

## · 综述 ·

## 人工智能在心律失常诊断中的前景与挑战

袁佳标 王群山

(上海交通大学医学院附属新华医院心内科, 上海 200092)

【摘要】近年来,人工智能技术得到了飞速的发展。大数据库的建立,结合高效计算机和云计算平台,再辅以可穿戴设备,人工智能对心电图能够进行自我学习并智能分析。高效准确地给出诊断,在常见心律失常的预警、筛查和临床诊断上都有广阔的应用前景。

【关键词】心律失常;人工智能;诊断

【DOI】10.16806/j.cnki.issn.1004-3934.2020.10.001

## Prospects and Challenges of Arrhythmia Diagnosis by Artificial Intelligence

YUAN Jiali, WANG Qunshan

(Department of Cardiology, Xinhua Hospital Affiliated to Shanghai Jiaotong University School of Medicine, Shanghai 200092, China)

【Abstract】In recent years, artificial intelligence has been developing rapidly. With the establishment of large database, the combination of efficient computer and cloud computing platform, supplemented by wearable devices, artificial intelligence can conduct self-learning and intelligent analysis of electrocardiograms. The efficient and accurate diagnosis has a broad prospect in the early warning, screening and clinical diagnosis of common arrhythmia.

【Key words】Arrhythmia; Artificial intelligence; Diagnosis

心律失常是最常见的一类心血管疾病,但临床上的诊断较为繁琐且部分心律失常准确性不高。近年来飞速发展的人工智能(artificial intelligence, AI)科技以及包括可穿戴设备在内的诸多其他辅助技术,为心律失常的诊断提供了强有力的依据。计算机技术对于心电数据往往比医师有着更高的灵敏度,能够发现医师不能发现和理解的特点。利用 AI 对心电图高精度的自我学习并进行分类,能够辅助诊断甚至预测未来可能会发生的心律失常,并辅助监测患者在院及出院心律,这对于未来心律失常患者的诊断及监测意义重大<sup>[1]</sup>。现结合近几年的最新研究成果,从 AI 对心律失常的诊断效用以及在未来研究中亟待解决的问题等方面展开系列探讨。

## 1 简介

### 1.1 AI 在医学领域中的应用

AI 是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学。近年来,随着庞大全面的电子数据库的建立,以及高效计算机与云计算处理平台的出现,辅以可穿戴设备的

飞速发展, AI 在医学领域的应用飞速发展<sup>[1-2]</sup>, 包括虚拟领域(辅助治疗和知识管理)和物理领域(参与治疗和护理)<sup>[3]</sup>。AI 算法的显著特点是可以直接从海量的数据库中直接学习,无需特殊人为编程。AI 的这一特点在心血管领域的健康监测、疾病诊断、分类、风险分层及最佳治疗方案选择中都有巨大的潜力<sup>[4]</sup>。

### 1.2 心律失常的诊治现状

现代医疗技术快速发展,但心律失常的发病率仍居高不下。以心房颤动为例简述,心电图仍然是心律失常的核心诊断方法。传统心律失常的诊断多依赖于动态心电图(Holter),以提供 24 h 的心电监测。患者携带 Holter 1~3 d,获取连续心电信息。由于患者使用 Holter 时需要携带仪器、导线和垫片,不仅舒适性极差而且影响生活,并且后续数据处理繁琐,导致大规模使用受限,而短时间的 12 导联心电图又常常导致心律失常的漏诊,因此亟需新的技术解决这一困境<sup>[5-6]</sup>。

### 2 AI 在诊断心律失常中的应用前景

过去五年内,若干项 AI 与心律失常的研究相继发

基金项目:国家自然科学基金重大研究计划培育项目(91949128);国家自然科学基金面上项目(81873485)

通信作者:王群山, E-mail: wangqunshan@xinhumed.com.cn

表,这些研究都描述了深度学习算法对于患者及大数据的心电图的应用。通过建立深度神经网络(deep neural network, DNN),AI 能够经验性地找出输入数据(即心电图)与输出数据(即诊断)之间的关系,一旦这种关系建立,AI 就可以高敏感性、高准确性地给出诊断。AI 能够找到其中某些人眼不可见的微小的心电图异常,但这些异常往往包含了大量的信息,其中包括心律失常、心脏结构变化在内的许多病理改变。AI 单纯收集大量信息,而不需要进一步编程或数据预处理的特点,使其在处理大量心电图时有着极佳的优势<sup>[2]</sup>。

