

金龙,黄颖,姚才,等. 人工智能技术的热带气旋预报综述(之二)[J]. 气象研究与应用,2020,41(4):05-12.

Jin Long, Huang Ying, Yao Cai, et al. Summary of tropical cyclone forecasting based on artificial intelligence technology (part 2)[J]. Journal of Meteorological Research and Application, 2020, 41(4): 05-12.

人工智能技术的热带气旋预报综述(之二)

——流形学习、智能计算及深度学习的热带气旋预报方法

金 龙¹, 黄 颖^{2*}, 姚 才¹, 黄小燕², 赵华生²

(1. 广西壮族自治区气候中心, 南宁 530022; 2. 广西壮族自治区气象科学研究所, 南宁 530022)

摘要:继“人工智能技术的热带气旋预报综述(之一)”有关 BP 神经网络和集成方法的热带气旋预报研究和业务应用进行详细综述后, 本文将进一步综述流形学习方法在热带气旋预报因子数据挖掘中的应用, 以及各种智能计算模型, 包括粒子群算法、模糊算法、概率算法, 及深度学习方法在热带气旋预报中的应用研究成果, 并对今后气象领域的人工智能发展进行初步设想探讨, 以期能为有效提高人工智能方法的气象灾害预报能力提供有益参考。

关键词: 热带气旋; 智能计算; 流形学习; 数据挖掘; 深度学习

中图分类号: P456

文献标识码: A

doi: 10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2020.4.02

OSID:



引言

近年来, 全球掀起人工智能研发浪潮, 人工智能的发展已经进入到了快速发展阶段, 美国、德国、日本等发达国家均发布了相关规划和政策, 认为发展人工智能是提升国家竞争力、维护国家安全的重大战略。在我国, 2017 年 7 月国务院发布了《新一代人工智能发展规划》, 2018—2020 年的政府工作报告中均指出要深化人工智能的研发应用。这说明人工智能在我国的发展正在迅速上升至国家战略层面^[1-2]。

在气象领域, 充分了解人工智能的特点, 结合我国气象业务现状, 利用人工智能提升气象预报预测的智能化和准确率, 是气象行业工作者和社会大众期待, 也是我国全面推进气象现代化、实现智慧气象的重要途径之一。目前在国内, 也广泛开展了基于人工智能的天气预报应用研究。在以神经网络为代表的人工智能技术方法的气象应用工作中, 张韧^[3]、

金龙^[4]、姚才^[5]、林开平^[6]等, 应用各种神经网络方法建立了各种不同的气象预报模型。近 10a 来, 随着气象观测技术的发展, 数值预报模式的改进, 以及计算机性能的升级, 以“彩云天气”、“墨迹天气”等为代表的人工智能应用快速发展, 其预报方法不同于以往的以天气发展的物理过程为基础的传统天气预报方法。其中, “彩云天气”根据气象实况资料, 利用深度学习, 1h 内降水短临预报的准确率达到 90%^[2]。深度学习(Deep Learning)作为机器学习领域的重要分支, 与一般的浅层网络相比, 它包含有更多的隐含层, 这种多隐层的深度学习网络模型, 可以很有效地对训练数据集作特征提取, 可以实现对数据或实际对象的抽象表达^[7]。目前深度学习方法已在热带气旋预报中有较成功的应用^[8]。

本文继人工智能技术的热带气旋预报综述(之一), 对 BP 神经网络和集成方法的热带气旋预报研究和业务应用进行详细综述后, 进一步综述介绍有关流形学习方法在热带气旋预报因子数据挖掘中

收稿日期: 2020-10-09

基金项目: 广西自然科学基金(2018GXNSFAA281229, 2017GXNSFDA198030, 2018GXNSFAA294128)、国家自然科学基金(42065004, 41765002)

