

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局



(10) 国际公布号

WO 2022/247151 A1

(43) 国际公布日
2022 年 12 月 1 日 (01.12.2022)

(51) 国际专利分类号:
G06K 9/62 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2021/129297

(22) 国际申请日: 2021 年 11 月 8 日 (08.11.2021)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202110569553.9 2021年5月25日 (25.05.2021) CN

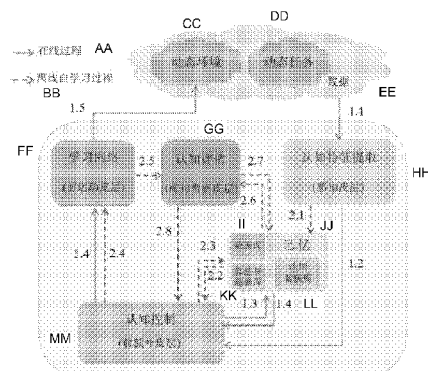
(71) 申请人: 南京航空航天大学 (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) [CN/CN]; 中国江苏省南京市江宁区将军大道29号, Jiangsu 211106 (CN)。

(72) 发明人: 吴启晖 (WU, Qihui); 中国江苏省南京市江宁区将军大道29号, Jiangsu 211106 (CN)。阮天宸 (RUAN, Tianchen); 中国江苏省南京市江宁区将军大道29号, Jiangsu 211106 (CN)。赵世瑾 (ZHAO, Shijin); 中国江苏省南京市江宁区将军大道29号, Jiangsu 211106 (CN)。周福辉 (ZHOU, Fuhui); 中国江苏省南京市江宁区将军大道29号, Jiangsu 211106 (CN)。黄洋 (HUANG, Yang); 中国江苏省南京市江宁区将军大道29号, Jiangsu 211106 (CN)。

(74) 代理人: 南京钟山专利代理有限公司 (NANJING ZHONGSHAN PATENT AGENT CO., LTD.); 中国江苏省南京市玄武区玄武大道699-1号徐庄管委会行政楼8楼上官凤栖, Jiangsu 210042 (CN)。

(54) Title: COGNITIVE LEARNING METHOD BASED ON BRAIN MECHANISM

(54) 发明名称: 一种基于大脑机理的认知学习方法



在线过程	离线自学习过程
1.1接收外界环境和任务	2.1存储当前学习结果为新认知案例
1.2提取环境和任务特征	2.2采样认知案例
1.3选择算法和超参数	2.3选择算法和超参数
1.4调用具体算法模型和超参数组合	2.4调用具体算法模型和超参数组合
1.5获得学习结果	2.5获得学习结果
	2.6调用该认知案例的历史学习结果
	2.7评估出两个学习结果中更优的一个,更新该认知案例
	2.8用更新后的认知案例库重新训练

- 1.1 Receive an external environment and task
- 1.2 Extract an environment feature and a task feature
- 1.3 2.3 Select an algorithm and a hyper-parameter
- 1.4 2.4 Call a specific algorithm model and a hyper-parameter combination
- 1.5 2.5 Obtain a learning result
- 2.1 Store the current learning result as a new cognitive case
- 2.2 Sample a cognitive case
- 2.6 Call a historical learning result of the cognitive case
- 2.7 Perform assessment to obtain the better one of the two learning results, and update the cognitive case
- 2.8 Perform re-training by using the updated cognitive case
- AA Online process
- BB Offline self-learning process
- CC Dynamic environment
- DD Dynamic task
- EE Data
- FF Learning network (premotor cortex)
- GG Cognitive assessment (anterior cingulate reticulum cortex)
- HH Cognitive feature extraction (perceptual cortex)
- II Database
- JJ Memory
- KK Algorithm and hyper-parameter library
- LL Cognitive case library
- MM Cognitive control (prefrontal cortex)

图1

(57) Abstract: The present invention provides a cognitive learning method based on a brain mechanism. By means of the present invention, the most suitable algorithm type and parameters are selected according to an environment and a task, such that a good learning effect can be obtained in various different environments and tasks, and an erroneous behavior can be corrected. A framework internally comprises four main modules, namely, a cognitive feature extraction module, a cognitive control module, a learning network module and a memory module, wherein the memory module internally includes a database, a cognitive case library and an algorithm

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

and hyper-parameter library, which respectively store dynamic environment and task data, a cognitive case, and a specific algorithm and hyper-parameter value. For a dynamic environment and a dynamic task, the most suitable algorithm type and hyper-parameter combination can be flexibly selected. Moreover, erroneous flag data is corrected by correct flag data by means of the principle of "good money drives out bad money", such that the robustness of training data is realized.

(57) 摘要: 本发明提供了一种基于大脑机理的认知学习方法, 本发明根据环境和任务选择最合适的算法类型和参数, 能在各种不同的环境和任务中获得良好的学习效果, 并且能修正错误行为。该框架内部包括四个主要的模块, 即认知特征提取, 认知控制, 学习网络以及记忆模块。其中记忆模块内部包含数据库, 认知案例库, 算法和超参数库, 分别存储动态环境和任务的数据, 认知案例以及具体的算法和超参数值。针对动态的环境和任务, 可以灵活地选择出最合适的算法类型和超参数组合。同时通过"良币驱逐劣币", 用正确标记数据纠正错误标记数据, 实现对训练数据的鲁棒性。

一种基于大脑机理的认知学习方法

技术领域

本发明属于人工智能领域，更进一步涉及机器学习中的一种基于大脑机理的认知学习框架与方法。

背景技术

近年来，机器学习受到了极大的关注，成为学术界和工业界研究热点，在众多领域得到广泛应用。人们提出了多种机器学习框架，使得一个系统能够智能地从以往获取的经验中学习。现有的框架有一定优势，然而传统的机器学习框架往往依赖大量的专家知识和大量的高质量标记样本。一旦缺少这些先验，它们的性能将会受到很大的影响。此外，合适的算法模型和参数组合对于学习算法的性能也至关重要。在传统的机器学习算法中，一旦完成了训练过程，模型和超参数将不会再改变，机器学习算法将只能实现训练好的固定的功能，而不能通过自我学习来适应动态的环境和任务。由于这些缺陷，它们的性能和应用范围受到了一定的限制。因此，构建一个能适应动态环境和动态任务的学习框架具有重要的意义和实际应用价值。

P. Kerschke, H. H. Hoos, F. Neumann, H. Trautmann 等人在其发表的论文“Automated algorithm selection: Survey and perspectives” (Evolutionary computation, vol. 27, no. 1, pp. 3-45, 2019.) 中提出了一种统一的元学习算法框架。元学习是一种受教育心理学启发的学习框架，目前已经被应用于机器学习领域。这个框架最主要的组成部分是元特征和元知识库。元学习提取问题特征，在广泛的学习任务上运行不同的机器学习算法，收集它们的性能构成性能知识库。通过从这种经验（也被称为“元数据”）中学习，当面对新的环境与任务时，从知识库中找到与之最相似的元案例，从而快速找到合适的算法模型和超参数来解决新问题。由于这个优势，元学习已经被广泛用于解决分类、图像识别等领域的算法选择和超参数优化问题。然而，该框架存在的不足之处是：当面对一个在元知识库中没有出现过或与已有案例相似度很低的问题时，元学习的性能往往比较差。其次，需要大量的先验任务集，且假定任务之间都是独立同分布的。一旦任务发生动态变化导致不具有独立同分布的特性，该框架便不能及时适应这种变化。此外，该框架不能通过利用实际测试的性能信息改善学习模型，因此，很难处理复杂的数据和复杂的学习环境。

S. Shalev-Shwartz 在其发表的论文“Online learning and online convex optimization” (Foundations and trends in Machine Learning, vol. 4, no. 2, pp. 107-194, 2011.) 中提出了一种在

线学习算法框架。在线学习会按照顺序连续获得训练数据。它可以根据反馈的数据快速调整模型，提高了模型的准确性。然而，该框架存在的不足之处是：在线学习过程只专注于优化当前的任务。当新的任务到达时，由于没有利用之前的任务信息来获取模型的初始参数，会降低学习速度和精度。

C. Finn, A. Rajeswaran, S. Kakade and S. Levin 等人在其发表的论文“Online Meta-Learning” (Proc. of the 36th International Conference on Machine Learning (ICML-19), pp.1920-1930) 中将元学习与在线学习相结合，提出了在线元学习框架，它利用以前的经验获取先验知识，能够适应当前的任务。然而，该框架存在的不足之处是：与元学习类似，在线元学习只能适应经验中存在的任务变化，无法适应全新的任务和环境。此外，当元知识库中存在不良的训练样本时，该框架的学习性能会显著降低。

