经典的机器学习算法, 若将其应用于认知诊断评估中, 是否同样具有简单高效, 以及是否具有非参数方法的优势呢? 本研究将 KNN 算法拓展成认知诊断分类的方法, 通过模拟和实证研究考察该方法的有效性, 以期丰富认知诊断评估的理论和实践研究。

## 1 KNN 算法及 KNN 认知诊断法

### 1.1 KNN 算法

$k$ -近邻算法( $k$ -Nearest Neighbors, KNN)由 F. Cover 等<sup>[10]</sup>于 1967 年提出, 其本质是基于贝叶斯后验概率, 选取最大相似度的训练集中某点的类别对测试样本进行判定。KNN 通过欧式距离(euclidean metric)计算不同测试点之间的相似度, 其思想是若要某一样本测试点  $X$  进行判别, 则选取离该点最近的  $k$  个训练点进行分析, 这  $k$  个训练点中出现次数最多的点的类别, 即是样本测试点  $X$  的类别,

收稿日期: 2018-10-17

基金项目: 教育部人文社会科学研究一般课题(16YJA190002)资助项目。

通信作者: 曾平飞(1963-), 男, 广西荔浦人, 教授, 博士, 主要从事心理测量与评价方面的研究。E-mail: zpf@zjnu.edu.cn

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}, \quad (1)$$

其中  $N$  为测试点  $X$  和  $Y$  的维度数,  $x_i$  和  $y_i$  分别代表  $X$  和  $Y$  的第  $i$  个维度的值。

KNN 算法的误差率可通过

$$P_B \leq P_{kNN} \leq P_B + \sqrt{2P_{NN}/k} \quad (2)$$

计算, 其中  $P_B$  为最优贝叶斯分类器的误差率, 即期望最小分类误差率,  $P_{NN}$  为近邻个数  $k$  误差率, 当  $k=1$  时, KNN 算法相当于求样本点与训练集中所有点的欧氏距离, 其误差为

$$P_B \leq P_{NN} \leq P_B(2 - CP_B/(C-1)) \leq 2P_B, \quad (3)$$

其中  $C$  为划分类别的数目。通过 (2) ~ (3) 式可以发现, 当近邻个数趋近于无穷时, 其分类误差率接近最优贝叶斯分类器误差率  $P_B$ , 因此, 可得出当训练集中个数足够多时, 能保证近邻个数  $k$  足够大, 该算法具有与贝叶斯最优分类器近乎相等的判准率。

## 1.2 KNN 算法的特征

1.2.1 KNN 算法具有动态性 KNN 算法由于训练集的引入, 使其具有了动态性。比如, 为了能更精准地对不同用户群体精准地推荐商品, 则可以收集某一类用户群体在某一时间段内的用户行为数据, 如商品种类、购买金额、浏览次数等。以此类参数作为特征值, 将不同类别用户群体的特征值进行训练从而产生训练集, 而后对某一用户先进行分类, 再对其进行推荐购买商品的推送。在不同时间段, 用户的购买需求不同, 因此以最近一段时间内的用户购买数据以及对应的分类群体为训练集进行训练, 可以更精准地在不同时间段为不同用户群体推荐更为精准的商品。

1.2.2 KNN 算法是最简洁的机器学习算法, 且具有非参数方法的特征 KNN 算法为 10 个经典机器学习算法之一, 被称为最简单且研究领域较广泛的一种分类算法<sup>[7-8]</sup>。KNN 直接使用已知类别的数据作为训练集, 不涉及参数估计, 不需要进一步构造模型函数, 因而是一种非参数分类技术<sup>[9]</sup>。与其他分类算法相比, KNN 算法不需要像粗糙集一样构造决策规则, 也不需要像 SVM 一样选择核函数, 具有简便易行的优点。

## 1.3 KNN 认知诊断法

1.3.1 KNN 认知诊断法的思路 KNN 算法是将离待测样本点最近的  $k$  个点进行统计, 并选取这  $k$  个点次数最多的类别作为待测样本点的种类。根据 KNN 算法的定义, 可以容易地将其拓展至认知诊断评估(Cognitive diagnostic assessment, CDA)中, 实现对被试知识状态(Knowledge state, KS)的判别分类。

由于 CDA 的宗旨是通过待分类被试的观察反应模式(Observed response pattern, ORP)与已知所有理想反应模式(Ideal response pattern, IRP)进行比较, 将与 ORP 最相似的 IRP 判别给该被试, 从而将该 IRP 对应的  $K_S$  分配给该被试实现整个判别归类过程。按该逻辑, KNN 认知诊断法的思路如下: (i) 对 IRP 进行一定倍数的扩充; (ii) 对扩充后 IRP 产生一定比率的随机失误, 从而产生以不同 IRP 为中心的团簇, 如在某种属性层级下共有  $M$  种 IRP, 在对  $M$  种 IRP 进行一定的扩充和失误条件下, 将产生  $M$  种团以不同种 IRP 为类中心的团簇; (iii) 使用扩充后具有一定比例失误的 IRP 团簇对待测样本 ORP 进行诊断分类。

