

## · 综 述 ·

# 人工神经网络在重症监护室的应用

周伟炜, 宋以信

(北京大学第一医院老年内科, 北京市 100034)

**【摘 要】**随着医学和电子信息技术的迅速发展, 人工神经网络(ANN)越来越多地被应用在重症监护室(ICU)中。ANN可以把大量的临床资料转化为信息, 辅助医护人员进行诊断和治疗。在ICU中, ANN的作用有很多, 主要是用来进行结果预测。应用ANN对于合理利用我国有限的医疗卫生资源以及改善患者预后具有重要的意义。

**【关键词】**监护室; 人工神经网络; 结果预测

**【中图分类号】** R59

**【文献标识码】** A

**【DOI】** 10.3724/SP.J.1264.2012.00037

## Applications of artificial neural network in intensive care unit

ZHOU Weiwei, SONG Yixin

(Department of Geriatrics, First Hospital, Peking University, Beijing 100034, China)

**【Abstract】** With the development of medical sciences and intelligent software, the amount of data acquired electronically from patients in intensive care unit (ICU) has grown exponentially, therefore they were susceptible to analysis by artificial neural network (ANN). ANN has been used in ICU in a variety of fashions, but most extensively for outcome prediction. ANN can function as intelligent assistant to clinicians, constantly monitoring electronic data streams for important trends. The integration of ANN into the ICU can be expected to make significant use of health resources and improve outcome of the patients.

**【Key words】** intensive care unit; artificial neural network; outcome prediction

近年来随着医学和电子信息技术的迅速发展, 重症监护室(intensive care unit, ICU)患者的资料大量增加, 血压、指尖氧饱和度、心输出量等均可以计算机作为媒介, 以电子资料的形式存储。现代的床旁监护与主机相连, 使医护人员可以随时掌握患者的病情变化。显然, 我们必需把大量的临床资料转化为信息, 为诊断和治疗提供帮助。在临床实践中应用人工神经网络(artificial neural network, ANN)为解决上述问题提供了可能。近年来, ANN越来越多地被应用在医学领域, 尤其是ICU中, 现就其主要应用作以综述。

### 1 人工神经网络概述

ANN是近年来迅速发展起来的一门集神经科学、计算机科学、信息科学、工程科学为一体的边缘交叉学科, 具有独特的信息存储方式、良好的容错性、大规模的并行处理方式以及强大的自组织、自学习和自适应能力, 已被用于信号处理、模式识别、预测等领域, 具有广泛的应用前景, 有学者预言

21世纪ANN将有激动人心的发展。T. Koholen曾给出ANN的定义: “人工神经网络是由具有适应性的简单单元组成的广泛并行互联的网络, 它的组织能够模拟生物神经系统对真实世界物体所做出的交互反应”。ANN采用物理可实现的系统来模仿人脑神经细胞的结构和功能, 由于其具有自适应性, 能够分析错综复杂的非线性数据, 受到了临床工作者的特别关注。

虽然ANN的类型很多, 医学中应用比较广泛的是BP网络(back propagation network), 即采用误差反向传播算法或其变化形式的多层前馈网络模型<sup>[1]</sup>(图1), 通常为三层前馈神经网络的拓扑结构。BP网络的输入和输出关系可以看成是一种映射关系, 即每一组输入对应一组输出。由于网络中神经元作用函数的非线性, 网络实现是复杂的非线性映射。

