智能信息处理

学 生 姓 名 ：× × ×

任 课 教 师 ：× × ×

教师所在学院：× × ×

（4号宋体居中）

2007年7月

（小2号宋体居中）

基于支持向量回归的上证指数开盘指数预测分析

摘 要：随着股票市场投资活动的日益频繁，市场迫切需要一种有效的预测方法以帮助人们增加投资收益。本文通过SVM算法对1990年到2016年9月的上证指数进行回归预测，为了找到最优的回归参数，运用交叉验证的方法，可以找到在一定意义下最佳的参数。回归结果表明，本文的方法可以有效的拟合历年的上证指数，预测效果较为理想。

关键词：股票预测 SVM 交叉验证

第1章 绪论

1.1 上证指数开盘指数研究意义

股票市场的好坏已成为我国国民经济的晴雨表。对于我国经济的发展和社会的和谐稳定起着重要作用。从股票市场预测所面临的问题及其相应影响因素分析可知，我国的股票市场是具有典型的中国特色的、符合中国国情的、行为机制十分复杂，如果可以对股票市场进行准确的预测将会使这一切问题都迎刃而解。在预测我国股市行情时，最常运用的指标是上证指数，上证指数即上海证券交易所综合股价指数，是一种反映上海证券交易所股票总体走势的统计指标，对其进行科学预测可以更好地了解股市未来的波动情况。

目前，上证指数已发展成为包括综合股价指数、30指数、180指数、债券指数、A股指数、B股指数、分类指数等在内的股价指数系列。这些指数为投资者进行投资提供了重要的参考价值,投资者对不同品种证券进行投资时可以参照不同的证券指数。上证指数的影响指标众多。而在这些指标中，开盘价、最高盘价、最低盘价、收盘价和成交量、成交额这6个指标是对上证指数本身具有决定性影响，它们可以直观的反映出上证指数的价值属性，并可以直接影响到投资者对其是否购买的决定。其中开盘价对于投资的购买决策的影响是最大的。

1.2 上证指数预测研究现状

随着计算机和网络技术的飞速发展，非常多的学者开始研究指数预测，经过大量研究，现有股价预测理论已得到了飞速发展，目前来说比较热门的预测理论有以下几种:

(1)传统证券投资分析法:传统证券投资分析法具体的可分为技术分析法和基本分析法, 前者主要通过对国家政策、经济运行状况、行业发展情况、公司业绩等因素的分析，大致确定股票的内在价值，进而给投资者一定的投资指向性信息;而后者是一种完全依据股市行情变化而分析的方法，通过对股票市场历史数据的分析，找到单只股票乃至股市的变化规律，判断股票市场可能出现的转折点，进而给投资者提供信息指向的方法。

(2)基于时间序列的预测:所谓时间序列预测是根据被预测对象较长一段时间内发展变化的趋势和规律，建立起适当的数学模型，进而推算出被预测对象未来短时间内变化趋势的方法，它有一些典型的模型，比如ARIMA模型、RW模型、ARMA模型等[5]。但面对复杂多变的股票市场行情，这种方法仅能对较短时间内的股票价格进行有效预测，一般不超过时间序列的1/15，预测的周期越长，该方法的精准度则越低。

(3)基于神经网络的预测: 智能预测方法在股市预测中得到广泛应用并迅速占据了主导地位。神经网络凭借其优越的预测性能迅速被应用于股市预测当中。王芳等人[1]采用经BP神经网络进行了股票预测，很多学者在经典的神经网络基础上进行了改进，陈立勇等人[2]应用了粗神经网络对股市进行了预测研究，陈芳芳等人[3]引入了小波神经网络理论对时间序列做预测。王行愚等人[4]通过主成分分析等技术，改进了RBF神经网络，试验证明该模型具有收敛速度快、预测准确度高等特点。