G. Zeng, Y. Chen, B. Cui and S. Yu 等人在其发表的论文“Continual learning of context-dependent processing in neural networks” (Nat. Mach. Intell., vol.1, pp.364-372, 2019.) 中提出了对神经网络进行连续学习的方法，可以逐渐学习现实世界中的种种规律。然而，该框架存在的不足之处是：如果训练数据不够精准，持续学习的性能也会显著下降。

华北理工大学提出的专利申请“具有脑认知机理的发育自动机及其学习方法”（申请号 CN201510628233.0 申请公布号 CN105205533B）中公开了一种融合脑认知机理的发育自动机。该方法为系统自主发育过程提供了一种泛化能力强，适用范围广的数学模型，并将感觉运动系统与内在动机机制相结合，提高系统的自学习与自适应能力。然而，该框架存在的不足之处是：没有自我评估的功能，无法纠正因错误信号导致的非最优行为。

发明内容

本发明针对上述现有技术的不足，提出一种基于大脑机理的认知学习方法。

为实现上述技术目的，本发明采取的技术方案为：

一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：包括如下步骤：

(1) 在线学习：

(1a) 接收来自外界的动态环境和动态任务；

(1b) 认知特征提取模块提取出动态环境和动态任务的特征，并将其传给认知控制模块；

(1c) 认知控制模块在步骤（1b）中得到的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系，以获得合适的算法类型和超参数组合；

(1d) 认知控制模块从记忆模块的算法和超参数库调用步骤（1c）中选择的具体算法类型和超参数组合，并将其传给学习网络；

(1e) 学习网络模块执行步骤(1d)中调用的算法和超参数,在步骤(1b)提取的动态环境和动态任务中执行超参数和算法,获得相应的学习结果,并将其输出到外界的动态环境中;

(3) 离线自学习:

(2a) 将在线学习步骤(1b)中提取的动态环境和动态任务的原始数据存储至记忆模块中的数据库,并将动态环境和任务的特征、步骤(1c)中选择的算法和超参数及步骤(1e)中得到的学习结果作为新的认知案例,存储至记忆模块中的认知案例库;

(2b) 认知案例库采样认知案例;

(2c) 认知控制模块对步骤(2b)中案例的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系,以获得合适的算法类型和超参数组合;

(2d) 认知控制模块从记忆模块的算法和超参数库调用步骤(2c)中选择的具体算法类型和超参数组合,并将其传给学习网络;

(2e) 学习网络基于步骤(2b)中的动态环境和任务执行由步骤(2d)中获得的算法和超参数,获得相应的学习结果,并将其传给认知评估模块;

(2f) 认知案例库将步骤(2b)该案例过去的最佳学习结果传给认知评估模块;

(2g) 认知评估模块比较步骤(2e)中该案例的新学习结果和步骤(2f)中该案例的历史最佳学习结果,将取得更优学习结果的算法和超参数以及该学习结果作为更新后的历史最佳算法和超参数、学习性能,传给认知案例库,更新步骤(2b)中的认知案例;

(2h) 根据更新后的认知案例库重新训练认知控制模块。

为优化上述技术方案,采取的具体措施还包括:

步骤(1a)接收来的自外界的动态环境和动态任务为 $[e, x] = d \in D$,其中, e 表示描述动态环境的数据, x 表示描述动态任务的数据, d 表示由这两者组成的向量, D 为外界数据库, $\in$ 为属于号,表示动态环境和动态任务来源于外界数据库。

步骤(1b)认知特征提取模块提取出动态环境和动态任务的特征为 $f(e, x)$,并将其传给认知控制模块。

步骤(1c)所述的采用认知控制模块,在步骤(1b)中得到的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系 $S[f(e, x)]$,以获得合适的算法类型 $a \in A$ 和超参数组合 $\lambda \in \Lambda$,其中, A 表示算法库, a 表示其中是一种算法, Λ 表示超参数库, λ 表示其中的一种超参数组合, $\in$ 为属于号,表示动态环境和动态任务来源于外界数据库。

步骤(1e)所述的采用学习网络模块,执行步骤(1d)中调用的算法和超参数,在环境

和任务 d 中执行超参数为 λ 的算法 a ，获得相应的学习结果 $y = a[\lambda, d]$ ，并将其输出到外界的动态环境中。

步骤（2a）所述的采用认知案例库，将在线学习步骤（1b）中提取的动态环境和任务的原始数据 $[e, x]$ 存储至记忆模块中的数据库 $\tilde{D}$ ，并将动态环境和任务的特征 $f(e, x)$ 、步骤（1c）中选择的算法和超参数 (a, λ) 及步骤（1e）中得到的学习结果 y 作为新的认知案例 $[f(e, x), (a_{best}, \lambda_{best}), y_{best}]$ ，存储至记忆模块中的认知案例库。

步骤（2c）所述的采用认知控制模块，对步骤（2b）中案例的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系 $S[f(\tilde{e}, \tilde{x})]$ ，以获得合适的算法类型 $\tilde{a}$ 和超参数组合 $\tilde{\lambda}$ 。

步骤（2e）所述的采用学习网络，基于步骤（2b）中的动态环境和任务 $\tilde{d} = [\tilde{e}, \tilde{x}]$ 执行由步骤（2d）中获得的算法和超参数，获得相应的学习结果 $\tilde{y} = \tilde{a}[\tilde{\lambda}, \tilde{d}]$ ，并将其传给认知评估模块。

步骤（2g）所述的采用认知评估模块，比较步骤（2e）中该案例的新学习结果 $\tilde{y}$ 和步骤（2f）中该案例的历史最佳学习结果 $\tilde{y}_{best}$ ，将取得更优学习结果的算法和超参数以及该学习结果作为更新后的历史最佳算法和超参数、学习性能，传给认知案例库，更新步骤（2b）中的认知案例 $[f(\tilde{e}, \tilde{x}), (\tilde{a}_{best}, \tilde{\lambda}_{best}), \tilde{y}_{best}]$ 。

根据人和灵长类动物的大脑机制，通过模拟人的认知机制和行为以改善智能的机器学习方法，是当前人工智能领域的重要创新点。研究表明，由于大脑中的感觉皮层，前额叶皮层，前运动皮层，前扣带皮层和记忆中心等区域相互协作，人和灵长类动物能够制定和完成复杂的计划来指导行为；能够根据前额叶皮层的活动，在环境和任务变化时灵活快速地改变自己的行为以适应动态变化；能够根据反馈信息修正错误行为并做出更好的决定。这些特征和活动都是由大脑认知机理决定的。

受到人和灵长类动物大脑认知机制的启发，我们发明了一种认知学习的机器学习框架。其根据环境和任务选择最合适的算法类型和参数，能在各种不同的环境和任务中获得良好的学习效果，并且能修正错误行为。该框架内部包括四个主要的模块，即认知特征提取，认知控制，学习网络以及记忆模块。其中记忆模块内部包含数据库，认知案例库，算法和超参数库，分别存储动态环境和任务的数据，认知案例以及具体的算法和超参数值。针对动态的环境和任务，可以灵活地选择出最合适的算法类型和超参数组合。同时通过“良币驱逐劣币”，

用正确标记数据纠正错误标记数据，实现对训练数据的鲁棒性。

本发明与现有技术相比具有以下优点：

第一，由于本发明借鉴大脑机理引入认知控制模块和记忆模块，使得可以调用存储在记忆模块中的认知案例学习结果，由认知控制模块更新环境和任务特征与应选算法和超参数之间的匹配关系，以此方式来不断提高学习能力，选择到更合适的算法和参数。克服了现有框架一旦训练完毕，学习性能便不会再提升的不足，使得本发明拥有自学习的能力。

第二，由于本发明借鉴大脑机理引入认知特征提取模块，使得可以在环境或任务发生变化时，感知到这一变化并提取动态环境和任务的新特征。认知控制模块根据环境和任务特征与算法和超参数选择之间的匹配关系，根据新的特征改变算法类型和超参数组合的选择。克服了现有框架因算法和超参数固定而不能适应动态变化的场景，在新场景中表现不佳的不足。使得本发明可以为不同场景选择出最合适的算法和超参数，具有适应动态环境和任务的能力。

第三，由于本发明借鉴大脑机理引入认知评估模块，使得可以在离线自学习时，对所选算法类型和超参数在某个场景中的性能进行评估，将当前的学习结果与认知案例中的结果进行比较，纠正错误标记的训练样本。克服了现有框架极度依赖训练样本质量的不足，使得本发明可以具有对错误标记训练样本的鲁棒性，减少不佳的训练样本，提升学习性能。使得本发明具有“良币驱逐劣币”的能力。

