

人机融合创新设计

孙守迁，赵东伟，戚文谦

(浙江大学，杭州 310058)

摘要：目的 设计历经以农业经济为主导的设计 1.0 时代与以工业设计为主导的设计 2.0 时代，如今正在步入以创新设计为主导的设计 3.0 时代。设计 3.0 时代的到来对创新设计，尤其是创新设计人本构成要素中，人机融合层面提出了更高要求。**方法** 从人因学及工程心理学等人因学科角度出发，以人机融合相关理论及方法为研究对象，通过文献调研总结提升人机融合水平的人因学科新理论及新方法，并针对所总结的人因学科方法理论进行概念性阐述。**结论** 人因学科中，以情境意识、脑力负荷和可调节自主为代表的的部分理论，以及认知状态建模、基于生物电信号的控制等通用技术方法，可以作为人机融合创新设计的支撑，从而促进人机融合创新设计的发展，丰富创新设计人本构成要素内涵。

关键词：创新设计；人机融合；人本要素；人因学

中图分类号：TB472 文献标识码：A 文章编号：1001-3563(2021)12-0007-09

DOI：10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.12.002

Human-machine Fusion and Innovative Design

SUN Shou-qian, ZHAO Dong-wei, QI Wen-qian

(Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

ABSTRACT: After the design 1.0 era dominated by the agricultural economy and the design 2.0 era dominated by industrial design, the design is now stepping into the design 3.0 era dominated by innovative design. The arrival of the design 3.0 era puts forward higher requirements for innovative design, especially the human-machine fusion in the human-oriented component of innovative design. In this regard, from the perspective of human factors and engineering psychology, taking the theories and methods related to human-computer fusion as the research object, through literature research, this paper summarizes the new theories and new methods of human factors discipline to improve the level of human-machine fusion, and gives a conceptual explanation for the summarized theory and methods. Some theories such as situational awareness, mental workload, and adjustable autonomy, method such as physiological index measurement and cognitive state modeling can be the great support of human-machine fusion and innovative design, thus enriching the meaning of human-oriented innovative design.

KEY WORDS: innovative design; human-machine fusion; human-oriented; human factors

设计是人类有目的的创新实践活动的设想、计划和策划。是将信息、知识、技术和创意转化为产品、工艺装备、经营服务的先导和准备，决定着制造和服务的品质和价值，是提升自主创新能力的关键环节^[1]。设计历经以农业经济为主导的设计 1.0 时代与以工业

设计为主导的设计 2.0 时代，如今正步入以创新设计为主导的设计 3.0 时代。2013 年 8 月，中国工程院启动了“创新设计发展战略研究”重大咨询项目，该研究对设计进化理论进行了阐述，并给出了创新设计的定义，即工业设计 3.0 的定义。在创新设计构成要素

收稿日期：2021-03-18

基金项目：创新设计知识服务系统（CKCEST-2020-1-10, CKCEST-2021-1-7）

作者简介：孙守迁（1963—），男，浙江人，博士，浙江大学教授，主要研究方向为计算机辅助工业设计与概念设计、虚拟人技术及应用、应用人机工程与设计、新媒体技术及应用。

通信作者：赵东伟（1995—），男，河北人，浙江大学博士生，主要研究方向为数字化艺术与设计、应用人机工程与设计。

理论中，涵盖了技术、艺术、人本、文化、商业五个构成要素。设计3.0时代的到来对创新设计中的人本要素提出了更高的要求，因此本文就人因学科的新方法、新理论进行综述，以探究人机融合创新设计的支撑理论与方法，寻求人机融合层次的人本创新设计新思路。

1 创新设计

1.1 创新设计定义

创新设计是一种具有创意且集成创新与创造的活动。它面向知识网络时代，以产业为主要服务对象，以绿色低碳、网络智能、共创分享为时代特征，集科学技术、文化艺术、服务模式创新于一体，并涉及工程设计、工业设计、服务设计等各类设计领域，是科技成果转化为现实生产力的关键环节，正有力支撑并引领新一轮产业革命^[2]。

1.2 创新设计要素构成理论

创新设计作为一种科学技术创新，是一种重要且跨学科融合的集成创新。创新设计的构成要素在每个时代并不是一成不变的，而是在动态发展的。在设计3.0时代，创新设计的构成要素主要涵盖5个方面，即技术构成要素、艺术构成要素、文化构成要素、人本构成要素、商业构成要素。具体来看，技术是打造产品品质，形成核心竞争力的要素。从艺术角度看，艺术是形成产品形式美感的要素。从文化角度看，文化是形成产品特质，打造产品品牌的要素。从人本角度看，人本是获取用户需求，打造令用户满意的产品功能的要素，这里的需求包含了人—机—环的需求。从商业角度看，商业是进行市场营销，形成盈利模式的要素，这五个方面涵盖了创新设计的前期和中期用户分析、产品形式美感、技术实现、品牌塑造和商业营销的过程。创新设计的构成要素见图1。

人本构成是创新设计的关键环节。其中，人本构成要素涵盖了3个层次的内容，即基于人机工程的创新设计、基于人机交互的创新设计与基于人机融合的创新设计。人本构成要素层次见表1。

