

一种基于LSTM模型的医用耗材需求量预测方法

杨燕, 钱正瑛, 庄希, 金伟

南京医科大学附属无锡人民医院 医学工程处, 江苏 南京 214023

[摘要] 目的 探讨长短期记忆神经网络模型 (Long Short Term Memory Neural Networks, LSTM) 在医用耗材需求量管理中的应用, 分析和预测未来一段时间内医用常规耗材的使用需求, 实现医用耗材需求量的精细化管理。方法 采用LSTM模型对无锡市某三甲医院静脉留置针2015—2021年的库房领用量进行分析, 预测未来一季度及半年的领用情况。结果 根据2019年与2021年预测结果对比及模型各评价指标的分析, 发现平均绝对百分比误差最小值是2.27%, 最大值为4.54%, 出现在2021年预测半年, 所有预测平均绝对误差均不超过5%, 受到新冠疫情影响时预测精度下降有限。结论 LSTM神经网络模型能够较为准确地进行医院医用耗材的需求量预测, 可作为医用耗材的库存基数与采购策略制定的参考数据。

[关键词] 长短期记忆神经网络模型; 医用耗材需求管理; 新冠疫情

LSTM Model-Based Method for Forecasting the Demand of Medical Consumables

YANG Yan, QIAN Zhengying, ZHUANG Xi, JIN Wei

Department of Medical Engineering, Wuxi People's Hospital Affiliated to Nanjing Medical University,
Nanjing Jiangsu 214023, China

Abstract: **Objective** To explore the application of long short term memory neural networks (LSTM) in the demand management of medical consumables, to analyze and predict the usage demand of medical routine consumables in the future, and to realize the fine management of the demand of medical consumables. **Methods** The LSTM model was used to analyze the amount of intravenous indwelling needles received by the depot of a tertiary hospital in Wuxi from 2015 to 2021, and to predict the future quarterly or even half-yearly receipt. **Results** Based on the comparison of the prediction results between 2019 and 2021 and the analysis of each evaluation index of the model, it was found that the minimum average absolute percentage error was 2.27%, and the maximum value was 4.54% in the six months of 2021. The average absolute percentage error of all the predictions was less than 5%, and the prediction accuracy was limited when affected by COVID-19. **Conclusion** The LSTM neural network model can predict the demand of medical consumables in hospitals more accurately, and can be used as reference data for the inventory base and procurement strategy development of medical consumables.

Key words: long short term memory neural networks; medical consumables demand management; COVID-19 pandemic

[中图分类号] R318; R197.39

[文献标识码] A

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2022.06.029

[文章编号] 1674-1633(2022)06-0123-04

引言

随着医疗改革的不断深入, 运营成本控制逐渐成了医院管理的重要研究方向^[1]。医用耗材管理是医院成本管理的重要核心^[2]。医院的医用耗材成本呈逐年上升趋势^[3-4], 为提高医院的经济和社会效益, 一系列医用耗材管理制度逐渐被提出。低值医用耗材品种繁多、应用量大, 是医院开展日常工作的物质基础^[5-6]。随着信息化技术的发展, 对低值耗材的管理也从科室申请、库房入库、出库、接收等传统方式逐渐转为对临床科室有所指导, 合理使用各类耗材。通过对低值耗材一个月、一季度甚至半年的需求量进

行合理有效的分析, 结合其他管理因素可以制定出较为科学的采购方式以及合理的采购数量, 通过这种方式能够在降低医院运营成本同时指导临床科室更加合理的使用耗材。

另外, 时间序列预测方法在众多领域有着广泛的应用, 以差分整合移动平均自回归模型 (Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA) 为代表的线性模型以简单和灵活性较高等优点被广泛应用于时间序列预测中^[7], 但实际需要预测的序列通常具有非线性特征, 传统线性模型在对时间序列预测研究中具有一定的局限性。为了进一步提高预测精度, 以神经网络为代表的非线性模型在时间序列预测领域的应用越来越广泛。神经网络模型能够处理非线性数据, 同时适应性强, 可以有效提高模型预测精度。本研究基于长短期记忆神经网络模型 (Long Short Term

收稿日期: 2022-02-28

基金项目: 南京医科大学科技发展基金项目 (NMUB2019279)。
通信作者: 金伟, 主任技师, 主要研究方向为医学装备质量控制。
通信作者邮箱: 13358112185@126.com