ANN具有良好的学习能力, 它可以根据人们提供的训练样本集, 依照系统给定的算法, 不断地修正来确定输入层数据与输出层数据之间的映射关系,

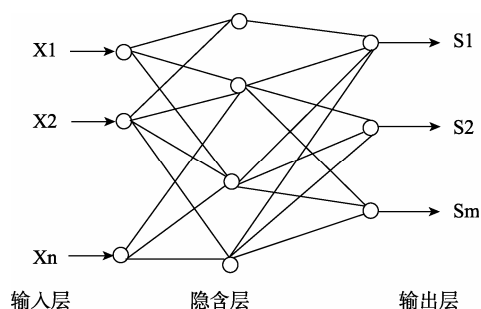


图1 BP网络的基本模型  
Figure 1 Basic model of BP network

这样就可以帮助研究者在大型数据库中发现变量之间的相关性<sup>[2]</sup>。就像人们可以不断地摸索规律、总结经验一样,在一定程度上实现举一反三的功能。此外,由于ANN运算的不精确性,它在被训练后,对输入的微小变化不反应,这种不精确性使其具有“去噪音、容残缺”的普化能力。即使输入信息不完全、不准确或模糊不清,只要输入的模式接近于训练样本,ANN仍能给出正确的推理结论。ANN与人脑的工作方式相似,而且不易受情绪因素影响<sup>[3]</sup>。

## 2 结果预测

### 2.1 预测ICU患者的死亡率

近年来,急性生理学及慢性健康状况评价(acute physiology and chronic health evaluation, APACHE)已成为ICU普遍接受和使用的评分系统,被用来预测患者的死亡风险<sup>[4]</sup>。该模型依赖于logistic回归方程式来预测死亡的风险,而以logistic回归为基础的传统统计学方法要求变量满足独立性的条件,并难以处理变量间复杂的非线性关系,还要求研究者了解哪些变量更能预测特定的结果<sup>[5]</sup>;此外,数据丢失和样本量过小会使结果不可靠<sup>[6]</sup>。而众多研究表明,应用ANN预测ICU患者的死亡率与应用以logistic回归为基础的预测模型相比,二者的预测能力无差异,甚至ANN的预测能力优于logistic回归模型<sup>[7-10]</sup>,而且利用ANN进行预测可以减少所需变量的个数,其准确性仍较高<sup>[7-9]</sup>。Clermont等<sup>[7]</sup>证明在预测医院死亡率方面,ANN与

APACHE基本相当。值得一提的是Frize等<sup>[8]</sup>的研究仅用了APACHE中的6个变量,其准确性非常高,这样就大大减少了临床医师收集数据的时间和成本。因此,可以认为ANN较传统的预测模型更有优势。最近几年应用ANN预测ICU患者死亡率精确性的汇总见表1。

### 2.2 预测患者ICU住院时间

近年来随着医疗和护理水平的提高,ICU的应用亦明显增加,因此预测患者ICU住院时间显得非常重要,这样可以帮助医护人员充分利用ICU的资源。Buchman等<sup>[14]</sup>早期将ANN应用于临床,他们证明,ANN预测外科患者住ICU超过7d的能力优于logistic回归模型。Kim等<sup>[15]</sup>应用ANN预测全身麻醉后患者住ICU的时间,准确率达81.4%,而logistic回归模型的准确率仅64%。Walczak等<sup>[16]</sup>利用患者入院10min内的资料预测患者住ICU时间不足1d的准确性为70.4%。Rowan等<sup>[17]</sup>利用心脏病患者术前、术中及术后资料,预测患者住ICU的时间,ANN整体的aROC高达0.90,充分验证了ANN的有效性。

### 2.3 预测脏器功能衰竭的风险

ICU医师的重要任务就是早期甄别患者发生脏器衰竭的风险,并采取相应的治疗以避免脏器衰竭的发生,因此,在ICU中,评估患者发生脏器功能衰竭的风险尤为重要。Silva等<sup>[18]</sup>利用患者的床旁监护资料,比较ANN和Logistic回归模型判断患者发生脏器功能衰竭风险的准确性,ANN的aROC为0.74,而logistic回归模型的aROC为0.71,提示ANN的预测能力优于logistic回归模型。

### 2.4 其他

Buskard等<sup>[19]</sup>除应用ANN来预测ICU患者的死亡率和住ICU时间外,还将ANN应用于预测患者机械通气的时间。而且根据成人ICU患者建立的ANN在新生儿中仍然适用<sup>[20]</sup>。Verplancke等<sup>[21]</sup>应用ANN来预测患者入ICU第5天至第10天需要进行透析治

