

认知计算及其在农业领域的应用研究

王 婷^{1,2}, 崔运鹏^{1,2}, 王 健^{1,2}, 刘婷婷^{1,2}, 王 未^{1,2}

(1. 中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081; 2. 农业农村部农业大数据重点实验室, 北京 100081)

摘 要: 认知计算是认知科学、神经科学、数据科学和云计算的交叉学科。数据的急剧增长、算法的不断优化和高性能计算能力的发展加速了认知计算在健康医疗、智慧城市、农业等各个领域的研究和应用。认知计算提供了一种新的模式, 是大数据、机器学习、深度学习、自然语言处理、IOT (The Internet of Things)、云计算等不同成熟技术的结合体。在此模式下, 研究人员不再满足于继续沿用传统的数据分析方法, 开始寻求新的方法以期在大规模结构和非结构数据中探索其中模式和相关性。从而认知系统可以提供学习、推理、发现、自然语言交流、决策支持的功能。农业领域的数据量呈现爆发式的增长, 认知计算和农业大数据的结合有效促进了智慧农业的发展, 但是由于数据不仅包括时空数据、图像、视频等多种类型, 其数据质量和地理位置、网络连接和数据来源密切相关。所以对于认知计算在农业领域的应用, 这既是机遇也是挑战。基于已有研究工作探讨了认知计算的概念和相关学科; 阐述了认知计算的发展历程、不同架构类型和技术体系; 总结了近年来认知计算的研究进展; 简要介绍了认知计算在农业领域的应用现状, 同时对认知计算在农业领域应用中的挑战和发展趋势进行了总结、思考与展望。

关键词: 认知计算; 认知系统; 农业认知系统; 人工智能

中图分类号: G202 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-1248 (2019) 04-0004-15

引用本文: 王婷, 崔运鹏, 王健, 刘婷婷, 王未. 认知计算及其在农业领域的应用研究[J]. 农业图书情报, 2019, 31 (4) : 4-18.

Cognitive Computing and Applications in Agriculture

WANG Ting^{1,2}, CUI Yunpeng^{1,2}, WANG Jian^{1,2}, LIU Tingting^{1,2}, WANG Mo^{1,2}

(1. Information Institute of Agriculture, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;

2. Key Laboratory of Big Agri-data, Ministry of agriculture and rural areas, Beijing 100081, China)

Abstract: Cognitive computing is a nascent interdisciplinary domain, and it is also an evolution of technology that attempts to make sense of a complex world that is drowning in data in all forms and shapes. It is a confluence of cognitive science, neuroscience, data science, and cloud computing, which makes cognitive computing powerful

收稿日期: 2019-03-06

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“信息中心网络中高性能命名包转发方法和体系结构研究”(项目编号: 61672101); 科技部项目“国家农业科学数据共享平台”(项目编号: 2005DKA31800); 中国农业科学院农业信息研究所基本科研业务费项目“农业科学数据挖掘分析平台研究与建设”(项目编号: JBYW-AII-2017-32)

作者简介: 王婷 (1987-), 女, 博士, 助理研究员, 研究方向: 机器学习、可视化分析, E-mail: wangting2031@126.com。

and has the potential for groundbreaking discoveries and advances. We are entering a new era in cognitive computing that will transform the way humans collaborate with machines to gain actionable insights in areas such as health-care, manufacturing, transportation, retail, retail, and financial services. Served as a catalyst for advancing research in cognitive computing, a coherent body of knowledge and recent research in cognitive computing are brought together. First, a deep look was taken at the concept of cognitive computing and an interdisciplinary introduction to cognitive computing, which was to provide a unified view of the discipline. Second, the development procedure was provided. Thirdly, overview of three major categories of cognitive architectures and principal technologies and approaches that are fundamental to a cognitive system were demonstrated. Some of the industries that were early adopters of cognitive computing and the types of solutions that were being created were also included. Finally, the applications of cognitive computing in agricultural area was discussed. It covered the applications, the system, the future and its challenges. Cognitive systems can help with the transfer of knowledge and best practices in agricultural area, and using cognitive computing to help decision support services has huge potential. In these use cases, a cognitive system is designed to build a dialog between human and machine so that best practices are learned by the system as opposed to being programmed as a set of rules. It is clear that cognitive computing is in its early stages of maturation. The list of potential uses of a cognitive computing approach will continue to grow over time, and the coming decade will bring many new software and hardware innovations to stretch the limits of what is possible.

Keywords: cognitive computing; cognitive system; agricultural cognitive system; artificial intelligence

1 引言

认知源于心理学的概念,是大脑通过世界的抽象表现获取知识并进一步理解的过程。《辞海》中将“认知”解释为人类认识客观事物、获取知识的活动,包括知觉、记忆、学习、言语、思维和问题,是对外界信息有效加工的过程。认知计算源自于模拟人脑的计算机系统的人工智能。90年代后,研究人员开始用“认知计算”一词,以表明该学科能够赋予计算机类似人脑思考的能力,而不仅仅是开发一种人工系统^[1]。不同研究领域的学者对认知计算有着不同的见解。

文献[2-4]认为认知计算是基于对大脑机制的模仿进行理解、推理从而产生决策。文献[5,6]则强调认知计算是基于认知系统与人类和其他智能系统的交互,获取相关的海量信息,提取概念并建立关联,以解决现实世界中存在的问题。

2014年来自BA-Insight、巴布森学院、Google、IBM等不同国家不同学科领域的专家学者组建了认知

计算联盟,对认知计算的定义为:认知计算是一类新型的问题计算方法,通过寻求具有模糊性和不确定性的复杂环境中存在的确定性,来管控人类级别解决的问题。但是这些问题的相关信息一直在不停更新,并经常出现冲突。同时,人类会根据获取的新知识不断调整对问题的定义。所以认知计算系统不仅需要提供和问题有关的信息还要提供可计算的上下文信息,并通过权衡冲突信息提供最优而不是正确答案。

Raghavan认为认知计算是通过计算学科的理论、方法和工具来模拟认知任务,用高性能平行信息处理器模拟人类大脑,使用不同模型和方法表示、存储、转换和推理信息。认知计算系统和传统计算系统之间存在本质的区别。相对于后者,认知计算系统是自适应的,能够自动感知周围环境的变化重新进行学习,并能够基于上下文信息处理不确定、模糊或者不完整信息。在他的观点中,使用暴力解决问题的计算系统不属于认知系统的范畴。比如,IBM的深蓝系统,在1997年采用穷举搜索方法打败了世界象棋冠军,不属于认知系统。但是2011年IBM推出的Watson系统基

于深度自然语言, 结合上下文信息、不完整和不确定的信息, 进行时空推理进而辅助决策, 属于认知计算系统^[7]。

IBM 认知计算研究方向的首席科学家 Guru Banavar, 同时也是 Watson 团队的领头人, 在 2017 年 BCS/IET 图灵演讲中阐述了对认知计算的理解。他认为人类和机器各有所长, 人类擅长价值评判, 机器擅长大规模数据获取、处理和推理, 因此认知计算的目的是增强人类智能、促进人机合作, 而不是取而代之^[8]。

综合多个专家学者对认知计算的理解, 认知计算系统具有以下特性^[9]: (1) 信息自适应性。认知系统能够有效融合多源异构数据, 接收实时信息数据, 并可以根据信息、问题的变化重新学习。(2) 交互性。认知系统能够提供简单可操作的交互方式, 可以满足与其他处理器、设备、云服务等的交互。(3) 可迭代。在问题描述模糊和不完整的情况下, 认知系统能够通过提问或者搜索其他可用资源辅助用户进一步定义问题。同时, 认知系统可以结合历史数据和新生成数据, 及时返回问题相关信息。(4) 语义分析。认知计算系统能够基于语法、语义及其相关性理解、识别和提取上下文信息, 比如: 语义、语法、时间、地点、领域、规定、任务等。基于已有问题, 结合上下文信息和语义信息来管理、理解、分析非结构数据是认知系统与其他数据驱动技术的区别之一。(5) 概率系统。认知计算系统能够生成和验证假设, 并提供备选答案及其置信度, 最终选择的结果为最优结果, 并不是唯一结果。

