

教育数据解读的认知解密与技能解锁

林书兵¹ 张学波²

(1. 北京师范大学 人文和社会科学高等研究院, 广东珠海 519087;
2. 华南师范大学 教育信息技术学院, 广东广州 510631)

[摘要] 当前数据获取已不再是掣肘,数据价值成为教育数据应用实践的首要指向和核心要义。在具体的教育情境中,如何识别教育数据的内隐问题,如何基于现实语境解读数据的内涵意指,如何基于数据分析提供教学改进的实施策略和行动指南,一直困扰着一线教师的数据应用。针对当前国内教育数据研究热衷于追逐数据规模效应和数据智能处理技术的现状,本研究将视线转向教育数据的人为解读过程,在数据驱动教学决策过程困境分析的基础上,通过梳理数据解读的模式构建、认知偏差、影响因素和辅助中介等心理层面的研究,总结了常见的数据解读陷阱、规避方法,并为一线教师数据解读技能的提升提出了行动框架。

[关键词] 数据解读;认知模式;数据素养

[中图分类号] G434

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2021)04-0017-10

一、引言

数据在教育领域应用的创新范式与变革成效,让广大一线教师成为数据驱动教学决策应用的忠实拥趸。教育数据应用涵盖从数据收集、分析、解释以及决策行动等一系列技能子集,印证着艾可夫(Ackoff, 1989)的数据—信息—知识—智慧的数据认知金字塔。在将抽象数据解释成具体信息的过程中,如何识别教育数据呈现的内隐问题,如何基于现实语境解读数据的内涵意指,如何基于数据分析提供教学改进的实施策略和行动指南等是实现从数据到价值的核心阶梯,也是一线教师数据应用必须跨越的认知鸿沟。一直以来,教学实践领域常将聚集效应等同于价值凸显,将教育数据应用过程简化为数据采集加工和处理,而对如何识别和解读数据避

而不谈。因此,本研究从教育数据应用的心理机制和过程原理角度,总结数据解读的心理过程,提炼教育数据解读的一般操作技能框架,以期教师数据应用能力提升指明方向。

二、数据解读困境

教学决策是教育领域由来已久的研究领域,通常指教师为了实现教学目标与完成教学任务,通过对教学实践的预测、分析和反思,确定最有效的教学方案。随着大数据技术在各领域的应用以及不断凸显的预测、分析和决策价值,教育领域也期待数据能够推动自身从以经验和直觉为主要教学依据的模式,向基于证据的决策范式转变。当前,数据驱动的教学决策理念和行动在世界范围内蔚然成风,利用数据改善学校教育实践,已成为学校变革趋势之一,

[收稿日期] 2021-04-20

[修回日期] 2021-06-18

[DOI 编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2021.04.002

[基金项目] 国家社科基金重大项目“信息化促进新时代基础教育公平研究”(18ZDA334)。

[作者简介] 林书兵,副教授,博士研究生,北京师范大学人文和社会科学高等研究院,研究方向:智慧教育、教育大数据(1023180893@qq.com);张学波:教授,博士生导师,华南师范大学教育信息技术学院,研究方向:教育信息化(zhangxb@126.com)。

[引用信息] 林书兵,张学波(2021).教育数据解读的认知解密与技能解锁[J].开放教育研究,27(4):17-26.

数据驱动的教学决策理论和实践研究也在不断增长。然而,相关研究显示,数据驱动的教学决策应用成效尚无定论。在从教学数据获取到教学决策输出的价值蜕变过程中,数据、教师、团队和学校等境脉性特征都会对教育数据应用成效产生实际影响(Marsh, 2012; Mandinach & Gummer, 2015; Faber & Visscher, 2021),教学者如何从抽象数据中解读出有价值的信息,恰为这一过程最关键的一环。

(一)数据聚集不能等同于价值呈现

数据存在和数据使用之间往往存在巨大差距。达文波特等(Davenport & Prusak, 1998)曾将数据定义为“关于事件的一组离散、客观的事实”,即数据不提供判断或解释,也不显示可持续的行动基础。库森等(Cousins & Leithwood, 1993)指出,数据难以直接体现价值,需要对其进行人为解释。在教育领域,数据必须转换成学校可以使用的信息才可能对变革起支撑作用。达特诺等(Datnow et al., 2007)研究显示,相对于收集数据,阅读和使用数据更难。数据虽可以突出教学实践的优缺点,但不能直接提高学生学习效果,中间需要教学者对数据的认知、解释和理解。

首先,数据解读是一个涉及教师多维知识综合应用的过程。数据驱动教学决策研究著名专家曼蒂纳克(Mandinach & Gummer, 2016)提出教学数据素养定义时,特别强调教师需要将数据的理解与标准、学科知识和实践、课程知识、教学内容知识以及对学习者学习方式的理解结合起来,才能应对复杂的数据驱动的教学决策实践。无论是定性的还是定量的数据,教师都必须在特定内容领域进行解释,并与后续教学实践相联系。在解读数据的过程中,教师必须考虑相关的学习进展或内容规范。在制定教学计划时,教师将这些数据、他们在特定内容领域的教学知识及其对学生如何更好地学习这些内容的理解整合起来,通过联系教师的教育学知识转化为教学行动。而且,当基于数据的解释拒绝了教师最初的教学假设时,或者教师收到错误无效的行动反馈时,数据收集工作必须重新开始,直至教学工作者认为数据足够可靠和有效(Marsh, 2012)。其次,数据使用也是复杂的非线性过程,常涉及多个反馈回路。科伯恩等(Coburn et al., 2005)指出,数据驱动的教学决策研究大多关注数据使用干预与结果之间的简单