表1 近年应用ANN预测ICU患者死亡率精确性的汇总  
Table 1 Accuracy of mortality prediction for ICU patients using ANN in recent years

项目	研究				
研究者	Clermont等 <sup>[7]</sup>	Nimgaonkar等 <sup>[9]</sup>	Jaimes等 <sup>[11]</sup>	Chan等 <sup>[12]</sup>	Zhou等 <sup>[13]</sup>
时间	2001	2004	2005	2006	2009
样本量(n)	1647	2962	533	547	177
ANN aROC	0.836	0.87	0.8782	0.808	0.943
LR aROC	0.839	0.77	0.7517	0.957	0.949

注: LR: logistic 回归; aROC 0.8 时预测结果较为可靠<sup>[14]</sup>

疗的风险,该研究入选了830例患者,aROC为0.822,与Logistic回归模型相比,结果相当;Yamamura等<sup>[22]</sup>根据疾病的严重程度和生理指标,利用ANN预测患者的药物动力学参数,判断哪些患者的血浆氨基苷类药物浓度会低于药物的治疗浓度,用以指导治疗,结果优于传统统计学方法;Verive等<sup>[23]</sup>应用ANN预测危重患儿发生低镁血症的风险,帮助临床医师有针对性地检测患儿的血镁浓度,早期发现并治疗低镁血症;Dickerson等<sup>[24]</sup>还利用ANN评价多发创伤危重患者的尿素氮水平,为临床医师对患者进行个体化的营养支持治疗提供依据。

### 3 波形识别

在ICU中还经常应用ANN进行波形识别,如心电图和脑电图。Maglaveras等<sup>[25]</sup>应用ANN分析ST段来诊断心肌缺血,敏感性为88.62%,其他研究也取得了较好的结果<sup>[26]</sup>;此外,有研究应用ANN分析应用咪达唑仑后儿童<sup>[27]</sup>和成人<sup>[28]</sup>的脑电图。

### 4 辅助疾病诊断

通常医师根据患者的症状、体征、辅助检查及经验对疾病作出诊断,但是对于哪些变量更能决定疾病的诊断,有时医师的意见并不一致。而ANN的主要优势就是可以在大型数据库中发现变量之间的相关性,并可以通过“学习”获得诊断疾病的能力。许多研究都显示,ANN应用于临床诊断有较高的敏感性和特异性。Baxt<sup>[29]</sup>的一项回顾性研究中,心血管ICU的356例患者入选,其中120例患者确诊为心肌梗死,随机选取心肌梗死和非心肌梗死的患者各一半进行ANN训练,也就是“学习”如何诊断的过程,再用其余的患者进行验证,结果令人满意,敏感性为92%,特异性为96%。随后Baxt进行了一项前瞻性研究<sup>[30]</sup>,利用前一研究的356名患者进行ANN训练,再用训练后的ANN对320例左心前区疼痛患者进行诊断,临床医师诊断的敏感性为78%,特异性为85%,而ANN的敏感性和特异性分别为97%和96%。该结果充分证明了ANN辅助疾病诊断的可行性。此外,Baxt强调他构建ANN并非是要替代临床诊断,而是充分利用ANN的优势来发现那些易被忽略的临床资料,从而达到辅助诊断疾病的目的。

### 5 分析患者的血流动力学

在长期治疗过程中,医生有时很难发现患者生理内环境的细小变化,但是这些改变却有可能使患者的病情严重恶化。早期发现并及时治疗可以

明显改善患者的预后。Parmanto等<sup>[31]</sup>建立的时间延迟神经网络不仅可以发现患者的血流动力学变化,而且非常迅速,平均时间是在血流动力学发生变化的1s后。

### 6 分析呼吸音

有研究者利用ANN分析ICU患者的呼吸音,准确性尚可,敏感性为62%,特异性为85%<sup>[32]</sup>。持续监测呼吸音可以及时了解患者的病情变化,并调整治疗方案,但临床工作中医师无法对患者的呼吸音进行持续检测,而ANN的应用为此提供了可能。

