

# 主权债务危机早期预警系统研究

## ——基于BP神经网络方法

胡援成, 康 鸿

(江西财经大学 金融发展与风险防范研究中心, 江西 南昌 330013)

**摘 要:** 文章运用BP神经网络方法, 构建了主权债务危机早期预警系统。通过对1991—2006年54个发展中国家宏观经济及债务状况数据的实证研究发现, 该系统能对未来三年内出现的主权债务危机事件起到较好的预警作用, 预警总体效果达86.7%。同时, 与二元Logistic模型进行预测对比, 发现运用人工神经网络方法对主权债务危机进行预警比二元Logistic方法具有相对优势。

**关键词:** 早期预警系统; 主权债务危机; BP神经网络

**中图分类号:** F830.59 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-2154(2010)09-0044-07

### 一、引 言

当今世界正处在债务危机多发之时, 20世纪80—90年代发生的大量主权债务危机事件仍令人记忆犹新, 新一轮的债务危机在美国次贷危机的诱因下又席卷而来。2009年10月冰岛爆发的主权债务危机使得冰岛陷于国家破产的边缘, 11月迪拜宣布暂缓偿还主权债务, 12月希腊国家信用等级从A-被降到BBB+。以上一系列事件预示着主权债务危机的威胁正笼罩着整个后危机时期。因此, 主权债务危机预警系统的研究就显得十分重要和紧迫。一个灵活易行的主权债务危机预警系统不仅有利于提高风险防范能力, 还可为一国适度引入外国债务提供帮助。

目前对金融危机的研究集中于货币危机和银行危机<sup>[1-3]</sup>, 主权债务危机方面的研究较少。我们发现, 大多数对债务危机的研究成果集中于2002年前, 这恐怕主要是由于债务危机本身爆发的时段特点所致。20世纪80年代到90年代国际上发生大量恶性的债务拖欠事件。进入2000年, 主权债务危机事件的发生减少, 有了一个相对平静期。但主权债务拖欠事件从来没有停止过, 而且仍可能继续发生<sup>[4]</sup>。

Peter(2002)<sup>[5]</sup><sup>44</sup>针对2000年前的15篇相关文献就主权债务危机的定义、解释变量及预测方法等方面作了很好的总结。从其总结的内容来看, 2000年前的研究者对何谓主权债务危机并没有形成统一的意见, 大致形成4种不同的定义: (1)发生债务期限展期事件; (2)发生债务期限展期或IMF高额借款事件; (3)发生债务期限展期或相当数量的本息拖欠事件; (4)发生债务期限展期、相当数量的本息拖欠或IMF高额借款事件。这种现象一直延续到现在。林伯强(2002)<sup>[6]</sup><sup>17</sup>认为债务国重新安排还债期限事件即为债务危机事件。Manasse等(2003)<sup>[7]</sup><sup>6</sup>和 Ffiamanti(2008)<sup>[8]</sup><sup>152</sup>认为那些当年被评级机构识别为拖欠国家或者收到IMF的非特许贷款超过100%配额的国家为债务危机国家。而Peter(2002)<sup>[5]</sup><sup>8</sup>和 Fuertes等(2006)<sup>[9]</sup><sup>142</sup>则

收稿日期: 2010-03-23

**作者简介:** 胡援成(1953—), 男, 江西修水人, 江西财经大学金融学首席教授, 金融发展与风险防范中心主任, 博士生导师, 金融学博士, 主要从事金融风险研究; 康鸿(1975—), 女, 江西于都人, 江西财经大学金融学博士研究生, 软件学院讲师, 主要从事国际金融风险方向研究。

以发生大量新增长期贷款拖欠和债务期限展期为债务危机的表现。Ciarbone 等 (2005)<sup>[10] 378</sup> 认为债务危机的表现不但在于大量 IMF 非特许贷款还包括债务拖欠和债务期限展期事件。

