

Journal of System Simulation

Volume 29 | Issue 9

Article 48

6-2-2020

Research of Air Mission Recognition Method Based on Deep Learning

Qingkai Yao

Department of Information Warfare and Command Training National Defense University, Beijing 100091, China;

Shaojun Liu

Department of Information Warfare and Command Training National Defense University, Beijing 100091, China;

Xiaoyuan He

Department of Information Warfare and Command Training National Defense University, Beijing 100091, China;

Ou Wei

Department of Information Warfare and Command Training National Defense University, Beijing 100091, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Research of Air Mission Recognition Method Based on Deep Learning

Abstract

Abstract: In the large-scale simulation of war game, the air mission is the focus of the commander's attention. The rapid, accurate and automatic recognition of air missions is the prerequisite and basis for intelligent decision making. The rapid development of deep learning technology provided a practical and feasible solution for the extraction of complex battlefield posture features, and provided technical support for studying air mission recognition. *The research progress of the traditional mission recognition research method and the mission recognition method based on the deep learning was summarized. The three methods of deep learning of Convolution Neural Network (CNN), Long-short Term Memory Network (LSTM) and Generate Adversarial Network (GAN) air mission recognition problem in the application were discussed, putting forward the solution ideas.*

Keywords

deep learning, mission recognition, air mission, method research

Recommended Citation

Yao Qingkai, Liu Shaojun, He Xiaoyuan, Ou Wei. Research of Air Mission Recognition Method Based on Deep Learning[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 2227-2231.

基于深度学习的空中任务识别方法研究

姚庆锴，柳少军，贺筱媛，欧微

(国防大学信息作战与指挥训练教研部, 北京 100091)

摘要: 在大规模兵棋仿真推演中, 空中任务是指挥员关注的重点。对空中任务的快速、准确和自动识别, 是智能决策的前提和基础。深度学习技术的迅速发展, 为复杂战场态势特征提取提供了现实可行的解决方法, 为研究空中任务识别提供了技术支持。概述了传统任务识别研究方法和基于深度学习的任务识别方法研究进展, 分别对卷积神经网络 (*Convolutional Neural Networks, CNN*)、长短时记忆网络 (*Long Short Term Memory, LSTM*)、生成对抗网络 (*Generate Adversarial Network, GAN*) 3 种深度学习方法在空中任务识别问题中的应用进行了论述, 提出了解决思路。

关键词: 深度学习; 任务识别; 空中任务; 方法研究

中图分类号: TP183 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 09-2227-05

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201709047

Research of Air Mission Recognition Method Based on Deep Learning

Yao Qingkai, Liu Shaojun, He Xiaoyuan, Ou Wei

(Department of Information Warfare and Command Training National Defense University, Beijing 100091, China)

Abstract: In the large-scale simulation of war game, the air mission is the focus of the commander's attention. The rapid, accurate and automatic recognition of air missions is the prerequisite and basis for intelligent decision making. The rapid development of deep learning technology provided a practical and feasible solution for the extraction of complex battlefield posture features, and provided technical support for studying air mission recognition. *The research progress of the traditional mission recognition research method and the mission recognition method based on the deep learning was summarized. The three methods of deep learning of Convolution Neural Network (CNN), Long-short Term Memory Network (LSTM) and Generate Adversarial Network (GAN) air mission recognition problem in the application were discussed, putting forward the solution ideas.*

Keywords: deep learning; mission recognition; air mission; method research

引言

在大规模兵棋仿真推演过程中, 有经验的指挥员可以根据敌机的飞行状态、作战能力、交战

规则等信息对其执行的作战任务进行判断和预测。随着兵棋系统的不断发展与改进, 其模拟的空中任务正面临许多新的变化: 首先, 作战单元数量剧增, 指挥员逐一分析并确定各目标作战任务工作量十分繁重, 以致难以全面准确地把握战场态势; 其次, 信息技术的不断发展使战场态势演变速度不断加快, 单纯依靠人工识别敌方空中任务将严重影响我方响应时间, 降低作战效率; 最后, 海量战场数据往往是不完整、不及时和不



收稿日期: 2017-05-30 修回日期: 2017-07-10;
基金项目: 国家自然科学基金(U1435218, 61403401);
作者简介: 姚庆锴(1987-), 男, 内蒙古赤峰, 硕士,
研究方向为战争模拟与智能决策; 柳少军(1962-), 男,
辽宁沈阳, 博士, 教授, 研究方向为作战模拟, 决策
支持系统, 智能决策分析。