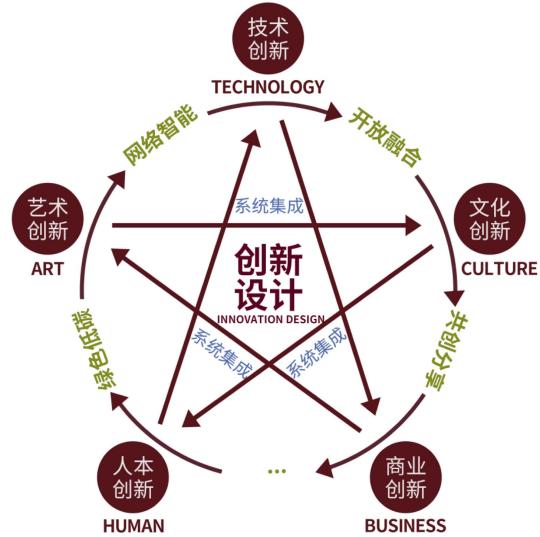


图1 创新设计构成要素模型
Fig.1 Innovative design component model

基于人机工程的创新设计更关注系统中人与物的关系，代表产品如工效学座椅、人机工程学鼠标等；基于人机交互的创新设计主要以用户体验为核心，以实验及问卷调查等方式实现用户体验的度量，并依据度量结果，以图形界面设计等方法进行迭代设计；随着人工智能技术的普及，智能系统的自动化程度增强，人机融合发展得到了飞速提升。本文拟从人因学科角度出发，针对近年来人机融合领域的关键概念与技术问题进行整理总结，并就人因学科的关键概念理论对人机融合发展的促进作用进行阐述。

基于人机融合的创新设计中，人机合理分工是人机融合的关键，人机高效交互为用户与智能系统搭起沟通桥梁。可以看出，创新设计人本构成要素中的人机融合，并非脱离人机工程与人机交互存在，而是基于人机工程和人机交互的新型人机耦合模式，其目的是建立更具时效性、准确性的信息通道。随着复杂智能系统的智能化程度的提升，用户与系统交互方式不再是单一固定的，而是动态变化的。因此有必要从人因学角度分析用户的认知状态，使智能系统感知用户的认知状态，从而实现人机合理分工和交互效率提升，以促进以用户为核心的人机融合创新设计方法提升。

表1 人本构成要素层次
Tab.1 Hierarchy of human-oriented element

构成要素	基于人机工程的创新设计	基于人机交互的创新设计	基于人机融合的创新设计
面向对象	人/设计产品	人/电子产品界面/系统交互	人/智能系统
支撑理论	人体科学、工程科学、环境科学等理论	图形界面设计、心理学、统计学等理论	认知状态、情境意识、脑力负荷、可调节自主等人因学新理论
支撑方法	实验、调查问卷、计算机数值仿真等传统人因学方法	用户体验量化、可用性分析与评估、行为数据分析等方法	人工智能、认知状态建模、生理指标提取等方法
研究案例	人机工程座椅、人机工程鼠标等传统人机工程产品	APP、网站等界面设计、消费者心理分析等	自动驾驶汽车、脑机接口、航空管制等

2 人机融合创新设计支撑理论

人机合理分工的前提是用户的认知状态的量化, 即人的认知状态动态监测问题。认知科学主要研究人脑信息的形成及转录过程, 涵盖了注意、语言、学习、记忆、知觉与行为等多个方面。其中, 情境意识和脑力负荷理论被大量研究证实, 能够很大程度地影响操作人员的作业绩效, 即影响操作人员的认知状态。另外可调节自主理论则解释了人与智能系统之间的动态交互模式, 为人与智能系统间的动态交互提供了新的理论依据。

2.1 情境意识

情境意识 (Situation Awareness) 被首先提出于航空领域。近年来随着自动驾驶技术的发展, 人们越来越关注智能系统的自动化水平提升对系统中人的影响, 故在驾驶领域引入了情境意识这一概念。普遍的观点是自动化水平的一味提升, 往往导致用户的“离环”, 用户与智能系统之间应当存在更好的交互方式, 于是针对情境意识的研究显得尤为重要。

目前被广泛接受的情境意识概念是由 Endsley M R 提出的三阶段模型, 即感知、理解及预估^[3]。Endsley M R 认为情境意识包括 3 个等级状态: 水平 1 (对当前环境中的元素进行感知)、水平 2 (对当前情境的理解) 及水平 3 (对未来的预估), 只有获得低等级的情境意识, 才能获取到高等级的情境意识。研究表明, 情境意识缺乏或不足已被认为是由人的失误导致的事故中最主要的因素之一^[4]。情境意识理论见图 2。

目前, 情境意识的评价方法主要有情境意识全面

评估技术 (Situation Awareness Global Assessment technique, SAGAT), SART (Situation Awareness Rating Technique) 量表及眼动测量法等。其中 SAGAT 方法主要的特点为情境意识的诱发再现^[5], 即在固定任务时间点设计任务停止时间, 呈现空白屏幕, 让用户基于回忆给出设计的场景相关问题的答案。然而这种技术侵入度较高, 并且只能在模拟器上使用。SART 为任务后测试, 以主观评价的方式量化被试的情境意识, 应用较为广泛^[6]。眼动测量法主要测量被试的眼动信息, 如注视点位置、瞳孔直径及眼睑开度等^[7-8]。

SART 量表被广泛用于情境意识的主观测量。SART 量表相对于任务的具体事件而言, 更关注整体情境意识水平。SART 量表包括情境意识的 3 个组成维度, 即由环境不稳定性、环境复杂性和环境变化性组成的注意资源需求 (Demand on Attentional Resources, D), 由被试清醒度、专注度、任务分配方式和心理余量组成的注意资源供给 (Supply of Attentional Resources, S), 以及由信息量、信息质量及情境熟悉度组成的情境理解度 (Situational Understanding, U)。SART 总得分可以用式(1)计算:

$$S_{SART} = U - (D - S) \quad (1)$$

其中: S_{SART} 为情境意识水平得分; U 为情境理解度得分; D 为注意资源需求得分; S 为注意资源供给得分。

情境意识理论作为认知状态的表征指标之一, 可以较好地评价用户状态, 但情境意识水平并不直接反映用户绩效水平。例如复杂的信息环境由于提升了用户的情境理解度, 导致了更高的情境意识水平, 智能系统自动化水平越高, 往往导致用户对任务的参与度

