

机器学习在心理健康中的运用

郑本汇源

福建师范大学心理学院, 福建 福州

收稿日期: 2022年9月10日; 录用日期: 2022年11月8日; 发布日期: 2022年11月16日

摘要

在社会快速发展以及疫情流行的大背景下, 我国民众的心理健康问题日益严重, 引进新的心理监督预测技术刻不容缓。机器学习作为人工智能主要的子领域之一, 可以自动从数据中学习模型以做出更好的决策。由于其计算以及预测结果相较于人工更迅速准确, 今年已被多国引入心理健康领域开始运用, 并在精神疾病诊断、治疗和支持、研究和临床管理等一系列领域展现其作用。本文基于现状, 介绍了当前机器学习在心理健康领域的运用, 以及在该领域进一步发展的期望。

关键词

大数据, 机器学习, 心理健康

Application of Machine Learning in Mental Health

Benhuiyuan Zheng

School of Psychology, Fujian Normal University, Fuzhou Fujian

Received: Sep. 10th, 2022; accepted: Nov. 8th, 2022; published: Nov. 16th, 2022

Abstract

In the context of rapid social development as well as epidemic epidemics, the mental health problems of our population are becoming increasingly serious and the introduction of new psychological supervision and prediction techniques is urgent. Machine learning, one of the main subfields of artificial intelligence, can automatically learn models from data to make better decisions. Because its computation, as well as prediction results, are faster and more accurate compared to human, it has been introduced into the mental health field and started to be used in several countries this year, and has demonstrated its usefulness in a range of areas such as mental illness diagnosis, treatment and support, research and clinical management. This paper presents the cur-

rent use of machine learning in mental health based on the current state of affairs and the expectations for further development in this field.

Keywords

Big Data, Machine Learning, Mental Health

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着社会快速发展,我国精神障碍和心理行为问题发病率不断攀升。最新的相关流行病学调查显示,我国 18 岁以上人口各类精神疾病(除痴呆外)的加权终生患病率为 16.57% [1]。而新型冠状病毒肺炎的全球大流行已经导致心理健康问题风险几率极大增加。然而国内对心理问题的污名化和对心理健康相关事业建设的迟缓,使对具有心理健康问题的个体的介入存在相当大的难度。而心理健康问题一旦长期积累,将有向精神疾病演化的趋势,进一步加重医疗资源负担。因此被动收集心理健康数据是无法从根源上遏制并缓解这一问题,心理健康领域应引进一种主动监测预测技术对群体心理健康状态进行布控和干预。

相较于传统心理健康普查所采用的问卷测量方式,社交媒体、智能手机、可穿戴设备(如 VR; 智能手表等)和神经成像等技术的进步得以使心理健康研究人员和临床医生能够在短时间内收集大量相关数据。这些数据能够客观地对个体进行人物刻画和心理建模。这种建模可追溯的时间跨度大,每个时间节点都存在大量具有时间标记的数据,可以不受限制地对用户各个时间点的心理状态进行回溯,由此可开展横断研究或追踪研究,为后续更具生态性的心理变量分析提供了数据基础[2]。并且心理建模相比于被试各自进行的主观报告,能够提供更为统一的行为测量标准,并经由计算机进行统一的特征提取和计算,计算过程一致性高,结果更为客观。而无侵扰式的情境下数据均出自用户的自发行为,代表了用户的真实意愿,因而更具生态效度[3] [4]。此外,由于个体在使用网络时处于自然状态下,也更有利于研究者对配合性低、个体防御机制较强的人物进行准确地心理刻画,或开展一些由于有些研究本身的特殊性而不易招募相关被试的实验。

心理建模的一般过程包括社交媒体数据准备、特征提取、特征选择、数据建模、交叉验证以及结果输出几个主要部分。而模型建立和处理都需要海量数据支持和分类,这对于数据分析与挖掘提出了一个重大挑战。目前主流的心理建模数据分析技术多数采用机器学习。机器学习算法大致分为三类: 1) 监督学习(包括支持向量机; 神经网络; 深度学习); 2) 无监督学习(包括聚类算法; EM 算法; 主成分分析(降维分析)); 3) 半监督学习。由于机器学习涉及到使用先进的统计和概率技术来构建能够从数据中自动学习的系统,使得数据中的模式能够更容易、更准确地识别,因此能够通过数据源作出更准确的诊断和预后[5]。这种分析技术也正在利用心理健康数据进行探索,在改善患者预后和加强对心理状况及其管理的理解方面具有广泛的潜力。