1.3.2 KNN 认知诊断法中训练集的产生 有研究表明, 直接采用 IRP 与 ORP 之间的距离作为相似性的指标具有分类一致性<sup>[11-13]</sup>。因此, CDA 可使用 IRP 进行一定比例的扩充并加以一定比例随机失误后产生的以不同 IRP 为中心的许多“团簇”作为训练集。训练集中的失误方法采用的多级计分失误方法<sup>[14]</sup>, 滑动分值为 1 分, 满分有一定比率减 1 分, 而 0 分有一定比率则加 1 分<sup>[14-16]</sup>。CDA 随机失误概率的设计一般为 0.02、0.05、0.10、0.20 和 0.50, 训练集不应该包含过多失误, 否则将会导致待测样本归类错误, 因此可将训练集的随机失误概率设定为 0.1。KNN 算法中训练集包含的样本容量越多, 分类一致性会越稳定, 在随机失误设定为 0.1 的条件下, 近邻个数可设置为  $k=50$ 。

1.3.3 KNN 认知诊断法的步骤 按照 KNN 认知诊断法的思想, 其步骤可表述如下: (i) 将每一类 IRP 扩充相同的数目, 使训练集包含更多的样本容量, 从而保证分类准确性; (ii) 模拟产生包含有失误信息的训练集, 即对扩充后的 IRP 进行一定比率的失误, 从而产生包含失误可能的训练集; (iii) 基于该训练集, 设置近邻个数  $k$ , 内部距离采用欧氏距离进行计算, 表达为

$$d(O_{RP_i}, I_{RP_m}) = \sqrt{\sum_{j=1}^J (O_{RP_{ij}} - I_{RP_j}^{(m)})^2}, \quad (4)$$

$$C = \arg \min_{m \in \{1, \dots, M\}} d(O_{RP_i}, I_{RP_m})$$

其中  $j$  表示第  $j$  道题目,  $O_{RP_i}$  表示第  $i$  个被试的观察反应模式,  $I_{RP_m}$  表示包含随机失误的第  $m$  个理想反应模式,  $O_{RP_{ij}}$  表示第  $i$  个被试在第  $j$  题上的观察反应得分,  $I_{RP_j}^{(m)}$  表示包含随机失误的第  $m$  个  $I_{RP}$  对应的第  $j$  题的作答反应,  $M$  表示经过扩充后的  $I_{RP}$  的总个数,  $C$  表示选择离第  $i$  个  $O_{RP}$  最近的  $I_{RP}$  种类。

(iv) 选取与  $O_{RP_i}$  最近的  $k$  个训练样本, 并对这  $k$

个训练点分别标记为  $I_{RP_1}, I_{RP_2}, \dots, I_{RP_k}$ . 设分类函数  $f: U^n \rightarrow V_i$ , 其中  $U$  表示上述  $k$  个训练样本的集合,  $V_i$  表示第  $i$  个类别的标签. 即第  $i$  种  $K_S$ ,  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_h\}$ .  $\tilde{f}(O_{RP_i}) = \arg \max_{v \in V} \sum_{j=1}^k \delta(v f(O_{RP_j}))$ , 其中  $\tilde{f}(O_{RP_i})$  表示对  $f(O_{RP_i})$  的估计,  $\delta$  为指示性函数, 即  $v$  是否等于  $f(O_{RP_j})$  相等则为 1, 否则为 0.

(v) 从步骤 (iv) 中对  $f$  的定义可知  $\tilde{f}(O_{RP_i})$  表示估计的使  $O_{RP_i}$  对应的  $K_S$  类别编号  $f(O_{RP_i})$  则表示为  $O_{RP_i}$  对应的真实  $K_S$  类别编号, 该步实现赋值程序, 将满足上述函数中的某类  $K_S$  赋值给该被试便完成了对被试  $K_S$  的判别归类.

为了能产生围绕 IRP 的一团训练集数据点, 对 IRP 进行了小程度的失误, 随后会产生以不同种类 IRP 为中心的一群训练集数据点. 在实证研究中, 采用该方法也具有可操作性, 也可采用近期具有考查相同属性的其它测验数据作为训练集.