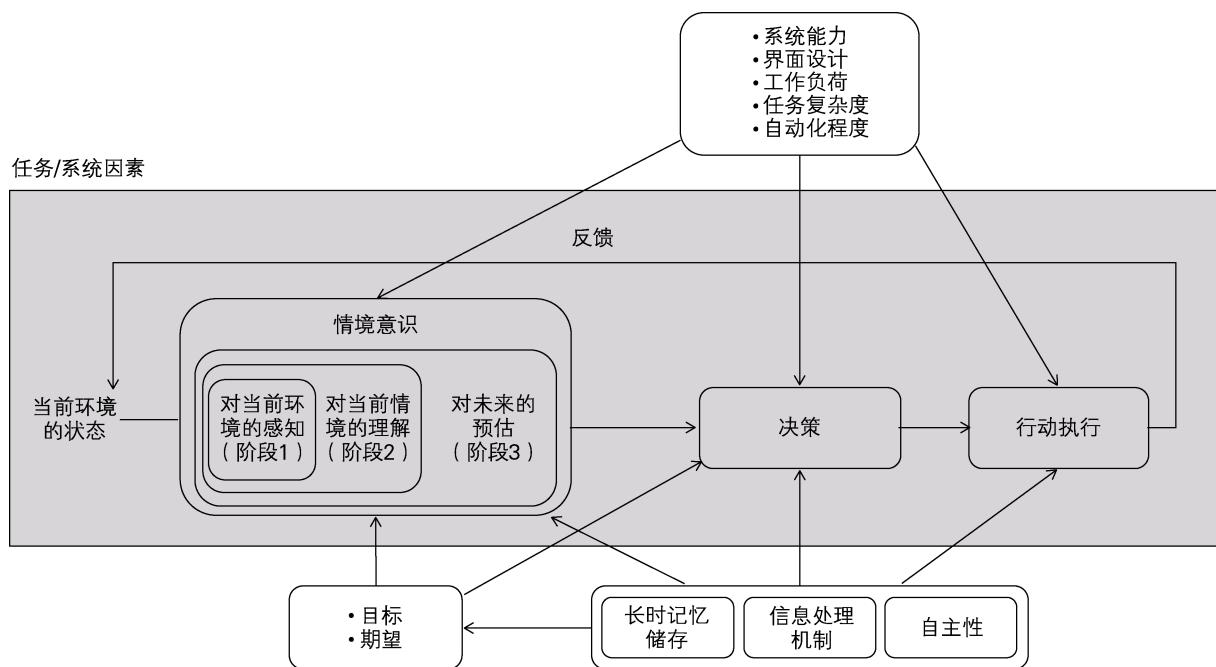


图 2 情境意识理论
Fig.2 Situation awareness theory

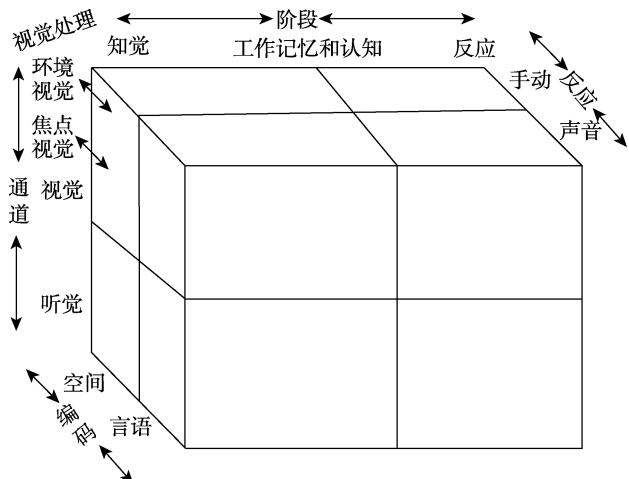


图3 三维度资源系统模型
Fig.3 Three-dimension resource theory

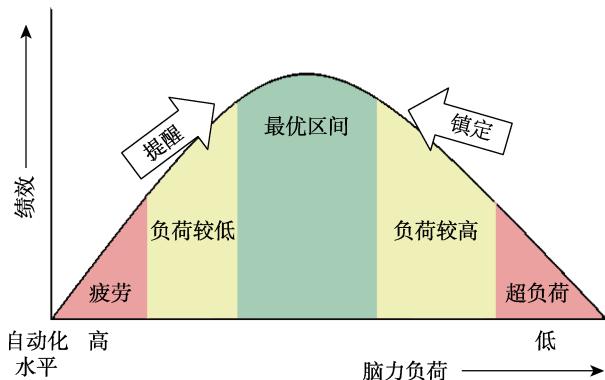


图4 Yerkes-Dodson 定律
Fig.4 Yerkes-Dodson's law

越低，进而使情境意识水平降低。仅考虑情境意识并不足以反映用户的认知水平，故引入脑力负荷理论作为认知状态评价的补充。

2.2 脑力负荷

脑力负荷（Mental Workload）表示需要执行的任务对人脑有限的加工信息资源的需求^[9]，其通常被定义为一段时间内，由任务施加给用户认知系统的认知活动总和^[10]。不同学者针对脑力负荷模型有不同理解，代表性理论涵盖 Sheridan T B^[11]的控制理论、Kahneman D^[12]的单资源模型及 Wickens C D 的多资源模型等。其中，Wickens C D^[13]提出的三维度资源系统模型被广泛认可，Wickens C D 认为人类具有多种有限的心理资源，各种任务以这些资源为基础进行。完成任务时要调用一种或多种资源，同时调用不同资源会产生资源间的干扰^[14-16]。三维度资源系统模型见图3。

脑力负荷为基于人机融合的创新设计中人的认知状态提供了参考指标。通常情况下，脑力负荷随智能系统的自动化水平升高而降低，但值得注意的是，脑力负荷与用户绩效并非成线性相关关系，而是在高