作者简介: 金龙(1952—), 男, 研究员, 主要从事人工智能技术方法研究与业务应用工作。E-mail: jinlong01@163.com

* 通讯作者: 黄颖(1983—), 女, 高级工程师, 主要从事天气预报技术方法研究与业务应用工作。E-mail: yinger2001@126.com

的应用,以及各种智能计算模型,包括目前极为广泛应用的深度学习方法在热带气旋预报研究中的相关研究成果,并对今后气象领域的人工智能发展作进一步的有益探讨,为进一步拓展人工智能方法在气象灾害预报等方面的应用领域和范围提供参考。

1 基于流形学习数据挖掘的 TC 路径、强度预报方法

随着气象预报科学技术的发展,目前能够通过当前气象观测技术条件所获取的气象数据越来越多,如何消除数据噪声,挖掘隐藏于高维观测数据中与预报量相关的有效预报信息,会对气象要素或气象灾害的预报精度有重要影响。为了有效地发现位于高维数据空间中的内在流形结构,近年来基于流形学习的算法日益成为模式识别和机器学习中的研究热点。由于流形学习能够对训练数据集的高维数据空间进行非线性降维,揭示其流形分布,从中找出隐藏在高维观测数据中有意义的低维结构,以便从中提取容易识别的特征^[9]。因此流形学习在智能信息处理和模式识别中具有十分重要的应用前景^[10-12]。目前基于流形学习数据挖掘的 TC 预报方法主要有:等度规映射(ISOMAP)^[13]、局部线性嵌入(LLE)^[14]。各种流形学习算法的目的是寻找一个能够保持高维数据局部几何特性的低维简洁表示,较好地解决数据中的“维数灾难”问题^[9]。

ISOMAP 是 Tenenbaum 等在 2000 年 Science 上提出的一种非线性降维方法^[13]。该方法是利用局部邻域距离近似计算数据点间的流形测地线距离,通过建立原数据的测地线距离与降维数据间的空间距离的对等关系完成数据降维,通过运用多元尺度分析(MDS)^[15]方法把数据点从高维输入空间投影到低维非线性拓扑空间中,获得保持样本间测地距离不变的低维流形。在同期杂志上,Roweis 等提出了局部线性嵌入(LLE)算法^[14]。LLE 是一种无监督的非线性学习算法,通过局部线性关系的联合来揭示全局非线性结构,在保持数据的邻域关系下,计算高维输入数据在低维空间中的嵌入流形。ISOMAP 和 LLE 是流形学习的非线性降维算法代表,能够找出隐藏在高维观测数据中有意义的低维流形分布,消除冗余信息,可成功运用于模拟和真实数据

的处理。

由于流形学习算法具有较深的数学理论基础,以及多学科交叉等特点,也被成功地应用于 TC 强度预报^[16-18]。金龙等^[19]为探索台风预报的新方法,对台风强度预报因子的高维数据,采用流形学习的 ISOMAP 特征提取算法进行降维计算处理,并利用模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)方法对 12~72h TC 强度预报模型进行了研究。采用新模型对 2001—2010 年 10a 的西太平洋 TC 强度进行了 5—10 月的分月预报,建立了 36 个预报时效间隔为 12h 的 TC 强度预报模型。通过对预报模型独立样本的预测实验结果表明,在相同样本情况下,基于 ISOMAP 的 FNN 模型优于气候持续法 (CLIPER) 模型,预报精度达到实际应用的要求。黄颖等^[20]采用局部线性嵌入的特征提取与逐步回归计算相结合的预报因子信息数据挖掘技术,以粒子群-神经网络方法,建立了一种新的非线性人工智能集合预报模型,进行了分月 TC 强度预报模型的建模研究。在建模样本、独立预报样本相同的情况下,分别采用人工智能集合预报方法和气候持续法进行预报试验。试验对比结果表明,前者较后者在 6—9 月 24h 台风强度预报中,4 个月的平均绝对误差下降了 23.10%; 48h TC 强度预报中,4 个月的平均绝对误差下降了 25.54% (见表 1)。进一步研究发现,在变动局部线性嵌入算法 k 近邻个数的情况下,建立的 TC 强度集合预报模型,其预报结果稳定可靠,相对于气候持续法均为正的预报技巧水平 (见表 2),为台风强度客观预报提供了新的预报工具和预报建模方法。