附图说明

图 1 是本发明的流程图；

图 2(a)至图 2(d)是采用本发明和现有技术在测试次序数不断增加时的算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率对比图；

图 3(a)和图 3(b)是采用本发明和现有技术在环境和任务不断动态转换时的算法以及超参数选择准确率对比图；

图 4(a)至图 4(d)是采用本发明和现有技术在错误标记训练样本量下的算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率对比图。

具体实施方式

以下对本发明的实施例作进一步详细描述。

下面结合附图对发明做进一步描述。

结合附图 1 对本发明方法的具体步骤描述如下。

1.在线学习：

在线学习过程对应脑认知机制的执行控制过程。执行控制是个体在以目标为导向的行为过程中动态灵活地调节多个认知子系统活动的复杂认知过程。它对外部任务和数据进行两种操作，即制定计划来指导行为，和在发生意外变化时进行快速调节。这种机制使灵长类动物能够在动态环境中快速切换行为。

步骤 1.1，接收来自外界的动态环境和动态任务 $[e, x] = d \in D$ 。其中， e 表示描述动态环境的数据， x 表示描述动态任务的数据， d 表示由这两者组成的向量， D 为外界数据库， $\in$ 为属于号，表示动态环境和动态任务来源于外界数据库。

步骤 1.2，认知特征提取模块对应于大脑皮层中的感觉皮层，提取出数据的特征 $f(e, x)$ ，并将其传给认知控制模块。

步骤 1.3，认知控制模块对应于大脑皮层中的前额叶皮层，整合感觉皮层的特征，并基于特征信息和相关经验知识进行认知控制，获取刺激与反应之间的关联信息。在步骤 1.2 中得到的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系 $S[f(e, x)]$ ，以获得合适的算法类型 $a \in A$ 和超参数组合 $\lambda \in \Lambda$ 。其中， A 表示算法库， a 表示其中的一种算法， Λ 表示超参数库， λ 表示其中的一种超参数组合， $\in$ 为属于号，表示算法来源于算法库，超参数组合来源于超参数库。

步骤 1.4，记忆模块对应于大脑中的记忆中心，认知控制模块从记忆模块的算法库 A 和超参数库 Λ 调用步骤 1.3 中选择的具体算法类型和超参数组合，并将其传给学习网络。

步骤 1.5，学习网络模块对应于前运动皮层，根据刺激与反应的关联信息得到具体的运动计划，执行步骤 1.4 中调用的算法和超参数，在环境和任务 d 中执行超参数为 λ 的算法 a 获得相应的学习结果 $y = a[\lambda, d]$ ，并将其输出到外界的动态环境中。

2. 离线自学习：

离线自学习过程对应脑认知机制的内省过程。由于执行控制过程是一个快速的过程，可能导致不适当的运动反应。通过内省存储在内部记忆中导致不适当运动反应的事件，内省过程可以执行更适当的运动反应。内省过程是一种自发的心理活动，与当前的任务或感知的环境无关。

步骤 2.1，记忆模块对应于大脑中的记忆中心，将在线学习步骤 1.2 中提取的动态环境和任务的原始数据 $[e, x]$ 存储至记忆模块中的数据库 $\tilde{D}$ ，并将动态环境和任务的特征 $f(e, x)$ 、步骤 1.3 中选择的算法和超参数 (a, λ) 及步骤 1.5 中得到的学习结果 y 作为新的认知案例

$[f(e, x), (a_{best}, \lambda_{best}), y_{best}]$ ，存储至记忆模块中的认知案例库。

步骤 2.2，认知案例库采样认知案例 $[f(\tilde{e}, \tilde{x}), (\tilde{a}_{best}, \tilde{\lambda}_{best}), \tilde{y}_{best}]$ 。

步骤 2.3，认知控制模块对应于大脑皮层中的前额叶皮层，整合感觉皮层的特征，并基于特征信息和相关经验知识进行认知控制，获取刺激与反应之间的关联信息，对步骤 2.2 中案例的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系 $S[f(\tilde{e}, \tilde{x})]$ ，以获得合适的算法类型 $\tilde{a}$ 和超参数组合 $\tilde{\lambda}$ 。

步骤 2.4，认知控制模块从记忆模块的算法和超参数库调用步骤 2.3 中选择的具体算法类型和超参数组合，并将其传给学习网络。

步骤 2.5，学习网络模块对应于前运动皮层，根据刺激与反应的关联信息得到具体的运动计划，基于步骤 2.2 中的动态环境和任务 $\tilde{d} = [\tilde{e}, \tilde{x}]$ 执行由步骤 2.4 中获得的算法和超参数，获得相应的学习结果 $\tilde{y} = \tilde{a}[\tilde{\lambda}, \tilde{d}]$ ，并将其传给认知评估模块。

步骤 2.6，记忆模块中的认知案例库将步骤 2.2 中该案例过去的最佳学习结果 $\tilde{y}_{best}$ 传给认知评估模块。

步骤 2.7，认知评估模块对应于大脑皮层中的前扣带皮层，监控前运动皮层的冲突反应，比较步骤 2.5 中该案例的新学习结果 $\tilde{y}$ 和步骤 2.6 中该案例的历史最佳学习结果 $\tilde{y}_{best}$ 。然后，将冲突信息反馈给前额叶皮层，即令取得更优学习结果的算法和超参数以及该学习结果作为更新后的历史最佳算法和超参数、学习性能，传给认知案例库，更新步骤 2.2 中的认知案例 $[f(\tilde{e}, \tilde{x}), (\tilde{a}_{best}, \tilde{\lambda}_{best}), \tilde{y}_{best}]$ 。若采样的案例的历史最佳学习结果 y^* 优于新学习结果 y' ，则不更新。否则，按下式更新：

$$[f(\tilde{e}, \tilde{x}), (\tilde{a}_{best}, \tilde{\lambda}_{best}), \tilde{y}_{best}] = [f(\tilde{e}, \tilde{x}), (\tilde{a}, \tilde{\lambda}), \tilde{y}]$$

步骤 2.8，根据更新后的认知案例库重新训练认知控制模块。

下面结合仿真实验对本发明的效果做进一步说明。

1、仿真条件：

本发明的仿真实验在 MATLAB R2016a 软件下进行的。本发明的实例为图像分类任务。

实例共有 5 种不同的环境即 5 个数据集，包括公开数据集 MNIST, FashionMNIST, Cifar-10。另外，还有一个取自 ImageNet 的子数据集，从 ImageNet 中取 5 类，每一类有 4500 个训练样本。和一个取自 MNIST 的子数据集，每一类仅取 1000 个训练样本。分别命名为 mini-ImageNet

和 mini-MNIST。实例共有 2 个任务，即图像分类精度百分比需求和图像分类所需时间需求。

实例的认知特征包含五个数据集特征：数据集中图像的训练样本总数，数据集中图像分类类别个数，数据集中图像宽度（图像被调整为长度与宽度相等），数据集中图像色彩特征，图像分类难度；与两个性能需求特征：图像分类准确率的需求；对图像分类完成时间的需求。

实例的认知控制模块，针对算法选择采取径向基函数神经网络（RBFNN）的结构，针对超参数选择采取 BP 神经网络的结构。

实例的算法库中包含支持向量机，Adaboosting，随机森林，决策树，深度神经网络五种不同的分类算法。超参数库中包含这些算法各自的重要超参数。

2、仿真内容：

图 2(a)至图 2(d)是采用本发明和现有技术在测试次序数不断增加时的算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率对比图；

图 3(a)和图 3(b)是采用本发明和现有技术在环境和任务不断动态转换时的算法以及超参数选择准确率对比图；

图 4(a)至图 4(d)是采用本发明和现有技术在不同错误标记训练样本量下的算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率对比图。

参照附图 2(a)至图 2(d)，采用本发明和现有技术在测试次序数不断增加时的算法以及深度神经网络的超参数选择准确率、图像识别准确率的对比结果的曲线图中可以看出，现有技术中，在首次测试前得到固定的元示例库，随着测试次数增加，其算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率虽然略有波动，但几乎维持稳定。而本方法认知案例空间的大小可以不断扩大，通过吸收测试案例作为训练样本对神经网络进行再训练，这些性能都会逐渐得到改善。结合附图 2(a)和附图 2(b)，以及附图 2(c)和附图 2(d)，还可以看出随着算法以及超参数选择准确率的提高，图像识别准确率也得到了提高。

