

# R 语言时间序列和自回归积分滑动平均模型 预测麻醉耗材领用的研究

徐雯, 方铮, 杨旅军

(复旦大学附属华东医院 麻醉科, 上海, 200040)

**摘要:** **目的** 运用自回归积分滑动平均模型 (ARIMA) 建立适合的老年患者特色手术科室耗材领用支出的医学经济学模型, 预测麻醉科耗材需求的变化趋势。 **方法** 采用 R 软件对本院麻醉科 2013 年 1 月—2019 年 12 月耗材领用支出数据建立 ARIMA 模型, 将 2020 年 1—12 月耗材领用支出的实际值与预测值分别进行比较, 评价模型的预测性能。 **结果** 本院麻醉科耗材领用支出在每年 2 月出现最低值, 5 月呈现最高峰。建立 ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] 模型对麻醉科耗材需求进行预测, ARIMA 模型较好地拟合和预测了周期性波动。ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] 模型预测的耗材支出在 2020 年 1—12 月会有小幅波动。 **结论** ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] 模型较好地拟合了麻醉科的耗材需求, 有助于优化科室决策支持系统及老年择期手术患者围术期护理管理。

**关键词:** 医学经济学; 老年患者; 决策支持系统; 管理; 自回归积分滑动平均模型

**中图分类号:** R 194; R 319 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-2353(2021)15-018-04 **DOI:** 10.7619/jcmp.20212104

## Research on R language time series and autoregressive integrated moving average model for predication of receiving and use of anesthetic consumables

XU Wen, FANG Zheng, YANG Lyujun

(Department of Anesthesiology, Huadong Hospital Affiliated to Fudan University, Shanghai, 200040)

**Abstract: Objective** To establish a suitable medical economics model of receiving and use of specialized surgery consumables in the elderly patient in Department of Anesthesiology by using the autoregressive integrated moving average (ARIMA) model, and to predict the changing trend of the consumables demand in Department of Anesthesiology. **Methods** R software was used to establish the ARIMA model based on the data of consumables acquisition and expenditure of Anesthesiology Department in authors' hospital from January 2013 to December 2019. The actual value and the predicted value of consumables acquisition and expenditure were compared from January to December 2020, and prediction performance of the model was evaluated. **Results** The consumption expenditure of Anesthesiology Department in authors' hospital was the lowest in February and the highest in May every year. ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] model was established to predict the consumable demand of Anesthesiology Department, and ARIMA model met and predicted the periodic fluctuation well. ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] model predicted that the consumption of consumables will fluctuate slightly from January to December in 2020. **Conclusion** ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] model can better fit the needs of consumables in Anesthesiology Department, which is helpful to optimize the department decision support system and perioperative nursing management of elderly patients undergoing elective surgery.

**Key words:** medical economics; elderly patients; decision support systems; management; autoregressive integrated moving average model

本院外科手术患者以老年人居多, 麻醉科为 应对老年手术患者麻醉的特色需求, 相应的医用

耗材用量更多<sup>[1-2]</sup>。合理地领用耗材可以在保证使用、提高工作效率的同时减轻库存压力、减少浪费<sup>[3]</sup>。自回归积分滑动平均模型 (ARIMA) 是时间序列预测中常用的模型,在医学领域中得到了很好的应用<sup>[4]</sup>。该模型的原理是滤除数据中的高频噪声,基于线性相关检测局部趋势,预测发展趋势<sup>[5]</sup>。与经典的最小二乘回归一样,自变量和因变量之间的关系很容易通过模型的假设来理解。该模型可以在一个时间序列中以自动化的方式进行模型选择,从而最大限度地提高预测精度<sup>[6]</sup>。本研究根据复旦大学附属华东医院麻醉科每月领用耗材支出历史数据建立 ARIMA 模型,预测当前的发展趋势,以判断过去的耗材领用方式是否合理,预测未来需求的发展趋势,为今后科室医用耗材的领用支出提供理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 一般资料

收集 2013 年 1 月—2019 年 12 月复旦大学附属华东医院麻醉科统计数据库中每月耗材支出数据用于构建 ARIMA 模型,利用 2020 年 1—12 月的数据对模型的预测性能进行评价。

