

# 竞技运动专家的认知优势及其形成机制 ——基于自动性特点和抽象化表征\*

褚昕宇<sup>1</sup> 王泽军<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>上海工程技术大学体育经济管理研究中心, 上海 201620) (<sup>2</sup>同济大学国际足球学院, 上海 200092)

**摘要** 目前对于竞技运动专家如何从长期训练中获得和迁移、提炼和更新专业知识与技能的机制尚未有清晰的阐释。基于专家-新手范式的研究表明, 从表征学习的角度看竞技运动专家的认知优势主要体现在注意优势和记忆优势两方面, 而竞技运动专家知识与技能的自动性特点和抽象化表征是其认知优势效应形成的两个关键原因。从生成模型的角度探讨竞技运动专家知识系统的抽象化表征机制, 为能更好地理解竞技运动专家的认知优势效应, 助其突破认知局限性提供了新的理论依据。

**关键词** 运动专家知识系统, 表征学习, 自动性, 抽象化, 生成模型

**分类号** B849: G804

## 1 引言

运动员是一名信息加工者, 信息存在于环境中, 个体接收信息并将其存储在记忆贮存系统里, 随后这些信息被加工(叶浩生, 2021)。信息加工就是对符号的编码, 当运动员运用已有的知识去解释输入信息时, 编码就会发生(付全, 2005)。认知心理学家用知识表示信息在记忆中的存储、整合与组织。知识就是经过组织的信息, 在记忆中的存储形式和呈现方式被称为知识的心理表征, 它是以抽象概念为形式存储和组织信息的具有内在联系的符号活动(梁宇建, 2014)。长期训练累积的心理表征在竞技比赛中显得尤为重要, 以至于研究者认为区分专家-新手的重要因素是心理表征的质量、数量以及这些表征的使用效率(Du et al., 2022)。鉴于竞技运动专家表征的概念数量更多、种类更全, 包括形成更多图式, 掌握更多产生式规则, 并进行有效组合, 既有包含专项技能的程序性知识优势, 又有明显的包含竞赛规则的陈述性知识优势。因此, 在不同情境下面对不同对手

时, 竞技运动专家都能较好地把握时机, 卓有成效地发挥出自身所掌握的技术、战术水平, 取得预期的效果, 这种能力优势与其后天习得的知识 and 经验密切相关(程勇民, 2006)。

专家系统是指专家经过一定程度的训练后在某一方面所拥有的专业知识与技能。竞技运动专家善于使用诸多策略去改变与任务相关的信息呈现方式, 从而减少信息加工的需求(魏高峡, 李佑发, 2012)。国内外研究者对不同竞赛项目, 比如棒球、乒乓球、羽毛球、网球、高尔夫球、足球、舞蹈、篮球、曲棍球、排球、击剑和散打等进行研究发现, 竞技运动专家比新手拥有更精细的知识结构, 能更有效地利用视觉信息(魏高峡, 李佑发, 2012; 周成林, 刘微娜, 2010; Ericsson et al., 2018)。竞技运动专家的优异表现多是基于自身在注意和搜索策略、心理表征上的差异, 以及加工过程中的自动化, 并且选择的信息更具有抽象性(付全, 2005)。尽管有研究者对竞技比赛过程中认知优势特征和结构进行了探讨, 然而目前对于竞技运动专家如何从长期训练中获得和迁移、提炼和更新专业知识与技能的机制尚未有清晰的阐释(陆颖之等, 2023; 魏高峡, 李佑发, 2012; 周成林, 刘微娜, 2010)。基于专家-新手范式的研究表明, 从表征学习的角度看竞技运动专家的认知优

收稿日期: 2023-07-28

\* 上海市教育科学研究一般项目(C2021084); 中央高校基本科研业务费专项资金(22120210233)资助。

通信作者: 王泽军, E-mail: ddbbt@126.com

势主要体现在注意优势和记忆优势两方面(史鹏等, 2023; 孙文芳等, 2018; Williams & Ford, 2008), 竞技运动专家知识与技能的自动性特点和抽象化表征则是其认知优势效应形成的两个关键原因(孟繁莹等, 2022; 王莹莹等, 2020; Du et al., 2022; Ericsson et al., 2018)。

从计算机科学的角度看, 专家系统是基于知识的系统的一个子类, 而知识表征和推理是专家系统研究的主要领域(Ericsson et al., 2018)。知识表征包括概念、命题、脚本、图式和产生式规则等形式。人类知识不仅具有概念形式, 而且有概念之间各种复杂的组合, 比如规则(梁宇建, 2014)。适应性思维控制(Adaptive Control of Thought, ACT)模型和在线自适应规则归纳的连接主义者学习(Connectionist Learning with Adaptive Rule Induction Online, CLARION)模型通过有效地拟合实验数据, 探究行为背后的算法, 以利于更好地理解行为数据(杜建政, 李明, 2006)。然而要想从计算模型的角度更深入理解竞技运动专家从长期训练中获得和迁移专业知识与技能的机制, 还需要借鉴相关领域的最新研究成果, 以建构一个更完备的竞技运动专家知识系统。近年来, 随着人工智能(artificial intelligence, AI)领域的研究热点——深度学习技术在各个领域被广泛应用, 尤其是在认知心理学和神经科学领域被用于帮助研究者理解人类的高级认知功能。与卷积网络、循环网络以及长短时记忆等面向分类任务的判别模型(discriminative model)不同, 生成模型可以通过观测已有样本来学习其分布并生成类似样本(Dasgupta & Gershman, 2021; Gershman, 2019; Jordan & Mitchell, 2015; Lake et al., 2017; Lansdell & Kording, 2019; LeCun et al., 2015; Yamins & DiCarlo, 2016)。这就如同运动员通过长期训练掌握一项新的动作技能后, 再迁移到新的任务情境中解决类似问题。因此, 从生成模型的角度探讨竞技运动专家知识系统的抽象化表征机制, 为能更好地理解竞技运动专家的认知优势效应, 助其突破认知局限性提供了新的理论依据。

## 2 表征学习视角下竞技运动专家的认知优势

在竞技比赛过程中, 运动员能否达到运动决策既快又准的关键取决于在即时情境中是否具备

对已存储的运动信息进行快速重组与提取的能力。而这种决策能力的差异是由运动员的认知结构合理性所决定的(周成林, 刘微娜, 2010)。从认知心理学的角度看, 大脑通过学习有效的、低维度的表征来简化任务, 以便解决看似复杂的任务。人类表征学习中的两项核心认知功能是注意和记忆, 两者共同将心理表征限制在与目标实现相关的特征上。表征学习不仅利用选择性注意来减少表征空间的大小, 还使用存储在记忆中的相关信息来增强当前的观测(Radulescu et al., 2021)。鉴于此, 国内外研究者主要从注意与记忆两方面试图解释竞技运动专家的认知优势效应。

