

2.2 确保患者安全的同时保障医护工作者的安全

通过在医疗机构实施 Health WISE 员工针刺伤发生率、传染病感染率下降,与肿瘤治疗相关的防护设备得到改进,员工的防护意识增强,有利于提高员工对职业的期望和对医院的归属感;对患者身份的识别改进,使得患者身份识别更准确,防止了人为错误。既保护了医护人员,又降低了患者安全风险,对工作场所的跌倒事件也提供了完整的改进思路。Health WISE 为医护人员创建安全健康的工作环境提供了行动指南。

2.3 未来发展方向

针对 Health WISE 的发展方向,应根据医疗机构实际情况整合资源,建立一支专业化的队伍,对医疗场所常见和易忽视的职业暴露现象进行识别和改进,构建全国性的医护人员职业防护网络体系。在医疗场所方面,进一步落实和推动该指南的应用,建立职业病防治示范医院。在国家层面,将 Health WISE 的基本原则和国家医疗职业防护政策如《血源性病原体职业接触防护导则》等紧密结合,推动职业防护领域的发展,创建公众职业安全文化,建立全国性的职业防护网络体系。在国际方面,借鉴国际 Health WISE 的实践经验,参与国际政策、规划的制定,分享中国的实践经验,加强沟通与交流。

医护人员的职业防护与医疗质量和医疗安全息息相关,加强医务人员的职业防护,也是在推动实现健康中国梦。本文从肿瘤专科医院实际出发,对常见职业暴露情况改进措施进行经验分享,旨在推广 Health WISE 在医疗机构的应用,减少职业不良事件。Health WISE 未提供通用的改进措施,不同医疗场所应根据实际情况进行推广应用。值得肯定的是,它提供了系统化的医务人员职业防护指南,为新时代、新形势下医院职业安全的发展建设提供了参考。

参考文献:

- [1] Zhang MX, Xu Z, Wu YY, *et al.* Investigation on change of psychological status induced by occupational injuries in medical staff [J]. Chinese Journal of Nosocomiology, 2013, 23 (9): 2166-2165.
- [2] Li LC, Fu H. Analysis on bloodborne occupational exposure supervision in medical staff and protective countermeasures [J]. Journal of Modern Medicine & Health, 2016, 32 (4): 517-519.
- [3] 李玉美, 吕美珍, 唐静玉. 改善护理工作环境提高护士积极性 [J]. 基层医学论坛, 2017, 21 (27): 3179.
- [4] 冯慧, 薛雅卓, 李季. 护士工作环境与离职意愿的相关性研究 [J]. 护理学杂志, 2011, 26 (8): 14-17.
- [5] Urban AM, Wagner JL. Another link to improving the working environment in acute care hospitals: registered nurses' spirit at work [J]. Nursing Leadership, 2013, 26 (4): 77-88.

院内感染预测模型的应用探讨

周欣彤¹, 于晓松²

(1. 沈阳市第四人民医院医院感染科, 辽宁 沈阳 110031; 2. 中国医科大学, 辽宁 沈阳 110122)

关键词: 神经网络; 决策树分类器; 医院感染; 病例预警

中图分类号: R197.323 **文献标识码:** C

文章编号: 1002-221X(2019)01-0072-03

DOI: 10.13631/j.cnki.zggyyx.2019.01.025

2003 年非典之后, 医院感染及其管理等相关概念正式引入我国^[1], 由于我国整体的感染控制工作起步较晚, 基础相对薄弱, 虽然在法律法规硬性要求下整体体系框架建设较快, 但从从业人员整体素质、实质能力、专业程度及文化程度相对于已经成熟的医护体系均显羸弱。简洁明晰的辅助工具的运用, 不但能够弥补医院感染管理人员专业素质的不足, 更能够解决医院感染管理工作繁琐、重复劳动等问题。现结合本院医院感染管理系统实际, 将几种常见的网络预测模型的利弊进行系统性分析与探讨。