负荷与低负荷间存在一个最佳负荷区间^[17]。脑力负荷过高则导致用户处于超负荷状态，使其不能很好地完成任务；负荷过低（往往由单一重复工作所导致）往往使用户进入疲劳状态。这是从人机融合角度考虑复杂智能系统设计时不能忽视的问题。Yerkes-Dodson 定律见图4。

目前脑力负荷的评估方法主要有任务测量法、生理测量法和主观评价法3种^[18]。任务测量法也可分为关注用户主要操作任务绩效的主任务测量法和关注用户心理余量的次任务测量法。典型的主任务测量法包括测量用户的完成率、完成时间等。次任务测量法主要利用次任务唤起用户的脑力负荷提升，并对次任务的绩效进行度量，反映用户除主任务以外的脑力负荷。典型的次任务有N-back任务、钟表任务、反应时测量任务（DRT任务）等。生理测量法^[19]，即通过测量生理指标表示脑力负荷的方法。常用的生理指标有眼动指标、心率、皮电及脑电等。主观评价法通常在实验之后完成，即令用户在完成实验或观看实验视频后，通过合适的量表对任务难度及自身状态进行评价。常用的脑力负荷评价量表有 SWAT 量表、CooperHarper 量表和 NASA-TLX 量表等。

2.3 可调节自主

可调节自主（Adjustable Anatomy）类似于定态的功能分配，即人和智能系统的任务分配是不固定的，而是多变且依赖于背景的。可调节自主性的提出要认识到以下两点。

1) 智能系统通常在不稳定的环境中工作，这意味着静态的“自主水平”不足以保持高水平的性能。

2) 与单纯的监督相比，调整自主性对提高用户的参与水平有好处（例如用户“离环”易导致用户情境意识水平降低）。用户擅长处理“应该”等需要进行价值判断的问题，而智能系统更加擅长处理“是”等基于客观数据进行推理的问题。用户与智能系统自主性的动态调整使用户+智能系统产生了大于用户或智能系统单独决策的效果。在以人为本为核心的复杂系统创新设计中引入可调节自主理论，能够提升用户与智能系统交互效率。

Goodrich M A^[20]将可调节自主解释为一个具有多个自动化水平的系统，其中用户控制其水平的变化。在每个水平下，机器在当前水平限定范围对自己的行为拥有自主权，而用户只能通过人机界面影响机器的行为。然而其忽略了机器作为“任务管理员”的可能性。Horrey W J^[21]通过对不同的参与度下，双任务中的绩效和主观估计绩效的对比发现，在双任务条件下，次任务附加工作量难以被用户完全感知。这表明用户对参与任务的影响的估计与他们的实际表现之间存在差异，即在双任务条件下，用户倾向于高估或无法准确估计自己的能力。在涉及机器执行同等任

务的绩效上尤为如此^[22]。因此应该谨慎对待人作为“任务管理员”时的管理能力。Inagaki T^[23]通过对汽车辅助驾驶实验的研究,指出智能系统有权在用户无法决定和采取行动时替用户决定和采取行动。另外他指出,这种观点可能有较大的领域特异性。Wreathall J^[24]定义了“复原力”概念,即智能系统在受到持续性干扰或突发事故时维持或恢复原状态的能力。Zieba S^[25]指出可调节自主的概念建立了人与机器之间,根据环境、用户工作负荷和人机系统绩效的相关准则动态分配功能的方法。并引用“复原力”概念,提出评价复原力的指标,结合复原力提出了一种基于可调节自主的人机协作模式。Valero-Gomez A^[26]基于“可调节自主”概念提出了“静态可调节自主”和“动态可调节自主”,并通过实验证明了“动态可调节自主”对绩效的提升。大量研究表明,可调节自主性设计应当具备应对用户脑力负荷及情境意识变化的能力。

可调节自主的提出要求智能系统获得对用户认知状态的感知,同时也要求用户对智能系统的自动化状态有清晰的认知,因此人机融合创新设计的支撑方法可以分为两部分,即基于智能系统的人机融合支撑方法与基于用户的支撑方法。

3 人机融合创新设计支撑方法

由上述讨论可知,第三层次的创新设计人本构成,即基于人机融合的创新设计面向更复杂的智能系统,并且复杂智能系统是动态且多变量耦合的,用户的任务由传统手工任务转化为更多的监控、决策任务。这对针对用户与智能体的交互方式提出了更高要求。故有必要探讨人机融合创新设计新的方法。人工智能的发展促进了智能系统自动化水平的提升,即作为基于智能系统的人机融合支撑方法。

同时,人工智能赋予了基于人的认知状态建模新的解决办法,并且对生理指标的特征选择与提取、基于生理指标与人工智能的控制策略起到了算法支撑作用。

3.1 认知状态建模

传统的人因学认知状态评价方法大多依赖于用户的主观评价,但用户在主观评价的同时可能会产生过于自满或自谦的情况,使主观评价结果产生偏差;另外,主观评价往往只能在实验结束后进行,不能达到人机融合创新设计对用户状态动态监测的要求,故需要针对生理指标对用户的认知状态进行建模。人的认知状态是一种复杂的生理和心理行为,在不同的情境下有不同表现形式,这为认知计算模型的建立带来难度。对人—智能系统体系中用户认知状态的建模,实质上是一种通过用户外在动态指标反推认知状态的过程,其中人工智能技术实现了由外在指标到认知

状态模型端到端的建模方法^[27]。

认知模型的建立为智能系统中用户状态识别的核心,在自动驾驶汽车、智能突击装备、航空领域已有较多相关研究。如刘维平等^[28]针对装甲车辆基于信息执行通道任务—网络建模方法构建了脑力负荷预测模型,量化了各作业时刻的脑力负荷,并利用脑电指标和基于粒子群算法调参的支持向量机模型,对装甲车辆成员脑力负荷状态进行了识别。李金波等人^[29]采用神经网络对用户认知负荷进行了预测。Debashis D C 等人^[30]基于脑电信号,采用双向长短时记忆与长短时记忆算法,对无任务和多任务活动进行了脑力负荷建模。靳慧斌等人^[31]基于眼动和绩效,以最近邻算法建立了航空管制员眼动特征与情境意识的映射等。