2 认知计算的发展历程

认知计算是认知科学、神经科学、数据科学和一系列计算技术的结合^[7, 10-12]。认知科学提供理论支撑, 基于哲学、语言学、心理学和人类学等不同学科, 通过研究人类大脑, 描述人类认知理论中表示和处理信息的各种人类认知模型。神经科学主要包括神经系统的结构和方法, 尤其是人类大脑的构造, 以及如何规范人类行为和认知。数据科学则提供了从多源异构数

据中获取信息和知识, 从而进行模式识别和预测的方法体系, 比如: 机器学习和统计学方法。高性能计算能力包括云计算, 提供 PAAS (Platform as a service)、IAAS (Infrastructure as a service) 和 SAAS (software as a service) 三种服务模式, 神经形态处理器和按需提供计算能力的高速网络。认知科学将继续提供理论支撑, 数据科学将提供认知分析, 高性能计算能力带来硬件技术、大数据和机器学习等方面的进步, 这些因素将继续推动认知系统的快速发展。认知计算时代可以分为 3 个阶段^[7, 13]:

(1) 制表时代 (1900 年—1940 年)。这个时期出现了第一个计算设备: 单功能计算器, 通过对纸片打孔来输入和存储数据。当时这类系统一般仅在大公司和研究机构使用。

(2) 编程时代 (1950 年至今)。第二次世界大战期间, 军队和科学研究的需求推动机械制表器向电子系统转变, 数字计算机快速发展, 并成功应用到商业界和政府部门中。真空管是最开始使用的电子元件, 之后晶体管 and 微处理器的产生使得计算机的能力和速度都有了突飞猛进的提高, 从而催发了大型主机、PC、智能手机和平板电脑的出现, 这些电子设备都属于程序式计算机。

(3) 认知时代 (2011 年至今)。1960 年 J. C. R. Licklider 在文章 “Man-Computer Symbiosis” 中预见将来会出现比程序计算机更先进的计算设备。他认为人机共生是未来趋势, 计算机不仅可以实现思考功能, 而且还能够和人类共同参与决策制定。现在的很多计算理论都是基于他的研究和见解。2011 年 IBM 通过 Watson 软件首次把认知计算商业化。2016 年全世界对认知系统的投资达到 80 亿美元, IDC (International Data Corporation) 预计在 2020 年将达到 470 亿。

3 认知计算架构和技术体系

3.1 认知计算的架构

认知系统的核心是认知架构, 其功能的实现是在

认知架构的基础上建立认知模型。其中, 认知架构用来规范认知系统的结构和方法及并推动不同部分之间的交互, 以协同完成多种认知任务。认知模型则关注认知过程, 提供知识的表示、组织、和学习等功能^[14]。认知架构可以分为以下 3 种类型:

(1) 符号型认知架构, 通过明确的符号表示信息, 利用本体表示外部物体^[15]。基于符号架构的认知系统能够很好的解决特定问题, 但是却很难拓展到其他领域。典型的符号架构包括: ACT-R (Adaptive Control of Thought)^[16]、Soar^[17, 18]、GOMS^[19]。

(2) 联结型认知架构, 来源于生物神经系统中的信息处理过程^[20]。人类大脑由大约 100~1 000 亿个神经元组成, 不同神经元之间的联结多达上万个。其中, 神经元通过传入联结接受来自其他神经元的刺激, 并基于接受的刺激进行非线性计算, 然后通过输出联结影响其他神经元。这些联结行为反映了联结型认知架构中神经网络学习的本质。典型的联结架构包含: ANN^[21]、NEF^[22-24]和深度学习^[25, 26]。

(3) 混合型认知架构是符号架构和联结架构的结合。典型的混合架构包括: LIDA (Learning Intelligent Distribution Agent)^[27, 28]、Sigma^[29]、HTM (Hierarchical Temporal Memory)^[26, 30]、IBM Watson^[30, 31]、Hierarchical Bayesian Model^[26, 32]、Textual Narrative to 3D Geometry Models^[33]。

3.2 认知计算的相关技术

人工智能是在 1956 年由“人工智能之父”Joho McCarthy 及一批数据学家、信息学家、心理学家、神经生理学家、计算机科学家在 Dartmouth 大学召开的学术会议上提出来的: 人工智能就是让机器使用语言、形成抽象和概念、解决人类不能解决的问题, 即机器像人类一样表现出智能。在早期的定义中, 人工智能主要以人类控制机器、机器模拟人类为主, 在类似图灵测试的标准衡量下, 机器接受人类的训练, 根据人类的需求工作。同时人工智能的范畴在科技进步的驱动下有了更广泛的外延。2016 年, 微软亚洲研究院常务副院长芮勇在演讲《从人工智能到增强智能》中提

出人工智能是指通过人和机器的优势互补实现“增强智能”, 包括聚合、自适应和隐形 3 种属性: 聚合 AI, 把多源异构数据聚合在一起, 使用大数据技术进行挖掘分析; 自适应 AI, 能够根据对象或者环境的变化自动调整分析过程和输出结果; 隐形 AI, 能够根据文本、图像、声音等自动识别语义层面的关联关系。

虽然认知计算强调机器对包括非结构化数据在内的大规模数据的理解、推理能力, 通过人机交互解决人类级别的问题, 和人工智能的研究内容有所不同。但是认知计算的快速发展是在人工智能 (AI, Artificial Intelligence) 发展的基础上实现的, 两者之间既相互关联又有所差异, 并在各自的演化中不断趋同 (见图 1)。如图所示, 人工智能在时代的发展中经历了两次低谷期和 3 次热潮期, 认知计算则是在第 3 次热潮期开始崛起的。人工智能在理论方法和应用层面的突破和数据、算法、计算能力和应用场景 4 种因素密不可分, 而这些因素也正是认知计算发展的必要条件^[34]。数据是挖掘分析的基础, 只有具备足够多的数据资源和语料库, 才能够进行认知层面的推理和演算; 机器学习算法和模型是认知计算应用的核心, 尤其是深度学习和强化学习等算法的完善和迭代, 极大促进了认知计算和领域应用的结合; 认知计算对并行计算、单位时间内数据的吞吐能力都有了更高的要求, GPU 和 FPGA 的发展及计算能力的提升使得快速计算和处理大量数据成为现实; 应用场景的不断增加才让认知计算在应用层面有了实现的可能性。其相关支撑技术包含大数据技术、语义网、自然语言处理、机器学习、IOT、深度学习等^[13], 具体如下所示。

(1) 大数据技术, 包括 map reduce、hadoop、no-SQL、Pig、Hive、Spark、Sqoop 等。大数据具有数量大、多样性、更新速度快、数据质量混杂性和价值大的特点^[35]。对于认知计算的应用, 这既是机遇也是挑战。大数据关注的问题主要是结构化和非结构化数据的存储和管理, 认知计算则还需要处理文本和富媒体数据、识别冲突数据、理解上下文语境等。大数据技术是高效创建认知计算系统的核心, 促进了认知计算的快速发展, 但是现在两者的结合却还仅仅只是初

