人与机器,谁的建议更容易被采纳? 不同决策情境下建议者类型对建议采纳的影响研究

惠青山[1], 赵俊峰[1], 姜红梅[2], 苟思颖[1], 易文璋[1], 张慧君[1*]
(1. 广东工业大学 管理学院, 广东 广州 510520; 2. 顺德职业技术学院 外语外贸学院, 广东 佛山 528333)

摘要: 在数字经济时代,人类会更加面临"有限处理能力"和"无限增长信息"的矛盾,而利用机器帮助提高决策者决策质量是解决或缓解这一矛盾的途径之一。本研究从接纳建议的角度研究人们对于人机工作的态度,通过引入"机器"作为建议者,比较人们在接纳机器和人提出建议上的差别以及重要的认知条件。研究的主要发现包括:(1)决策者在主观决策情境中会倾向于人的建议,而在客观决策情境中则倾向于机器的建议;(2)在客观决策情境中,高认知闭合需要的个体对人和机器建议的采纳无显著差异,而低认知闭合需要的个体会更倾向于采纳机器的建议;(3)在客观预测情境中,决策者在困难任务时更倾向于采纳机器的建议,而在简单任务时,对人和机器建议的采纳无显著差异;(4)在主观决策情境中,对人的建议的采纳不受建议框架的影响,但对于机器提出的建议在负性建议框架描述更容易采纳。研究的理论贡献在于:丰富和完善了不同决策情境下建议者类型(人/机器)对建议采纳的影响的理论体系;研究的实践意义是:帮助决策者更充分地利用机器来辅助决策,更全面地了解机器建议过程中的作用机制与路径,提高了决策质量。

关键词: 建议采纳; 建议者类型; 认知闭合需要; 任务难度; 建议框架
中图分类号: C936 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-6062(2024)01-0074-014
DOI: 10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

0 引言

《"十四五"数字经济发展规划》指出,数字经济是现阶段的主要经济形态。新技术的融合应用,不仅推动了企业数字化转型,也改变了企业的生产方式、个人的生活方式。在数字经济时代,大部分的决策任务往往都难以单独完成,决策者在决策过程中或多或少、主动地或者是被动地得到他人的建议而做出最终的决定。因此,决策者的最终决策通常综合了决策者本人与建议者的多方观点,这便是建议采纳(advice taking)[1]。而为了提升决策质量与效率,采纳他人的建议是决策者在决策过程之中至关重要的环节[2]。人工智能的出现让决策者在决策过程之中有了更丰富的获取建议渠道,科技的进步使得建议可以来自不同的来源[3],例如新一代的人工智能技术通过深入学习,提供决策参考或者是直接帮助人进行决策已经成为了不可逆转的趋势[4]。相比于人的判断,人工智能的判断更为不易受主观因素影响,准确性更高[5],因此在医疗决策[6]、招聘[7]、营销[8]、智能投顾[9]等决策场景中被广泛应用。然而,算法厌恶现象(algorithm aversion)[10]却仍然存在在决策情境中,决策者通常更倾向人工的预测而不是算法的预测[11],导致决策的失误。既然机器成为数字时代个体决策的重要工具,为了充分发挥机器的作用,提高对高质量建议的采纳,必须对人们的建议采纳偏好进行深入的了解。在这种情况下,本研究主要探讨与传统的建议人相比,机器在何条件下、何时、何种方式才能更显著地影响决策者的决策。

尽管人们通过采纳他人建议来提高最终的决策质量,但基于决策双系统理论,人们在决策过程中存在两个系统,称为直觉系统和理性系统。直觉系统是指收到外界刺激诱发个体进行无意识的快速启发式加工过程。理性系统指加工过程需个体通过有意识的控制,启用计算规则,并随客观情况的改变随时调整资源的分配的系统式加工。对于不同的任务类型,决策者在权衡任务需求与信息加工程度之后,会选择不同的决策策略[12]。有学者将建议采纳影响因素归纳为四个方面,即:建议者特征、决策者特征、任务特征、建议特征[13]。下面我们将从这四个方面阐述建议采纳中的偏好差异。

收稿日期: 2022-11-24
基金项目: 广东省哲学社会科学规划项目(GD20CGL62、GD20CGL17)
* **通讯作者:** 张慧君(1983—),女,广东广州人;广东工业大学管理学院副教授,硕士生导师;研究方向:决策心理与行为。
https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

已有研究证明,个体对于经验决策任务与描述决策任务,会采用不同的加工系统,进而会有不同的认知过程[14]。在基于经验作出决策的任务之中,个体会倾向于采用启发式系统对信息进行加工;对于描述推断的决策任务,个体则会采用分析式系统对信息进行处理,即主观任务依赖直觉,客观任务依据逻辑判断。本研究在实验过程中的主观任务是指个体在任务过程中多依据直觉判断和自身经验来进行判断的过程[15]。例如在线上购物时,快速呈现的各种视觉信息以及个人潜在的偏好会对购买意愿有很大影响,而商品的优劣并不是决定性因素[16-17]。客观任务是指个体在任务过程中通过逻辑运算和整合分析信息来进行判断的过程[15]。例如在做一项较为重要的投资时,需要对成本与收益进行精打细算,这就需要依据大量的数据进行详细地分析量化,而不能简单地依靠直觉进行判断[18]。如此也可以认为人们会依据任务属性的不同,自动启用不同的系统来辅助决策。但由于个人特质和外部环境的不同,在相似客观任务特征下的不同个体可能会对任务有不同的体验和反应[19]。

同时,任务特征的差异会导致建议采纳程度的变化。作为任务特征的重要变量之一,任务难度的高低会影响个体在决策中的决策自信进而影响到建议采纳程度[20]。结合机器的特点,机器在面对客观的分析任务时,相较于人具有自身的优势。随着机器决策的出现,当建议者类型为机器时,通过对系统执行任务过程的解释,个体增强了对机器的信任[21]。例如在社交任务中的参与者都更加偏爱人类提出的建议;相反,在分析任务中的参与者则对机器的建议有更高的遵从率[22]。说明人类决策者并不是单一的偏向于来自人类或来自机器的建议。

此外,认知闭合需要作为决策者特征,反映了决策者在面对模糊情境中,快速寻求明确答案、解决问题的需要。认知闭合需要对个体的行为决策具有一定程度的影响[23-24]。既往的研究对认知闭合需要的探讨主要面对建议者为人的情况下,认知闭合需要在决策过程中会对决策者产生影响,进而对建议采纳产生影响[25]。而当建议者类型为机器时,它面对问题不会受到决策者自身的影响,而且通过系统的分析快速地给出答案,说明机器作为建议者能够在一定程度上满足决策者的认知闭合需要。

而框架效应作为建议特征,反映的是决策者面对同一个问题,即两种在逻辑意义上相似的建议,会导致决策者不同的决策判断[26]。已有的研究表明,框架效应不仅对决策产生较大的影响,而且与认知闭合需要在对决策者的决策偏好上存在着显著的交互作用[25]。但过去的研究主要针对建议人提出的建议框架,而当建议者类型为机器时相关研究较少。

基于此,本研究希望通过研究不同建议者类型,即人或者是机器对决策者建议采纳程度的影响,引入认知闭合需要、任务难度、建议框架三个重要变量,进一步探讨不同建议者特征、不同任务特征、不同建议特征时人机建议在主客观情境下的采纳倾向,以帮助决策者提升决策质量,更加有效地利用优质建议。

