

基于神经网络的短期销售预测

凤德伟, 张忠能, 凌君逸

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海 200030)

摘要: 针对常用销售预测方法预测精度较低的问题, 在分析、试验了常用BP神经网络及训练算法后, 提出了用引入月份因子及运用贝叶斯正则化的方法, 并应用于具有淡、旺季特性产品短期销售量预测, 使预测精度大幅提高。

关键词: 短期销售预测; BP神经网络; 贝叶斯正则化方法

The Short Term Sales Forecasting Based on Neural Network

FENG Dewei, ZHANG Zhongneng, LING Junyi

(Dept. of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

【Abstract】 This paper presents a training method to reduce the overfitting of BP neural networks. Bayesian regularization and monthly factor is combined for training a BP NN. The method is applied to a short term sales forecasting problem that has peak and off seasons. The results demonstrate that the methodology improves the forecasting precision a lot.

【Key words】 Short term sales forecasting; BP neural networks; Bayesian regularization

1 概述

1.1 销售预测及其常用方法

销售预测(Sales Forecasting), 是使用过去的销售需求来预报未来销售需求的过程。短期预测频繁发生, 主要为企业的日常经营决策服务。准确、简便的短期预测工具可以节省可观的人力、财力, 避免断货, 减少库存, 减少资金占用, 为企业经营决策提供有力的支持^[1]。销售额预测和销售量预测同等重要, 但销售额可通过销售量乘以单价(一般由企业事先确定)得到。因此, 本文只针对短期销售量预测。

销售量预测是一种时间序列的预测。常用的短期预测方法有移动平均法、指数平滑法、趋势外推法、博克斯-詹金斯法(The Box-Jenkins Model, ARIMA)、回归及相关分析等, 这些数值预测技术都试图用建立数学模型的方法来求解实际问题。市场是千变万化, 且时刻变化的, 未来的销售量与很多因素有关, 销售量的变化是非线性的, 为此要找出合适的数学模型是相当困难的。

近年来, 国内外有很多研究工作, 开始将神经网络技术应用于预测。

1.2 预测精度的衡量^[2]

平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 是衡量预测精度的指标之一, 公式为

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_{ci}|$$

式中百分误差 $P_{ci} = \frac{e_i}{Y_i} = \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \times 100\%$, 其中 Y_i 为第 i 期实际值, F_i 为第 i 期预测值。

一个评价预测精度的参考标准认为平均绝对百分误差 (MAPE) 在 20% ~ 50% 之间的为可行预测, 低于 20% 的为良好预测。

1.3 实例特点

本文研究苏州某快速消费品公司的销售情况。目前该公司预测次月各主要产品销售数量, 预测误差MAPE低于20%的良好预测, 只有40%左右; 预测误差MAPE低于50%的可

行预测, 为70%左右。

该公司保存了7种主要产品2001年以来的月销售量数据。通过数据观察, 该公司销售呈现明显的淡、旺季。每年法定假期, 特别是春节、五一、十一等长假期间为旺季, 某些月份如春节过后的三月份, 为淡季。

该公司还经常进行促销, 以吸引消费者及增加销售量。正常情况下促销能直接增加当月销售量。但该公司并没有保存历史促销数据。

2 BP神经网络及其局限性

神经网络由于其强大的非线性映射能力, 非常适合于处理某类知识, 特别是不精确的知识。其中BP神经网络目前应用最为广泛, 常被用来解决函数逼近、模式识别等问题。众多理论及应用研究表明, BP神经网络理论上可以做很好的预测, 但在实际应用中还有各种局限性。

2.1 BP神经网络

BP神经网络是指基于误差反向传播算法 (Back Propagation) 的前馈神经网络。BP模型由一个输入层、一个或多个隐含层 (中间层)、一个输出层组成。各层次之间的神经元形成全互连接, 各层次内的神经元之间没有连接。已有理论证明, 含有一个隐含层的三层BP神经网络可以逼近任意一个非线性函数。

