

基于BP神经网络的我国CPI预测与对策

王宇¹ 李旭东² 李自力¹

(西南财经大学经济信息工程学院 成都 610074)¹ (西华大学数学与计算机学院 成都 610039)²

摘要 2007年以来,我国的CPI涨幅屡创新高。现利用国家统计局网站公布的数据,经过整理后应用带有动量项的BP神经网络分别预测出2008年和2009年我国CPI将分别为104.91和104.88左右,2008年一季度和二季度CPI分别为106.36和106.53,食品分类消费价格指数分别为116.52和116.32左右,并提出了一些相应的政策建议。

关键词 消费价格指数,食品分类消费价格指数,BP神经网络,预测,对策

Prediction and Countermeasure of Chinese CPI Based on BP Neural Network

WANG Yu¹ LI Xu-dong² LI Zi-li¹

(School of Economic Information Engineering, South Western University Finance and Economics, Chengdu 610074, China)¹

(School of Mathematics and Computer Engineering, Xihua University, Chengdu 610039, China)²

Abstract Since 2007, CPI in our country has reached new high repeatedly. Using data published by State Statistical Bureau, and processing them, we applied BP neural network with momentum item to forecast separately CPI in 2008 and in 2009 will be respectively 104.91 and 104.88, CPI in the first quarter and second quarter of 2008 is respectively 106.36 and 106.53, CPI for food classification will be respectively 116.52 and 116.32, and also put forward some corresponding policy proposals.

Keywords CPI, CPI for food classification, BP neural network, Prediction, Countermeasure

国际上通常将居民消费价格指数(Consumer Price Index,简称CPI)作为反映通货膨胀(或通货紧缩)程度的重要指标,为分析和制定货币政策、价格政策、居民消费政策、工资政策以及进行国民经济核算提供科学依据。因此,对CPI进行实时监测和预测对制订下一步的宏观经济政策无疑具有十分重要的意义。预测我国CPI很大程度上要依赖于我国整个宏观经济状况,而一般来说,整个宏观经济系统比较复杂,刻画该系统的输入与输出特性的函数多为难以确定的非线性函数,而BP神经网络具有较强的非线性函数逼近能力,可以根据样本数据训练得到输入与输出变量之间的函数关系,确定各神经元之间的耦合权值,从而使整个BP神经网络整体具有近似函数的功能。本文利用国家统计局网站公布的数据,经过整理后应用带有动量项的BP神经网络分别预测出2008年和2009年我国CPI将分别为104.91和104.88左右,2008年一季度和二季度CPI分别为106.36和106.53,食品分类消费价格指数将分别为116.52和116.32左右。

1 BP神经网络

自从1943年心理学家W. S. McCulloch和数学家W. Pitts提出M-P模型以来,人工神经网络的研究经历了由兴起到萧条、又由萧条到成熟的曲折发展道路^[1-3]。

1.1 BP神经网络的结构

BP神经网络简称BP网络,它有输出层、输入层和中间隐层。最简单的BP网络就是仅有一层中间隐层的情形,即3

层BP网络。每层具有的神经元的个数可以不一样,前一层的神经元与后一层的神经元之间有权值连接,且每一个神经元的非线性传递函数最简单的就是S型函数。最常用的函数形式为 $\varphi(x) = \frac{1}{1+e^{-ax}}$,参数 $a > 0$ 可控制其斜率。

1.2 BP神经网络的算法

BP学习算法有两个阶段,一方面从网络的输入层向前计算,如果网络各层的权值和每层阈值已经设定,输入已知的样本,则可以计算每一层的神经元输出。另一方面从最后输出层向后计算,并逐步修改各层间的权值和每层阈值。将这一个过程的两个阶段反复交替,直到达到误差小于设定的值为止,或者在设定学习周期内选择误差最小时的权值和阈值。