联系,或是仅仅描述数据干预的活动形式,较少关注数据的具体使用和解释过程,即教师如何在课堂环境中解释数据并将其转化为可操作的知识。因此,我们很少知道教师如何与数据互动的——解释数据、对数据做出反应、忽略数据——以及这些反应如何促成他人感兴趣的解读结果。了解结果但不了解产生结果的机制,意味着我们对如何重新设计数据、使用干预措施增强数据的实践影响知之甚少。

(二)技术进步不能代替人的解读

教育大数据及其相关技术的出现,为教育领域的个性化、公平等难题的解决提供了可能。但另一方面,大数据的大肆炒作,使业界出现盲目的迷恋与跟风,一味地追逐数据的规模化效应和技术复杂性,忽视教育数据应用的根本目的,即通过数据驱动改进教学。然而,技术的进步无法总带来有用的结果。首先,技术应用并非完美的,一些数据平台和系统号称能够实现教学数据的自动采集、处理和分析,但输出的报告要么过于复杂,超出教学者理解的能力,耗费教学者的大量时间和精力;要么过于简单,仅显示学习者表现的数字排名,对具体缺陷和细节只字不提。因此,教师和学生无法据此提出准确的补救措施。为了将数据转化为信息,教师往往需要对数据进行系列转换操作,如添加便于解释的代码、图例或框架。教师需要理解数据的显示和表示形式,对学生的表现数据和评价标准进行比较,从而得出关于问题性质、初始判断或将要采取的行动的结论,这些都需要人为的心理操作。其次,在技术学习领域,教师数据素养的培养已被相关教育机构提上日程,但教育数据处理能力的训练呈简单化倾向,如认为教师只要掌握数据统计分析技能,自然就能胜任数据驱动的教学决策实践并发挥数据的教学推动作用。在这一理念的主导下,教育数据应用培训往往以统计、算法和计算技能为主题,将数据分析技能简化为以计算机技术为基础的数据操作处理技能。然而,对于教师而言,单纯抽象层面的数据统计和操作技能并不难掌握,真正的难点在于,在具体教学情境下如何选择恰当的统计方法理解和解读数据,也就是不仅要知道“是什么”,且要回答“为什么要使用这些技术”的问题,而这需要学习者的亲身实践和反思认知(Velleman, 1997)。

此外,大多数研究没有提供数据分析的详细描

述,只关注研究结果和影响。统计学和计算机科学领域的研究者虽然开发了数据分析工具,然而前者通常侧重于个别技术的数学属性,后者重于算法效率,很少有研究明确涉及具体的数据分析过程(Mallows, 2006; Grolemond & Wickham, 2014)。原因在于技术是由不同领域处理数据的研究人员开发的,技术知识通常局限于具体领域(Huber, 1997)。其结果是数据分析思想被统计学、计算机科学、经济学、心理学、化学等数据收集和解释领域割裂了,数据分析主题也比较分散,限制了自上而下的数据分析理论描述。当前,教育数据研究已形成了教育数据挖掘、学习分析和数据驱动的教学决策等多个热门研究领域,特别是随着前两者的不断发展,教育数据处理能力不断增强,似乎已经达到解构各种教育难题的程度,但到目前为止,人们依然没有回答如何解释数据这一根本问题。教育研究领域对教师数据应用实践过程的漠视,导致缺乏数据分析理论,教育数据应用的认知黑箱依然存在。

(三)从数据到信息需要跨越解释的鸿沟

数据驱动的教学决策研究得出的主要结论是,应强调解释的核心作用,数据不能说明一切。人们必须积极理解数据的含义,并由此构建行动计划。科伯恩等(Coburn et al., 2011)提出的数据使用过程模型(见图1)认为,解释是数据使用过程的核心部分。同时,解释过程(注意、解释和构建行动的含义)由个人信念、知识和动机形成,受社会互动的性质和模式的影响。当数据获得解释时,它才可能被转换为信息。与数据不同,信息有意义、相关性和目的性。数据可以通过语境化、分类、计算、连接和总结转换成信息(Davenport & Prusak, 1998)。数据的

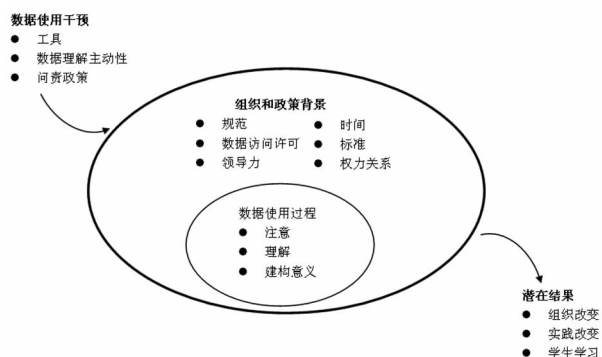


图1 数据使用框架 (Coburn, 2011)

应用价值,可通过解释数据将数据转换成信息,并以此作为决策的基础。

然而,教师的数据解释技能培养需要长期修炼。许多研究表明,教师分析和解释数据时表现得特别纠结,还没有准备好,或是仅关注测试结果,不了解学习者是如何进步的及其在学习遇到了哪些困难(Confrey et al., 2004; Roxette et al., 2017)。教师常使用不完整甚至错误的的数据做决策,通常喜欢将学生的弱点(如考试的错误答案)与教学内容联系起来,不能很好地将学生的误解和教学策略联系起来(Lma et al., 2020)。教师可以很容易地完成某些任务,如在表格中定位数据,但在数据解释任务中常常缺乏自我效能(Chick & Pierce, 2013; Dunn et al., 2013),如不能恰当地解读图表的特定含义。一些教师倾向于依赖中心趋势的度量(如均值、模式),很少考虑离差的度量(如范围、标准差)。对于某个特定的数据评估结果是否值得回应,教师的心理认定门槛也有所不同,对于什么是适当的表现并没有合理的解释(Means, 2011)。这表明,教师通常无法顺利地理解、解释和应用数据做出教学决策,教师在数据解读过程中运用的知识和技能还有很大的提升和改进空间,这就亟需从微观认知过程的角度加强教师数据解读研究。