1　研究框架与假设

1.1　研究框架

本研究拟探讨个体对人机建议的采纳倾向,通过引入认知闭合需要、任务难度、建议框架三个变量,进一步探讨这种倾向在不同认知特征的个体、不同的任务特征、不同的建议框架下是否会发生改变。首先,基于决策双系统理论,不同的建议者会导致个体对其的认知差异,因此在不同的建议特征中,个体对信息加工方式不同会激发不同的加工系统,并最终影响到建议采纳程度。本研究提出在决策过程中,建议者类型(人/机器)会对个体的建议采纳程度产生显著影响,个体稳定的认知特征在其中同样也发挥了重要影响。个体对人机建议的采纳程度取决于其对信息的加工方式,而个体认知特征的差异直接影响到启发何种信息加工系统,因此本研究引入认知闭合需要这一重要的个体认知特征变量,探究不同认知闭合需要的个体在面对模糊情景下,对人机建议采纳倾向的差异。其次,在不同的任务难度情况下,基于有限认知资源视角,由于个体的总认知资源是一定的,有限资源的个体会因为任务难度的变化采用不同的信息加工路径。因此本研究引入任务难度,探讨人机建议与任务难度对建议采纳的交互作用。最后在此基础上,本研究认为外部线索在一定程度上影响个体建议采纳行为,因此引入建议框架,探讨其与建议者类型对建议采纳的交互作用。本研究计划从以下四个方面来进行探讨。

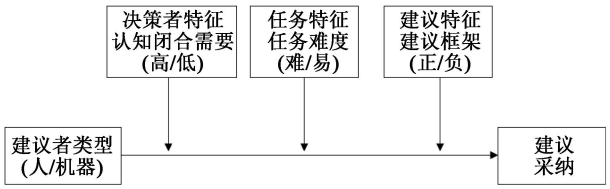

图 1　研究模型图

Figure 1　Research model diagram

1.2　研究假设

1.2.1　建议者类型对建议采纳的影响研究

基于决策双系统理论的观点,个体在进行决策

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

时会存在两种系统共同运作,即基于推导、逻辑的分析式与基于感觉、意识的启发式。在客观分析的决策任务中,参与者容易激发分析式系统,系统性地推导与精细化地分析采纳建议。许多研究现已证明,机器的判断与预测往往更加精准,甚至会优于人类专家的判断[27-28]。相比人工分析,机器算法更擅长于客观的分析任务[11]。而在主观判断的决策任务中,当建议者为人时,决策者与其心理距离较近,对其信任程度较高,更有可能在最终决策时启动直觉式信息加工方式[29],并且在主观决策情境中倾向于听取他人建议[30],期望以最小化努力进行决策,因此对其建议采纳程度更高。对人机建议的采纳倾向取决于决策者采用何种系统。采用启发式系统倾向于选择人的建议,而分析式系统倾向于选择机器的建议。并且在建议者为机器时,由于决策者与其心理距离较远,机器与人相比缺乏共情能力[31],更容易诱发对建议者的不信任,因此在最终决策过程中容易启动分析式系统加工信息,以关注更多细节信息审慎决策,从而降低建议采纳程度。因此,本研究提出以下假设:

H1a 以客观分析为主的决策情景(股票投资)中,个体会倾向于采纳机器的建议而非人的建议。

H1b 以主观判断为主的决策情景(线上购物)中,个体会倾向于采纳人的建议而非机器的建议。

1.2.2 不同认知特征的决策者对人/机器建议的采纳差异

作为决策者稳定的认知特征,认知闭合需要反映了个体在面对模糊不确定情境中,迫切寻求答案的动机或意愿[23],根据这种动机或意愿水平的高低,可以将个体划分为高认知闭合需要者与低认知闭合需要者。由于高认知闭合需要的个体对于模糊情景具有较差的容忍度,希望在短时间内迫切寻找出一个答案来打破这种模糊的状态。相反低认知闭合需要的个体则会在模糊情境中搜索更多与任务相关的线索信息,对于解决问题并不迫切。与低认知闭合需要个体相比,高认知闭合需要的个体希望尽快结束模糊情境,对线索的搜集程度较少,信息的加工速度较快,对于同一任务,付出的认知努力更少。从决策双系统理论的视角来看,低认知闭合需要的个体有更强的认知动机去进一步地搜集信息,倾向于延缓作出决策,相较于高认知闭合需要者,更容易启动分析式系统。

在客观的决策任务之中,高认知闭合需要的个体由于急于决策,对客观信息不会做深度搜集与分析,对外来的建议不会作深入思考,因此无论是来自机器的建议还是来自人的建议,都会进行建议的采纳行为;相反,低认知闭合需要的个体则会进行更多的线索分析,更容易启动分析式系统并最终采纳来自机器的建议。基于此,本研究提出以下假设:

H2 以客观分析为主的决策情景(股票投资)中,相较于高认知闭合需要的个体,低认知闭合需要的个体对机器的建议采纳程度更高。

1.2.3 不同难度的任务中对人/机器建议的采纳差异

作为重要的任务特征变量,现有大量文献证实了任务难度与建议采纳之间的关系。基于认知负荷理论,个体在进行决策任务的过程中,会消耗个体的认知资源,而越困难的任务对参与者的认知消耗影响越大[32],即困难任务加剧了个体的认知负荷,故希冀通过采纳他人的建议来解决有限认知资源对决策质量的影响。任务难度会影响建议采纳程度,简单任务时,决策者的建议采纳程度要比困难任务时的建议采纳程度更低,这是因为困难任务时,较高的任务难度降低了决策者的决策信心[13]。基于双系统理论,个体由于认知资源受限,个体会重新对任务需求及努力程度、加工精度进行权衡。过去的研究表明,个体在初次进行决策任务时,会采用启发式系统进行加工。个体在加工过程中,会对决策任务的难易程度进行评价,任务难度较高时会诱发较弱的直觉信心,分析式系统在后期调整更容易调用。而任务简单时会诱发较强的直觉信心,此时个体对启发式系统作出的判断便不会轻易改变[33]。鉴于建议采纳经典的特性,参与者在作出初始决策以及收到建议之后再作出最终决策[34],本研究认为参与者由于对任务难度的感知,会采用不同的信息加工系统,在感知到困难的任务难度之后,个体会在最终决策时采用分析式系统进行调整,而感知到较简单的任务难度时,个体的决策信心更高,从而选择相信自己的初始判断。据此,本研究提出以下假设:

H3 以客观分析为主的决策情景(股票投资)中,当任务难度较大时,个体会更倾向于采纳机器的建议;当任务难度较简单时,个体会倾向于自己的决策。

1.2.4 不同建议框架下对人/机器建议的采纳差异

在上述理论梳理中,探讨了建议者类型、决策者的认知特征与任务特征对建议采纳的交互作用。因此本部分探讨在建议者不同的情况下,建议的外部特征是否会对个体的建议采纳程度产生影响。在建议采纳过程中,建议框架被定义为在提出建议时,采用正面和负面的属性框架进行文字描述,面对不同的框架表述,决策者关注信息的焦点可能不同[26]。在面对偏向主观的决策任务时,当建议者为

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

人,决策者与其心理距离较近,对其信任程度较高,容易启动直觉式的启发加工系统直接采纳其建议,此时周边线索对决策者的影响较少,因此建议框架对个体决策的影响不显著。反之,当建议者为机器时,决策者与其心理距离较远,缺乏足够信任导致更容易受到外界信息影响,此时建议框架的正负描述容易导致个体建议采纳行为发生改变[35]。因此在建议者为机器时,建议框架对建议采纳可能存在交互影响。

同时,已有研究表明:在建议者为人的情况下,不论是在为个人决策还是在为组织决策,正向框架下的参与者比负向框架下的参与者建议采纳程度更高[25, 36]。因此,本研究将建议者类型(人/机器)和框架效应的交互作用引入建议采纳研究中,结合机器面对不同问题给出系统化建议的特征,推测在建议者为机器时,个体对其信任感不足更容易受到周边线索的影响,因此建议框架会对建议采纳程度产生影响,在负性框架下建议采纳程度更高。据此,本研究提出以下假设:

H4 以主观判断为主的决策情景(线上购物)中,在建议者为机器的情况下,负向建议框架下的决策者建议采纳程度更高;正向建议框架下的决策者建议采纳程度更低。

2 实验一:建议者类型对建议采纳的影响

2.1 研究 1a:客观决策任务中建议者类型对建议采纳影响

2.1.1 实验目的

对 H1a 进行检验,探索在以客观分析为主的决策情景(股票投资)中,个体面对不同建议者类型的建议采纳倾向与差异。

2.1.2 实验方法

(1) 参与者

本实验共招募在校本科学生 100 名参加实验,最终有效参与者共 98 名(2 名参与者信息不完整),男生 35 名,女生 63 名,平均年龄 19.58 岁。所有参与者视力(包括矫正视力)、色觉均正常,均为自愿参加并从未参加过类似实验,参与者在实验开始之前填写实验知情同意书,实验结束后,参与者会得到一定的报酬。

(2) 实验设计

本实验采用组间的实验设计,自变量为建议者类型(人、机器),因变量为建议采纳程度 *WOA* (weight of advice),*WOA* 的取值范围是 0 到 1,0 表示决策者完全没采纳他人建议,1 表示完全接受了建议[37-38]。其计算公式为:

$$WOA = \left| \frac{\text{最初估值} - \text{初始估值}}{\text{建议值} - \text{初始估值}} \right| \tag{1}$$

实验程序采用 E-prime2.0 编制而成,采取随机顺序进行实验。此外,由于参与者需要在正式实验中完成对 16 只股票的收盘价预测值进行估计,因此本实验的建议采纳程度采用的是所有任务的平均值。

(3) 实验材料

本实验采用股价预测实验,参考 Önkal 等人[39]的实验设计,选择 A 股市场上 16 只股票并且截取其收盘价走势图,要求参与者对每只个股的下个周末收盘价进行预测。每只股票的最近 20 个周末收盘用“▲”进行了标注,并标明最后 3 个周末收盘价的具体价位,每个收盘价图均隐去了具体的股票名称及时间段。

(4) 实验程序

实验开始之前,参与者由实验主试带入机房,并随机分配为建议者为人组与建议者为机器组。为确保参与者在实验过程中不受干扰,所有参与者一人一机,并相隔一定距离,所有实验程序皆为上机完成。参与者在完成 2 次练习实验后开始正式实验,实验程序会首先显示某只股票的走势图,参与者输入其对该只股票的下周收盘价预测值(精确到小数点后两位)。在重复了 16 次不同股票的预测估值之后,实验程序将会显示出对于该只股票下周收盘价预测估值的建议值,其中建议者类型为人一组的显示为“之前完成这一实验的参与者所给出的估值中接近正确值的建议”;建议者类型为机器一组的显示为“机器通过数据分析给出的接近正确值的建议”,并简单地介绍机器为一款基于大数据分析并提供决策支持的智能系统。

2.1.3 实验结果

本实验的自变量:不同建议者类型组(建议者为人组和建议者为机器组);因变量:建议采纳程度(*WOA*)。对 *WOA* 进行单因素方差分析,其中自变量为组间变量,结果如表 1 所示。

表 1 建议者类型对建议采纳的单因素方差分析(N=98)
Table 1 One way ANOVA of the types of advisor on advice taking (N=98)

	人 *M±SD*	机器 *M±SD*	*F*	*p*
建议采纳程度	0.54±0.13	0.66±0.15	18.193	0.000

结果表明,建议者为人一组 *WOA* 值(M=0.54, SD=0.13)低于建议者为机器一组的 *WOA* 值(M=0.66, SD=0.15),$F(1,96)=18.193$, $p<0.001$。说明不同建议者类型对建议采纳有显著影响,且建议

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

者为机器时,建议采纳程度显著高于建议者为人。由于股票投资决策与经验密切关联,为了控制有无炒股经验在其中所起的影响作用,我们比较了45名有炒股(基金等)经验与相关课程(投资学等)学习经历参与者的和53名无相关经验的参与者的建议采纳的差异,分析结果如下:

表2显示,无论有无相关投资经验,参与者都更倾向于采纳机器的建议:有经验一组:$F(1,43)=6.012$,$p<0.05$;无经验一组:$F(1,51)=12.334$,$p<0.005$。这说明,有无相关投资经验对本实验的影响作用不大。

表2 有无相关经验的个体对不同建议者类型的建议采纳程度

Table 2 WOA of individuals to different types of advisor with or without experience

	人	机器	F	p
有相关经验	0.54±0.12	0.65±0.18	6.012	0.018
无相关经验	0.54±0.14	0.67±0.13	12.334	0.001

2.2 研究1b:主观决策任务中建议者类型对建议采纳影响

2.2.1 实验目的

对H1b进行检验,探索在以主观判断为主的决策情景(线上购物)中,建议者类型的不同对个体建议采纳是否有显著影响。

2.2.2 实验方法

(1)参与者

随机选取大学生107人,获得有效样本107个,其中男生50人,女生57人,平均年龄19.37岁。所有参与者视力(包括矫正视力)、色觉均正常,所有参与者均未参加过类似实验,为自愿参加,并且在实验之前填写实验知情同意书,实验结束后,参与者会得到相关奖励。

(2)实验设计

在本实验中,采用的设计为组间实验,自变量为建议者类型,建议者为人或机器。因变量为建议采纳程度,即基于决策情景和建议者提供建议后,参与者采纳建议的程度。其中建议采纳程度主要通过7级李克特量表进行测量,参与者首先运用量表进行初始决策,接着随机提出建议,最后运用量表进行最终决策。建议采纳程度的衡量指标为初始决策和最终决策之间的量表得分差值。

(3)实验材料

①建议采纳

a.实验材料

首先阅读相关文献了解购物决策实验中常使用的实验物品,接着利用采访了解并列出大学生经常网购的产品类型,包括服饰鞋帽、电子产品、美妆护肤产品、书籍、生活用品、食品、药品等。随后通过问卷调查,收集了82名不参与实验的在校本科生填写问卷,对大学生经常网购的物品排序,排除具有较大性别差异的产品,例如化妆品、食品等;然后根据产品特点以及在实验中的可操作性最终选定实验产品为:辅导教材,占比14.63%;运动鞋,占比13.62%;耳机,占比13.82%;笔记本电脑,占比9.15%;手机,占比8.94%;相机,占比4.27%。

b.实验任务

参考Duan等日常生活决策情景,结合本研究的实际需要改编成购买物品的决策情景[40]。本研究中相关物品均与相关专业老师讨论最终决定,共有8个决策场景,其中6个购置物品决策场景作为正式实验,2个日常生活场景作为练习。

②建议者类型

本研究对建议者类型的操纵是通过在参与者进行初始实验后,建议者提供的相关建议,此处将参与者分为建议者为人和建议者为机器两组。自编材料如表3。

表3 建议者类型的操纵材料

Table 3 The manipulation materials for advisor types

建议者类型	建议者为人	建议者为机器
实验材料	室友提出建议: 网店A 理由:他之前有在该网店购买过书籍,使用体验感比较好,因此推荐网店A。	机器提出建议: 网店A 理由:系统综合打分发现该网店A的好评率排在第一,因此推荐购买网店A。

(4)实验程序

本实验程序通过E-prime2.0编写而成。实验中,首先将参与者分为两组:建议者为人组和建议者为机器组,其中针对建议者为机器组额外提供关于机器的简要介绍,接着引导参与者开始情景决策实验。

首先让参与者进行练习任务,通过7级李克特量表确定对决策问题的偏好程度。接着进行正式决策。正式决策首先让参与者对6个购物决策场景通过7级李克特量表进行初始决策确定偏好程度,参与者打分为1分或7分,提供完全相反的建议,处于2~6分则随机提供建议,此处的决策偏好程度是指在购物过程中的对于两种不同商品的偏好。接着由人/机器给参与者呈现建议。最后,参与者结合自身初始决策和建议者建议进行最终决策。

2.2.3 实验结果

本实验探讨建议者类型(人/机器)对建议采纳的影响。因变量为建议采纳,进行建议者类型

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

(人/机器)对建议采纳的单因素方差分析,根据数据分析可得,建议者为人的建议采纳程度(M = 4.731,SD = 3.267)显著高于建议者为机器的建议采纳程度(M = 3.055, SD = 2.851), $F(1, 105) = 8.021$, $p = 0.006$。说明建议者类型对建议采纳程度具有显著影响,在建议者为人的情况下,个体建议采纳程度更高。