### 7 ANN的缺点

尽管ANN有诸多的优点,但是目前它尚未被大多数临床工作者熟知和应用。在ANN成为公认的临床辅助工具之前,仍需不断地研究与探索,需要更多大样本的临床研究进一步验证ANN的有效性。阐明ANN的信息处理机制,是目前ANN亟待解决的问题,由于不清楚输入变量后如何得出相应的结果,人们难免会对ANN所给出的结论产生怀疑。ANN结构的确定常常有人为主观性,缺乏指导原则,还需在实践中探索ANN的设计方法,如隐含层层数和神经元个数的选择、网络的训练等。隐含层神经元个数的选择非常重要,它对建立的ANN的性能影响很大,但是目前理论上还没有一种科学的和普遍的确定方法,一般是根据经验或者通过反复试验确定。此外,ANN的应用属于计算机辅助诊断的范畴,最终的临床诊疗决策者仍是临床医师。

人的大脑十分复杂,但对于记忆大量数据和复杂运算的能力有限。以人脑为基础的ANN,配以高速电子计算机,能够为每个患者量体裁衣,帮助临床工作者进行诊断、选择治疗方案、合理利用我国有限的医疗卫生资源。我们深信随着现代计算机应用技术的迅速发展和对ANN的深入研究,ANN必将得到临床工作者的认同和肯定,在临床的各个领域成为临床工作者的重要辅助工具。

#### 【参考文献】

- [1] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993: 1-150.
- [2] Penny W, Frost D. Neural networks in clinical medicine[J]. Med Decis Making, 1996, 16(4): 386-398.
- [3] Guerriere MR, Detsky AS. Neural networks: what are they[J]? Ann Intern Med, 1991, 115(11): 906-907.
- [4] Sirio CA, Shepardson LB, Rotondi AJ, et al. Community-wide assessment of intensive care outcomes using a physiologically based prognostic measure: implications for