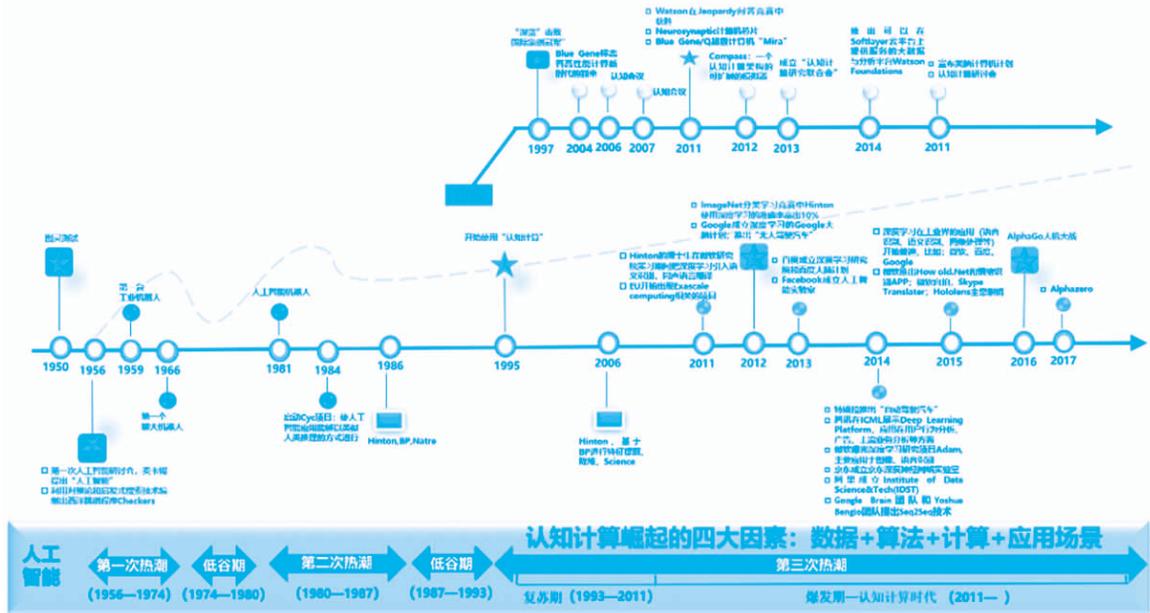


图1 认知计算和人工智能发展关系图

期。IBM 是认知计算领域较早的开拓者，其研发的 Watson 在医疗健康领域的应用体现了两者结合的有效性，并已经拓展到个性化推荐、客户管理、教育、财政服务、IOT、多媒体等服务领域。

(2) 知识表示方法。认知计算系统的知识表示方法包括本体、分类学和语义网等。相比分类学，虽然在实际应用中两者之间的界限很模糊，但是本体提供了更多的信息。本体是对特定领域内类别结构和实体类型的统一描述，这些分类必须是完整的、持久的和不模糊的，且一个实体必须只能对应一个分类。最早的本体形式是编程符号，比如：最常见的 LISP 语言，随着应用领域对内容细节需求的增加，便出现了 OWL (Web Ontology Language)。但是本体的统一性对于认知计算系统非常重要，如果领域专家对本体结构和内容存在不同的观点，系统输出的可信度便不高。语义网则是 Tim Berners-Lee 等人在 2001 年 Scientific American 中第一次提出，W3C 联盟的部分委员正试图把现有网络演化成语义网。

(3) 自然语言处理 (NLP, Natural Language Processing)。NLP 是一系列能够识别文本语义的技术，不仅能够进行实体识别，比如：姓名、地点、行为、事件，及其相关性，还能够通过字典、频繁共生词模式、和其他上下文信息来识别语法规则，从而判断词、短

语、句子和文件的语义。

(4) 高级分析方法。高级分析方法同时包括统计分析、数据挖掘和机器学习。这 3 种分析技术在数据理解、数据集特性描述、相关性分析和模式识别、模型构建和预测分析中发挥着重要作用。很多广泛使用的数据挖掘和机器学习技术都属于传统统计分析的范畴。统计分析的本质是推理，最后结果是对于多种参数的求解，首先通过观察误差来判定假设的有效性，目的是达到模型的方差恒定；然后基于置信度和显著性分析，进行零假设检验和以 P 值为表现形式的结果显著性分析。数据挖掘则是基于统计分析的原则，通过大数据搜索和分析进行模式发现，预测分析，以辅助人类的决策制定过程。机器学习方法和数据挖掘方法有交叉重合部分，机器学习更侧重于使用迭代方法来减少误差，提供了一种系统学习的途径，同时提高了模型自身性能和模型输出结果的准确率。机器学习方法类似于黑盒子，只为大规模数据提供预测结果，却不提供模型拟合的因果性解释，其本质是在认知环境下提高预测模型的准确率。根据是否需要标注数据作为训练数据集，机器学习可以分为监督学习和非监督学习方法。其中，监督学习包括回归分析、决策树、神经网络、支持向量机模型 (SVM, Support Vector Machine)、kNN (k-Nearest Neighbor) 等；非监督学习

包括聚类方法 (K-means 方法和 EM 方法)、核密度 (KDE, Kernel density estimation)、非负矩阵分解 (NMF, Nonnegative matrix factorization)、主成分分析 (Principal Components Analysis)、奇异值分解 (SVD, Singular Value Decomposition)、自适应映射方法 (SOM, Self Organizing Map) 等。深度学习是在人工神经网络的基础上发展起来的, 属于机器学习的范畴, 是当下科研和应用的热门技术, 通过模拟人类的思维方式, 建立认识、辨别事物的能力, 在图像、语音、文本识别等各种领域都创造了突破性进展^[36]。典型的深度学习模型包括: 卷积神经网络、循环神经网络、随机深度信念网络、卷积深度信念网络和混合深度信念网络等。

另外, 还有一些其他相关技术。认知计算在 IOT (The Internet of Things) 的应用源自于 19 世纪 60 年代, 能够分析智能设备、传感器、可穿戴设备和社交媒体等相关数据, 提高对真实环境的感知以实现决策支持, 并随着认知技术的发展逐渐普及到智慧城市和健康医疗等各个领域^[12, 34]; 认知计算系统要求低成本高性能的聚合计算环境, 能够有效进行负载均衡, 并支持不同类型的软硬件服务; 云计算和分布式计算环境是进行大规模认知计算操作的基本模式; 芯片技术的发展在数据处理速度和便携性方面对认知计算性能的影响巨大, 比如: 神经形态处理器, 量子计算机等。

4 认知计算的研究与应用现状

根据研究阶段与应用目的, 认知计算的已有相关工作可以划分为基于知识获取、基于思考和基于情感 3 个级别。

4.1 基于知识获取的认知计算相关工作

知识获取是从特定的知识源获取可能有用的问题求解知识和经验并转换为计算机可以处理的程序的过程, 主要包括知识抽取、知识建模、知识表示、知识转换以及知识的组织和管理等内容。知识获取是认知计算进行研究与应用的基础。

文献[37]结合概念代数和实时进程代数构建了一种能够获取和管理知识的知识表示系统。其中, 概念代数是一种以知识管理为目的由目标属性关系构建的数学架构^[38]。实时进程代数是一种能够同时描述系统架构和内部组件的动、静态行为结合的数学符号系统^[39]。文献[40]则通过实时进程代数设计了一个包含 4 个阶段的面向知识的认知语义模型。其中, 第一个阶段构建知识原型; 第二个阶段定义知识之间的相关性; 第三个阶段构建知识; 最后一个阶段通过前 3 个阶段获取到的符号性规则设计相关算法。文献[41]提出了一种通过足够多的属性描述事物或者概念来实现简化认知过程的方法。文献[42]提出一种结合因果关系推理^[43]和复杂逻辑^[44]来构建知识模型的方法。首先通过本体论的方法来构建概念及其相互之间的关系, 然后为这些概念建立由复杂规则表示的因果关系, 并包含在认知地图中, 比如认知模型^[45]。文献[46, 47]提出了推理代数, 一种定义因果关系和不同类型推理的指称数学, 包括: 条件、因果、数值、事件驱动、时间驱动、合逻辑和复杂推理过程。