3　实验二:建议者类型、认知闭合需要对客观决策任务中建议采纳的影响

3.1　实验目的

对 H2 进行检验,探索在以客观分析为主的决策情景(股票投资)中,不同认知闭合需要的个体对人机建议的建议采纳倾向。

3.2　实验方法

3.2.1　参与者

本实验共招募本科学生 100 名,在剔除了 2 名无效样本后,最终有效参与者共 98 名,男生 35 名,女生 63 名,平均年龄 19.58 岁。所有参与者视力(包括矫正视力)、色觉均正常,均为自愿参加并从未参加过类似实验,参与者在实验开始之前填写实验知情同意书,实验结束后,参与者会得到一定的报酬。

3.2.2　实验设计

采用 2(建议者类型:人、机器)×2(认知闭合需要:高、低)的组间实验设计,其中建议者类型与认知闭合需要皆为组间变量,因变量为建议采纳程度,参考公式(1)。

3.2.3　实验材料

(1) 股票预测任务

同研究 1a。

(2) 认知闭合需要量表

本实验采用中文版认知闭合需要量表(NFCS),由 Webster 和 Kruglanski 于 1994 年开发并由刘雪峰、张志学等人于 2007 年翻译,该量表保留了原英文量表的 42 道题项,采用 6 点计分制,1 表示强烈不同意,6 表示强烈同意。参与者通过回答诸如:“当我不了解生活中某件事发生的原因时,我会感到不舒服”“我作重要决策时通常迅速而自信”等问题来衡量其认知闭合高低程度[25]。该量表经前人大量实证研究表明,其具备良好的信效度,并能有效地划分认知闭合需要水平。

3.2.4　实验程序

参与者统一线上填写认知闭合需要问卷,在所有参与者填写完问卷之后,根据前人的研究经验,采用中值划分的方法将所有参与者分为高低两组,上机开始正式实验的全部步骤,后续上机实验如研究 1a。

3.3　实验结果

采用独立样本 t 检验对认知闭合需要分组效果进行分析。独立样本 t 检验结果表明,高认知闭合需要组的认知闭合需要得分(M = 173.39, SD = 8.93)高于低认知闭合需要组的认知闭合需要得分(M = 152.24, SD = 8.93),两组的认知闭合需要得分有显著差异, $t(98) = 11.718$, $p < 0.001$,本实验对认知闭合需要分组有效(表 4)。

表 4　认知闭合需要分组效果检验(N=98)

Table 4　Grouping effect test of cognitive closure needs (N=98)

认知闭合需要	N	认知闭合需要得分 $M \pm SD$	t	p
高认知闭合需要组	48	173.39±8.93	11.718	0.000
低认知闭合需要组	48	152.24±8.93		

本实验的自变量:不同建议者类型组(建议者为人组和建议者为机器组)、认知闭合需要(高认知闭合需要和低认知闭合需要);因变量:建议采纳程度(*WOA*)。对 *WOA* 进行单因素方差分析,其中自变量建议者类型与认知闭合需要皆为组间变量,结果如表 5 所示。

表 5　建议者类型、认知闭合需要对建议采纳影响的方差分析(N=98)

Table 5　Analysis of variance of the impact of advisor types and cognitive needs on advice taking (N=98)

变量	F	p
建议者类型	18.731	0.000
认知闭合需要	0.083	0.774
建议者类型×认知闭合需要	6.280	0.014

实验结果表明,建议者类型的主效应显著, $F(1,96) = 18.731$, $p < 0.001$;建议者为机器时的建议采纳程度要高于建议者为人的建议采纳程度;认知闭合需要的主效应不显著, $F(1,96) = 0.083$, $p > 0.05$;建议者类型与认知闭合需要的交互效应显著, $F(1,96) = 6.280$, $p < 0.05$(图 2)。为进一步探索建议者类型与认知闭合需要的交互作用,其简单效应分析如表 6。

根据简单效应分析结果,低认知闭合需要个体,建议者类型差异显著, $F(1,96) = 23.469$, $p < 0.001$,高认知闭合需要的个体,建议者类型差异不显著, $F(1,96) = 1.651$, $p > 0.05$。

4　实验三:建议者类型、任务难度对客观决策任务中建议采纳的影响

4.1　实验目的

对 H3 进行检验,探索在以客观分析为主的决

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

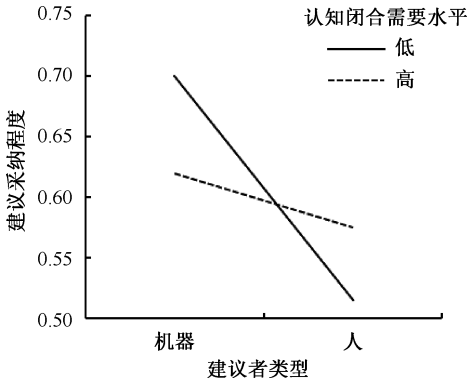

图 2　建议者类型与认知闭合需要的交互作用

Figure 2　Interaction between the types of advisor and the need for cognitive closure

策情景(股票投资)中,决策者在面对不同的任务难度时,对人机建议的建议采纳倾向是否会发生变化与两者建议采纳程度的差异。

4.2　实验方法

4.2.1　参与者

本实验共招募本科学生 200 名参加实验,在剔除了 4 名无效样本后,最终有效参与者共 196 名,男生 74 名,女生 122 名,平均年龄 19.59 岁。所有参与者视力(包括矫正视力)、色觉均正常,均为自愿参加并从未参加过类似实验,参与者在实验开始之前填写实验知情同意书,实验结束后,参与者会得到一定的报酬。

表 6　建议者类型在不同认知闭合需要下的简单效应分析

Table 6　Simple effect analysis of advisor types under different cognitive closure needs

认知闭合需要	建议者类型(*I*)	建议者类型(*J*)	均值差值(*I*-*J*)	*SD*	*p*	差分的 95%置信区间	
						下限	上限
低	机器	人	0.190	0.039	0.000	0.112	0.268
高	机器	人	0.051	0.039	0.202	-0.028	0.129

4.2.2　实验设计

采用 2(建议者类型:人、机器)×2(任务难度:难、易)的组间实验设计,其中建议者类型与任务难度皆为组间变量,因变量为建议采纳程度,参考公式(1)。

4.2.3　实验材料

股价预测实验同研究 1a。其中,简单任务组通过提供更多的股价预测信息,参与者可以通过更多的手段预测下周收盘价来实现任务难度的降低。例如,简单任务组收到的关于股票预测任务如下图,图内提供该只股票的 MA5、MA10、MA20 收盘价均线与 MA5、MA10、MA20 收盘价均线含义,以及该周沪深指数的涨幅情况与具体比例,例如:MA5(moving average 5)是指 5 周的股价移动平均值。而困难任务组则只提供周收盘价(图 3)。

4.2.4　实验程序

同研究 1a。

4.3　实验结果

对参与者的初始估值与正确值差的绝对值进行独立样本 *t* 检验(表 7)。数据结果可见,简单任务下,参与者初始估值与正确值差的绝对值(M = 9.73,SD = 2.31)小于困难任务参与者初始估值与正确值差的绝对值(M = 10.46,SD = 2.74),两者差异显著($t(194) = -2.011$,$p<0.05$),该实验对任务难度的操纵效果较为良好,参与者在简单任务中预测值与正确值更接近,反映出在简单任务中参与者对股价走势的预测更为准确。