三、教育数据解读的认知过程解密

数据解读是通过检查数据提取关于现实的知识、信息和见解的过程,这是一个非常复杂的认知过程,因为决策者通常不完全了解他们在解读过程中的思维过程。这就需要数据分析理论的介入和指导,回答数据分析的目标是什么、如何实现这些目标,以及为什么解读会失败等关键问题。数据驱动的教学决策研究更多的是从数据操作的外部以阶段假设式的方式理解数据,尚未深入剖析和总结数据分析和解释的共同规律,以揭示数据解读的认知黑箱,为人类提供能够理解的知识产品。此外,缺乏数据分析理论的支撑,导致教师数据解读的随意化、主观化和刻板化,回到了以经验和直觉主导的感性道路。

(一)模式建构与认知偏差

数据解读过程的认知模式构建符合我们对理论的实用主义追求,它为数据分析提供了解释框架,可

以综合可用信息,对数据分析任务进行预测。认知模型便于我们理解专家的实践方式。这是因为仅仅依靠统计培训,新手必须经过多年的实践经验,才能适应专业的数据分析实践。相比之下,认知模型寻求最大限度地减少理论和现实之间的差异,可以从一开始就指导新手开展数据分析。因为人们很容易接受这样一种观点,即头脑以一种与生俱来的方式进行思考,而这一任务也会受到认知、逻辑和认识论障碍的阻碍,当这些问题出现并被克服时,数据分析的细节就出现了。心理学研究认为,数据解读过程倾向于两种认知模式:意义建构和框架分析。

1. 意义建构模式

意义建构将数据分析过程看作是个体的认知过程,即基于外界感知信息和内在图式赋予数据意义。人们通过将新信息放入预先存在的认知框架并构建理解,这些框架通常被称为“工作知识”。工作知识塑造了个人如何将数据解释为决策过程的一部分,而且它会随着数据解读过程不断更新和重构。工作知识主要由心理最基本的认知结构——图式构成,这些图式是对所有先前观察结果的充分总结。数据感知过程围绕图式和现实之间的差异展开。为了理解数据,大脑首先选择相关的模式。一旦大脑将数据及反映的问题与该模式联系起来,就使用该模式访问与该问题相关的未被观察到的信息。在图式的协助下,大脑使用这些信息赋予感官输入以意义,并预测数据点之间的关系。随着新信息的不断构建,大脑试图将其融入图式。如果相关信息未被感知到,这个模式可能被认为有功能缺陷。如果有新的洞察,大脑会更新图式,或者完全放弃原有图式。大脑通过洞察力和图式指导新数据的选择,只要有进一步的信息,这个过程就会不断重复(Grolemund & Wickham, 2014, 见图2)。

然而,在直觉和经验的作用下,人们倾向于搜索和关注已知和期望找到的数据,甚至忽视挑战人们信念的异类数据。工作知识会影响人们如何解释数据。不同信念的人不仅可以用相反的方式解释相同的数据,而且当数据不支持已有信念或行为时,会表现出强烈的认知冲突。意义建构模式认为,数据解读过程本质是社会性的。当数据小组一起工作时,人们通过互动、标记和协商等方式赋予数据意义,这样数据解释的共同理解就出现了,并成为工作知识的一部分。这些知识可以决定个人和群体如何解释各种形式数

据的意义和内涵。

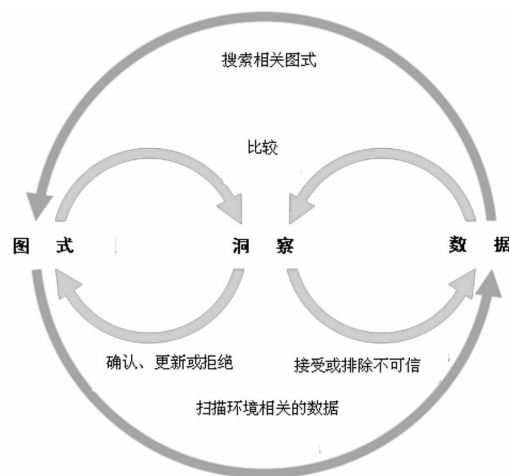


图2 数据解读的意义建构模式

由于人们认知结构的差异,意义建构的主观结果可能因人而异或因时而异,这是因为人们分析信息时使用了不同的认知模式。因此,缺乏理论指导,意义建构会有增加数据解读主观性的风险。当人们试图理解不确定的数据时,会出现可预测的偏见,如习惯于采用固有的甚至是错误的认知图式。通常情况下,图式不会发生变化,直到个体经验违背了预期结果,达到令人震惊的程度,个体才会通过检查自己的信念,创造一种与错误的图式相矛盾的认知体验,进而启动图式改变。认知的本质倾向于破坏检测错误图式的感知机制,因为原有图式决定了注意力放在哪里,以及如何解释观察结果。所以人们通常只关注环境中的一小部分信息,图式将注意力指向这些信息,那些与图式矛盾的信息不太可能受到注意、正确解释或回忆。因此,大脑容易保留不正确的数据解读图式。此外,解读者通常容易使用错误的认知逻辑,这些逻辑通常建立在前提和结论之间不合理的推理基础上。其中,最常见的一类逻辑错误就是错把原命题理解为逆命题或否命题,如基于数据的决策过程采用如下解读模式:如果模式P为真,那么q为真;数据看起来像q,因此,模式P为真。这其实是人类思维感知时的常见运作方式,类似的认知偏差还有很多。如果数据分析不能用逻辑证明其结论,就不能完全消除决策的主观性,但相应的缺陷可通过辅助手段得到弥补。