流形学习作为一种新的机器学习方法,其重要作用是能有效发现高维数据集中内在的低维流形结构,并高效地进行维数降维。与传统的维数降维方法相比,流形学习能够很好地处理高维非线性流形结构数据,具有较少的模型参数,易于理解的图模型构建方法,维数降维后的数据特征具有易于解释的可视化特性。尽管流形学习的算法和应用在过去的几年中已经取得了丰硕的成果,但由于其数学理论基础较为复杂,以及多学科间的交叉、融合,对高维数据中有意义的低维结构的研究依然有很多值得进一步探讨的问题。

表 1 人工智能集合预报模型(PNN-LLE)与气候持续法预报模型(CLIPER)
对台风强度独立预报样本的误差统计及比较(见文献[20])

时效	月份	预报次数	平均绝对误差 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)		预报技巧水平(%)
			PNN-LLE	CLIPER	
24h	6	43	4.04	5.27	23.34
	7	47	4.51	5.97	24.46
	8	105	4.94	6.13	19.41
	9	67	5.10	7.03	27.45
	平均		4.76	6.19	23.10
48h	6	29	4.95	8.97	44.82
	7	32	6.22	7.47	16.73
	8	89	7.79	7.86	0.89
	9	55	5.52	10.88	49.26
	平均		6.53	8.77	25.54

表 2 基于局部线性嵌入的粒子群—神经网络集合模型对不同近邻个数的台风强度
独立样本预报误差 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) 及与气候持续法相比预报技巧水平(%) (见文献[20])

时效	月份	预报次数	k=20		k=30		k=35	
			平均绝对误差	预报技巧水平	平均绝对误差	预报技巧水平	平均绝对误差	预报技巧水平
24h	6	43	3.87	26.57	3.75	28.84	3.98	24.48
	7	47	4.69	21.44	4.48	24.96	4.83	19.10
	8	105	5.00	18.43	4.81	21.53	4.87	20.55
	9	67	5.25	25.32	5.03	28.45	5.15	26.74
	平均		4.82	22.13	4.63	25.20	4.79	22.62
48h	6	29	4.46	50.28	4.94	44.93	4.84	46.04
	7	32	6.21	16.87	6.23	16.60	6.21	16.87
	8	89	7.26	7.63	7.12	9.41	7.03	10.56
	9	55	6.03	44.58	5.79	46.78	5.87	46.05
	平均		6.37	27.37	6.32	27.94	6.28	28.39

2 基于粒子群算法、模糊算法、概率算法、Bagging 算法、多模协同算法的 TC 预报方法

粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种基于群体智能的全局优化进化计算方法。该算法的主要特点是采用群体与个体相结合的寻优操作策略,具有算法简单,收敛速度快的特点,更适用于复杂的非线性问题求解^[20]。朱东青^[21]采用具有全局寻优功能的 PSO 算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化,建立了用于 TC 预报的 PSO-BP 神经网络模型。该研究工作采用逐步回归分析的方法

选取预报因子,分别对 TC 路径、强度和中心气压进行 12~48h 的预报,并将预报结果与采用 BP 神经网络、气候持续预报法的预报结果进行对比分析,实验结果表明,论文所建立的 PSO-BP 神经网络模型具有更好的预测精度,从而验证了 PSO-BP 模型在热带气旋预报中的可行性和实用性。赵华生等^[22]等还将粒子群神经网络方法与多维尺度特征提取相结合,进行台风强度预报建模研究。

结合模糊推理系统与神经网络方法形成的模糊神经网络方法,由于同时具有了神经网络的自适应学习能力,以及语言计算、逻辑推理等多种优良性能,因此在人工智能、专家系统、图像识别和管理科