- critical care delivery from Cleveland Health Quality Choice[J]. Chest, 1999, 115(3): 793-801.
- [5] Buchman TG, Kubos KL, Seidler AJ, *et al.* A comparison of statistical and connectionist models for the prediction of chronicity in a surgical intensive care unit[J]. Crit Care Med, 1994, 22(5): 750-762.
- [6] Tu JV, Guerriere MR. Use of a neural network as a predictive instrument for length of stay in the intensive care unit following cardiac surgery[J]. Comput Biomed Res, 1993, 26(3): 220-229.
- [7] Clermont G, Angus DC, DiRusso SM, *et al.* Predicting hospital mortality for patients in the intensive care unit: a comparison of artificial neural networks with logistic regression models[J]. Crit Care Med, 2001, 29(2): 291-296.
- [8] Frize M, Ennett CM, Stevenson M, *et al.* Clinical decision support systems for intensive care units: using artificial neural networks[J]. Med Eng Phys, 2001, 23(3): 217-225.
- [9] Nimgaonkar A, Karnad DR, Sudarshan S, *et al.* Prediction of mortality in an Indian intensive care unit. Comparison between APACHE II and artificial neural networks[J]. Intensive Care Med, 2004, 30(2): 248-253.
- [10] Hanson CW 3rd, Marshall BE. Artificial intelligence applications in the intensive care unit[J]. Crit Care Med, 2001, 29(2): 427-435.
- [11] Jaimes F, Fabiarz J, Alvarez D, *et al.* Comparison between logistic regression and neural networks to predict death in patients with suspected sepsis in the emergency room[J]. Critical Care, 2005, 9(2): R150-156.
- [12] Chan CH, Chan EY, Ng DK, *et al.* Application of artificial neural networks to establish a predictive mortality risk model in children admitted to a paediatric intensive care unit[J]. Singapore Med J, 2006, 47(11): 928-934.
- [13] 周伟伟, 宋以信, 关有彦. 应用人工神经网络评价老年重症监护室患者的预后[J]. 中华老年多器官疾病杂志, 2009, 8(5): 409-412.
- [14] Buchman TG, Kubos KL, Seidler AJ, *et al.* A comparison of statistical and connectionist models for the prediction of chronicity in a surgical intensive care unit[J]. Crit Care Med, 1994, 22(5): 750-762.
- [15] Kim WO, Kil HK, Kang JW, *et al.* Prediction on lengths of stay in the postanesthesia care unit following general anesthesia: preliminary study of the neural network and logistic regression modeling[J]. J Korean Med Sci, 2000, 15(1): 25-30.
- [16] Walczak S, Scorpio RJ. Predicting pediatric length of stay and acuity of care in the first ten minutes with artificial neural networks[J]. Pediatr Crit Care Med, 2000, 1(1): 42-47.
- [17] Rowan M, Ryan T, Hegarty F, *et al.* The use of artificial neural networks to stratify the length of stay of cardiac patients based on preoperative and initial postoperative factors[J]. Artif Intell Med, 2007, 40(3): 211-221.
- [18] Silva A, Cortez P, Santos MF, *et al.* Rating organ failure via adverse events using data mining in the intensive care unit[J]. Artif Intell Med, 2008, 43(3): 179-193.
- [19] Buskard T, Stevenson M, Frize M, *et al.* Estimation of ventilation, length of stay, and mortality using artificial neural networks[J]. Proc Can Conf Elec Comput Eng, 1994, 2: 726-729.
- [20] Tong Y, Frize M, Walker R. Extending ventilation duration estimations approach from adult to neonatal intensive care patients using artificial neural networks[J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2002, 6(2): 188-191.
- [21] Verplancke T, Van Looy S, Steurbaut K, *et al.* A novel time series analysis approach for prediction of dialysis in critically ill patients using echo-state networks[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2010, 10(1): 4.
- [22] Yamamura S, Takehira R, Kawada K, *et al.* Application of artificial neural network modelling to identify severely ill patients whose aminoglycoside concentrations are likely to fall below therapeutic concentrations[J]. J Clin Pharm Ther, 2003, 28(5): 425-432.
- [23] Verive MJ, Irazuzta J, Steinhart CM, *et al.* Evaluating the frequency rate of hypomagnesemia in critically ill pediatric patients by using multiple regression analysis and a computer-based neural network[J]. Crit Care Med, 2000, 28(10): 3534-3539.
- [24] Dickerson RN, Mason DL, Croce MA, *et al.* Evaluation of an artificial neural network to predict urea nitrogen appearance for critically ill multiple-trauma patients[J]. JPEN J Parenter Enteral Nutr, 2005, 29(6): 429-435.
- [25] Maglaveras N, Stamkopoulos T, Pappas C, *et al.* An adaptive backpropagation neural network for real-time ischemia episodes detection: development and performance analysis using the European ST-T database[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1998, 45(7): 805-813.
- [26] Baxt WG, Skora J. Prospective validation of artificial neural network trained to identify acute myocardial infarction[J]. Lancet, 1996, 347(8993): 12-15.
- [27] Si Y, Gotman J, Pasupathy A, *et al.* An expertsystem for EEG monitoring in the pediatricintensive care unit[J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1998, 106(6): 488-500.
- [28] Veselis RA, Reinsel R, Sommer S, *et al.* Use of neural network analysis to classify electroencephalographic patterns against depth of midazolam sedation in intensive care unit patients[J]. J Clin Monit, 1991, 7(3): 259-267.
- [29] Baxt WG. Use of an artificial neural network for data analysis in clinical decision-making: the diagnosis of acute coronary occlusion[J]. Neural Comp, 1990, 2(4): 480-489.
- [30] Baxt WG. Use of an artificial neural network for the diagnosis of myocardial infarction[J]. Ann Intern Med, 1991, 115(11): 843-848.
- [31] Parmanto B, Deneault LG, Denault AY. Detection of hemodynamic changes in clinical monitoring by time-delay neural networks[J]. Int J Med Inform, 2001, 63(1-2): 91-99.
- [32] Waitman LR, Clarkson KP, Barwise JA, *et al.* Representation and classification of breath sounds recorded in an intensive care setting using neural networks[J]. J Clin Monit Comput, 2000, 16(2): 95-105.