## 2 KNN 认知诊断法独立于样本容量的预研究

### 2.1 研究目的

已有研究表明<sup>[17-19]</sup>, 无论属性层级或属性个数如何变化, 样本容量对于非参数诊断方法影响不大, 即非参数认知诊断法具有不依赖于样本容量的特性<sup>[17-20-22]</sup>, KNN 作为一种非参数方法应用于认知诊断中, 也应具有这种特征.

### 2.2 研究设计

在控制随机作答失误概率为 30%, 属性个数为 5, 被试知识状态分布为正态分布的情况下, 检验样本容量对 KNN 认知诊断法的影响. 实验为  $5 \times 2$  的被试间设计, 分别在不同属性层级(直线型、收敛型、分支型、无结构型、独立型)下, 比较 KNN 认知诊断法在不同样本容量(100, 1 000)下的模式判准率(PMR). 5 属性的属性层级如图 1 所示.

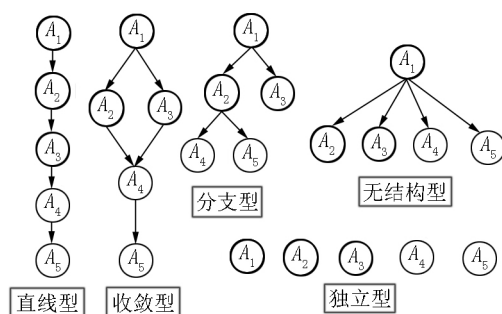


图 1 5 属性层级结构图

### 2.3 数据模拟

(i) 在保证题目包括  $R$  矩阵的前提下, 然后根据题量随机抽取符合属性层级关系的其他题目组成测验矩阵  $Q_i$ .

(ii) 依据层级结构图, 可求出唯一的属性掌握模式(AMP)  $A_{MP}$  是  $m \times k$  的矩阵, 其中  $m$  为所有的知识状态  $k$  为属性个数.

(iii) 使用矩阵乘法, 根据  $A_{MP}$  矩阵与测验矩阵  $Q_i$  生成  $I_{RP_i}$  矩阵. 根据每种属性掌握模式的总分进行排序, 依据正态分布的概率抽取  $A_{MP}$  直至达到样本容量, 生成不同条件下的  $K_S$ .

(iv) 根据不同的  $K_S$  和测验矩阵  $Q_i$  生成不同种类的  $I_{RP}$ .

(v) 模拟生成训练集, 训练集生成的具体步骤为: 1) 产生一个服从均匀分布  $U(0, 1)$  的随机数矩阵, 维度为  $N_1 \times J$ , 其中  $N_1$  为被试数量,  $J$  为题量. 需要注意, 训练集中的样本量  $N_2$  在不同条件下是 IRP 种类数的 50 倍. 2) 由于前面指出训练集随机失误概率为 0.1, 因此将该随机数矩阵中小于 0.05 和大于 0.95 的元素的对应位置  $r_{ij}$  标记出, 并找到分配给不同被试之后 IRP 团簇的对应位置. 若该项目得分为满分且  $r_{ij}$  小于 0.05 则减 1 分, 若得零分且  $r_{ij}$  大于 0.95 则加 1 分, 若  $r_{ij}$  大于 0.95 且得分非零则加 1 分,  $r_{ij}$  小于 0.05 且得分非零则减 1 分. 最后, 通过训练集的方法模拟生成  $O_{RP}$ , 但此时的随机失误概率设定为 30%.

### 2.4 研究结果

从表 1 可以看出, KNN 认知诊断法的判准率极高, 且在 100 和 1 000 样本容量下相差不大. 图 2 清晰地呈现 KNN 认知诊断法在不同样本容量和属性层级下的变化趋势. 从图 2 可看出 5 种属性层级下的 PMR 均接近 100%, 相比而言, 直线型最高、独立型最低, 但相差不超过 0.05. 在各属性层级下, 当样本容量为 100 和 1 000 时, PMR 变化趋势一致, 且 2 条线几乎重合, 仅在分支型时, 相差 0.004 7. 因此, KNN 认知诊断法不依赖于样本容量, 这与前人在非参数诊断方法研究中得到的结果类似<sup>[16-19-22]</sup>.