4.2 基于思考的认知计算相关工作

一旦完成知识获取, 认知计算系统便能够基于特定知识领域的概念及其因果关系, 模拟人类的思考过程, 以自动解决外部世界所面临的问题。针对赋予计算机思考能力的相关工作可以分为 3 类: 低级硬件设备、高级软件架构和面向应用的算法实现。

(1) 低级硬件设备

认知计算机和原始计算机的区别从功能和理论上讲, 前者是基于现代指称代数学的知识处理器, 后者则是基于布尔代数及其逻辑关系的数字处理器。文献[48-50]提出一种以事件为驱动的数字神经突触核心, 包含 256 个神经元, 1 024 个轴突和 26×10^4 个突触 (两个神经元之间的连接部分, 又可以分为强刺激型, 弱刺激型和抑制型 3 种类型)。由于神经元之间的无穷关联, 神经突触核心可以在以下 4 种案例中实现可配置性: 机器人导航、虚拟设备、数字识别和关联记忆^[51]。基于这些神经突触核心网络设计并实现了很多种算法,

其中音乐识别和人眼检测便是最早期的一部分。

IBM 阿尔马登研究中心在认知计算方面进行了有益而尖端的研究, 2009 年成功地模拟建立了一个由 10 亿个神经元组成的系统, 大约相当于一个低等哺乳动物的大脑, 系统结构完全不同于现代的计算机, 存储器与处理器组件被紧密结合在一起, 没有时钟, 操作不同步且由事件驱动, 即没有预定的次序或时间表, 像人类一样依赖的是学习而不是编程。该中心于 2012 年在美国犹他州盐湖城举行的“超级计算机大会”上, 发布了关于认知计算的最新研究成果《Compass: 一个认知计算架构的可扩展的模拟器》^[2, 52, 53], 模拟大脑建成了一个小版本的硬件装置, 只有 256 个神经元、26.2 万个可编程突触和 6.5 万个学习突触。这台机器运行能耗和大脑能耗在同一个数量级上, 可以完成空间导航、机器视觉、模式识别、基于证据生成假设等多种操作。

针对 2008 年美国国防高级研究计划局 (DARPA) 启动的 SyNAPSE (Systems of Neuromorphic Adaptive Plastic Scalable Electronics) 项目, IBM 及其合作伙伴于 2011 年宣布成功试制出“认知计算芯片”, 为现代认知计算的研究拉开了帷幕。此次开发以开发出与现有冯·诺依曼 (Von Neumann) 型计算机不同的新型计算机为目标, 计划实现尺寸可大幅缩小且低功耗的运算电路。此芯片基于神经生物学原理, 形成“神经突触 (Neurosynaptic) 内核”, 基于对人脑构造的模仿, 通过硅材料再现突触实现了存储功能, 通过神经元实现了运算和通信功能。

(2) 高级软件架构

在 2013 年的 IJCNN (International Joint Conference on Neural Networks) 会议中, IBM 将“Corelet”概念增加进面向神经突触内核的架构和编程模型中^[54]。Corelet 允许 Corelet 语言 (一种类似于 VHDL 的高级描述语言) 利用嵌套、可复用的模块构建大量互连的神经突触内核。文献^[55, 56]提出了一种针对并行神经网络的联结集代数。联结集代数是一个以集代数和矩阵代数为理论基础, 在神经网络中定义联结模式的高级形式体系, 类似于 Corelet, 但是没有考虑类似人脑

的硬件架构。

文献^[57]提出一种认知代理 5 层架构: 认知层、推理层、判断层、反应层和学习层。其中, 认知层的功能是负责建立传感器模型并为外部世界构建一个抽象描述。推理层以外部世界建模和传感器输出两个部分作为输入, 通过复杂推理机制获取关于外部世界的逻辑规则。判断层使用推理层提供的复杂规则进行: ①提取数据特征; ②建立基于规则的模型; ③判断不确定事物。反应层由一系列自动装置组成, 基于环境因素决定认知代理的行为。学习层则根据认知代理和周围环境的相互作用执行相应的反馈机制以此来获取新知识。

(3) 面向应用的算法实现

各国政府部门和研究机构对认知计算应用的关注度与日俱增。2003 年美国国防高级研究计划署信息处理技术中心资助了一项认知计算项目: 研发一种能够对环境、目标和自身能力进行思考, 具有学习能力, 能与使用者互动并解释其原理, 以及应对突发事件的认知计算系统。2008 年中国国家自然科学基金委员会发布了“视听觉信息的认知计算”重大研究计划, 重点包括多模态信息协同计算、自然语言理解、脑机接口、驾驶行为的认知机理和无人驾驶车辆集成验证平台等领域。同一时期, 布朗大学认知和语言科学系开展名为“心智的计算与数学”研究方向, 所探索的问题包括: 不确定条件下人类如何处理数据, 数学模型如何解释人类的处理过程, 以及如何利用计算模型在计算机上实现这些过程。日本“脑科学时代计划”中“模拟大脑”的主题是从理论和工程的角度来揭示大脑的机制, 为大脑式计算机以及能够同时处理知识和情感的计算机和机器人的最终开发奠定坚实基础。加拿大不列颠哥伦比亚大学计算机科学系的计算智能实验室的一部分研究内容便是: 使智能推理、行动和知觉成为可能的计算方式, 并把已有成果应用到了被称为“柏拉图野兽”的新一代高自由度机器人的开发中。中国脑与认知科学国家重点实验室则把建立高级认知功能的理论模型及其在新一代机器智能系统中的应用作为中期目标。2013 年 9 月份中国国家自然科学基金委员会

公布的 2013 年度关于认知计算的重大研究计划中重点支持两个领域: 基于视听觉认知机理的无人驾驶车辆与行驶环境理解, 先进脑机接口与脑认知图像重建。IBM 研究院有一项重要的工作内容叫做: 全球技术展望, 探讨未来 3~10 年最重要的技术趋势, 从 2012 年开始, 每一年全球技术展望中都有同认知计算相关的课题。

与此同时, 基于认知计算的应用也开始普及到临床医疗诊断, 智慧城市交通等各个领域。智能辅导系统^[16,58]基于 ACT 认知架构和先进的计算机辅助理论, 推出了面向代数、几何和 Lisp 的产品模型, 能够帮助学生解决相关问题。这是最早的认知系统, 结果表明学生通过此类辅导能够达到课堂授课一样的效果。PAT^[59]是在 ACT 架构基础上实现的针对高中代数的认知辅导系统, 在以 470 名学生的标准考试成绩为指标的性能验证中, 使用 PAT 的同学的成绩比没有使用的高出 15%^[60]。提出了一个用来解决恒定几何问题的认知系统, 能够正确识别问题描述中的文本和图表内容, 可以解决 49% 的官方 SAT 问题和 61% 的实际问题^[61]。提出了一个能够解决线性方程问题的教学助理 SimStudent, 同时通过训练集和问题解决过程对系统模型进行了优化。

IBM 是最早致力于认知计算应用的公司之一。2011 年, IBM 基于 IBM DeepQA 项目实现了 IBM Watson^[31,62]系统, 用到的技术包括: 知识表示和推理、机器学习、自然语言理解和信息检索、高性能计算能力。同年, Watson 面向健康医疗领域推出了 IBM Watson 健康系统, 基于 IOT 信息, 同时整合了医药信息、历史病例诊治信息, 以及病人的 DNA、家族遗传史等个体信息, 根据病人特点为医生推荐相关的治疗方法, 从而辅助医生做出最有效的治疗方案。美敦力医药科技公司基于 Watson 系统推出了葡萄糖监测仪和胰岛素注射器: 葡萄糖检测仪实时监测糖尿病人的血糖值, 胰岛素注射器则根据检测结果自动给病人注射胰岛素。至今为止美敦力公司已经通过葡萄糖检测仪和胰岛素注射器收集了上亿个糖尿病人的数据, Watson 健康系统基于这些数据进一步优化了对糖尿病人的治疗手段。IBM 基于 Watson 系统推出了具备视觉能力的 Medical

