

# 重症监护病房紧急状况预警算法

李开士<sup>1,2</sup> 樊建平<sup>1</sup> 周丰丰<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

<sup>2</sup>(中国科学院健康信息学重点实验室 深圳 518055)

**摘要** 重症监护病房中的病人身体状况通常很不稳定,常出现各种需要医护人员介入治疗的紧急状况。由于医疗资源有限,医护人员可能无法及时发现并处理这些紧急状况,给病人的存活率带来严重的负面影响。如果可以预测这些紧急状况的发生,并及时通知相关医护人员,将大大提高病人的存活率。常见重症监护病房紧急状况包括突然死亡、败血症、肺部感染、急性低血压、以及器官衰竭等。紧急状况预警建模主要采用病人的长时间生命体征监测数据,预测在一定时间之后发生某种紧急状况的可能性。预警模型所采用的监测数据分为静态数据、事件数据和时序数据等三类。静态数据具有容易采集、但预测准确性偏低的特点。事件数据或时序数据、以及多种类型数据的混合数据对于紧急状况预警模型的预测性能的提高有重要作用,将会获得更广泛的应用。

**关键词** 重症监护病房(ICU);病人监测;紧急状况;数据挖掘;异构数据;预警模型

## Early Diagnosis Algorithms for ICU Emergencies

LI Kai-shi<sup>1,2</sup> FAN Jian-ping<sup>1</sup> ZHOU Feng-feng<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055)

<sup>2</sup>(Key Laboratory of Health Informatics, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055)

**Abstract** The vital signs of patients in ICU are usually very unstable. This requires immediate assistance from medical personnel. Due to the limited resources, not all the emergencies were handled in time, leading to unexpected fatal outcomes. Most cases like these can be avoided, if they are predicted and the medical assistance is provided before the emergencies occur. Common emergencies include sudden death, septicemia, lung infection, acute hypotension, and organ failure. Current models based on the monitored physiological data can provide sensitive predictions for some emergency types. There are three types of commonly used data, i.e. static data, event data and time series data. The static data is easily obtained, but leads to less accurate predictions than the event data and time series data do. It is expected, that the interest for collecting and processing event data and time series data will grow in the near future.

**Keywords** intensive care unit (ICU); patient monitoring; emergencies; data mining; heterogeneous data; early diagnosis model

## 1 引言

重症监护病房收治的危重病人身体状况很不稳定,经常发生一些危及生命的紧急状况,需要医护人员及时介入治疗<sup>[1]</sup>。在重症监护病房中,医护人员人

数短缺成为普遍的状况。同时,生命体征监测数据的信息量庞大,且结构复杂,医护人员由于有限的培训而无法很好的分析这些数据。重症监护病房的某些病症由于并发症较多而没有确诊病因,也对医护人员的及时处理紧急状况造成了较大的困扰。这些限制条件的存在往往使医护人员的介入治疗出现延迟,并延误

基金项目:周丰丰研究员在中国科学院深圳先进技术研究院的启动资金(2011年8月开始)支持。李开士,博士研究生。樊建平,研究员,博士生导师,中国科学院深圳先进技术研究院院长,主要研究方向为体系结构、并行处理、操作系统等。周丰丰,研究员。E-mail: FengfengZhou@gmail.com或者ff.zhou@siat.ac.cn。

病人的紧急状况的及时处理和治疗。已有研究结果表明,在紧急状况发生之前,即使病人还没有表现出相应的症状,其生理信号和生化检测指标可能已经发生变化<sup>[2,3]</sup>。可以通过融合这些预示将发生紧急状况的异构生命体征指标,构建对紧急状况进行预警的整合性数据挖掘,为医护人员的及时介入治疗提供条件。