在标准BP算法, 即BP神经网络的学习规则中, 网络的权值和阈值沿网络误差变化的负梯度方向进行调节, 最终使网络误差达到极小值或最小值, 即在该点误差梯度为零。

标准BP算法使用梯度下降算法, 因此具有收敛速度慢、易陷入局部极小值等缺点。常用的改进方法主要分两类^[3], 一类是采用启发式学习方法, 如动量法、自适应调整学习速率算法, 来增加算法可靠性并提高学习速度; 另一类采用更有效的数值优化方法, 如LM (Levenberg - Marquardt) 优化方法。

作者简介: 凤德伟 (1970—), 男, 硕士生, 研究方向: 计算机应用技术; 张忠能、凌君逸, 副教授

收稿日期: 2004-08-15

2.2 LM优化BP算法的实验结果及分析

用LM算法对7种主要产品之一的产品A进行实验,构建具有一个隐含层的3层BP神经网络。系统的输出节点只有一个,即预测月份的销售量。隐含层神经元数量为7个,隐层和输出层传递函数分别为正切S型和线性。网络输入为之前12个月的历史销售量。

以2002年1月~2004年5月共29组数据作为训练样本集训练网络,用2004年4月~2004年8月共5组数据验证网络性能。同样实验重复做4次。结果如表1所示。

表1 应用LM算法的产品A预测百分误差

训练 顺次	百分误差(PE)				
	2004				
	4	5	6	7	8
1	0%	0%	-49%	48%	46%
2	0%	0%	-28%	-2%	20%
3	0%	0%	-39%	0%	19%
4	0%	0%	-16%	19%	93%

观察表1中的实验结果发现,训练后的网络出现了过度拟合(Overfitting)的现象。经过训练后的神经网络,对训练样本集(2004年4月、5月)达到了约100%的匹配,但对于新的样本输入矢量(2004年6月~8月),所有4次实验结果其相对误差都有超出20%的,而且其中的两次实验结果,其输出(即预测值)与目标值的相对误差超过了45%。而且对于相同的训练及验证样本集,在相同条件下,重新训练后,得到的输出并不相同,且差别很大。

产生这种现象的原因是由于每次系统初始化时,各初始权值和阈值都由系统在规定范围内随机产生,以至于重新训练后网络的权值和阈值都发生了改变。虽然对训练样本集同样可以达到较高的匹配效果,但对新的样本输入矢量,其输出随网络权值和阈值的不同而发生改变。

实验表明,直接运用LM算法并不适合解决本文的销售预测问题。

2.3 贝叶斯正则化方法训练BP网络^[4,5]

正则化方法通过在网络训练过程中适当控制网络中权值的大小,使得对拟合精度贡献不大的权值在网络中的作用趋于零,缩小网络的规模。贝叶斯正则化方法(Bayesian regularization)自适应调节网络中的有效权值,训练后的网络对新的样本输入矢量的响应与训练集中样本输入一样,在保证尽可能小的误差情况下增强系统的泛化能力(Generalization)。

神经网络的训练是使训练目标函数最小化。一般情况下,训练目标函数是平方误差之和

$$F = E_D = \sum_{i=1}^n (t_i - a_i)^2$$

贝叶斯正则化方法引入了惩罚函数,训练目标函数变为

$$F = \beta E_D + \alpha E_W$$

式中 E_W 为网络权重的平方和。

通过在网络训练中确定适合的 α 与 β , 在确保匹配精度的前提下,获得良好的泛化能力。

首先认为网络权值是随机变量,训练集与权值的先验概率符合高斯分布。根据贝叶斯准则,由后验概率最大化,在目标函数的最小点处求得最佳的 α 与 β 值

$$\alpha^{np} = \frac{\gamma}{2E_W(w^{np})} \text{ 和 } \beta^{np} = \frac{n - \gamma}{2E_D(w^{np})}$$

式中 $\gamma = N - 2\alpha^{np} \text{tr}(H^{np})^{-1}$ 为有效权值的个数, N 为网络中总的权值个数, $H = \beta \nabla^2 E_D + \alpha \nabla^2 E_W$ 为目标函数的Hessian矩阵。