学等许多领域已得到了很好的发展和应用。黄小燕等^[23]以 1960—2007 年共 48a 6 月份西行进入南海海域的 TC 样本为基础,采用模糊神经网络方法,进行了 TC 强度预报模型的预报建模研究。试验预报结果表明,对 175 个独立预报样本模糊神经网络方法的南海 TC 强度 24h 的预报平均绝对误差为 $3.0\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。进一步将该预报方法与国内外普遍采用的气候持续法 TC 强度预报方法进行对比分析,结果表明,气候持续预报方法对同样的 175 个独立样本台风强度的预报平均绝对误差为 $4.5\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

概率神经网络 (Probabilistic neural network, PNN)是由 Specht^[24]提出的,并且近年来,概率神经网络经不断发展和完善,也已被应用于多个不同的学科领域。概率神经网络的主要特点是网络结构简单,具有较好的容错性,其激励函数采用径向函数。概率神经网络采用不同的网络结构可以进行回归和分类建模。Huang 等^[25]以 1949—2012 年共 63a 5—10 月份在南海海域生成的热带气旋样本为基础,采用概率神经网络 (PNN) 方法进行了南海非移入性 TC 强度预报模型的预报建模研究。对试验预报结果,用平均绝对误差、均方根误差以及预报趋势一致率,这 3 个评定指标的统计分析结果发现,该方法的预报效果较好。进一步对 2000—2012 年共 13a 5—10 月份南海非移入性热带气旋的独立预报样本 3 个预报时效的强度预报误差结果统计分析得出,24h 的预报绝对误差 $<5.0\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的样本比例超过 80%,48h 比例则达到 60% 以上,而 72h 的比例也能超过 50%。进一步对比还发现概率神经网络方法相对于气候持续法的预报技巧均为正,最大的技巧水平超过 0.6。

朱雷^[26]提出了一个基于贝叶斯神经网络结合 Bagging 委员会机器集成的 TC 路径预报模型。贝叶斯神经网络可以较好地学习 TC 路径历史数据,并能同时控制网络模型的复杂度,而基于 Bagging 委员会机器的集成预报技术避免了传统集成预报技术中难以确定分量模型权重系数的困难。另外,为了增强预报模型对多模式台风路径的预报能力,研究工作还提出了基于混合密度网络结合 Averaging、Bagging 委员会机器集成的 TC 路径预报模型研究。并在模型的训练策略上采用了对训练数据集“分块策略”进行递进式的模式训练和测试,综合分析预报结果的稳定性和泛化性能。通过对南海台风路径的多组预测数据实验表明,该集成预报方法和预报结

果稳定性和泛化能力上都有所提高。

周笑天^[27-28]通过对站点、预报因子优先,以及神经网络模型结构参数的改进,分别提出了 3 种不同的台风路径智能计算集成预报方法。并进一步以西北太平洋、南海地区 TC 数据为基础,应用建立的集合预报多模协同优化模型、集合预报偏值优化模型和集合预报倾向优化模型,对训练样本集和验证样本集进行预报试验,对比分析表明,台风路径的集合预报倾向优化模型对预报时效在 24~96h,每间隔 12h 的台风路径预报均有很好的预报效果。

3 基于条件数的 TC 预报方法

由于采用逐步回归方法选择预报方程的预报因子时,很难避免预报因子的复共线性噪声影响,为此,黄小燕和金龙^[29]以西行进入南海海域的台风样本为基础,利用台风路径气候持续因子和模式产品作为模型输入建立了条件数台风路径回归预报方程。由于采用条件数计算方法减少了自变量之间的复共线性关系,因此,该预报方法具有更好的台风路径预报效果。另外,将该预报方法与气候持续法台风路径预报方法进行的对比分析发现,该方法的预报精度要高于气候持续法。农吉夫^[30]认为选择合适的变量是建立多元线性回归方程的关键,同时还需要关注多变量之间的复共线性影响,为此该研究工作采用条件数分析方法选择多元回归模型的自变量再以西北太平洋海域的台风强度为研究对象,利用条件数方法建立了西太平洋台风强度预报方程进行预报试验。试验结果表明,条件数回归预报方程在各不同时效的台风强度预报精度均高于逐步回归预报方程。