在重症监护病房中,病人可能发生很多紧急状况,比如败血症、低血压、器官衰竭、突然死亡等。状况紧急程度评分系统<sup>[4]</sup>是当前重症监护病房中用于描述和预测这些紧急状况的主要方法。根据不同的用途,评分系统可以分为三类:死亡率预测、病情严重程度及器官衰竭程度评估、和占用资源评估。死亡率预测提供了一种预示病人在医院内死亡可能性的指标,这类评分系统包括APACHE系列<sup>[5,6]</sup>、SAPS系列<sup>[7,8]</sup>和MPM系列<sup>[9,10]</sup>等。这类评分系统并不提供针对病情的预后评估。器官衰竭评分系统评估病人将在某个时刻出现器官衰竭状况的可能性,包括LODS系列<sup>[11,12]</sup>、MODS系列<sup>[13,14]</sup>和SOFA系列<sup>[15,16]</sup>等。占用资源评估系统根据病人占用的医疗资源评估病人病情的严重程度,包括TISS系列<sup>[17,18]</sup>、NEMS系列<sup>[19,20]</sup>和NAS系列<sup>[21,22]</sup>

等。评分系统还可以用于其他目的,如评估重症监护病房的工作和资源使用效率等<sup>[23,24]</sup>。评分系统应用很广泛且容易被医护人员理解,但这类系统也存在一些明显的缺点,比如准确率不高,或者不能针对病人的具体情况给出个性化的紧急状况预警。数据挖掘方法弥补了评分系统这方面的不足,也正在被越来越多的应用于相关领域<sup>[25,26]</sup>。

本文的主要目的是综述数据挖掘方法在重症监护病房中紧急状况预测方面的应用,所有引用文献的列表见表1。使用数据挖掘方法进行紧急状况预警建模的一般过程如图1所示。通过检索文献,我们归纳出几种常见的紧急状况,然后按照不同的紧急状况分别综述了当前发表的比较有代表性的论文。就重症监护病房中的生理检测数据来说,可以定义三种类型的数据:静态数据、事件数据和时序数据。静态数据是某时刻的病人观测数据,通常评分系统使用这种类型的数据;事件数据指在病人监控过程中出现的一些警报信息;时序数据是病人的完整观测数据,比如定时测量的病人体温。我们也根据所使用的数据类型对当前发表的论文进行了分类。

表1 重症监护病房紧急状况预警问题类型

紧急状况	数据类型	分类算法	发表日期	作者	引用
突然死亡	静态数据	逻辑回归	2012	Ribas, et al.	[27]
突然死亡	静态数据	贝叶斯统计和遗传算法	2011	Chan, et al	[28]
突然死亡	静态数据	人工神经网络	2009	ZHOU, et al	[29]
突然死亡	事件数据	多层感知网络	2006	Silva, et al.	[30]
败血症	静态数据	多层感知网络	2007	Schuh	[31]
败血症	静态数据	支持向量机	2010	Wang, et al.	[32]
肺部感染	静态数据	模糊认知图	2009	Papageorgiou, et al.	[33]
肺部感染	静态数据	BP神经网络	2008	Fan, et al.	[34]
急性低血压	混合数据	前向神经网络	2010	Lee, et al.	[35]
急性低血压	时序数据	多模广义回归神经网络	2011	Rocha, et al.	[36]
急性低血压	时序数据	BP神经网络	2011	Wu, et al.	[37]
急性低血压	时序数据	支持向量机	2011	WANG, et al.	[38]
器官衰竭	事件数据	多层感知网络和多分类逻辑回归	2008	Silva, et al.	[39]
急性低血糖	时序数据	决策树	2008	Zhang	[40]
撤销机械通气	时序数据	高斯过程	2010	Van Loon, et al.	[41]
需要透析	时序数据	回声状态网络	2010	Verplancke, et al.	[42]

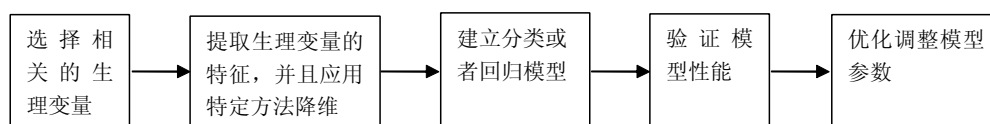


图1 数据挖掘方法预测建模过程

## 2 死亡率

死亡率预测可以提前评估病人治愈的可能性,主

要用于重症监护病房的效率评估,并对重症监护病房中资源调度有重要的意义。部分生化指标跟死亡率相关程度较高,但不存在指示死亡率的单一生化标记

物。在重症监护病房中，通常使用评分系统估计死亡率，比如APACHE系列<sup>[5,6]</sup>、SAPS系列<sup>[7,8]</sup>等，不过通常准确率不高，为了改善重症监护病房中突然死亡率的预测精度，通常采用数据挖掘方法整合多个生命体征数据来构建预测模型。死亡率预测方面的研究主要使用静态数据和事件数据作为建模训练数据。