### 2.1 竞技运动专家的注意优势

注意力是一种由个体的感官和认知共同导致的现象。由于长期高强度的专项训练, 竞技运动专家对自身专长领域的信息有着更好的注意能力(Williams & Ford, 2008)。首先, 选择性注意是对外界大量信息进行筛选, 以确保有限的认知资源能用于有效完成当前主要任务的认知系统, 包括对相关信息的选择和无关信息的抑制两方面。选择性注意在感知觉加工、记忆存取、视觉表征和思维决策等活动中均起到重要作用。其次, 工作记忆在执行任务过程中是用于信息暂时存储与加工的资源有限系统, 是对选择性注意具有约束作用的一种认知结构(周成林, 刘微娜, 2010)。工作记忆促使个体对其表征的信息或信息有关的特征投入更多的注意, 在视觉搜索过程中发挥着重要作用。足球运动员进攻战术预判决策的视觉搜索特征就受到空间工作记忆容量的影响(史鹏等, 2023)。然而工作记忆容量有限, 个体想要更好地利用其有限的资源, 优先选择相关信息就显得尤其重要。这就使得注意力的作用尤为突显, 仅允许存储与任务最相关的信息(Myers et al., 2017)。

此外, 不同运动类型专家的视觉搜索特征可能存在差异, 不同项目类型显著影响运动专家的注视次数(孙文芳等, 2018)。比如乒乓球、网球、羽毛球等快速反应类项目, 由于具有高度的时间限制, 运动专家的注视次数少。这可能是因为运动专家经过在该领域多年的经验积累, 能利用一些知觉认知优势(比如模式识别、情境概率)有效引导视觉搜索, 具体表现为能关注关键信息部位, 视觉搜索效率高等。值得注意的是, 付全(2005)对不同水平击剑运动员研究后发现, 一般水平运

动员注意的信息多且具体,反映了其注意选择的局部与系列的特点;高水平运动员搜集信息时,更多关注的是整体性特点。由此可知,注意和搜索策略上的差异可以在某种程度上解释运动员决策水平上的差异。

## 2.2 竞技运动专家的记忆优势

记忆是个体获得知识与技能的关键(赵冰洁等, 2022)。经过长期训练,专长相关的知识信息会在运动专家的长时记忆中存储为一个相互作用的知识结构,称为图式(漆昌柱等, 2021)。图式随着新的经验与记忆不断演变,影响新信息的编码、存储和随后的检索方式(Gilboa & Marlatte, 2017)。作为专项运动造成的经验模式,图式的存在使长时记忆表征与现实环境中的信息得以快速连接。专长场景作为一条记忆线索,匹配并重新激活运动专家的记忆痕迹,成功提取与专长相关的记忆(张怡, 周成林, 2012)。网球运动专家对自身专长相关信息的注意优势源于大脑中记忆痕迹被激活,促使对专长相关信息的注意资源分配(漆昌柱等, 2021)。因此,长期的专项技能训练和理论知识学习以及丰富的比赛经验使运动员对专项技能的知觉分化水平得到提高,存储在长时记忆中的内容更丰富,运动员的知觉敏感性提高,在知觉加工中能快速对记忆中的经验信息做出归类分析和判断。而对长时记忆的编码与提取亦被认为是运动专家自上而下选择性注意的重要机制之一。

国际象棋大师的核心认知特征在于其丰富的专项组块知识和经验,结合项目的结构化知识或特定经验或许是更重要的认知因素(苗浩飞, 迟立忠, 2023)。在长时记忆中存储的具体信息和抽象信息被认为是专家记忆优势发生的基础。通过将输入信息与长时记忆的内容进行匹配,长时记忆能保证输入信息的快速提取(Bilalić, 2017)。与具体信息相比,抽象信息更重要,专家长时记忆中存储了更抽象和概括化的知识(赵冰洁等, 2022)。专家比新手熟练的原因主要在于长时记忆中存储了大量组块,新信息在长时记忆中与已有组块编码整合后形成更大的组块,专家能熟练利用外部线索将组块提取到工作记忆中备用以应对当前任务(陈玉田等, 2022)。球类运动专家较其他项目(比如跑步、游泳)的运动员似乎更具有认知优势(魏高峡, 李佑发, 2012)。基于组块理论,研究者发现足球运动员对于球场上双方站位所构成

的空间拓扑模式的识别可以很好地区分球员水平,据此提出竞技体育的模式识别概念,这与国际象棋大师读取棋盘位置能力相似。模式识别强调竞技体育团体项目背后更高维度的模式信息,对这种信息的理解和识别被认为是优秀运动员的核心认知特征之一(苗浩飞, 迟立忠, 2023)。运动员需要在动态多变的场景中快速、准确地搜集和把握事关决策的有效信息,通过调整认知适应变化的外界刺激,结合自身的程序性知识和丰富的临场经验做出最佳战术决策(史鹏等, 2023)。因此,围棋大师对棋盘的识记,球员对站位模式的识别,这些不仅体现了专家的整体知觉优势,而且源于其背后长期积累的组块或模式知识。

综上,基于专家-新手范式的研究表明,从表征学习的角度看竞技运动专家的认知优势主要体现在注意优势和记忆优势两方面。在竞技体育领域,不仅技战术知识的储备数量是成为专家的必要条件,是否具备符合该项目特点的有组织知识亦是成为专家的决定性因素。运动专家所具备的有序化的知识结构或图式,使其能根据场景变化调整自身的注意和搜索策略,快速检索到有价值的信息,从而做出高效合理的运动决策。这也是由于运动专家通常具有较高的运动等级和较长的训练年限,参加重要比赛的次数较多,因此具备更复杂的概念网络或图式,包括专业知识和组块数量、比赛情境和外界环境变化,被认为是运动决策过程中模式识别的关键因素,能促使其将刺激信息与记忆中已有的图式结构进行比较和匹配,从而有效识别刺激信息(史鹏等, 2023)。这一匹配过程涉及基于外部注意的视觉搜索以及内部注意对记忆中已有运动图式的检索两个部分。在新任务中解决同类问题后,运动专家通常会更新记忆中的已有图式来更好匹配相关任务。而竞技运动专家知识与技能的自动性特点和抽象化表征是其认知优势效应形成的两个关键原因(孟繁莹等, 2022; 王莹莹等, 2020; Du et al., 2022; Ericsson et al., 2018)。

