

## 摘要

如今，能源环境问题已成为关系到国计民生和人类生存的重要问题。由于建筑能耗在社会能源消耗及能源需求增长中的重要地位，建筑节能工作已刻不容缓。本文采用时间序列分析方法预测建筑能耗，是一种跨学科研究的尝试，在技术上验证了时间序列方法在暖通空调领域的可用性，为本专业的应用研究做出了新的探索。

本文基于逐月建筑能耗数据与物理化原理，提出一种普适性的建筑能耗预测模型的建模方法，并将其应用到不同的商业建筑实例中，建立基于时间序列分析并加入物理原理化处理的数据驱动模型，在经过模型修正与验证后，用以进行能耗预测。

本文采用统计学软件 Eviews 与 Spss 进行数据处理。首先采用 CensusX12 季节调整方法对建筑能耗逐月数据进行季节调整；然后根据组合时间序列的理论和方法对季节调整后得到的趋势循环项建立相应的组合模型；再对季节调整后得到的季节因子与不规则因子进行分析研究，引入影响建筑能耗的主要影响因子，进行物理原理化拟合处理得到相应的回归拟合模型；最后将所建立的组合时序模型与回归拟合模型合并，得到最终的建筑能耗预测模型。采用预测模型对不同商业建筑的能耗进行预测、分析与评价，并研究分析该建筑能耗预测方法的局限性。

本文将时间序列分析方法引入建筑能耗的研究领域，对这一新方法的可行性和可用性做了深入研究，并取得了较好的结果，为时间序列分析方法在暖通专业，尤其是在建筑能耗的相关研究领域中的应用提供了有益的参考和借鉴。

**关键词：**时间序列，组合模型，能耗预测

## **ABSTRACT**

Energy and environment have become important issues related to people's livelihood and the survival of mankind. Since building energy use takes account a great proportion in total social energy consumption and energy demand growth, building energy conservation has become one of the most urgent tasks of China. This thesis applies time series analysis methods on the prediction of building energy use, which is an interdisciplinary study, not only verifying the applicability of time series methods in the field of HVAC and building energy, but also making a new exploration of applied research.

This thesis proposes a generic data-driven modeling method for building energy use prediction and applies it on several actual commercial buildings. Time series analysis combined with physical principles is adopted as the main methodology to produce the data-driven model based on monthly actual energy use data. The models can be used to predict building future energy use, after modified and verified.

Two statistical programs Eviews and SPSS are used as the tools of data processing. Firstly, CensusX12 method is used to do seasonal adjustment on monthly building energy consumption data; secondly, according to the theory and method of combined time series, combined model is established to represent the trend cycle item after seasonal adjustment; thirdly, the seasonal factor and irregular factor are studied according to physical principles and main impacting factors are introduced and processed to establish regression model; finally, the combined time series model and regression model are combined together into the final model for building energy use prediction. The model is applied to predict, analyze and evaluate the energy use of various commercial buildings. Meanwhile its limitation is analyzed.

This thesis introduces time series method into research field of building energy consumption, doing an in-depth study on the feasibility and applicability of the new method and making some achievements. It provides a valuable reference for the application of time series method in the domain of HVAC and especially buildings energy research.

**Key Words:** time series, combined model, energy consumption prediction

## 目录

第 1 章 概述 .....	1
1.1 背景介绍.....	1
1.2 国内外研究现状.....	1
1.2 研究内容及方法.....	3
1.3 研究目的及意义.....	5
第 2 章 时间序列分析 .....	5
2.1 时间序列分析介绍 .....	6
2.1.1 时间序列分析的背景.....	6
2.1.2 时间序列分析的作用.....	6
2.1.3 时间序列分析的应用.....	6
2.1.4 时间序列分析方法在建筑能耗预测的可行性.....	6
2.2 时间序列分析方法 .....	7
2.2.1 时间序列分析方法概述.....	7
2.2.2 时间序列数据.....	7
2.2.3 时间序列分析的主要方法.....	8
2.2.4 时间序列分析的基本步骤.....	9
2.2.5 时间序列分析的基本模型形式.....	10
2.3 时间序列分析工具介绍.....	11
第 3 章 基于时间序列分析方法的建筑能耗预测模型的建立 .....	14
3.1 时间序列的建立与预处理 .....	14
3.1.1 原序列的建立与时序图绘制.....	14
3.1.2 季节调整.....	14
3.1.3 时间序列的平稳性检验.....	17
3.1.4 时间序列的纯随机性检验.....	17
3.2 $TC_t$ 序列——时间序列模型的建立与预测 .....	18
3.2.1 平稳性 $TC_t$ 序列模型的建立 .....	18
3.2.2 非平稳性 $TC_t$ 序列模型的建立 .....	20
3.3 $SI_t$ 序列——物理原理化拟合处理与预测 .....	22

3.3.1 物理原理影响因子的分析与预测.....	23
3.3.2 物理原理化模型的建立与预测.....	26
3.4 建筑能耗预测与修正.....	27
第 4 章 建筑能耗预测实例分析一——上海市 A 办公建筑 .....	28
4.1 建筑物耗电量 Electricity 预测 .....	28
4.1.1 电量时间序列的建立与季节调整.....	28
4.1.2 $Electricity\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测 .....	29
4.1.3 $Electricity\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测 .....	36
4.1.4 建筑物逐月耗电量 Electricity 预测 .....	37
4.2 建筑物用气量 Gas 预测 .....	38
4.2.1 天然气时间序列的建立与季节调整.....	38
4.2.2 $Gas\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测 .....	39
4.2.3 $Gas\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测 .....	42
4.2.4 建筑物逐月用气量 Gas 预测与修正 .....	44
第 5 章 建筑能耗预测实例分析二——上海市 B 商业建筑 .....	45
5.1 建筑物耗电量 Electricity 预测 .....	45
5.1.1 电量时间序列的建立与季节调整.....	45
5.1.2 $Electricity\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测 .....	46
5.1.3 $Electricity\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测 .....	52
5.1.4 建筑物逐月耗电量 Electricity 预测 .....	53
5.2 建筑物耗油量 Diesel 预测 .....	54
5.2.1 耗油量时间序列的建立与季节调整.....	54
5.2.2 $Diesel\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测.....	55
5.2.3 $Diesel\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测 .....	61
5.2.4 建筑物逐月耗油量 Diesel 预测与修正 .....	62
第 6 章 建筑能耗预测实例分析三——上海市 C 商业建筑 .....	64
6.1 建筑物耗电量 Electricity 预测 .....	64
6.1.1 电量时间序列的建立与季节调整.....	64
6.1.2 $Electricity\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测 .....	65
6.1.3 $Electricity\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测 .....	69
6.1.4 建筑物逐月耗电量 Electricity 预测 .....	70
6.2 建筑物燃油量 Kerosene 预测 .....	70

6.2.1 煤油时间序列的建立与季节调整.....	71
6.2.2 <i>Kerosene</i> $_{TC_t}$ 序列的时序模型建立与预测 .....	72
6.2.3 <i>Kerosene</i> $_{SI_t}$ 序列的物理原理化拟合处理与预测 .....	79
6.2.4 建筑物逐月耗油量 <i>Kerosene</i> 预测与修正 .....	80
第 7 章 结论与展望 .....	82
致谢.....	84
参考文献.....	85
个人简历 在读期间发表的学术论文与研究成果 .....	89

## 符号说明

$X$  ——原时间序列数据

$S$  ——季节因子

$I$  ——不规则因子

$TC$  ——表示趋势循环序列

$f(t)$  —— $TC_i$  序列的组合模型中拟合  $TC_i$  序列的趋势项部分的函数

$Y$  ——从  $TC_i$  序列中提出  $f(t)$  后所得到的剩余序列

$a$  ——进入系统的扰动

$\phi$  ——时间序列 ARMA 模型中的自回归系数

$\theta$  ——时间序列 ARMA 模型中的滑动平均系数

$SI$  ——从  $X_i$  序列中提出  $TC_i$  序列后所得到的序列

$TEMP$  ——逐月积温值

$RH$  ——逐月相对湿度平均值

$WD$  ——逐月工作日天数

$NWD$  ——逐月非工作日天数

$Gas$  ——逐月天然气消耗量

$Electricity$  ——逐月耗电量

$Diesel$  ——逐月柴油消耗量

$Kerosene$  ——逐月煤油消耗量

下标:

$t$  ——时间点

$i$  ——序列号 ( $i=1, 2, \dots, n$ )