正如主权债务危机的定义仍然没有达成共识, 研究中债务危机的解释变量也是差异巨大。Detragiache 等 (2001)<sup>[1] 8</sup> 认为债务危机的解释变量应分为流动性变量、债务变量以及宏观特性的三类变量。Peter (2002)<sup>[5] 15</sup> 将解释变量分为经常帐户收支与 GDP 比率、债务总量指标、累计拖欠与外债比率等 11 类。Manasse (2003)<sup>[7] 8</sup> 认为解释变量应分为宏观基础、流动性指标及政策经济变量三大类。Ciarbone (2005)<sup>[10] 380</sup> 使用有效汇率、国际储备与 GDP 比率等 28 个变量衡量危机前后的变化。Fioramanti (2008)<sup>[8] 156</sup> 选择 GDP 增长率、现金流变化率等 22 个变量来构造他的预警系统。以上众多的观点从某方面反映出债务危机的异质性。

在预警方法上, 大量学者使用标准或固定效应的 Logit 模型及随机 Probit 模型来对主权债务危机事件进行预警, 如 Li (1992)<sup>[12]</sup>、Odedokun (1995)<sup>[13]</sup>、Detragiache (2001)<sup>[1] 5</sup> 等。近年来, 也有一些学者采用了更为复杂的方法和指标, 由此拓宽了主权债务危机早期预警系统的研究范围和内容, 如 Manasse (2003)<sup>[7] 10</sup> 使用二元递归树、Fioramanti (2008)<sup>[8] 15</sup> 使用人工神经网络的方法来预警债务危机状况。

在国内, 邹欣 (2005)<sup>[14]</sup>、周新德 (2006)<sup>[15]</sup>、王晓雷 (2007)<sup>[16]</sup> 等通过对国际通行的外债监控系统指标如负债率、债务率、偿债率、储备外债比率等来分析我国债务的风险。一些学者也从其他不同的方法和角度分析了中国的债务风险问题。林伯强 (2002)<sup>[6] 14</sup> 使用多元累计和模型来对我国的外债风险进行预警和对中国金融安全状况进行评估, 杨荣海 (2007)<sup>[17]</sup> 强调从财政风险的角度来分析我国债务危机状况。邢大伟 (2006)<sup>[18]</sup> 运用经济计量模型实证研究发现, 进出口总额和汇率水平是影响外汇储备的决定因素。岳甚先 (2007)<sup>[19]</sup> 运用面板数据模型对 1980—2001 年中非六个国家 22 个年度数据进行了实证研究, 认为中非货币经济共同体外债危机是涉及到政治制度、经济政策、外部环境以及内部管理等多种因素的一个复杂的动态过程。

由文献回顾可知, 国内对债务风险的研究并不多, 主权债务危机预警的研究则更少。在研究方法上, 以定性分析为主, 定量分析较少。在研究对象上, 以中国实际情况研究为主, 国外研究借鉴不多。在研究范围上, 以分析中国若干债务指标是否合适为主, 研究债务危机预警系统的并不多。随着我国扩大与国外的金融往来, 如何适度利用外债, 保持合理的外债规模, 严格控制风险是摆在中国面前的一个重要问题。本文试图在前人研究的基础上, 进一步拓展对主权债务危机预警的实证研究, 为我国主权债务风险分析及债务危机状况预警提供有效和便捷的工具。

## 二、BP 神经网络模型

人工神经网络的研究是由试图模拟生物神经系统而产生的。人工神经网络在处理经济数据时因具有如下的优势而倍受研究者的青睐: (1) 对噪声数据的高承受能力; (2) 不需对数据的分布做事前假设; (3) 对未经训练的数据模式具有很好的分类能力。

BP 神经网络模型<sup>[20]</sup>是把一组样本的输入输出变成一个非线性优化问题, 使用了最优化中最普遍的梯度下降算法, 用迭代运算求解权, 加入隐藏节点使得优化问题的可调参数增加, 从而可以逼近精确解。它通常由三部分组成: 一个输入层、一个或多个隐藏层和一个输出层。每层均由若干节点组成。如图 1 所示。每层具有的节点的个数可以不一样。前一层的节点仅与后一层的节点之间有权值连接, 同一层节点之间无连接。网络的学习过程包括信息正向传播和误差反向传播两个过程。开始, 数据从输入层输入经过隐藏层传到输出层, 再经非线性传递函数运算后得到输出值, 将其与期望值比较。若有误差, 则误差反向传播, 沿原来的连接路径返回, 并通过逐层修改各层节点的权值和阈值减少误差, 如此循环直到输出的误