2. 框架分析模式

数据解读的第二种经典模式是框架分析模式,

这是一种在社会互动和协商过程中解释数据的方法,即通过定义问题框架的形式体现社会情境的复杂性和多面性。个体可以注意、加标注和信息组块化的方式将数据反映的事件框架化为问题,使其形成解释结构,赋予事件相应的意义。具体的数据解读过程一般包括两种框架活动:诊断和预测。诊断框架包括定义问题和责任归咎。定义问题能够确定个人或团体对问题的责任,从而明确教学改进的目标。预测框架包括阐明问题的建议解决方案,提出特定目标及相应策略。诊断和预测框架不仅是解释性的,通常是战略性的,即通过定义问题和制定目标,塑造团队成员的意义。个人和数据团体试图构建问题的解决方法,从而与他人达成共识。在决策情境下,这种共鸣激励其他成员采取行动,加入支持政策解决方案的行列(Coburn et al., 2005)。

相对于意义建构模式,框架分析模式虽然提供了由数据生成的问题解释结构,但未触及数据在问题框架中扮演的角色。所以,在给定的数据和问题诊断之间,在对问题的理解和解决方案之间,决策者总会有自由解释的空间。决策者会利用他们先前的工作知识——尤其是他们的内容知识,将数据与工作知识联系起来,赋予其实际意义,这其实又回到了意义建构的解释模式。此外,问题框架的定义通常会有争议。当其他人提出不同的情况描述或问题解决途径时,问题框架就受到了挑战,从而形成反框架,这通常会对数据团队的角色、责任和资源使用产生影响。面对这种情况,决策者常以阐述自身问题框架或当前解决方案优点的方式,支持和合法化问题解决方案。在这一过程中,教学内容知识将起到决定性支撑作用。此外,面对相互冲突的解释时,教育机构领导者通常求助于政治手段,如以结构性阐述、缩小参与范围和使用权力的方式制定教学决策。由此看来,数据解读过程存在诸多外界影响因素。

(二) 影响因素与辅助中介

1. 影响因素

无论是意义建构还是框架分析过程,都建立在个体的认知结构基础上,都受组织和文化背景影响。组织结构可以通过影响个体发展的社会互动模式,塑造工作知识和共享彼此的理解,组织文化可以促使数据组织内不同角色利用资源支持自身的立场,寻求特定的解释,如数据教练的指导或数据团队的

分工协作机制。数据解读过程影响因素如表一所示,此外,个体的内容知识、资源限制等都可能对教师的数据解释和行动产生重大影响。

表一 数据解读影响因素 (Schildkamp & Kuiper, 2010)

影响因素	具体属性
数据特征	是否及时、准确、可靠、有效、相关和符合需求
学校组织特征	数据团队分布式领导,学校领导对数据使用的问责与支持,教师协作使用数据的愿景、规范和目标,使用数据的结构化时间,数据管理培训,数据专家指导
数据使用者特征	数据使用技能、认可/相信数据权利、教师自主权、控制轨迹
数据使用过程	属于真正的改进行动:教学目的、支持对话、专业发展、鼓励自我导向学习、政策制定和规划、满足责任要求、行动合法化、能激励学生和员工、相应人事决策、突发处理程序(战略使用、误用和滥用)

内容知识,即个体对主题的性质、什么构成“好的”教学以及对学生如何学习特定主题的理解,可以决定数据感知过程中工作知识的结构和基本属性,在教学决策中起着特别重要的作用。依据意义建构理论,个体通过其工作知识建构数据意义。教师如果认为自身的教学理念与其解释框架之间有关系,内容知识就会发挥作用。同样,内容知识在数据团队成员之间的解释和说服过程中起着特殊作用。在问题框架的争议中,当缺少指向高质量教学或学习者如何学习的假设时,内容知识将提供讨论的基本依据,因为它决定了决策者如何解释数据的意义和含义,以及他们认为什么是适当的解决方案。

此外,数据资源短缺也会限制决策效率,关于某一特定问题的讨论会出现反复、悬而未决的状态,而且常常由于更为紧迫的事项的出现而被搁置或遗忘,因此,教学决策轨迹容易被中断或拉长。只有再次面对同样问题或最后期限截止前,这些问题才会又一次呈现。于是,由于时间紧迫,最后一刻做出决策会变得非常常见,决策人员也倾向于将熟悉的情况或以往的常规操作作为解决方案的基础。资源约束也容易导致更保守的决策,即有限的资源和时间使得决策不太可能深入涉及教学研究的相关概念,也不可能共享团队成员的数据理解,决策者可能只是象征性地使用数据,数据使用也会从实质性转向隐蔽,这也限制了通过深入对话揭示和检查潜在假