设在第 n 个周期样本训练中输入向量为 $x(n) = (x_1(n), x_2(n), \dots, x_h(n))^T$,其中 h 是输入神经元的个数,网络输出端的期望输出向量为 $d(n) = (d_1(n), d_2(n), \dots, d_m(n))^T$,其中 m 是输出神经元的个数,实际输出向量为 $y(n) = (y_1(n), y_2(n), \dots, y_m(n))$,中间共 k 个隐层,第 l 层隐层的输出向量为 $y^{(l)}(n) = (y_1^{(l)}(n), y_2^{(l)}(n), \dots, y_{P_l}^{(l)}(n))^T$,其中 P_l 是第 l 层中神经元的个数, $w_{ji}^{(l+1)}(n)$ 为连接第 $l+1$ 层隐层中第 j 个神经元与第 l 层中第 i 个神经元的权值,阈值 $\theta_j^{(l+1)}(n)$ 对应第 $l+1$ 层隐层中第 j 个神经元,为方便起见,记 $y^{(0)}(n) = x(n)$, $y^{(k+1)}(n) = y(n)$,则各层神经元的输出满足: $y_j^{(l+1)}(n) = \varphi(\sum_{i=1}^{P_l} w_{ji}^{(l+1)}(n)y_i^{(l)}(n) - \theta_j^{(l+1)}(n))$ ($0 \leq l \leq k$),令 $w_{j0}^{(l+1)}(n) = \theta_j^{(l+1)}$

到稿日期:2008-12-15 返修日期:2009-05-13 本文受西南财经大学“211工程”三期青年教师成长项目、校管课题资助。

王宇 副教授,主要研究方向为数量经济学、经济统计, E-mail: wang_y_t@swufe.edu.cn; 李旭东 副教授,主要研究方向为BP神经网络; 李自力 副教授,主要研究方向为计算机应用。

$(n), y_0^{(l)}(n) = -1$, 则改写为: $y_j^{(l+1)}(n) = \varphi(\sum_{i=0}^{P_l} w_{ji}^{(l+1)}(n) y_i^{(l)}(n))$ ($0 \leq l \leq k$), 若令 $v_j^{(l+1)}(n) = \sum_{i=0}^{P_l} w_{ji}^{(l+1)}(n) y_i^{(l)}(n)$, 则 $y_j^{(l+1)}(n) = \varphi(v_j^{(l+1)}(n))$ ($0 \leq l \leq k$), 定义网络输出层的第 j 个神经元的误差和平方误差分别为: $e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$, $E_j(n) = e_j^2(n)$, 则输出层 (含有 p 个神经元) 总的平方误差为: $E(n) = \sum_{j=1}^p E_j(n) = \sum_{j=1}^p e_j^2(n)$. 设训练集中有 N 个样本, 则一个周期样本总的平方误差为: $E = \sum_{n=1}^N E(n)$.

网络学习的指导思想是, 对网络权值和阈值的修改, 使误差函数 E 得到最小.

BP 算法的步骤归纳如下:

(1) 初始化, 选定一个结构合理的网络, 通常给出可以调节的参数 (权值和阈值) 为均匀分布的较小的随机数.

(2) 在训练第 n 个周期样本中作如下计算:

① 前向计算

对第 $l+1$ 层隐层中第 j 个神经元: $v_j^{(l+1)}(n) = \sum_{i=0}^{P_l} w_{ji}^{(l+1)}(n) y_i^{(l)}(n)$, $y_j^{(l+1)}(n) = \varphi(v_j^{(l+1)}(n))$ ($0 \leq l \leq k$), 其中 $\varphi(\cdot)$ 是激活函数. 若神经元 j 属于输入层时, 则有 $y_j^{(0)}(n) = x_j(n)$. 若神经元 j 属于输出层时, 则有 $y_j^{(k+1)}(n) = y_j(n)$.

② 反向计算局部梯度 δ

对输出层 (第 $k+1$ 层隐层) 中第 j 个神经元: $\delta_j^{(k+1)}(n) = e_j(n) y_j(n) (1 - y_j(n))$.

对第 l 层隐层中第 j 个神经元: $\delta_j^{(l)}(n) = y_j^{(l)}(n) (1 - y_j^{(l)}(n)) \sum_{m=0}^{P_{l+1}} \delta_m^{(l+1)}(n) w_{mj}^{(l+1)}(n)$, ($1 \leq l \leq k$).