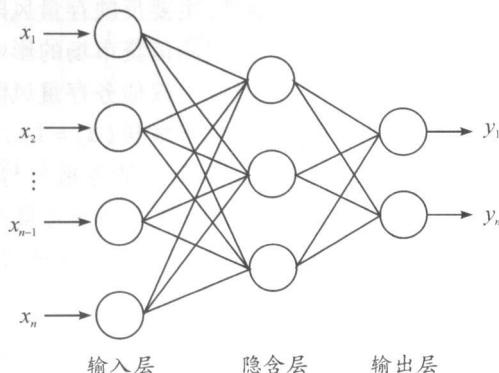


图 1 BP 神经网络模型

差符合精度要求为止。

BP算法的一般步骤如下:

- 1. 将网络的权值和阈值初始化为很小的随机数。对于训练集中的每一个样本  $p$  反复按如下步骤进行处理。
- 2. 计算各层输出。将训练样本属性值输入至输入层节点。输入层的输出  $O_{pi}$  等于它的输入值  $I_i$ 。计算隐藏层和输出层每个节点的输出。隐藏层或输入层节点的输出为  $O_{pj}$

$$O_{pj} = f(\sum_i w_{ij}O_{pi} + \theta_j) \tag{1}$$

其中  $w_{ij}$  是上一层节点  $i$  到节点  $j$  的连接权重;  $O_{pi}$  是上一层节点  $i$  的输出; 而  $\theta_j$  是节点  $j$  的阈值;  $f(x)$  一般取 S 形函数, 即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2}$$

- 3. 计算误差, 并通过更新权重和反映网络预测误差的阈值, 向后传播误差。输出层节点  $j$  的误差为:

$$E_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj})(y_{pj} - O_{pj}) \tag{3}$$

其中  $O_{pj}$  是节点  $j$  的实际输出, 而  $y_{pj}$  是  $j$  基于给定训练样本  $p$  的期望值。隐藏层节点的误差为:

$$E_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj}) \sum_k E_{pk}w_{pk} \tag{4}$$

其中  $w_{pk}$  是下一较高层中节点  $k$  到节点  $j$  的连接权重, 而  $E_{pk}$  是节点  $k$  的误差。更新连接上下层之间的权值为  $w_{ij} = w_{ij} + \eta E_{pj}O_{pi}$  和阈值为  $\theta_j = \theta_j + \eta E_{pj}$  其中  $\eta$  为学习速度。

- 4. 求误差函数。

$$E = \frac{1}{2} \sum (O_{pk} - y_{pk})^2 \tag{5}$$

其中  $O_{pk}$  为第  $p$  个训练样本的第  $k$  个向量的输出值,  $y_{pk}$  为第  $p$  个样本的第  $k$  个向量的期望值。若  $E$  小于给定的误差指标, 或循环次数大于给定值, 则训练停止, 否则转到 (2), 继续训练。

早先的 BP 算法是梯度下降算法, 这种算法线性收敛, 速度很慢。而 Levenberg-Marquardt 算法是一种利用标准的数值优化技术的快速算法, 它是梯度下降法与高斯-牛顿法的结合, 也可以说成是高斯-牛顿法的改进形式, 它既有高斯-牛顿法的局部收敛性, 又具有梯度下降法的全局特性。由于 Levenberg-Marquardt 算法利用了近似的二阶导数信息, 它比梯度法快得多。故本文采用 Levenberg-Marquardt 算法对 BP 神经网络加以训练。

### 三、多国主权债务危机的实证检验

#### (一) 危机状态的定义

本文对债务危机的定义采用 Peter(2002)<sup>[4][10]</sup> 和 Fuent(2006)<sup>[8][42]</sup> 的方法, 即考虑长期债务的大型拖欠和债务期限展期事件, 主要反映存量风险。这是由于, 短期的债务拖欠和债务期限展期事件数据无法得到, 少量的债务拖欠对国际信贷市场的影响不大, 而大型的 IMF 贷款主要用于出现支付问题的国家, 反映的是流动性风险, 与国家主权债务存量风险关系不大。

若某国  $i$  在  $t$  年为债务危机 ( $d_t=1$ ), 则:

- (1) 某国  $i$  在第  $t$  年新增债务拖欠与总外债比例大于可得债务拖欠数据样本的平均值 (本样本集为 1.5%); 或
- (2) 该国  $i$  债务期限展期总量占外债比率大于样本平均值 (本样本集为 1.9%, 但债务期限展期总额小于利率和本金拖欠下降的情况除外)。

#### (二) 数据说明

本文实验采用的数据均来源于世界银行的全球发展融资数据库 GDF (原世界债务表) 的 2006 年光盘版和 2008 年出版物及世界发展指标 WDI 2008 年光盘版。部分缺失数据补充源自各国宏观金融发展宝典数据库 (EJ)。

由于债务危机大部分发生在发展中国家或不发达国家, 故我们以此为对象收集了各国的长期债务拖欠及债务期限展期资料, 获得 1990—2006 年数据较为齐全的国家共 95 个, 然后对这些国家的危机状况按照上面的定义进行识别。共识别出债务危机事件 58 7 起, 占总样本时间点的 36. 37%。我们识别出的债务危机状况与 Fuent(2006) 中的数据及标准普尔的评级结果相当吻合。限于篇幅, 这里我们就不详细列出这些危机事件了。图 2 为 1990—2006 年按我们的定义识别出的各年债务危机事件的比例。从该图中我们可以看出 20 世纪 90 年代初期债务危机发生比例最高, 而进入 21 世纪, 债务危机事件有所下降。该表中的该样本集为非平衡数据, 即危机类别的样本要多于非危机类别样本。

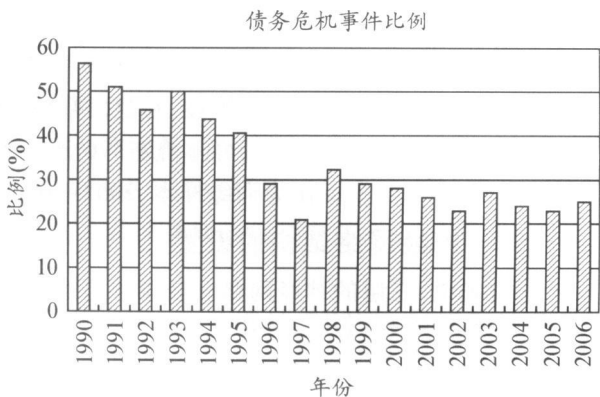


图2 1990—2006年发生主权债务危机国家的比例

我们的目标是在某一特定的时间窗口预测主权债务危机发生的可能性。而在前期的实验中, 我们发现, 债务危机状况的出现存在明显的滞后性。经多次实验比较发现, 一至两年的滞后现象比较明显。故这里我们采用 3 年的观察窗口来预测债务危机事件的发生。我们定义: 若某样本点在未来三年内 (包括当年) 出现过一次债务危机则早期预警指标值为 1, 否则为 0。

(三) 解释变量的选择

综合前人的研究成果, 我们选择了 X1: 实际 GDP 年度增长率, X2: 储备外债比率, X3: 外债 GNI 比率, X4: 债务率, X5: 偿债率, X6: 公债占外债比率, X7: 前一年总累计拖欠占外债比率, X8: 过去三年拖欠情况 (过去三年出现过拖欠, 其值为 1, 否则为 0) 等 8 个变量作为识别变量。其中 X6 中的公债总额来源于作者对 EIU 数据库中 公外债占 GDP 和 WDI 数据库中 GDP 总量等指标的估算。X7 和 X8 来源于对 GDF 相关指标的估算。这些变量从国家宏观经济状况、外债现状及拖欠历史等方面对各国状况进行了描述。我们首先检查各识别变量与早期预警指标之间的相关性, 发现这 8 个变量在 0. 01 水平上显著相关。在接下来的均值检验中, 各识别变量的均值差异和方差差异的显著水平都小于 0. 004, 各变量的描述及检验结果如表 1 所示。检验结果说明这 8 个变量在危机前后的统计上确有不同表现。