## 3 竞技运动专家知识与技能的自动性特点和刻意练习

知识学习表现为以思维过程为主的形式,而技能学习主要表现在其操作控制是一个必不可少的执行过程(吕慧青, 王进, 2014)。对以技巧性动

作为基础的知觉技能、认知技能与动作技能的记忆是通过反复的技能学习获得的,属于程序性记忆,技能学习使个体对程序性记忆的提取更自动化(梁宁建, 2014)。要想成为专家,需要经历一个从依靠陈述性知识向依靠程序性知识的转换过程。而规则把程序性知识与对事物的操作联系在一起,并在长时记忆系统中以产生式规则进行存储。练习则是缩短这一过程的有效途径(付全, 2005)。

### 3.1 竞技运动专家知识与技能的自动性特点

运动专家在比赛中投入的认知资源较少,通过将自己有限的认知资源合理分配,从而在不断变化的比赛情境中快速捕捉到对手的关键信息,表现出能量节省化(漆昌柱等, 2021)。考虑到运动员能用于完成任意给定任务的认知资源是有限的(或称为有限理性),这使得一项技能的特定部分自动化对于学习复杂技能来说至关重要,这种变化允许运动员将认知资源集中于学习或提高技能的其他方面上。因而认为,形成竞技运动专家认知优势效应的关键原因之一可能是其专业知识与技能的自动性特点(孟繁莹等, 2022)。例如,一名足球新手刚开始练习运球时,更专注于球和双脚的移动,随后通过不断的练习,运球能力逐步变得自动化,不再依赖认知资源,可以把注意力转移到对手和队友的移动上。研究者把通过练习提高表现速度,使习得的行为自动化,减少执行任务所需的认知负荷这些效应统称为自动性(Du et al., 2022)。自动性的概念本身难以被定义,特征却有很多,包括无目的、无意识、不受控制、毫不费力和快速的,看似自动化的行为并不总是具备前述的全部特征,它的一个普遍特征是不灵活性。

在竞技比赛中,由于快速变化的外界环境,大多数运动员对动作的感知与加工均发生在无意识的条件下。因此,无意识加工能力对运动员在比赛中获得主动权起到关键作用。孟繁莹等人(2022)的研究表明,乒乓球运动员在对于与专项运动相关信息进行无意识加工的过程中具有优势。特别是对专项运动信息的高知觉敏感性以及知觉与动作的共同表征可能是导致乒乓球运动员无意识加工优势的两个重要原因。知觉与动作的共同表征符合技能学习中的自动性现象,它以牺牲灵活性为代价来提高表现的速度。加快动作选择和减少认知需求,对于提高运动员的技能水平

来说至关重要。然而所有的技能都不可能是完全自动的,需要一定程度的灵活性(Du et al., 2022)。另外,丰富的经验对于运动员达到最高水平的表现来说也是必要的。经验可能是专项领域内无意识信息加工的必要前提。这种受经验调节的无意识反应的启动效应表明,个体对熟悉信息具有较高的知觉敏感性。当个体加工熟悉的信息时,受经验的影响,可以将刺激的属性和空间位置以组块的形式与长时记忆中的表征进行比较,从而做出迅速、有效的决策。

### 3.2 刻意练习在复杂技能形成中的作用

所有复杂任务都可以看作是动作技能和认知技能的组合,两者之间的区别在于前者是自动的和非命题的,后者是缓慢的和刻意的。相较于简单任务(比如跑步、游泳),个体完成复杂任务(比如国际象棋、球类项目)时往往需要更多的认知参与,通过刻意练习能将认知技能整合到动作技能中去(Krakauer 2019)。运动专家通常会花费更短的时间来选择一个合适的技术动作。技术娴熟并不仅仅是精确执行动作,运动专家也能在执行动作时做出正确选择(Du et al., 2022)。

在竞技运动领域,新手-专家的练习量与运动表现之间的相关性 $r$ 通常超过0.50(Helsen et al., 1998; Ward et al., 2007)。尽管简单练习和刻意练习两种不同的练习方式均可以促使运动表现得到进一步提升,通过刻意练习提升运动表现的幅度更大,尤其是运动员通过重构形成复杂技能应对复杂的任务情境(Du et al., 2022)。元分析报告指出,刻意练习与运动表现之间存在中等水平的相关性( $r = 0.42$ ) (Macnamara et al., 2014, 2016)。在刻意练习中,要实现更实质性的表现提升,可能还需要彻底重组任务执行的方式,从而引入新的计算。对特定部分进行逆自动化加工,将其还原为刻意模式,以便了解重构的计算集,从而选择更合适的响应。重构的响应可以再次自动化,并通过练习加以改进。这种变化可能需要通过从自动模式切换到有意识动作选择模式来撤销自动化,然后再修正和重新自动化动作技能的相关部分。因此,新手对掌握的简单技能进行反复练习从而提高运动表现,随后使用改进的版本(更复杂的图式)取代已自动化的部分,再经过反复建构、打破和重组临时的自动化部分,迭代形成复杂技能,这一过程对运动员技能水平最大化来说至关重要

(Du et al., 2022)。练习通过将最初基于刻意决策的自主反应转化为可快速检索的自动反应,从而收集足够的经验来建立需要预先计算的存储。换言之,练习将刻意决策转换为控制策略存储在一个类似于前述高阶模版集的查找表中,以便后续无需重新计算就能够快速进行检索(Haith & Krakauer, 2018)。

在体育运动中,诸如预测和决策这些重要能力的变化往往会导致知觉-认知专长的发展。对先行线索的利用、模式识别、视觉搜索行为、情境概率或期望以及战略决策,这些知觉-认知适应体现了人体系统的灵活性与可塑性(Williams & Ford, 2008)。研究者使用刻意练习理论说明在体育运动中达到最高水平所需的投入程度和活动类型,并通过长时工作记忆理论来解释人体知觉-认知系统的可塑性以及适应性(Ericsson et al., 1993; Ericsson & Kintsch, 1995)。由Ericsson和Kintsch (1995)提出的长时工作记忆理论解释了刻意练习所产生的知觉-认知适应。该理论认为,与传统的工作记忆概念相似,专家可以快速获取长时记忆中存储的编码信息以及当需要时选择性访问这些信息的技能。而经过长期训练后,专家以一种能成功预测未来检索需求的方式对信息进行索引。与新手相比,专家通过重构、重组和完善自己的知识表征,迅速适应情境变化的需求。这也部分解释了运动员是如何从长期训练中提炼和更新专业知识与技能的。