③ 修改权值和阈值

$w_{ji}^{(l+1)}(n+1) = w_{ji}^{(l+1)}(n) + \eta \delta_j^{(l+1)}(n) y_i^{(l)}(n)$, $\theta_j^{(l+1)}(n+1) = \theta_j^{(l+1)}(n) + \eta \delta_j^{(l+1)}(n)$, 其中 η 是学习率.

(3) 输入新一个周期样本, 直到 E 达到预期要求

其算法的流程图如图 1 所示, 有关 BP 算法的详细讨论可参考文献 [4].

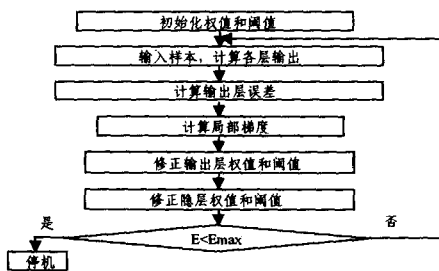


图 1 BP 算法的流程图

1.3 动量项和自适应学习速率

在实际应用中, 学习速率 $\eta(n)$ 的选择很重要, $\eta(n)$ 大则收敛快, 过大则可能引起不稳定; $\eta(n)$ 小可避免振荡, 但收敛速度变慢, 解决这一矛盾的最简单方式是加入“动量项”和采用自适应学习速率, 即令 $\Delta w_{ji}(n) = \alpha \Delta w_{ji}(n-1) + \eta(n) \delta_j(n) y_i(n)$, 其中 $0 < \alpha < 1$, 式中第二项是常规 BP 算法的修正量, 第一项是动量项, α 是动量项系数, 自适应学习速率 $\eta(n)$ 为:

$$\eta(n) = \begin{cases} a\eta(n-1), & \text{若 } E(n) < E(n-1) \\ b\eta(n-1), & \text{若 } E(n) \geq kE(n-1) \\ a\eta(n-1), & \text{其他} \end{cases}$$

其中, 参数的典型值: $a=1.05, b=0.7, k=1.04$.

2 基于 BP 网络的时间序列预测方法

自从 1987 年 Lapedes 和 Farber 首先应用神经网络进行时间序列预测 [5] 以来, 神经网络作为一种新的时间序列预测方法, 表现出了良好的逼近非线性品质, 有很高的预测精度. 但神经网络尚处少年期, 理论尚不完善, 还不足以提供一套可赖以遵循的设计准则和实用方法. 目前, 网络结构及参数多采用基于实验的试探法, 通过实验不断对多种方案进行比较和改进, 直到选取一个满意的方案为止. BP 网络是应用最广泛的预测模型.

2.1 基于 BP 网络的时间序列预测的描述

一般来说, 一次观测中过去、未来值之间存在联系, 若过去观测值作为 BP 网络的输入, 给出未来值作为 BP 网络的输出, 从数学角度看, BP 网络成为输入输出的非线性函数. 记一个时间序列 $\{x_n\}$, 进行其预测可用下式描述: $\hat{x}_t(l) = g(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-N})$. 基于 BP 网络的时间序列预测方法就是用 BP 网络来拟合预测函数 $g(\cdot)$, 然后预测未来值.

2.2 BP 网络结构参数

用于预测的 BP 网络性质与网络结构参数及大小有关. BP 网络结构参数包括神经元数目、隐层数目和连接方式等. 对一个给定的 BP 网络结构来说, 训练过程就是调整参数以获得近似基本联系, 训练过程可视为一个优化过程. 测试过程就是衡量这个优化过程.

在用于预测的 BP 网络设计中, 网络输出结点数是由预测问题本身决定的, 通常没有调整的余地, 一般都是通过隐层和输入层神经元个数来决定网络映射能力. 决定多少输入与隐层数目的定量规则问题目前取得了好的进展, 并有一些通用指导. 1989 年 Robert-Nielson 证明了一个隐层的 BP 网络可以逼近闭区间内任意一个连续函数, 因此, 必须至少有一个隐层才能使网络成为一个完全通用的映射. 本文编程所用的 BP 网络是 3 层 BP 网络. 同时满足要求的最小网络最好, 因此在实际设计中, 从最小网络开始搜索.