附图 2(a)和附图 2(b)分别是采用本发明和现有技术在测试次序数不断增加时的算法选择准确率和基于此算法的图像分类准确率对比图。算法选择精度评估是通过检查选择的算法是否为标记的最佳算法。图像分类精度评价是通过检查根据已选算法及其最佳超参数执行图像分类的分类结果是否正确。横坐标表示测试次序数（次），纵坐标表示算法选择/图像分类准确率（百分比）。以红色方格标示的折线表示采用本发明方法的算法选择/图像分类准确率，由于本发明可以存储已被测试的案例至认知案例空间，六次测试时，其针对每个数据集的实际训练样本数分别为 30、50、100、150、250、400。以黑色圆圈标示的折线表示现有技术从具有针对每个数据集 30 个元案例的库实现算法选择的算法选择/图像分类准确率，以蓝色正三角标示的折线表示现有技术从具有针对每个数据集 50 个元案例的库实现算法选择的算法

选择/图像分类准确率，以绿色倒三角标示的折线表示现有技术从具有针对每个数据集 250 个元案例的库实现算法选择的算法选择/图像分类准确率。通过比较两种方法得到的算法选择/图像分类精度变化情况，可以看出，当本发明的训练样本数等于现有方法的元案例个数时，两种方法性能几乎一致。但是采用本发明方法得到的算法选择/图像分类准确率随着测试次数增加而提高，采用现有技术得到的算法选择/图像分类准确率却几乎不变。

附图 2(c)和附图 2(d)分别是采用本发明和现有技术在测试次序数不断增加时的深度神经网络超参数选择准确率和基于此超参数的深度神经网络图像分类准确率对比图。深度神经网络超参数选择精度评估是通过检查选择的超参数是否为标记的最佳超参数。横坐标表示测试次序数（次），纵坐标表示超参数选择/图像分类准确率（百分比）。以红色方格标示的折线表示采用本发明方法的超参数选择/图像分类准确率，由于本发明可以存储已被测试的案例至认知案例空间，六次测试时，其针对每个数据集的训练样本数分别为 50、100、150、200、250、300。以黑色圆圈标示的折线表示现有技术从具有针对每个数据集 50 个元案例的库实现超参数选择的超参数选择/图像分类准确率，以蓝色正三角标示的折线表示现有技术从具有针对每个数据集 100 个元案例的库实现超参数选择的超参数选择/图像分类准确率，以绿色倒三角标示的折线表示现有技术从具有针对每个数据集 250 个元案例的库实现超参数选择的超参数选择/图像分类准确率。通过比较两种方法得到的超参数选择/图像分类精度变化情况，可以看出，当本发明的训练样本数等于现有方法的元案例个数时，两种方法性能几乎一致。但是采用本发明方法得到的超参数选择/图像分类准确率随着测试次数增加而提高，采用现有技术得到的超参数选择/图像分类准确率却几乎不变。

参照附图 3(a)和图 3(b)，采用本发明和现有技术在环境和任务不断动态转换时的算法以及超参数选择准确率对比结果所得的曲线图中，可以看出，不管环境和任务如何变化，本发明都能很快地适应，只需要很少的次数就能达到较好的精度。其中，动态环境指数据集的变化，动态任务指性能需求的变化。完成时间优先是指标记算法是完成时间最少且满足精度要求的算法。精度优先是指标记算法是图像分类精度最高的算法，而完成时间有相对宽松的约束。最高完成时间的限制为 6000 秒，我们将完成时间低于 3000 秒的案例看作时间优先，完成时间高于 3000 秒的案例看作精度优先。在仿真中，环境的变化导致图像数据集特征的变化，任务的变化导致图像分类精度和完成时间的需求变化。现有方法只能在已训练样本上表现出良好性能，一旦环境和任务变化，由于元案例库固定而不能适应，性能持续较低。

附图 3(a)是采用本发明和现有技术在环境和任务不断动态转换时的算法选择准确率对比图。横坐标表示测试次序数（次），纵坐标表示算法选择准确率（百分比）。以红色方格标示的折线表示采用本发明方法的算法选择准确率。以蓝色三角标示的折线表示现有技术从具

有针对 mini-ImageNet 50 个时间优先的元案例的库实现算法选择的算法选择准确率。通过比较两种方法得到的算法选择精度变化情况,可以看出,当一开始第 1~2 次测试在 mini-ImageNet 上选择时间优先的算法时,两种方法的选择精度几乎一致。但是当第 3~7 次测试任务变为精度优先,本发明方法与现有技术一开始的算法选择准确率都降至很低,但是随着测试次数增加本发明方法迅速提高,采用现有技术得到的算法选择准确率却一直较低。当第 8~10 次测试任务再次变为时间优先,本发明方法的性能已经逐渐优于现有技术。当第 11~15 次测试数据集变化为 cifar-10,任务为完成时间优先时,本发明方法与现有技术一开始的算法选择准确率都降至很低,但是随着测试次数增加本发明方法迅速提高,采用现有技术得到的算法选择准确率却一直较低。

附图 3(b)是采用本发明和现有技术在环境和任务不断动态转换时的超参数选择准确率对比图。横坐标表示测试次序数(次),纵坐标表示超参数选择准确率(百分比)。以红色方格标示的折线表示采用本发明方法的超参数选择准确率。以蓝色三角标示的折线表示现有技术从具有针对 mini-ImageNet 50 个时间优先的元案例的库实现超参数选择的超参数选择准确率。通过比较两种方法得到的超参数选择精度变化情况,可以看出,当一开始第 1~2 次测试在 mini-ImageNet 上选择时间优先的超参数时,两种方法的选择精度几乎一致。但是当第 3~11 次测试任务变为精度优先,本发明方法与现有技术一开始的超参数选择准确率都降至很低,但是随着测试次数增加本发明方法迅速提高,采用现有技术得到的超参数选择准确率却一直较低。当第 12~13 次测试任务再次变为时间优先,本发明方法的性能已经逐渐优于现有技术。当第 14~22 次测试数据集变化为 cifar-10,任务为完成时间优先时,本发明方法与现有技术一开始的超参数选择准确率都降至很低,但是随着测试次数增加本发明方法迅速提高,采用现有技术得到的超参数选择准确率却一直较低。

参照附图 4(a)至图 4(d),采用本发明和现有技术在数量不同错误标记训练样本下的算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率的对比结果的曲线图中可以看出,不管错误标记的样本比例是多少,通过评估案例并纠正错误案例,本发明中算法以及超参数选择准确率、图像识别准确率性能会逐渐得到改善。现有技术中,在首次测试前得到固定的元示例库,错误标记样本将一直存储在元案例库中,持续影响性能。劣币指的是认知案例空间中的错误标签案例。劣币率用错误标记案例的比例来表示。算法或超参数选择的训练样本可能贴错了标签,此时面对测试样本很可能作出一个错误的选择。结合附图 4(a)和附图 4(b),以及附图 4(c)和附图 4(d),可以看出随着算法以及超参数选择准确率的提高,图像识别准确率也得到了提高。

附图 4(a)和(b)分别是采用本发明和现有技术在测试次数不断增加时的算法选择准确率/基于算法选择的图像分类准确率对比图。横坐标表示测试次序数(次),纵坐标表示算法选

择/图像分类准确率（百分比）。以红色方格标示的折线表示劣币率为 10%时采用本发明方法的算法选择/图像分类准确率，以橙色圆形标示的折线表示劣币率为 30%时采用本发明方法的算法选择/图像分类准确率。以蓝色正三角标示的折线表示劣币率为 10%时现有技术的算法选择/图像分类准确率，以绿色倒三角标示的折线表示劣币率为 30%时现有技术的算法选择/图像分类准确率。通过比较两种方法得到的算法选择/图像分类精度变化情况，可以看出，本发明所取得的算法选择/图像分类精度优于现有方法。本发明与现有方法一开始都受到劣币的影响，但是本发明的性能会逐渐提升。这是因为一方面，更好的环境和任务特征与算法和超参数间的匹配关系存储在认知案例空间，错误标记样本量的比例降低。另一方面，在本发明中认知评估模块可以将当前的学习结果与之前的学习结果进行比较，并将评价结果反馈给认知控制模块。而采用现有技术始终受到错误标记样本的影响，得到的算法选/图像分类择准确率却几乎不变。