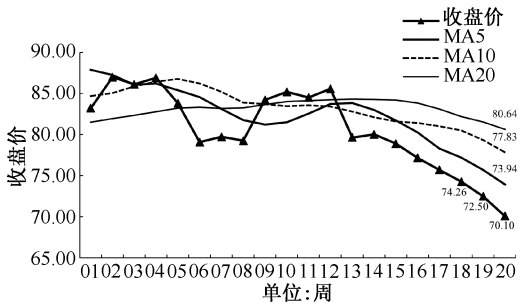

图 3　股价预测任务(简单任务)

Figure 3　Stock price prediction task (simple task)

表 7　任务难度的独立样本 *t* 检验(N=196)

Table 7　Independent sample *t*-test of task difficulty (N=196)

任务难度	*N*	初始估值与正确值差的绝对值 *M*±*SD*	*t*	*p*
简单任务	98	9.73±2.31		
困难任务	98	10.46±2.74		
简单任务-困难任务			-2.011	0.046

本实验的自变量:不同建议者类型组(建议者为人组和建议者为机器组)、任务难度(简单组和困难组),因变量:建议采纳程度(*WOA*)。对 *WOA* 进行单因素方差分析,其中自变量建议者类型与任务难度皆为组间变量,结果如表 8 所示。

实验结果表明,建议者类型的主效应显著,$F(1,194) = 8.837$,$p<0.01$;股价预测任务中,参与者更倾向于采纳机器的建议;任务难度的主效应显著,$F(1,194) = 4.865$,$p<0.05$,困难任务组参与者

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

表 8　建议者类型、任务难度对建议采纳影响的方差分析（N=196）

Table 8　Analysis of variance of the influence of advisor types and task difficulty on advice taking (N=196)

变量	F	p
建议者类型	8.837	0.003
任务难度	4.865	0.029
建议者类型×任务难度	4.301	0.039

的建议采纳程度与简单任务组参与者的建议采纳程度有着显著差异。同时，建议者类型与任务难度的交互效应显著，$F(1,194)=4.301$，$p<0.05$（图 4）。为进一步探索建议者类型与任务难度的交互作用，其简单效应分析如表 9。

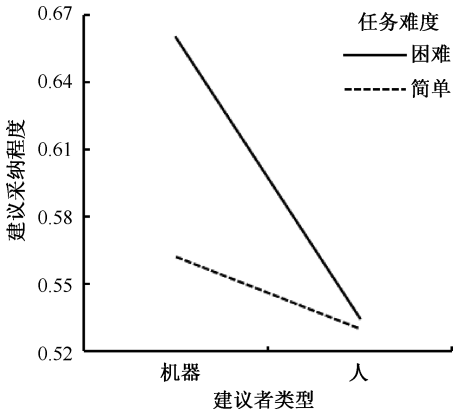

图 4　建议者类型与任务难度的交互作用

Figure 4　Interaction between types of advisor and task difficulty

表 9　任务难度在不同建议者类型下的简单效应分析

Table 9　Simple effect analysis of task difficulty under different types of advisor

任务难度	建议者类型（I）	建议者类型（J）	均值差值（$I-J$）	SD	p	差分的 95%置信区间	
						下限	上限
简单	机器	人	0.022	0.034	0.526	−0.045	0.089
困难	机器	人	0.121	0.034	0.000	0.054	0.188

根据简单效应分析结果，在困难任务难度情景下，建议者类型差异显著，$F(1,194)=12.733$，$p<0.001$；在简单任务难度情景下，建议者类型差异不显著，$F(1,194)=0.404$，$p>0.05$。

5　实验四：建议者类型、建议框架对主观决策任务建议采纳的影响

5.1　实验目的

对 H4 进行检验，探索在以主观判断为主的决策情景（线上购物）中，建议者类型与建议框架是否对建议采纳产生交互影响。

5.2　实验方法

5.2.1　参与者

本实验选取本科学生参与者 106 人，获得有效参与者 106 人，其中男生 52 人，女生 54 人，平均 19.69 岁。所有参与者视力（包括矫正视力）、色觉均正常，所有参与者均未参加过类似实验，为自愿参加，并且在实验之前填写实验知情同意书，实验结束后，参与者会得到相关奖励。

5.2.2　实验设计

2（建议者类型：人/机器）×2（建议框架：正/负）的组间实验设计。因变量是建议采纳得分，采用同研究 1b 相同的测量方式。

5.2.3　实验材料

（1）建议采纳

同研究 1b。

（2）建议框架

本研究中对建议框架的操纵是通过在建议为人时用使用感好或者不好，在建议者为机器时用好评率或者差评率进行。本研究中对建议框架的操纵是通过在建议为人时用使用感好或者不好，在建议者为机器时用好评率或者差评率进行。自编材料如表 10。

5.2.4　实验程序

本实验程序通过 E-prime2.0 编写而成。实验中，首先将参与者分为两组：建议者为人组和建议

表 10　框架效应的操纵材料

Table 10　Framing effects on manipulative materials

框架类型	建议者为人	建议者为机器
正向框架	假设你最近准备网购一部 A 品牌的手机，你的朋友给你建议：“我已经用品牌 A 手机超过三年了，使用感很好。”	假设你最近准备网购一本书籍，系统显示已经超过 500 名购买者对该书籍的封面、纸张、文字等各方面进行了综合评价，或“好”或“差”，最终购买者的好评率达到 80%。
负向框架	假设你最近准备网购一部 A 品牌的手机，你的朋友给你建议：“品牌 A 的手机使用感不好，但我还是用了三年了。”	假设你最近准备网购一本书籍，系统显示已经超过 500 名购买者对该书籍的封面、纸张、文字等各方面进行了综合评价，或“好”或“差”，最终购买者的差评率达到 20%。

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

者为机器组,其中针对建议者为机器组额外提供关于机器的简要介绍,接着引导参与者开始情景决策实验。

首先让参与者进行练习任务,通过 7 级李克特量表确定对决策问题的偏好程度,接着进行正式决策。正式决策首先让参与者对 6 个购买决策场景通过 7 级李克特量表进行为自己决策的初始决策确定偏好程度,接着由人/机器给参与者呈现建议。参与者打分为 1 分或 7 分,提供完全相反的建议,处于 2~6 分则随机提供建议。此时对建议进行建议框架操纵,建议者为人时,通过使用感好或使用感不好操纵,建议者为机器时,通过好评率或差评率进行操纵。最后,参与者结合自身初始决策和建议者建议进行最终决策。

5.3 实验结果

为了检验建议者类型(人/机器)、建议框架(正性/负性)是否对建议采纳存在交互影响,将建议者人和机器,正负建议框架作为解释变量,建议采纳程度作为被解释变量,利用 SPSS20.0 进行方差分析检验,结果如表 11 所示。

表 11 建议者类型、建议框架对建议采纳影响的方差分析(N=106)

Table 11 Analysis of variance of the influence of advisor types and suggestion framework on advice taking (N=106)

变量	F	p
建议者类型	4.064	0.046
建议框架	4.492	0.036
建议者类型×建议框架	4.402	0.038

方差分析结果显示:建议者类型的主效应显著,$F(1,104)=4.056$,$p<0.05$,建议者为人的情况下建议采纳程度较高,建议者为机器的情况下建议采纳程度较低。建议框架的主效应显著,$F(1,104)=4.492$,$p<0.05$,负性建议框架下,决策者的建议采纳程度较高,正性建议框架下,建议采纳程度较低。建议者类型和建议框架的交互作用显著,$F(1,104)=4.402$,$p<0.05$(图 5)。为进一步探讨在不同建议者类型下,正负建议框架对建议采纳的影响,进行简单效应分析(表 12)。

表 12 建议框架在建议者两种类型上的简单效应分析(N=106)

Table 12 Simple effect analysis of the suggestion framework on two types of advisor(N=106)

建议者类型	建议框架(I)	建议框架(J)	均值差值($I-J$)	SD	p	差分的 95%置信区间	
						下限	上限
人	正	负	-0.014	0.948	0.988	-1.894	1.866
机器	负	正	2.825	0.947	0.004	0.947	4.702