然而神经网络自身存在难以克服缺陷，如网络结构复杂、过拟合、泛化能力不强等，证券价格预测结果与期望值之间有一定差距。支持向量机(Support Vector Machine，SVM) 是一种基于结构风险最小化原则的机器学习方法，较好地解决了非线性、过拟合和局部极值等难题，泛化能力优异，在各个邻域都有应用[8][9][10]，在经济预测领域也有研究[6][7]。本文尝试利用SVM建立一种证券价格预测模型，并采用交叉验证算法对SVM参数进行搜索，最后通过采用上证开盘指数数据对模型的预测性能进行测试，验证其有效性。

1.3 模型定义

模型目的：利用SVM建立的回归模型对上证指数每日的开盘数进行回归拟合。

模型假设：假设上证指数每日的开盘数与前一日的开盘指数，指数最高值，指数最低值，收盘指数，交易量，交易额相关，即把前一日的开盘指数，交易量，交易额作为当日开盘指数的自变量，当日的开盘指数为应变量。

算法流程如图1-1所示。

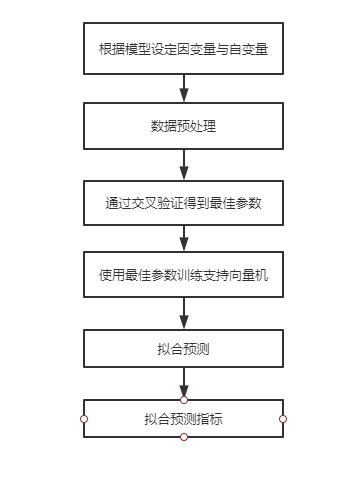


图 1-1

第2章 模型建立

2.1 SVM模型

对样本，传统的回归模型通常是基于模型输出与真实值输出之间的差别来计算损失，当且仅当与完全相同时，损失才为零。与此不同，支持向量回归假设我们能容忍与之间最多有的偏差，即当且仅当与之间的最大差别绝对值大于才计算损失。这相当于以为中心，构建了一个宽度为的间隔带，若训练样本落入次间隔带，则被认为时预测正确的。如图2-1所示

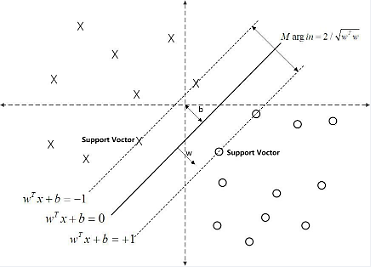


图2-1

2.2 函数间隔与几何间隔

一个点距离超平面的远近可以表示分类器预测的确信程度。在超平面确定的情况下，能够相对地表示点距离超平面的远近。而的符号与类标记的符号是否一致能够表示分类是否正确。所以在SVM中可以用来表示分类的正确性即确信程度。对于给定的训练数据集和超平面，定义超平面关于样本点的函数间隔为：

定义超平面关于训练数据集的函数间隔为超平面关于中所有样本点的函数间隔的最小值：

我们通过函数间隔可以表示分类预测的正确性及确信度，但仅仅通过函数间隔还不够，由于只要成比例地改变和，例如将其改为和，可以看出超平面本身并没有发生改变，但是函数间隔却变为原来的2倍。所以在使用SVM时，我们可以对超平面的法向量添加某些约束，例如将法向量规范化：，此时函数间隔变为几何间隔。

2.3 拉格朗日乘子法

支持向量机学习的基本想法是求解能够正确划分训练数据集并且几何间隔最大的分离超平面。对线性可分的训练数据集而言，线性可分的分离超平面有无穷多个，但是几何间隔最大的超平面是唯一的。这里的间隔最大化又称为硬间隔最大化。在二分类问题中，支持向量机会根据输入数据输出一个类别标签，对应的当分类判别函数时，输出分类标签，反之输出。在这里由于-1和+1仅仅相差一个符号，方便数学上的处理，可以通过一个统一公式来表示间隔或者数据点到分隔超平面的距离，同时不必担心数据类别标签是-1还是+1类。这样支持向量机的目标就是找出分类器定义的和，因此这里需要找到具有最小间隔的数据点即支持向量。一但找到具有最小间隔支持向量，我们就需要对该间隔最大化，如下式所示：