准确的,甚至带有欺骗性,指挥员难以分析其中隐藏的关键态势。这一系列深刻的变化为空中任务识别增加了难度,传统依靠人工识别的方法已经难以适应高度复杂和快速变换的战场态势,因此,研究智能的空中任务识别方法,将指挥员从多源、复杂、异构的战场数据中解放出来,将更多的精力投入到指挥决策上来,是未来智能兵棋系统发展的一大趋势。

1 传统的任务识别方法

任务识别是典型的模式识别问题,需要从复杂的战场态势中获取特征信息,然后将经过处理后的特征信息与已知的任务模式进行匹配,最后输出识别结果,其一般流程如图 1 所示。

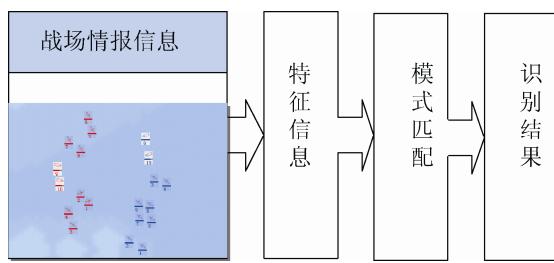


图 1 任务识别流程

Fig. 1 Process of mission recognition

传统的识别方法有模糊推理、贝叶斯网络、D-S 证据、神经网络等,这些方法在不同程度上解决了小规模战术任务识别的不确定推理问题。文献[1]将空中任务识别视为敌方作战平台进行空中任务分配的逆过程,以敌方视角进行推理,并通过连续 Hopfield 神经网络优化算法进行求解,实现了对敌平台空中战术任务识别。神经网络方法比较接近人类思维模式,具有一定自学习能力,可以模拟指挥员的联想、记忆、类比、直觉、归纳、学习等思维过程,不需要组织大量的产生式规则,能较好地克服传统智能方法的知识获取“瓶颈”,但传统的浅层神经网络存在网络训练困难、特征提取难度大和计算精度低等不足,同时识别结果受分类系统泛化能力影响较大。文献[2-4]通过对贝叶斯网络算法进行改进,使其能够适应战

场事件的动态变化,进而对敌方空中目标作战意图进行识别。贝叶斯网络具有很强的因果概率推理能力,可以通过网络参数的不断更新动态地适应战场变化,解决了意图的不确定性推理问题。但贝叶斯网络对复杂战场的适应能力还不足以处理对抗性意图的欺骗行为。各节点事件的先验概率与条件概率的确定也存在一定困难。文献[5]对海战场敌方作战意图划分和具体实施过程进行知识组织和逻辑描述,建立观察证据与战术计划库进行逻辑匹配,通过剪枝与近似推理的方法对敌方战术计划进行识别。虽然在一定程度上解决了不完全观察条件下敌方不同阶段计划意图的推理与识别,但战术计划库的建立依赖领域专家知识,且计划库的更新存在困难。

传统方法虽然一定程度上解决了不确定推理问题,但普遍存在主观经验和专家因素制约、智能化水平不足、复杂系统和大数据样本难以有效推理等问题,因此,迫切需要突破传统技术探索研究面向大数据的智能化推理方法。

2 任务识别研究进展

深度学习技术的发展为任务识别问题提供了新的解决途径。通过构建深度学习网络,模拟指挥员的认知模式和推理过程,让深层神经网络学习指挥员的决策经验,使其像指挥员一样去“思考”,对于提高任务识别的智能性、实时性与科学性,具有显著的理论和实践价值。在已发表的文献中,还没有研究人员采用深度学习的方法解决空中任务识别问题,但已存在大量基于深度学习的模式识别的研究,对研究空中任务识别具有重要的借鉴意义。

文献[6]认为深度学习方法在模式识别领域将发挥重要作用,在对现有的 CAPTCHA(一种可视化的人机交互证明)识别方法进行总结的基础上,提出了基于长短时记忆网络(Long Short Term Memory, LSTM)的 CAPTCHA 识别方法,在与传统的人工神经网络模型的实验对比中取得了较好的识别率。文献[7]采用栈式降噪自编码器(Stacked