1 模型应用与分析

1.1 Logistics 回归分析模型的局限性

我院现有医院感染信息系统的预警核心算法模型是基于 Logistics 回归的模型, 虽然过高的假阳性率在实际工作中体现的不是很明显, 但对于数学模型而言, 其预测准确度不高。其原因是 Logistics 回归分析要求数据必须经过变量变换^[2], 而在实际工作中无法将全部的变量变换完成, 须通过对《医院感染诊断标准》中能够直接进行数字化的诊断指标进行纳入(如体温), 对无法直接进行数字化的诊断指标先用文本分析进行辅助, 再通过变换进行纳入的方式解决。Logistics 回归分析以数值型变量(年龄、住院天数、体温、血压、脉搏)为主, 等级变量其次, 少有分类变量。无字符型变量, 即无法单以数值型变量描述患者的实际情况, 绝大多数能够代表患者情况的信息来源于病例中的文字描述, 这是 Logistics 回归分析无法完成提取的。其有效解决方法是就特定的字段进行提取和分析, 即“关键字搜索”, 但是对关键字及字段的较高识别度又成为一大难点。我们采用数据粗处理方法, 即将能够确定下来的字段进行“编码处理”, 尽可能多地处理变量, 以达到具备代表性的目的。例如: 对于诊断信息, “肺炎”这个诊断字段是明确的, 将其编号为 1, 那么在数据库中, 全部的“肺炎”诊断都会被数字 1 替换, 不会影响运算。

收稿日期: 2019-01-09

基金项目: 沈阳市科技计划项目(编号: 17-230-9-55; 专项类别: 重大共性关键技术创新专项); 沈阳市卫生和计划生育委员会科技奖励项目(关于神经网络在医院感染管理工作中的实际应用)

作者简介: 周欣彤(1990—), 女, 从事医院感染管理工作。

但是, 这样的替换亦不适合 Logistics 回归分析, 在 MATLAB 下进行 Logistics 回归模型运算的结果仅能作为同一数据库在同一数学工具下进行不同模型运算的比对结果使用。该模型 test ROC 显示曲线下面积稍高于 0.5, 意味着具有一定的预测准确率, 而在测试结果中曲线下面积也同样说明 Logistics 回归分析模型在实际工作中的应用价值有限, 对于阴性病例的排除较差, 过多的假阳性病例无疑会增添临床工作负担。

1.2 Classification tree 的矛盾和应用

我院医院感染系统所用的决策树分类器是 MATLAB2017b 的 Classification Linear APP 下的 All Trees 工具, 生成 fine tree、medium tree 和 coarse tree 三种模型, 根据三种决策树预测结果的优劣, 进行选择优化, 并得到最终优化结果 coarse tree 模型。

从模型拟合结果中可以看出, fine tree 模型具有 0 个假阴性病例和最少假阳性病例及 0.98 的曲线下面积, 是一个近乎完美的模型。如此高精度的模型在实际预测中不甚理想, 28 个应预警的病例中 25 个漏报, 在拐点越靠近左上角、曲线下面积越大为越好的 ROC 图中, fine tree 模型的拐点几乎就在 (0.5, 0.5) 附近, 曲线下面积也近乎为 0.5。其原因是 fine tree 为决策树的较原始形态, 是将训练数据集中全部的样本按照给定的条件进行分类处理, 并且每一个样本都要有条件结果, 为防止决策树过大, 加上限定条件为分支个数, 这样势必造成该树形模型在具有良好的拟合优度的同时, 各个分支节点所代表的条件因素在进行预测时相互干扰。

因此所有的决策树在生成后都需要进行优化和剪枝处理, 以达到减少干扰、提升预测准确度的目的^[3,4]。coarse tree 模型是本研究决策树分类器预测最优结果。该模型预测结果有着最少假阴性数, 但其过于简单的树形图结构对于医院感染相关因素等实际工作来说略显草率。我院医院感染管理系统中 coarse tree 的树形图仅有两个分支节点, 分别代表两种疾病诊断, 这种条件因素一目了然的“白箱”算法模型, 针对特定的条件因素进行干预, 达到风险因素预防控制的管理目的, 是医院感染管理的必要工具。能够铺开条件因素的 fine tree、medium tree 和未经优化 coarse tree 模型, 虽然无法按照模型的树形结构直接进行预测分类判定, 但通过分支节点、叶子结点之间的结构关系可以判断影响院内感染发病率的关键因素, 以及各个因素之间的权重和可能存在的联系。

1.3 Neural network 的优势与不足

神经网络模型的拟合精确度虽然不是最优^[5], 但在最终测试结果的准确程度尤其是假阴性(漏报)病例的预测上表现最好; 并且在假阳性(增加人工工作)表现最优。也就是说, neuralnet 模型以最少的人工工作获得了最优的预测结果。其接受数据类型的广度明显优于其他模型。我们曾采用了 317 列条件因素, 包含住院病历号、医院感染信息、患者基本信息、微生物检验信息、药敏试验结果、生化检验结果和诊断信息等能够代表患者状态的大项信息, 但其代表性仍未达到完全^[5]。例如: 由于影像和病理检查结果多为手工录入, 个体之间差异较大, 且很多医院并未对两者的结果录入进行量