# 第 1 章 概述

## 1.1 背景介绍

气候变化与能源紧缺已成为全球性可持续发展最严峻的挑战，各国政府和人们逐渐认识到，能源环境问题已然成为关系到国计民生和人类生存的重要问题。在能源消费中建筑是一个能耗大户，建筑行业也是温室气体排放的主要来源之一。据统计中国的建筑使用能耗占全社会总能耗约 28%，成为总能耗的重要组成部分，并呈逐年增长的趋势<sup>[2]</sup>。我国目前成为世界上最大的建筑市场，每年新增建筑面积高达 18-20 亿平方米<sup>[3]</sup>。在我国的建设高潮期，必须采取有效的节能措施以控制建筑能耗，否则随着大量新建建筑的建成与投入使用，与建筑环境舒适性标准的不断提高，将导致建筑能耗持续增加，温室气体大量排放，过高的建筑运行能耗将成为制约我国社会和经济持续发展的瓶颈。

因此，建筑节能成为了本行业的一个研究热点。在建筑节能工作中，对于建筑能耗的科学分析和合理预测十分重要，对于新建建筑的设计、建筑用能的评估、楼宇设备的运行管理等工作也都需要了解建筑的用能特点和规律，并做出合理的分析和预测。建筑能耗预测不仅有助于了解系统性能、优化建筑日常运行和选择更好的运行控制策略，对建筑能耗的管理也起着很大的作用<sup>[6]-[9]</sup>。只有科学分析建筑能耗，对建筑能耗做出合理预测，才有可能开展好建筑节能工作。

## 1.2 国内外研究现状

近些年来，国内外的专业人士在这一领域进行了不懈的探索，取得了许多研究成果<sup>[11] [12]</sup>。根据模拟预测能耗的目的不同，建筑能耗模拟预测主要分为两大类：1.正演模型 forward modeling 2.数据驱动模型 data-driven modeling。前者用于支持建筑与空调系统设计与设计优化，目前许多国家开发的具有不同特点的建筑能耗模拟计算软件，例如 eQuest、EnergyPlus、DeST 等，都是采用的这种模拟方法。后者用于模拟预测既有建筑的能耗，许多数据驱动建模方法也已经被应用于既有建筑，即基于既有建筑的能耗账单和记录数据，建立数据驱动模型，以达到建立能耗基准、计算分析节能改造后的节能量等目的<sup>[10]</sup>。

国外已有不少学者将数据驱动模型应用到暖通行业中来。

Andrew Kusiak 等采用数据驱动模型对建筑物的逐日蒸汽负荷进行预测。首先采用数据挖掘的方法对数据进行处理,然后采用神经网络与多层感知器 MLPs 结合建立预测模型。基于天气预报数据,采用 Monte Carlo 方法研究模型的不确定性。基于搭建的数据驱动模型与天气预报数据,估算出未来蒸汽负荷,以优化能源采购、锅炉运行时间与建筑能耗管理<sup>[17]</sup>。

Jin Yang 等采用两种人工神经网络模型,对建筑能耗进行实时在线预测。分别采用了模拟数据与实测数据用计算机进行模拟,结果表明用实测数据结果会相对理想一些<sup>[18]</sup>。

T. Olofsson 和 S. Andersson 采用神经网络的方法,采用短期(2-5周)的测量数据对全年的采暖能耗进行预测,对6个瑞士家庭住宅的采暖能耗进行了实验。预测值与实测值之间的偏离在4%左右,但当短期能耗数据是在全年最暖的季节所测得时,预测偏离值就会更大<sup>[19]</sup>。

国内相关研究也类似于国外的情况,主要采用数据驱动模型对建筑能耗或者冷热负荷进行预测。

Joseph C. Lam 等对香港的天气条件采用主成份法分析,引入一个新的气候指数 Z,它是干球温度、湿球温度与太阳辐射的函数。通过对1979-2008年的建筑能耗模拟,发现 Z 值逐月和季节性变化与模拟的冷热负荷相似。结合相应的 Z 值,建立回归模型使逐月建筑冷负荷模拟值和总能耗量相关联。误差分析发现,回归模型得到的建筑年能耗量与模拟值十分接近<sup>[20]</sup>。

何大四和张旭对季节性指数平滑法预测模型中的水平因子进行修正,并去掉趋势因子项,得到了改进的季节性指数平滑预测模型。以上海某医学中心空调系统作为该空调负荷预测模型的应用实例,在整个预测期内模型平均预测误差为8.8%,表明改进的季节性指数平滑法适合于办公类建筑空调负荷的预测<sup>[21]</sup>。

焦文玲等采用时间序列分析方法,用非平稳时序建模的趋势项直接剔除法对城市天然气短期负荷数据进行平稳性转化,用基于自相关函数的最小二乘法建立了城市天然气短期负荷预测 AR 时序模型,并且通过实例预测计算取得较好的结果<sup>[22]</sup>。

从国内外在暖通专业所采用的数据驱动模型应用,目前大多集中在采用多元线性回归分析方法和人工神经网络方法对建筑能耗进行预测分析<sup>[23]-[32]</sup>,而采用时间序列分析方法对建筑能耗的预测分析,目前对这方面还很少涉及。

## 1.2 研究内容及方法

与正演模型相比，数据驱动模型不需要大量的输入变量，而是基于所测的实际数据。数据驱动模型是以数学和物理理论为基础，能够给出较为直观易懂的结论，但是预测分析结果的准确性取决于对数学模型的选择和对各方面客观规律的定性把握。本文基于历史数据与物理化原理，将时间序列分析方法应用于建筑能耗预测，提出一种普适性的建筑能耗预测模型的建模方法，并将其运用到不同商业建筑实例中，建立建筑能耗预测模型对其建筑能耗进行预测，并用实际能耗数据与预测结果比对以验证模型。对建筑能耗的逐月数据进行分析，建立基于时间序列分析并加入物理原理化处理的数据驱动模型，进行检验与修正，选定最优模型。

首先结合专业知识，分析建筑逐月能耗的主要影响因子，将逐月能耗数据与这些影响因子数据作为时间序列分析的数据，建立建筑能耗预测模型。使用专业的统计分析软件 Eviews 与 SPSS 对所收集到的各个变量的时间序列数据进行统计研究，主要基于时间序列分析方法，并加入回归拟合方法，研究得出一种适用于商业建筑的能耗数据预测方法。根据某建筑前三年的逐月能耗数据，预测出第四年的全年总能耗量。

具体的研究步骤为：（1）首先采用 CensusX12 季节调整方法对建筑能耗逐月数据进行季节调整；（2）采用组合时间序列方法对经过季节调整后得到的趋势循环项建立相应的组合模型；（3）对季节调整后得到的季节因子与不规则因子进行分析研究，引入影响建筑能耗的主要影响因子，进行物理原理化拟合处理得到相应的回归拟合模型；（4）将组合时序模型与回归拟合模型合并，确定最终的建筑能耗预测模型；（5）采用对三幢商业建筑的实际逐月能耗建立模型，分析预测结果，对方法和模型进行验证与评价。本文技术路线如图 1.1 所示。