设的可能。随着实质性解释证据的减少,证据的政治性使用增加,数据解释最终走向以权力为主导的境地。

2. 辅助中介

数据使用比倡导者描绘的理想化画面更加复杂。教师既可以通过为个人或学生群体设定目标、跟踪学生进步、调整内容顺序、修改课程材料或对学生干预支持,也能以不显著改变教学实践的方式对数据做出反应。有时出于方便,教师可能根本不使用数据,而是偏向通过直觉和轶事做出判断。但面对数据的随机性、复杂性和多样性,教师并非无能为力。人类早已进化到借助外部人工工具思考。这些辅助中介以知识的外部表征形式引导感知者的注意力,从而降低感知的主观性,并提供一种感知者之间可以共享的认知形式,使得感知更客观、科学。

首先,数据分析比较依赖数学和逻辑,后者是信息处理的外部中介系统,一般通过规定从哪些事实中得出哪些相应结论,允许人类在外部进行推理以减少数据分析的主观性。在这一过程中,我们可以检查数据解读的错误和偏见,特别是利用数学方法。数据可以存储为物理符号(如书写的数字)、嵌入在物理配置中的关系(如算珠或地图上的线)、规则和约束系统(如代数定律,可以协助自动提取和转换知识)。这些外部表征使抽象信息可以被决策者直接访问,也可以扩展人的记忆容量并永久地存储大量数据。数据和逻辑主要通过减少表征选项的数量,降低认知任务的难度(Zhang, 2000)。这样我们可以一次处理更多的数据,执行更复杂的认知操作,减少错误。

数据分析理论认为将数据转换成类似模式或模型也是有用的。大脑中的图式,通常涉及抽象层面的各种数据概念,很少涉及具体可测量的数字。将数据转换成模型,降低了图式与数据之间差异比较的难度。因为模式通常只描述数据的一个特征,如平均值、最大值或方差,或是侧重于从数据中导出变量,如密度 = 质量/体积。将数据转换成熟悉的形式,数据也会变得更加容易感知,例如,人类善于在线性尺度上感知差异,而不是弯曲的尺度。因此在数据分析过程中,决策者可以将“弯曲”散点图采用对数变换的形式展平,以类似线性散点图的方式呈现,以有利于模式比较和搜索。此外,模式比较不一

定停留在决策者现有的认知存储结构,也可以通过统计学常用的各种模型推导出来,从而实现精确的预测。总之,人类更容易解释熟悉的情况,在已有图式和预测模型之间进行反复检索和比较是所有数据分析过程的共同特点。

可视化是另一种数据转换方式,可以为数据解读者提供更强的感知能力。俗话说,一图胜千言。可视化确保数据以有用和有意义的方式呈现,可以有效地交流和揭示变量的结构、模式和趋势。常见的可视化技术包括网络、时间线、空间、表格和统计图等(见表二)。可视化技术可以在一些领域为教师提供支持,如为教师提供交互式可视界面和仪表板,促进教师对教学预处理和精细教学活动的认知和反思;系统网络体系结构可支持教师确定不同群体如何与课程资源互动;通过识别不同学生群体交互模式的差异可能导致不同学习结果、解读课程成功学生群体与不成功学生群体访问模式的不同之处,使教师识别可能需要帮助的学生群体,由此协助教师为表现不佳学生提供学习方法建议。

表二 常见可视化技术(Ndukwe & Daniel, 2020)

技术类型	示例
可视化技术、统计图表可视化	饼图、条形图、折线图、直方图、气泡图、单词云、箱线图
表格可视化	矩阵、表格热图、表格
时间线可视化	折线图、条纹图、甘特图、编排图、小形状
网络可视化	网络分析、社会网络分析(SNA)、知识图、课程知识图、路径推荐图、螺旋图、树形图
空间可视化	热点图、信息面分析
静态可视化	静态视觉速度计图表、静态视觉仪表板、静态统计图表
实时可视化	实时速度计图表、流图、实时视觉仪表板、动态统计图表、动画
个体可视化	可视化单个用户(教师或学生)的活动
群组可视化	可视化学生活动小组

(三) 解读陷阱与规避方法

1. 数据解读陷阱

数据分析的认知模型可预测一系列可能破坏数据分析实践的问题,即大脑使用意义建构的方式建立对世界的认识,但是这个过程存在缺陷,如倾向于

保留错误的图式、采用无法证明其结论的逻辑可能陷入常见的分析陷阱(见表三)。

表三 常见数据解读陷阱

解读陷阱	具体描述
忽视条件关系	最常见的是相关和因果关系混用,数据所呈现的相关性并不等价于因果。两事件显著相关,或源于前因后果,或源于前果后因,或互为因果,甚至可能本无因果,只是受到共同因素(或因素群)的直接或间接影响。
忽视可视化表达	专注分析技术应用,没有通过丰富的可视化技术促进数据理解。
忽视动态性	没有考虑数据的动态变化,只要观察到数据吻合,就认为预测模型是理想的,但可能会因为数据不断变化导致关系变化,预测效果可能瞬间消失。
忽视目的性	漫无目的的数据分析,仅回答了是什么的问题,对于为什么的问题没有涉及,应强调明确的分析和建模目标。
忽视决策多元性	过度依赖和信任数据,数据的作用被高估,将数据作为决策的唯一标准,相信通过数据可以看到任何事情,实际上数据只是影响决策的因素之一,数据本身的客观性也应存疑。
忽视可能性	对于特定问题往往没有唯一的答案,不止一种可能性,应从多种可能性中做出最佳选择。
忽视相反性	过早放弃分析或者忽略不符合自己假设的数据,导致无法验证相反假设,容易出现自选择偏差效应。
忽视全面性	只看到凸显的、“发声”的数据,当这些数据不能代表整体时,造成幸存者偏差。
忽视数据组合性	在分析数据分类占比过程中,当某类样本量较小,另一类样本量较大时,如果对两类数据进行合并,重新计算的占比会接近样本量较大的那一类,导致辛普森悖论。
忽视数据分布情况	如果数据分布偏差现象严重,均值容易受极大值或极小值影响,导致无法衡量整体水平,此时众数、中位数都是可以考虑的替代指标。
忽视角度和维度	只从单项或单侧进行分析,应考虑纵向和横向、单项和综合、局部和整体的综合分析。