### 2.1 基于静态数据的死亡率预测模型

文献[27]采集了病人在严重败血症情况下的住院数据、SOFA分数和治疗措施等方面的数据，并据此预测严重败血症病人的死亡率。首先，基于采集的原始数据计算得到34个描述指标，进而采用主元分析算法(Principle Component Analysis, PCA)从这些指标中选择14个主元指标作为数据挖掘模型的输入数据。作者通过Bagging方法验证了逻辑回归预测模型的性能，使用AUC作为性能指标，得到AUC的值为0.75。该工作进一步验证了通过后向特征选择方法对34个描述指标进行降维，结果表明后向特征选择这种方法得到的预测性能稍低于前一种方法，且均优于APACHE II评分系统。该工作的不足之处在于只使用了单个重症监护病房的数据，下一步将进行多中心的数据采集。Chan和Ting基于15个生命体征描述指标构建了贝叶斯统计模型(定义为SAPS II评分系统)，并针对重症监护病人的死亡率进行了预测<sup>[28]</sup>。针对传统贝叶斯统计模型无法处理连续数值数据的缺点，作者建立了一种贝叶斯指数模型，采用遗传算法寻找该模型的最优参数，贝叶斯指数模型和SAPS II评分系统预测性能指标AUC的值分别为0.904和0.874。ZHOU等人详细考察了人工神经网络和APACHE评分系统在预测重症监护病房老年病人死亡率方面的性能<sup>[29]</sup>。作者基于APACHE II评分系统中的22个指标对病人预后影响的大小进行了排序。进而收集了三组变量，分别包含前22、10和8个指标。实验验证的结果表明，人工神经网络具有不低于APACHE II评分系统(AUC=0.949)的预测准确性，AUC值分别为0.943, 0.968和0.926。

### 2.2 基于事件数据的死亡率预测模型

Silva等人<sup>[30]</sup>比较了静态数据和事件数据对死亡率预测性能的影响。首先分别构建了只使用静态信息的SAPS II评分系统、以及基于临床警报等信息构建的人工神经网络和逻辑回归数据挖掘模型。通过将数据集随机划分为66%的训练集和33%的测试集，并以AUC指标作为性能评判标准，详细比较了静态数据和事件数据对死亡率预测性能的影响。结果表明，只使

用静态数据的SAPS II评分系统达到了80%的准确性，而进一步整合了事件数据的逻辑回归模型和人工神经网络模型分别达到了82.6-85.2%和83.9-87.1%的准确性。这表明整合重症监护病房中监护过程中的事件数据，可以较大提高死亡率预测模型的准确性。

## 3 败血症和肺部感染

败血症是一种全身性的感染性疾病，是重症监护病房中主要死亡因素之一。败血症可以在未发病前或发病早期进行有效预防和治疗。预知败血症的发生，对于提高重症监护病人的存活率具有重要的意义。目前研究结果表明多个临床血液生化监测靶标与败血症相关，文献[43]综述了败血症相关的临床血液靶标，包括IL-6、CRP、PCT、TERM-1等，不过仍然缺乏特异性的败血症监测靶标。基于细菌培养的败血症监测方法需要等待48个小时以上，可能严重延误病人的治疗时机，整合多个低特异性监测靶标的数据挖掘方法有助于及时准确的诊断败血症。败血症发病早期会导致全身炎症的大规模反应，美国胸科医师协会和重症医学协会根据全身炎症反应的严重程度制定了败血症的筛选和判定标准。Schuh采集了1674个初期败血症发作病人的11个生理和生化指标，并根据其是否发展为严重败血症，训练构建了一个多层感知网络模型<sup>[31]</sup>。该模型预测早期败血症发展为严重败血症的准确性达到了71.6%。该工作统计了全身炎症反应片段个数跟死亡率之间具有显著相关性。Wang等人采用支持向量机模型研究了同样问题，并达到了88.41%的准确性<sup>[32]</sup>。