2.3 数据

通常把可用的时间序列数据用以训练数据和测试数据. 它们根据网络结构参数构成输入输出模式对, 本文编程各层所用的激活函数 $\varphi(x) = \frac{1}{e^{-x} + 1}$, 输出层神经元个数为 2, 当输入层神经元个数为 h 时, $(x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+h})$ 作为第 t 个输入向量, $(\frac{1}{1 + \exp(-x_{k+t})}, \frac{1}{1 + \exp(-x_{k+t+1})})$ (前一个输出验证原来的观测值, 提高预测的可信度) 作为第 t 个相应的教师. 在预测过程中, 当网络输出为 y 时, 则预测值就是 $\log(\frac{y}{1-y})$.

3 用带有动量项的 BP 神经网络对我国 CPI 的预测

现利用国家统计局网站公布的 CPI 数据, 经过整理后采用 MATLAB 语言编写 BP 网络程序, 网络训练参数设定为: 目标误差为 0.001, 初始学习率 $\eta(0) = 0.01$, 学习率增长系数 $a = 1.05$, 学习率减小系数 $b = 0.75$, 误差增长比率上限 $k = 1.04$, 动量项系数 $\alpha = 0.9$, 最大训练次数为 1000. 在预测 2008 和 2009 年的 CPI 时, 在 1000 次训练中第 134 次的平方误差均值最小, 按此次的权值和阈值, 得到如表 1 所列的预测.

(下转第 264 页)

系统特性的客观图像质量评价算法 CSSIM。该算法首先将原图像和失真图像分别进行小波变换,对得到的 3 个高频频带分别进行对应图像结构相似度的比较,根据人眼视觉特性赋予 3 个频带相似度测量结果相应的视觉权重值,最后构造一个归一化的失真图像质量评价标准 CSSIM。非线性回归拟合仿真实验表明,本文提出的算法(CSSIM)相对图像结构相似度评价算法(MSSIM)及其改进算法(MGSSIM)更符合人类的主观视觉感受。但在单一评价失真图像时,本文算法还需进一步研究。

参考文献

- [1] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Measurement to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612
- [2] Chen Guan-hao, Yang Chun-ling, Xie Sheng-li. Gradient-Based Structural Similarity for Image Quality Assessment[C]//IEEE Proceedings of ICIP 2006. 2006: 2929-2932
- [3] Wang Zhou, Bovik A C. A universal image quality[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84
- [4] Taubman D, Marcellin M. JPEG 2000: image compression fundamentals, standards and practice[M]. Boston: Kluwer, 2002

- [5] Egiiazarian K, Astola J, Ponomarenko N, et al. New full-reference quality metrics based on HVS[C]//CD-ROM Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics. Scottsdale, USA, 2006: 4
- [6] Tong Hang-hang, Li Ming-jing, Zhang Hong-jiang, et al. Blur detection for digital images using wavelet transform[C]//IEEE Proceedings of ICME 2004. 2004: 17-20
- [7] Mallat S, Hwang W L. Singularity Detection and Processing with Wavelet[J]. IEEE Transaction On Information Theory, 1992, 38(2): 617-643
- [8] 丁绪星, 朱日宏, 李建欣. 一种基于人眼视觉特征特性的图像质量评价[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(2): 190-194
- [9] 曹圣群, 黄普明, 鞠德. HVS 模型及其在静止图像压缩质量评价中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(4): 379-386
- [10] Sheikh H R, Wang Zhou, Cormack L, et al. Live image quality assessment database [OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2005
- [11] Video Quality Experts Group (VQEG). Final report from the video quality experts group on the validation of objective models of video quality assessment[R]. 2000. <http://vqeg.org/>
- [12] 马文波, 赵保军, 任宏亮, 等. 基于小波频带划分及 CSF 特性的图像质量评价方法[J]. 激光与红外, 2007, 37(7): 687-690