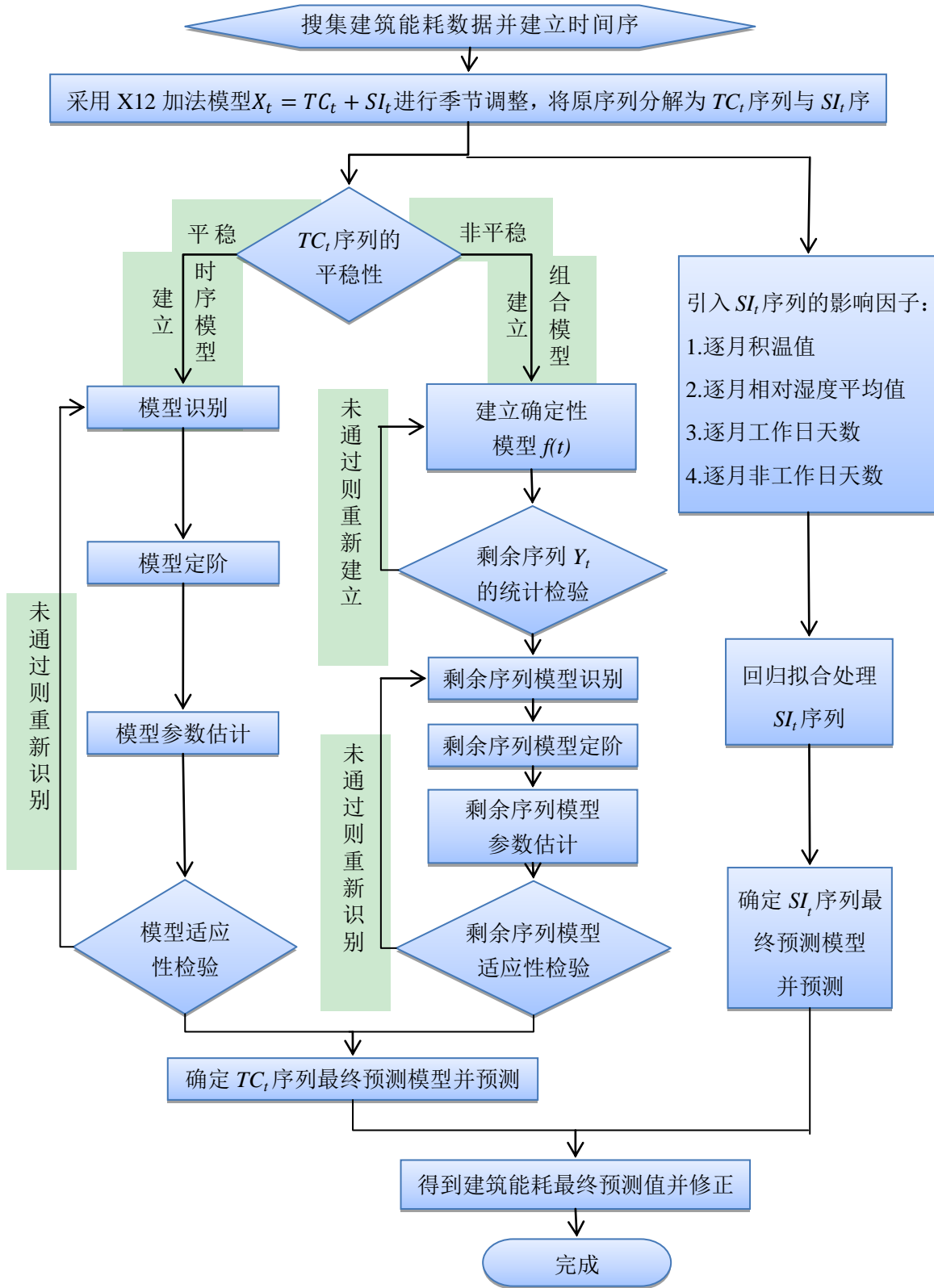


图 1.1 技术路线流程图

### 1.3 研究目的及意义

建筑能耗的变化规律较为复杂，各因素对于建筑能耗的影响不都是线性的，且各因素之间也存在相关性。因此，选择一种适当的数据驱动模型对建筑能耗进行预测，从而获得较为准确的预测值，是值得研究的课题。本文的目的在于充分利用建筑系统能耗的强大惯性，借助时间序列分析方法对商业建筑能耗进行分析与预测研究，为建筑节能和能源管理提供数据支持。

本课题的意义在于应用时间序列分析方法对建筑能耗进行预测研究，是一种跨学科研究的尝试。本研究在技术上验证了时间序列方法在暖通空调领域的可用性，为本专业的应用研究做出了新的探索。

## 第 2 章 时间序列分析

### 2.1 时间序列分析介绍

#### 2.1.1 时间序列分析的背景

时间序列分析方法最初起源于 1927 年，数学家耶尔 Yule 首先建立 AR 模型（Auto-regressive Model，自回归模型）以预测市场变化规律，基于 AR 模型的理论，1931 年数学家瓦尔格 Walker 建立了 MA 模型(Moving Average Model，移动平均模型)与 ARMA 模型（Autoregressive Moving Average Model，自回归移动平均模型）。1967 年，伯格(J.P.Burg)提出了最大熵谱分析，后来学者基于最大熵谱分析的基础，提出了谱估计方法，这个方法使时间序列分析方法在工程领域内的应用更加广泛。

随着信号技术的发展，时间序列分析方法在理论上更加完善，同时计算机技术也不断进步，推动各种时间序列分析软件的不断发展，极大地推动了时间序列分析的发展，使之逐渐成为分析数据序列不可缺少的有效工具之一<sup>[33]</sup>。

#### 2.1.2 时间序列分析的作用

统计学研究与处理的是实际数据，根据数据的形成分为横剖面数据和纵剖面数据两大类（或称为静态数据和动态数据）。横剖面数据是在某一时间点上，由若干相关现象所处的状态所组成，反映一定时间、地点等客观条件下各相关现象间存在的内在数值联系；纵剖面数据是由某一个（或几个）现象在不同时间点的状态所构成的数据，反映的是现象以及现象之间关系的发展变化规律性<sup>[34]</sup>，时间序列分析即是对纵剖面数据进行研究分析的统计学方法。通过时间序列分析，不仅可以从数量的角度上认识某一现象的自身发展变化规律，从动态的角度描述与解释某一系统的内在数量关系及其发展变化，还可以运用时间序列模型预测系统的未来行为，修正或重新改造系统以达到利用和支配的目的。

#### 2.1.3 时间序列分析的应用

如今，随着时间序列分析方法发展的日趋成熟化，其应用领域也越来越广泛，例如在商业、金融、经济、社会、自然科学等领域都有应用，而时间序列分析方

法本身的发展与改进与其在各领域中的实际应用密不可分。

在金融和经济领域,时间序列分析方法被用来分析历史数据并预测未来数据,例如产量、产值,国民收入、商品销售量、商品价格波动、股票证券期货价格走势等;在社会领域,时间序列分析方法主要是应用于出生人口和人口流动的预测、交通客流量的预测等;在自然领域,时间序列分析方法被应用于天气预报、地震预测、降水量预测、环境污染等。

近年来,随着计算机技术的飞速发展,时间序列分析还在其他领域被广泛地采用,例如心理学、数据挖掘、数字化误差等。

#### 2.1.4 时间序列分析方法应用于建筑能耗预测的可行性

由于受到各种因素的影响,建筑能耗时刻都在变化。不同时刻的能耗值是不同的。但由于建筑系统的强大惯性,某个时刻的能耗总是与过去的能耗有关。建筑能耗在一个短时间内,常常表现为在过去能耗基础上的一种随机起伏。可以说,下一个预测时刻的能耗基本上决定于过去能耗的情况,同时,它的随机性变化也应当加以考虑。基于这样的分析,采用时间序列分析的方法来预测建筑能耗,将会是一种有效而准确的方法。

## 2.2 时间序列分析方法

### 2.2.1 时间序列分析方法概述

时间序列分析方法是一种基于随机过程理论和数理统计学方法的动态数据处理方法,属于数据驱动方法。时间序列分析侧重研究数据序列的互相依赖关系,它实际上是研究和分析数据序列的统计规律,用于解决实际问题。例如可以利用其将能耗的历史呈现并且分析利用,来预测未来能耗。

时间序列分析的两大基本原理特征是:第一、承认事物发展的延续性,即分析历史的时序数据,并籍此推测出事物的发展趋势;第二、考虑事物发展的随机性,即任何时间序列都需对一定的随机性加以考虑。时间序列分析一般反映出三种变化规律:周期性变化、趋势性变化与随机性变化。

### 2.2.2 时间序列数据

时间序列数据——在不同时间点上按时间顺序收集到的数据。时间序列模型属于数据驱动模型的一种,多是采用所测量的实际数据。

时间序列分析就是利用这组数列，应用数理统计方法加以处理分析，用以预测未来事物的发展。这类数据反映了某一事物、现象等随时间的变化状态或发展程度。时间序列数据可作季度数据、月度数据等细分，如一栋建筑物的能耗量从 2007 到 2010 的变化就是时间序列数据。

时间序列数据变动同时存在着规律性与不规律性，时间序列中的每个观察值大小，都是各种不同因素在同一时刻发生影响作用的综合结果。而从这些影响因素发生作用的大小以及方向变化的时间特性，通常可以将这些因素所造成的时间序列数据的变动分为四种类型：

(1) 周期性：某个变量由于受外部影响而随着自然季节的交替或者某种特定周期出现高峰与低谷的规律。

(2) 趋势性：某个变量随着时间或自变量的变化，呈现一种长期的持续上升、下降、停留的同性质变动趋向，但变动幅度可能不相等。

(3) 随机性：个别为随机变动，整体呈现统计规律。

(4) 综合性：实际变化情况常常是几种变动的叠加或组合<sup>[36]</sup>。

### 2.2.3 时间序列分析的主要方法

时间序列分析方法按照采取的手段分类为：数据图法、指标法和模型法，主要方法全面归纳如图 2.1 所示<sup>[37]</sup>。数据图法和指标法都相对较为简单直观，但获取的信息也相对比较有限。本文所采用的时间序列分析方法为模型法，包括一般统计分析(如自相关分析等)、统计模型的建立与推断，以及关于时间序列的最优预测与控制等内容。模型法是根据系统观所测得到的时间序列数据，根据统计理论和数学方法，通过曲线拟合和参数估计（如非线性最小二乘法）来建立该序列的适应或最优的统计模型，准确描述历史并进而据以对未来值进行预测或控制。