附图 4(c)和(d)分别是采用本发明和现有技术在测试次数不断增加时的超参数选择准确率/深度神经网络中基于超参数选择的图像分类准确率对比图。横坐标表示测试次序数（次），纵坐标表示超参数选择/图像分类准确率（百分比）。以红色方格标示的折线表示劣币率为 10%时采用本发明方法的超参数选择/图像分类准确率，以橙色圆形标示的折线表示劣币率为 30%时采用本发明方法的超参数选择/图像分类准确率。以蓝色正三角标示的折线表示劣币率为 10%时现有技术的超参数选择/图像分类准确率，以绿色倒三角标示的折线表示劣币率为 30%时现有技术的超参数选择/图像分类准确率。通过比较两种方法得到的精度变化情况，可以看出，本发明所取得的超参数选择/图像分类精度优于现有方法。本发明与现有方法一开始都受到劣币的影响，但是本发明的性能会逐渐提升。这是因为一方面，更好的环境和任务特征与算法和超参数间的匹配关系存储在认知案例空间，错误标记样本量的比例降低。另一方面，在本发明中认知评估模块可以将当前的学习结果与之前的学习结果进行比较，并将评价结果反馈给认知控制模块。而采用现有技术始终受到错误标记样本的影响，得到的超参数选择/图像分类择准确率几乎不变。

综合上述仿真结果和分析，本发明所提出的基于大脑机理的认知学习框架与方法，具有自学习、适应动态变化的环境和任务、良币驱除劣币的能力，这使得本发明在实际中能更好的得到应用。

以上仅是本发明的优选实施方式，本发明的保护范围并不仅限于上述实施例，凡属于本发明思路下的技术方案均属于本发明的保护范围。应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明原理前提下的若干改进和润饰，应视为本发明的保护范围。

权利要求书

1、一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：包括如下步骤：

(1) 在线学习：

(1a) 接收来自外界的动态环境和动态任务；

(1b) 认知特征提取模块提取出动态环境和动态任务的特征，并将其传给认知控制模块；

(1c) 认知控制模块在步骤(1b)中得到的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系，以获得合适的算法类型和超参数组合；

(1d) 认知控制模块从记忆模块的算法和超参数库调用步骤(1c)中选择的具体算法类型和超参数组合，并将其传给学习网络；

(1e) 学习网络模块执行步骤(1d)中调用的算法和超参数，在步骤(1b)提取的动态环境和动态任务中执行超参数和算法，获得相应的学习结果，并将其输出到外界的动态环境中；

(2) 离线自学习：

(2a) 将在线学习步骤(1b)中提取的动态环境和动态任务的原始数据存储至记忆模块中的数据库，并将动态环境和任务的特征、步骤(1c)中选择的算法和超参数及步骤(1e)中得到的学习结果作为新的认知案例，存储至记忆模块中的认知案例库；

(2b) 认知案例库采样认知案例；

(2c) 认知控制模块对步骤(2b)中案例的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系，以获得合适的算法类型和超参数组合；

(2d) 认知控制模块从记忆模块的算法和超参数库调用步骤(2c)中选择的具体算法类型和超参数组合，并将其传给学习网络；

(2e) 学习网络基于步骤(2b)中的动态环境和任务执行由步骤(2d)中获得的算法和超参数，获得相应的学习结果，并将其传给认知评估模块；

(2f) 认知案例库将步骤(2b)该案例过去的最佳学习结果传给认知评估模块；

(2g) 认知评估模块比较步骤(2e)中该案例的新学习结果和步骤(2f)中该案例的历史最佳学习结果，将取得更优学习结果的算法和超参数以及该学习结果作为更新后的历史最佳算法和超参数、学习性能，传给认知案例库，更新步骤(2b)中的认知案例；

(2h) 根据更新后的认知案例库重新训练认知控制模块。

2、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤(1a)接收来的自外界的动态环境和动态任务为 $[e, x] = d \in D$ ，其中， e 表示描述动态环境的数据， x 表示描述动态任务的数据， d 表示由这两者组成的向量， D 为外界数据库， $\in$ 为属于号，表示动

态环境和动态任务来源于外界数据库。

3、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（1b）认知特征提取模块提取出动态环境和动态任务的特征为 $f(e, x)$ ，并将其传给认知控制模块。

4、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（1c）所述的采用认知控制模块，在步骤（1b）中得到的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系 $S[f(e, x)]$ ，以获得合适的算法类型 $a \in A$ 和超参数组合 $\lambda \in \Lambda$ ，其中， A 表示算法库， a 表示其中是一种算法， Λ 表示超参数库， λ 表示其中的一种超参数组合， $\in$ 为属于号，表示动态环境和动态任务来源于外界数据库。

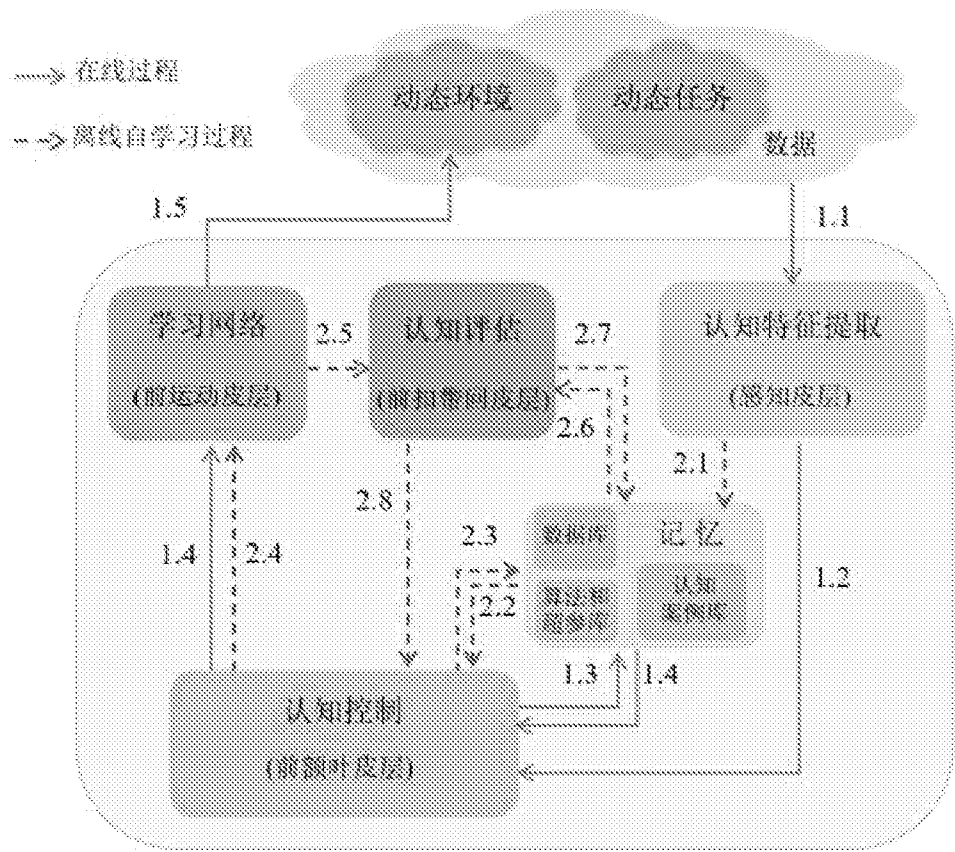
5、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（1e）所述的采用学习网络模块，执行步骤（1d）中调用的算法和超参数，在环境和任务 d 中执行超参数为 λ 的算法 a ，获得相应的学习结果 $y = a[\lambda, d]$ ，并将其输出到外界的动态环境中。

6、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（2a）所述的采用认知案例库，将在线学习步骤（1b）中提取的动态环境和任务的原始数据 $[e, x]$ 存储至记忆模块中的数据库 $\tilde{D}$ ，并将动态环境和任务的特征 $f(e, x)$ 、步骤（1c）中选择的算法和超参数 (a, λ) 及步骤（1e）中得到的学习结果 y 作为新的认知案例 $[f(e, x), (a_{best}, \lambda_{best}), y_{best}]$ ，存储至记忆模块中的认知案例库。

7、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（2c）所述的采用认知控制模块，对步骤（2b）中案例的特征与合适的算法和超参数之间建立映射关系 $S[f(\tilde{e}, \tilde{x})]$ ，以获得合适的算法类型 $\tilde{a}$ 和超参数组合 $\tilde{\lambda}$ 。

8、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（2e）所述的采用学习网络，基于步骤（2b）中的动态环境和任务 $\tilde{d} = [\tilde{e}, \tilde{x}]$ 执行由步骤（2d）中获得的算法和超参数，获得相应的学习结果 $\tilde{y} = \tilde{a}[\tilde{\lambda}, \tilde{d}]$ ，并将其传给认知评估模块。

9、根据权利要求1所述的一种基于大脑机理的认知学习方法，其特征是：步骤（2g）所述的采用认知评估模块，比较步骤（2e）中该案例的新学习结果 $\tilde{y}$ 和步骤（2f）中该案例的历史最佳学习结果 $\tilde{y}_{best}$ ，将取得更优学习结果的算法和超参数以及该学习结果作为更新后的历史最佳算法和超参数、学习性能，传给认知案例库，更新步骤（2b）中的认知案例 $[f(\tilde{e}, \tilde{x}), (\tilde{a}_{best}, \tilde{\lambda}_{best}), \tilde{y}_{best}]$ 。