模糊认知图使用类似人类推理过程的策略来处理不确定的描述性数据，适用于建模特定领域的描述性知识和经验。重症监护病人紧急状况预测问题中存在很多描述性参数，比如症状、生理参数、生化结果、胸透等，给疾病紧急状况预警建模带来了较大挑战。Papageorgiou等人采用模糊认知图算法来针对肺部感染病人的数据进行建模，对准确预测肺部感染病人的病情发展做了有益尝试<sup>[33]</sup>。Fan等人选择与感染相关的6个指标，构建了医院内部获得性肺炎感染可能性的BP人工神经网络预测模型，并在太原地区采集的数据集上达到了相对误差为1.78-5.3%的准确性<sup>[34]</sup>。

## 4 急性低血压

在重症监护病房中，急性低血压是一种需要医护

人员立即介入治疗的紧急状况。急剧降低的血压可能产生器官供血不足,从而导致严重的器官损伤,甚至威胁病人的生命。提前预测急性低血压的出现,可以使医护人员及时介入治疗,避免病情的恶化。通常使用平均动脉压定义低血压片段,如果一段时间(通常

30分钟以上)内平均动脉压的绝大部分测量值低于某个设定的阈值(通常为60毫米汞柱),则认为发生一个低血压片段。主要基于生理指标时间序列数据进行低血压的预测,通常采用心率序列数据,也有整合用药数据等方面的信息。图2显示了一段心率序列数据。

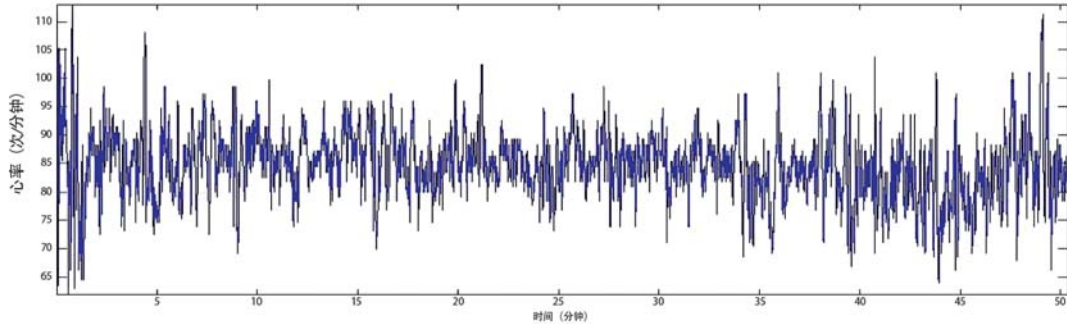


图2 心率序列数据示意图

Lee和Mark基于平均动脉压定义低血压样本,把平均动脉压序列数据定义为三个组成片段:观测窗口、间隔期和目標窗口<sup>[35]</sup>,如图3所示。如果目標窗口中90%的平均动脉压值低于60毫米汞柱,则定义为一个低血压样本。根据观测窗口长度和间隔期长度的变化定义了四种样本:观测窗口=0.5小时,间隔期=1小时;观测窗口=0.5小时,间隔期=2小时;观测窗口

=1小时,间隔期=1小时;以及观测窗口=1小时,间隔期=2小时。同时定义了两种数据采集模式:单模采样和多模采样,其中前者指每条平均动脉压序列数据只采集一个样本,后者指每条序列数据采集尽可能多的样本。按照不同的样本定义和采样模式得到不同的样本集,作者分别使用这些低血压样本集进行特征提取,并进行急性低血压状况的预测建模。



图3 低血压样本结构示意图

作者选取了四个生理变量:心率(HR)、动脉收缩压(ABPSys)、动脉舒张压(ABPDias)和动脉平均压(MAP),并且新生成了两个变量:心输出量(CO)和脉搏压(PP),它们的计算公式分别为 $PP=ABPSys-ABPDias$ 和 $CO=HR \times PP$ 。对于每个样本包含的生理变量进行三类特征提取策略,即统计法、小波变化法和相关系数法。统计法包括均值、中间值、标准差、方差、四分位数区间、偏斜度、峰度和线性回归斜率等。小波法主要是对生理变量进行5层离散小波分解,使用近似信号和细节信号的能量比例作为特征值;相关系数法包括6个变量的两两之间相关系数,共15个相关系数。对所有6个生理变量进行特征提取总共得到99个特征值,另外还包括两个用药变量:升压药用量和降压药用量。对于不同样本结构和不同采样模式对应的各种样本集合通过主元分析法进行降低维度,并分别得到与低血压状况最显著相关的特征子集合。该工作分别进行了分类问题和回归问题