可以将上式进一步改写为：

此处函数间隔的值并不影响最优化问题的解，就可以取带入上面的最优化问题，于是可以进一步优化支持向量机学习的最优化问题：

对上式使用拉格朗日乘子法可得到其“对偶问题”，即对每条约束添加拉格朗日乘子，则该问题的拉格朗日函数可写为：

其中。令对和的偏导为零可得

将上两式带入拉格朗日函数将和消去，就可得到支持向量机目标函数的对偶问题：

通过以上公式可以看出当支持向量机的模型训练完成后，大部分的训练样本都不需要保留，最终的模型仅与支持向量有关。

2.4 支持向量机回归

在有了上述SVM分类的基础上，我们可以进一步推导出SVM在回归问题上的SVR模型。给定样本，我们可以学得一个形如上式的回归模型，使得与尽可能的接近，其中和同样也是模型待学习的参数。

对于样本，传统的回归模型通常直接基于输出模型输出**与**完全相同时，损失才为零。但在SVR中允许**与**之间最多有的偏差，即仅当**与**之间的差别绝对值大于时才计算损失。从而SVR问题可形式化为：

其中为正则化常数，为不敏感损失函数：

通过引入松弛变量和，可以将上式重写为：

类似于上一节中介绍的引入拉格朗日乘子的方法，通过引入乘子，由拉格朗日乘子法可以得到相应的拉格朗日函数，再令拉格朗日函数对和的偏导为零，再将得到的结果回代到上式中即可得到相应的对偶问题。最后我们可以得到SVR相应的解，如下式所示：

上式中的的样本即为SVR的支持向量，它们必落在的偏差之外。可以看出SVR的支持向量仅是训练样本的一部分，其解任然具有稀疏性。

第3章 Matlab实现

3.1 数据分类的含义

对于数据选择了上证指数(1990.12.29–2009.08.19)，这是一个的double型矩阵，记录了从1990年12月19日至2009年8月19日这段时间内4579个交易日每日上海证券综合指数的各种指标。数据的每一行表示每一天上证指数的各个指标，每一列分别表示了当天上证指数的开盘指数、指数最高值、指数最低值、收盘指数、当日交易量以及当日交易额。其中，开盘指数是指股票开市时成交的第一笔交易的价格，每日的开盘指数如图3-1所示。