### 1.2 ARIMA 模型

ARIMA 模型根据原序列是否平稳以及回归中所含部分的不同,包括自回归过程 (AR)、移动平均过程 (MA)、自回归移动平均过程 (ARMA) 以及 ARIMA 过程。该模型表示为  $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)[S]$ ,  $p$  指自回归的顺序,  $d$  指趋势程度的差异,  $q$  指移动平均数的顺序,  $P$  指周期性自回归滞后,  $D$  指周期性差异的程度,  $Q$  指周期性移动平均数,  $S$  指周期模式的长度<sup>[7]</sup>, 包括时间序列平稳性分析、参数估计、模型检验和模型的预测<sup>[8-9]</sup>。

1.2.1 时间序列平稳性分析: 当拿到一组时间序列, 需要对其进行平稳性检验, 观测不同时期序列各项的相关关系。对数变换和差分是稳定时间序列的首选方法<sup>[10]</sup>, 根据观测序列的自相关图和偏自相关图判断序列平稳性。另外, 可根据增广迪基-福勒检验 (ADF) 估计时间序列是否平稳<sup>[11]</sup>。

1.2.2 参数估计: 采用自相关函数 (ACF) 和偏自相关 (PACF) 图表估计 ARIMA 模型的参数。本研究采用自动识别和人工估计相结合的方法。首先采用 R 软件中的“`auto.arima()`”命令自动识别模型参数, 然后用 ACF 和 PACF 来确认  $p, q$

和  $P, Q$ 。

1.2.3 模型评估: 采用 Box-Jenkins  $Q$  检验对  $p, q$  及  $P, Q$  变阶模型进行检验<sup>[12]</sup>。所有的模型行残差检验 (显示为白噪声序列), 使用 Akaike 信息标准 (AIC) 比较, 以找到最好的模型。本研究评价了 ARIMA 模型的拟合能力和预测能力。

### 1.3 数据处理与分析

使用 Excel 2016 构建麻醉科耗材领用支出数据库, 使用 R3.5.1 软件开发 ARIMA 模型, 显著性水平为 0.05。

## 2 结果

### 2.1 麻醉科耗材领用支出的趋势

根据观测的时序序列图显示, 2013—2014 年支出呈下降趋势, 此后呈逐年上升趋势; 在每年 2 月呈现最低的支出, 随后迅速上升, 说明该序列不平稳 (图 1A)。本研究通过 1 次 Log 平滑和 1 次差分使序列图比较平稳 (图 1B)。

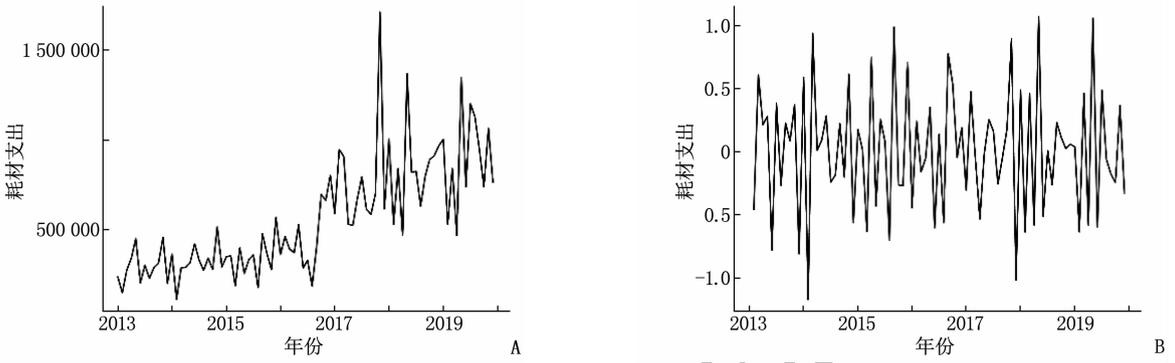
### 2.2 平稳性检测

经过趋势差分 ( $d=1$ ) 和周期性差分 ( $D=1$ ) 消除数值不稳定性。根据自相关图和偏相关图可以直观地感受自相关系数始终在 0 周围波动, 应判定该序列为平稳时间序列 (图 2)。采用 ADF 检验对差分后的序列进行平稳性检验, 结果显示  $P=0.02$ , 说明序列为平稳序列。