4 基于支持向量机的 TC 预报方法研究

1999 年,Suyken 等^[31]提出的最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machines, LS-SVM),从机器学习的损失函数入手,在其凸优化问题的目标函数中使用二范数,并利用等式约束条件代替标准 SVM 算法中的不等式约束条件,使得最小二乘支持向量机方法的优化问题求解变为通过 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件得到的一组线性方程组求解。采用该方法,王鑫和杨慧中^[32]建立了基于最小二乘支持向量机的热带气旋强度预报模型。并采用这种预报模型,以气候持续因子和环流因子作为模型预报因子,对 2005 年和 2008 年的西北太平

洋热带气旋强度进行预报试验分析。结果表明,虽然各预报时效的预报误差的方差较大,但测试集 12~72h 预报时效的预报平均绝对误差满足了预定的误差要求。

吕庆平等^[33]利用气候持续性因子,分别采用支持向量机法、神经网络法及最小二乘回归法分别建立了 3 种不同的西北太平洋地区 12~48h 热带气旋路径预报模型。通过 1997—2002 年的台风样本预报试验对比分析发现,支持向量机法明显优于回归方法和神经网络法,12h 的预报水平分别提高了 4.97%和 2.75%,而且随着预报时效的延长,这种预报精度提高的趋势更为明显,48h 的预报精度提高了 11.92%和 7.88%。顾锦荣^[34]等认为支持向量机(SVM)的惩罚参数及核参数的选择直接影响到模型效果,研究工作采用粒子群算法作为支持向量机的参数选择计算方法,实现了参数选择的客观化。在进行热带气旋强度预报试验时,选择了 1990 年的 100 个左右样本进行预报检验,预报时效为 12h、24h、36h、48h 的强度预报平均绝对误差分别为 $3.00\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 、 $4.35\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 、 $4.93\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $6.68\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。另外,该预报结果与国外预报结果及采用最小二乘回归法的预报结果进行对比发现,SVM 方法显示了更好的预报能力。钱燕珍等^[35]将支持向量机回归方法应用于近海和登陆热带气旋的强度预报。并从台风强度、影响范围内的气象因子、地形因子等三个方面,计算寻找相关因子,建立预报模式进行 12~72h 的热带气旋强度预报试验。研究结果认为,总体上该预报模型的强度预报结果与中央气象台的预报结果相近,优于气候持续法的预报,趋势预报优势明显,可高出 7~12 个百分点。

5 基于深度学习的 TC 预报方法

近些年,深度学习神经网络成为很多领域的研究热点,且在气象领域也同样如此。目前,深度学习的卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)方法在 TC 预报研究中应用较多^[36-41]。深度学习的卷积神经网络主要具有两种比较优良的特性,即局部感知和权值共享,其中局部感知是指在 CNN 的学习训练时,每个神经元只与部分图像产生特征映射关系。而在进行卷积神经网络的特征提取时,无论是提取 1 个特征或 n 个特征时,均采用相同的 1 组权值或相同的 n 组权值。由于卷积神经网络具有局部感知和共享权值这两种特性,从而可以显著减