在线过程	离线自学习过程
1.1接收外界环境和任务	2.1存储当前学习结果为新认知案例
1.2提取环境和任务特征	2.2采样认知案例
1.3选择算法和超参数	2.3选择算法和超参数
1.4调用具体算法模型和超参数组合	2.4调用具体算法模型和超参数组合
1.5获得学习结果	2.5获得学习结果
	2.6调用该认知案例的历史学习结果
	2.7评估出两个学习结果中更优的一个，更新该认知案例
	2.8用更新后的认知案例库重新训练

图 1

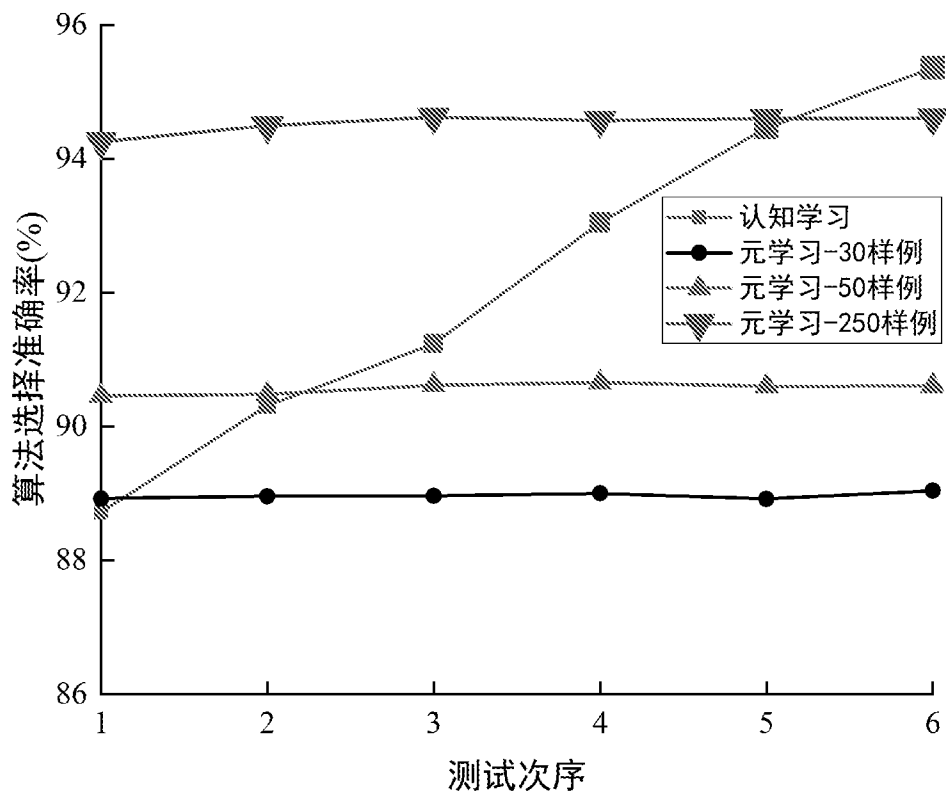


图 2(a)

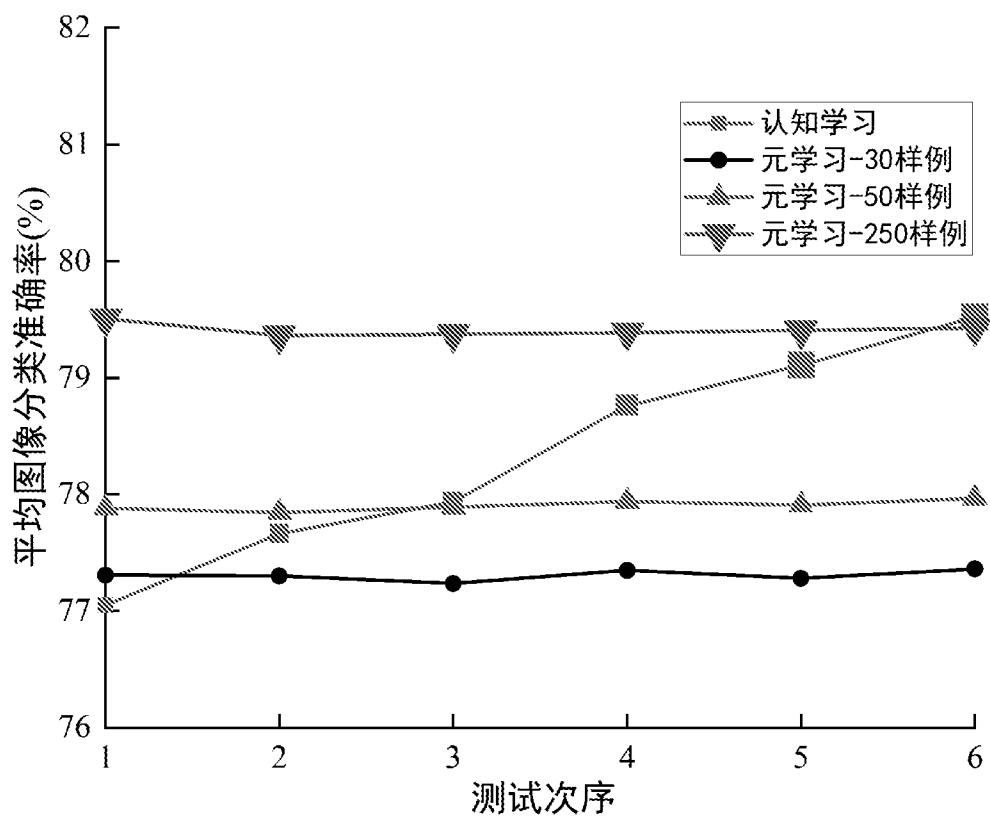


图 2(b)

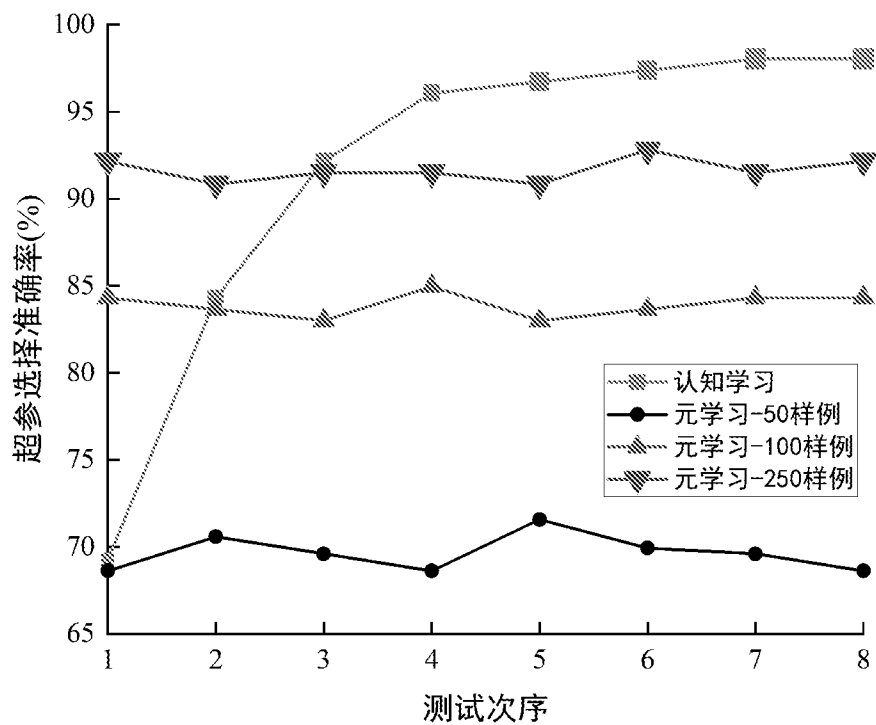


图 2(c)