Denoising Auto-Encoder, SDAE), 对记录人体动作信息的立体图片进行特征提取, 完成对人体动作的识别。可以看出, SDAE 具有很强的特征提取能力, 可以从复杂的立体图片中提取出人体动作轮廓信息, 同时, 通过引入噪声, 可以有效提升自编码神经网络特征提取的鲁棒性和模式识别的泛化能力。文献[8]采用卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)的方法, 分别构建了两种 CNN 模型对人类面部表情进行识别, 分析了减少隐藏层数对模型的影响。由此可知, CNN 对很难根据人为理解提取出有效特征的图像数据具有很强的解析能力, 可以发掘图片中难以显式表达的隐藏信息。文献[9]提出了一种面向目标意图识别的深度学习模型, 该模型基于栈式自编码器(Stacked Auto-Encoder, SAE)算法, 采用无监督预训练和有监督训练相结合的方式, 实现对目标战术意图的智能识别。

总计上述研究可以得出, 深度学习模型具有良好的模式学习能力和强大的模式存储与记忆能力, 能够学习指挥员的决策知识和推理经验, 并且实现对知识和经验的存储与记忆。面对具有模糊、高维、稀疏和不确定性特征的战场态势空间, 基于深度学习的智能决策模型具有比基于模糊逻辑、产生式规则或浅层神经网络的专家系统更出色的知识表达和模式存储能力。

基于深度学习的空中任务识别方法的核心思想是: 构建深度学习模型, 利用带标签的样本集对模型进行训练, 通过调整模型参数(连接权重、偏置值), 实现对复杂规律和知识的拟合与描述, 最终完成空中任务识别。

3 基于深度学习的空中任务识别方法

3.1 基于 CNN 的态势特征提取方法

卷积神经网络(CNN)是为了解决图像识别问题而设计的, 现已被广泛应用于图像、视频、音频和文本数据处理。它的设计灵感来源于人类视觉的“感受野”, 通过局部连接卷积核的滤波操作实现对数据的特征提取, 降低了对数据预处理的要求, 可

用于挖掘图像中难以显式表达的特征信息。

大型兵棋推演系统的战场态势一般以战场态势图的形式呈现给指挥员, 其中蕴藏着大量“只可意会、不可言传”的关键信息, 有经验的指挥员可以通过态势图显示出敌我双方的作战部署、敌机飞行状态和运动轨迹等信息对目标作战任务、作战计划、作战意图等进行判断和预测, 而这类信息往往无法用公式显式表达, 传统的基于规则的推理方法面对这一类数据就会变得无能为力, 采用基于 CNN 的战场态势特征提取方法可以模拟人类指挥员对复杂战场态势的认知过程, 是解决空中任务识别问题的有效途径。

基于 CNN 的态势特征提取的一般步骤为: (1)构建样本集, 样本集分为训练样本集和测试样本集, 从回放数据库中抽取一系列记录某一空中任务执行过程的视频片段, 将视频按固定时间间隔截取一定数量的画面帧形成样本集; (2)构建基于 CNN 的任务识别模型, 首先设计卷积层数, 卷积层后一般连接一个池化层, 卷积层的多个卷积核可以提取图像中的特征, 池化层的作用是对卷积层提取的特征进行降采样。最后一个卷积层后连接一个全连接的 softmax 层, 实现对特征的分类, 卷积层数可以根据实验结果分析进行调整; (3)设计样本标签, 样本标签可由数据库中记录飞行任务信息的字段给出; (4)利用训练样本集对模型进行有监督训练, 如果识别率未达到要求, 则对模型参数进行调整, 重新训练, 直到识别率达到要求; (5)利用测试样本集对模型进行测试, 检验模型泛化能力。其流程如图 2 所示。

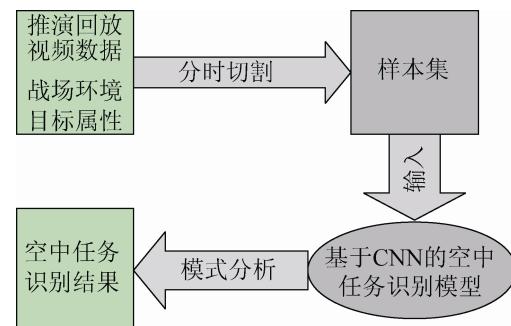


图 2 基于 CNN 的空中任务识别流程

Fig. 2 Process of air mission recognition based on CNN

3.2 基于 LSTM 的时序特征分析方法

长短时记忆(LSTM)网络是递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的改进模型, LSTM 通过引入记忆单元, 可实现对长时间间隔的特征信息进行存储的功能, 解决了传统 RNN 容易出现梯度消失的问题, 是分析时序数据特征的常用模型。