(上接第 257 页)

表 1 我国 CPI 预测(2008 年—2009 年)

年份	2006	2007	2008	2009
真值	101.5	104.8		
预测值	103.75	103.11	104.91	104.88
相对误差绝对值(%)	2.21	1.61		

为了更准确地了解今年的 CPI 情况,又通过整理后的季度数据对 2008 年一季度和二季度的 CPI 进行了预测。在 1000 次训练中第 134 次的平方误差均值最小,按此次的权值和阈值,得到如表 2 所列的预测。

表 2 我国 CPI 预测(2008 年一季度—2008 年二季度)

季度	2007 年三季度	2007 年四季度	2008 年一季度	2008 年二季度
真值	106.1	106.6		
预测值	106.42	106.46	106.36	106.53
相对误差绝对值(%)	0.30	0.13		

由于最近 CPI 上涨的主要因素是食品价格上涨,因此对食品分类消费价格指数进行了预测。在 1000 次训练中第 150 次的平方误差均值最小,按此次的权值和阈值,得到如表 3 所列的预测。

表 3 我国食品分类消费价格指数预测(2008 年一季度—2008 年二季度)

季度	2007 年三季度	2007 年四季度	2008 年一季度	2008 年二季度
真值	116.8	116.0		
预测值	116.40	116.43	116.52	116.32
相对误差绝对值(%)	0.35	0.37		

结束语 (1)采用 MATLAB 语言编写带有动量项和自适应学习率的 BP 网络程序,所得 BP 网络结构是一个比较理想的优化过程,揭示了我国 CPI 变动的内在规律性,并以此预测出 2008 年和 2009 年我国 CPI 将分别为在 104.91 和 104.88 左右,2008 年一季度和二季度 CPI 分别为 106.36 和 106.53,表明目前我国 CPI 仍处于上升阶段。同时,2008 年的 CPI 的

预测值为 104.91,与温家宝总理在第十一届全国人民代表大会第一次会议政府工作报告中提到的把 2008 年 CPI 控制 104.8 以内非常接近。

(2)同时预测出 2008 年一季度和二季度食品分类消费价格指数将分别为 116.52 和 116.32 左右,表明最近 CPI 上涨的主要因素仍然将是食品价格。最近两次(2004 与 2007)物价的较快上涨均来自于粮食的短期缺口,粮食生产与基本农田的保护应引起高度重视;同时,针对居民通货膨胀预期较高,应加强舆论引导,坚决打击违法涨价的行为。

(3)从国家统计局公布的居民消费分类价格指数来看,在 8 大类指数中除食品外,其余的烟酒及用品、衣着、家庭设备用品及服务、医疗保健及个人用品、交通和通信、娱乐教育文化用品及服务、居住 7 大类指数非常平稳,有些指数甚至略有下降(比如衣着、娱乐教育文化用品及服务),因此 CPI 的持续上涨是结构性的、短期性的,并非物价全面上涨。另外, CPI 是判定通货膨胀的一个重要指标,但不是判断宏观经济的唯一指标。通货膨胀更重要的是看宏观经济当中总供给和总需求是否严重失衡,而今年以来中国经济运行的实践告诉我们中国经济总供给总需求基本平衡的格局没有发生变化,因此并没有进入到全面的通货膨胀。

参考文献

- [1] 王永翼,涂健. 神经网络控制[M]. 北京:机械工业出版社, 1999: 14-14
- [2] Hechi-Nielsen R. Theory of the back propagation neural network[J]. Proc of IJCNN, 1989(11): 593-603
- [3] Grossberg S A. Nonlinear neural network: Principles, machines and architectures[J]. Neural Networks, 1998(1): 15-57
- [4] 阎平凡,张长水,等. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社, 2001: 17-24
- [5] 曹星平,易东云. 基于神经网络的时间序列预测方法进展[J]. 电脑与信息技术, 1999(6): 1-3, 55