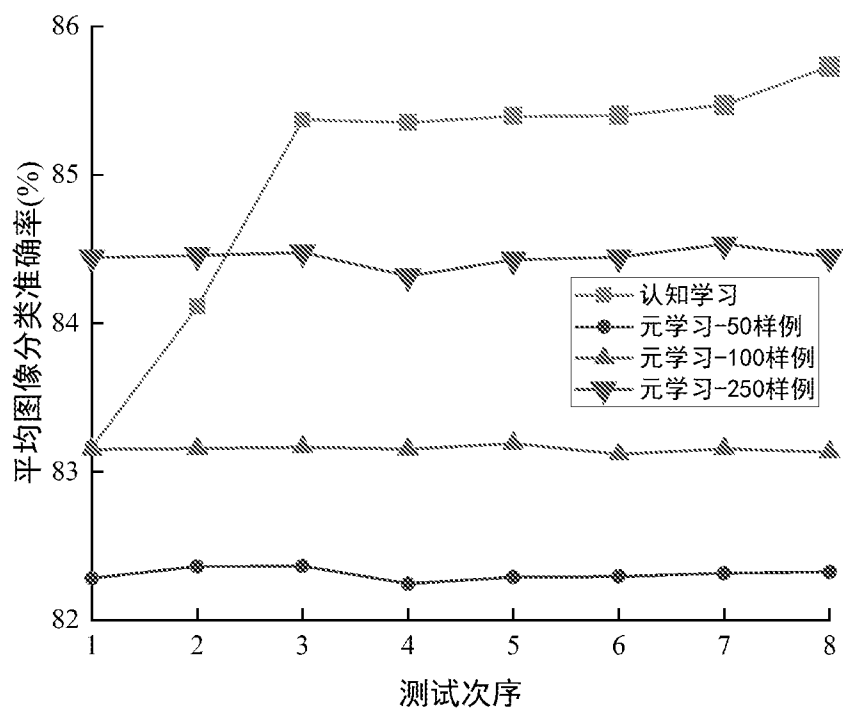


图 2(d)

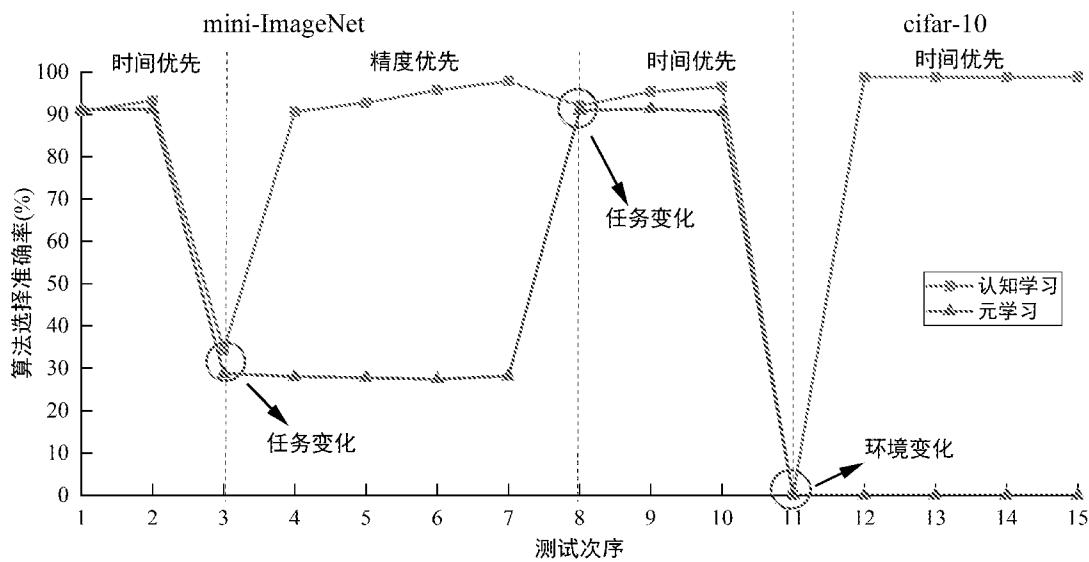


图 3(a)

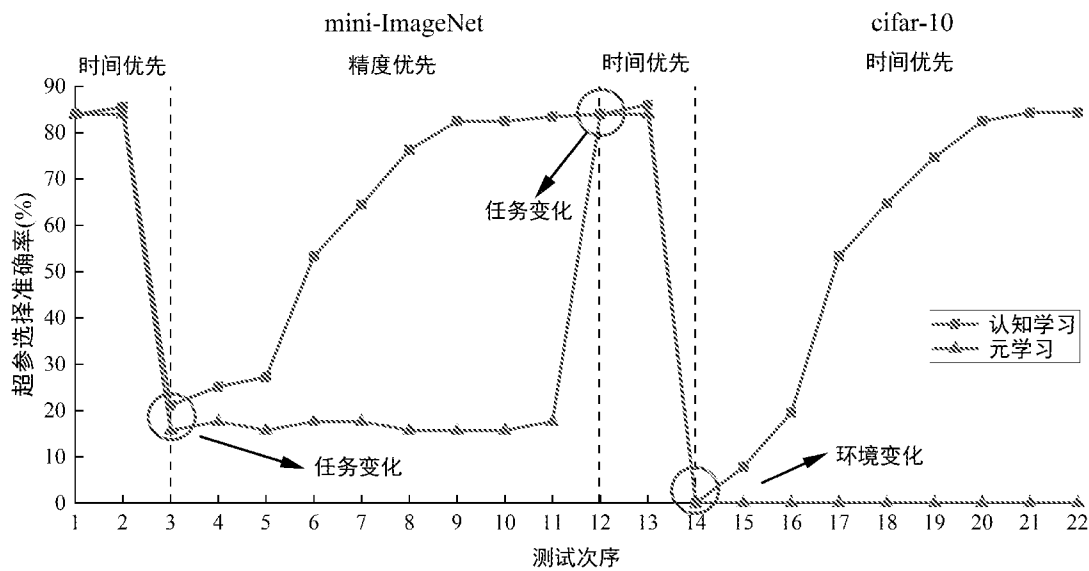


图 3(b)

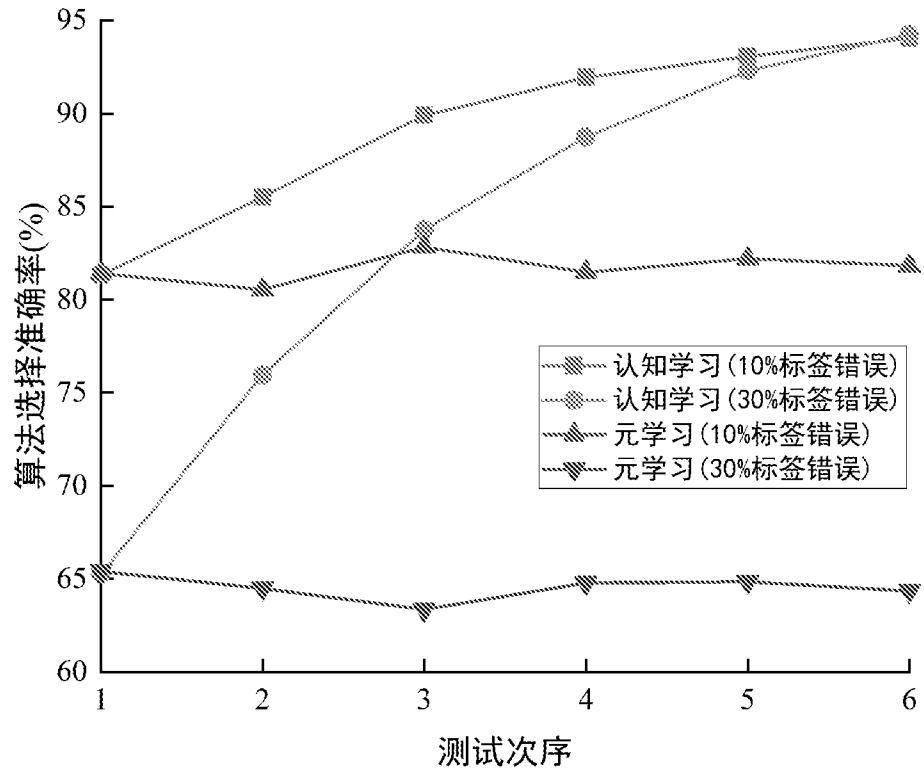


图 4(a)