在 1 个周期内, lag1 后 ACF 下降到 0, 偏自相关函数 (PACF) 则在 lag0 降到 0, 因此  $p=0, q=1$ 。在 4 个周期中, ACF 在第 1 个周期结束时下降 (lag12), 但接近于 0, 因此  $Q=1$  或 2。lag12 时 PACF 为 0, 故  $P=0$ 。为了使结果更加可靠, 对  $P=1$  进行了检验。  $D=1, d=0$ 。此外, 利用 R3.5.1 软件中的“`auto.arima()`”自动识别参数, 残差检验结果和赤池信息量准则 (AIC) 值见表 1。这些模型均满足残差时间序列的白噪声要求, 故对 AIC 值进行比较。自动识别的模型 ARIMA (0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] 的 AIC 最低, 被选为本研究的最佳 ARIMA 模型。

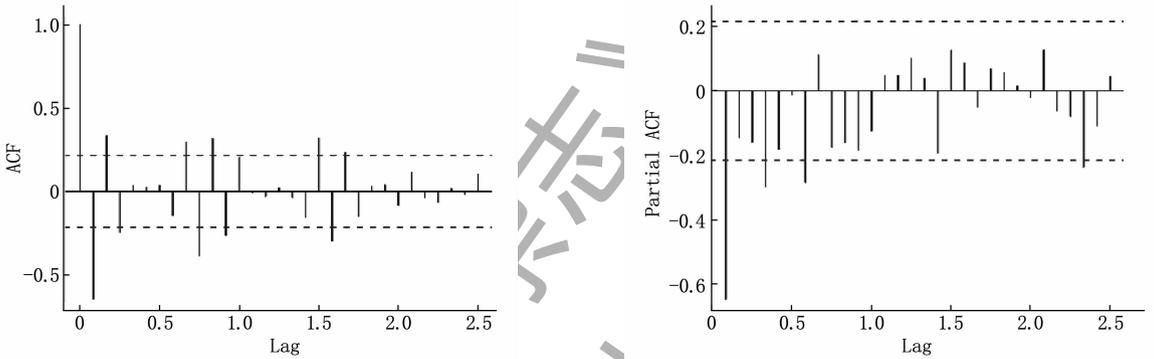
### 2.3 预测效果

模型建立后, 以 2020 年 1—12 月本院麻醉科耗材领用实际支出数据作为验证集, 将预测值与实际值进行比较分析, ARIMA 模型较好地拟合和预测了周期性波动, 见图 3、4。ARIMA (0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] 模型预测的耗材支出在 2020 年 1—12 月会有小幅波动。



A: 支出序列不平稳; B: Log 平滑和差分处理后序列平稳。

图 1 观测序列的时序图

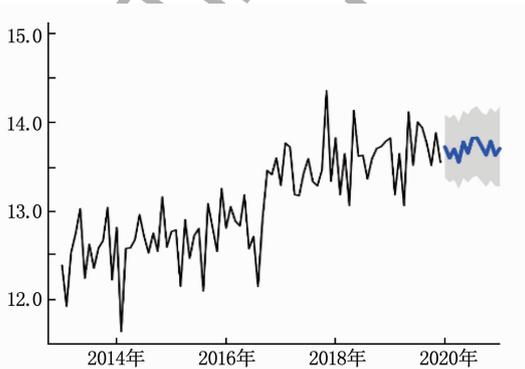


左: 自相关图; 右: 偏相关图。

图 2 观测序列的平稳性检验

表 1 ARIMA 模型极大似然方法检验和 AIC

ARIMA 模型	ma	s. e.	sma	s. e	log likelihood	AIC
ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12]	-0.811 2	0.062 7	0.335 7	0.146 6	-27.08	60.17
ARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 0)[12]	-0.641 8	0.094 3	0.200 2	0.200 2	-30.26	66.53
ARIMA(0, 1, 1)(1, 0, 1)[12]	-0.806 7	0.063 6	0.530 5	0.374 1	-26.94	61.88
ARIMA(1, 1, 1)(0, 0, 1)[12]	-0.747 4	0.106 9	0.361 2	0.147 4	-26.18	60.36
ARIMA(0, 1, 2)(0, 0, 1)[12]	-0.912 8	0.116 1	0.354 5	0.146 6	-26.45	60.90