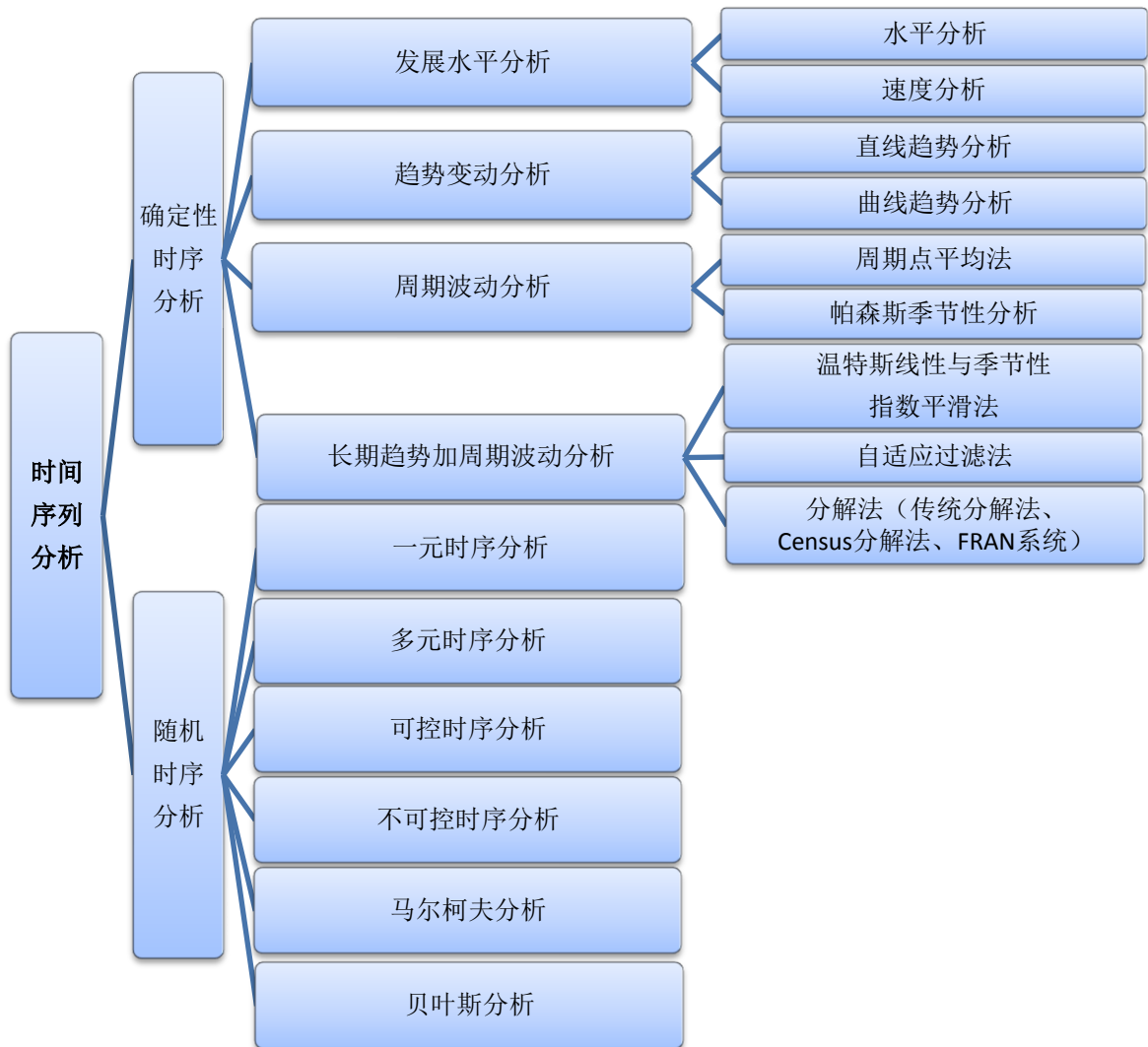


图 2.1 时间分析方法的主要类型

### 2.2.4 时间序列分析的基本步骤

(1) 收集所需历史资料，采集数据加以整理，编成时间序列，准备好建立时间序列模型的数据条件；

(2) 分析处理数据，根据时间序列数据绘成统计图，分析数据序列的变化特征、规律性以及作用因素，检验时间序列样本的周期性、平稳性、纯随机性等，根据时间序列的数据特征进行必要的数据处理变换；

(3) 时间序列模型识别，分析时间序列样本，采用相关图法或参数估计法判别模型的形式类型

(4) 对模型进行定阶，常用的方法有残差方差图定阶法、F 检验定阶法和准则函数定阶法等，确定 p、d、q 的阶数；

(5) 对模型进行参数估计，采用最大释然估计或最小二乘估计等方法估计  $\varphi$ ， $\theta$  参数值，并进行显著性检验；

(5) 对所建立的时间序列模型进行检验，检验模型的合理性，若检验不通过，则调整(p,q)值，重新估计参数和检验，反复进行直到接受为止；

(6) 进行模型预测，列出预测模型，计算预测值；

(7) 评估预测结果并修正模型。

### 2.2.5 时间序列分析的基本模型形式

常见的的时间序列模型主要有四种，分别为：AR 模型(Auto Regressive Model 自回归模型)、MA 模型(Moving Average Model 移动平均模型)、ARMA 模型(Auto Regressive Moving Average model 自回归移动平均模型)与 ARIMA 模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model 差分自回归移动平均模型)

在时刻 t 的响应  $X_t$ ，与其以前时刻的自身值 ( $X_{t-1}$ ,  $X_{t-2}$ , ...) 有关，则选择 AR 模型描述系统对自身状态的记忆，AR (n) (n 阶自回归模型) 基本表示形式为：

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_n X_{t-n} + a_t \quad (2.1)$$

在时刻 t 的响应  $X_t$ ，与其以前时刻进入系统的扰动 ( $a_{t-1}$ ,  $a_{t-2}$ , ...) 存在相关关系，则选择 MA 模型描述系统对自身状态的记忆，MA (m) (m 阶移动平均模型) 基本表示形式为：

$$X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} \quad (2.2)$$

在时刻 t 的响应  $X_t$ ，不仅与其以前时刻的自身值有关，还与其以前时刻进入系统的扰动存在一定相关关系，则选择 ARMA 模型进行建模。ARMA (n, m) (n 阶自回归 m 阶移动平均模型) 的基本表示形式为：

$$X_t - \varphi_1 X_{t-1} - \varphi_2 X_{t-2} - \dots - \varphi_n X_{t-n} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} \quad (2.3)$$

式中， $\varphi_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为自回归系数， $\theta_i$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 为滑动平均系数。

ARIMA 模型实质上是差分运算和 ARMA 模型的组合，ARIMA(p, d, q) (n 阶自回归 d 阶差分 m 阶移动平均模型) 即为对序列进行 d 阶差分后建立 ARMA (n, m) 模型。

## 2.3 时间序列分析工具介绍

随着计算机技术的飞速发展,极大促进了时间序列分析的发展。目前,许多统计分析软件都可以进行时间序列分析工作,本文分别采用 Eviews 作时间序列分析,SPSS 做回归拟合处理,其他的常用统计学软件还包括 SAS, S-Plus, Matlab 等,分别简单介绍如下:

### 1. Eviews

Eviews(Econometrics Views),通称为计量经济学软件包,是当今世界上最流行的计量经济学软件之一。是 QMS(Quantitative Micro Software)公司于 1981 在 Micro TSP 基础上直接开发成功并投入使用,其本意是对社会经济关系与经济活动的数量规律,采用计量经济学方法与技术进行“观察”。

Eviews 能够处理以时间序列为主的多种类型的数据,进行包括描述统计、回归分析、传统时间序列分析等基本的数据分析以及建立条件异方差、向量自回归模型等复杂的计量经济模型。计量济学研究的核心是设计模型、收集资料、估计模型、检验模型、运用模型进行预测、求解模型和运用模型, Eviews 是完成上述任务得力的必不可少的工具。Eviews 不仅能处理经济领域的时间序列数据,还能处理相当大型的非时间序列,建立序列(变量)间的统计关系式并用该关系式进行预测、模拟等,广泛应用于自然科学、社会科学、人文科学等领域的定量分析。

Eviews 具有数据处理、作图、统计分析、回归建模分析、预测、时间序列 ARIMA 分析、时间序列的季节调整分析、编程和模拟九大类功能,包括建立数据文件、画图、一系列计假设检验、最小二乘估计、工具变量估计、两阶段最小二乘估计、离散选择模型估计、联立方程模型估计、GARCH 模型估计、时间序列 ARIMA 模型估计、向量自回归模型估计、向量误差修正模型估计、自相关检验、异方差检验、多重共线性检验、结构突变检验、单位根(时间序列平稳性)检验、Granger 因果检验、协整检验、面板数据应用、Eviews 编程和蒙特卡罗(Monte Carlo)模拟、主成分分析、时间序列的季节调整等内容<sup>[38]</sup>。

Eviews 具有现代 Windows 软件可视化操作的优良性,与 SAS 相比, Eviews 界面友好、操作灵活、使用简便。此外, Eviews 还拥有强大的命令功能和批处理语言功能。在 Eviews 的命令行中输入、编辑和执行命令,在本文中采用该软件进行时间序列分析。