少卷积神经网络的参数,使网络结构更简单清晰^[7]。

准确估测 TC 强度是 TC 预报和灾害预警/管理的关键步骤之一。目前,卷积神经网络模型也被较多的应用于 TC 强度的估测。如,Wimmers 等^[36]提出了利用深度学习卷积神经网络模型,用不同波段的卫星图像估算热带气旋强度。其建立的“DeepMicroNet”模型很有特色。Chen 等^[37]提出采用卫星图像和卷积神经网络模型估测 TC 强度。该模型先采用 2003—2014 年 1097 个全球 TC 的卫星红外亮温和微波雨率数据进行训练,再利用 2015 和 2016 年的 188 个 TCs 数据对其进行进行了优化。利用优化的新模型对 2017 年 94 个全球 TCs 独立测试数据集评估结果表明,新模型有较低预测均方根误差。Pradhan 等^[38]利用图形处理单元设计了一个深度卷积神经网络结构,用于 TC 强度分类。与仅使用卫星图像相比,该模型获得了更好的精度和更低的均方根误差。Lee 等^[39]提出的卷积神经网络 TC 强度估测方法,是利用卷积神经网络方法的可视化手段,分析多光谱卫星 TC 图像的强度特性。该研究发现,深度学习方法可以用来解释 TC 的性能特征。Zhang 等^[40]提出了基于红外和水汽图像的双分支卷积神经网络 TC 强度估计模型,初步研究发现,该模型在热带风暴和超强台风类别下表现最好。Combinido 等^[41]采用卷积神经网络方法,利用从西北太平洋地区不同地球同步卫星获得的 TCs 灰度红外图像进行迁移学习试验,来估测 TC 强度。

除此以外,循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)也被应用于热带气旋强度研究,并在预报试验中取得了较好的效果。Pan 等^[42]采用循环神经网络方法建立了 TC 强度预报模型,该方法对 24h 的台风强度预测误差为 $5.1\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$,预报试验结果接近于主观预报。Sharma 等^[43]提出了一种长短期记忆深度学习神经网络时间序列天气预报模型(RNN-LSTM)。通过利用这种模型预报海温来预测 TC 的发生。由于 TC 的迅速加强主要是发生在短时间内风速发生剧烈变化的地方。Chandra 和 Dayal^[44]利用协同进化训练的递归神经网络进行了南太平洋地区热带气旋快速增强的预报,并取得了较好的预报效果。

6 小结

从本文综述的神经网络、深度学习等人工智能新技术的快速发展,在 TC 预报中的应用取得的大

量研究成果可以看到,无论是 TC 路径和 TC 强度的各时效的预报精度都得到了明显的改进和提高。特别是新技术方法与数值预报模式产品及卫星云图等新观测资料的结合,为 TC 预报提供了更多的有效预报信息。总体而言,TC 路径、强度客观预报精度取得了显著的进步,但是对于奇异路径和强度发生突变的 TC 预报准确性仍然是防灾减灾的难点问题。需要进一步结合对这类 TC 变化的机理研究和新的人工智能计算方法进行更深入的研究。

另外,与传统的统计方法相比,人工智能技术具有自适应学习、非线性映射和容错性等多种优良性能。从而为 TC 预报提供了更为有效的非线性预报建模和预报信息数据挖掘技术方法,可以发现随着计算能力、数据共享快速发展,人工智能在气象领域的应用将会不断加深。人工智能研发和应用在众多学科领域都取得了大量的研究成果,气象学科需要更进一步地充分利用人工智能新的技术理论方法来提高气象预报水平,特别是重要气象灾害的预报能力,并且也需要进一步加强数值预报与人工智能方法的多领域技术融合的研究应用。天气气候系统是一个内部极其复杂的具有多种不稳定源的高阶非线性系统,其内部的相互作用导致其变化具有随机性和复杂性,非线性和预测困难等特性,所以需要更高阶的人工智能算法,通过利用人工智能的图像识别、数据挖掘、关联分析非线性降维特征提取等处理非线性问题能力,来提高气象灾害预报能力,开拓新的气象灾害预报理论方法和新途径。

参考文献:

- [1] 李程怡. 人工智能的关键技术及相关应用[J]. 科技创新与应用, 2020(12):156-157,160.
- [2] 朱玲,吴心玥.人工智能在气象领域的应用述评[J]. 广东气象,2019,41(1):35-39.
- [3] 张韧,蒋国荣,余志豪,等.利用神经网络计算方法建立太平洋副高活动的预报模型[J].应用气象学报,2000,11(4):474-483.
- [4] 金龙.神经网络气象预报建模理论方法与应用[M]. 2004,北京:气象出版社.
- [5] 姚才,金龙,黄明策,等.遗传算法与神经网络相结合的热带气旋强度预报方法试验[J].海洋学报(中文版),2007,29(4):11-19.
- [6] 林开平,刘春霞,黄颖,等.南海热带气旋强度预报的线性模型与非线性模型研究[J].热带气象学报,2013,29(6):1001-1007.
- [7] 付文博,孙涛,梁藉,等.深度学习原理及应用综述[J]. 计算机科学,2018,45(S1):11-15,40.
- [8] Combinido J S, Mendoza J R, Aborot J. A convolutional neural network approach for estimating tropical cyclone intensity using satellite-based infrared images [C].24th International Conference on Pattern Recognition,2018: 1474-1480.
- [9] 尹峻松,肖健,周宗潭,等.非线性流形学习方法的分析与应用[J].自然科学进展,2007,17(8):1015-1025.
- [10] 李鑫,续婷,胡红萍,等.局部流形学习在 SAR 目标分类中的应用[J].现代雷达,2020,42(4):33-36,40.
- [11] 王云艳,罗冷坤,王重阳.基于流形学习的光学遥感图像分类[J].计算机工程与科学,2019,41(7):1212-1219.
- [12] 刘开南,冯新扬,邵超.一种面向图像分类的流形学习降维算法[J].计算机应用与软件,2019,36(8):210-213+229.
- [13] Tenenbaum J B, Silva V D, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290(5500):2319-2323.
- [14] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J].Science,2000,290(5500):2323-2326.
- [15] Torgerson W S. Multidimensional scaling: I theory and method [J]. Psychometrika, 1952, 17(4):401-419.
- [16] Jin L, Huang Y. A particle swarm optimization-neural network prediction model for typhoon intensity based on Isometric Mapping algorithm [C]. Fifth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, 2012:857-861.
- [17] Huang Y, Jin L. A prediction scheme with genetic neural network and Isomap algorithm for tropical cyclone intensity change over Western North Pacific [J]. Meteorology and Atmospheric Physics, 2013, 121(3-4):143-152.
- [18] Lin K P, Chen B L, Dong Y, et al. A genetic neural network ensemble prediction model based on Locally Linear Embedding for typhoon intensity [C]. IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications, 2013: 137-142.
- [19] Jin L, Huang X Y, Shi X M, et al. A fuzzy neural network prediction model based on manifold learning to reduce dimensions for typhoon intensity [C]. IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications, 2013:562-566.
- [20] 黄颖,金龙,黄小燕,等.基于局部线性嵌入的人工智能台风强度集合预报模型[J].气象,2014,40(7):806-815.
- [21] 朱东青.基于 PSO-BP 神经网络的南海热带气旋预报研究[D].南京师范大学.2012.
- [22] Zhao H S, Jin L, Huang Y, et al. An application of ensemble prediction for typhoon intensity based on MDS