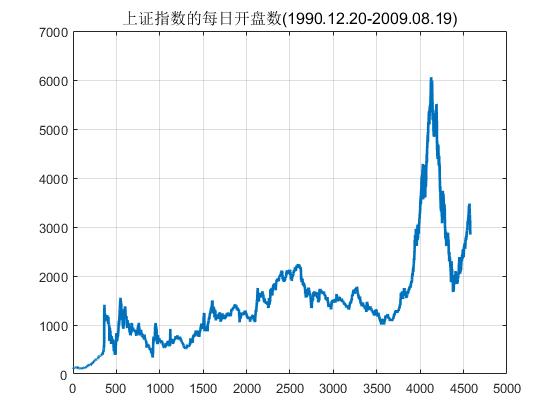


图 3-1

指数最高值与指数最低值分别指的是当日股票市场单笔交易成交价格的最高值与最低值。每日的指数最高值与每日最低值如图3-2所示。

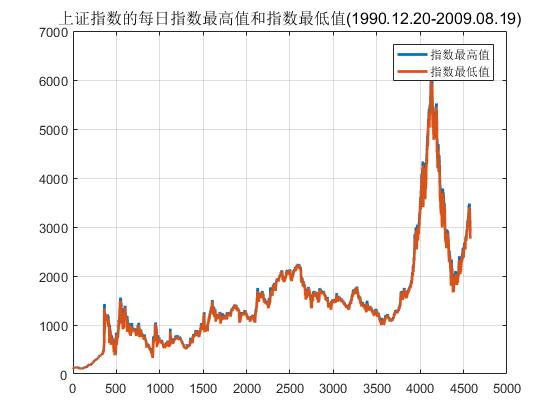


图 3-2

收盘指数是指当日指数收盘的具体数字，一般区分还在交易的盘中指数。上证指数每日的收盘指数如图3-3所示。

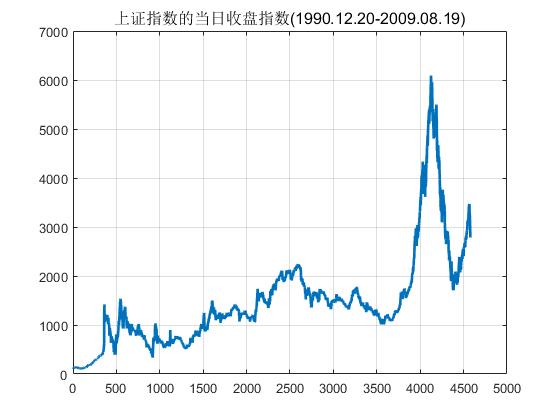


图 3-3

3.2 相关软件包：

在代码实现过程中，使用到了libsvm包，这是一个由台湾大学林智仁教授等开发设计的一个简单、易于使用和快速有效的SVM模式识别与回归的软件包。它可以解决分类问题（包括C-SVC、n-SVC ），回归问题（包括e-SVR、n-SVR）以及分布估计（one-class-SVM ）等问题，提供了线性、多项式、径向基和S形函数四种常用的核函数供选择，可以有效地解决多类问题、交叉验证选择参数、对不平衡样本加权、多类问题的概率估计等。

libsvm使用的一般步骤：

1. 按照libsvm软件包所要求的格式准备数据集；
2. 对数据进行简单的缩放操作；
3. 考虑选用RBF 核函数2 K(x,y) e x y = -g - ；
4. 采用交叉验证选择最佳参数C与g ；
5. 采用最佳参数C与g 对训练集进行训练获取模型；
6. 利用获取的模型进行测试与预测。

3.3 相关函数

svmtrain

svmtrain函数通过实现对训练数据集的训练，实现SVM模型的获取。它的用法为

其中，为操作参数，可用的选项如下：

*-s* svm类型：设置svm的类型，默认为c-svc，其余的可选类型分别为：n-svc、one-class-svm、e-svr与n-svr；

*-t* 核函数类型：设置核函数类型，默认为RBF核函数，其余的可选类型分别为：线性核函数、多项式核函数以及sigmoid核函数；

-*d* d：核函数中的度设置，默认值为3；

*-g* g：设置核函数中的参数g，默认值为1/k；

*-c* 损失：设置c-svc、e-svr、n-svr的惩罚系数C，默认值为1；

-*n* n：设置n-svc、n-svr中的参数n，默认值为0.5；

*-h* 收缩：是否启用启发式，默认为1；

*-b* 概率估计是否计算SVC或SVR的概率估计，默认为0；

是要进行训练的数据集，是训练结束后产生的模型文件。

svmpreict

svmpredict函数通过训练得到的模型，对数据集进行预测。它的用法为

其中，的可用参数为-*b* probability\_estimates：是否需要进行概率估计预测，默认值为0。是由svmtrain函数训练得到的模型文件，是要进行预测的数据文件，是输出文件，表示预测的结果值。

SvmMcgForRegress

SvmMcgForRegress函数通过交叉验证得到最佳的模型训练参数c与g。它的用法为

其中，为训练集标签，为训练集，为惩罚参数*c*的变化范围最小值，为惩罚参数c的变化范围最的大值，为参数g的变化范围最小值，为参数g的变化范围最的大值，*v*为交叉验证的参数，默认值为1，为参数c进步的大小，默认值为1，为参数g进步的大小，默认值为1。