蓝色曲线: 2018 年 7 月—2019 年 7 月

麻醉科耗材领用支出; 阴影部分: 95% 可信区间。

图 3 ARIMA(0, 1, 1)(0, 0, 1)[12] 模型预测价值

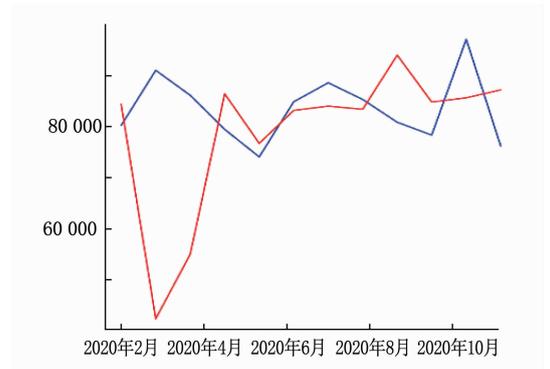


图 4 观测序列的预测值(蓝色)与实际值(红色)对比图

### 3 讨论

本院 2018—2020 年外科手术患者中, 年龄 ≥ 65

岁者约占 50%, 择期手术多为恶性肿瘤等较大创伤手术, 老年患者常伴有复杂的合并症, 为了确保开展高风险手术的安全性, 作者发现单价较高的麻醉耗材消耗较大。虽然昂贵的耗材、进阶的技

术和监护增加了麻醉的费用,但可以减少围术期严重并发症的发生,进而降低了最终整体的医疗消耗,使老年择期手术患者获得更好的预后。研究<sup>[13]</sup>表明,老年髌部骨折患者早期实施髌筋膜间隙阻滞可减少阿片类药物的使用,减轻疼痛和缩短住院时间。

结构化建模基础和可接受的预测性能使得 ARIMA 模型在时间序列预测中得到了广泛的应用<sup>[14]</sup>。从 2013—2019 年数据来看,本院麻醉科耗材领用支出逐年上升,这一方面源于手术麻醉数量的增多,另一方面源于以老年患者为主的麻醉对质控安全及新技术的需求增强。目前,在预测中常见的应用有线性回归、人工神经网络和灰色模型等多种数学方法<sup>[15]</sup>。线性回归采用了最小二乘法计算,结果易于理解,计算不复杂,但是对非线性数据拟合不好<sup>[16]</sup>。神经网络通常需要更多的数据,至少需要数千数百万个标记样本,相比传统算法的计算代价更高<sup>[17]</sup>。灰色模型在数据少时也能大致预测出结果,但不适用于数据之间波动性和随机性较大的预测,不能满足一个简单的函数关系<sup>[18]</sup>。本研究运用 R 语言时间序列和 ARIMA 预测模型,验证 ARIMA (0, 1, 1) (0, 0, 1)<sup>[12]</sup>模型对本院麻醉科耗材领用支出的预测性能最佳。这个模型一旦被识别后,就可以从时间序列的过去值及现在值来预测未来值<sup>[19]</sup>。本院麻醉科耗材领用支出数据显示,2018 年 7 月—2018 年 10 月复旦大学附属华东医院麻醉科耗材领用支出将略有下降,随后将大幅上升,这与通常情况类似。2018 年 11 月 (cost = 1 140 446.00) 的耗材领用支出低于 2017 年 11 月 (cost = 1 711 022.10), 但高于 2016 年 11 月 (cost = 665 145.38) 和 2015 年 11 月 (cost = 280 804.6)。这一结果表明,在 2018 年 11 月之前应增加耗材领用储备,防止缺货而影响麻醉工作开展。事实上,在 2019 年 2 月的耗材领用过多,造成成本核算收支不平衡,而 2019 年 11 月因耗材不足而临时加领了数次耗材。值得注意的是,2020 年的实际耗材领用支出与预测值出现了较大的偏差,这可能是突发事件新型冠状病毒肺炎疫情对预测模型的扰动,随着疫情的控制,预测能力逐渐恢复。