#### 4 竞技运动专家知识与技能的抽象化表征及其作用机制

许多动作技能都是通过内隐学习获得的,内隐学习是一种自动产生抽象知识的无意识过程。通过内隐学习获得的是抽象规则、具体知识和熟悉性的结合体。与新手往往只能表征问题的表面特征不同,专家通过内隐学习可以把握复杂情境中专业知识与技能的抽象本质和内在规则(梁宁建, 2014)。不同技能的学习可以通过迁移获得,这种迁移是把过往经历作为信息源来实现的。通过类似任务的学习获得更抽象、概括化的知识,这也是由于前一项任务中形成的经验为后续学习提供了条件所致(吕慧青, 王进, 2014)。于志华等人(2011)通过研究类比学习(一种内隐学习的方法)

和外显学习对网球技能学习的影响后发现,类比知识通过隐喻将分散、数量较多的外显知识组合成概括的、数量较少的组块,提高了工作记忆的信息容量和加工效率。外显知识使类比知识逐渐具体化,类比知识使外显知识更形象化,让练习者更易理解和记忆动作要领,以利于动作知识的掌握。

##### 4.1 竞技运动专家知识与技能的抽象化表征

行为的灵活性取决于个体建构和利用任务相关的抽象知识的能力(Vaidya & Badre, 2022)。人类往往通过高级抽象和推理来学习新任务(Tsetsos et al., 2023)。因而认为,形成竞技运动专家认知优势效应的另一关键原因可能是其善于对专业知识与技能进行抽象化表征(王莹莹等, 2020)。抽象知识是指心理学家和语言学家所说的约束(constraints),机器学习 and 人工智能研究者所说的归纳偏置(inductive bias)或统计学家所说的先验(priors),它为学习提供了某种形式的必要约束(Tenenbaum et al., 2011)。按层级组织和抽象性被认为是图式所具有的两项基本特征。如图1所示,从底部(白色圆圈)对单个、具体事件的感知表征逐层向上延伸到顶部(黑色圆圈)的抽象、与情境无关的知识。知识的层级结构认为具体事件通常与其他事件具有共同点,然后这些共同的特征由更高阶的节点表示。相反,这些高阶节点与其他高阶节点具有共同的特征。并且,从底部的情境细节的表征、情节记忆和具体名称,到顶部的与情境无关的知识、语义记忆和全局概念的转变,在本质上应该是连续的(Craik, 2020)。专家知识的结构化程度更高,更易于激活,能更迅速地提取,特别是具备丰富知识和经验的专家脑中的图式比新手脑中包含的信息更抽象(梁宁建, 2014)。相反,受限于专业知识与经验,新手的长时记忆系统中缺少与场景相匹配的抽象化图式。

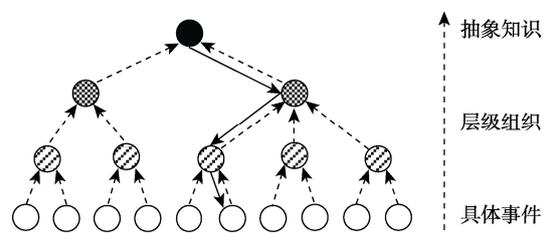


图1 知识的层级结构示意图

智力运动专家可能形成专门针对于领域内相关信息的“记忆层级塔”，它按照信息的抽象性、概括性逐级增加(赵冰洁等, 2022)。竞技运动专家则通过发展复杂的关于运动的陈述性知识和程序性知识, 可以更有效地加工信息, 其优异表现可能是由于运动的专业知识与技能使信息加工变量的结构和序列变得更有规律(程勇民, 2006; 魏高峡, 李佑发, 2012)。在竞技体育领域, 经过长期专项训练的运动员, 除能获取在感知层面上以具体的动作形式存在的大量动作经验, 即普遍所认为的肌肉记忆外, 还能从大量练习和比赛中对该动作技能的特征进行抽象化(图1中自下而上的虚线箭头)。随后以语义表征的形式用于加工/执行相似的动作实例, 这类概念经验被认为是动作经验的抽象化(Gerson et al., 2017)。双动作系统模型对上述两种经验的作用方式做出了解释: 运动员对外部视觉信息和肌肉本体感觉信息进行知觉加工后, 将结果输入概念经验系统, 随后利用存储的抽象化规则对动作意图和目的进行解释; 动作经验系统直接受到概念经验系统的调节, 对观测到的动作进行感知层面的规划和模拟(王莹莹等, 2020)。

模糊痕迹理论(fuzzy-trace theory)同样认为, 记忆表征存在一个由详实、精确表征到简要、模糊痕迹的连续体。个体倾向使用该连续体上更接近于模糊一端的模糊痕迹表征信息, 在思考和解决问题时更偏向于直觉加工方式, 符合“认知惰性”的观点(刘扬, 孙彦, 2014)。依据模糊痕迹理论的观点, 运动员在承受巨大的时间压力情况下, 通常只考虑将当前任务情境与模糊痕迹表征信息(抽象知识)进行快速匹配(图1中自上而下的实线箭头), 无需回忆具体的背景细节是否与当前任务情境匹配。运动专家可以提取运动信息和特征之间的时间关系, 并将这种刺激表征与存储于记忆中的内部语义概念或模板匹配; 而新手无法获得重要的关系信息, 当需要做出判断时, 语义概念或模板较少, 因此限制其使用更专门化的表面特征(Williams & Ford, 2008)。由此可知, 运动员在达到动作技能自动化阶段后, 需要在训练或比赛中注重对概念经验的运用, 尽量对比赛对手的动作意图和战术策略进行解析, 调整已生成的身体动作反应。

#### 4.2 抽象化表征在动作技能习得和迁移中的作用机制

Garner 和 Dux (2023)将知识定义为由经验积

累的技能, 并将利用这种经验提高当前表现的过程称为泛化。知识泛化需要信息共享来支持学习迁移, 利用共享信息在分类任务之间泛化知识。知识泛化理论关注的是可跨刺激类别转移的抽象单元或认知单元, 它假设将相同或相关的元素从已知的任务情境转移到新的任务情境中, 核心概念是抽象任务规则。对过往经验的重新激活与重组可以为抽象任务规则的建构提供一种机制(Vaidya & Badre, 2022)。当任务刚开始时, 将面临的新问题与过往经历的相似情况比较, 推断应采取的正确行动。若拥有更丰富的经验, 那么可以快速建构抽象任务规则。而转移效应特定于维持一种抽象形式的产生式规则, 这允许它在具体细节不同却需要共同认知操作的任务之间进行重复使用(Bhandari & Badre, 2018; Sabah et al., 2021)。学习迁移依赖于执行更高水平的抽象概念。通过练习删除表征中的冗余信息, 降低从任务输入到行为输出的变异性。低维表征降低了行为的灵活性, 却比高维表征更广泛地解释了输入数据, 所以高水平的抽象概念(低维表征)对于新条件下的学习尤其重要。