的研究,其中分类模型的目标为是否发生低血压,回归模型的目标为目标窗口平均动脉压的中值。使用前向神经网络建立分类模型,隐含层和输出层的激活函数都是Log-sigmoid函数。采用五倍交叉验证法来评价模型性能,其中性能评价标准包括AUC、敏感性、特异性、准确率、正预测值和负预测值等。回归模型的网络结构跟分类模型相同,只是在隐藏层使用双曲正切S函数,在输出层使用线性函数。同样采用五倍交叉验证法,验证了包括平均绝对误差、预测值和真实值组成的坐标系中样本点线性拟合的截距和斜率、预测值和真实值的相关系数等性能评价标准。作者对于前面得到的所有数据集进行建模并且验证模型的性能,多模采样达到了86.3%的预测准确性,证明特征选择算法得到的生理变量子集与一段时间之后发生的低血压具有较大相关性,且多模采样模式通常比单模采样模式的预测准确性高大约12%。随着间隔期的延长,分类和回归性能有所下降,不过观测窗口的

长度对于模型性能的影响较小。

Roche等人采用非连续长时间监测的平均动脉压时间序列，来预测未来是否出现低血压片段<sup>[36]</sup>。平均动脉压记录采样间隔为1分钟，采样时间长度为11小时，其中最后一个小时是预测窗口，用来判断是否出现低血压片段。在模型建立阶段，对于训练集中的每条动脉压记录分别建立多模广义回归神经网络模型集合，用于预测未知的平均动脉压值。每条记录建立4个模型，分别预测15分钟的平均动脉压值。在测试阶段，首先计算测试记录跟训练集记录之间的相关性，并且把训练集记录按照相关强弱排序，然后根据事先设定的阈值选取最相关的几个训练记录。这些选择的训练记录对应的模型用来预测测试记录的血压值。每一个训练记录的模型集合预测产生一个平均动脉压片段，根据每条训练记录的相关性强弱把预测结果进行加权平均，得到最终的平均动脉压预测片段。最后根据预测的平均动脉压片段判断是否出现低血压。作者使用敏感性、特异性和准确率作为预测性能的评价指标，在CinC 2009竞赛数据上事件1的预测准确性达到100%，事件2的预测准确性达到92.5%。最后作者指出该方法的不足之处包括，没有使用用药记录信息，建立的模型太多，在训练集很大的时候预测模型会更多。

国内也有学者在研究急性低血压早期预警问题。在[37]中，作者根据平均动脉压预测低血压片段。首先对低血压片段前30分钟数据使用db3小波母函数进行3层小波分解，选择低频分解和高频分解小波系数的中间值和最大值作为特征值，最后基于BP神经网络进行建模预测。准确性达到了82%。在[38]中，作者同样基于平均动脉压预测低血压片段。首先使用AR方法对低血压发生时刻之前的数据进行功率谱估计，提取功率谱幅度的统计特征作为预测模型的输入，使用多项式核函数的支持向量机建立预测模型，取得了87.5%的预测准确性。

## 5 器官衰竭

重症监护病房中较多的病人具有或多或少的器官衰竭体征，根据各种生命体征数据进行提前预测器官衰竭的发生和恶化，以便医护人员及时介入治疗，是防止或者逆转器官衰竭过程的挑战性难题。目前主要采用几种评分系统对器官衰竭进行评估，包括SOFA系列<sup>[15,16]</sup>、MODS系列<sup>[13,14]</sup>、LODS系列<sup>[11,12]</sup>等。这些评分