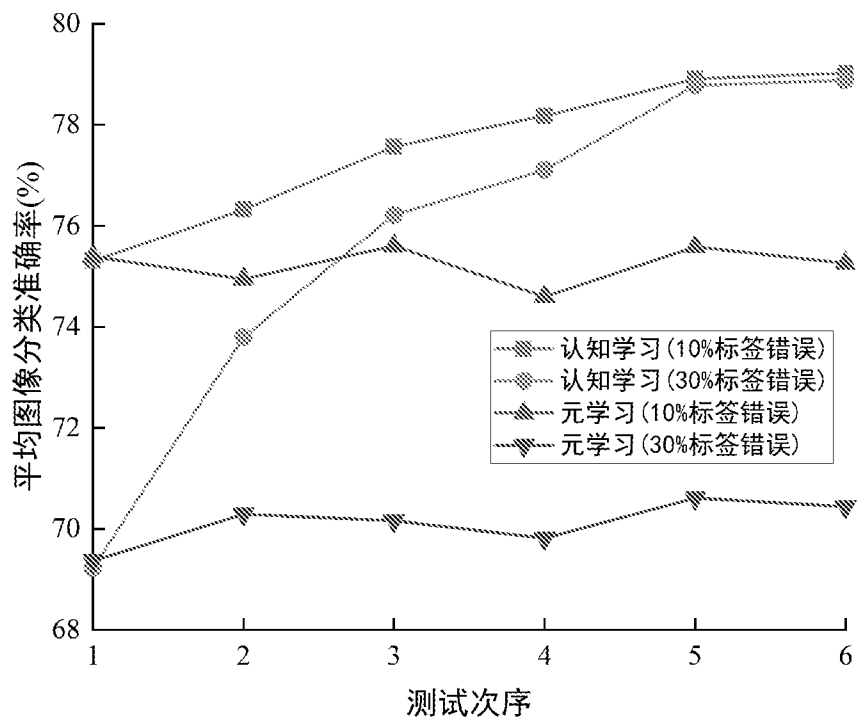


图 4(b)

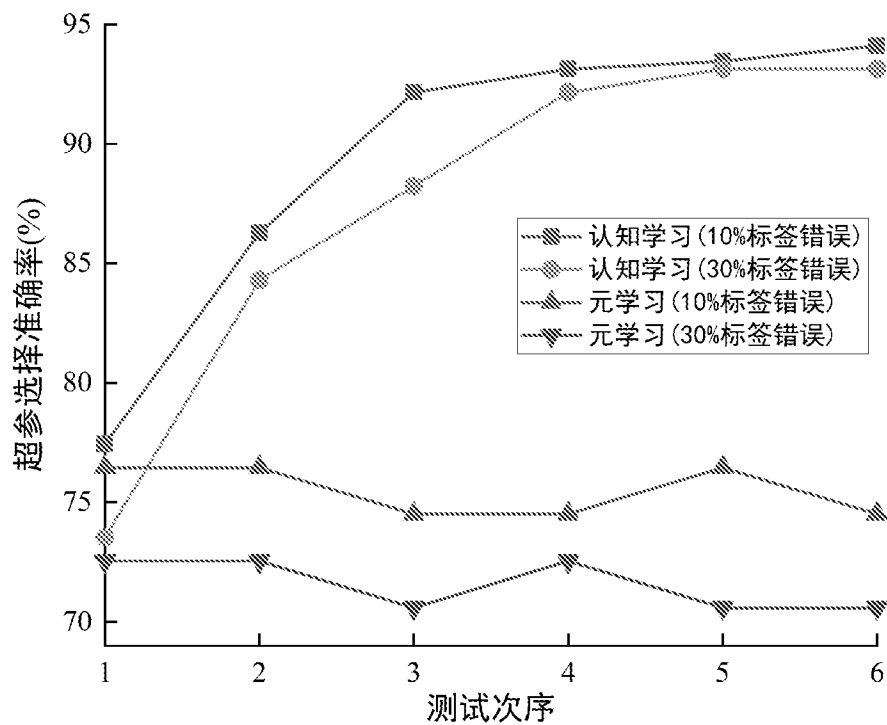


图 4(c)

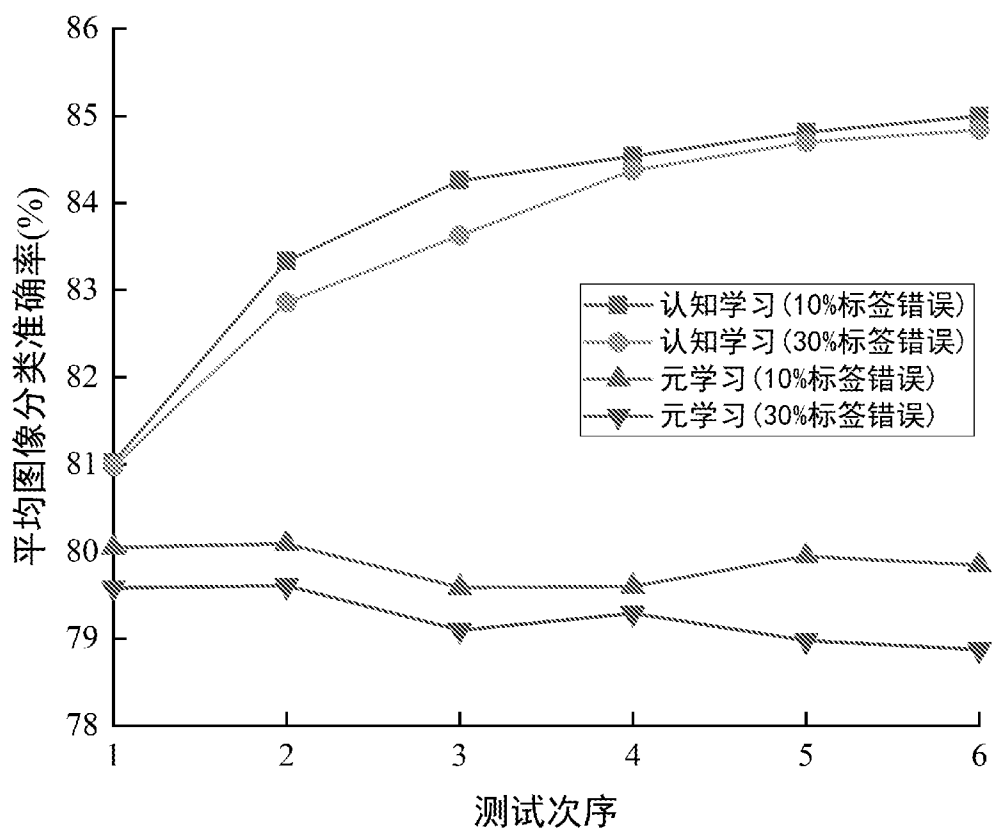


图 4(d)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/129297

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/62(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06K; G06N

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

WPABSC; CNTXT; WPABS; ENTXT; CJFD; DWPI; ENTXTC; VEN: 认知, 脑, 算法, 特征提取, 映射, 认知学习, 在线, 离线, cognitive, brain, algorithm, feature, extract+, map+, online, offline, learning

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 113255765 A (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) 13 August 2021 (2021-08-13) claims 1-9	1-9
A	CN 111714118 A (BEIJING AEROSPACE AUTOMATIC CONTROL RESEARCH INSTITUTE) 29 September 2020 (2020-09-29) entire description	1-9
A	CN 109447140 A (GUANGZHOU 45GO TECHNOLOGY CO., LTD.) 08 March 2019 (2019-03-08) entire description	1-9
A	US 2017091664 A1 (COGNITIVE SCALE INC.) 30 March 2017 (2017-03-30) entire description	1-9



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

10 December 2021

Date of mailing of the international search report

12 January 2022

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088, China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2021/129297

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	113255765	A	13 August 2021	None			
CN	111714118	A	29 September 2020	None			
CN	109447140	A	08 March 2019	CN	109447140	B	12 October 2021
US	2017091664	A1	30 March 2017	US	10445656	B2	15 October 2019

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/129297

A. 主题的分类

G06K 9/62 (2006.01) i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06K; G06N

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

WPABSC;CNTXT;WPABS;ENTXT;CJFD;DWPI;ENTXTC;VEN:认知, 脑, 算法, 特征提取, 映射, 认知学习, 在线, 离线, cognitive, brain, algorithm, feature, extract+, map+, online, offline, learning

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 113255765 A (南京航空航天大学) 2021年8月13日 (2021 - 08 - 13) 权利要求书1-9项	1-9
A	CN 111714118 A (北京航天自动控制研究所) 2020年9月29日 (2020 - 09 - 29) 说明书全文	1-9
A	CN 109447140 A (广州四十五度科技有限公司) 2019年3月8日 (2019 - 03 - 08) 说明书全文	1-9
A	US 2017091664 A1 (COGNITIVE SCALE INC) 2017年3月30日 (2017 - 03 - 30) 说明书全文	1-9

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2021年12月10日

国际检索报告邮寄日期

2022年1月12日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局(ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

黄渊

电话号码 86-010-62411769

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/129297

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	113255765	A	2021年8月13日	无	
CN	111714118	A	2020年9月29日	无	
CN	109447140	A	2019年3月8日	CN 109447140	B 2021年10月12日
US	2017091664	A1	2017年3月30日	US 10445656	B2 2019年10月15日