Memory Neural Networks, LSTM) 实现医用耗材的需求量预测分析; LSTM 弥补了循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 存在的梯度消失和梯度爆炸、长期记忆力不足等问题, 使得 RNN 能够有效利用长距离的时序信息^[8]。本研究以医用低值耗材的库房领用需求量预测为研究对象, 提出一种基于时间序列预测方法对耗材的需求量进行科学合理的预测^[6], 并探究 LSTM 医用耗材预测模型的建立以及 LSTM 网络训练和预测结果的评价等方面的内容, 以期构建一种普遍适用的医用耗材管理模式提供参考。

1 资料与方法

1.1 研究对象

本研究使用无锡市某三甲医院 2015 年 1 月至 2021 年 12 月器械库房静脉留置针月度领用量作为示例数据集, 训练 LSTM 模型。由于 2019 年底爆发的新冠疫情^[9] 对医院医疗活动开展具有重要影响, 为了更好评估模型的预测精度, 使用新冠爆发前后数据分别训练 LSTM 模型。具体实现方式为: ① 根据 2015 年 1 月至 2019 年 6 月静脉留置针领用数据预测 2019 年下半年的需求量; ② 根据 2015 年 1 月至 2021 年 6 月静脉留置针领用数据预测 2021 年下半年的需求量。本研究基于 MATLAB 2020b 实现模型训练、预测及评价等。

1.2 LSTM神经网络模型

LSTM 是 RNN 的一种^[10], LSTM 对 RNN 进行了改进, 改变了隐藏层的内部结构, 解决了 RNN 梯度消失的问题。因为只改变了内部结构, 所以它保留了 RNN 神经网络分析时间序列的优势。LSTM 神经网络单元结构如图 1 所示, 其网络相较传统的 RNN 的主要优势是其有“遗忘”单元, 该结构可以使 LSTM 模型进行时间跨度更长的预测^[11]。

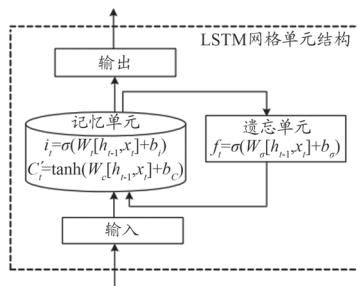


图1 LSTM神经网络单元结构图

LSTM 神经网络结构由一系列循环连接的记忆单元组成, 记忆单元通常是由一个或多个自连接的细胞, 以及输入门、输出门和遗忘门三个单元组成^[12]。在 LSTM 网络中, 其执行步骤如下所示。

(1) 通过遗忘门 f_t 决定从细胞中所需剔除的信息, 见式 (1)。

$$f_t = \sigma(b_f + W_f x_t + U_f h_{t-1}) \quad (1)$$

上式中, σ 为 sigmoid 激活函数, 该函数把“记忆”权重设置为 0~1 之间的值, 0 表示信息将被全部“遗忘”, 1 表示信息将被全部“记忆”。 x_t 为当前层的输入向量, $U_f h_{t-1}$

为上一隐藏层的输出, U_f 、 W_f 、 b_f 分别为输入权重和遗忘门以及偏置的权重。

(2) 更新细胞中信息状态。 g_t 是由 sigmoid 函数控制的外部输入门, g_t 决定从当前输入数据 x_t 中获取的信息中选择多少用于更新细胞状态如式 (2) 所示。

$$g_t = \sigma(b_g + W_g x_t + U_g h_{t-1}) \quad (2)$$

式中, U_g 、 W_g 、 b_g 分别为输入权重和输入门以及偏置的权重。在 C_{t-1} 基础上更新的细胞状态 C_t , 见式 (3)。

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + g_t \times \tanh(b_c + W_c x_t + U_c h_{t-1}) \quad (3)$$

式中, U_c 、 W_c 、 b_c 为新获取信息中的权重。 C_t 是记忆单元的状态变量, 它是 LSTM 保持长期记忆的关键。

(3) 由输出门 o_t 控制的信息输出结果如式 (4)~(5) 所示。

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(b_o + W_o x_t + U_o h_{t-1}) \quad (5)$$

式中, U_o 、 W_o 、 b_o 分别为输入权重和输出门以及偏置的权重。

LSTM 神经网络通过其遗忘门机制可以充分挖掘医用耗材每月领用数据序列数据历史信息同时使序列数据的依赖率更高, 因此, 依据 LSTM 建立医用耗材时间序列数据预测模型在理论上是可行的。