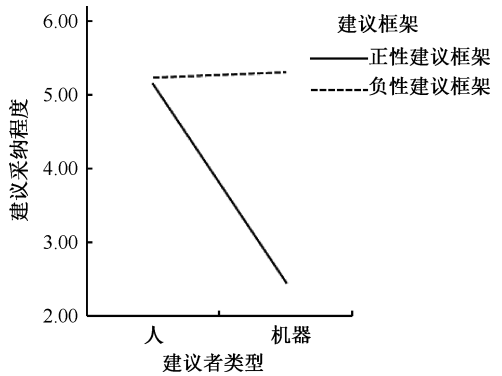

图 5 建议者类型和建议框架对建议采纳的交互影响

Figure 5 The interaction of advisor types and suggestion framework on advice taking

简单效应结果表明:在建议者为机器的情况下建议框架对建议采纳的影响显著,$F(1,104)=8.906$,$p<0.01$,负性建议框架下建议采纳程度更高,建议者为人的情况下建议框架对建议采纳影响不显著,$F(1,104)=0.000$,$p>0.05$。

6 总讨论

本研究综合考察了不同的任务特征、建议特征和决策者特征下,对来自于不同建议者类型(人/机器)的建议采纳程度的影响,对决策者在数字时代的建议采纳偏好进行了较为深入全面的分析。实验一验证了个体对人机建议的建议采纳差异,研究结果表明,在客观的决策任务中,个体更倾向于选择机器的建议采纳,而在主观的决策任务时,这个倾向则相反。随后实验二、实验三、实验四分别关注了决策者特征变量“认知闭合需要”、任务特征变量“任务难度”以及建议特征变量“建议框架”与建议者类型对建议采纳的交互作用。实验二、实验三、实验四的结果表明,低认知闭合需要的个体更会采纳机器的建议。任务难度的不同,决策者对人机建议的建议采纳程度存在显著差异,任务越困难,个体对机器的建议采纳程度越高。在建议者为机器时,建议框架对建议采纳存在显著影响,负性建议框架的采纳程度更高。

6.1 建议者类型对建议采纳的影响

根据实验一所得出的结论,对于不同的决策任务,个体对人机建议的采纳不同。在客观的决策情境中,决策者对机器的建议采纳程度要高于对人的建议采纳程度。现有研究表明,即使机器的判断通常优于人甚至是人类专家的判断,但人们仍然倾向

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

于厌恶机器判断[41-42]。该研究结论挑战了传统算法厌恶(algorithm aversion)的观点,虽然研究结论与倾向人的建议观点不一致,但事实上,即使是支持算法厌恶的研究也表明,决策者在看到机器出错之前,都非常依赖机器的建议。另外,现有支持算法厌恶的相关研究大多聚焦于个体主观选择任务,如消费购物、医疗决策等决策情景,在此类场景中,决策者的最终决策与本身偏好高度相关[10]。

对于客观的决策任务,个体会给予机器建议更高的采纳权重,印证了本研究的 H1a,与算法青睐的观点相符,这一观点表明,在算法与人给出建议选择时,他们会愿意相信算法的建议而非人的建议。算法相较于人,更擅长处理客观任务,所以决策者在完成此类任务时会更相信算法的分析。本研究基于决策双系统理论对算法青睐这一观点提出了新的解释,个体在进行决策时会存在两种系统共同运作,即基于推导、逻辑的分析式系统与基于感觉、意识的启发式系统,而在以客观预测为主的股价预测任务中,参与者更愿意相信机器通过客观的数据分析来给出的理性建议,如此更容易激发分析式系统,从而采纳了算法的建议。

对于主观的决策任务,证实在建议者为人时决策者具有更高的建议采纳程度,在建议者为机器时建议采纳程度更低,印证了本研究的 H1b。对上述结果产生的原因进行分析发现,结合决策双系统理论,决策者在决策过程中可能对两种建议者产生了不同的心理距离。在建议者为人时,由于决策者与其心理距离较近,信任程度更高,更有可能激发直觉的启发式加工系统进行直接决策;而在建议者为机器时决策者与其心理距离较远,对其信任程度更低,更可能在最终决策时谨慎思考其建议,启动分析式加工系统。另外,在研究 1b 中,决策者基于购物决策情景进行决策,个体在网络购物背景下消费者缺乏足够的时间与耐心作出最优决策,因此倾向于听取他人建议或者追随他人决策[30],对他人的建议采纳程度更高。基于此发现在购物决策情境下,建议者为人时,个体对他人的有效评论或推荐的信任度较高;而在建议者为机器时,建议者作为理性的数据分析机器,在购物决策背景下缺乏足够的信任度,因此其建议采纳程度更低。

6.2 建议者类型、认知闭合需要对建议采纳的影响

在实验二中,本文对不同认知闭合需要的个体在收到人机建议后的采纳倾向进行了探讨。根据结果可知,高认知闭合需要的决策者采纳倾向并无显著差异,而低认知闭合需要的个体更倾向于采纳机器的建议,印证了本研究的 H2。本研究认为,这与不同认知特征对信息的加工方式有关,基于信息加工视角与双系统理论,高认知闭合需要者在决策过程中基于浅层信息进行加工,由于急于作出决策行为,更容易激发启发式系统进行信息加工。在收到建议之后,高认知闭合需要的个体往往展现出了拒绝接触新信息的行为。同时,在结束模糊情景达到认知闭合的迫切感之下,无论任何的策略方案,对于他人的建议并不会进行更多思索。而低认知闭合需要个体则与之相反,会对已有信息进行深度加工,启动分析式系统,通过挖掘新的信息作出判断,因此在收到不同建议来源的建议之后,仍然会对建议来源进行深层次的加工。具体到本研究构建的股价预测情景之中,实验任务本身的模糊性加强了高认知闭合需要的不确定性厌恶感,迫切希望完成任务达到认知闭合,因此无论是谁的建议,高认知闭合需要个体都不会作深度的分析,而低认知闭合需要者启发了分析式系统进而采纳了机器的建议。

6.3 建议者类型、任务难度对建议采纳的影响

实验三进一步探讨了不同任务难度下,人机建议对建议采纳的影响,结论证实了本研究的 H3,在任务较困难时,个体会倾向于选择机器的建议而非人的建议;当任务较简单时,对建议采纳的差异并不显著。首先,与前人研究相符,我们的研究结论证明了任务难度是建议采纳的重要变量,决策任务越困难,决策者的建议采纳程度越高,这是因为信心在其中发挥了作用,对于简单的任务,个体会表现出更高的决策自信。

更重要的是,实验三的结论证明了在不同任务难度下,决策者对人机建议的采纳倾向上发生了变化,困难任务时,参与者更倾向于采纳机器的建议,而简单任务时,人机建议倾向并不显著。这与前文的假设相符,基于双系统理论,由于个体在首次对任务难度的感知判断时,诱发了个体的决策信心,进而导致最终判断时何种加工系统占据优势。

6.4 建议者类型、建议框架对建议采纳的影响

本研究探讨了建议者类型(人/机器)及建议框架对建议采纳的影响。实验四的结果显示,建议者类型(人/机器)、建议框架对建议采纳的交互影响显著。在建议者为机器时,正负建议框架对建议采纳有差异显著,在负性建议框架下具有更高的建议采纳程度,印证了本研究的 H4。消费者在网络购物的过程中由于信息复杂,倾向于听取他人建议来减少自身努力以作出最优选择,而其中消费者对负面评价更加关注[43],因此负面评价对消费者的建议采纳行为影响更大。对于建议者为机器来说,在基于主观判断的决策任务中个体与其心理距离较远,对其信任度较低导致其更容易受到周边信息描述及

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

多方建议影响而改变自身决策,所以不同的建议框架描述更有可能影响建议采纳,决策者更加关注负面评论,从而导致负性框架下建议采纳程度更高。

综上,在四个系列实验中,我们发现决策者并不是简单地对来自于机器的建议说不,也不是盲从于机器的分析能力而直接采纳建议。而是会依据决策任务的类型所优先采用不同的决策系统,并且基于建议的特征和决策者自身的认知特点,呈现出不同的建议采纳偏好。这既是对现有建议采纳理论的补充,在实践上对于日后根据不同方面的因素优化机器建议,提高人们对机器分析结果的接纳程度也有较大的指导意义。