表 1 不同样本容量下 KNN 判准率的比较

属性层级	样本容量	
	100	1 000
直线型	0.993 3	0.992 4
收敛型	0.979 3	0.978 8
分支型	0.975 3	0.980 0
无结构型	0.984 7	0.982 2
独立型	0.954 7	0.953 7

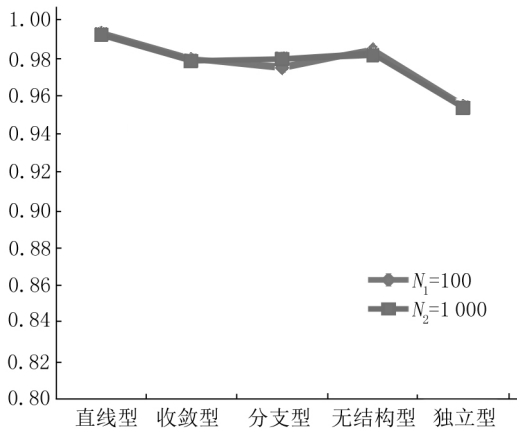


图2 不同样本容量下 KNN 诊断法的判准率

### 3 KNN 认知诊断法与其它 2 种认知诊断法的比较

#### 3.1 研究设计

为比较 KNN 认知诊断法的判准率, 选用机器学习诊断法中判准率较高的 PNN 诊断法和非参数诊断法中判准率较高的曼哈顿距离判别诊断法中的随机判别法(MDD-R) 进行对比. 在样本容量为 1 000, 失误差率为 30%, 测验长度为 30 题的情况下, 比较被试知识分布形态(正态分布、均匀分布)、属性个数( $k=4, 7, 9$ ) 以及属性层级(直线型、收敛性、分支型、无结构型和独立型) 对 3 种诊断方法(KNN、PNN、MDD-R) 的影响. 研究为  $2 \times 3 \times 5 \times 3$  的 4 因素混合设计, 其中诊断方法为被试内变量, 其余为被试间变量. 每种条件模拟 30 次以减少误差, 因变量为  $P_{MR}$ . 4、7、9 属性的属性层级分别如图 3 ~ 图 5 所示.

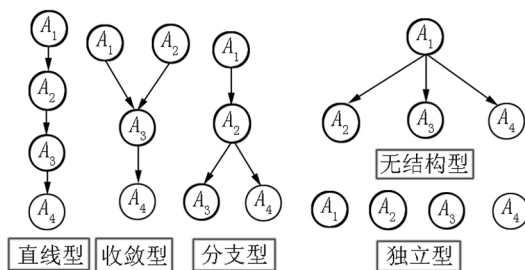


图3 4 属性层级结构图

#### 3.2 研究结果

从图 6 和图 7 可以看出, KNN 认知诊断法具有较高的模式判准率, 各条件下的  $P_{MR}$  均在 0.90 以上, 在 3 种认知诊断法中判准率最高. 相比较而言, PNN 认知诊断法仅次于 KNN 认知诊断法, MDD-R 稍逊于前二者.

被试知识状态分布形态对 3 种认知诊断法的影

响均不大. 在正态分布和均匀分布时, 3 种诊断法的  $P_{MR}$  在各属性个数及属性层级下变化趋势一致, KNN 相较于 PNN 和 MDD-R 在不同分布形态下的  $P_{MR}$  差异更小.

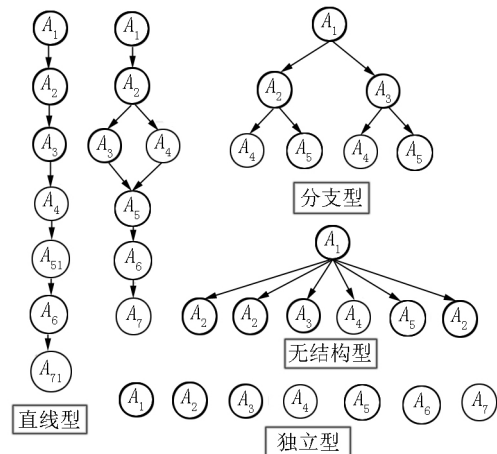


图4 7 属性层级结构图

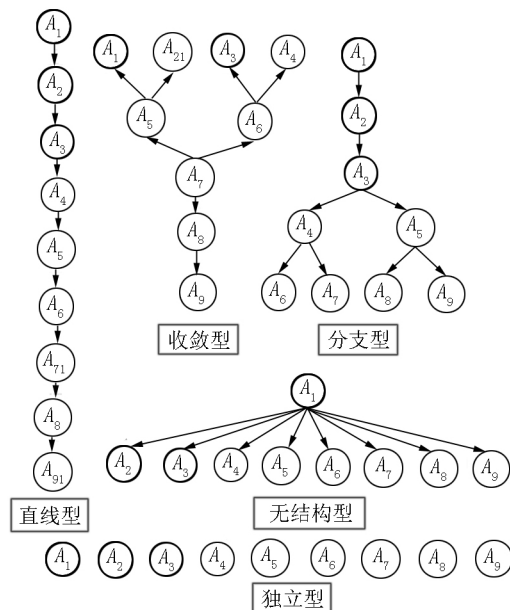


图5 9 属性层级结构图

属性个数会对 3 种认知诊断法的  $P_{MR}$  产生较大影响, 这种变化主要表现在属性个数为 9 时, 各属性层级下的  $P_{MR}$  均有所下降, 幅度由大到小为: MDD-R、PNN、KNN.