## 2.1 辅助诊断心律失常

Hannun 等<sup>[7]</sup>收集了 91 232 份单导联心电图,通过建立 DNN 构建了 AI,旨在利用 AI 对任意一份单导联心电图自动识别,分类成包括正常心律、数种常见心律失常及干扰在内的 12 种心电图,并将 AI 的分类与多名心内科医生的人工诊断共识相比较。在使用独立患者心电图验证后,该 DNN 的受试者特征曲线下面积(ROC)为 0.97(ROC=1 时表明绝对精确,ROC=0.5 时表明完全随机)。平均 F1 值(阳性预测及敏感性)为 0.837,而心内科医生诊断的平均 F1 值为 0.780。Hannun 等<sup>[7]</sup>的研究说明:通过建立 DNN,AI 分析单导联心电图进行诊断的准确性不亚于专业医师的人工诊断,从而在临床工作中能够辅助医师诊断心电图。对于临床工作而言,AI 可以对大量心电图按照紧急程度进行优先分类,对于 Holter 采集的数天的心电图数据进行裁剪选取,甚至筛选出 AI“最不确定”心电图,再交由医师判断,这一流程不仅保证了危险患者的安全,也提高了诊断效率<sup>[7]</sup>。

智能识别心律一直是 AI 诊断的热点之一,之前的诸多研究往往利用 DNN 只能对电冲动起源部位节律进行较为简单的分类,如窦性、室性、室上性和融合等<sup>[8-9]</sup>,或是对一些常见简单心律失常做出诊断,如心房颤动、室性心动过速和室上性心动过速等<sup>[10-12]</sup>。大多数智能诊断的研究都需要人为编辑心电图特点(如 P 波、QRS 波群参数等)来作为不同心电图分类的依据<sup>[13]</sup>。使用 AI 分析心电图的一项最大优势就是不需要具体设定某项心电图特点,AI 能够自动通过大数据进行自我学习,并且给出准确的诊断结果,因此具有巨大的应用潜力。

## 2.2 预测潜在的心律失常

利用 AI 处理心电图不仅能进行现有心电图数据的诊断,而且有潜力对可能发生的心律失常进行预测。

Attia 等<sup>[6]</sup>利用 AI 分析了 454 789 例已有明确诊断的 10 s 12 导联心电图,构建了卷积神经网络。该算法能够在正常窦性心律的心电图发现与心房颤动史

或即将发生心房颤动有关的心房结构改变。使用 10 s 窦性心律的心电图时,AI 判断已发生或预测可能发生心房颤动的 ROC 为 0.87,且多次重复分析能够进一步提升诊断的准确性。值得一提的是,脑钠肽对于心力衰竭的诊断 ROC 为 0.60~0.70,CHA<sub>2</sub>DS<sub>2</sub>-VASc 评分对于卒中风险的诊断 ROC 为 0.57~0.72<sup>[6]</sup>。相比之下可以发现,AI 算法在临床上预测心房颤动具有很高的潜力,这使得在某些阵发性心房颤动患者并未发作时,医师也能够及时做出心房颤动的诊断,并且给予包括抗凝在内的相应治疗,避免漏诊及误诊。

更重要的是,近年来的研究发现构建卷积神经网络评估任意时间静息状态的心电图,可以检测多种心血管方面的指标,包括抗心律失常药物(多非利特)的血浆血药浓度<sup>[14]</sup>、高血钾<sup>[15]</sup>等,也可以高精度地诊断冠心病<sup>[16]</sup>。甚至可以仅使用心电图在无症状患者中筛选左室射血分数<35%的患者,且诊断患者的 ROC 为 0.93<sup>[17-18]</sup>。更有趣的是,利用 AI 仅通过 12 导联心电图就能够高准确性地预测出患者性别和年龄<sup>[19]</sup>,这些发现进一步证明了心电图包含大量和心脏有关的信息,但由于技术以及理论的局限尚不能对其进行解释。使用 AI 分析心电图,对于包括心律失常在内的许多心脏疾病可能具有极高的诊断潜力。