2. 常见规避方法

为了防止错误的认知图式对数据解读的影响,我们可以通过建立预防错误认知习惯(如错误的关注、过早的数据拒绝等)的机制,消除相应影响。在数据解读过程中,我们可以通过关注所有可能的模式来避免错误,即考虑是否已经找到了所有数据类型,未出现的其它数据是否可能推翻现有基本假设。其次,我们应谨慎地拒绝任何数据。当数据不符合个体先前观点和看法时,我们通常倾向于拒绝“错误”数据,这也可能阻止我们发现基本假设是错误的可能。因此,我们应警惕数据清理过程中随意过滤数据,尽量将数据拒绝行为提前至数据收集或生

成阶段。此外,在对数据表征的可能性进行推理和扩展时,数据解读者容易被主观偏见所影响。此时我们可以借用统计模型,以最大似然估计的方式选择最有可能的解释,但一开始不应假设模型是真实的,通过承认数据分析的溯因性避免陷入推理的绝对性麻烦,也可以收集新数据,直到得到更可信的模式,做出最终决策。

为避免数据解读的逻辑问题,有研究者(Santiago-Delefosse, 2015)提出“逻辑”解释数据分析通用原则:以相互依赖的方式分析话语数据,将每个分析单位与其他单位联系起来;比较不同方式收集的数据,有助于将问题还原到社会和文化背景中,如三角测量可能有助于更好地理解与具体生活条件相关的心理现象;考虑不同生活领域(如工作、家庭、社会生活等)、不同社会群体(同龄人、朋友、家人等)和多样化机构的差异等,将分析范围扩大到其他情境。参考这些原则,教师应以全面、综合、对比、联系、发展和批判的眼光,有意识地关注数据来源、标准和使用范围,注意数据的不同变化(亮点、突变点、问题点和潜力点)及其与学校政策、家庭背景和学习者个体等的联系。教师还应加强基于数据的学习过程问题和原因的反馈,并能够提出针对性改进意见和方法,避免陷入对学生个体表现主观刻板的偏见和肤浅的判定。具体而言,对于考试成绩解读,教师不仅应对过程性要素进行分析(试卷特点、测试情况、书写、习作等细微之处),还要对结果性要素进行全面总结(成绩纵向和横向、单科和总体对比情况);在探讨原因时,教师既要看到智力因素(观察力、记忆力、思维力、想象力等)的突出表现,也要考虑非智力因素(意志品质、兴趣、习惯、情绪、责任心等)和环境因素(如学校条件、师生关系,亲子沟通等)的影响。对学生的改进意见,教师既要鼓励,又要提示进步空间,特别是要从听课、复习、作业和考试的方法方面给予针对性指导,告知学生具体该怎么做。

四、教师教育数据解读能力提升的行动框架

如上所述,数据驱动的教学决策研究虽然关注教师数据解释技能缺乏的问题,但很少解释教师如何理解数据,以及这些定义不明确的技能如何影响学生成绩。笔者认为,当前不仅需要从认知角度了

解教育数据解读运行规律,还需在实践层面指明教师能力提升的行动方向。除了众多学者提及的教师数据素养概念涉及的数据解读的基本技能,如理解基本数据指标、统计概念和分析模型,笔者认为应将教师的数据解读能力提升同日常教学、数据交流活动和教学设计过程紧密联系起来。

(一) 基于常规数据提升整合化数据解读能力

数据认知的相关理论揭示了一条重要规律,即人们对同一数据的认识,会因为个体认知结构、心理动机、知识基础和经验累积等因素的不同,产生不同的解读结果,对数据的理解也会因为具体情境的不同而产生较大差异。考虑到数据解读的多面性,教育工作者应有意识地加强教学数据的互动和交流,通过整合集体智慧修正数据理解的偏颇、刻板和局限。学校可以组建数据团队或数据小组,定期探讨教学数据反馈存在的问题和改进策略。教师也可以协作互助,不断吸收教学共同体的集体共识和有益灼见,提升教学数据解读能力。其次,教师数据分析培训应强调统计分析技术与教学实际的整合,不应仅关注片面的数据来源和分割式的数据处理技能,不能抽离教师的实际教学情景训练其单项抽象的数据应用能力,应重点关注教师的数据应用实践和相关困惑,强调整合数据、理解,推动教师将数据解读渗入日常教学常规数据,有意识地加强数据解读训练。

此外,学术界应加强教师数据认知规律研究。皮尔斯等(Pierce et al., 2014)曾就数据转化为信息所必需的技能结构提出了分层框架,可供教师开展能力评估。第一个层次是“读取值”,包括理解键、比例和图表类型等特征,以及读取图表中特定数据点的能力。第二个层次是“比较值”,包括关注图形的多个方面、一个或多个表示(图形或表格)。第三个层次是“分析数据集”,包括能够将数据作为整体,观察和解释变化、趋势随时间或其他变量的变化。该框架还涵盖两方面背景知识:一是专业背景知识,涉及与专业相关且解释数据集所需信息,包括专业术语的含义等;二是情境知识,即有关数据的背景知识,如学校的社会经济背景或地方事件等。