属性层级对 3 种认知诊断法  $P_{MR}$  的影响与以往研究大体一致. 随属性层级紧密度越小判准率越低. 当考虑属性个数时, 结果稍有变化, 表现为属性层级为收敛型时, 属性个数为 4 时的  $P_{MR}$  略低于属性个数为 7 时的  $P_{MR}$ . 出现该状况的可能原因是由于 7 属性时的收敛型具有 9 种理想属性掌握模式, 而当属性个数为 4 时, 相对应的理想掌握模式为 6 种, 两者的理想掌握模式的种类相异不大. 由于 KNN、PNN 以及 MDD-R 均是基于内部距离直接进

行判别归类,当属性个数为 4 时,其理想掌握模式数目与属性个数为 7 的掌握模式数目相差不大,但能提供判别信息的属性却减少了,从而增加了判别归类的难度,降低了归类正确的比率.

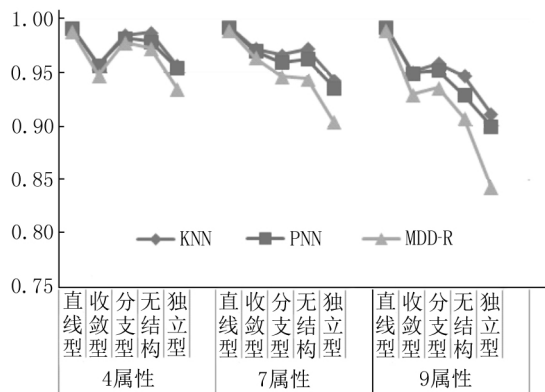


图 6 正态分布时 3 种非参数诊断法的 PMR 变化趋势

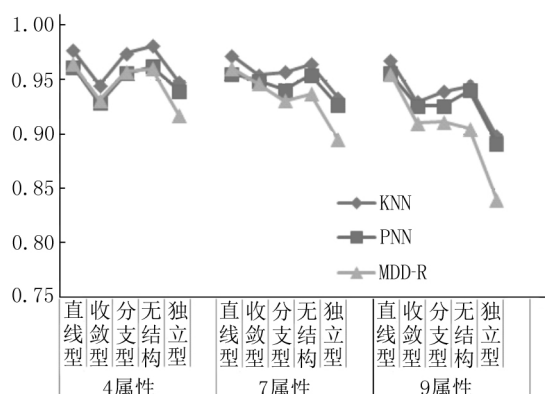


图 7 均匀分布时 3 种非参数诊断法的 PMR 变化趋势

4 KNN 认知诊断法在实践中的应用

4.1 数据来源

采用 KNN 认知诊断法分析康春花等<sup>[23]</sup>小学行程问题解决的 CDA 数据,从多方面考察其在实践中的应用效果.该数据的评估对象为 1 240 名小学 5 年级学生(好、中、差学校学生各 135、853 和 252 人).测验考察了 8 个认知属性:基本算术运算、一般行程问题的数量关系、多步运算、复杂行程问题的数量关系、隐含条件、关系表征、图式表征、项目代数性,依次用  $A_1 \sim A_8$  表示.测验为混合计分,有良好的信效度.

表 3 属性通过率

属性 1	属性 2	属性 3	属性 4	属性 5	属性 6	属性 7	属性 8
82.50	90.40	50.16	22.90	39.52	49.60	28.06	6.77

4.2.3 属性通过率的学校差异 图 8 是不同学校类型的属性通过率比较.从图 8 可看出,无论是优秀学校、中等学校还是较差学校,它们在 8 个属性上的

4.2 研究结果

4.2.1 对学生知识状态的分类结果 KNN 认知诊断法将 1 240 名学生成功地归类到 39 种属性掌握模式上(见表 2),其中,第 18 种掌握模式(11100100)在学生群体中占比最多,为 8.31%,第 8 种掌握模式(01000010)和第 14 种掌握模式(01001010)在学生群体中占比最少,仅为 0.16%.从表 2 可看出,学生知识状态处于中间掌握模式的人数较两端比率大,这与实际情况是相符的.