此外, 通过路径规划可以将部分解决方案存储在记忆中(会占用空间), 避免冗余计算以便于节省时间(Dasgupta & Gershman, 2021)。Huys 等人(2015)在对被试在规划任务中的行为分析后发现, 他们通常不会选择最优路径, 而是依赖于几种特定的启发式方法, 表现出对之前选择的子路径(部分策略)的偏好。也就是说, 当被试在解决最优两步路径问题后, 解决三步路径问题时更倾向于重复使用同一个最优的两步路径解决方案。这种部分重用的优点是将规划问题简化为单次决策, 并且仍可以获得一个次优的解决方案。换言之, 个体将决策树分割成子路径, 随后从记忆中检索常用的子路径以实现目标。

## 5 生成模型视角下竞技运动专家知识系统的抽象化表征机制探讨

与内隐学习有关的计算模型中, 组块模型过于简单, 而 ACT 模型虽然更全面反映了内隐学习和外显学习两个方面, 包含表征陈述性知识的语义网络和程序性知识的产生式系统两部分, 但是 ACT 中程序性学习仅限于通过模仿形成产生式, 基本上都是自上而下的学习, 这与人类同样具有

的自下而上的学习方式不符。为此,有研究者提出进一步整合内隐学习和外显学习的 CLARION 计算认知模型,它假设由自下而上的程序性知识控制的自动反应可以通过规则提取-精炼算法在自上而下的规则下进行表征。具体而言,如果某一行为成功满足某项标准,那么抽取一项规则置于顶层。该规则在与外界环境互动过程中,不断被应用效果修正。如果成功,该规则将泛化为一般规则;否则,将专门化为特定规则被排除(杜建政,李明,2006)。然而要想更深入理解竞技运动专家从长期训练中获得的和迁移专业知识与技能的机制,还需要借鉴相关领域的最新研究成果。除产生式规则外,决策树、贝叶斯网络等均可以被认为是知识表征的形式。这里着重讨论两类生成模型——贝叶斯认知模型和深度生成模型。

### 5.1 贝叶斯认知模型与概念学习

人工智能与人类智能之间有着本质区别。例如,虽然国际象棋系统深蓝能击败加里·卡斯帕罗夫 3 目半到 2 目半,但它是通过每秒评估两亿个位置来达到这一表现的。卡斯帕罗夫达到类似的表现可能只需要每秒评估少数几个位置(Mattar & Lengyel, 2022)。这是由于人能从有限的数据中学会丰富的概念。概念是大脑对同一类事物的属性或特征抽象、概括的反映(梁宁建,2014)。存储在长时记忆中的概念是人类知识和认知的基础(张恩涛等,2013)。人类概念学习所表征的是一项经典的归纳问题。在只有少量样本的情况下,人可以对样本进行分类和识别,并具有快速理解新概念以及将其泛化的能力(Radulescu et al., 2019)。知识可以采用抽象概念、领域知识、环境的关系映射或任务规则的层级结构形式。专家积累大量专业知识,并合理地加以结构化。结构化的知识有助于将行为泛化到新环境中去。在计算层面上和贝叶斯框架中,结构学习可以被概念化为对于特定任务的先验知识的获取与使用(Lansdell & Kording, 2019)。通过近似贝叶斯推理习得的结构化知识,可以作为学习过程中选择性注意的来源,驱动自上而下的注意;而驱动自下而上的注意所捕获的特征(比如外部显著的特征或记忆中重要的特征),若与任务规则相关,就会加速表征学习(Radulescu et al., 2019)。

在不同领域和任务中,考虑到不同的抽象水平,个体通常使用不同形式的表征来捕获相应的

知识(Tenenbaum et al., 2011)。图 1 中所示的树状结构并不是一种普遍表征形式。Kemp 和 Tenenbaum (2008, 2009)对定义于图和语法表征基础上的分层贝叶斯模型(Hierarchical Bayesian Models, HBM)是如何发现控制领域内具有相似结构形式的问题进行深入研究后发现,树、环、链、网格等不同形式的结构都可以表示为图,并且每种形式的抽象规则都可以表示为生成这种形式的图的简单语法规则。上述结果不仅丰富了知识的层级结构形式,也符合抽象任务表征的功能作用假说,认为不同抽象程度的任务知识对应于不同的控制过程,比如较高抽象程度的任务图式对应于图式控制(Vaidya & Badre, 2022),尤其是复杂的图结构形式对于样本间的复杂关系具有更强的表征能力。HBM 也能用于学习抽象的因果知识和其他简单形式的直觉理论,可以认为 HBM 已解决了对简单形式的抽象知识的学习。另外, Lake 等人(2015)基于单次概念学习建构的贝叶斯程序学习(Bayesian Program Learning, BPL)算法在手写体字符单次分类(one-shot classification)任务上取得了人类水平的表现。在 BPL 中加入元学习,从现有字符中抽象得到组件,再根据不同组件的因果关系创造出新字符,形成丰富的概念。BPL 学习的先验偏向于简单的表征,适用于跨任务和跨领域。这与人类偏好通过灵活建构简单的任务表征进行规划,以便更好地利用有限认知资源的观点一致(Ho et al., 2022)。

### 5.2 深度生成模型与概念表征假说

符号系统模型基于产生式规则的知识表征方法相对简单,表现能力亦有限;而神经网络模型的行为与人类大脑不同,它学习缓慢且泛化能力差(Garner & Dux, 2023)。然而生成模型并不只局限于贝叶斯框架,BPL 模型被证明能真实模仿人类行为和表现后不久,深度学习研究者使用神经网络解决了同样的问题(Lansdell & Kording, 2019)。首先,在图像生成领域,编码是对真实图像压缩训练的过程,解码是接收代码后重构图像的过程。大脑在感官环境中使用冗余信号,而变分自编码器(Variational Auto-Encoder, VAE)使用灵活的编码器(识别模型)将外界信息压缩为有共同特征的隐变量,解码器(生成模型)学习如何从低维隐藏空间生成样本(Dasgupta & Gershman, 2021)。VAE 编码得到的结构化隐变量所特有的层