Sieve, 能够帮助临床医生过滤临床和影像诊断信息, 准确定位可疑病症, 并形成相应的总结和建议, 大大减少了医生观看 X 射线、CT 等医学影像的工作量。

脑机交互 (BCI, Brain-computer interface) 表示大脑和外部设备之间的交互, 大脑信号用来控制外部设备, 比如: 车、假体四肢。已有很多 BCI 研究平台通过脑电图、脑磁图、功能性近红外光谱记录大脑信号, 评估用户的认知状况、反应和意图等^[63]。提出了一个多进程实时 BIC 系统, 允许用户实时操控电脑屏幕上的骑车装置^[64]。研究了空间环境下 BCI 的使用, 能够帮助宇航员使用心智命令控制半自动操纵器。认知系统是汽车自动驾驶的核心, 涉及多种技术, 比如: 雷达、激光雷达、GPS、计算机视觉和测程等。高级控制系统通过分析传感器数据来分辨行驶道路上不同物体。Tesla 和奔驰先后推出了自动驾驶汽车。

基于深度学习的认知计算应用与日俱增。MSR-Bing 挑战是针对研究方向: 基于内容的图像检索举办的国际级别竞赛^[65], 其训练集是对微软 Bing 图像搜索引擎一年的点击日志进行抽样形成。在竞赛中^[66], 提出了计算图像相似度的 DNN 模型, 通过提取图像中的高水平视觉特征来计算图像相似度^[67]。提出了一个基于深度神经网络的跨媒体检索方法 Word2VisualVec, 对“文本—图像”, “图像—文本”和“文本—文本”3 种不同媒体之间的转换进行了有效性验证。AlphaGo 通过海量的历史棋谱参悟人类棋艺, 进而自我训练, 于 2016 年在围棋领域首次战胜了人类的世界冠军。谷歌 DeepMind 团队在《nature》上发表《Mastering the game of Go without human knowledge》, 推出新一代的阿法元 (AlphaGo Zero), 降低了训练复杂度, 不需要任何历史棋谱和人类的先验知识, 摆脱了对人类标注样本的依赖, 从而也突破人类认知的局限性, 让基于深度学习的复杂决策更加方便可行。同样, 阿法元技术能够用于解决诸如蛋白质折叠和新材料开发类似的重要问题。

4.3 基于情感的认知计算相关研究工作

情感是“人对客观事物是否满足需求而产生的态

度体验”，可以表现为人们对于某个事物的态度、评价、情绪或者观点，是影响人类行为的重要因素之一。情感分析在组织与个人的决策过程中起到了越来越重要的作用，是认知计算领域比较高阶的研究内容。虽然已有很多面向情感（或情绪）计算模型设计的工作，但是国内外情感状态研究最多的集中在对6种基本情感（高兴、悲伤、愤怒、恐惧、惊奇、厌恶）的识别，极少量对非基本情感状态（困惑、烦躁、悔恨）的识别，几乎没有对心理认知状态（如赞同、否定、注意、思考等）的识别。单纯识别情感状态在人机交互中对理解用户意图和推断用户心理认知状态具有一定局限性。基于心理认知计算的研究根据测量手段不同可以分为基于生理信号、语音信号、视觉信号（包括面部表情和行为姿态）以及多通道信息融合等。

文献[68]提出一种基于人机交互模拟人类情感的情感智能模型，分为3个部分：基于自觉意识的知识本体论、基于社会意识的脸部表情分类器、基于自律意识并结合性格、情感和情绪的计算模型。其中，自律意识的构成包括：（1）具有公开性、责任性、外向性，亲和性和情绪不稳定性5种因素的OCEAN人格模型^[69]；（2）外部情绪^[70]：生气、恶心、开心、伤心和惊讶；（3）3种基本情感：好、坏和中立。每一种人格因素、情感或情绪都以区间（-1，1）中的不同数值来表示不同的强烈程度。合成的情感智能模型能够实现虚拟设备对人类情感的近似模拟。文献[71]提出了一个面向周围环境的自动感知引擎和一个情感推理引擎，能够根据个体行为和经验实现情感感知。文献[72]指出情感是决策制定的关键因素，结合观点挖掘引擎和面部表情分类引擎来判断人类情感。首先通过用户产生的文字、声音和视频感知和汇聚相关信息，获取个人当下的情感状态；然后使用面部表情发生器，语言发生器和肢体动作发生器来模拟人类进行回应。

5 认知计算在农业领域的应用

5.1 农业认知应用的特点和进展

传感器、可穿戴设备等IOT数据的不断增加和云

服务的普及促进了认知计算在农业领域的应用，农业认知应用已经具备了所需的软硬件技术条件，其目的是提高个人、组织以及整个行业的生产力和创造力，比如：异常值检测、模式发现、关联分析、决策支持等。虽然农业认知应用依旧处于初级阶段，但是各国政府部门和越来越多的企业开始关注农业认知应用的实现。2017年国务院发布的《新一代人工智能发展规划》中明确把智能农业作为规划的重点项目之一。美国著名农业生化公司孟山都自2012年便连续收购了优化农业种植方案的Precision Planting公司、预测天气变化并为农民提供天气保险的Climate Corp公司、提供农业领域应用软件和管理的SOLUM公司和在灌溉数据分析领域有独特优势的农业软件公司HydroBio公司等，这些公司都基于农业大数据提供农业认知应用。2018年人工智能专家吴恩达旗下的人工智能公司Landing.AI与中联重科达成战略合作协议，双方将携手在农业领域展开合作。目前认知计算在农业领域内的应用主要包括3个方面：

（1）通过采集、处理和理解人类能力受限的大规模数据，辅助农业生产和贸易等活动。

认知系统可以通过采集、整合环境信息辅助农民管理农作物。很多公司基于无人机技术研究对农田、农场等不同环境下农作物信息的全面、精准、低成本智能实时采集，以时空数据、图片和视频等多种形式提供区域和农作物不同级别的灌溉、收成和病虫害等信息，从而辅助农民对农作物生长过程作出有效评估，比如：美国的PrecisionHawk公司、Aerial Precision公司、Ceres Imaging公司和HoneyComb公司等。

面向农业投资贸易法律文件和规范、财务报表、农学文献的农业专家系统也是其中一个典型应用。由于海外市场的不断变化，海外国家的农业对外贸易政策互不相同且不断变化，海外农业走出去面临的困难之一便是贸易合规性评判。农业走出去企业不得不聘请相关领域专家来研究相关法规并做出相应合规策略，这种人工成本与日俱增。认知计算便可以用来解决这种复杂的海外市场合规性分析问题^[73]。文献[74]等基于机器学习、信息检索、自然语言处理和专家经验提出

了一个政策合规性评判系统,通过政策变化追踪和知识图谱驱动的问答系统来辅助研究人员进行政策的合规性分析。

(2) 实现人工参与的农业任务自动化,提高作业效率,促进智能农业和精准农业的普及。

同一块农田中不同区域的土壤水分含量、营养情况和农作物生产情况都有可能存在差异,传统的播种方式对整块农田实施无差别播种,无法达到土地的最优利用率。美国 Precision Planting 公司专门致力于制造与精准农业配套的设备,能够操控播种机根据天气变化和土壤情况进行不同深度、不同间距和不同品种的自动播种。类似的,德国农业机械制造商 CLASS 集团基于传感器、移动通信、大数据和云计算技术也实现农作物的自动收割。

除草是农民面临的最重要的事情之一,其难度随着杂草抗药性的增加而不断增加。迄今为止有 250 种杂草已经产生了抗药性,难以通过除草剂根除。美国 Blue River Technology 公司致力于为所有种类农作物开发智能农作物设备,通过计算机视觉和认知计算技术探测、识别和管理农田的每一株农作物。他们开发了一种面向棉花的精准除草机器人,减少了 80% 的农药使用量,并节约了 90% 的除草剂支出。