系统主要基于静态数据来预测器官衰竭的严重程度，缺点是准确率不高。有研究者提出进一步整合相关的事件数据，来改进器官衰竭问题的预测性能。

在[39]中，作者设定四个生理变量（收缩压、心率、血氧饱和度、排尿量）的正常范围，进而根据四个生理变量的警报信息定义不同的事件，并整合住院信息以及SOFA评分系统作为预测变量。在构建预测模型之前，使用后向特征选择算法降低输入数据向量的维度。基于选择出来的的变量子集集合，构建了多层感知神经网络和多元逻辑回归模型。针对SOFA评分系统定义的6个器官评分（呼吸、凝血、肝脏、心血管、神经、肾脏）分别构建了预测模型。基于5倍交叉验证法，预测模型的AUC指标对于功能异常、功能正常和器官衰竭情况分别达到了64%，69%和74%，相应的Brier分数分别达到0.18，0.16和0.09。结果表明紧急事件发生前的事件信息对于预测器官衰竭具有重要的作用。

## 6 其它紧急情况预测模型

重症监护病房为了达到血糖的紧急控制，可以采取强化胰岛素治疗，而病人的急性低血糖事件就需要得到重点关注。在文献[40]中，作者使用分类树算法构建急性低血糖事件的预测模型。基于已有数据集，作者首先检测医疗数据中的低血糖事件，选择低血糖片段前后的各项生命体征测量值作为输入数据集，并采用对等信息和决策树算法进行特征选择。所选择的数据子集作为输入，构建了一个具有较好性能的C5.0决策树预测模型。上述结果表明，基于常规监测生命体征数据可以针对急性低血糖事件进行有效提前预警。

为了更好地使用重症监护病房中的各种设施，需要对病人的身体状况提前预测。在文献[41]中，作者研究了如何预测冠状动脉搭桥术后病人能否在9个小时内恢复稳定，从而撤销机械通气设备。采集了5个生理变量（心率、动脉收缩压、肺动脉收缩压、血液温度、血氧饱和度），并采用多个动态特征提取方法提取这些生理变量的特征，比如平均值、不同时刻的标准差、多变量回归模型的系数、复倒谱系数等。最后构建了高斯预测模型，并使用AUC和Brier分数作为评价指标。结果显示动态特征算法可以有效提取重要特征，前者的预测性能为（AUC=0.749，Brier=0.206），后者的预测性能为（AUC=0.547，

Brier=0.247)。在文献[42]中,作者对于重症监护病房中病人在第5-10天是否需要透析进行预测。回声状态网络是一种递归神经网络,具有“回声状态”特征,适用于时间序列数据的分类问题建模。作者比较了回声状态网络、支持向量机模型和自然贝叶斯模型在透析问题中的预测准确性。这三个算法的AUC指标表明:它们具有类似的性能,且回声状态网络还具有容易配置的优点。

## 7 结 论

使用数据挖掘方法进行重症监护病房的紧急状况预警问题,正在吸引越来越多研究者的关注,且当前常用的几种分类和回归算法都已被应用到不同的紧急状况预警问题中。由于计算能力和数据采集的限制,当前的预警建模方法通常是基于静态数据或者事件数据。少数整合包括生理时间序列数据在内的数据源预警模型的结果表明,融合异构数据源的整合性建模算法将大大提高预警模型的准确性。随着计算技术的进步、以及结构化电子健康档案的普及,将会有更多研究者考察多个异构数据源的融合问题以及整合性建模问题。