表 1 各识别变量的数据描述、相关性检验及 t 检验值

变量号	变量名	极小值	极大值	均值	标准差	Pearson 相关性	预警 指标	均值	标准差	t 检验
X1	实际 GDP 增长率	- 13. 19	18. 29	3. 84	4. 22	- 0. 113**	0	4. 28	3. 72	2. 93**
							1	3. 32	4. 69	
X2	储备外 债比率	0. 05	251. 49	25. 70	24. 12	- 0. 501**	0	36. 81	26. 64	16. 03**
							1	12. 60	10. 68	
X3	外债 GNI 比率	12. 31	369. 35	70. 01	47. 96	0. 545**	0	45. 96	20. 98	- 15. 95**
							1	98. 34	54. 88	
X4	债务率	26. 82	3560. 97	262. 07	292. 76	0. 410**	0	151. 50	95. 05	- 10. 93**
							1	392. 35	380. 65	
X5	偿债率	- 39. 37	206. 12	21. 82	23. 16	0. 233**	0	16. 85	15. 21	- 5. 98**
							1	27. 69	28. 87	
X6	公债占外 债比率	14. 09	97. 56	72. 36	17. 58	0. 395**	0	65. 97	19. 33	- 11. 68**
							1	79. 89	11. 35	
X7	前一年总累计拖 欠占外债比率	0. 00	81. 67	8. 76	14. 54	0. 467**	0	2. 50	7. 28	- 13. 03**
							1	16. 13	17. 26	
X8	过去三年 拖欠情况	0. 00	1. 00	0. 55	0. 50	0. 666**	0	0. 25	0. 43	- 24. 08**
							1	0. 91	0. 29	

由于本文的样本数较多,故对于样本中相关性显著的变量中出现的部分数据缺失情况,我们采取直接丢弃的方法进行处理。然后选取时间序列基本完整的国家样本点形成样本集。至此后继样本空间由54个国家1991—2006年的684个样本点组成。在这684个样本点中,早期预警指标为1的样本点有314个,占总样本点的45.9%;早期预警指标为0的样本点有370个,占总样本点的54.1%。两类样本数大致相等。我们采用1991—2001年的520个样本点作为训练样本,2002—2006年的164个样本点作为测试样本。

(四)神经网络结构的设置

一般来说,三层的神经网络已经能够逼近任何有理数了。增加层数可以更进一步地降低误差,提高精度,但同时也使网络复杂化,从而增加了网络权值的训练时间。而实际上误差精度的提高也可以通过增加神经元数目来获得。所以本实验隐含层个数确定为1,加上一个输入层,一个输出层,形成一个三层的神经网络。

输入层的神经元个数为8个。隐含层节点多少才合适没有一个明确的规定。本实验通过对不同神经元数进行训练对比,确定隐含层神经元个数为7。激活函数选择 sigmoid函数。初始权值介于(-1,1)之间,令其随机产生。学习步长确定为0.1。我们以早期预警指标值为1表示三年内主权债务危机事件会发生,0表示三年内主权债务危机事件不会发生。早期危机指标值为1的样本我们称为1类样本,早期危机指标值为0的样本我们称为0类样本。进行测试时,如果某样本点的早期预警指标输出值大于0.5我们就认为该样本三年内发生危机事件的可能性较大;如果早期预警指标输出值小于0.5我们就认为该样本三年内发生危机事件的可能性较小。

(五)实证结果分析

将样本标准化后,使用1991—2001年的训练样本训练出来的神经网络对2002—2006年的测试样本进行预测。从表2中显示的实验结果可以看出,预测结果是令人满意的。整个预测样本预测正确率达到86.7%。其中0类样本的正确预测率达到86.3%。1类样本的正确预测率达到87.3%。为对比预测效果,我们同时使用了二元 Logistic的方法来进行预测。二元 Logistic方法的预测结果同时见表2。通过对比两种方法的预测结果,我们可以看出,对于同样的样本,神经网络的预测效果要好于二元 Logistic。尤其对于1类样本,神经网络的预测准确率提高了11.1%。这说明使用人工神经网络的方法在预测主权债务危机事件的发生方面具有优势。

表2 BP神经网络和二元 Logistic的预测准确率对比

方法		BP神经网络			二元 Logistic		
样本	观测值	预测值			预测值		
		0	1	正确百分比	0	1	正确百分比
训练集	0	240	28	87.3%	237	31	88.40%
	1	20	231	92%	31	220	87.60%
	总计百分比	50.1%	49.9%	89.60%	51.63%	48.37%	88.1%
测试集	0	88	14	86.3%	90	12	88.2%
	1	8	55	87.3%	15	48	76.2%
	总计百分比	58.2%	41.8%	86.7%	63.64%	36.36%	83.60%