整体的算法流程图如图3-4所示：

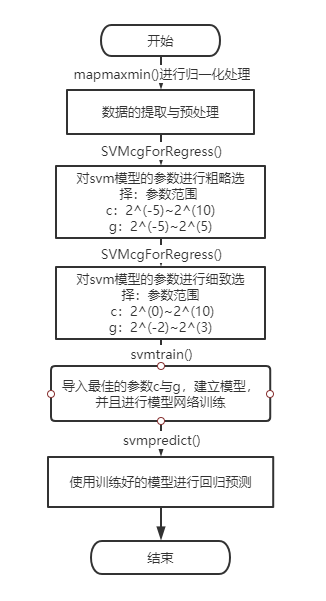


图3-4

3.5 实验过程与结果

在具体实验过程中，首先提取数据集上证开盘指数的数据集，即进行loadc chapter14\_sh.mat，然后提取数据集中的相关信息。每日开盘指数、上证指数的可视化图像已在3.1节给出。

为了方便数据操作，同时消除指标之间的量纲影响，以解决数据指标之间的可比性，对元数据进行归一化操作，如图3-5所示。

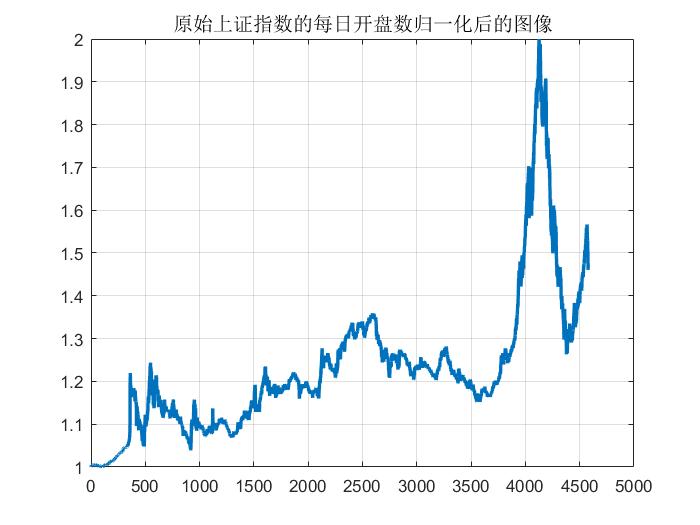


图 3-5

原始数据经过数据标准化处理之后，各指标处于同一数量级，适合进行综合对比评价。在matlab中对应的函数为:

在映射函数中将范围参数设置为1和2，即将原始数据映射到范围1-2之间。

在使用svmtrain函数时，需要对惩罚参数c惩罚参数和核参数g进行选取，在本实验中采取了一种较为简单的思想，即让c和g在某一范围内离散取值，取使得最终测试集分类的准确率最高的c和g为最佳参数。在matlab中对应的子函数为SVMcgForRegress.m。对应的参数c和g的选取过程如图3-6和3-7所示。