通过验证表明,ARIMA 模型在本院麻醉科耗材领用支出方面取得了较好的预测效果。医院根据预测值合理制订采购计划,有效调控耗材的储备与采购计划。经过一段时间的试用,本院将

逐步推广该模型至其他科室甚至其他医院。该模型的应用对于医院管理者而言,可以根据预测值进行耗材成本核算,为科室预算审批提供可靠依据<sup>[20]</sup>;对于生产商和供应商而言,可以根据预测值制订更加合理的生产和备货计划,不仅可以降低库存积压成本,还可以减少紧急备货造成的额外生产成本,从而有效提高医用耗材供应链的管理水平<sup>[21]</sup>。

## 参考文献

- [1] SCHWINGSHACKL A, ANAND K J S. Editorial: work-life balance: essential or ephemeral[J]. *Front Pediatr*, 2017, 5: 108.
- [2] DESAI V, CHAN P H, PRENTICE H A, *et al.* Is anesthesia technique associated with a higher risk of mortality or complications within 90 days of surgery for geriatric patients with hip fractures[J]. *Clin Orthop Relat Res*, 2018, 476(6): 1178 - 1188.
- [3] DONNELLY G T, FORESTER L T, DONNELLY L F. Reliable and efficient supply chain management in radiology: implementation of a two-Bin demand-flow system[J]. *J Am Coll Radiol*, 2016, 13(4): 426 - 428.
- [4] GAO J Q, LI J Y, WANG M Q. Time series analysis of cumulative incidences of typhoid and paratyphoid fevers in China using both Grey and SARIMA models[J]. *PLoS One*, 2020, 15(10): e0241217.
- [5] KATRIS C. A time series-based statistical approach for outbreak spread forecasting: Application of COVID-19 in Greece[J]. *Expert Syst Appl*, 2021, 166: 114077.
- [6] ADEYINKA D A, MUHAJARINE N. Time series prediction of under-five mortality rates for Nigeria: comparative analysis of artificial neural networks, Holt-Winters exponential smoothing and autoregressive integrated moving average models[J]. *BMC Med Res Methodol*, 2020, 20(1): 292.
- [7] WEI W D, JIANG J J, LIANG H, *et al.* Application of a combined model with autoregressive integrated moving average (ARIMA) and generalized regression neural network (GRNN) in forecasting hepatitis incidence in Heng County, China[J]. *PLoS One*, 2016, 11(6): e0156768.
- [8] RUBAIHAYO J, TUMWESIGYE N M, KONDE-LULE J, *et al.* Forecast analysis of any opportunistic infection among HIV positive individuals on antiretroviral therapy in Uganda[J]. *BMC Public Health*, 2016, 16(1): 766.
- [9] LUO L, LUO L, ZHANG X L, *et al.* Hospital daily outpatient visits forecasting using a combinatorial model based on ARIMA and SES models[J]. *BMC Health Serv Res*, 2017, 17(1): 469.
- [10] PACKARD G C. Misconceptions about logarithmic transformation and the traditional allometric method[J]. *Zoology (Jena)*, 2017, 123: 115 - 120. (下转第 26 面)

[4] 中华医学会重症医学分会. 呼吸机相关性肺炎诊断、预防和治疗的指南(2013)[J]. 中华内科杂志, 2013, 3(6): 524-543.

[5] 田德禄, 蔡淦. 中医内科学[M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2006: 60-60.

[6] BOZORGMEHR R, BAHRANI V, FATEMI A. Ventilator-associated pneumonia and its responsible germs: an epidemiological study[J]. Emerg; Tehran, 2017, 5(1): e26.

[7] 郑筱萸. 中药新药临床研究指导原则: 试行[M]. 北京: 中国医药科技出版社, 2002: 54-54.

[8] 朱建军. ICU 呼吸机相关性肺炎的发病机制和预防措施分析[J]. 当代医学, 2014, 20(19): 56-56.

[9] 刘强. 无创呼吸机辅助呼吸在重症肺炎致呼吸衰竭抢救中的应用[J]. 内科急危重症杂志, 2017, 23(3): 240-241.

[10] KIM K E, HAN J Y. Evaluation of the clinical performance of an automated procalcitonin assay for the quantitative detection of bloodstream infection[J]. Korean J Lab Med, 2010, 30(2): 153-159.