6.5 研究不足与展望

(1)从实验外部效度来看,实验设计过程中招募的参与者主要为大学本科在读学生,年龄与受教育程度比较集中,缺乏一定的社会经验,并且受实验场景限制,只集中于两种决策情境,在其他决策场景中是否会得出不同的结论有待探讨。此外,本研究目前集中于主观和客观决策属性,而在实际的工作生活中,主客观混合的决策场景时常出现,在该属性的决策下决策者更愿意采纳人的建议还是机器的建议值得研究人员深刻探讨,即未来可以考虑丰富决策属性和决策场景,并且丰富实验对象,将实验对象拓展至需要进行决策任务的不同类型决策者。

(2)从实验设计来看,本研究的实验材料和变量操纵均通过电脑展示,由参与者上机操作,与现实生活决策中建议大多通过面对面提出的情境有一定差距。面对面时所伴随的许多言语表达、情绪、动作、建议者外貌等因素,都可能改变参与者的建议采纳行为。因此在未来可以丰富实验过程中建议的提出方式。对建议者类型的操纵是通过描述机器来实现的,主要通过文字描述进行操纵,可能使参与者难以真实体会到建议者的不同,可能导致参与者投入感不强。未来可以结合人工智能技术,运用真正的机器平台结合决策场景提出建议,并可以结合不同时期的机器,让参与者感知到不同程度的拟人化和共情进行建议者操纵,提升研究的外部效度。

(3)从实验任务来看,所采用的股价预测任务,虽然通过相关检验证实了操纵有效,但是,股价预测与多方面因素相关,如企业所在地政策变更、企业收并购等等,不仅仅是实验中所提供的线索信息,股价预测的任务难度也并不限于决策者的信息差异。因此,未来的研究可以进一步优化实验方案,增加实验的外部效度。

参考文献

[1] 徐惊蛰,谢晓非. 决策过程中的建议采纳[J]. 心理科学进展,2009,17(5):1016-1025.
XU J Z, XIE X F. Advice taking in decision-making process[J]. Advances in Psychological Science,2009,17(5):1016-1025.

[2] SCHRAH G E,DALAL R S,SNIEZEK J A. No decision-maker is an island: Integrating expert advice with information acquisition[J]. Journal of Behavioral Decision Making,2006,19(1):43-60.

[3] GOODYEAR K, PARASURAMAN R, CHERNYAK S, et al. Advice taking from humans and machines:An fMRI and effective connectivity study[J]. Frontiers in Human Neuroscience,2016,10:542.

[4] RAI A,CONSTANTINIDES P,SARKER S. Next generation digital platforms:Toward human-ai hybrids[J]. MIS quarterly,2019,43(1):3-9.

[5] DAWES R M,FAUST D,MEEHL P E. Clinical versus actuarial judgment [J]. Science, 1989, 243 (4899): 1668-1674.

[6] 袁钦湄,王星,帅建伟,等. 基于人工智能技术的抑郁症研究进展[J]. 中国临床心理学杂志,2020,28(1):82-86.
YUAN Q M,WANG X,SHUAI J W,et al. The application of artificial intelligence in depressive disorder [J]. Chinese Journal of Clinical Psychology, 2020, 28 (1): 82-86.

[7] 杨真,陈建安. 招聘面试人工智能系统的框架与模块研究[J]. 江苏大学学报(社会科学版),2017,19(6):73-80,92.
YANG Z,CHEN J A. Al system for recruitment interview: Frames and modules [J]. Journal of Jiangsu University (Social Science Edition),2017,19(6):73-80,92.

[8] LI S S,KARAHANNA E. Online recommendation systems in a B2C E-commerce context: A review and future directions[J]. Journal of the Association for Information Systems,2015,16(2):72-107.

[9] 姜海燕,吴长凤. 智能投顾的发展现状及监管建议[J]. 证券市场导报,2016,(12):4-10.
JIANG H Y,WU C F. Development status and supervision suggestions of robo-advisor[J]. Securities Market Herald, 2016,(12):4-10.

[10] DIETVORST B J,SIMMONS J P,MASSEY C. Algorithm aversion:People erroneously avoid algorithms after seeing them err [J]. Journal of Experimental Psychology: General,2015,144(1):114-126.

[11] EASTWOOD J,SNOOK B,LUTHER K. What people want from their professionals:Attitudes toward decision-making strategies [J]. Journal of Behavioral Decision Making, 2012,25(5):458-468.

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

[12] MALDONATO M, DELL′ ORCO S. Decision making styles and adaptive algorithms for human action[J]. Psychology, 2011, 2(8): 811-816.

[13] 孙露莹,陈琳,段锦云. 决策过程中的建议采纳:策略、影响及未来展望[J]. 心理科学进展, 2017, 25(1): 169-179.
SUN L Y, CHEN L, DUAN J Y. Advice taking in decision-making: Strategies, influences and feature research[J]. Advances in Psychological Science, 2017, 25(1): 169-179.

[14] GLÖCKNER A, BETSCH T. Decisions beyond boundaries: When more information is processed faster than less[J]. Acta Psychologica, 2012, 139(3): 532-542.

[15] INBAR Y, CONE J, GILOVICH T. People′s intuitions about intuitive insight and intuitive choice[J]. Journal of personality and social psychology, 2010, 99(2): 232-247.

[16] 张辉,白长虹,李储凤. 消费者网络购物意向分析——理性行为理论与计划行为理论的比较[J]. 软科学, 2011, 25(9): 130-135.
ZHANG H, BAI C H, LI C F. Study on consumers′ online purchasing intention-comparison between TRA and TPB[J]. Soft Science, 2011, 25(9): 130-135.

[17] 叶许红,韩芳芳,翁挺婷. 网购平台产品图片视觉特征的影响作用研究[J]. 管理工程学报, 2019, 33(2): 84-91.
YE X H, HAN F F, WENG T T. The effects of product pictures′ visual features in the context of online purchasing[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2019, 33(2): 84-91.

[18] 詹泽雄,吴宗法. 心理账户、损失厌恶与行为资产配置实证研究[J]. 运筹与管理, 2022, 31(8): 177-184.
ZHANG Z X, WU Z F. Mental accounting, loss aversion and behavioral asset allocation empirical study[J]. Operations Research and Management Science, 2022, 31(8): 177-184.

[19] MORGESON F P, HUMPHREY S E. The work design questionnaire (WDQ): Developing and validating a comprehensive measure for assessing job design and the nature of work[J]. Journal of Applied Psychology, 2006, 91(6): 1321-1339.

[20] GINO F, MOORE D A. Effects of task difficulty on use of advice[J]. Journal of Behavioral Decision Making, 2007, 20(1): 21-35.

[21] SHIN D. The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2021, 146: 102551.

[22] HERTZ N, WIESE E. Good advice is beyond all price, but what if it comes from a machine? [J]. Journal of Experimental Psychology: Applied, 2019, 25(3): 386-395.

[23] KRUGLANSKI A W, WEBSTER D M, KLEM A. Motivated resistance and openness to persuasion in the presence or absence of prior information[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1993, 65(5): 861-876.

[24] 张树凤,司继伟,宗正,等. 认知闭合需要与预期后悔对个体职业决策过程的影响[J]. 心理科学, 2017, 40(5): 1182-1188.
ZHANG S F, SI J W, ZONG Z, et al. Effects of need for cognitive closure and anticipated regret on individuals′ processing of career decision-making[J]. Journal of Psychological Science, 2017, 40(5): 1182-1188.

[25] 刘雪峰,张志学,梁钧平. 认知闭合需要、框架效应与决策偏好[J]. 心理学报, 2007, 39(4): 611-618.
LIU X F, ZHANG Z X, LIANG J P. Need for cognitive closure, framing effect and decision preference[J]. Acta Psychologica Sinica, 2007, 39(4): 611-618.