据美国农业部统计有 40% 的农业开销是用来支付劳动力,同时劳动力的缺乏导致美国很多区域每年损失掉上百万的财政收入。针对农业劳动力缺乏的问题,美国 Harvest Croo robotics 公司开发了一个草莓采摘和打包机器人,每天能收割 8 英亩农田,相当于 30 个农业劳动力的工作量。他们预计能在 2014 年—2024 年期间减少 6% 的农业劳动力。

(3) 基于认知分析提供农业领域的决策支持,推动智慧农业的发展。

农作物的灌溉次数和灌溉量是最常见的农业问题。如果灌溉量与农作物实际需水量相比太少,便不能有效促进农作物健康成长;而灌溉量太多,导致肥水流失的同时又会造成资源浪费,不利于农产品的增产增收。普通农户需要综合考虑气候变化,农田土壤情况、农作物生长情况,以及农作物需水规律的经验。同时,

气候变化又需要结合天气预报、实际天气变化以及过往经验等各种信息。认知计算便成为解决这类问题的有效途径。认知系统可以同时整合卫星气象数据,土壤温湿度、PH 值等传感器数据,农作物实时监控视频数据及其历史数据等多个数据源,使用机器学习方法建立预测模型,并通过优化算法把预测结果放入决策过程中,从而做出农作物是否需要灌溉以及灌溉量的精准预测。数据量越大,数据越全面,预测则越精准。同样,认知系统可以准确判断农作物的最佳播种和收割时机,也可以根据农作物的市场供给需求决定其储存量。

森林砍伐和土壤质量衰减是对粮食安全的重要威胁,并给经济带来了非常严重的负面影响。据美农业部统计,每年治理水土流失的花费约为 440 亿美元。德国 PEAT 公司开发了基于深度学习的土壤质量和农作物疾病检测仪器 Plantix,根据用户提供的图像,能够提供有效的土壤管理和农作物疾病诊治方案。

以色列农业技术企业 Taranis 基于大数据技术结合卫星图像、作物生长报告和病虫害分布等数据资源建立天气预测、农田灌溉和病虫害植物模型,能够有效预测植物的病虫害风险和气候变化,实现雾化灌溉设备的阈值和方向、肥料及杀虫剂使用数量的精准化。以色列特拉维夫的 Prospera 公司利用计算机视觉和认知计算技术通过分析土壤的性质特征,帮助农民判断土壤适合易栽的农作物及其最佳栽种时间。加拿大的 Farmers Edge 公司结合卫星图像、气象信息和土壤信息辅助农民决定土地不同区域的播种和施肥措施。

中国农业科学院农业资源与农业区划研究所研制开发了天空地一体化农田地块大数据平台,利用卫星遥感、无人机及农业物联网等相关技术,获取土地周边环境因素、土地利用类型、农作物长势、农户生产决策信息等农业大数据,从科学上解答了农民每年“种什么”、“怎么种”等问题,该平台在三江源地区进行了示范和推广。

章璐杰基于物联网技术构建了智慧葡萄园管理系统,通过对葡萄园环境信息的采集、存储、处理与挖掘,实现葡萄整个生长周期的自动监测和控制^[75]。濮

永仙以瓜果种植为研究对象,建立了物联网智能农业瓜果生产系统,通过对病虫害预警诊断以及产品的安全溯源,实现了瓜果生产要素的精细化和智能化控制^[9]。

认知农业领域已经有很多基于卫星、无人机等技术的应用。加拿大的 SkySquirrel Technologies 公司把无人机技术成功应用到葡萄园管理中,能够帮助提高产量和降低开销。无人机根据预设的轨迹进行实时图像采集,然后上传到云端服务器,数据分析师根据相关数据分析葡萄园健康情况。他们表示能够在 24 分钟内智能分析 50 英亩的葡萄园,并能够达到 95% 的准确率。美国 aWhere 公司通过卫星图像、温度、降水、风速、日光照射等数据提供天气预测、农作物持续性分析和病虫害监测。美国 FarmShots 公司也是一个基于卫星图像和无人机拍摄进行农作物营养状况和病虫害监测的公司,能够针对肥料缺失情况实时报警,并能够降低肥料使用量的 40%。

5.2 农业认知应用面临的挑战及应对措施

虽然在大数据、机器学习和计算能力快速发展的趋势下,认知计算在农业领域的应用得到了突飞猛进的发展,但依然面临巨大的挑战。其具体挑战和应对措施如下所示。

(1) 如何在众多的已有认知计算相关工具中选择合适的进行研究?

在认知计算工具层出不穷的应用环境下,对认知计算相关工具的选择可以从两个方面来进行:① 认知应用所需工具的功能特性。功能特性是指认知工具完成的属于 NLP、文本挖掘、搜索引擎等特定任务还是由一系列组件实现的通用任务;② 认知应用实现过程中所规划的成本范围,是需要通过开源免费工具来节约成本还是通过商业渠道进行购买。其中,实现特定任务的开源工具包括:Tensor Flow、Spark、Apache OpenNLP、Emdros、WordNet 等;实现特定任务的商用工具包括:Apple Siri、Google Go、Amazon Echo、Microsoft Cortana、Luminoso、Naralogic、Ross Intelligence 等;实现通用功能的开源工具包括:深度学习开源计算网络工具包 CNTK、ECC 开源工具使用平台等;

实现通用功能的商用工具包括:IBM Watson、IBM Bluemix Platform、Google DeepMind、大数据软件平台 IDOL 等。

(2) 如何构建足够充分的农业应用领域语料库,选择合适的训练数据,以保证数据的可用性和应用开发的有效性?

农业领域的数据量呈现爆发式的增长,其数据质量与地理位置、网络连接和数据来源密切相关。为了保证认知计算应用的有效性,要从质量和数量两个方面保证数据的可用性。首先,需要根据认知计算的应用目的获取正确的对应数据,比如,贸易合规性检测需要国家法律条文、科研文献、新闻报道等数据支持。同时,这些数据需要转换为认知计算工具可以使用的数据格式。其次,现有的很多认知计算技术的实现都是基于大数据,所以数据量需要满足认知计算工具的需求。另外,由于数据来源的广泛性,无法保证其准确性。所以需要建立数据的审核机制,即数据必须来自于传输安全性可以保障的可信设备,且不能够被人为更改。

(3) 如何在应用开发过程中对人工和机器两种不同角色的任务进行合理分配?

虽然已有的认知系统能够完成很多农业领域的任务,比如:通过各种传感器设备增加环境的自动感知,远程智能监测预警等,但是在很多方面依然还有很大的局限性,无法达到人类思考的级别。所以人类不能对认知计算的能力抱有不切实际的设想,有些决策还是需要人类把握主导权。认知系统只有通过专业技术人员的有效训练、优化和及时监督才能获取最佳的系统运行状态,所以是人工的辅助实施工具,而不能够完全代替人工。

(4) 如何整合、组织、管理多源异构数据,以更有效的进行数据搜索和分析?