级排序为选择性存储有关图像的全局信息提供了机会,由此产生高质量的概念压缩框架。这种对信息进行分层的方法,优点是允许执行高质量的有损压缩,选择性存储隐变量中更高级别的子集(Lake et al., 2017)。另外,生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)是由一组对抗性的神经网络(生成器和判别器)构成,通过生成器生成的新样本与原型比较来提高前者的质量(Gershman, 2019)。GAN 类似于强化学习理论中的行动者-评论家(actor-critic)架构,包含分离的策略结构(行动者)与值函数(评论家),这类类似于运动员-教练员二分法(Yarrow et al., 2009)。也就是说,运动员如同生成器,通过训练和比赛积累的专项运动经验以及专业知识与技能,将接受经验丰富的教练员或专家的评价(如同判别器),通过及时纠正动作误差来提高动作的完成质量。最后,一种基于多种注意力机制的神经网络架构——转换器(Transformer)的出现,有望通过捕获多种输入模式,将视觉特征语义化,并进一步结合类似于人的记忆系统来优化模型的表现(杜鹏飞等, 2021; McClelland, 2022)。近期备受瞩目的对话 AI 模型 ChatGPT 就是基于 Transformer 架构开发的一种预训练生成模型。

概念的形成与其结构存在密切联系。关于概念表征的因素构成及其相互关系存在“特征表说”和“原型说”两种假说(梁宇建, 2014)。一方面,特征表说主张从同一类别具有共同重要特征来说明概念以及整合这些特征的规则。动作技能学习中技能习得部分是通过认知形式的表征转换实现的。依据表征转换说,当初始表征转换为新的问题表征时,知识转换才能被成功激活。习得的表象会影响记忆中的原型图像表征,良好的原型图像表征则有利于激活非语言的视觉空间信息加工网络,完成视觉信息的重组,促进问题表征方式的有效转换(吕慧青,王进, 2014)。另一方面,原型说中的概念内涵是按照它与事物原型的整体相似程度进行心理表征的。主要表现为原型问题在记忆中形成相关事件表征的原型启发中,对于关键信息的获取必不可少。新近有研究者在分类任务中对自编码器神经网络模型进行对抗性训练(Al-Tahan & Mohsenzadeh, 2021),这如同将 VAE 与 GAN 两种算法进行整合。鉴于上述 AI 研究的结论,在运动专家认知构建过程中,是否可以在

一定程度上整合特征表说和原型说?从特征表说的角度看,运动员通过长期训练和比赛,将类似任务情境中的信息进行概念压缩,提取语义特征建构核心运动图式(类似于 VAE 编码得到的结构化隐变量)并存储在长时记忆中,随后在新任务中基于核心运动图式生成具体运动程序;从原型说的角度看,若未能达到预期目标,运动员再依据反馈的执行误差,将执行的运动程序与记忆中最佳动作实例表征进行比较(类似于 GAN 的对抗学习算法),改进运动程序。因此,未来的研究可以利用计算模型更好地地区分形成运动专家认知优势的可能机制,这将有助于通过练习实现新手向运动专家的转变。

## 6 小结与展望

### 6.1 小结

表征学习视角下竞技运动专家的认知优势主要体现在注意优势和记忆优势两方面,竞技运动专家知识与技能的自动性特点和抽象化表征则是认知优势效应形成的两个关键原因。虽然竞技运动专家的知识优势同时表现在程序性知识和陈述性知识两方面,但技能学习更多表现为对程序性记忆的提取更自动化。自动性特点和刻意练习部分解释了运动员是如何从长期训练中提炼和更新专业知识与技能的,抽象化表征则有助于运动员专业知识与技能的获得和迁移。而且抽象化表征不仅体现在专家长时记忆系统中存储的图式,亦表现为专家更多注意到的是刺激信息的整体特征,具有整体知觉优势,比如围棋大师对棋盘的识记,足球运动员对站位模式的识别等。随后从生成模型的角度探讨竞技运动专家知识与技能的抽象化表征机制,特别是借鉴贝叶斯认知模型和深度生成模型的最新研究成果,深入探讨竞技运动专家从长期训练中获得和迁移专业知识与技能的机制,以建构一个更完备的竞技运动专家知识系统。基于贝叶斯认知模型的研究表明,专家的运动图式中包含的信息比新手的更抽象,推测这是由于抽象的任务表征有助于专业知识与技能的获得和迁移。专家记忆中存储的核心运动图式在不同任务规则下经过刻意练习进行复杂重构,以便更匹配该任务特点,这或将有助于运动员形成与任务规则密切相关的高水平专项技能。

### 6.2 展望

近年来,随着神经科学技术的广泛应用,比

如脑电、近红外、功能磁共振成像等,对于竞技运动专家认知优势的研究已经积累了大量的认知神经证据(陆颖之等,2023;赵祁伟等,2020),并且,研究者在动作技能习得的具身认知观方面也做出了不少积极探索(王莹莹等,2020)。

(1)在认知神经证据方面,研究者试图从大脑结构和功能角度分析运动员动作加工优势的大脑激活特征及其与行为表现之间的关系,进而揭示竞技运动专家优势效应的认知神经机制(任占兵等,2019; Bilalić, 2017)。这里主要讨论关于竞技运动专家知识与技能的自动性特点和抽象化表征的认知神经证据。孟繁莹等人(2022)从行为和电生理两方面证明,与普通大学生相比,乒乓球运动员表现出显著的无意识反应启动效应,该效应可能受到位于视觉背侧通路和腹侧通路多个关键脑区的共同作用。此外,语言信息一直被认为在抽象概念表征中发挥着核心作用(王晓莎,毕彦超,2019)。而语言和动作的皮质系统可能存在相互连接(Pulvermüller, 2005)。王莹莹等人(2020)证明了竞技运动领域中言语加工和动作加工之间的联系。概念经验会以语义形式参与动作加工过程,接受过长期乒乓球训练的运动员加工专项动作过程中会同时激活感知运动系统和语义系统,这种动作语义和言语语义的机制可能存在重叠。相较于新手,技能水平越高的运动员的动作加工过程越与概念经验系统的参与相关,认为这是因其习惯使用策略性的语义表征来调控感知动作层面的动作模拟过程所致。因此,未来的研究可以考虑结合神经科学技术进一步探讨运动经验对专项动作或一般动作相关的言语加工能力的影响。

(2)对抽象概念的研究基本上是围绕语言和具身认知两种认知思路探讨抽象概念的语义表征的(王晓莎,毕彦超,2019)。概念表征的具身性假设认为,概念是通过身体对外界的感知觉经验形成的,概念加工会引发身体感知觉运动状态的变化。依据具身理论的观点,概念是通过身体的感觉运动活动获得的,不同的感觉运动活动在大脑记忆中留下不同的感觉运动印迹或经验,外部知觉、内部状态和动作共同构成概念表征。抽象概念和具体概念一样,都建立在感觉运动信息的基础上(张恩涛等,2013)。与特定身体经验相关的具体概念依靠的是感知觉经验表征,而与身体经验无关的抽象概念则是依靠抽象的符号表征。抽象