## 2.3 辅助家庭心律失常的监测

随着各类可穿戴设备的普及,以及 5G 网络的推广,自动心电监测逐渐占据越来越重要的地位。一项大规模研究表明,佩戴苹果手表能够有效识别不规则脉率,并且 84% 的不规则脉率与心房颤动有关,从而及时引起患者的重视<sup>[20]</sup>。目前的诸多可穿戴设备的自动心电监测功能能够持续监测患者的心电节律,并提供准确、快速、实时的心电图及分析结果,从而避免储存大量的正常心电图数据。Lin 等<sup>[21]</sup>提出了单导联穿戴及 AI 智能心电图分析设备,AliveCor 公司也生产了 KardiaBand 手环<sup>[22]</sup>及其配套的云处理计算平台和智能终端的应用软件,这些设备能够分析心电图并识别出包括心房颤动在内的数种常见心律失常。利用云数据为基础的 AI 系统,以及可穿戴的手环及相应配套的手机应用,可以根据不同的测量场景快速调整参数。更有研究表明,家庭间歇性心电图记录与 24 h 的 Holter 记录相比,前者能更敏感地诊断心房颤动<sup>[23]</sup>。因此,该类设备针对院内以及家庭监测的患者能够设计不同的方案,从而更好地监测在院及出院的患者情况<sup>[5]</sup>。

随着便携式心电记录设备的更新换代,设备能够获取心电图后通过无线网络或蓝牙传输到云平台,通过 AI 判断心电图的结果,且对于不同人群,如对于筛

查人群及复查人群,进一步设置额外的数据库,可以定制敏感性及特异性的阈值,从而更好地提供临床建议。尤其是 Holter 结果阴性的患者,这类便携设备的普及,可使医疗工作者更加方便诊断和检测隐匿性的心律失常,从而造福更多患者<sup>[5]</sup>。

### 3 AI 诊断心律失常可能面临的挑战

#### 3.1 缺乏明确的病理生理机制

如上文所述,AI 对于心电图的自动识别及疾病预测都是建立在巨大的数据库及自我学习的基础上,因而无法解释这类心电图及对应诊断的病理生理过程。心内科医师恰恰相反,在分析心电图时往往着重分析特定心电图特征(如 P 波、QRS 波群和 QT 间期等),这些特征与心脏的极化与去极化有已知的关系<sup>[13,24]</sup>,对于上述这些心电图特征改变,医师能够明确给出这种改变的临床解释,从而对于共病、并发症等有辅助诊断的价值,对于相关疾病的科研进展也有促进作用。对于那些 AI 发现的特定微小的心电图改变,确定的病理生理解释具有重要意义,包括确立某一全新的治疗思路及靶点,帮助其他临床医生理解该技术,以及对于该技术的推广和进一步升级等<sup>[1,6,25]</sup>。

#### 3.2 既往研究设计的局限性

尽管 AI 自动识别及预测心律失常的诊断准确率较高,现有的大部分研究都是基于院内临床收集的心电图数据库。心律失常及其他的心电图改变的占比与随机人群不同,因此 AI 算法学习了更高比例的非正常心电图。若想进一步用于大规模筛查,还需要对健康的受试人群进行前瞻性研究<sup>[6,8,9]</sup>。对于支持 AI 自我学习的心电图数据库而言,不同种类的心律失常比例也不同。对于那些罕见的心律失常,学习样本的不足是否会一定程度上导致 AI 对于该种心律失常的诊断准确性下降,也需要进一步研究证明<sup>[6-7]</sup>。

不仅如此,许多实验使用单导联或双导联心电图,是否在 12 导联心电图上仍然可行也需要进一步的数据支持。并且大多数现有的研究缺乏亚组(如年龄、性别)用于进一步分析,AI 智能诊断尚不确定能否运用于全部人群<sup>[7]</sup>。若要提升 AI 诊断的可靠性,这些深层次的研究同样必不可少。

#### 3.3 大规模应用的挑战

正如其他 AI 辅助应用一样,AI 心电图自动分析技术的最大挑战不是来源于硬件的计算能力,而是来源于能否构建大规模全面的电子数据库,在这些数据库中,每份心电图都需要有专家的诊断共识,而数据库的全面程度又在一定程度上决定着 AI 发展的上限。想大规模投入使用,除了计算机学家与临床医生的共同协作之外,还需要构建可行的大规模

数据库<sup>[1,6]</sup>。

在实际应用 AI 智能诊断时同样会有许多的社会伦理问题尚未解决<sup>[2,3]</sup>。临床医师、社会公众,甚至法律能否认同 AI 的智能诊断,也都可能成为大规模临床应用 AI 的阻碍。许多心律失常的诊断难以鉴别,AI 与医生的诊断可能出现分歧。当 AI 与医师诊断相悖时,由谁确定最后诊断?若 AI 出现了误诊,延误了治疗甚至造成了不良结局,责任如何划分?医生过度依赖 AI 诊断,是否会影响医疗水平的提高?未来心电图从业人员该如何发展?大规模数据库是否会造成个人隐私的泄露?若想大规模应用此技术,仍有许多困扰需要解决。