随着数据提取技术和网络互联技术的发展,农业领域产生的总量数据正以 TP 级别的速度增长,每两年便会翻一倍,包含数值、文本、时空数据、视频、图像、音频和社交媒体等多种类型。认知计算需要高效利用这数量庞大的数据,及时为用户提供有效的分析

结果,尤其是在实时 IOT 环境中。主要包括以下内容:①研究建立农业大数据仓储系统,制定适用于特定农业领域认知应用的元数据标准,开发农业大数据的自动获取技术和统一元数据管理与人工弱干预的自动标注技术,实现多源异构数据的关联化、知识的对象化和组织化。②认知任务管理的对象处在不停变化中,将会产生更多的新数据,这部分数据需要及时补充到任务训练过程中结合历史数据进行再次迭代,其训练过程也需要再次优化。③基于分布式并行计算框架和技术体系构建大数据云存储、分布式高性能实时计算环境,以满足大规模数据存储和计算。④认知计算系统可以在数据挖掘分析的基础上,利用图像识别、语音识别、自然语言处理、社交网络情感计算等技术与人类进行交互以充分发挥其价值。交互系统的构建需要在功能实现和可操作两个方面进行评估,既要满足用户需求又要保证系统和用户的交互简单易懂。⑤权衡农业认知应用实现过程中数据的安全性和透明度。用户对数据安全性的重视程度不断提高,认知系统需要在数据推动的决策支持中把控合适的透明度,在有效解决问题并得到系统用户认可的前提下提高数据的安全性。

5.3 农业认知应用的研究前景

农业认知应用是一个开放性的课题。虽然在数据量俱增、算法优化、高性能计算能力提高、应用场景不断增加的推动下,认知计算在多个领域的应用取得了快速的发展,但是对于农业领域的应用依旧处于初级阶段,还需要更全面更深入的研究,主要可以从数据的管理、挖掘分析和应用 3 个方面开展。

(1) 构建农业认知研究与应用的数据资源基础

基于传感器、移动终端设备、可穿戴设备等多种技术广泛采集科技文献、科学数据、科学仪器设备、实验基地、野外观测站等多种来源不同类型的数据,分别包括:文本数据,来源于书籍、报告、期刊、在线出版物、社交媒体、各研究所内部文本数据、档案资料等;数值数据,来源于科学实验数据、相关机构所有数据(期货公司或气象局等)、传感器等;视频数

据,数据来源于监控系统、云服务器等;图像数据,数据来源于手机终端、新闻报道、遥感卫星等;音频数据,数据来源于收音机、云端系统、社交媒体、传感器等;GPS 数据,数据来源于人、车、动物等。对这些数据进行有效关联和融汇,构建统一的农业大数据元数据管理策略,实现农业领域知识的对象化、组织化和关联化,突破多源异构农业数据资源共建共享的技术难题,实现数据的有效治理,为农业大数据的研究与应用奠定规范化的数据资源基础。

(2) 构建农业认知研究与应用的数据挖掘分析技术体系

利用已有的大数据挖掘分析方法、机器学习和深度学习算法模型等关键技术,构建面向农业认知应用的数据挖掘及深度分析技术体系。实现农业数据的协同计算,以及探索式可视化农业科学数据分析,为第四范式农业科学研究提供数据分析方法与技术支撑,为农业认知研究与应用提供全新手段。基于所构建的技术体系,提供简单易行的数据挖掘分析操作模式,以解决农业领域研究人员往往由于缺乏高级数据分析技能而无法构建复杂数据分析模型,或者忙于繁琐的数据处理工作而无法专注于农业科学发现的科研瓶颈问题。同时,数据分析结果能够通过虚拟现实、增强现实等多种先进的人机交互的形式呈现出来,以提高科学发现的有效洞察。

(3) 拓展不同农业认知应用领域

以数据科研、产业应用和宏观决策为切入点,面向数据服务支撑服务:智能搜索、语义关联发现和基于上下文感知的数据资源获取等;农业预警分析服务:复杂农业现象态势感知等;农业智库服务:农业战略决策支持等不同领域探索基于认知计算的农业领域应用范式。

6 结语

笔者阐述了认知计算的定义、发展历程、相关技术,对认知计算的已有研究工作及其应用进行了回顾,并对认知计算在农业领域的应用现状、所面临的挑战

及其应对措施、应用前景进行了探究。

参考文献:

- [1] Marg, E. DESCARTES' ERROR: emotion, reason, and the human brain[J]. Optometry and Vision Science. 1995, 72(11): 847-848.
- [2] Preissl, R., et al. Compass: A scalable simulator for an architecture for cognitive computing [C]. in Proceedings of the International Conference on High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis. IEEE Computer Society Press. 2012:1-11.
- [3] Wang, Y. Towards the synergy of cognitive informatics, neural informatics, brain informatics, and cognitive computing [J]. International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI), 2011,5(1):75-93.
- [4] Modha, D.S., et al. Cognitive computing [J]. Communications of the ACM. 2011,54(8): 62-71.
- [5] Nahamoo, D. Cognitive computing journey [C]. in Proceedings of the first workshop on Parallel programming for analytics applications. ACM. 2014.
- [6] Li, J., et al. Concept learning via granular computing: a cognitive viewpoint[J]. Information Sciences. 2015, (298): 447-467.
- [7] Raghavan, V.V., et al., Cognitive computing: Theory and applications [M]. Elsevier. 2016, 35.
- [8] Banavar, G. and M. Cooper. Turing Lecture 2017 Cognitive Computing[J]. ITNOW. 2016, 58(4): 62-63.
- [9] Reynolds, H. and S. Feldman. Cognitive computing: Beyond the hype [J]. KM World. 2014, 27.
- [10] Frankish, K. and W. Ramsey. The Cambridge handbook of cognitive science[M]. Cambridge University Press. 2012.
- [11] Friedenberg, J. and G. Silverman. Cognitive science: An introduction to the study of mind[M]. Sage. 2011.
- [12] Hurwitz, J.S., M. Kaufman, and A. Bowles. Cognitive computing and big data analytics[M]. John Wiley & Sons. 2015.
- [13] Gupta, S., et al. Big data with cognitive computing: a review for the future [J]. International Journal of Information Management. 2018, 42:78-89.
- [14] Langley, P., J.E. Laird, and S. Rogers. Cognitive architectures: Research issues and challenges [J]. Cognitive Systems Research. 2009, 10(2): 141-160.
- [15] Anderson, J.R. The architecture of cognition [M]. Psychology Press. 2013.
- [16] Anderson, J.R. ACT: A simple theory of complex cognition[J]. American psychologist. 1996, 51(4): 355.
- [17] Lehman, J.F., J.E. Laird, and P. Rosenbloom. A gentle introduction to Soar, an architecture for human cognition [J]. Invitation to cognitive science. 1996, 4: 212-249.
- [18] Lehman, J.F., J. Laird, and P. Rosenbloom. A gentle introduction to soar, an architecture for human cognition: 2006 update[J]. University of Michigan. 2006, 1-37.
- [19] Card, S.K. The psychology of human-computer interaction [M]. CRC Press. 2018.
- [20] Flusberg, S.J. and J.L. McClelland. Connectionism and the emergence of mind [M]. The Oxford Handbook of Cognitive Science. 2014, 10.
- [21] Goldberg, Y. A primer on neural network models for natural language processing [J]. Journal of Artificial Intelligence Research. 2016, 57:345-420.
- [22] Mundy, A., et al. An efficient SpiNNaker implementation of the neural engineering framework[C]. in 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE. 2015.
- [23] Eliasmith, C., et al. A large-scale model of the functioning brain[J]. Science. 2012, 338(6111): 1202-1205.
- [24] Eliasmith, C. How to build a brain: A neural architecture for biological cognition [M]. Oxford University Press. 2013.
- [25] Balduzzi D. Semantics, Representations and Grammars for Deep Learning[J]. Computer Science, 2015.
- [26] George, D. and J. Hawkins. A hierarchical Bayesian model of invariant pattern recognition in the visual cortex [C]. in Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. IEEE. 2005.
- [27] Snaider, J., R. McCall, and S. Franklin. The LIDA framework as a general tool for AGI [C]. in International Conference on Artificial General Intelligence. Springer. 2011.
- [28] Franklin, S., et al. LIDA: A systems-level architecture for cognition, emotion, and learning [J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental

- Development. 2014, 6(1): 19–41.
- [29] Rosenbloom, P.S. The Sigma cognitive architecture and system[J]. AISB Quarterly. 2013, 136:4–13.
- [30] Porreca, S., et al. Accessing Government Open Data Through Chatbots[C]. in International Conference on Web Engineering. Springer. 2017.
- [31] Ferrucci, D., et al. Building Watson: An overview of the DeepQA project[J]. AI magazine. 2010, 31(3):59–79.
- [32] Rice, K.L., T.M. Taha, and C.N. Vutsinas. Scaling analysis of a neo-cortex inspired cognitive model on the Cray XD1 [J]. The Journal of Supercomputing. 2009, 47(1):21–43.
- [33] Chang A , Monroe W , Savva M , et al. Text to 3D Scene Generation with Rich Lexical Grounding[J]. Computer Science, 2015.
- [34] Kelly III, J.E. and S. Hamm. Smart machines: IBM’s Watson and the era of cognitive computing[M]. Columbia University Press. 2013.
- [35] Demchenko, Y., C. De Laat, and P. Membrey. Defining architecture components of the Big Data Ecosystem [C]. in 2014 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS). IEEE. 2014.
- [36] LeCun, Y., Y. Bengio, and G. Hinton. Deep learning [J]. Nature. 2015, 521(7553):436.
- [37] Tian, Y., et al. A formal knowledge representation system (FKRS) for the intelligent knowledge base of a cognitive learning engine [J]. International Journal of Software Science and Computational Intelligence (IJSSCI). 2011, 3(4): 1–17.
- [38] Wang, Y. On concept algebra: A denotational mathematical structure for knowledge and software modeling [J]. International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI). 2008, 2(2): 1–19.
- [39] Wang, Y. The real-time process algebra (RTPA)[J]. Annals of Software Engineering. 2002, 14(1–4): 235–274.
- [40] ElBedwehy, M.N., et al. A computational knowledge representation model for cognitive computers [J]. Neural Computing and Applications. 2014, 25(7–8):1517–1534.
- [41] Xiao, T. and S. Lan. Knowledge Reduction based on Cognitive Model of Granular Computing [J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences. 2013, 5(6):733.
- [42] Pena–Ayala, A. and R. Mizoguchi. Intelligent decision–making approach based on fuzzy–causal knowledge and reasoning[C]. in International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. Springer. 2012.
- [43] Heckerman, D. and R. Shachter. Decision–theoretic foundations for causal reasoning[J]. Journal of Artificial Intelligence Research. 1995, 3:405–430.
- [44] Zadeh L A . Fuzzy logic = computing with words[M]. Computing with Words in Information/Intelligent Systems 1. Physica –Verlag HD, 1999.
- [45] Eden, C. On the nature of cognitive maps [J]. Journal of management studies. 1992, 29(3):261–265.
- [46] Wang, Y. On denotational mathematics foundations for the next generation of computers: Cognitive computers for knowledge processing [J]. Journal of Advanced Mathematics and Applications. 2012, 1(1): 121–133.
- [47] Wang, Y. Inference algebra (IA): A denotational mathematics for cognitive computing and machine reasoning (I) [J]. International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI). 2011, 5(4):61–82.
- [48] Arthur, J.V., et al. Building block of a programmable neuromorphic substrate: A digital neurosynaptic core [C]. in the 2012 international joint conference on Neural networks (IJCNN). IEEE. 2012.
- [49] Imam, N., et al. A digital neurosynaptic core using event–driven qdi circuits [C]. in 2012 IEEE 18th International Symposium on Asynchronous Circuits and Systems. IEEE. 2012.
- [50] Merolla, P., et al. A digital neurosynaptic core using embedded crossbar memory with 45pJ per spike in 45nm [C]. in 2011 IEEE custom integrated circuits conference (CICC). IEEE. 2011.
- [51] Esser, S.K., et al. Cognitive computing systems: Algorithms and applications for networks of neurosynaptic cores[C]. in The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE. 2013.
- [52] Yelick, K., et al. Productivity and performance using partitioned global address space languages [C]. in Proceedings of the 2007 international workshop on Parallel symbolic computation. ACM. 2007.
- [53] Merolla, P.A., et al. A million spiking–neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface [J]. Science. 2014,

- 345(6197):668–673.
- [54] Amir, A., et al. Cognitive computing programming paradigm: a corelet language for composing networks of neurosynaptic cores[C]. in The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE. 2013.
- [55] Djurfeldt, M. The connection–set algebra—a novel formalism for the representation of connectivity structure in neuronal network models [J]. *Neuroinformatics*. 2012, 10(3):287–304.
- [56] Djurfeldt, M. The Connection–set Algebra: a formalism for the representation of connectivity structure in neuronal network models, implementations in Python and C++, and their use in simulators[J]. *BMC neuroscience*. 2011, 12(1):80.
- [57] Lawniczak, A.T. and B.N. Di Stefano, Computational intelligence based architecture for cognitive agents [J]. *Procedia Computer Science*. 2010, 1(1):2227–2235.
- [58] ANDERSON, I.R. and B.I. REISER, THE LISP TUTGR[M]. 1985.
- [59] Koedinger, K.R., et al. Intelligent tutoring goes to school in the big city [J]. *International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED)*. 1997, 8:30–43.
- [60] Seo, M., et al. Solving geometry problems: Combining text and diagram interpretation [C]. in *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. 2015.
- [61] Matsuda, N., et al. Cognitive anatomy of tutor learning: Lessons learned with SimStudent [J]. *Journal of Educational Psychology*. 2013, 105(4):1152.
- [62] Zadrozny, W.W., V. de Paiva, and L.S. Moss. Explaining watson: polymath style [C]. in *Twenty–Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2015.
- [63] Martinez, P., H. Bakardjian, and A. Cichocki. Multi–command real–time brain machine interface using SSVEP: feasibility study for occipital and forehead sensor locations [C]. in *Advances in Cognitive Neurodynamics ICCN 2007*. 2008, 783–786.
- [64] Nequeruela, C., et al. Brain–computer interfaces for space applications[J]. *Personal and Ubiquitous Computing*. 2011, 15(5):527–537.
- [65] Hua, X.–S., M. Ye, and J. Li. Mining knowledge from clicks: MSR–Bing image retrieval challenge [C]. in *2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops (ICMEW)*. IEEE. 2014.
- [66] Bai, Y., et al. Bag–of–words based deep neural network for image retrieval [C]. in *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia*. ACM. 2014.
- [67] Dong, J., X. Li, and C.G. Snoek, Word2VisualVec: Cross–media retrieval by visual feature prediction [J]. *arXiv preprint arXiv:1604.06838*, 2016.
- [68] Orozco, H., D. Thalmann, and F. Ramos. Making empathetic virtual humans in human – computer interaction scenarios [C]. in *Proc. of the 11th Computer Graphics International*. 2010.
- [69] Costa, P.T. and R.R. McCrae. Normal personality assessment in clinical practice: The NEO Personality Inventory [J]. *Psychological assessment*. 1992, 4(1):5.
- [70] Ekman, P., W.V. Friesen, and P. Ellsworth. Emotion in the human face: Guidelines for research and an integration of findings [M]. *Elsevier*. 2013, 11.
- [71] Wang, Y. Cognitive informatics: towards future generation computers that think and feel [C]. in *2006 5th IEEE International Conference on Cognitive Informatics*. IEEE. 2006.
- [72] Cambria, E., et al. Sentic blending: Scalable multimodal fusion for the continuous interpretation of semantics and sentics [C]. in *2013 IEEE symposium on computational intelligence for human–like intelligence (CIHLI)*. IEEE. 2013.
- [73] Agarwal, A., et al. Cognitive compliance for financial regulations[J]. *IT Professional*. 2017, 19(4):28–35.
- [74] Tarafdar, M., C. Beath, and J. Ross. Enterprise cognitive computing applications: Opportunities and challenges[J]. *IT Professional*. 2017.
- [75] 章璐杰. 基于物联网的智慧葡萄园管理系统的优化研究[D]. *浙江大学*, 2017.
- [76] 濮永仙. 物联网智能农业系统在瓜果生产中的应用研究 [J]. *科技广场*. 2016(1):92–97.