符号与语言相关,既可以独立于身体经验存在,也可以参与表征具体概念。在简单的具体概念基础上能构造出抽象、复杂的概念体系(殷融,叶浩生,2014)。例如,乒乓球运动员加工专项动作的优势,除源于动作经验的参与外,亦受到概念经验的调节作用。运动员技能水平越高,在加工专项动作时越依赖于概念经验,而非动作经验(王莹莹等,2020)。考虑到不同项目的运动员因其特有的身体结构和感觉运动系统的生理优势,从而造就了其独特的运动方式和身体经验,最终导致认知上的优势。

总之,现有研究分别从认知神经证据和具身认知理论两方面初步探讨了竞技运动专家知识与技能的自动性特点和抽象化表征。未来运动心理学家应更多借助于神经科学的技术手段和认知心理学的理论基础,更深入与全面地理解竞技运动专家认知优势的形成机制。

## 参考文献

- 陈玉田,陈睿,李鹏.(2022).工作记忆中“组块”概念的演化及理论模型. *心理科学进展*, 30(12), 2708-2717.
- 程勇民.(2006).运动水平、知识表征及其年龄对羽毛球竞赛情景中直觉性运动决策的影响. *体育科学*, 26(1), 86-95.
- 杜建政,李明.(2006).CLARION模型:内隐与外显技能学习的整合. *心理科学进展*, 24(6), 844-850.
- 杜鹏飞,李小勇,高雅丽.(2021).多模态视觉语言表征学习研究综述. *软件学报*, 32(2), 327-348.
- 付全.(2005).信息量与认知风格对击剑运动员决策速度和准确性的影响. *体育科学*, 25(8), 33-38.
- 梁宇建.(2014). *当代认知心理学* (修订版).上海:上海教育出版社.
- 刘扬,孙彦.(2014).行为决策中框架效应研究新思路——从风险决策到跨期决策,从言语框架到图形框架. *心理科学进展*, 22(8), 1205-1217.
- 陆颖之,王小春,周成林.(2023).认知神经科学视角下冬奥心理科技攻关服务新体系的构建与应用. *上海体育学院学报*, 47(11), 57-67.
- 吕慧青,王进.(2014).运动技能学习效率的顿悟解释模型探索. *体育科学*, 34(4), 30-40.
- 孟繁莹,耿家先,李安民.(2022).运动经验对乒乓球运动员无意识加工的影响:来自ERP和行为实验的证据. *中国体育科技*, 58(6), 32-40.
- 苗浩飞,迟立忠.(2023).动作视频游戏专业玩家的认知神经特征. *心理科学进展*, 31(1), 127-144.
- 漆昌柱,贺梦阳,王浩宇.(2021).运动专长的记忆痕迹:基于注意竞争优势的脑机制研究. *武汉体育学院学报*, 55(2), 68-75.
- 任占兵,胡琳琳,张远超,徐敏,李论雄,夏丰光,黄瑞旺.(2019).运动技能专家脑可塑性研究进展:来自核磁共振

- 振成像的证据. *中国体育科技*, 55(2), 3-18.
- 史鹏, 王国动, 魏征, 孙金月, 章冬杨, 张铎耀. (2023). 足球运动员进攻战术预判决策的视觉搜索特征: 空间工作记忆容量的影响. *中国体育科技*, 59(5), 27-34.
- 孙文芳, 王馨悦, 王长生, 赵明, 王斌. (2018). 专家运动员的视觉搜索特征: 基于眼动研究的 Meta 分析. *天津体育学院学报*, 33(4), 321-328.
- 王晓莎, 毕彦超. (2019). 抽象概念语义表征的认知神经基础研究. *生理学报*, 71(1), 117-126.
- 王莹莹, 陆颖之, 杨甜甜, 顾楠, 周成林. (2020). 概念经验对乒乓球运动员动作加工的影响——一项 ERP 研究. *上海体育学院学报*, 44(7), 69-76.
- 魏高峡, 李佑发. (2012). 21 世纪中国运动心理学的新方向: 运动认知神经科学研究. *体育科学*, 32(1), 54-63.
- 叶浩生. (2021). 身体的意义: 从现象学的视角看体育运动的认识论价值. *体育科学*, 41(1), 83-88.
- 殷融, 叶浩生. (2014). 多元表征假设: 概念表征机制的新观点. *心理科学*, 37(2), 483-489.
- 于志华, 章建成, 黄银华, 李岩峰. (2011). 类比学习与外显学习的不同组合方式对不同性质网球技能学习的影响——从闭锁性和开放性技能的视角. *体育科学*, 31(5), 65-74.
- 张恩涛, 方杰, 林文毅, 罗俊龙. (2013). 抽象概念表征的具身认知观. *心理科学进展*, 21(3), 429-436.
- 张怡, 周成林. (2012). 网球运动员击球线路预判能力及 ERP 特征研究. *体育科学*, 32(12), 24-34.
- 赵冰洁, 张琪涵, 陈怡馨, 章鹏, 白学军. (2022). 智力运动专家领域内知觉与记忆的加工特点及其机制. *心理科学进展*, 30(9), 1993-2003.
- 赵祁伟, 陆颖之, 周成林. (2020). 新兴技术融合发展下竞技运动心理学研究进展、实践与展望. *上海体育学院学报*, 44(11), 18-27.
- 周成林, 刘微娜. (2010). 竞技比赛过程中认知优势现象的诠释与思考. *体育科学*, 30(10), 13-22.
- Al-Tahan, H., & Mohsenzadeh, Y. (2021). Reconstructing feedback representations in the ventral visual pathway with a generative adversarial autoencoder. *PLoS Computational Biology*, 17(3), e1008775.
- Bhandari, A., & Badre, D. (2018). Learning and transfer of working memory gating policies. *Cognition*, 172, 89-100.
- Bilalić, M. (2017). *The neuroscience of expertise*. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press.
- Craik, F. I. M. (2020). Remembering: An activity of mind and brain. *Annual Review of Psychology*, 71, 1-24.
- Dasgupta, I., & Gershman, S. J. (2021). Memory as a computational resource. *Trends in Cognitive Sciences*, 25(3), 240-251.
- Du, Y., Krakauer, J. W., & Haith, A. M. (2022). The relationships between habits and motor skills in humans. *Trends in Cognitive Sciences*, 26(5), 371-387.
- Ericsson, K. A., Hoffman, R. R., Kozbelt, A., & Williams, A. M. (2018). *The Cambridge handbook of expertise and expert performance*. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press.
- Ericsson, K. A., & Kintsch, W. (1995). Long-term working memory. *Psychological Review*, 102, 211-245.
- Ericsson, K. A., Krampe, R. T., & Tesch-Römer, C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, 100(3), 363-406.
- Garner, K. G., & Dux, P. E. (2023). Knowledge generalization and the costs of multitasking. *Nature Reviews Neuroscience*, 24(2), 98-112.
- Gershman, S. J. (2019). The generative adversarial brain. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2, 18.
- Gerson, S. A., Meyer, M., Hunnius, S., & Bekkering, H. (2017). Unravelling the contributions of motor experience and conceptual knowledge in action perception: A training study. *Scientific Reports*, 7, 46761.
- Gilboa, A., & Marlatte, H. (2017). Neurobiology of schemas and schema-mediated memory. *Trends in Cognitive Sciences*, 21(8), 618-630.
- Haith, A. M., & Krakauer, J. W. (2018). The multiple effects of practice: Skill, habit and reduced cognitive load. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 20, 196-201.
- Helsen, W. F., Starkes, J. L., & Hodges, N. J. (1998). Team sports and the theory of deliberate practice. *Journal of Sport & Exercise Psychology*, 20(1), 12-34.
- Ho, M. K., Abel, D., Correa, C. G., Littman, M. L., Cohen, J. D., & Griffiths, T. L. (2022). People construct simplified mental representations to plan. *Nature*, 606(7912), 129-136.
- Huys, Q. J. M., Lally, N., Faulkner, P., Eshel, N., Seifritz, E., Gershman, S. J., ... Roiser, J. P. (2015). Interplay of approximate planning strategies. *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, 112(10), 3098-3103.
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260.
- Kemp, C., & Tenenbaum, J. B. (2008). The discovery of structural form. *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, 105(31), 10687-10692.
- Kemp, C., & Tenenbaum, J. B. (2009). Structured statistical models of inductive reasoning. *Psychological Review*, 116(1), 20-58.
- Krakauer, J. W. (2019). The intelligent reflex. *Philosophical Psychology*, 32(5), 823-831.
- Lake, B. M., Salakhutdinov, R., & Tenenbaum, J. B. (2015). Human-level concept learning through probabilistic program induction. *Science*, 350(6266), 1332-1338.
- Lake, B. M., Ullman, T. D., Tenenbaum, J. B., & Gershman, S. J. (2017). Building machines that learn and think like people. *Behavioral & Brain Sciences*, 40, e253.
- Lansdell, B. J., & Kording, K. P. (2019). Towards learning-to-learn. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 29, 45-50.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Macnamara, B. N., Hambrick, D. Z., & Oswald, F. L. (2014). Deliberate practice and performance in music, games, sports, education, and professions: A meta-analysis.