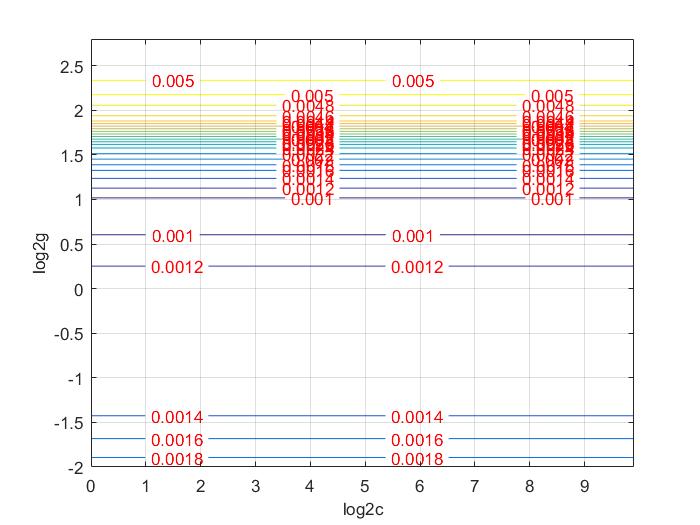


图 3-6

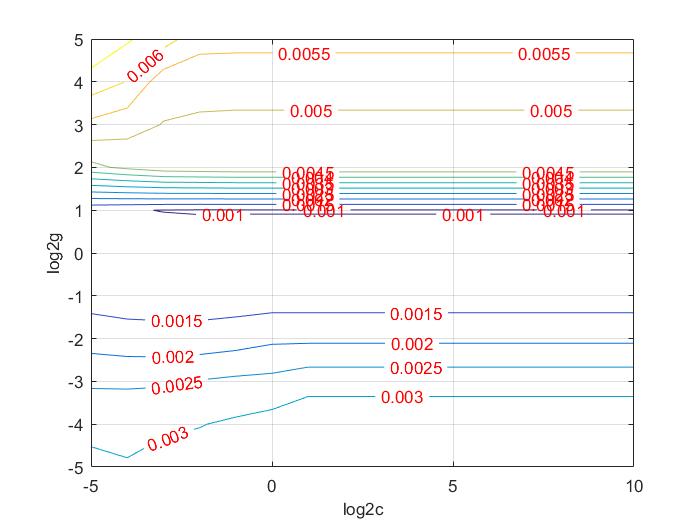


图 3-7

通过SVMcgForRegress训练得到最佳参数c和g，然后对SVM进行训练，再对原始数据进行回归预测，最终基于SVM神经网络的回归预测分析--上证指数开盘指数预测的实验结果如图3-8所示。

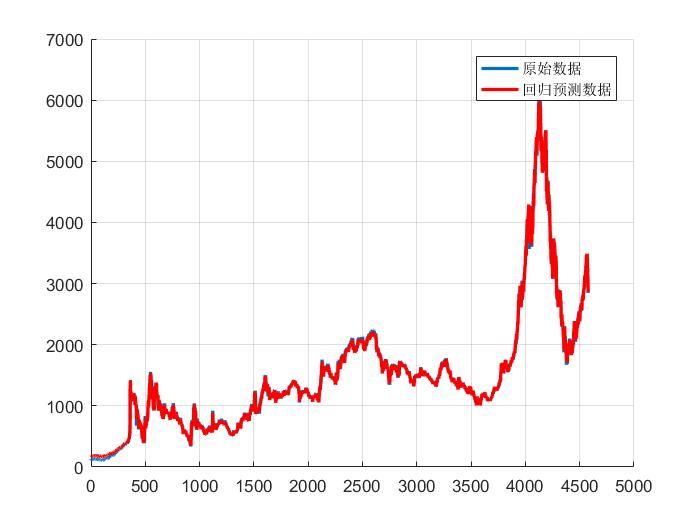


图 3-8

第4章 小结

参考文献

1. 王芳. 基于支持向量机的沪深300指数回归预测[D].山东大学,2015.
2. 陈立勇. 改进最小二乘支持向量机及其应用[D].华东交通大学,2014.
3. 陈芳芳. 基于支持向量机的股票价格预测研究[D].重庆理工大学,2016.
4. 王行愚.RBF神经网络在股市趋势预测中的应用[J].华东理工大学学报,2002(05):547-550.

1. [Some simulations and applications of forecasting long-memory time-series models](https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?filename=SJES13012100590227&dbcode=SJES&dbname=scholar_journal_SJES" \t "kcmstarget)[J] . Valdério Anselmo Reisen,Silvia Lopes.  Journal of Statistical Planning and Inference . 1999 (1)
2. Cao L，Tay F. Financial forecasting using support vector machines . NeuralComputing&Applications. 2001;10(2):184-192.
3. Tay F，Cao L. Application of support vector machines in financial time seriesforecasting. Omega. 200 1; 29:309—3 17.
4. 徐海峰,朱晶,王艳波.基于SVM法的大坝安全稳定预测模型分析及应用[J].黄河水利职业技术学院学报,2020,32(04):7-11.
5. Jose C, Goyal P, Aggrwal P, et al. Local deep kernel learning for efficient non-linear svm prediction[C]//International conference on machine learning. 2013: 486-494.
6. Singh S, Parmar K S, Makkhan S J S, et al. Study of ARIMA and least square support vector machine (LS-SVM) models for the prediction of SARS-CoV-2 confirmed cases in the most affected countries[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2020, 139: 110086.