在文献回顾部分,我们可以看到,国内有些学者通过使用偿债率、负债率、债务率及储备外债比率这四个指标值来分析中国的主权债务风险。我们沿袭这一分析方法,对本样本集中相关指标的数据进行分析。本样本集中缺少负债率这一指标,但指标 X3: 外债 GNI比率实际上也能反映出一国经济增长对外债的依赖程度。故我们使用 X3来替代对负债率的分析。

我们使用上述四个指标的数据来进行神经网络的训练和预测,发现样本预警正确率仅能达到 77%,且 I 类样本预测准确率小于 70%。说明这四个指标虽然能够在较大程度上反映一国的债务风险状况,但其准确度不够。因此,有必要引入其他的指标进行进一步的分析。我们加入的 X1、X6、X7、X8 四个指标,增加了早期预警指标的预测效果。这是由于若一国实际 GDP(X1)增长率较低,则说明该国宏观经济状况不太好;而 X7 在一定程度上反映出债务危机发生国的拖欠意愿;X8 则反映出历史负担对债务危机事件发生的影响;而 X6 对增强预测起到一定效果的主要原因是我们取的拖欠和债务期限展期数据是关于长期外债的,在长期外债里,公债的比重较大。

关于这四个指标,国际上有通行的安全标准,如负债率小于 20%,债务率小于 100%,偿债率小于 20%~25%,储备外债余额比率大于 100%。在我们的 684 个样本中,负债率小于 20% 的样本数为 3.2% (危机预警标识均为 0),债务率小于 100% 的样本数为 20.9% (其中 I 类样本 84.6%, 0 类样本 15.4%),偿债率小于 25% 的样本数为 68.9% (其中 I 类样本 38.9%, 0 类样本 61.1%),储备外债余额比率大于 100% 的样本数为 1.46% (其中 0 类样本为 100%)。从以上的分析可以得出,这四个国际安全标准只是一个保守的限值。尤其以负债率和储备外债余额比率的规定更为苛刻。由于大量超过警戒线的 0 类样本的存在,这四个指标对于衡量一个国家的债务风险程度区分度不明显。当然,由于我们取的样本全部来自 GDF 数据库中的发展中国家和不发达国家,数据分析相对于全球国家来说可能有偏差。

最后,我们随机抽取其他国家 50% 的样本,对人工神经网络加以训练,使用生成的网络结构来预测中国 1993—2004 年债务危机发生概率。实验结果表明,中国发生债务危机的概率均小于 5%,与事实相吻合。

## 四、结 论

主权债务危机事件的发生此起彼伏,构建一个早期债务危机预警系统不仅有利于债权人尽早觉察债务风险的变化,也有利于指导债务国进行债务风险的调控。本文选取了 684 个 1991—2006 年的发展中国家及不发达国家样本,以负债率等 8 个识别变量构建了一个基于神经网络的早期债务危机预警系统,用以预测一个国家三年之内发生债务危机的概率。实证结果表明,该预警系统的预警准确性总体可达 86.7% 以上,预警效果良好。同时我们对负债率、债务率、偿债率和储备外债余额比等四个指标进行样本分析,发现这四个指标对于主权债务危机状况的区分度并不好。最后,我们使用预警系统对我国的债务风险状况进行了预测,发现 1993—2004 年我国发生债务危机的概率小于 5%,与事实吻合。

我们同时使用二元 Logistic 模型进行预测对比,发现人工神经网络模型在此样本集上预测准确率要好于二元 Logistic 模型,尤其是对于 I 类样本的识别。但是,相对于人工神经网络在其他经济管理领域获得高预测准确率来说,本文中的预测准确率并不算很高。这充分说明了各国国情异质性的存在。不同的经济发展模式下债务风险如何判断将是我们下一步的研究工作。另外,我们的预警模型尚未考虑到资本流动性、政策经济制度等方面对主权债务危机形成的影响,这也是我们以后的研究中需要深入探讨的内容。

### 参考文献:

[1] JEFFREY A FRANKEL, ANDREW K ROSE. Currency Crashes in Emerging Markets: An Empirical Treatment[J]. *Journal of International Economics* 2001(41): 351—366