对于一般认知计算建模过程可简要归结为以下几个步骤:首先,对获取的多源原始信号进行滤波及分段等信号预处理操作,并提取特征向量;其次,采用滑动时间窗等方法对数据进行融合处理;由于初步拟定的特征空间往往存在无效、冗余及关联的指标,需要对特征向量进行特征选择与提取;之后将其作为模型的输入端,进行后续的分类及回归操作;最后,通过检验方法完成对模型的性能讨论及验证。一般认知计算建模流程见图 5。

一些非侵入式的生理指标,如脑电信号、眼动信号、皮电等,随任务进行而不断变化且易于获取,故生理指标的提取对用户状态的实时动态监测起到关键作用。

3.1.1 脑电信号

脑电信号(简称 EEG)是多个频率分量组成的时间序列,其记录了由大脑神经细胞传输到大脑皮层和头皮表层的生物电信号。由于人脑结构功能的复杂性及非线性,其产生的电信号也具有非线性的特点^[32]。脑电信号虽较难便捷获取,但其时间分辨率高且蕴含信息量大,适合为人机融合理论研究作为支撑。

脑电的 θ 、 α 、 β 和 γ 频段功率谱(分别对应频段 4~8 Hz、8~13 Hz、14~30 Hz、10~70 Hz)对脑力负荷的变化较为敏感,故近年来常以脑电的这几类频段表示用户的脑力负荷。如 Murata A 等人^[33]对脑电信号进行小波变换,选取 θ 、 α 的能量值和 β 频段的幅值作为特征值进行分析,结果表明这 3 项指标敏感于脑力负荷,并且区分精度较高; Borghini G 等人^[34]利用脑电信号分析负荷程度对大脑活动的影响,结果表明随着脑力负荷程度的加深, θ 波段能量增强, α 波段能量减弱。郭孜政^[35]基于驾驶模拟器进行实验,通过对 θ 、 α 、 β 频段的频谱幅值进行熵处理,将得到的熵值作为识别参数进行脑力负荷建模,得到了 87.8%~90.4% 的识别率等。同时, EEG 近年来也被用以进行情境意识相关研究,如 Kstle J L 等人^[36]研究了 β 和 γ 频段功率与情境意识的相关关系, Li R^[37]

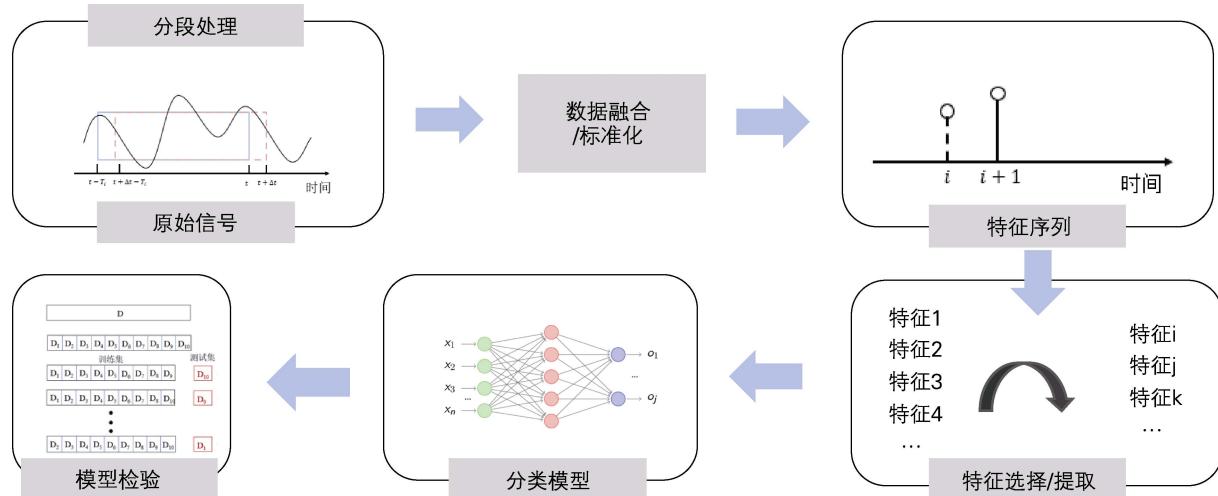


图5 一般认知计算建模流程
Fig.5 Flowchart of general cognitive computing modeling

依据EEG对情境意识进行建模，在数据集^[38]上获得了74.32%的准确率等。

3.1.2 眼动信号

人类获取的信息80%由视觉信号传递，这表明眼动指标可以作为任务过程中信息量的重要参考，进而推测用户任务中的认知状态。虽然传统人机交互（如界面设计）中，兴趣区、眼动热图等被经常用来做用户评估，但是在人机融合创新设计中，往往需要对眼动信息进行更深层的挖掘，进而为用户的认知状态提供依据。例如在飞行任务^[39]、驾驶任务^[40]中，眼动测量法得到了较多利用，其主要提取的指标涵盖了眼动态指标（如眨眼间隔、眨眼次数、闭眼百分率）、眼静态指标（如瞳孔直径）、眼视线特征（如注视点数目、注释时间百分比、眼跳幅度、眼跳平均速度）。

3.1.3 皮电信号

皮电信号（简称EDA）代表机体受到刺激时皮肤电导的变化，人的紧张状态会导致交感神经兴奋，致使汗腺活动增强。汗液中所含盐的成分导致皮肤电导提高。皮电参数与用户的精神状态有直接的关系，从而可以作为认知状态的表征指标。