- Psychological Science*, 25(8), 1608–1618.
- Macnamara, B. N., Moreau, D., & Hambrick, D. Z. (2016). The relationship between deliberate practice and performance in sports: A meta-analysis. *Perspectives on Psychological Science*, 11(3), 333–350.
- Mattar, M. G., & Lengyel, M. (2022). Planning in the brain. *Neuron*, 110(6), 914–934.
- McClelland, J. L. (2022). Capturing advanced human cognitive abilities with deep neural networks. *Trends in Cognitive Sciences*, 26(12), 1047–1050.
- Myers, N. E., Stokes, M. G., & Nobre, A. C. (2017). Prioritizing information during working memory: Beyond sustained internal attention. *Trends in Cognitive Sciences*, 21(6), 449–461.
- Pulvermüller, F. (2005). Brain mechanisms linking language and action. *Nature Reviews of Neuroscience*, 6(7), 576–582.
- Radulescu, A., Niv, Y., & Ballard, I. (2019). Holistic reinforcement learning: The role of structure and attention. *Trends in Cognitive Sciences*, 23(4), 278–292.
- Radulescu, A., Shin, Y. S., & Niv, Y. (2021). Human representation learning. *Annual Review of Neuroscience*, 44, 253–273.
- Sabah, K., Meiran, N., & Dreisbach, G. (2021). Examining the trainability and transferability of working-memory gating policies. *Journal of Cognitive Enhancement*, 5, 330–342.
- Tenenbaum, J. B., Kemp, C., Griffiths, T. L., & Goodman, N. D. (2011). How to grow a mind: Statistics, structure, and abstraction. *Science*, 331(6022), 1279–1285.
- Tsetos, K. (2023). Unlocking a new dimension in the speed-accuracy trade-off. *Trends in Cognitive Sciences*, 27(6), 510–511.
- Vaidya, A. R., & Badre, D. (2022). Abstract task representations for inference and control. *Trends in Cognitive Sciences*, 26(6), 484–498.
- Ward, P., Hodges, N. J., Starkes, J. L., & Williams, M. A. (2007). The road to excellence: Deliberate practice and the development of expertise. *High Ability Studies*, 18(2), 119–153.
- Williams, A. M., & Ford, P. R. (2008). Expertise and expert performance in sport. *International Review of Sport & Exercise Psychology*, 1(1), 4–18.
- Yamins, D. L. K., & DiCarlo, J. J. (2016). Using goal-driven deep learning models to understand sensory cortex. *Nature Neuroscience*, 19(3), 356–365.
- Yarrow, K., Brown, P., & Krakauer, J. W. (2009). Inside the brain of an elite athlete: The neural processes that support high achievement in sports. *Nature Reviews of Neuroscience*, 10(8), 585–596.

## Cognitive superiority of athletic sports expert and its formation mechanisms: A perspective from automaticity and abstraction

CHU Xin-Yu<sup>1</sup>, WANG Ze-Jun<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> Shanghai University of Engineering Science, Department of Physical Education, Shanghai 201620, China)

(<sup>2</sup> Tongji University, International College of Football, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** At present, the mechanism by which athletic sports expert acquires and transfer, refines and updates their professional knowledge and skills through long-term training has not been clearly elaborated. Based on the expert-novice paradigm, the cognitive superiority of athletic sports expert from the perspective of representation learning is mainly embodied in attention superiority and memory superiority, and the key reasons for the cognitive superiority are the automaticity and abstraction of the knowledge and skills of athletic sports expert. The abstraction of knowledge representation mechanism of athletic sports expert is discussed from the perspective of generative model, which provides a new theoretical basis for understanding the cognitive superiority of athletic sports expert and helping them break through the cognitive limitations.

**Keywords:** knowledge-based system of sports expert, representational learning, automaticity, abstraction, generative model