## 2. SPSS

SPSS(Statistical Package for the Social Science)——社会科学统计软件包是世界上著名的统计分析软件之一，于 20 世纪 60 年代末，由美国斯坦福大学的三位研究生研制开发。

SPSS 的基本功能包括数据管理、统计分析、图表分析、输出管理等。SPSS 统计分析过程包括描述性统计、均值比较、一般线性模型、相关分析、回归分析、对数线性模型、聚类分析、数据简化、生存分析、时间序列分析、多重响应等。SPSS 的分析结果清晰、直观，而且可以直接读取 EXCEL 及 DBF 数据文件，现已推广到多种操作系统的计算机上，和 SAS、BMDP 并称为国际上最有影响的三大统计软件，本文采用该软件进行回归拟合的处理。

## 3. SAS

SAS (Statistical Analysis System) 由美国北卡罗纳州州立大学(North Carolina State University)的 A. J. Barr 和 J. H. Goodnight 两位教授共同开发，是数据处理和统计领域的国际标准软件，世界领先的数据分析和信息系统。

SAS 系统中提供的主要分析功能包括统计分析、经济计量分析、时间序列分析、决策分析、财务分析和全面质量管理工具等等，是一个由多个功能模块组合而成的软件系统，其功能特点是：模块式结构、把数据管理和数据分析融为一体。SAS 软件提供了 30 多个模块，各个模块之间既相互独立又相互交融补充，覆盖了信息处理和信息系统开发的各个环节。由于 SAS 系统是从大型机上的系统发展而来，在设计上也是完全针对专业用户进行设计，因此其操作至今仍以编程为主。

## 4. S—Plus

S-Plus 是由美国 MathSoft 公司开发的一种基于 S 语言的统计学软件，是世界上公认的三大统计软件之一，主要用于数据挖掘、统计分析和统计作图等等。S-Plus 的最大特点在于它可以交互地从各方面发现数据中的信息，并可以很容易地实现一个新的统计方法。另外，S-Plus 的数据可以直接的来源于 Excel, Lotus, Access, SAS, SPSS 等软件，其兼容性极好。

S—Plus 提供了最全面的各种统计模型和分析手段，包括各种线性、非线性回归模型，随机效应模型，方差分析，聚类分析，时间序列分析等，提供超过 4200 种统计分析函数，包含了传统和现代的统计分析、数据挖掘、预测分析的

算法。软件所有的分析功能都是向导式的，有助于完成数据的分析任务。S-PLUS 具有开放性，既可将自己开发的新的算法，集成到 s-Plus 软件中，也可从 S-PLUS 网站或者其它统计网站上免费下载算法，集成到 S-PLUS 软件中<sup>[37]</sup>。

## 5. Matlab

Matlab (Matrix Laboratory) 是美国 MathWorks 公司推出的商业数学软件，用于算法开发、数据可视化、数据分析以及数值计算的高级技术计算语言和交互式环境，主要包括 MATLAB 和 Simulink 两大部分。

它将数值分析、矩阵计算、科学数据可视化以及非线性动态系统的建模和仿真等诸多强大功能集成在一个易于使用的视窗环境中，为科学研究、工程设计以及必须进行有效数值计算的众多科学领域提供了一种全面的解决方案，并在很大程度上摆脱了传统非交互式程序设计语言（如 C、Fortran）的编辑模式

## 第 3 章 基于时间序列分析方法的建筑能耗预测模型的建立

### 3.1 时间序列的建立与预处理

在建立时间序列模型之前，需要对所要研究的时间序列进行认真的检查，不能盲目地对一个序列进行建模研究分析。对序列进行必要适当的预处理，建立一个规范可利用的时间序列，是十分重要的步骤。

#### 3.1.1 原序列的建立与时序图绘制

时间序列的建立是时间序列分析的第一步，数据搜集分为两种：一种是用记录仪器或通过观察测量来获取，另一种是直接采用次级资料，即第二手资料。对于所研究的系统来说，相应于时间的连续性，系统在不同时刻上的响应常常是时间  $t$  的连续函数。为了数字计算处理上的方便，往往按照一定的时间间隔对所研究系统的响应进行记录和观察，即数据采样；观察的时间间隔即为采样间隔，用  $\Delta$  表示；每个观察值也称为采样值，第  $k$  个采样值为  $X_k$ ，即连续函数  $X(t)$  的值  $X(t_0 + k\Delta)$  [37]。

在本文中是将某建筑 2007 年 1 月份至 2009 年 12 月份的电量数据采集作为一组时间序列，36 个采样值分别为

$$E_{2007,1}, E_{2007,2}, \dots, E_{2007,12}, E_{2008,1}, \dots, E_{2008,12}, E_{2009,1}, \dots, E_{2009,12}$$

通常对建筑能耗数据的统计是以月为单位，即时间序列的采样间隔  $\Delta$  为 1 个月。在建筑能耗中，既有电耗，也有燃油、燃气等能源消耗量，在本文中将建筑物的用电量、燃油量、燃气量分别进行时间分析预测，以方便建筑能源管理与建筑节能措施的实施。

建立了一个时间序列之后，绘制序列的时序图。时序图是一个平面二维坐标图，在  $X_t - t$  平面直角坐标系中将所研究的时间序列绘成连线图，能够直观地显示时间序列的一些基本特征。根据这组时间序列数据的特征对其进行预处理。将该时间序列分为不同的类型，再根据时间序列类型选择采用不同的时序分析方法。通过对时间序列的预处理，不仅能够使序列特征更加明显，有助于对分析模型的识别与选择，还能使数据满足拟建模型的要求。

### 3.1.2 季节调整

本文的研究对象是建筑能耗量,即用来建立时间序列的数据为建筑能耗逐月值。时间序列的月度观测值常常显示为月度的周期性循环变动,这种季节性变动会在一定程度上掩盖时间序列数据中所包含的客观规律,因此需要在对逐月时间序列进行分析之前,对时间序列数据进行季节调整。季节调整(Seasonal Adjustment)是指从时间序列中提取季节性变动要素,从而显示出序列隐含的趋势循环项的数据处理方法。趋势循环序列能够真实客观地反映出时间序列运动的规律<sup>[40]</sup>,以利用其进行下一步的分析研究。

目前,有4种较为常用的季节调整方法,分别为:CensusX12方法、X11方法、移动平均方法和Tramo/Seats方法。在本文中采用CensusX12方法利用Eviews软件对原时间序列进行季节调整。

#### 1. CensusX12 季节调整方法概述

CensusX12季节调整方法是在X11方法的基础上发展而来的,现在已成为对时间序列进行深入处理和分析的重要工具,在美国和加拿大被广泛使用,在欧洲统计届也得到推荐,并在包括欧洲中央银行在内的欧洲内外的许多中央银行、统计部门和其他经济机构被广泛使用<sup>[38]</sup>。

#### 2. X12 方法原理

##### (1) 模型形式

原始时间序列 $X_t$ 一般可分解为如下三项:

- ① 趋势循环项( $TC_t$ )——时间序列在长时期内所呈现出来的趋势;
- ② 季节因子( $S_t$ )——以一年为周期的变化因素;
- ③ 不规则因子( $I_t$ )——除上述因素以外的诸多偶然因素的变化对原始数据的影响。

X12一共有四种分解形式,分别为加法模型、乘法模型、伪加法模型与对数加法模型,可以根据具体的数据特征对模型的季节调整分解形式进行选择。本文采用的是加法模型,即上述三个构成要素与原时间序列的关系形式为:

$$X_t = TC_t + S_t + I_t \quad (3.1)$$

后文所设计到的季节调整方法若无特殊注明,所采用的均为加法模型。

##### (2) X12 季节调整方法的核心算法<sup>[40]</sup>

$X_t$ 表示的是一个无奇异值的月度时间序列,通过预测和回推来扩展序列使

得在序列的尾端不需要对季节调整公式进行修改。季节调整过程分为三个阶段，把  $X_t$  分解成为趋势循环项  $TC_t$ 、季节因子  $S_t$  和不规则因子  $I_t$ 。

① 季节调整的初始估计

通过中心化 12 项移动平均法计算趋势循环项的初始估计

$$TC_t^{(1)} = (\frac{1}{2}X_{(t-6)} + X_{(t-5)} + \cdots + X_t + \cdots + X_{(t+5)} + \frac{1}{2}X_{(t+6)})/12 \quad (3.2)$$

计算  $SI$  项的初始估计

$$SI_t^{(1)} = X_t - TC_t^{(1)} \quad (3.3)$$

通过  $3 \times 3$  移动平均计算季节因子  $S_t$  的初始估计

$$\hat{S}_t^{(1)} = (SI_{t-24}^{(1)} + 2SI_{t-12}^{(1)} + 3SI_t^{(1)} + 2SI_{t+12}^{(1)} + SI_{t+24}^{(1)})/9 \quad (3.4)$$