- and PSO-ANN[C].Fifth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, 2012: 885 – 888.
- [23] 黄小燕, 史旭明, 刘苏东, 等. 模糊神经网络方法在热带气旋强度预报中的应用研究[J]. 高原气象, 2009, 28(6): 1408–1413.
- [24] Specht D F. Probabilistic neural networks[J]. Neural Networks, 1990, 3(2): 109–118.
- [25] Huang X Y, Guan Z Y, He L et al. A PNN prediction scheme for local tropical cyclone intensity over the South China Sea[J]. Natural Hazards, 2016, 81(2): 1249–1267.
- [26] 朱雷. 基于神经网络委员会机器的南中国海台风路径预报模型研究[D]. 华东师范大学. 2017.
- [27] 周笑天. 基于混合模式集合预报的台风路径预报优化方法研究[D]. 浙江大学. 2019.
- [28] 周笑天, 张丰, 杜震洪, 等. 基于神经网络集合预报的台风路径预报优化[J]. 浙江大学学报(理学版), 2020, 47(2): 196–217.
- [29] 黄小燕, 金龙. 条件数在台风移动路径预报中的应用[J]. 自然灾害学报, 2007, 16(3): 35–40.
- [30] 农吉夫. 预报因子选择的条件数方法及其在台风强度预报中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(23): 146–152.
- [31] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 393–300.
- [32] 王鑫, 杨慧中. 基于 LS-SVM 的热带气旋强度预报[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2010, 9(4): 400–403.
- [33] 吕庆平, 罗坚, 朱坤等. 基于 SVM 的气候持续法在热带气旋路径预报中的应用试验[J]. 海洋预报, 2009, 26(1): 76–83.
- [34] 顾锦荣, 刘华强, 刘向陪. 基于遗传算法—支持向量机模型在热带气旋强度预报中的应用[J]. 海洋预报, 2011, 28(3): 8–14.
- [35] 钱燕珍, 孙军波, 陈佩燕, 等. 用数值预报释用方法做近海及登陆热带气旋强度预报[J]. 气象, 2013, 39(6): 710–718.
- [36] Wimmers A, Velden C, Cossuth J H. Using deep learning to estimate tropical cyclone intensity from satellite passive microwave imagery [J]. Monthly Weather Review, 2019, 147(6): 2261–2282.
- [37] Chen B F, Chen B, Lin H T, et al. Elsberry. Estimating tropical cyclone intensity by satellite imagery utilizing convolutional neural networks [J]. Weather and Forecasting, 2019, 34(2): 447–465.
- [38] Pradhan R, Aygun R S, Maskey M, et al. Tropical cyclone intensity estimation using a deep convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(2): 692–702.
- [39] Lee J, Im J, Cha D H, et al. Tropical cyclone intensity estimation using multi-dimensional convolutional neural networks from geostationary satellite data [J]. Remote Sensing, 2019, 12(1): 108.
- [40] Zhang R, Liu Q S, Hang R L. Tropical cyclone intensity estimation using two-branch convolutional neural network from infrared and water vapor images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(1): 586–597.
- [41] Combinido J S, Mendoza J R, Aborot J. A convolutional neural network approach for estimating tropical cyclone intensity using satellite-based infrared images [C]. 24th International Conference on Pattern Recognition, 2018: 1474–1480.
- [42] Pan B, Xu X, Shi Z W. Tropical cyclone intensity prediction based on recurrent neural networks[J]. Electronics Letters, 2019, 55(7): 413–415.
- [43] Sharma A K, Prasad V, Kumar R, et al. Analysis on the occurrence of tropical cyclone in the South Pacific Region using recurrent neural network with LSTM[C]. International Conference on Neural Information Processing, 2018: 476–486.
- [44] Chandra R, Dayal K S. Coevolutionary recurrent neural networks for prediction of rapid intensification in wind intensity of tropical cyclones in the South Pacific Region [C]. International Conference on Neural Information Processing, 2015: 43–52.

Summary of tropical cyclone forecasting based on artificial intelligence technology (part 2)

——tropical cyclone forecasting methods based on manifold learning, intelligent calculation and deep learning

Jin Long¹, Huang Ying², Yao Cai¹, Huang Xiaoyan², Zhao Huasheng²

(1.Guangxi Climate Center, Nanning Guangxi 530022;

2. Guangxi Institute of Meteorological Sciences, Nanning Guangxi 530022)

Abstract: Following a detailed review of tropical cyclone forecasting research and operational applications of BP neural network and integrated methods in "Review of Tropical Cyclone Forecast Based on Artificial Intelligence Technology (Part 1)", this article further reviewed the application of manifold learning methods in data mining of tropical cyclone predictors. Besides, the applications of various intelligent computing models, including particle swarm algorithm, fuzzy algorithm, probability algorithm, and deep learning methods in tropical cyclone forecasting were also discussed. A preliminary discussion on the development of artificial intelligence in the field of meteorology in the future is expected to provide a useful reference for effectively improving the ability of artificial intelligence to forecast meteorological disasters.

Key words: tropical cyclone; intelligent computing; manifold learning; data mining; deep learning