### 4 总结

尽管 AI 方法目前尚未大规模应用于心律失常的辅助诊断,但其自我学习的这一特点使其在心电图精准分析上具有极佳的潜力。利用合适的覆盖全人群的大数据库,结合可穿戴设备及现代计算机的数据处理能力,能够使得心律失常的误诊率和漏诊率降到最低,提高高危心律失常的处理速度,最大程度上帮助诊断和治疗心律失常,预防并发症和改善预后。虽然在投入实践前仍有诸多挑战,通过逐步探索完善相关规章制度,AI 在心律失常诊断领域仍有广泛的应用前景。

### 参考文献

- [1] Mincholé A, Rodríguez B. Artificial intelligence for the electrocardiogram[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 22-23.
- [2] 王锡山. 未来医学时代——人工智能诊疗[J]. *中华结直肠疾病电子杂志*, 2017, 6(4): 349-352.
- [3] Hamet P, Tremblay J. Artificial intelligence in medicine[J]. *Metabolism*, 2017, 69S: S36-S40.
- [4] Krittanawong C, Zhang H, Wang Z, et al. Artificial intelligence in precision cardiovascular medicine[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2017, 69(21): 2657-2664.
- [5] Tseng C, Lin C, Chang H, et al. Cloud-based artificial intelligence system for large-scale arrhythmia screening[J]. *Computer*, 2019, 52(1): 40-51.
- [6] Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction[J]. *Lancet*, 2019, 394(10201): 861-867.
- [7] Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 65-69.
- [8] Acharya UR, Oh SL, Hagiwara Y, et al. A deep convolutional neural network model to classify heartbeats[J]. *Comput Biol Med*, 2017, 89: 389-396.
- [9] Rahhal MMA, Bazi Y, Alhichri H, et al. Deep learning approach for active classification of electrocardiogram signals[J]. *Inform Sci*, 2016, 345: 340-354.
- [10] Acharya UR, Fujita H, Lih OS, et al. Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network[J]. *Inform Sci*, 2017, 405: 81-90.
- [11] Zihlmann M, Perekrstenko D, Tschannen M. Convolutional recurrent neural networks for electrocardiogram classification[C]. *Rennes: CinC*, 2017.

(下转第 1006 页)

- 103(2):238-242.
- [23] Egoavil CA, Ho RT, Greenspon AJ, et al. Cardiac resynchronization therapy in patients with right bundle branch block: analysis of pooled data from the MIRACLE and Contak CD trials[J]. *Heart Rhythm*, 2005, 2(6):611-615.
- [24] Bilchick KC, Kamath S, DiMarco JP, et al. Bundle-branch block morphology and other predictors of outcome after cardiac resynchronization therapy in Medicare patients[J]. *Circulation*, 2010, 122(20):2022-2030.
- [25] Peterson PN, Greiner MA, Qualls LG, et al. QRS duration, bundle-branch block morphology, and outcomes among older patients with heart failure receiving cardiac resynchronization therapy[J]. *JAMA*, 2013, 310(6):617-626.
- [26] Garrigue S, Reuter S, Labeque JN, et al. Usefulness of biventricular pacing in patients with congestive heart failure and right bundle branch block[J]. *Am J Cardiol*, 2001, 88(12):1436-1441.
- [27] Chandra R, Zolty R, Palma E. A left hemiblock improves cardiac resynchronization therapy outcomes in patients with a right bundle branch block[J]. *Clin Cardiol*, 2010, 33(2):89-93.
- [28] Tompkins C, Kutyla V, McNitt S, et al. Effect on cardiac function of cardiac resynchronization therapy in patients with right bundle branch block (from the Multicenter Automatic Defibrillator Implantation Trial With Cardiac Resynchronization Therapy [MADIT-CRT] trial) [J]. *Am J Cardiol*, 2013, 112(4):525-529.
- [29] Varma N. Left ventricular conduction delays and relation to QRS configuration in patients with left ventricular dysfunction[J]. *Am J Cardiol*, 2009, 103(11):1578-1585.
- [30] Kandala J, Upadhyay GA, Altman RK, et al. QRS morphology, left ventricular lead location, and clinical outcome in patients receiving cardiac resynchronization therapy[J]. *Eur Heart J*, 2013, 34(29):2252-2262.
- [31] Zhang J, Guo J, Hou X, et al. Comparison of the effects of selective and non-selective His bundle pacing on cardiac electrical and mechanical synchrony[J]. *Europace*, 2018, 20(6):1010-1017.
- [32] Sharma PS, Naperkowski A, Bauch TD, et al. Permanent His bundle pacing for cardiac resynchronization therapy in patients with heart failure and right bundle branch block[J]. *Circ Arrhythm Electrophysiol*, 2018, 11(9):e006613.
- [33] Sharma PS, Dandamudi G, Herweg B, et al. Permanent His-bundle pacing as an alternative to biventricular pacing for cardiac resynchronization therapy: a multicenter experience[J]. *Heart Rhythm*, 2018, 15(3):413-420.
- [34] Chen X, Wu S, Su L, et al. The characteristics of the electrocardiogram and the intracardiac electrogram in left bundle branch pacing [J]. *J Cardiovasc Electrophysiol*, 2019, 30(7):1096-1101.
- [35] Huang W, Su L, Wu S, et al. A novel pacing strategy with low and stable output: pacing the left bundle branch immediately beyond the conduction block[J]. *Can J Cardiol*, 2017, 33(12):1736.e1-1736.e3.
- [36] Vijayaraman P, Herweg B, Ellenbogen KA, et al. His-optimized cardiac resynchronization therapy to maximize electrical resynchronization [J]. *Circ Arrhythm Electrophysiol*, 2019, 12(2):e006934.