表 2 KNN 认知诊断法的归类结果

$K_s$	人数	比例/%	$K_s$	人数	比例/%
1	19	1.53	21	16	1.29
2	69	5.56	22	15	1.21
3	54	4.35	23	5	0.40
4	99	7.98	24	9	0.73
5	31	2.50	25	29	2.34
6	36	2.90	26	15	1.21
7	26	2.10	27	55	4.44
8	2	0.16	28	13	1.05
9	58	4.68	29	26	2.10
10	66	5.32	30	7	0.56
11	93	7.50	31	10	0.81
12	27	2.18	32	22	1.77
13	12	0.97	33	10	0.81
14	2	0.16	34	22	1.77
15	3	0.24	35	16	1.29
16	27	2.18	36	78	6.29
17	25	2.02	37	38	3.06
18	103	8.31	38	11	0.89
19	11	0.89	39	13	1.05
20	67	5.40			

4.2.2 属性通过率 表 3 是各属性的通过率.属性 1 和属性 2 作为基本属性,学生掌握情况较好,而属性 4、属性 7、属性 8 的通过率相对较低.属性 3、属性 5 和属性 6 居中.从不同属性的通过率来看,KNN 认知诊断法得到的结果与属性性质及属性层级都较为吻合.首先,较容易的属性通过率最高,较难的属性通过率则相对更低;其次,表现出父属性的通过率高于子属性的通过率.这在一定程度上说明了 KNN 认知诊断法具有较好的内部效度.

通过率变化趋势都是一致的,且与表 3 的总体趋势相同.就学校之间而言,表现为优秀学校在各属性上的通过率高于中等学校,且中等学校高于较差学校.

这种差异表现在,在简单属性(属性1和属性2)和较难属性(属性8)上,3种学校类型虽然有显著差异,但彼此间差异较小,而在中等难度属性上(属性3~属性7),3类学校之间的通过率存在较大差异。可见,属性难度与学校类型差异的变化是符合心理测量学特征的,即较难和较易的属性其区分度相对较小,而中间难度的属性区分度较大。如果以学校类型作为外部校标,可以说明 KNN 认知诊断法具有较好的外部效度。

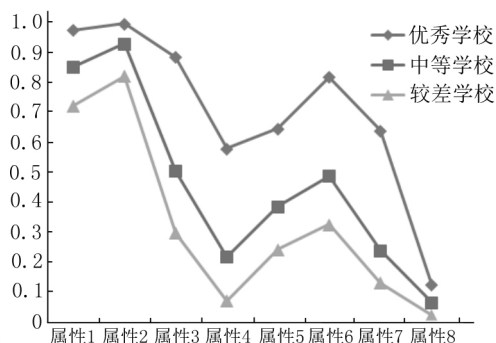


图8 不同学校类型的属性通过率

4.2.4 KNN 认知诊断法的分类一致性 L. A. Roussos 等<sup>[24]</sup>提出了一种重测一致性测量方法,模拟2个平行测验的得分数据,利用某种认知诊断方法对其进行诊断分类,通过计算该方法在2个平行测验中的模式分类一致性来评估该方法的信度。借用此思想,在实证研究中,可以通过以下思路对 KNN 认知诊断法的模式分类一致性进行考察: (i) 采用 KNN 认知诊断法对学生的实证数据进行知识状态的诊断和分类,共重复进行100次诊断分类; (ii) 从100次分类结果中,随机抽取30对; (iii) 对30对分类结果,计算其分类一致性比率,分别记为 ID1~ID30(见表4)。

表4 KNN 认知诊断法在实践数据中的分类一致性

编号	一致性程度/%	编号	一致性程度/%
ID1	0.845 2	ID16	0.866 1
ID2	0.879 8	ID17	0.872 6
ID3	0.875 8	ID18	0.862 9
ID4	0.865 3	ID19	0.853 2
ID5	0.862 1	ID20	0.854 8
ID6	0.880 6	ID21	0.858 9
ID7	0.848 4	ID22	0.874 2
ID8	0.871 8	ID23	0.859 7
ID9	0.858 1	ID24	0.896 0
ID10	0.865 3	ID25	0.881 5
ID11	0.874 2	ID26	0.875 0
ID12	0.868 5	ID27	0.863 7
ID13	0.871 0	ID28	0.874 2
ID14	0.872 6	ID29	0.864 5
ID15	0.863 7	ID30	0.873 4
MEAN	0.867 8		

从表4可知, KNN 认知诊断法的分类一致性几乎均在0.85以上,平均一致性程度达到了0.867 8。以往研究<sup>[25]</sup>认为重测信度系数在0.80以上,则结果解释会具有较好的稳定性及可靠性。据此结果,可以说 KNN 认知诊断法在实证研究中,即使采用模拟方法得到训练集,依然保持较为稳定的判别归类结果,分类一致性程度较高。