为了有效整合教师的数据知识、内容知识和教学法知识,里夫斯(Reeves & Chiang, 2018)提出了在线数据解读干预支架(见表四)。该支架针对不同

分析单位,为教师提供相关图表、表格和分数报告及需要回答的问题(位置/识别、优劣势以及状态和增长)。该平台通过将参与者的回答与答案进行比较,以自动反馈、学习者与指导者协作交互的机制,不断提升教师融合教学知识和内容知识的数据解读能力。未来,广大一线教师还需在包含内容知识和教学知识的教师数据素养的综合框架下,不断探索整合二者的数据解读机制和活动,实现数据解读从阶段化、专家化走向常规化、专业化,扩展数据时代教师专业发展途径。

表四 数据解读干预支架

分析单位	解读选项	个人	小组	教室	年级	学校
位置/识别	参与者定位、识别和解释展示(图表、表格和分数报告)中的评估数据(包括原始分数、标准分数和汇总统计数据)。					
优势和劣势	使用数据确定学生的绝对和相对优劣势(在学科领域、领域、链/子域、标准和项目层面)。					
地位和成长	使用数据检查学生状态(在给定时间点)和成长(随着时间推移)。					
指导问题	结合其他形式的知识(如内容知识、教学知识)阐明教学含义,并使用数据做出教学决策。					

(二) 利用精细数据提高个性化解读能力

数据解读的目的不仅是为了教师制定精准教学决策,同时也是为了更好地交流和传播数据解读结果,加强数据利益各方的沟通 and 理解。数据认知理论也反映了数据解读过程不是个体被动识别信息的过程。个体可以主动寻求认知辅助中介,通过图表、动画、模型、概念和类比等促进数据认知的可视化,提升数据理解效率。当前,各类学生成绩数据通常只呈现简单的结果,很少提供原因分析或关于支持学习的有效策略,无法实现教育数据解读的真正目的。因此,教师应关注数据解读报告不同受众(管理部门,学校领导、教师、学生、家长等)的信息需求,针对不同人群的阅读视角做精细化处理,以形成个性化解读报告,如学校领导比较关心数据能否支撑决策的正确性,教师比较重视数据能否证明教学的有效性,家长比较关心学生数据所代表的学习状态等。数据解读的精细化操作不仅体现了“巧数据”应用特质(祝智庭等, 2017),也体现了数据解读服务“最后一公里”的理念。其本质是按需分析和

私人定制,而不是粗略的结果呈现,更像是全面且有观点的诊断报告。精细的学习者成绩数据报告不仅可以描述学习者各科目各知识点的掌握程度,而且能对学习者个人能力做综合评价。学习者可以据此发现不足,提高学习的针对性和有效性。教师也可以通过分段、三率、均衡度等指标,发现教学问题并及时调整。

(三) 利用反馈数据开发差异化教学设计能力

个体对数据的理解会随着数据变化而变化。因此,在将对数据的认知理解转变成教学干预时,教师要注意数据的动态变化特性,不应依据一次数据,就对学生作最终定性;意识到数据解读可能引起的风险,如因为个人知识结构的短缺、教学视野的狭窄,导致数据解读的偏颇;注意数据伦理的问题,在符合教育伦理的框架下调整教学,尽量公平对待每位学生。

当前,大量教学反馈数据为教师实施个别化和差异化教学提供了契机,但差异化是一项需要特别关注才能掌握的复杂教学技能。很多学校利用学生测试数据反馈进行分组教学,将学生分成各种教学小组而不做针对性干预。教师的教学计划还应包括设定学生表现目标和针对性教学策略。教师开展差异化教学设计,需要在教学小组之间灵活切换,根据学生学习需求不断改变教学内容和节奏,以弥补分组对不同小组学生可能造成的不良影响。例如,教师需要及时关注落后小组的抵触;对于个别优秀学生因为小组内的无差别教学而失去学习兴趣,教师需要适当给予学习自主权和挑战性任务,以及额外指导。为了设计适合每个学生或小组的教学策略,教师应坚持将数据分析结果、教学目标同教学和课程知识(内容知识、学习进程知识、课程结构、有效的教学策略和课程规划等)相结合,在数据驱动的动态变化中不断调整教学计划,真正实现理想意义上的数据解读价值——“因数施教”。

【参考文献】

- [1] Ackoff, R. (1989). From data to wisdom[J]. *Journal of Applied Systems Analysis*, 16;3-9.
- [2] Chick, H., & Pierce, R. (2013). The statistical literacy needed to interpret school assessment data[J]. *Mathematics Teacher Education and Development*, 15(2): 5-26.
- [3] Coburn C. E., Toure J., & Yamashita M. (2005). Evidence,

interpretation, and persuasion: Instructional decision making at the district Central Office[J]. *Teachers College Record*, 111(4):1115-1161.

[4] Coburn C. E., & Turner E. O. (2011). Research on data use: A framework and analysis[J]. *Measurement Interdisciplinary Research & Perspectives*, 9(1-4):173-206.

[5] Confrey, J., Makar, K., & Kazak, S. (2004). Undertaking data analysis of student outcomes as professional development for teachers[J]. *ZDM Mathematics Education*, 36(1):32-40.

[6] Cousins, B. J., & Leithwood, K. A. (1993). Enhancing knowledge utilization as a strategy for school improvement[J]. *Knowledge: Creation, Diffusion, Utilization*, 14(3):305-333.

[7] Datnow, A., Park, V., & Wohlstetter, P. (2007). Achieving with data: How high performing school systems use data to improve instruction for elementary students[EB/OL]. [2021-07-07] <http://people.uncw.edu/kozloffm/AchievingWithData.pdf>.