1.3 LSTM预测模型建立

1.3.1 数据处理

选取静脉留置针的每月领用数量作为本文的示例对象。静脉留置针使用量大, 对于低值耗材而言, 代表性较强。提取医院综合运营管理系统^[13] 中 2015 年 1 月至 2021 年 12 月静脉留置针每月领用数量作为数据源, 对其进行处理, 形成以月为单位的每月领用数量 (图 2)。处理后的数据作为 LSTM 模型的输入数据, LSTM 模型中时间步对应于月份, 预测值对应于月度领用数量。LSTM 模型中每个元素均为每个月度领用量, 将数据重构为行向量。

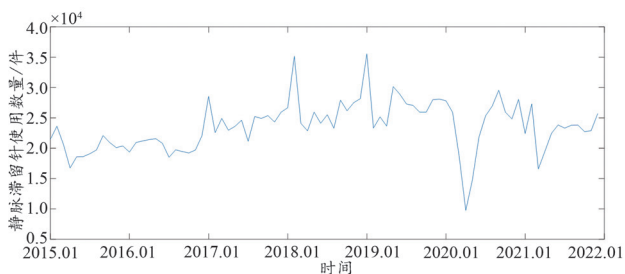


图2 时间序列数据时序图

对加载的数据进行标准化处理, 本文选择 z-score 标准化算法^[14], 计算公式如式 (6) 所示。

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (6)$$

其中, z 为标准化之后的数据, x 为原始数据, μ 为原始数据的均值, σ 为原始数据的标准差。经过 z-score 标准化处理之后的数据均值为 0, 标准差为 1。

1.3.2 LSTM参数设定

在 LSTM 预测模型训练之前需要设定一些参数, 这些参数决定 LSTM 的结构和训练效果等。LSTM 隐藏层层数

决定 LSTM 模型的结构, 本文设置隐藏层数确定为 1 层; 隐藏层内神经元数量设置为 256。学习率设置为 0.004, 训练最大迭代数为 1000。使用自适应矩估计算法^[15]模型优化算法。

1.3.3 训练模型

分别使用 2015 年 1 月至 2019 年 6 月、2015 年 1 月至 2021 年 6 月数据进行 LSTM 模型训练; 按照上节参数对 LSTM 进行参数设定, 然后对 LSTM 模型进行训练, 训练过程如图 3 所示。

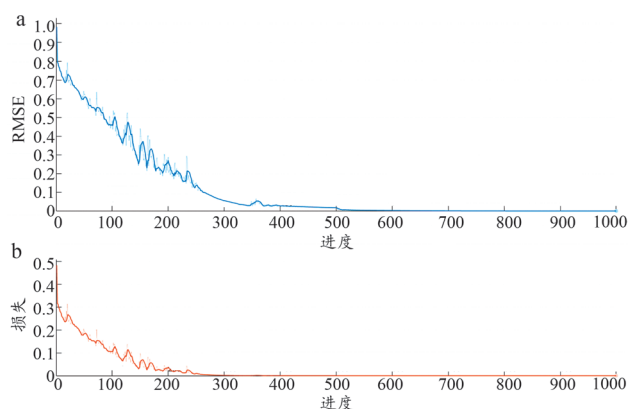


图3 LSTM网络训练过程

注: a. 均方根误差训练过程; b. 损失训练过程。

1.3.4 实现预测

使用训练后的模型预测下一个月的使用量, 并在一次预测完成后更新网络状态, 并把预测结果作为下一次预测的输入, 直至完成指定时间间隔的预测。预测完成后和实际测试集数据进行对比, 评价预测效果。

1.4 评价指标

为了量化 LSTM 模型在医用耗材领域预测的精度, 本文使用了包括平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percent Error, MAPE) 和决定系数 (Coefficient of Determination, R^2) 四种量化分析指标^[16-17]评价预测精度, 计算方式分别如式 (7)~(10) 所示。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}} \quad (8)$$

$$RMSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

其中, i 为第 i 个时间步; N 为总时间步; \hat{y}_i 为预测数据; y_i 表示真实数据; \bar{y} 表示真实数据的平均值。MAE、RMSE 用于评估真实值和预测值之间的偏差, 取值越低预测结果越准确; MAPE 在考虑真实值与预测值误差的基础上考虑了误差比例关系, 是一个相对值; R^2 是一个标准统计指标, 其值介于 $[-\infty, 1]$ 之间, 越接近 1 表示模型预测结果越准确。