[26] TVERSKY A, KAHNEMAN D. The framing of decisions and the psychology of choice[M]. New York: Springer, 1985.

[27] GLIKSON E, WOOLLEY A W. Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research[J]. Academy of Management Annals, 2020, 14(2): 627-660.

[28] HUANG M H, RUST R T. Artificial intelligence in service[J]. Journal of Service Research, 2018, 21(2): 155-172.

[29] LEE J, GEISTFELD L V. Enhancing consumer choice: Are we making appropriate recommendations? [J]. Journal of Consumer Affairs, 1998, 32(2): 227-250.

[30] DUAN W J, GU B, WHINSTON A B. Informational cascades and software adoption on the internet: An empirical investigation[J]. MIS Quarterly, 2009, 33(1): 23-48.

[31] LUO X M, TONG S L, FANG Z, et al. Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases[J]. Marketing Science, 2019, 38(6): 937-947.

[32] SWELLER J. Cognitive load theory and educational technology[J]. Educational Technology Research and Development, 2020, 68(1): 1-16.

[33] DANE E, ROCKMANN K W, PRATT M G. When should I trust my gut? Linking domain expertise to intuitive decision-making effectiveness[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 2012, 119(2): 187-194.

[34] SNIEZEK J A, BUCKLEY T. Cueing and cognitive conflict in judge-advisor decision making[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 1995, 62(2): 159-174.

[35] 段锦云,朱月龙,陈婧. 心理距离对风险决策框架效应的影响[J]. 心理科学, 2013, 36(6): 1404-1407.
DUAN J Y, ZHU Y L, CHEN J. Experimental Research on the Effect of Psychological Distance on Risky Choice Framing Effect[J]. Journal of Psychological Science, 2013, 36(6): 1404-1407.

[36] 杜秀芳,吴景霞,贾巧娜,等. 损失-收益框架下责任感对建议采纳的影响[J]. 心理科学, 2021, 44(6):

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

1419-1425.
DU X F, WU J X, JIA Q N, et al. Impact of individual's conscientiousness on advice taking in the loss-benefit framework[J]. Journal of Psychological Science, 2021, 44(6): 1419-1425.
[37] YANIV I. Receiving other people's advice: Influence and benefit[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 2004, 93(1): 1-13.
[38] GINO F. Do we listen to advice just because we paid for it? The impact of advice cost on its use[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 2008, 107(2): 234-245.
[39] ÖNKAL D, GOODWIN P, THOMSON M, et al. The relative influence of advice from human experts and statistical methods on forecast adjustments[J]. Journal of Behavioral Decision Making, 2009, 22(4): 390-409.
[40] DUAN J Y, XIA X T, VAN SWOL L M. Emoticons' influence on advice taking[J]. Computers in Human Behavior, 2018, 79: 53-58.
[41] SCHKADE D A, KLEINMUNTZ D N. Information displays and choice processes: Differential effects of organization, form, and sequence[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 1994, 57(3): 319-337.
[42] DAWES R M. The robust beauty of improper linear models in decision making[J]. American Psychologist, 1979, 34(7): 571-582.
[43] SKOWRONSKI J J, CARLSTON D E. Negativity and extremity biases in impression formation: A review of explanations[J]. Psychological Bulletin, 1989, 105(1): 131-142.

Whose suggestion is easier to be adopted for man and machine? A study on the influence of advisor types on advice taking in different decision makings

HUI Qingshan[1], ZHAO Junfeng[1], JIANG Hongmei[2], GOU Siying[1], YI Wenzhang[1], ZHANG Huijun[1*]
(1. School of Management, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China;
2. School of Foreign Studies, Shunde Polytechnic, Foshan 528333, China)

Abstract: In the era of digital economy, a large amount of information has brought great challenges to decision-makers; how to distinguish effective information from massive information is an important problem faced by individuals. However, for individuals with limited information processing capacity, it is difficult to effectively screen effective information from massive information, that is, decision-makers face the contradiction between "limited processing capacity" and "unlimited information growth." When using machines to make decisions, improving the decision quality of decision makers is an effective way to solve this problem. The rapid development of the new generation of information technology represented by artificial intelligence and big data, as well as its mutual penetration with all sectors of society, has greatly promoted the digital transformation and upgrading of enterprises, and also provided decision-makers with a richer source of advice. As one of the important topics in the decision-making field, advice taking has attracted more and more attention, and its influencing factors have been widely studied. Previous studies have shown that advice taking is affected by the judge's features, task features, advice features and the advisor factors. In recent years, there are more and more studies on advice taking by different proponents, but most of them focus on the characteristics of the advisor itself. However, the progress of artificial intelligence technology makes decision-makers have more reference suggestions in the decision-making process, with the suggestions by machines being one of the important factors that cannot be ignored. Therefore, in order to better explore the role of the "external brain" of the machine in promoting decision-making when information is overloaded, this paper selects the types of advisor (human/machine) as an independent variable for exploring the behavior of decision-makers when adopting suggestions from different sources; it also further explores the interaction between the need for cognitive closure, task difficulty and suggestion framework, so as to improve the quality of suggestions and help decision-makers effectively use suggestions.

Based on the above research purposes, this study has developed experimental programs through E-Prime 2.0 software, designed four experimental tasks, and adopted behavioral experiments; by single factor analysis of variance, descriptive statistical analysis and other data analysis methods, this paper discusses the influence of the types of advisor (human/machine) on the interaction between advice taking and related variables. In Experiment 1, we explored the tendency of individuals to adopt human or machine suggestions in different decision-making situations. In Experiment 2, the cognitive characteristic variable cognitive closure needs were introduced to explore the tendency of individuals with different cognitive characteristics to adopt suggestions to people or machines in objective decision-making situations. In Experiment 3, we explored whether the decision-maker's tendency to adopt suggestions from people or machines would change when the task difficulty was different in the objective decision-making situation. In Experiment 4, we explored whether different suggestion frameworks would affect the decision makers' tendency to adopt suggestions to people or machines in subjective decision-making situations. The final results show the following four points: 1) There are significant differences in the degree

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006

of adoption of human or machine suggestions by decision-makers. When the decision-making situation is different, the tendency of individuals to adopt suggestions from people or machines will change; they tend to adopt people's suggestions in the subjective decision-making situation, but the opposite is true in the objective decision-making. 2) In objective decision-making, the interaction between cognitive closure needs and types of advisors is significant. For individuals with high requirements for cognitive closure, there is no significant difference in the degree of adoption of suggestions from people or machines, while individuals with low requirements for cognitive closure tend to adopt suggestions from machines. 3) In objective decision-making, the interaction between the types of advisor and task difficulty is significant. For difficult tasks, decision-makers are more inclined to adopt the suggestions of machines; for simple tasks, there is no significant difference in the impact of human or machine suggestions on the adoption of decision makers' suggestions. 4) In subjective decision-making, the interaction between the types of advisor and the suggestion framework is significant. When the advisor is a person, the suggestion framework has no significant impact on advice taking. When the advisor is a machine, different suggestion frameworks have significant differences in the adoption of suggestions. Under the framework of negative suggestions, the adoption of individual suggestions is higher. The theoretical contribution of this study is to enrich and improve the theoretical system of the impact of the types of advisor (human/machine) on advice taking in different decision-making situations. The practical significance of this study is to help decision-makers make full use of machines to assist decision-making, understand the mechanism and path in the process of machine suggestions more comprehensively, and improve the quality of decision-making.

Key words: Advice taking; Types of advisor; Need for cognitive closure; Task difficulty; Suggestion framework

---

Received Date: 2022-11-24

Funded Project: Supported by the Planning Project of Philosophy and Social Science of Guangdong Province (GD20CGL62, GD20CGL17).

* Corresponding author

https://www.academax.com/doi/10.13587/j.cnki.jieem.2024.01.006