2. 机器学习在心理健康中的运用

2.1. 精神疾病的筛查和诊断

机器学习可以帮助研究人员通过大数据拟合精神疾病前兆中可能的倾向或异常行为,以开发更好的

筛查工具。目前常规的分析途径大致分为三种，第一种是使用非结构化文本和自然语言处理技术，包括从咨询记录中检测自杀意念[6]，从书面文本中检测精神分裂症[7]，以及分析社交媒体数据以发现抑郁症状[8]。第二种是应用于穿戴式传感器和智能家居上传的数据分析，以评估总体健康状况[9]和检测环境诱发急性精神病发生的风险因素[10]。研究人员还利用分类器分析语音数据以检测精神分裂症和抑郁症的潜在精神状态[11]，并根据语音模式对阿尔茨海默病高危患者进行分类[12]。

在诊断方面，大多数研究都基于神经影像学数据(磁共振成像(MRI)、脑电图(EEG)等)。使用机器学习可以大大减少人工成本并且提升诊断的准确性。例如基于 MRI 数据使用神经网络和关联独立成分分析(LICA)来区分阿尔茨海默病和正常衰老[13] [14]，以及使用 EEG 数据区分自闭症谱系障碍和癫痫[15]以改善精神病的早期诊断。机器学习还可以基于先前诊断的训练数据集预测新患者的诊断[16] [17]和区分具有相似症状的精神健康状况[18]。

2.2. 精神疾病的预后康复支持

精神病患者治疗后仍经常反复，预后效果不良，而传统预后方式对后续康复支持有限，而利用机器学习可以有效预测患者预后的状态以及即时有效地提供预后帮助。最新研究已经证明，基于机器学习对抑郁症患者和精神病临床高危者的临床诊断结果和预后情况预测判断正确率均高于专家判断[19]。利用高精确性的优势，临床采用 NLP 用于预测因自杀未遂入院的患者在出院后的自杀意念和精神症状，已可以改善预后的准确结果[20]。机器学习在精神疾病预后中还有一个巨大的优点，即时性。利用神经网络和多种有监督学习方法对可穿戴式设备监控数据进行实时分析，为抑郁症患者[21]、阿尔茨海默症患者[22]、高压人群[23]等精神障碍罹患及潜在群体提供个性化和及时的干预，并取得了积极的结果。

2.3. 公共心理卫生监督

机器学习在公共心理卫生中的应用包括：评估特定人群和公众的心理健康、监测事件或灾难后的心理健康以及创建风险模型，以提高卫生系统工作效率。公共心理卫生数据通常来自临床数据，而随着自媒体已经网络社区的普及，个人用户将大量信息上传至社交媒体中，社交媒体数据逐渐成为自然语言处理和分类的一个特别有用的流行病学资源，例如我国开展的 60,000 多名大学生心理健康状况的评估就基于他们的社交媒体数据[24]。社交媒体还使研究人员能够评估事件对人群心理健康的影响，例如在新冠肺炎流行期间我国研究者利用手机应用对一线医护人员的心理健康情况进行监测，并在我国主要社交媒体评估用户心理健康变化[25] [26]，为疫情期间我国心理健康卫生提供及时支持。而将 ML 与临床数据结合使用，可以改进流行病学数据分析中的变量选择，并更好地了解抑郁症等心理健康状况复杂风险因素之间的关系[27]。

3. 结束语

本文旨在回顾关于机器学习和大数据在心理健康方面的应用的文献，突出当前的研究和在实践中的应用。机器学习技术的精神卫生应用被确定在四个关键领域：1) 精神健康状况的检测和诊断；2) 精神疾病预后和支持；以及 3) 心理流行病学调查和公共心理卫生监督。研究主要集中在机器学习对改善精神健康状况的检测和诊断方面的益处。人们对机器学习应用于精神卫生研究的其他领域也越来越感兴趣，包括使用机器学习来改进管理和研究方法、治疗和支持精神健康状况、研究公共卫生趋势，以及在线调查支持社区的行为。总体而言，机器学习展示了提高临床和研究过程的效率以及对心理健康和福祉产生新见解的潜力。除了上述三个主流方向外，人们也越来越有兴趣将机器学习应用于心理健康研究的其他领域，包括使用机器学习改进管理和研究方法、心理健康状况的治疗和支持、公共健康趋势研究以及在线