消除季节因子中的残余趋势

$$S_t^{(1)} = \hat{S}_t^{(1)} - (\hat{S}_{t-6}^{(1)} + 2\hat{S}_{t-5}^{(1)} + \cdots + 2\hat{S}_{t+5}^{(1)} + \hat{S}_{t+6}^{(1)})/24 \quad (3.5)$$

季节调整结果的初始估计

$$TCI_t^{(1)} = X_t - S_t^{(1)} \quad (3.6)$$

② 计算暂定的趋势循环项和最终的季节因子

利用 Henderson 移动平均公式计算暂定的趋势循环项

$$TC_t^{(2)} = \sum_{j=-H}^H h_j^{(2H+1)} TCI_{t+j}^{(1)} \quad (3.7)$$

计算暂定的  $SI$  项

$$SI_t^{(2)} = X_t - TC_t^{(2)} \quad (3.8)$$

通过  $3 \times 5$  项移动平均计算暂定的季节因子

$$\hat{S}_t^{(2)} = (SI_{t-36}^{(2)} + 2SI_{t-24}^{(2)} + 3SI_{t-12}^{(2)} + 3SI_t^{(2)} + 3SI_{t+12}^{(2)} + 2SI_{t+24}^{(2)} + SI_{t+36}^{(2)})/15 \quad (3.9)$$

计算最终的季节因子

$$S_t^{(2)} = \hat{S}_t^{(2)} - (\hat{S}_{t-6}^{(2)} + 2\hat{S}_{t-5}^{(2)} + \cdots + 2\hat{S}_{t+5}^{(2)} + \hat{S}_{t+6}^{(2)})/24 \quad (3.10)$$

季节调整的第二次估计结果

$$TCI_t^{(2)} = X_t - S_t^{(2)} \quad (3.11)$$

③ 计算最终的趋势循环项和最终的不规则因子

利用 Henderson 移动平均公式计算最终的趋势循环项

$$TC_t^{(3)} = \sum_{j=-H}^H h_j^{(2H+1)} TCI_{t+j}^{(2)} \quad (3.12)$$

计算最终的不规则因子

$$I_t^{(3)} = TCI_t^{(2)} - TC_t^{(3)} \quad (3.13)$$

(3) X12 季节调整后的结果公式



经过 X12 加法模型季节调整后得到的趋势循环序列  $TC_t$ ，表示的是从原序列  $X_t$  中提出季节因子后所得到的序列，与其它两项构成要素的数学关系为：

$$TC_t = X_t - S_t - I_t \quad (3.14)$$

原序列  $X_t$  提出趋势循环序列  $TC_t$  后，所得到的序列为季节因子  $S_t$  与不规则因子  $I_t$  之和，令其为序列  $SI_t$ ，即：

$$SI_t = S_t + I_t \quad (3.15)$$

则由公式 (3.1) 可以得到如下关系式：

$$X_t = TC_t + SI_t \quad (3.16)$$

采用 X12 季节调整方法对时间序列进行构成因素的分解是一个复杂的迭代运算过程，在本文将利用 Eviews 软件完成对原序列的季节调整。

### 3.1.3 时间序列的平稳性检验

在对序列进行季节调整后，进行建立时间序列模型之前，需要进行一项十分重要的预处理过程——对时间序列数据的平稳性检验。

根据数据的检验结果，按照序列的统计特征可将时间序列分为两类：平稳时间序列与非平稳时间序列。当时间序列的任何一个平稳性条件被破坏时就会出现非平稳，若不满足平稳性条件则称其为非平稳时间序列。对于一个非平稳时间序列，时间序列的数据特征随时间的变化而变化，各时间点上的随机规律也不同，时间序列整体的随机性很难通过序列已获得的信息去识别，对其进行建模和预测很困难。因此，在对时间序列进行建立模型之前，需先判断其是否具有平稳性。

判断一个时间序列是否平稳，需要对序列的平稳性进行检验，本文采用时间序列常用的平稳性统计检验方法——ADF 单位根 (Unit Root Test) 假设检验方法。单位根检验即指检验序列中是否存在单位根，若存在单位根则序列为非平稳时间序列。单位根即指单位根过程，若序列中存在单位根过程则会使回归分析中存在伪回归，导致序列不平稳。若检验序列不存在单位根，则说明该时间序列平稳。若统计检验结果显示时间序列为非平稳序列，则需要对非平稳时间序列进行十分重要的平稳化处理，根据序列的非平稳性的表现特征来选择适当的时间序列平稳化方法，对序列进行平稳化处理，例如将原时间序列进行差分运算、对数变换等。

### 3.1.4 时间序列的纯随机性检验

并不是所有通过平稳性检验的时间序列都可以建立时序模型，还需要通过另一个重要的检验——纯随机性检验。根据序列的统计检验结果，分为两纯随机序

列（白噪声序列）与非纯随机序列。若序列未通过纯随机性检验，则说明序列值彼此之间没有相关性，序列中的有用信息已被提取完毕，余下的均是随即扰动，是不能利用进行使用与预测的，不能建立时序模型。

本文采用 Q 统计量<sup>[39]</sup>对序列是否为纯随机序列（白噪声序列）进行的统计检验：当至少存在某个滞后阶数  $k$ ，使得滞后  $k$  期的 LB 检验统计量的 P 值都小于显著性水平 0.05，则拒绝为纯随机序列；否则，该序列为纯随机序列，不能进行建立时序模型。

### 3.2 $TC_t$ 序列——时间序列模型的建立与预测

在章节 3.1.2 中，原序列  $X_t$  经过季节调整处理之后分别得到  $TC_t$  序列与  $SI_t$  序列，笔者对两组序列分别采用建立不同的数学模型进行分析与预测，分别在本章节与章节 3.3 进行介绍。

在对趋势循环序列  $TC_t$  建立时间序列模型之前，首先需要对时间序列数据进行平稳性检验，本文采用 ADF 单位根检验法。根据平稳性检验的结果，分别采取不同的时序模型建模方法：如果序列通过平稳性检验，则可以将趋势循环序列  $TC_t$  作为平稳性时间序列处理，直接进行建立时间序列模型；如果序列未通过平稳性检验，则应该将趋势循环序列  $TC_t$  作为非平稳性时间序列处理，本文采取建立组合模型的方法进行建模。

#### 3.2.1 平稳性 $TC_t$ 序列模型的建立

首先需要对趋势循环序列  $TC_t$  进行两个重要的统计检验，即平稳性检验与纯随机性检验。任意一个检验未通过，都不能建立时间序列模型。对于已经通过平稳性检验与纯随机性检验的时间序列，进行时间序列模型的搭建，即对已经建立的具有有限长度的平稳样本，通过模型的识别、模型的定阶、模型参数的估计以及模型适应性的检验，建立趋势循环序列  $TC_t$  的最优时间序列模型。

##### (1) 模型的识别

模型的识别就是判断该时间序列所适合的模型类型，本文采用 Box-Jenkins 的模型识别方法<sup>[42]</sup>，根据时间序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性，初步判断时间序列所适合的模型类型，判断依据序列的自相关函数图与偏自相关函数图：

表 3.1 Box-Jenkins 模型识别方法

自相关函数	拖尾	截尾	拖尾
偏自相关函数图	截尾	拖尾	拖尾
模型(序列)	AR(n)	MA(m)	ARMA(n, m)

## (2) 模型的定阶

模型的常用定阶方法有 F 检验定阶法、残差方差图定阶法和准则函数定阶法等。考虑到对模型 ARMA(n, m) 的普适性, 在本文采用准则函数定阶法, 即模型建立时按照该准则函数的取值大小判断模型的优劣, 模型的最佳阶数即为使准则函数达到最小的阶数。采用两个常用的定阶准则, 一个是 AIC 准则 (A-Information Criterion 最小信息准则), 另一个是 BIC(Schwarz 信息准则)。

AIC 准则函数的定义为  $AIC(n, m) = -2\ln[L] + 2r$ , 其中  $L$  为模型的极大似然值, 模型的独立参数个数  $r = n + m$ 。实际中也常表示为  $AIC(n, m) = \ln[\hat{\sigma}_a^2] + 2r/N$ ,  $\hat{\sigma}_a^2$  是残差方差的极大似然估计,  $N$  为样本大小。可以看出, AIC 准则函数的构成为两部分相加, 一部分反应模型拟合结果的好坏, 另一部分反应模型参数的个数。所以当 AIC 准则函数值达到极小值时, 是模型拟合精确度与模型中参数个数的综合选择最优方案, 所选择的模型阶数为最佳模型阶数。

BIC 准则函数(Schwarz 信息准则)的定义为  $BIC(n, m) = -2\ln[L] + \ln(N)2r$ , 与 AIC 准则函数对比, BIC 准则函数等式右边的第二项用  $\ln(N)$  代替了常系数 2。由于只要  $N \geq 8$ , 则  $\ln(N) > 2$ , 所以 BIC 准则函数比 AIC 准则函数更考虑模型参数的个数, 当 BIC 达到极小值时所对应的模型阶数小于 AIC 准则函数值达到最小时所对应的模型阶数。