## 5 讨论与结论

### 5.1 KNN 认知诊断法具有较高的判准率

在不同的实验条件下, KNN 认知诊断法都具有较高的判准率,并与 PNN 和 MDD-R 认知诊断法比较, KNN 要略微高于两者。此外, KNN 认知诊断法与 PNN 认知诊断法在各种实验条件下 PMR 变化趋势的相似性,也表明 KNN 认知诊断法具有机器学习诊断法的一般特征。PNN 和 KNN 认知诊断法均属于机器学习诊断法,对知识状态的判别原理较相似,而 KNN 方法基于贝叶斯后验概率实现对被试知识状态的判别,在保证近邻个数以及训练集样本足够多的情况下,具有无限逼近贝叶斯最优分类器的结果<sup>[9]</sup>。

### 5.2 KNN 认知诊断法不受样本容量和被试知识状态分布的影响

在预研究中,研究者设置了2种数量差异较大的样本容量,100和1 000,结果表明在不同样本容量下, KNN 认知诊断法几乎不受样本容量的影响,这与以往对非参数认知诊断法的结果一致。桑应宾<sup>[9]</sup>认为 KNN 算法是一种非参数方法,本研究结果也可说明, KNN 认知诊断法也同样具有非参数方法的特征。此外,在与 PNN 和 MDD-R 诊断法的比较中,发现在不同的被试知识状态分布形态下, KNN 认知诊断法同样跨分布形态的不变性,且较两者更为稳定,进一步体现了其非参数方法的特征。

### 5.3 KNN 认知诊断法略受属性层级和属性个数的交互影响

属性层级对3种认知诊断法 PMR 的影响与以往研究大体一致,呈现随属性层级紧密度越小判准率越低的趋势<sup>[15,19,26-30]</sup>。但当考虑属性个数时,发现属性层级和属性个数对 KNN 认知诊断法存在交互影响。

### 5.4 KNN 认知诊断法具有较好的实证信效度

通过多种方法考察了 KNN 认知诊断法在实践使用中的效果。结果表明, KNN 认知诊断法对学生知识状态的判别较吻合实际情况与测量学特征,具有较为良好的实证信度和效度,可以应用于认知诊

断评估实践.可以说,本研究为认知诊断评估实践提供了一种较为有效的兼具机器学习算法和非参数方法特征的认知诊断法.

## 6 展望

本研究提出了 KNN 认知诊断法,并通过模拟研究和实证研究证明其具有较高的判准率和信效度,且具有非参数方法的优势,即不受样本容量和被试知识状态分布形态的影响.进一步的研究可考虑在训练集不同随机失误概率、分类时不同近邻个数、训练集与测试集不同随机误差差异等条件下 KNN 认知诊断法的表现.