空中任务识别是一个半结构化问题, 其输入信息通常是不完整的、模糊的、带有欺骗性的, 如果不考虑时序性, 就不能有效描述和利用战场态势信息中的时序特征和前后逻辑关系, 因此, 进行空中任务识别就必须综合分析战场态势特征的时序性, 在限定时间内进行有效识别, 没有充分的识别时间, 就不足以判断敌方任务, 识别时间持续过长, 又影响指挥员的决策, 降低指挥决策效率。长短时记忆网络对于分析空中任务识别这类具有时序特征的问题具有很大优势。

模型对空中任务识别的基本流程如下: (1)从实时变化的战场数据中依次提取多个时刻($t_1 \sim t_n$)与目标任务相关的态势数据, 包括相应时空域内的战场环境信息和目标的属性与状态信息等, 形成初始特征集合; (2)对该初始特征集进行整合、归一化和统一编码, 形成标准的时序特征集; (3)将该特征集作为任务识别模型的输入, 通过 LSTM 网络在时间轴上对特征序列的深度学习, 挖掘具有长时依赖性的状态信息中隐含的敌方目标的作战任务信息; (4)综合 LSTM 在连续多个时刻的输出, 通过逻辑回归(logistic regression)分类器, 结合目标任务通过模式解析, 计算并输出对目标任务的识别结果。其中, 基于 LSTM 的循环神经网络设计, 输入特征选择与编码方法、知识表示与模式解析机制, 以及模型学习算法是实现空中任务识别的难点与关键技术。基于 LSTM 的任务识别流程如图 3 所示。

3.3 基于 GAN 的对抗样本生成方法

生成对抗网络(Generate Adversarial Network, GAN)的基本思想源自于二人零和博弈, 目的是学习真实样本分布进而生成新的样本集。GAN 由生

成器 G 和判别器 D 组成, 生成器 G 尽量学习真实数据分布, 判别器则尽量判别其输入数据是来自真实数据还是来自生成器。二者在对抗中不断优化自身网络参数, 最终判别器 D 无法判别输入数据的来源, 则可以认为生成器已经学习到了真实的样本分布。由于 GAN 在对抗中不断优化, 其生成的样本往往可以“以假乱真”, 已经成为人工智能领域最为热门的研究方向。

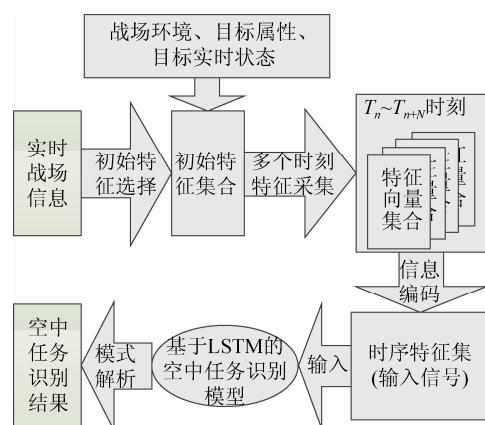


图 3 基于 LSTM 的空中任务识别流程
Fig. 3 Process of air mission recognition based on LSTM

兵棋推演的本质特征是体系对抗, 与 GAN 的设计思想高度契合, 在解决空中任务识别具体问题上有以下两方面应用: 一是解决高质量学习样本不足的问题。历次的兵棋推演虽然积累了大量有关空中任务的数据, 但由于人为失误, 系统故障, 兵棋演习原始数据存在不正确、不完整和不一致等异常情况, 导致能够表达目标任务特征的高质量兵棋数据严重不足。可以通过数据预处理的方法筛选出高质量的样本集, 然后构建 GAN 模型学习样本集的分布特征, 最终实现空中任务样本集的扩充。二是实现智能“机机”对抗博弈。对抗双方都拥有各自的生成器和判别器, 生成器用于生成己方的任务指令, 尽量迷惑对方判别器做出错误判断; 判别器则用于识别对方作战任务, 双方在对抗过程中不断优化自身网络参数, 通过“左右互搏, 自主对抗”的方法实现各自任务识别能力的提升。基于 GAN 的任务识别样本生成方法如图 4 所示。

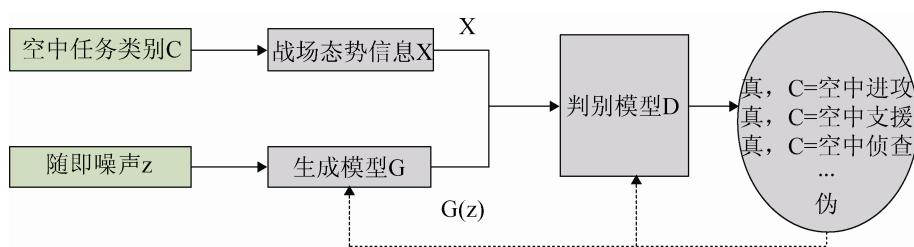


图 4 基于 GAN 的任务识别样本生成方法
Fig. 4 Generating method of air mission recognition based on GAN