[2] GRACIELA KAMINSKY, SAUL LIZONDO, CARMEN M REINHART. Leading Indicators of Currency Crises[R]. *IMF Staff Papers* 1997(79): 1—43

[3] GRACIELA L KAMINSKY, CARMEN M REINHART. The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems[J]. *The American Economic Review* 1999 89(3): 473—500

[4] CARMEN M REINHART, KENNETH S ROGOFF. This Time is Different: A Panoramic View of Eight Centuries of Financial Crises[R]. *NBER Working Paper* 2008(13882): 1—124

- [ 5] MARCEL PETER. Estimating Default Probabilities of Emerging Market Sovereigns: A New Look at a Not-so-new Literature[ R]. Graduate Institute of International Studies Working Paper 2002(6): 1-55.
- [ 6] 林伯强. 外债风险预警模型及中国金融安全状况评估[ J]. 经济研究, 2002(7): 14-23.
- [ 7] PAOLO MANASSE, NOURIEL ROUBINI, AXEL SCHIMMELPFENNIG. Predicting Sovereign Debt Crises[ R]. IMF Working Paper 2003(221): 1-57.
- [ 8] MARCO FIDRAMANTI. Predicting Sovereign Debt Crises Using Artificial Neural Networks: A Comparative Approach[ J]. Journal of Financial Stability 2008(4): 149-164.
- [ 9] ANA-MARIA FUERTES, ELENA KALOTYCHOU. Early Warning Systems for Sovereign Debt Crises: The Role of Heterogeneity[ J]. Computational Statistics & Data Analysis 2006(51): 1420-1441.
- [ 10] ALESSIO CIARLONE, GIORGIO TREBESCHI. Designing an Early Warning System for Debt Crises[ J]. Emerging Markets Review 2005(6): 376-395.
- [ 11] ENRICA DETRAGIACHE, ANTONIO SPILIMBERGO. Crises and Liquidity: Evidence and Interpretation[ R]. IMF Working Paper 2001(2): 1-30.
- [ 12] CARMEN A. LI. Debt Arrears in Latin America: Do Political Variables Matter? [ J]. Journal of Development Studies 1992 28(4): 668-688.
- [ 13] ODEDOKUN M. O. Analysis of Probability of External Debt Rescheduling in Sub-Saharan Africa[ J]. Scottish Journal of Political Economy 1995 42(1): 82-98.
- [ 14] 邹欣. 警惕中国外债的潜在风险[ J]. 宏观经济研究, 2005(7): 35-38.
- [ 15] 周新德, 段美华. 我国目前的外债风险分析与防范[ J]. 商业研究, 2006(14): 131-134.
- [ 16] 王晓雷. 负债率、债务率、偿债率与储备债务系数——20年来我国外债变动分析[ J]. 上海经济研究, 2007(2): 76-82.
- [ 17] 杨荣海. 对我国政府建立债务危机预警体系的探讨[ J]. 经济问题探索, 2007(2): 16-21.
- [ 18] 邢大伟. 影响我国外汇储备适度规模诸因素的实证研究[ J]. 商业研究, 2006(352): 34-37.
- [ 19] 岳基先, 陈曦. 中非货币经济共同体外债问题研究[ J]. 世界经济与政治论坛, 2007(6): 36-41.
- [ 20] JIA WEI HAN, MICHEL J. E. KAMBER. 数据挖掘概念与技术[ M]. 北京: 机械工业出版社, 2006: 213-217.

## A Research on Early Warning System of Sovereign Debt Crisis

### Based on BP Neural Networks

HU Yuan-cheng KANG Hong

(Research Center for Financial Development and Risk Prevention Jiangxi University of Finance & Economics  
Nanchang 330013, China)

**Abstract:** This paper has developed an early warning system of sovereign debt crisis based on BP neural networks method. By using data on macro-economy and debt of 54 developing countries from 1991 to 2006, this paper reveals that the early warning system can effectively predict sovereign debt crisis in the following three years and its overall effect is 86.7%. Furthermore, ANN has an advantage over binary Logistic model in the prediction of sovereign debt crisis.

**Key words:** early warning system; sovereign debt crisis; BP neural networks

(责任编辑 毕开凤)