网络的训练过程为首先设定初始值 $\alpha = 0$, $\beta = 1$ 及网络初始权值。然后用LM算法得到目标函数 $F = \beta E_D + \alpha E_W$ 的最小点,计算 γ 并算出新的 α 与 β 的值,更新目标函数 F 。再次重复运用LM算法并更新 α 与 β 的值,直至收敛。

训练过程结束后须核对有效权值个数 γ 。如果 γ 值非常接近于网络中总的权值个数 N ,说明网络规模太小,不足以代表实际系统。需要增加隐含层的神经元数目并重新训练网络。

3 基于贝叶斯正则化BP算法的销售预测

3.1 采取的改进方法

为了增强网络的泛化能力,提高预测准确率,本文采取如下4种方法:

(1) 采用2.3节所述贝叶斯正则化方法训练网络。

(2) 根据产品淡、旺季特点,使用月份因子作为网络输入参数之一,将经验以数值形式,提供给网络更多有效信息。

以2002年为例。公共长假期间是本文研究的快速消费品公司的产品的旺销季节,而客户通常在一至两周前提前准备好库存。2002年春节为2月12日,因此对于该公司而言,当年一月、二月、四月、九月及12月为销售旺季,其他月份为销售淡季。根据经验,同为淡季或旺季的月份,销售量会有小的区别。具体数值如表2所示。

表2 2002年月份因子

月份	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
因子	1.0	0.8	0.5	0.8	0.6	0.5	0.7	0.7	1	0.7	0.5	0.8

(3) 对不同的产品,使用不同长度的历史数据作为网络输入。

由于产品不同,市场行为也不尽相同,其销售规律也不同。通过实验模拟,确定各自合适的网络结构。

(4) 数据归一化处理。

将输入样本预先变换为[-1, 1]区间内。算法如下:

$$p_n = 2 \times (p - p_{\min}) \div (p_{\max} - p_{\min}) - 1$$

由于网络的各个输入参数的值可能相差较大,有时差异有几个数量级。例如输入之一的月份因子为1/10的数量级,而输入的某品种上月销售量为几万。输入数据归一化处理后可以使比较大的输入落在神经元激励函数梯度较大的区域。

对网络输出进行反变换后,得到还原的预测值。算法如下:

$$p = 0.5 \times (p_n + 1) \times (p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min}$$

3.2 实例分析

按照3.1节的方法,通过实验,将7种主要产品分为2类,各自构建具有一个隐含层的3层BP神经网络。系统的输出节点只有一个,即预测月份的销售量。隐含层神经元数量为7个,隐层和输出层传递函数分别为正切S型和线性。网络输入分别为月份因子以及之前12个月或6个月的历史销售量。

(下转第390页)

```

}
long CCommandManager::Undo(void)
{ long nIndex = mUndoList.size();
  Command *cmd=mUndoList[nIndex-1];
  mUndoList.pop_back();
  mRedoList.push_back(cmd);
  return cmd->UnExecute();
}
long CCommandManager::Redo(void)
{ long nIndex = mRedoList.size();
  Command *cmd=mRedoList[nIndex-1];
  mRedoList.pop_back();
  mUndoList.push_back(cmd);
  return cmd->Execute();
}
// ...

```

3.5 组件回调接口类

由于数据操作被包装在一个组件内部，那么当一个命令执行、撤销、或重做完成时，如何通知组件外部的软件界面的更新？这时需要实现一个回调机制，在命令成功执行后通知界面做相应的状态更新。类似的原理可以参照GOF^[1]中的Observer模式的描述。

在SceneComposer的内部采用的是一个类似于函数指针的类指针技术。界面应用首先要实现一个类，该类继承并实现一个接口类，然后把指向该类的指针传递给应用程序组件。应用程序组件就可以通过这个指针来回调通知界面应用做状态更新。值得注意的是在多继承时接口类必须作为顺序上的第一父类，Don^[1]在他的一篇论文中对该问题做出描述。