## 7 参考文献

- [1] 袁梅宇.数据挖掘与机器学习 WEKA 应用技术与实践 [M].北京:清华大学出版社,2014.
- [2] 何清,李宁,罗文娟,等.大数据下的机器学习算法综述 [J].模式识别与人工智能,2014,27(4):327-336.
- [3] 邝铮.支持向量机在认知诊断中的应用研究 [D].南昌:江西师范大学,2010.
- [4] Liu Cheng, Cheng Ying. An application of the support vector machine for attribute-by-attribute classification in cognitive diagnosis [J]. Applied Psychological Measurement, 2018, 42(1): 58-72.
- [5] 汪文义,丁树良,宋丽红,等.神经网络和支持向量机在认知诊断中的应用 [J].心理科学,2016,39(4):777-782.
- [6] 唐小娟.粗糙集理论在认知诊断中的应用 [D].南昌:江西师范大学,2013.
- [7] Harrington P. Machine learning in action [J]. Shelter Island, NY: Manning Publications Co, 2012.
- [8] Tan Pangning, Michael Steinbach, Vipin Kumar. Introduction to data mining [M]. New Jersey: Addison Wesley, 2005.
- [9] 桑应宾.基于  $k$  近邻的分类算法研究 [D].重庆:重庆大学,2009.
- [10] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [11] Chiu Chiayi, Köhn H F. A general proof of consistency of heuristic classification for cognitive diagnosis models [J]. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 2015, 68(3): 387-409.
- [12] Chiu Chiayi, Köhn H F. Consistency of cluster analysis for cognitive diagnosis: the reduced reparameterized unified model and the general diagnostic model [J]. Psychometrika, 2016, 81(3): 585-610.
- [13] Köhn H F, Chiu Chiayi, Brusco M J. Heuristic cognitive diagnosis when the  $Q$ -matrix is unknown [J]. British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 2015, 68(2): 268-291.
- [14] 罗欢,丁树良,汪文义,等.属性不等权重的多级评分属性层级方法 [J].心理学报,2010,42(4):528-538.
- [15] 田伟,辛涛.基于等级反应模型的规则空间方法 [J].心理学报,2012,44(2):249-262.
- [16] 任平.多级聚类诊断法的开发及其在认知诊断评估中的应用 [D].金华:浙江师范大学,2015.
- [17] 康春花,任平.聚类诊断分析法诊断正确率的影响因素 [J].中国考试,2015(2):25-32.
- [18] 康春花,杨亚坤,曾平飞.海明距离判别法分类准确率的影响因素 [J].江西师范大学学报:自然科学版,2017,41(4):394-400.
- [19] 杨亚坤.观察反应模式与理想反应模式间曼哈顿距离判别法 [D].金华:浙江师范大学,2017.
- [20] Chiu Chiayi, Douglas J A, Li Xiaodong. Cluster analysis for cognitive diagnosis: theory and applications [J]. Psychometrika, 2009, 74(4): 633.
- [21] Chiu Chiayi, Douglas J. A nonparametric approach to cognitive diagnosis by proximity to ideal response patterns [J]. Journal of Classification, 2013, 30(2): 225-250.
- [22] 罗照盛,李喻骏,喻晓锋,等.一种基于  $Q$  矩阵理论朴素的认知诊断方法 [J].心理学报,2015,47(2):264-272.
- [23] 康春花,辛涛,田伟.小学数学应用题认知诊断测验编制及效度验证 [J].考试研究,2013(6):24-43.
- [24] Roussos L A, DiBello L V, Stout W, et al. The fusion model skills diagnosis system [EB/OL]. [2018-06-19]. <http://pdfs.semanticscholar.org/c757/afd523c9f31063e4cefea84176762763ee73.pdf>.
- [25] 戴晓阳,曹亦薇.心理评定量表的编制和修订中存在的一些问题 [J].中国临床心理学杂志,2009,17(5):562-565.
- [26] 蔡艳,涂冬波,丁树良.五大认知诊断模型的诊断正确率比较及其影响因素:基于分布形态、属性数及样本容量的比较 [J].心理学报,2013,45(11):1295-1304.
- [27] 丁树良,罗芬,汪文义.  $Q$  矩阵理论的扩展 [J].心理学探新,2012,32(5):417-422.
- [28] 颜远海,丁树良,汪文义.影响 AHM 与 DINA 诊断准确率的因素研究 [J].江西师范大学学报:自然科学版,2011,35(6):640-645.
- [29] DiBello L V, Stout W. Guest editors' introduction and overview: IRT-based cognitive diagnostic models and related methods [J]. Journal of Educational Measurement, 2007, 44(4): 285-291.
- [30] Leighton J P, Gierl M J, Hunka S M. The attribute hierarchy method for cognitive assessment: a variation on Tatsukawa's rule-space approach [J]. Journal of Educational Measurement, 2004, 41(3): 205-237.

## The Attitude Measurement Based on SCKF for Quadrotor UAV

ZHANG Huangjun, XU Xuesong\*, ZHANG Wenqing, LIU Rui

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang Jiangxi 330013, China)

**Abstract:** It is very important to get the accurate attitude angle for the control of unmanned aerial vehicle (UAV). Considering the square-root cubature Kalman filter (SCKF), which can overcome the errors caused by the extended Kalman filter (EKF) due to linearization and has better nonlinear filtering function. Also, the square root technique is added in the traditional cubature Kalman filtering method, which can effectively improve the stability of numerical calculation and reduce the complexity of the algorithm. So that in this paper, SCKF is applied to attitude estimation of quadrotor UAV, a new attitude estimation method for quadrotor UAV is proposed and simulated. The experimental results show that this method has higher filtering precision than the traditional EKF method. Compared with traditional cubature Kalman filtering (CKF) and unscented Kalman filtering (UKF), the computation time of this method is shorter.

**Key words:** square-root cubature Kalman filter; quadrotor UAV; attitude measurement

(责任编辑: 冉小晓)

(上接第 141 页)

## The Cognitive Diagnosis of $k$ -Nearest Neighbor Algorithm and Its Application

KANG Chunhua, ZHANG Shujun, LI Yuanbai, ZEBNG Pingfei\*

(College of Teacher Education, Zhejiang Normal University, Jinhua Zhejiang 321004, China)

**Abstract:** In the study, the  $k$ -Nearest Neighbors cognitive diagnosis method (KNN CDM) is proposed by migrating the  $k$ -Nearest Neighbors algorithm to cognitive diagnosis assessment. Then its effectiveness and characteristic are investigated by numerical simulation and empirical study. The results show that the precision of the KNN CDM is high and is about the same to PNN method as well as MDD-R method. In some situations, it's even higher than the latter two. Both the sample size and the distribution pattern of the subjects' knowledge state have no effect on the KNN CDM, which reflects the characteristic of nonparametric method. It is proved that the empirical reliability and validity of the KNN cognitive diagnosis method is good.

**Key words:** KNN algorithm; KNN CDM; empirical reliability and validity

(责任编辑: 冉小晓)