支持社区的行为调查。由于迄今为止在这一领域进行的研究很少，未来的研究还有很大的余地来考虑在社交媒体和电子健康记录数据中改进机器学习技术和指标。基于这个美好前景，我们提出三点期望：第一，希望更多计算机类、工程类等学科的研究者参与并研发更灵敏普适的心理健康算法，提高监督和预测效率；第二，希望心理学研究者，特别是心理健康和精神病学领域开始接受并熟练使用机器学习方法，并与其他多学科共同研发更好的机器学习产品，投入于社会中。第三，社会应鼓励学校使用这类产品，并实行区域数据共享，全国数据联动，根据收集来的数据精准制定政策，学校心理健康中心应鼓励、推广老师积极学习此类技术，更好地服务于学生。这样使产-学-研共同推进心理健康新领域发展，融入进这个由人工智能引发的心理健康革命中。

参考文献

- [1] Huang, Y., Wang, Y.U., Wang, H., *et al.* (2019) Prevalence of Mental Disorders in China: A Cross-Sectional Epidemiological Study. *The Lancet Psychiatry*, **6**, 211-224. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(18\)30511-X](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(18)30511-X)
- [2] Kosinski, M., Stillwell, D. and Graepel, T. (2013) Private Traits and Attributes Are Predictable from Digital Records of Human Behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **110**, 5802-5805. <https://doi.org/10.1073/pnas.1218772110>
- [3] 苏悦, 刘明明, 赵楠, 刘晓倩, 朱廷劭. 基于社交媒体数据的心理指标识别建模: 机器学习的方法[J]. 心理科学进展, 2021, 29(4): 571-585.
- [4] 朱廷劭, 汪静莹, 赵楠, 刘晓倩. 论大数据时代的心理学研究变革[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版), 2015, 36(4): 100-107+2.
- [5] Jordan, M.I. and Mitchell, T.M. (2015) Machine Learning: Trends, Perspectives, and Prospects. *Science*, **349**, 255-260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- [6] Oseguera, O., Rinaldi, A., Tuazon, J., *et al.* (2017) Automatic Quantification of the Veracity of Suicidal Ideation in Counseling Transcripts. In: Stephanidis, C., Ed., *International Conference on Human-Computer Interaction*, Springer, Cham, 473-479. https://doi.org/10.1007/978-3-319-58750-9_66
- [7] Strous, R.D., Koppel, M., Fine, J., *et al.* (2009) Automated Characterization and Identification of Schizophrenia in Writing. *The Journal of Nervous and Mental Disease*, **197**, 585-588. <https://doi.org/10.1097/NMD.0b013e3181b09068>
- [8] Wu, J.L., Yu, L.C. and Chang, P.C. (2012) Detecting Causality from Online Psychiatric Texts Using Inter-Sentential Language Patterns. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, **12**, Article No. 72. <https://doi.org/10.1186/1472-6947-12-72>
- [9] Sano, A., Phillips, A.J., Amy, Z.Y., *et al.* (2015) Recognizing Academic Performance, Sleep Quality, Stress Level, and Mental Health Using Personality Traits, Wearable Sensors and Mobile Phones. 2015 *IEEE 12th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, Cambridge, 9-12 June 2015, 1-6. <https://doi.org/10.1109/BSN.2015.7299420>
- [10] Alam, M.G.R., Abedin, S.F., Al Ameen, M., *et al.* (2016) Web of Objects Based Ambient Assisted Living Framework for Emergency Psychiatric State Prediction. *Sensors*, **16**, Article No. 1431. <https://doi.org/10.3390/s16091431>
- [11] Kliper, R., Portuguese, S. and Weinsall, D. (2015) Prosodic Analysis of Speech and the Underlying Mental State. In: Serino, S., *et al.*, Eds., *International Symposium on Pervasive Computing Paradigms for Mental Health*, Springer, Cham, 52-62. https://doi.org/10.1007/978-3-319-32270-4_6
- [12] Fraser, K.C., Meltzer, J.A. and Rudzicz, F. (2016) Linguistic Features Identify Alzheimer's Disease in Narrative Speech. *Journal of Alzheimer's Disease*, **49**, 407-422. <https://doi.org/10.3233/JAD-150520>
- [13] Sheela Kumari, R., Varghese, T., Kesavadas, C., *et al.* (2014) Longitudinal Evaluation of Structural Changes in Frontotemporal Dementia Using Artificial Neural Networks. In: Satapathy, S.C., *et al.*, Eds., *Proceedings of the International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications (FICTA)*, Springer, Cham, 165-172. https://doi.org/10.1007/978-3-319-02931-3_20
- [14] Doan, N.T., Engvig, A., Zaske, K., *et al.* (2017) Distinguishing Early and Late Brain Aging from the Alzheimer's Disease Spectrum: Consistent Morphological Patterns across Independent Samples. *Neuroimage*, **158**, 282-295. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.06.070>
- [15] Bosl, W.J., Loddenkemper, T. and Nelson, C.A. (2017) Nonlinear EEG Biomarker Profiles for Autism and Absence Epilepsy. *Neuropsychiatric Electrophysiology*, **3**, Article No. 1. <https://doi.org/10.1186/s40810-017-0023-x>
- [16] Mohammadi, M., Al-Azab, F., Raahemi, B., *et al.* (2015) Data Mining EEG Signals in Depression for Their Diagnostic