例如Baldauf D等人^[41]通过模拟驾驶实验，指出皮电指标随驾驶员脑力负荷的改变而改变。Reimer B等人^[42]发现皮电水平能够反映脑力负荷随任务难度变化等。由于皮电信号相比脑电信号较易获取且对用户没有显著影响，故常被用于认知状态建模。

3.2 基于生物电信号的控制策略

人机融合不仅对用户认知状态理解提出了新的要求，同时需要更深入地考虑用户与智能系统间的交互方式与控制方式。基于生物电信号的控制策略建立了用户与智能系统的新型交互方式，提升了用户与智能系统的耦合性。

生物电信号如由骨骼肌伸缩产生的肌电信号、大脑相应皮层区域活动产生的脑电信号、脑内神经元活动产生的脑磁信号、眼球转动所产生的电眼信号等。其中，考虑到不同信号源的提取要求，信号采集设备大体可以分为侵入式与非侵入式两大类。侵入式设备大多需要对人体做植入操作，对人体产生伤害，因此在实际研究使用中学者们优先考虑非侵入式设备。

将生理指标作为控制信号进行输入的一大难点在于，如何处理多个通道数据彼此之间的协同作用，从而以较少的维度描述复杂的运动模式。通常，将协同现象与控制输出进行联结的控制可以被分为运动学习和模式识别两种形式。具体来说，基于运动学习的控制策略主要通过选取并设计合适的映射函数，将输入信号与输出控制相互关联，保证该映射函数能够满足实际运动轨迹的运动系统。该策略的整个学习过程是在闭环条件下进行学习与验证的，用户透过与事先定义的交互接口来学习系统状态，同时实现对整个运动系统的有效控制。基于模式识别的控制策略主要是运用如主成分分析、隐马尔科夫链模型、二次判别分析等在内的模式识别方法，将采集得到的大量数据进行分析建模，从而找寻到信号自身存在的规律或得到对新输入数据泛化性强的参数模型。值得一提的是，模式识别控制方法也可以结合动力学参数模型进一步增加整个系统的鲁棒性。

目前广泛使用的且对人体无伤害的生理指标主要为表面肌电信号（简称sEMG）。肌电信号是一种由肌细胞产生的生物电信号，是运动单元产生动作电位序列的叠加^[43]。其通过电极从被试的特定肌肉群采集数据，在康复技术^[44]、人机界面控制、人体工程学、临床诊断及体育科学中有着广泛的应用。根据信号采集方式，即是否侵入被试者肌肉，肌电信号可被分为表面肌电信号和肌内肌电信号^[45]。sEMG是浅层肌肉EMG和神经干上电活动在皮肤表面的综合效应，相

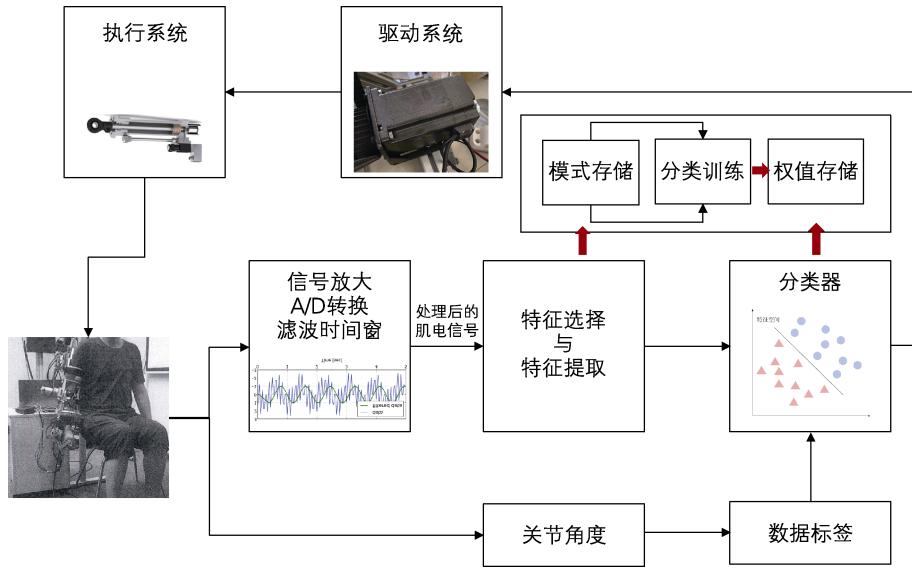


图 6 表面肌电信号控制外骨骼关节角度流程
Fig.6 Exoskeleton joint control flowchart based on sEMG

对于肌内肌电信号，具有非侵入性、无创伤、操作简单等优点；并且 sEMG 信号发生先于实际肢体运动，可以作为数据处理与模式识别算法的补偿值，提升识别速度。sEMG 作为非侵入式人体信号采集方式，在外骨骼控制、手势交互、肌肉力反馈等基于生理指标的控制及反馈中被广泛应用，对以人为核心的人机融合创新设计有着至关重要的作用。例如刘宝等人^[46]提出了一种基于 PSO-CSP-SVM 运动想象脑电信号分类算法，对于四分类任务达到 87.65% 的准确度。Li X 等人^[47]采取肌电信号，利用概率神经网络作为分类器，实现了四分类的手势在线识别。Ovur S E 等人^[48]利用多层神经网络实现了十分类的手势识别等。

基于 sEMG 的建模往往经历信号预处理、特征提取及分类算法设计环节，以外骨骼角度参数为例，简要说明表面肌电信号控制角度参数的流程。表面肌电信号控制外骨骼关节角度流程见图 6。

3.3 小结

可调节自主理论要求智能系统自动化水平提升，人工智能方法可以赋予机器感知、表达及参与决策的智能。同时，基于情境意识与脑力负荷理论，以认知状态建模为方法可以度量用户的心理状态及认知水平，结合基于生理信息的控制策略，可以将用户与智能系统的耦合性提升，从而为人机融合的发展提供技术保障。