接口类IObserverCB:

```

• class IObserverCB{
public:
    virtual void MarkAdded(long inTime){}
// ...
};

```

CApp类中的AddMarkAction方法:

```

long CApp::AddMarkAction(long inTime)
{ long nIndex = mData->AddMark(inTime);

```

```

if (mObserverCB)
    mObserverCB->MarkAdded();
return nIndex;
}

```

4 结论

本设计只是为了满足Undo/Redo的需要，没有对所有的操作做Command模式的包装，而只是包装了与需求相关的5个操作。最终设计、实现一次性完成，并通过了测试达到要求，目前该软件已经完成了RC版（Release Candidate）。很快就会正式发布。

下一步可以把所有的操作都按照Command模式进行包装，在其基础上可以设计出宏命令批处理功能以满足更加灵活的需求。另外，还可以支持操作日志，这样当系统崩溃时，这些崩溃前的操作可以重新做一遍，也为错误调试方便保存了重现错误的操作序列。本文介绍的这些现代软件的设计方法在基于组件的多媒体中的应用中有非常高的实践价值，它给基于组件的软件设计提供有价值的参考，同时对那些希望对Command模式做深入了解的人提供了很好的应用案例。

参考文献

- Gamma E, Helm R, Johnson R, et al. Design Patterns - elements of Reusable Object-oriented Software. Addison-Wesley, 1995
- Lieberman H. There's More to Menu Systems Than Meets the Screen. In SIGGRAPH Computer Graphics, San Francisco, CA, 1985-07:181
- Apple Computer, Inc., Cupertino, CA. Macintosh Programmers Workshop Pascal 3.0 Reference. 1989
- Clugston D. Member Function Pointers and the Fastest Possible C++ Delegates. <http://www.codeproject.com/cpp/FastDelegate.asp>,2004-05
- Booch G. Object-oriented Analysis and Design with Applications. Benjamin/Cummings, Redwood City, CA, (Second Edition),1994
- Fowler M, Scott K. UML. Distilled 2ed A Brief Guide to the Standard Object Modeling Language. Addison Wesley, 1999
- Fowler M. Refactoring: Improving the Design of Existing Code. Addison Wesley, 1999
- Microsoft Inc., MSDN Library for Visual Studio .NET, 2003
- 陆其明. DirectShow开发指南. 北京: 清华大学出版社, 2003-12
- 陆其明. DirectShow实务精选. 北京: 科学出版社, 2004-07

(上接第364页)

对于每个产品，分别以2002年1月～2004年5月共29组数据作为训练样本集训练网络，用2004年6月～8月共3组数据验证网络性能。结果见表3。

表3 预测百分误差

产品	百分误差(PE)			平均绝对百分误差 (MAPE)
	2004/6	2004/7	2004/8	
A	-14%	2%	0%	5%
B	-12%	12%	13%	13%
C	87%	1%	-33%	40%
D	-6%	13%	33%	18%
E	19%	-13%	-17%	17%
F	18%	-11%	-8%	12%
G	3%	5%	13%	7%

表3中有21项预测数据。其中绝对百分误差低于20%的有18项，即良好预测占86%。绝对百分误差低于50%的有20项，即可行预测占95%。

绝对百分误差高于20%的共3项，均发生在品种C和D。询问该公司销售人员后得知，品种C和D的销售受促销因素影响特别大，而且在2003年这2种产品的主要原材料实现了

国内采购，成本大幅下降，于2003年末调低了售价，刺激了销售量的上升。


4 结束语

本文在对BP神经网络进行了分析讨论后，提出了用引入月份因子及运用贝叶斯正则化的方法解决具有淡、旺季特性产品短期销售量预测的问题。通过验证说明，预测精度大幅提高。该方法存在对个别产品预测效果差的问题，可以尝试将促销及人为影响因素加入到月份因子中，验证工作正在进行中。