Value. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, **15**, Article No. 108.

<https://doi.org/10.1186/s12911-015-0227-6>

- [17] Skåtun, K.C., Kaufmann, T., Doan, N.T., *et al.* (2017) Consistent Functional Connectivity Alterations in Schizophrenia Spectrum Disorder: A Multisite Study. *Schizophrenia Bulletin*, **43**, 914-924. <https://doi.org/10.1093/schbul/sbw145>
- [18] Dimitriadis, S.I., Liparas, D., Tsolaki, M.N., *et al.* (2018) Random Forest Feature Selection, Fusion and Ensemble Strategy: Combining Multiple Morphological MRI Measures to Discriminate among Healthy Elderly, MCI, cMCI and Alzheimer's Disease Patients: From the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) Database. *Journal of Neuroscience Methods*, **302**, 14-23. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2017.12.010>
- [19] Koutsouleris, N., Kambeitz-Ilankovic, L., Ruhrmann, S., *et al.* (2018) Prediction Models of Functional Outcomes for Individuals in the Clinical High-Risk State for Psychosis or with Recent-Onset Depression: A Multimodal, Multisite Machine Learning Analysis. *JAMA Psychiatry*, **75**, 1156-1172. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2018.2165>
- [20] Cook, B.L., Progovac, A.M., Chen, P., *et al.* (2016) Novel Use of Natural Language Processing (NLP) to Predict Suicidal Ideation and Psychiatric Symptoms in a Text-Based Mental Health Intervention in Madrid. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, **2016**, Article ID: 8708434. <https://doi.org/10.1155/2016/8708434>
- [21] Yang, S., Zhou, P., Duan, K., *et al.* (2018) emHealth: Towards Emotion Health through Depression Prediction and Intelligent Health Recommender System. *Mobile Networks and Applications*, **23**, 216-226. <https://doi.org/10.1007/s11036-017-0929-3>
- [22] Chalmers, C., Hurst, W., Mackay, M., *et al.* (2016) A Smart Health Monitoring Technology. In: Huang, D.-S., *et al.*, Eds., *International Conference on Intelligent Computing*, Springer, Cham, 832-842. https://doi.org/10.1007/978-3-319-42291-6_82
- [23] Salafi, T. and Kah, J.C.Y. (2015) Design of Unobtrusive Wearable Mental Stress Monitoring Device Using Physiological Sensor. In: Goh, J. and Lim, C.T., Eds., *7th WACBE World Congress on Bioengineering 2015*, Springer, Cham, 11-14. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19452-3_4
- [24] Liang, X., Gu, S., Deng, J., *et al.* (2015) Investigation of College Students' Mental Health Status via Semantic Analysis of Sina Microblog. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, **20**, 159-164. <https://doi.org/10.1007/s11859-015-1075-z>
- [25] Li, W., Frank, E., Zhao, Z., *et al.* (2020) Mental Health of Young Physicians in China during the Novel Coronavirus Disease 2019 Outbreak. *JAMA Network Open*, **3**, e2010705. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2020.10705>
- [26] Liu, T., Li, S., Qiao, X., *et al.* (2021) Longitudinal Change of Mental Health among Active Social Media Users in China during the COVID-19 Outbreak. *Healthcare (Basel)*, **9**, Article No. 833. <https://doi.org/10.3390/healthcare9070833>
- [27] Dipnall, J.F., Pasco, J.A., Berk, M., *et al.* (2017) Why So GLUMM? Detecting Depression Clusters through Graphing Lifestyle-Environments Using Machine-Learning Methods (GLUMM). *European Psychiatry*, **39**, 40-50. <https://doi.org/10.1016/j.eurpsy.2016.06.003>