### 参 考 文 献

- [1] Richardson J D, Franklin G, Santos A, et al. Effective triage can ameliorate the deleterious effects of delayed transfer of trauma patients from the emergency department to the ICU [J]. *J Am Coll Surg*, 2009, 208(5): 671-8; discussion 8-81.
- [2] Hong W, Earnest A, Sultana P, et al. How accurate are vital signs in predicting clinical outcomes in critically ill emergency department patients [J]. *Eur J Emerg Med*, 2011.
- [3] Huaman M A, Diaz-Kuan A, Hegab S, et al. CURB-65 and SMRT-CO in the prediction of early transfers to the intensive care unit among patients with community-acquired pneumonia initially admitted to a general ward [J]. *J Hosp Med*, 2011, 6(9): 513-8.
- [4] Vincent J L, Moreno R. Clinical review: Scoring systems in the critically ill [J]. *Critical Care*, 2010, 14(2): 9.
- [5] Zimmerman J E, Kramer A A, Mcnair D S, et al. Acute physiology and chronic health evaluation (APACHE) IV: Hospital mortality assessment for today's critically ill patients [J]. *Critical Care Medicine*, 2006, 34(5): 1297-310.
- [6] Zimmerman J E, Kramer A A, Mcnair D S, et al. Intensive care unit length of stay: Benchmarking based on Acute Physiology and Chronic Health Evaluation (APACHE) IV [J]. *Critical Care Medicine*, 2006, 34(10): 2517-29.
- [7] Metnitz P G H, Moreno R P, Almeida E, et al. SAPS 3 - From evaluation of the patient to evaluation of the intensive care unit. Part 1: Objectives, methods and cohort description [J]. *Intensive Care Med*, 2005, 31(10): 1336-44.
- [8] Moreno R P, Metnitz P G H, Almeida E, et al. SAPS 3 - From evaluation of the patient to evaluation of the intensive care unit. Part 2: Development of a prognostic model for hospital mortality at ICU admission [J]. *Intensive Care Med*, 2005, 31(10): 1345-55.
- [9] Higgins T L, Teres D, Copes W S, et al. Assessing contemporary intensive care unit outcome: An updated Mortality Probability Admission Model (MPM0-III) [J]. *Critical Care Medicine*, 2007, 35(3): 827-35.
- [10] Nathanson B H, Higgins T L, Teres D, et al. A revised method to assess intensive care unit clinical performance and resource utilization [J]. *Critical Care Medicine*, 2007, 35(8): 1853-62.
- [11] Timsit J F, Fosse J P, Troche G, et al. Calibration and discrimination by daily Logistic Organ Dysfunction scoring comparatively with daily Sequential Organ Failure Assessment scoring for predicting hospital mortality in critically ill patients [J]. *Critical Care Medicine*, 2002, 30(9): 2003-13.
- [12] Metnitz P G H, Lang T, Valentin A, et al. Evaluation of the logistic organ dysfunction system for the assessment of organ dysfunction and mortality in critically ill patients [J]. *Intensive Care Med*, 2001, 27(6): 992-8.
- [13] Marshall J C, Cook D J, Christou N V, et al. multiple organ dysfunction score - a reliable descriptor of a complex clinical outcome [J]. *Critical Care Medicine*, 1995, 23(10): 1638-52.
- [14] Cook R, Cook D, Tilley J, et al. Multiple organ dysfunction: Baseline and serial component scores [J]. *Critical Care Medicine*, 2001, 29(11): 2046-50.
- [15] Cabre L, Mancebo J, Solsona J F, et al. Multicenter study of the multiple organ dysfunction syndrome in intensive care units: the usefulness of Sequential Organ Failure Assessment scores in decision making [J]. *Intensive Care Med*, 2005, 31(7): 927-33.
- [16] Vincent J L, Moreno R, Takala J, et al. The SOFA (sepsis-related organ failure assessment) score to describe organ dysfunction/failure [J]. *Intensive Care Med*, 1996, 22(7): 707-10.
- [17] Moreno R, Miranda D R. Nursing staff in intensive care in Europe - The mismatch between planning and practice [J]. *Chest*, 1998, 113(3): 752-8.
- [18] Moreno R, Morais P. Validation of the simplified therapeutic intervention scoring system on an independent database [J]. *Intensive Care Med*, 1997, 23(6): 640-4.
- [19] Miranda D R, Moreno R, Iapichino G. Nine equivalents of nursing manpower use score (NEMS) [J]. *Intensive Care Med*, 1997, 23(7): 760-5.
- [20] Rothen H U, Kung V, Ryser D H, et al. Validation of "nine