2 结果

使用训练的 LSTM 模型预测医用耗材留置针一个季度以及半年使用量, 本研究分别对新冠疫情前 2019 年下半年以及新冠疫情后 2021 年下半年进行预测分析, 见图 4~5。

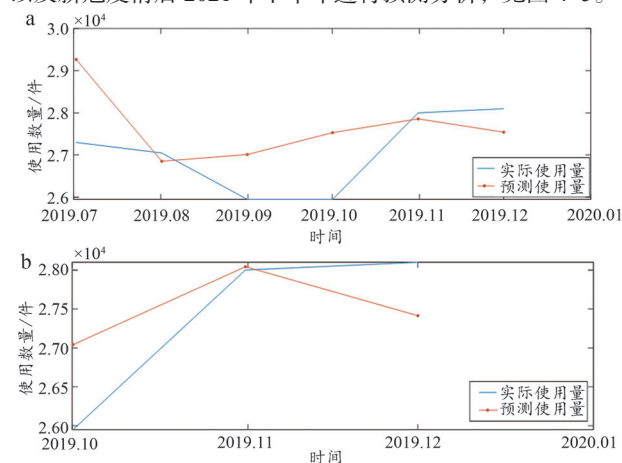


图4 2019年LSTM预测结果

注: a. 预测半年; b. 预测1季度。

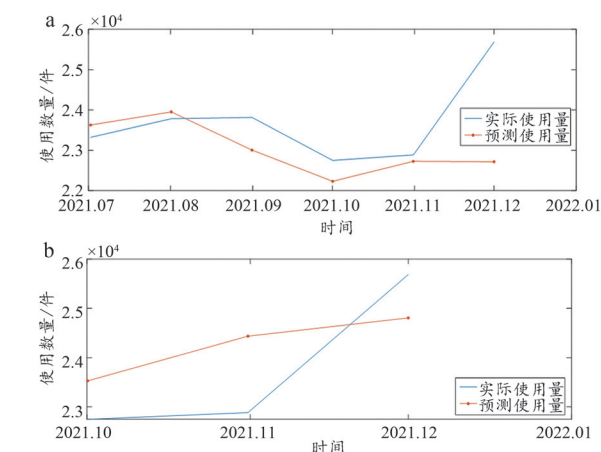


图5 2021年LSTM预测结果

注: a. 预测半年; b. 预测1季度。

使用上文论述的四种评价方法对两个时间预测结果进行评价, 评价结果如表 1 所示。

表1 LSTM模型评价结果

评价指标	预测半年		预测一季度	
	2019年	2021年	2019年	2021年
MAE	918	1075	607	1070
MAPE/%	3.43	4.54	2.27	4.23
RMSE	1145	1284	744	1123
R^2	0.95	-0.63	0.97	0.33

表 1 中 2019 年预测各评价指标均好于同期 2021 年预测结果, 表明 2019 年底爆发的新冠疫情对静脉留置针的预测造成了一定影响, 使得拥有更多样本的 2021 年预测效果弱于 2019 年。各阶段预测结果 MAE 值和 RMSE 值均相差不大, 表明预测结果中没有出现特别大的预测误差。表 1 中 MAPE 最小值是 2.27%, MAPE 最大值出现在 2021 年预测半年, 值为 4.54%, 所有预测平均绝对误差均不超过

5%。新冠爆发前的2019年预测结果评价指标 R^2 分别为0.95和0.97,接近1且相差不大,此时LSTM模型预测结果较为准确;2021年预测1季度时 R^2 为0.33,预测结果比2019年同期水平差;2021年预测半年时 R^2 为-0.63,说明模型2021年半年预测误差比使用基准模型误差稍大。

3 讨论

本文运用无锡市某三甲医院2015年1月至2019年6月、2015年1月至2021年6月数据分别训练LSTM模型,使用训练的模型分别预测2019年7—9月和2019年下半年、2021年7—9月和2021年下半年需求量,通过结果可以发现预测时间越短,预测结果越准确。通过上述预测结果可以直观的掌握静脉留置针月度使用量的变化情况,预测留置针的使用需求的变化,能够降低需求判断的经验成分,避免库存数量不足和不必要的库存积压等情况。