## (3) 模型的参数估计

采用广泛适用的最小二乘估计方法, 即估计的剩余平方和为最小的原则对模型的参数  $\varphi_i$ ,  $\theta_i$  进行估计。在模型拟合中, 各参数的估计都应显著非零, 即参数的 Prob. 值应显著地小于 0.05。

## (4) 模型的适应性检验

对模型进行适应性检验, 是在完成模型的识别、定阶以及参数估计之后, 判断模型是否完全或基本上解释了系统的动态性, 其检验的实质即为检验残差序列是否为白噪声序列。若模型未通过适应性检验, 则说明模型没有对序列中的有效信息提取完整, 需对模型进行修改或重新识别, 直到模型通过适应性检验, 建立

趋势循环序列  $TC_t$  的最优时间序列模型。

在时刻  $t$  的响应  $TC_t$ ，不仅与其以前时刻的自身值有关，还与其以前时刻进入系统的扰动存在一定相关关系，则选择 ARMA 模型进行建模，其基本表示形式为：

$$TC_t - \varphi_1 TC_{t-1} - \varphi_2 TC_{t-2} - \dots - \varphi_n TC_{t-n} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} \quad (3.17)$$

式中， $\varphi_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为自回归系数， $\theta_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为滑动平均系数。对于平稳的趋势循环序列  $TC_t$ ，所建立的时序模型是对  $TC_t$  序列动态性和发展变化规律的客观描述，所以可以利用公式(3.17)其对未来值进行预测。

### 3.2.2 非平稳性 $TC_t$ 序列模型的建立

通常，经过 X12 方法进行季节调整后所得到的趋势循环序列  $TC_t$  为一组趋势性时间序列，即变量随着时间进展或者自变量的变化，呈现出较为缓慢而长期的同质性的变动趋势，其中包含趋势性部分与随机部分。可以通过常用的趋势性检验方法对序列的趋势性进行判断，如数据图法、自相关/偏自相关函数图法、游程检验法、逆序检验法等。本文采用自相关/偏自相关函数图的方法进行检验，若该时间序列的自相关/偏自相关函数图显示为既不拖尾也不截尾，而是缓慢衰减或者周期性衰减，则认为可能存在趋势。

对于趋势性时间序列，通常有两种常用的建模方法来对其进行相应的处理：第一种是采用相应的数学方法，对原序列  $X_t$  进行平稳化处理，例如差分运算等，剔除原序列所包含的确定性因素（趋势）得到的序列  $Y_t$ ，再按平稳化序列的方法对序列  $Y_t$  进行建立时间序列模型，最后再由  $Y_t$  的结果反推计算得出  $X_t$  的结果，即建立 ARIMA 模型；第二种是建立组合模型，即对原序列  $X_t$  的趋势性部分采用相应的数学函数  $f(t)$ ，即确定性模型进行拟合其确定性变化规律，再采用 ARMA 模型表达序列中随机部分的一般规律，建立起确定性加随机性的组合模型<sup>[37]</sup>。采用第一种方法，过度差分会导致序列信息的缺省，本文采用组合模型对非平稳的趋势循环序列  $TC_t$  进行建模，建立组合模型主要分为三个步骤：

第一步，根据时间序列特征，采用相应的数学函数拟合序列中确定性变化部分，即趋势性部分，并对剩余序列进行预处理统计检验，直至通过检验；

第二步，对通过预处理检验的剩余序列进行建立适合的时序模型，步骤包括模型识别、模型定阶、模型参数估计以及模型适应性的检验；

第三步，将分别拟合的确定性模型与剩余序列的时序模型组合起来，得到最终组合模型并进行预测。

### (一) 确定性模型的建立

根据趋势循环序列  $TC_t$  数据特征, 用一定的数学函数形式对序列中的确定性趋势部分进行回归拟合, 例如多项式函数、幂函数、指数函数等, 以确定性数学函数方程  $f(t)$  表达  $TC_t$  序列的确定性趋势部分, 且使剩余序列  $Y_t$  通过平稳性检验与纯随机性检验, 由下式表达:

$$TC_t = f(t) + Y_t \quad (3.18)$$

究竟选用哪种形式的数学方程进行回归拟合才能够最好地表示出趋势循环序列  $TC_t$  的确定性变化部分, 在不能确定哪种数学方程模型更合适时, 可以采用几种可能的数学方程模型进行拟合再比较。本文采用统计学软件 SPSS, 以时间作为自变量对序列  $TC_t$  进行回归拟合。采用 Regression(回归)模块中的 Curve Estimation(曲线估计), 在多种可选择的模型(包括 Linear 直线方程、Quadratic 二次函数方程、Compound 复合曲线方程、Growth 等比级数曲线方程、Logarithmic 对数方程、Cubic 三次函数方程、S 形曲线方程、Exponential 指数方程、Inverse 倒数方程、Power 幂函数方程、Logistic 逻辑曲线方程)中选择几种可能的数学方程模型进行拟合。SPSS 软件能够自动完成模型参数的布局, 并且输出回归方程  $f(t)$  的结果, 如判定系数  $R^2$ 、显著性检验 F 值等统计量, 根据回归方程的统计量结果, 选择其中较优的数学方程模型。

选择确定性数学函数方程  $f(t)$  后, 还需要对剩余序列  $Y_t$  进行两个重要的统计检验, 即平稳性检验与纯随机性检验。若未通过任意一个检验, 则需要对趋势循环序列  $TC_t$  进行重新拟合, 直至剩余序列  $Y_t$  通过平稳性检验与纯随机性检验, 才能将拟合函数方程确定为  $TC_t$  序列的确定性模型  $f(t)$ 。

### (二) 剩余序列模型的建立

对于已经通过平稳性检验与纯随机性检验的剩余序列  $Y_t$  模型的拟合, 方法步骤同章节 3.2.1 中对平稳性趋势循环序列  $TC_t$  建立时间序列模型的一致, 针对已经建立的具有有限长度的平稳样本, 通过模型的识别、模型的定阶、模型参数的估计以及模型适应性的检验, 建立剩余序列  $Y_t$  的最优时间序列模型。

若在时刻  $t$  的响应  $Y_t$ , 不仅与以前时刻的自身值有关, 还与其以前时刻进入系统的扰动存在一定相关关系, 选择 ARMA 模型进行建模, 其基本表示形式为:

$$Y_t - \varphi_1 Y_{t-1} - \varphi_2 Y_{t-2} - \cdots - \varphi_n Y_{t-n} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_m a_{t-m} \quad (3.19)$$

式中,  $\varphi_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 为自回归系数,  $\theta_i$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 为滑动平均系数。

### (三) 组合模型的建立

完成确定性模型与剩余序列模型的建立后,将分别拟合的确定性模型与剩余序列的时序模型组合起来,得到最终的趋势循环序列 $TC_t$ 组合模型,是对时间序列动态性和发展变化规律的客观描述,所以可以利用其对未来值进行预测,表达如下式:

$$\begin{aligned} TC_t &= f(t) + Y_t \\ &= f(t) + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \cdots + \varphi_n Y_{t-n} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_m a_{t-m} \end{aligned} \quad (3.20)$$

### 3.3 $SI_t$ 序列——物理原理化拟合处理与预测

上文所建立的时间序列模型是基于季节调整后的趋势循环序列 $TC_t$ ,即将原序列 $X_t$ 中的季节因子 $S_t$ 与不规则因子 $I_t$ 提出后所得的趋势性序列,提出的两个相关项季节因子 $S_t$ 与不规则因子 $I_t$ 由公式 3.15 定义组成 $SI_t$ 序列。分析影响建筑物能耗(包括制冷负荷、制热负荷以及日常用电等)的季节因素与不规则因素,考虑研究其物理性原理引入影响因子,采用回归拟合的方法研究 $SI_t$ 序列与其影响因子的关系,并用影响因子作为自变量来表示出 $SI_t$ 序列。

回归拟合是一种研究两变量间线性或非线性关系的方法,选定一个方程表达式,使其实际数据与理论数据间的误差尽可能的小。若方程表达式选择恰当,则可以很好地反应出因变量与自变量两者间所存在的内在关系,并对因变量的预测有重要的意义。