[11] 刘文军, 薛燕星, 胡东鹏. 升降散的现代药理机制研究进展[J]. 北京中医药, 2012, 31(12): 939-943.

[12] 张慧林, 赵妍. 大黄的药理作用及临床应用分析[J]. 光明中医, 2015, 30(5): 1119-1121.

[13] 赵雷, 朱亮, 张微微, 等. 升降散对脓毒症患者的临床疗效及血清学指标的影响[J]. 辽宁中医药大学学报, 2009, 11(2): 3-5.

[14] 王鑫, 张珏, 钱风华, 等. 升降散调控 TLR4/NF- $\kappa$ B 信号通路对脂多糖诱导脓毒症大鼠心肌损伤的影响[J]. 上海中医药杂志, 2018, 52(10): 82-86.

[15] 王定森, 陈琳, 陈勇, 等. 早期应用复合乳酸菌预防呼吸机相关肺炎的临床疗效及对炎症因子的影响研究[J]. 临床肺科杂志, 2015, 20(9): 1645-1648.

[16] 孙晓泽, 杜芬芬, 刘爱华. 升降散对 DM 大鼠肠道菌群结构变化及炎症因子的影响[J]. 中国中医药现代远程教育, 2017, 15(8): 135-137.

[17] 石朝积, 冉春艳, 吴兴文, 等. 肠内营养联合益生菌减少呼吸机相关性肺炎的价值分析[J]. 医学研究与教育, 2017, 34(3): 1-5.

[18] 朱亮, 奚耀, 赵雷, 等. 升降散对脓毒症小鼠 Th1/Th2 和 Th17/Treg 失衡的干预[J]. 中国急救医学, 2015, 35(5): 402-406.

(本文编辑: 周娟)

(上接第 21 面)

[11] WANG Y B, XU C J, ZHANG S K, *et al.* Temporal trends analysis of tuberculosis morbidity in mainland China from 1997 to 2025 using a new SARIMA-NARNX hybrid model[J]. BMJ Open, 2019, 9(7): e024409.

[12] ANWAR M Y, LEWNARD J A, PARIKH S, *et al.* Time series analysis of malaria in Afghanistan: using ARIMA models to predict future trends in incidence[J]. Malar J, 2016, 15(1): 566.

[13] GARLICH J M, PUJARI A, DEBBI E M, *et al.* Time to block: early regional anesthesia improves pain control in geriatric hip fractures[J]. J Bone Jo Surg Am Vol, 2020, 102(10): 866-872.

[14] LIAO Z Y, ZHANG X N, ZHANG Y H, *et al.* Seasonality and trend forecasting of tuberculosis incidence in Chongqing, China[J]. Interdiscip Sci, 2019, 11(1): 77-85.

[15] FLEUREN L M, KLAUSCH T L T, ZWAGER C L, *et al.* Machine learning for the prediction of Sepsis: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy[J]. Intensive Care Med, 2020, 46(3): 383-400.

[16] BUZA K, PE? KA L, KOLLER J. Modified linear regression predicts drug-target interactions accurately[J]. PLoS One, 2020, 15(4): e0230726.

[17] KRIEGESKORTE N, GOLAN T. Neural network models and deep learning[J]. Curr Biol, 2019, 29(7): R231-R236.

[18] GARCIA T P, MA Y. Simultaneous treatment of unspecified heteroskedastic model error distribution and mismeasured covariates for restricted moment models[J]. J Econom, 2017, 200(2): 194-206.

[19] ALIM M, YE G H, GUAN P, *et al.* Comparison of ARIMA model and XGBoost model for prediction of human brucellosis in mainland China: a time-series study[J]. BMJ Open, 2020, 10(12): e039676.

[20] MIYAHIRA A, TADA K, ISHIMA M, *et al.* A trial of nursing cost accounting using nursing practice data on a hospital information system[J]. Stud Health Technol Inform, 2015, 216: 944.

[21] LIU T Z, SHEN A Z, HU X J, *et al.* SPD-based logistics management model of medical consumables in hospitals[J]. Iran J Public Health, 2016, 45(10): 1288-1299.

(本文编辑: 梁琥)