4 结语

(1) 中国正在由以工业设计主导的设计 2.0 时代向以创新设计主导的设计 3.0 时代转变，对创新设计人本构成要素提出了更高要求，人因学科应当对人机融合创新设计提供学科上的支持；(2) 人工智能学科

作为人机融合创新设计的关键技术，不仅赋予了机器以智能，而且作为认知计算建模、基于生物电信号的控制策略的重要工具，对以用户为核心的人机融合创新设计有重要支撑作用；(3) 人与智能系统的交互是人机融合的关键命题，本文从生理和心理两个角度对人机融合创新设计的支撑理论进行了探讨，指出了 3 种人机融合关键理论、2 类人机融合提升方法，概述了 4 种人机融合相关生理指标，以促进人机融合创新设计发展。

参考文献：

- [1] 创新设计竞争力战略研究[J]. 中国工程科学, 2017, 19(3): 100-110.
Competitive Strategy for Innovative Design in China[J]. Strategic Study of CAE, 2017, 19(3): 100-110.
- [2] 路甬祥. 论创新设计[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2017.
LU Yong-xiang. On Innovative Design[M]. Beijing: China Science and Technology Press, 2017.
- [3] ENDSLEY M R. Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems[J]. Human Factors, 1995, 37(1): 32-64.
- [4] 卫宗敏. 面向复杂飞行任务的脑力负荷多维综合评估模型[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(7): 1287-1295.
WEI Zong-min. A Multi-dimensional Comprehensive Evaluation Model of Mental Workload for Complex Flight Missions[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(7): 1287-1295.
- [5] BAUMGARTNER N, MITSCH S, MÜLLER A, et al. A Tour of be Aware: a Situation Awareness Framework for Control Centers[J]. Information Fusion, 2014, 20(15):

- 155-173.
- [6] ENDSLEY M R. Errors in Situation Assessment: Implications for System Design[M]. London: Springer, 2000.
- [7] 牛清宁. 基于信息融合的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
- NIU Qing-ning. Driver Fatigue Detection Based on Hybrid Measures[D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [8] 廖源. 基于多源信息融合的驾驶员分心监测研究[D]. 北京: 清华大学, 2015.
- LIAO Yuan. Driver Distraction Detection through Driving Performance and Eye Movement: from Feature Extraction to Classifier Design[D]. Beijing: Tsinghua University, 2015.
- [9] SWELLER J. Cognitive Load During Problem Solving: Effects on learning[J]. Cognitive Science, 1988, 12(2): 257-285.
- [10] COOPER G. Cognitive Load Theory as an Aid for Instructional Design[J]. Australasian Journal of Educational Technology, 1990, 6(2): 108-113.
- [11] SHERIDAN T B, STASSEN H G. Definitions Models and Measures of Human Workload[M]. New York: Springer, 1979.
- [12] KAHNEMAN D. Attention and Effort. Englewood Cliffs[M]. Princeton: Prentice-Hall, 1973.
- [13] WICKEN C. D. Multiple Resources and Mental Workload[J]. Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 2008, 50(3): 449-455.
- [14] SARNO, KENNETH J. Role of Multiple Resources in Predicting Time-Sharing Efficiency: Evaluation of Three Workload Models in a Multiple-Task Setting[J]. The International Journal of Aviation Psychology, 1995, 5(1): 107-130.
- [15] WICKENS C D. Multiple Resources and Performance Prediction[J]. Theoretical Issues in Ergonomics Science, 2002, 3: 159-177.
- [16] STANTON N, HEDGE A, BROOKHUI K, et al. Handbook of Human Factors and Ergonomics Methods[M]. London: Taylor & Francis, Inc, 2005
- [17] YERKES R M, DODSON J D. The Relation of Strength of Stimulus to Rapidity of Habit-Formation[J]. Journal of Comparative Neurology and Psychology, 1908, 18: 459-482.
- [18] 曾庆新, 庄达民, 马银香. 脑力负荷与目标辨认[J]. 航空学报, 2007, 28(8): 75-80.
- ZENG Qing-xin, ZHUANG Da-min, MA Yin-xiang. Mental Workload and Target Identification[J]. Journal of Aviation, 2007, 28(8): 75-80.
- [19] 卫宗敏, 郝红勋, 徐其志, 等. 飞行员脑力负荷测量指标和评价方法研究进展[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(24): 1-8.
- WEI Zong-min, HAO Hong-xun, XU Qi-zhi, et al. Review of Research on Pilots' Mental Workload Evaluation Indices and Measurement Methods[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(24): 1-8.
- [20] GOODRICH M A, MCLAIN T W, ANDERSON J D, et al. Managing Autonomy in Robot Teams: Observations from Four Experiments[C]. Amsterdam: ACM/IEEE International Conference on Human-robot Interaction, 2007.
- [21] HORREY W J, LESCH M F, GARABET A. Dissociation between Driving Performance and Drivers' Subjective Estimates of Performance and Workload in Dual-task Conditions[J]. J Safety Res, 2009, 40(1): 7-12.
- [22] NADERPOUR M, LU J, ZHANG G. An Intelligent Situation Awareness Support System for Safety-critical Environments[J]. Decision Support Systems, 2014, 59(1): 325-340.
- [23] INAGAKI T. Smart Collaboration between Humans and Machines Based on Mutual Understanding[J]. Annual Reviews in Control, 2008, 32(2): 253-261.
- [24] WREATHALL J. Properties of Resilient Organizations: an Initial View[M]. Ashgate: Concepts And Precepts, 2006.
- [25] ZIEBA S, POLET P, VANDERHAEGEN F, et al. Principles of Adjustable Autonomy: a Framework for Resilient Human-machine Cooperation[J]. Cognition, Technology & Work, 2010, 12(3): 193-203.
- [26] VALERO-GOMEZ A, DE L P P, HERNANDO M. Impact of Two Adjustable-Autonomy Models on the Scalability of Single-Human/Multiple-Robot Teams for Exploration Missions[J]. Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 2011, 53(6): 703-716.
- [27] AK A, MH B. Siri, Siri, in My Hand: Who's the Fairest in the Land? On the Interpretations, Illustrations, and Implications of Artificial Intelligence[J]. Business Horizons, 2019, 62(1): 15-25.
- [28] 刘维平, 聂俊峰, 金毅, 等. 基于任务—网络模型的装甲车辆乘员脑力负荷评价方法研究[J]. 兵工学报, 2015, 36(9): 1805-1810.
- LIU Wei-ping, NIE Jun-feng, JIN Yi, et al. Evaluation Method of Armored Vehicle Crew's Mental Workload Based on Task-network Model[J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(9): 1805-1810.
- [29] 李金波, 许百华, 田学红. 人机交互中认知负荷变化预测模型的构建[J]. 心理学报, 2010, 42(5): 559-568.
- LI Jin-bo, XU Bai-hua, TIAN Xue-hong. Construction of Prediction Models of Cognitive Load in Human-Machine Interaction Process[J]. Acta Psychologica Sinica, 2010, 42(5): 559-568.
- [30] DEBASHIS D C, SHUBHASHIS D, PARTHA P R, et al. EEG-based Mental Workload Estimation Using Deep BLSTM-LSTM Network and Evolutionary Algorithm[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 60: 89.
- [31] 靳慧斌, 刘亚威, 朱国蕾. 基于眼动和绩效分析的管制员情境意识测量[J]. 中国安全科学学报, 2017, 27(7): 65-70.