4 结论

空中任务识别是指挥员在复杂战场环境下的主观推理过程，既要求指挥员拥有丰富的作战经验，又要敢于突破经验的约束，创造性地洞察敌方空中任务。深度学习参照人脑的学习方式，可以模拟人脑的认知机制、记忆机制和创新机制，是最贴近人类思维方式的机器学习方法，当前深度学习在研究战术层面的任务识别问题上已经取得了很好的成绩，相信在战役战略层面也一定会取得重大突破。本文着眼于信息化时代战场态势认知的迫切军事需求，结合人工智能领域深度学习研究现状，对空中任务进行了分析，并对基于深度学习的空中任务识别方法进行了分析。深度学习在军事领域的应用虽然刚刚起步，但深度学习的潜能一经释放必然会引起军事的巨大变革，我军要抓紧时间开展相关研究，为打赢未来智能化战争奠定坚实的基础。

参考文献：

- [1] 崇元, 李加祥. 对空防御态势分析中敌平台战术任务识别方法 [J]. 指挥控制与仿真, 2015, 37(2): 6-12. (Chong Yuan, Li Jiaxiang. Tactical Task of Operation Platform Recognition in Situation Assessment for Antiaircraft Defending [J]. Command Control & Simulation, 2015, 37(2): 6-12.)
- [2] 朱波, 方立恭, 张小东. 基于贝叶斯网络的空中目标意图识别方法 [J]. 现代防御技术, 2012, 40(2): 109-113. (Zhu Bo, Fang Ligong, Zhang Xiaodong. Intention Assessment to Aerial Target Based on Bayesian Network [J]. Modern Defence Technology, 2012, 40(2): 109-113.)
- [3] 葛顺, 夏学知. 用于战术意图识别的动态序列贝叶斯网络 [J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(1): 76-81. (Ge Shun, Xia Xuezhi. DSBN Used for Recognition of Tactical Intentions [J]. System Engineering and Electronics, 2014, 36(1): 76-81.)
- [4] 王昊冉, 老松杨, 白亮, 等. 基于 MEBN 的战术级空中目标意图识别 [J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(10): 133-138. (Wang Haoran, Lao Songyang, Bai Liang, et al. Tactical Air Target Intention Recognition Based on Multi-Entities Bayesian Network [J]. Fire Control & Command Control, 2012, 37(10): 133-138.)
- [5] 许友国, 林平. 战术计划识别技术在海战中的应用研究 [J]. 军事运筹与系统工程, 2009, 23(1): 53-57. (Xu Youguo, Lin Ping. Research on the Application of Tactical Planning Recognition Technology in Naval Battle [J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2009, 23(1): 53-57.)
- [6] 张亮, 黄曙光, 石昭祥, 等. 基于 LSTM 型 RNN 的 CAPTCHA 识别方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(1): 40-47. (Zhang Liang, Huang Shuguang, Shi Zhaoxiang, et al. CAPTCHA Recognition Method Based on RNN of LSTM [J]. PR & AI, 2011, 24(1): 40-47.)
- [7] 谢立东, 潘伟, 唐超. 一种基于深度学习的人体行为识别框架 [J]. 模式识别与控制, 2014, 21(2): 139-146. (Xie Lidong, Pan Wei, Tang Chao. A Pyramidal Deep Learning Architecture for Human Action Recognition [J]. Int J. Modelling Identification and Control, 2014, 21(2): 139-146.)
- [8] Ruiz-Garcia A, Elshaw M, Altahhan A, et al. Deep Learning for Emotion Recognition in Faces [M]// Artificial Neural Networks and Machine Learning-ICANN 2016. Germany: Springer International Publishing, 2016.
- [9] 欧微, 柳少军, 贺筱媛, 等. 基于目标时序特征编码的战术意图识别算法 [J]. 指挥控制与仿真, 2016, 38(6): 36-41. (Ou Wei, Liu Shaojun, He Xiaoyuan, et al. Algorithm for Tactical Intention Recognition Based on Target Temporal features Encoding [J]. Command Control & Simulation, 2016, 38(6): 36-41.)