- equivalents of nursing manpower use score" on an independent data sample [J]. *Intensive Care Med*, 1999, 25(6): 606-11.
- [21] Miranda D R, Nap R, De Rijk A, et al. Nursing activities score [J]. *Critical Care Medicine*, 2003, 31(2): 374-82.
- [22] Conishi R M Y, Gaidzinski R R. evaluation of the nursing activities score (nas) as a nursing workload measurement tool in an adult icu [J]. *Revista Da Escola De Enfermagem Da Usp*, 2007, 41(3): 346-54.
- [23] Glance L G, Osler T, Shinozaki T. Effect of varying the case mix on the standardized mortality ratio and W statistic - A simulation study [J]. *Chest*, 2000, 117(4): 1112-7.
- [24] Kahn J M, Kramer A A, Rubenfeld G D. Transferring critically ill patients out of hospital improves the standardized mortality ratio - A simulation study [J]. *Chest*, 2007, 131(1): 68-75.
- [25] Barbini E, Cevenini G, Scolletta S, et al. A comparative analysis of predictive models of morbidity in intensive care unit after cardiac surgery - Part I: model planning [J]. *Bmc Medical Informatics and Decision Making*, 2007, 7.
- [26] Cevenini G, Barbini E, Scolletta S, et al. A comparative analysis of predictive models of morbidity in intensive care unit after cardiac surgery - Part II: an illustrative example [J]. *Bmc Medical Informatics and Decision Making*, 2007, 7.
- [27] Ribas V J, Vellido A, Ruiz-Rodriguez J C, et al. Severe sepsis mortality prediction with logistic regression over latent factors [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(2): 1937-43.
- [28] Chan C L, Ting H W. Constructing a novel mortality prediction model with Bayes theorem and genetic algorithm [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(7): 7924-8.
- [29] Zhou W W, Song Y X, Guan Y Y. Artificial neural network in the mortality prediction for patients in geriatric intensive care unit ( in Chinese ) [J]. *Chinese Journal of Multiple Organ Diseases in the Elderly*, 2009, 05): 409-13.
- [30] Silva A, Cortez P, Santos M F, et al. Mortality assessment in intensive care units via adverse events using artificial neural networks [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2006, 36(3): 223-34.
- [31] Schuh C J. Sepsis and Septic Shock Analysis using Neural Networks; proceedings of the Fuzzy Information Processing Society [C] // 2007 NAFIPS '07 Annual Meeting of the North American. 2007.
- [32] Wang S L, Wu F, Wang B H. Prediction of Severe Sepsis Using SVM Model [M]. Berlin: Springer-Verlag Berlin. 2010: 75-81.
- [33] Papageorgiou E I, Papandrianos N, Karagianni G, et al. Fuzzy Cognitive Map Based Approach for Assessing Pulmonary Infections [M]. Berlin: Springer-Verlag Berlin. 2009: 109-18.
- [34] Fan Z, Wang S P, Yang Y, et al. Using BP artificial neural network to assess and predict the prevalence of nosocomial pneumonia in taiyuan area ( in Chinese ) [J]. *Chinese Journal of Health Statistics*, 2008, 02): 141-3+6.
- [35] Lee J, Mark R G. An investigation of patterns in hemodynamic data indicative of impending hypotension in intensive care [J]. *Biomedical Engineering Online*, 2010, 9.
- [36] Rocha T, Paredes S, De Carvalho P, et al. Prediction of acute hypotensive episodes by means of neural network multi-models [J]. *Comput Biol Med*, 2011, 41(10): 881-90.
- [37] Wu J B, Lai L J, Li N S, et al. Application of back propagation neural networks in the prediction of acute hypotension (in Chinese) [J]. *Journal of Clinical Rehabilitative Tissue Engineering Research*, 2011, 52): 9808-12.
- [38] Wang Z G, Lai L J, Xiong D S, et al. Prediction for acute hypotensive episodes based on ar model and support vector machine ( in Chinese ) [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2011, 02): 250-5.
- [39] Silva A, Cortez P, Santos M F, et al. Rating organ failure via adverse events using data mining in the intensive care unit [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2008, 43(3): 179-93.
- [40] Zhang Y. Predicting occurrences of acute hypoglycemia during insulin therapy in the intensive care unit [C] // Proceedings of the Engineering in Medicine and Biology Society, 2008 EMBS 2008 30th Annual International Conference of the IEEE, 2008.
- [41] Van Loon K, Guiza F, Meyfroidt G, et al. Prediction of clinical conditions after coronary bypass surgery using dynamic data analysis [J]. *Journal of Medical Systems*, 2010, 34(3): 229-39.
- [42] 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 Medical Informatics and Decision Making*, 2010, 10.
- [43] Ventetuolo C E, Levy M M. Biomarkers: Diagnosis and Risk Assessment in Sepsis [J]. *Clin Chest Med*, 2008, 29(4): 591.