- JIN Hui-bin, LIU Ya-wei, ZHU Guo-lei. Measuring Situation Awareness of Tower Controllers Based on Eye Movement and Performance Analysis[J]. China Safety Science Journal, 2017, 27(7): 65-70.
- [32] 王卫星. 面向运动意图识别的上肢外骨骼生物电信号控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- WANG Wei-xing. Bioelectric Signal Control of Upper-limb Exoskeleton for Movement Intention Recognition[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [33] MURATA A. An Attempt to Evaluate Mental Workload Using Wavelet Transform of EEG[J]. Human Factors the Journal of the Human Factors & Ergonomics Society, 2005, 47(3): 498-508.
- [34] BORGHINI G, ASTOLFI L, VECCHIATO G, et al. Measuring Neurophysiological Signals in Aircraft Pilots and Car Drivers for the Assessment of Mental Workload, Fatigue and Drowsiness[J]. Neurosci Biobehav Rev, 2014, 44(1): 58-75.
- [35] 郭孜政, 潘毅润, 潘雨帆, 等. 基于 EEG 熵值的驾驶员脑力负荷水平识别方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2015, 45(5): 980-984.
- GUO Zi-zheng, PAN Yi-run, PAN Yu-fan, et al. Recognition Method of Driving Mental Workload Based on EEG Entropy[J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2015, 45(5): 980-984.
- [36] KSTLE J L, ANVARI B, KROL J, et al. Correlation between Situational Awareness and EEG Signals[J]. Neurocomputing, 2021, 432(1): 70-79.
- [37] LI R, WANG L, SOURINA O. Subject Matching for Cross-Subject EEG-based Recognition of Driver States Related to Situation Awareness[J]. Methods, 2021.
- [38] CAO Ze-hong, CHUANG C H, KING J K, et al. Multi-channel EEG Recordings During a Sustained-attention Driving Task[J]. Scientific Data, 2019.
- [39] IS A, FS A. Objective Measurement of Pilots Attention Using Eye Track Technology during IFR Flights[J]. Transportation Research Procedia, 2019, 40: 1555-1562.
- [40] AMNA B, MM C, MAPA D, et al. Evaluating Driver Eye Glance Behavior and Secondary Task Engagement While Using Driving Automation Systems: ScienceDirect[J]. Accident Analysis & Prevention, 2020.
- [41] BALDAUF D, BURGARD E, WITTMANN M. Time Perception as a Workload Measure in Simulated Car Driving[J]. Applied Ergonomics, 2009, 40(5): 929-935.
- [42] REIMER B, MEHLER B. The Impact of Cognitive Workload on Physiological Arousal in Young Adult Drivers: a Field Study and Simulation Validation[J]. Ergonomics, 2011, 54(10): 932-942.
- [43] RECHYRAMIREZ E J, HU H. Stages for Developing Control Systems using EMG and EEG Signals: a Survey[J]. Ramirez, 2011.
- [44] YAMANOI Y, OGIRI Y, KATO R. EMG-based Posture Classification using a Convolutional Neural Network for a Myoelectric Hand[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55: 574.
- [45] JIANG S, LYU B, GUO W, et al. Feasibility of Wrist-Worn, Real-Time Hand, and Surface Gesture Recognition via sEMG and IMU Sensing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017.
- [46] 刘宝, 蔡梦迪, 薄迎春, 等. 一种基于 PSO-CSP-SVM 的运动想象脑电信号特征提取及分类算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(10): 2855-2866.
- LIU Bao, CAI Meng-di, BO Ying-chun, et al. A Feature Extraction and Classification Algorithm Based on PSO-CSP-SVM for Motor Imagery EEG Signals[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(10): 2855-2866.
- [47] LI X, ZHOU Z, LIU W, et al. Wireless sEMG-based Identification in a Virtual Reality Environment[J]. Microelectronics Reliability, 2019, 98(7): 78-85.
- [48] OVUR S E, ZHOU X, QI W, et al. A Novel Autonomous Learning Framework to Enhance sEMG-based Hand Gesture Recognition Using Depth Information[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 66(2): 44.