收稿日期:2020-04-20

(上接第 1001 页)

- [12] Xiong ZH, Stiles MK, Zhao JC. Robust ECG signal classification for detection of atrial fibrillation using a novel neural network[C]. *Rennes; CinC*, 2017.
- [13] Camps J, Rodríguez B, Mincholé A, et al. Deep learning based QRS multilead delineator in electrocardiogram signals[C]. *Maastricht; CinC*, 2018.
- [14] Attia ZI, Sugrue A, Asirvatham SJ, et al. Noninvasive assessment of dofetilide plasma concentration using a deep learning (neural network) analysis of the surface electrocardiogram: a proof of concept study [J]. *PLoS One*, 2018, 13(8):e0201059.
- [15] Galloway CD, Valys AV, Petterson FL, et al. Non-invasive detection of hyperkalemia with a smartphone electrocardiogram and artificial intelligence [J]. *J Am Coll Cardiol*, 2018, 71(11):A272.
- [16] Acharya UR, Fujita H, Lih OS, et al. Automated detection of coronary artery disease using different durations of ECG segments with convolutional neural network[J]. *Knowl Based Syst*, 2017, 132(15):62-71.
- [17] Attia ZI, Kapa S, Lopez-Jimenez F, et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram [J]. *Nat Med*, 2019, 25(1):70-74.
- [18] Attia ZI, Kapa S, Yao X, et al. Prospective validation of a deep learning electrocardiogram algorithm for the detection of left ventricular systolic dysfunction[J]. *J Cardiovasc Electrophysiol*, 2019, 30(5):668-674.
- [19] Attia ZI, Friedman PA, Noseworthy PA, et al. Age and sex estimation using artificial intelligence from standard 12-lead ECGs [J]. *Circ Arrhythm Electrophysiol*, 2019, 12(9):e007284.
- [20] Perez MV, Mahaffey KW, Hedlin H, et al. Large-scale assessment of a smartwatch to identify atrial fibrillation [J]. *N Engl J Med*, 2019, 381:1909-1917.
- [21] Lin YJ, Chuang CW, Yen CY, et al. Artificial intelligence of things wearable system for cardiac disease detection[C]. *Taiwan, AICAS*, 2019.
- [22] Lau JK, Lowres N, Neubeck L, et al. iPhone ECG application for community screening to detect silent atrial fibrillation: a novel technology to prevent stroke [J]. *Int J Cardiol*, 2013, 165(1):193-194.
- [23] Svennberg E, Engdahl J, Al-Khalili F, et al. Mass screening for untreated atrial fibrillation: The STROKESTOP Study [J]. *Circulation*, 2015, 131(25):2176-2184.
- [24] Lyon A, Mincholé A, Martínez JP, et al. Computational techniques for ECG analysis and interpretation in light of their contribution to medical advances[J]. *J R Soc Interface*, 2018, 15(138):20170821.
- [25] Lyon A, Bueno-Orovio A, Zacur E, et al. Electrocardiogram phenotypes in hypertrophic cardiomyopathy caused by distinct mechanisms: apico-basal repolarization gradients vs. Purkinje-myocardial coupling abnormalities [J]. *Europace*, 2018, 20(suppl\_3):iii102-iii112.

收稿日期:2020-03-26