化处理, 因此研究数据库未能将影像和病理检查结果纳入其中; 如按照之前所述的“编码”方式将“正常肺片”编码为 1, “胸部正侧位片”编码为 2, 以此类推, 只要把录入的信息就进行编码, 理论上完全可以完成信息的录入。

对于神经网络本身而言, neuralnet 模型测试结果远没有达到该模型理论上能够达到的预测准确度。任何预测模型的建立, 都需要有足够的样本数据, 而较低的发病率决定了医院感染的样本为不平衡数据集, 虽然采用重新抽样、复制阴性样本等方式来平衡训练用数据集中阴性、阳性数据的比例, 但对于神经网络及其他模型仍不免有影响。为确保与实际工作相符合, 在测试集未经过重新平衡的处理时, 神经网络模型仍然能够给出相对最优结果可以认为是成功, 这一成功也需要相当的数据量和数据精度作为基础, 以便完成其迭代运算和隐含层中对隐含神经元的各项要求, 否则对于这种复杂的多因素模型拟合预测问题仍无济于事。研究输出的神经网络预测值中出现“NAN”无法反馈的数据, 其原因可能是训练集和测试集中全部样本并非都包含完整的数据信息, 相当数量的样本在某一项目甚至某几项目数据中有大量空值, 这些空值在进行粗处理的时候均用数值进行了统一替换, 影响了神经网络的输出结果^[2]。

1.4 神经网络模型与决策树分类器的交互

在与真值比对的过程中, 如果将 neuralnet 与 coarse tree 的假阴性结果进行交互, 则可以继续减少假阴性(漏报)病例, 而假阳性病例仅仅是少量增加, 这样用两个模型的结果进行交互, 可以得到更准确的预测结果。如果用 Logistic 模型进行交互, 则在降低假阴性数的同时, 假阳性数增加过多。

1.5 不平衡数据集的影响

医院感染病例的数据集是一个不平衡数据集, 由于其发病率较低, 数据集的不平衡程度较大, 对模型的建立和预测均有很大影响。尽管模型建立的拟合精确度和实际预测准确度很高, 但 fine tree 模型仍可能会受到不平衡数据集的影响以致实际意义很小(test ROC)。在现有的基于 Logistics 回归分析模型的院感系统中, 在学术层面上该系统的预测准确率很高, 但在实际应用中的价值偏低, 也是受不平衡数据集的影响。

在这个前提下, 我院医院感染管理系统采用的训练用数据集首先经过了重新抽样和整理, 力求平衡样本, 为符合实际工作, 测试集并未进行这类处理。在此条件下各个模型表现出的有效成绩以神经网络模型为最优, 说明其受不平衡数据集影响最小; Logistics 回归分析模型最劣, 受不平衡数据集影响最大。

2 讨论

本文从理论及实际结果层面探讨了院感病例管理系统在预警与分析方面应用的核心算法模型的最佳方案, 即运用神经网络模型完成院感病例的预警预测, 决策树分类器对易感因素等关键控制点进行针对性管理, 可以为简化工作流程、提高工作效率、加强监管力度、真正落实医院感染工作等提出科学的解决方案。

2.3 对尘肺病的病情进行分级诊断

“尘肺病治疗中国专家共识”中提出,进行尘肺病诊疗时应先评估病情后进行分级治疗^[2]。现行的职业性尘肺病诊断病名包括尘肺种类和分期,尚不能全面反映病情程度,需要进行完善。建议将影响病情及预后的因素如粉尘性质、期别、临床症状、肺功能损伤程度、并发症及合并症、危险因素(如吸烟、营养不良等)也纳入尘肺病临床诊断分级,用于分级诊疗、康复指导和预后评估,即症状严重程度可参照慢阻肺评估试验(CAT)评分表、呼吸困难程度可选用呼吸困难评分表(mMRC)、肺功能损伤程度可根据肺功能测定和血气分析检查结果判定、并发症及合并症可根据各个独立疾病病情分级(或分度)进行评估、危险因素可按照因素多少和对病情影响程度进行评估。综合上述因素后可将尘肺病分为 A、B、C、D 四个等级,每一级再分为稳定期和急性加重期,其诊断结论可表述为矽肺(A 级)稳定期、矽肺(A 级)急性加重期等。稳定期是指病情相对平稳,症状稳定或症状较轻;急性加重期是指有急性起病过程,表现为临床症状恶化,超出日常的变异,需要改变当前治疗方案。

目前大多数尘肺病患者是在综合性医院呼吸科治疗,临床诊断不应局限于职业性尘肺病诊断标准,而应在此标准的基础上,按照循证医学的原则,借鉴呼吸科的前沿技术和方法,探索并制定出能反映病情程度的相关标准,使临床诊断和治疗有机结合,患者得到更科学和高效的医疗服务,以利于尘肺病诊治能力和学术水平的提高。

参考文献:

[1] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 2017 年我国卫生健康事业

发展统计公报 [EB/OL] [2018-06-12].