由于医用耗材的使用受多种因素影响,预测模型很难与实际情况完全吻合。白玲等^[18]基于ARIMA乘季节性模型进行医用耗材的使用预测,平均百分比误差为5.3%;杨越等^[1]使用专家建模型模块自动选择模型进行某型号吻合器使用预测,预测结果 $R^2=0.317$,总体相对误差为15.12%;许亮业等^[19]使用ARIMA模型进行医用低值耗材使用量进行预测,绝对误差为8.58%。值得注意的是,上述研究均使用线性模型进行预测且数据均为新冠疫情爆发前数据。本研究使用非线性模型LSTM进行新冠爆发前半年预测结果 R^2 为0.95,平均百分比误差为3.43,均好于上述研究使用的线性模型,充分体现了非线性模型的优点。由于新冠疫情爆发以来,国内处于点状发生的状态,对某一地区的医疗机构而言,其受影响程度处于动态变化中,这使得医用耗材时间序列数据处于动态受影响状态中,呈现出一定的无序性;对基于时间序列数据进行历史规律挖掘的预测算法而言,其需要动态进行模型调整,影响了预测精度。从LSTM预测结果来看,预测误差上升有限,表明了LSTM模型能够动态跟踪时间序列的这种无序变化因素; R^2 下降明显,从侧面表明了时间序列数据的无序性。2021年一季度预测结果 R^2 为正数,半年预测 R^2 为负数,因此当前预测模型应进行短期预测,避免进行长期预测。

4 结论

本文以无锡市某医院常规在用耗材为研究对象,通过LSTM神经网络模型预测了未来一段时间某类耗材的需求数量,预测结果较理想,但当时间序列数据受到诸如新冠疫情这类突发因素影响时,LSTM模型预测精度将受到一定的影响,后续将考虑采用组合模型方法进行预测,进一步提高模型预测精度。本项研究一定程度上验证了LSTM模型在医用耗材需求预测领域的应用前景。

[参考文献]

- [1] 杨越,潘常青,朱燕刚,等.基于时间序列模型的医院医用高值耗材需求量预测研究[J].中国医疗设备,2020,35(12):146-149.
- [2] 高虎.低值医用耗材管理系统的设计与应用[J].中国医疗设备,2021,36(6):94-97.
- [3] 杜学鹏,零春晴,陈文大.公立医院耗占比管控困难的原因及对策研究[J].卫生经济研究,2020,37(9):54-57.
- [4] 唐智慧,施慧,陆辰铭,等.基于SPD模式的医用耗材物流管理流程风险控制[J].中国市场,2020(1):172-173.
- [5] 田澍冰,王炳军,蔡明志.低值医用耗材临床使用管理中存在的问题及对策[J].实用医药杂志,2020,37(2):191-192.
- [6] 宋亚楠.医用低值耗材需求量预测模型研究[D].北京:首都经济贸易大学,2019.
- [7] 王英伟,马树才.基于ARIMA和LSTM混合模型的时间序列预测[J].计算机应用与软件,2021,38(2):291-298.
- [8] 魏昱洲,许西宁.基于LSTM长短期记忆网络的超短期风速预测[J].电子测量与仪器学报,2019,33(2):64-71.
- [9] 张文丽,芮天奇,徐娟,等.我国新型冠状病毒肺炎疫情防控政策文本计量分析[J].医学与社会,2020,33(8):54-60.
- [10] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural Comput*, 1997(8):1735-1780.
- [11] 李相俊,许格健.基于长短期记忆神经网络的风力发电功率预测方法[J].发电技术,2019,40(5):426-433.
- [12] 杨青,王晨蔚.基于深度学习LSTM神经网络的全球股票指数预测研究[J].统计研究,2019,36(3):65-77.
- [13] 毛成刚,蔡玉萍,卢皖琴,等.基于HERP的常规医用低值耗材采购流程[J].医疗装备,2017,30(9):78.
- [14] 张慧.深度学习中优化算法的研究与改进[D].北京:北京邮电大学,2018.
- [15] 殷兆凯,廖卫红,王若佳,等.基于长短时记忆神经网络(LSTM)的降雨径流模拟及预报[J].南水北调与水利科技,2019,17(6):1-9.
- [16] 陈璐.基于LSTM模型的金融时间序列预测算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
- [17] 郑太雄,贺吉,张良斌.基于LSTM神经网络的混合燃料HCCI发动机复杂工况下燃烧正时估计[J].仪器仪表学报,2020,41(10):100-110.
- [18] 白玲,郭晓伟,马莉.基于ARIMA乘积季节模型的科室级常规耗材需求量预测研究[J].中国医疗设备,2021,36(1):123-126.
- [19] 许亮业,张琪,张诚.基于自回归积分滑动平均模型的医用低值耗材需求量预测研究[J].中国医疗设备,2017,32(7):147-149.

本文编辑 王晨晨