参考文献

- Heizer J,Render B. Principles of Operations Management(4th Edition). Prentice Hall, Inc., 2001:79
- 王玉荣. 商务预测方法. 北京: 对外经济贸易大学出版社.2003:11-12
- 许 东, 吴 铮. 基于MATLAB 6.x的系统分析与设计——神经网络(第二版). 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002:22-23
- Mackay D J C. A Practical Bayesian Framework for Back-propagation Networks. Neural Computation, 1992, 4:448-472
- Foresee F D, Hagan M T. Gauss-Newton Approximation to Bayesian Learning. IEEE Int. Conf. Neural Networks, 1997, 3:1930-1935

基于神经网络的短期销售预测

作者: 风德伟, 张忠能, 凌君逸
作者单位: 上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030
刊名: 计算机工程 
英文刊名: COMPUTER ENGINEERING
年, 卷(期): 2004, 30(z1)
被引用次数: 5次

参考文献(2条)

1. 王玉荣 商务预测方法 2003
2. 许东;吴铮 基于MATLAB 6. x的系统分析与设计—神经网络(第二版) 2002

本文读者也读过(10条)

1. 马新强, 黄羿, MA Xin-qiang, HUANG Yi 基于BP神经网络的药品销售预测模型设计[期刊论文]-重庆文理学院学报(自然科学版) 2008, 27(2)
2. 王宪庆, 涂冰, 文诗琪, WANG Xianqing, TU Bing, WEN Shiqi BP神经网络在药品销售预测中的应用[期刊论文]-中国医药技术经济与管理2009, 3(5)
3. 吴正佳, 王文, 周进, Wu Zheng-jia, Wang Wen, Zhou Jin BP神经网络在备货型企业销售预测中的应用[期刊论文]-工业工程2010, 13(1)
4. 郑洪源, 周良, 丁秋林 神经网络在销售预测中的应用研究[期刊论文]-计算机工程与应用2001, 37(24)
5. 风德伟 基于神经网络的短期销售预测[学位论文]2005
6. 马令勇, 刘功良, 姜伟, Ma Lingyong, Liu Gongliang, Jiang Wei 基于神经网络方法对多层砖房震害预测[期刊论文]-黑龙江八一农垦大学学报2010, 22(5)
7. 段兆忠, Duan Zhaozhong 太原大学园林科研所科研项目管理系统的的设计[期刊论文]-山西煤炭管理干部学院学报2011, 24(1)
8. 解帆, 程岩, 苏健敏 科研项目中的决策支持系统的研究与设计[期刊论文]-科学学与科学技术管理2002, 23(7)
9. 叶其馨, 黎壮伟, 张广丽, 钟美香, 林吉 加强中医药科研项目管理的探讨[期刊论文]-中国医药导报2009, 6(16)
10. 顾玉钢, 夏智海, 庄力健, GU Yu-gang, XIA Zhi-hai, ZHUANG Li-jian 基于改进神经网络的疲劳裂纹扩展速率预测[期刊论文]-合肥工业大学学报(自然科学版) 2008, 31(6)

引证文献(5条)

1. 刘旭, 于国祥, 沈西挺 基于神经网络的预测模型的比较研究[期刊论文]-河北省科学院学报 2007(4)
2. 但斌斌, 马乾, 李具中, 王雪冬, 邓品团 基于神经网络的KR脱硫控制工艺模型的研究[期刊论文]-制造业自动化2010(9)
3. 但斌斌, 马乾, 李具中, 王雪冬, 邓品团 基于神经网络的KR脱硫控制工艺模型的研究[期刊论文]-制造业自动化2010(5)
4. 魏敏, 魏武 基于小波分析与神经网络的组合导航的研究[期刊论文]-信息技术 2009(11)
5. 张乐萍 基于神经网络的杭州城市可持续发展评价与预警研究[学位论文]硕士 2005

引用本文格式: 风德伟, 张忠能, 凌君逸 基于神经网络的短期销售预测[期刊论文]-计算机工程 2004(z1)