- [2] 中华预防医学会劳动卫生与职业病分会职业性肺部疾病分组. 尘肺病治疗中国专家共识(2018 年版) [J]. 环境与职业医学, 2018, 35 (8): 677-689.
- [3] Policard A, Collet A. Deposition of siliceous dust in the lungs of the inhabitants of the Saharan regions [J]. A. M. a archives of Industrial Hygiene & Occupational Medicine, 1952, 5 (6): 527-534.
- [4] Mathur ML, Choudhary RC. Desert lung syndrome, in rural dwellers of the Thar Desert, India [J]. Journal of Arid Environments, 1997, 35 (3): 559-562.
- [5] 赵金垣. 临床职业病学 [M]. 北京: 北京大学医学出版社, 2017: 158, 180-181.
- [6] 孟紫强, 杨振华, 潘竞界, 等. 沙尘天气多发地区民勤县发现多例非职业性尘肺病 [J]. 生态毒理学报, 2008, 3 (4): 337-342.
- [7] 陈灏珠, 林果为, 王吉耀, 等. 实用内科学 [M]. 北京: 人民卫生出版社, 2013: 1676-1677, 1772-1775.
- [8] 葛均波, 徐永健. 内科学 [M]. 8 版. 北京: 人民卫生出版社, 2014: 87-89.
- [9] 王焕强, 李涛, 齐放, 等. 我国职业病诊断机构及诊断医师资质分析 [J]. 中华劳动卫生职业病杂志, 2013, 32 (10): 721-725.
- [10] Greenan JW. Defending federal black lung claims under the new regulations [M]. Lexington: Energy & Mineral Law Institute, 2001: 247-281.
- [11] 王焕强, 李涛. 尘肺病的定义与历史 [J]. 中国职业医学, 2017, 14 (4): 485-493.
- [12] Wickramasekaran RN, Jewell MP, Sorvillo F, *et al.* The changing trends and profile of pneumocystosis mortality in the United States, 1999—2014 [J]. Myccses, 2017, 60 (9): 607-615.

(上接第 73 页)

对于日常的医院感染上报工作,在高精度的预测模型下,可以信赖系统预警的结果,接受系统预警的病例,忽略系统未预警的病例,并做出针对性回应,使基于高精度的数据库所产生的包括国家要求在内的医院感染管理相关的数据^[6],达到结果真实、准确、有效和及时上报的目的。

对于医院感染管理相关政策的制定,由于有了高精度数据库和有效分析结果的支持,完全可以做到“有的放矢”^[7]。例如对于住院天数超过 10 d 的患者更易发生医院感染这一现象,对于住院天数超过 15 d (如骨折等)的病患则可根据具体的分析结果制定有针对性的政策,而不是千篇一律地采取“加强消毒隔离,加强个人防护,加强手部卫生,降低感染风险”等缺乏实际意义的措施。由于有了明确的分析因素,在进行管理干预的前后还可以进行医院感染病例发生率的对比,以获得真实数据层面的管理效果反馈。

参考文献:

[1] 赵烁,付强. 中国基层医疗机构医院感染管理现状及对策 [J].

中华医院感染学杂志, 2017, 27 (24): 5699-5703.

- [2] 张文彤,董伟. SPSS 统计分析高级教程 [M]. 2 版. 北京: 高等教育出版社, 2013: 162-180.
- [3] Zhang HJ, Hou YY, Zhang JY, *et al.* A new method for nondestructive quality evaluation of the resistance spot welding based on the radar-chart method and the decision tree classifier [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015 (78): 841-851.
- [4] Liu JG, Huffman T, Shang JL, *et al.* Identifying major crop types in eastern Canada using a fuzzy decision tree classifier and phenological indicators derived from time series MODIS data [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2016, 42 (3): 259-273.
- [5] 周欣彤. 神经网络模型在医院感染病例预警中的实际应用 [D]. 中国医科大学, 2018.
- [6] 牟霞,徐艳,张骥,等. 依托信息化进行医院感染现患率调查 [J]. 中华医院感染学杂志, 2014, 24 (19): 4887-4889.
- [7] 万艳春,李玉. 医院感染管理信息系统的开发与应用 [J]. 中国卫生质量管理, 2015, 22 (2): 70-72.