[8] Davenport, T. H., & Prusak, L. (1998). Working knowledge. How organizations manage what they know[M]. Boston: Harvard Business School Press:16-78.

[9] Dunn, K. E., Airola, D. T., Lo, W. J., & Garrison, M. (2013). What teachers think about what they can do with data: Development and validation of the data driven decision-making efficacy and anxiety inventory. *Contemporary Educational Psychology*, 38(1):87-98.

[10] Faber, J. M., & Visscher, A. J. (2021). Digitale leerlingvolgsystemen: Een review van de effecten op leerprestaties [EB/OL]. [2021-03-01] https://www.kennisnet.nl/uploads/tx_kncontentelements/Digitale_leerlingvolgsystemen_Kennisnet_eindversie_20022014.pdf.

[11] Grolemond G., & Wickham H. (2014). A cognitive interpretation of data analysis[J]. *International Statistical Review*, 82(2): 184-204.

[12] Huber, P. (1997). Speculations on the path of statistics. In the practice of data analysis[M]. Princeton: Princeton University Press: 175-192.

[13] Lisa M. A., Divya V., & Tareque M. (2020). The intersection of school context and teachers' data use practice: Implications for an integrated approach to capacity building ScienceDirect[EB/OL]. [2021-07-07]. <https://www.sci-hub.ren/10.1016/j.stueduc.2020.100868>.

[14] Mallows, C. (2006). Tukey's paper after 40 years (with discussion) [J]. *Technometrics*, 48(3):319-325.

[15] Mandinach, E. B., & Gummer, E. S. (2015). Data driven decision making: Components of the enculturation of data use in education[J]. *Teachers College Record*, 117(4):1-12.

[16] Mandinach, E. B., & Gummer, E. S. (2016). What does it mean for teachers to be data literate: Laying out the skills, knowledge, and dispositions[J]. *Teaching and Teacher Education*, 60:366-376.

[17] Marsh, J. A. (2012). Interventions promoting educators' use of data: Research insights and gaps[J]. *Teachers College Record*, 114(11):1-48.

[18] Means, B., Chen, E., DeBarger, A., & Padilla, C.

(2011). Teachers' ability to use data to inform instruction: Challenges and supports[R]. Washington, DC: U. S. Department of Education; 1-122.

[19] Ndukwe I. G., & Daniel B. K. (2020). Teaching analytics, value and tools for teacher data literacy: A systematic and tripartite approach[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 17(1):1-31.

[20] Pierce, R., Chick, H., Watson, J., Les, M., & Dalton, M. (2014). A statistical literacy hierarchy for interpreting educational system data. Australian Journal of Education, 58(2):195-217.

[21] Reeves T. D., & Chiang J. L. (2018). Online interventions to promote teacher data-driven decision making: Optimizing design to maximize impact[J]. Studies in Educational Evaluation, 59:256-269.

[22] Roxette, M., van den Bosch, R. M., Espin, C. A., Chung, S., & Saab, N. (2017). Data-based decision making: Teachers' comprehension of curriculum-based measurement progress monitoring graphs[J]. Learning Disabilities Research and Practice, 32(1):46-60.

[23] Santiago-Delefosse, M. (2015). Interpretation of data in psy-

chology: A false problem, a true issue[J]. 哲学研究:英文版, (5): 54-62.

[24] Schildkamp K., & Kuiper W. (2010). Data-informed curriculum reform: Which data, what purposes, and promoting and hindering factors[J]. Teaching and Teacher Education, 26(3):482-496.

[25] Velleman, P. F. (1997). The philosophical past and the digital future of data analysis: 375 years of philosophical guidance for software design on the occasion of John W. Tukey's 80th Birthday//[M]. Brillinger, D., Fernholz, L., & Morgenthaler, S. The Practice of Data Analysis. Princeton: Princeton University Press; 317-335.

[26] Zhang, J. (2000). External representations in complex information processing tasks[J]. Encyclopedia of Library and Information Science, 68:164-180.

[27] 祝智庭, 彭红超, 雷云鹤 (2017). 解读教育数据智慧[J]. 开放教育研究, 23(5):21-29.

(编辑:魏志慧)

Cognitive Decryption and Skill Unlocking of Educational Data Interpretation

LIN Shubing¹ & ZHANG Xuebo²

(1. Institute of Advanced Studies in Humanities and Social Sciences, Beijing Normal University at Zhuhai, Zhuhai 519087, China; 2. School of Educational Information Technology, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

Abstract: With the continuous emergence of all kinds of educational data acquisition and processing equipment and the gradual popularization of data processing technology, data acquisition is no longer an absolute constraint but evaluating the value of data has become the core issue in practice. In the specific educational context, it is a cognitive black box for front-line teachers regarding how to identify the implicit problems presented by educational data, how to interpret the connotation of data based on the realistic context, and how to provide the implementation strategies and action guidelines for teaching improvement based on data analysis. In view of the current situation of pursuing data scale effect and data processing technology in domestic education data research, this paper introduces the research into the artificial interpretation process of education data. Based on the analysis of the dilemma in the process of data-driven teaching decision-making, this paper reviews the literature on model construction, cognitive bias, influencing factors, and auxiliary mediators of data interpretation. It then summarizes the common pitfalls and avoidance methods of data interpretation and discusses the general precautions in education data interpretation. Finally, from a practical application perspective, it provides an action reference framework for improving front-line teachers' data interpretation skills.

Key words: data interpretation; cognitive model; data literacy