在国内外的建筑能耗模拟的建模研究中,天气参数包括温度、湿度、太阳辐射量以及风速等被广泛的采用,还包括一些其他的时间相关参数,例如建筑运行时间等。在本文中,数据采样值为月度数据,将对建筑物能耗量(包括用电量、燃油量、燃气量)进行分析预测,考虑引入五个影响因子的输入量: 1.逐月积温值 2.逐月相对湿度平均值 3.逐月工作日天数 4.逐月非工作日天数 5.商业建筑逐月出租率。但是由于商业建筑的逐月出租率涉及到各建筑运行的商业机密,较难获得准确的逐月数据,从而不能得到准确的数学预测模型。因此本文将对出租率基本不变的建筑物的能耗预测方法进行研究,提出适用性方法。对于出租率基本不变的建筑物,可以将第五个影响因子,即商业建筑逐月出租率去掉,只考虑四个影响因子的输入量: 1.逐月积温值 2.逐月相对湿度平均值 3.逐月工作日天数 4.逐月非工作日天数。然而,对于出租率变化较大的楼宇,本文所提出的建筑能耗模拟方法有所局限,将在第六章进行实例说明。

对于一些其他的环境天气参数，例如太阳辐射量、降水量或者风速等，同样可能与建筑能耗量有着相关关系，将其引入回归模型中可能会提高模型的准确性，但是引入变量数量的增加会导致回归模型的复杂性增加，相比而言所提高的准确性程度却很有限。不仅如此，这些变量的数据相较于室外干球温度与相对湿度较难采集。国内外学者的研究显示，室外干球温度与露点温度可以解释超过 90% 的能耗变化情况<sup>【43】</sup>。

采用拟合的方法研究影响建筑物能耗的季节因素与不规则因素，并用上述四个物理量来表示序列  $SI_t$ ，即  $SI_t = f(TEMP_t, RH_t, WD_t, NWD_t)$ ，更具有物理意义与实际效应。

### 3.3.1 物理原理影响因子的分析与预测

#### (1) 逐月积温值

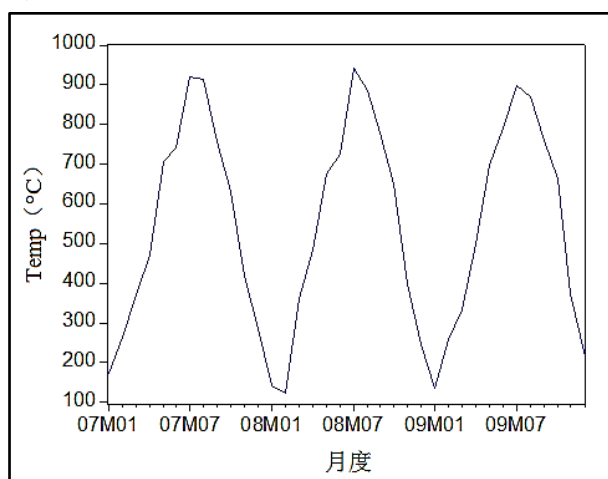


图 3.1 上海市 2007 年至 2009 年逐月积温序列

对于商业建筑，建筑能耗与室外干球温度之间存在着很强的相关关系。许多基于温度的回归模型都被广泛地应用于估算气候调整（Weather-adjusted）的节能量。文献【44】研究表明，单独采用室外干球温度作为自变量的回归拟合模型，能够在平均能耗的 15% 标准差的范围内表示商业建筑的制冷能耗量与制热能耗量。文献【43】中研究显示，室外干球温度与冷冻水总量和蒸汽用量存在着分段性线性关系。本文引入逐月积温值作为自变量，积温（accumulated temperature）的定义是某一时段内逐日平均气温的累积之和，单位为°C。

首先建立积温  $TEMP_t$  的时间序列，因为季节因子与不规则因子是从逐月建筑能耗值所建立的时间序列所滤出，所以本文中采用的是一个月內逐日平均气温的累积值，即为逐月积温，例如：

$$TEMP_{2007,1} = TEMP_{2007/1/1} + TEMP_{2007/1/2} + \dots + TEMP_{2007/t} \quad (3.21)$$

式中， $TEMP_{2007/1/1}$  为 2007 年 1 月 1 日的日平均气温值。建立的 2007 年至 2009 年三年的积温序列，如图 3.1。

然后根据所建立的 2007 年至 2009 年三年的积温序列，对积温第四年的未来值进行预测。因为每一年同月份的积温值的波动不是太大，且受到近几年同月份的积温值的一定相关影响，所以本文采用不同权重值的方法预测 2010 年 12 个月份的积温值，即可以用下式表示：

$$TEMP_{2010,i} = a_1TEMP_{2009,i} + a_2TEMP_{2008,i} + a_3TEMP_{2007,i} \quad (i=1, 2, \dots, 12) \quad (3.22)$$

其中， $a_1 + a_2 + a_3 = 1$ ，分别为 2009 年、2008 年、2007 年所占的权重值。因为时间越靠近对同月份积温的影响越大，本文选取 20 组权重组合进行比对筛选，根据预测准确率与合理性，最终确定选取  $a_1 = 0.5$ ， $a_2 = 0.35$ ， $a_3 = 0.15$ ，则得到下式进行预测，得到 2010 年逐月积温序列，如图 3.2：

$$TEMP_{2010,i} = 0.5TEMP_{2009,i} + 0.35TEMP_{2008,i} + 0.15TEMP_{2007,i} \quad (i=1, 2, \dots, 12) \quad (3.23)$$

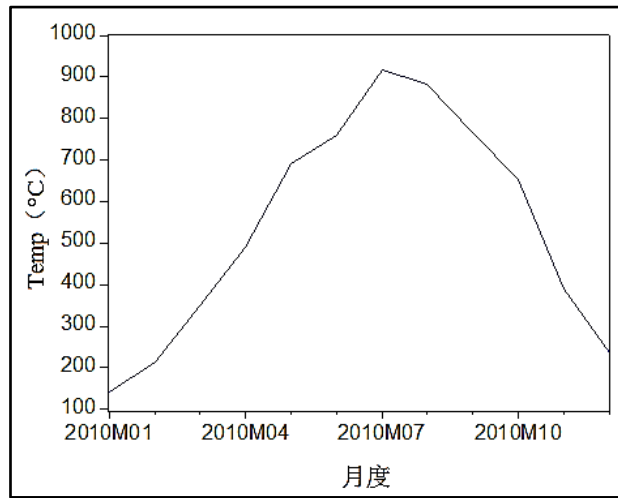


图 3.2 上海市 2010 年逐月积温预测值

(2) 逐月相对湿度平均值

湿度也是一个重要的影响因子，尤其在夏季潜热负荷占建筑能耗很大比例。上海位于华东地区东部、长江和黄浦江入海汇合处，属于北亚热带季风气候，夏季气候特点以高温高湿为主，属于夏热冬冷地区，空气相对湿度高，最热月平均相对湿度在 70% 以上。在暖通空调系统中，为保证室内环境的卫生以及舒适性，新风的补充是必要的。新风负荷作为空调负荷的组成部分在其中占有较大比例，在上海这种夏热冬冷的气候条件下，空调新风的处理能耗较大，约占空调总能耗



的 20%~40%。目前采用的大多是传统空调方式，即对空气进行降温除湿处理，来去除室内显热负荷和潜热负荷。研究表明，夏热冬冷地区各主要城市，整个夏季平均新风负荷中潜热负荷所占的比例也基本上在 80%~90%<sup>[45]</sup>。

本文采用引入逐月相对湿度平均值作为自变量，建立逐月相对湿度平均值的时间序列，例如

$$RH_{2007,i} = (RH_{2007,1}RH_{2007,2} + RH_{2007,1}RH_{2007,2} + RH_{2007,1}RH_{2007,2})/3 \quad (3.24)$$

式中， $RH_{2007/1/1}$  为 2007 年 1 月 1 日的日平均室外相对湿度值。

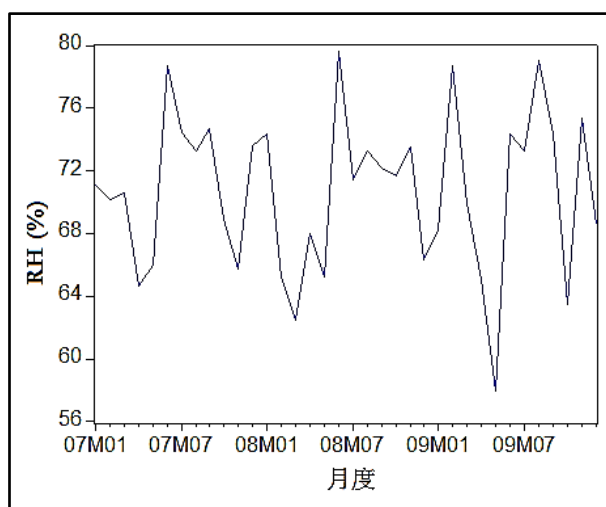


图 3.3 上海市 2007 年至 2009 年逐月相对湿度平均值

然后同预测积温序列的方法一样，根据所建立的 2007 年至 2009 年三年的相对湿度平均值序列如图 3.3，对相对湿度平均值的第四年未来值进行预测。因为每一年同月份的相对湿度平均值的波动不是太大，且受到近几年同月份的相对湿度平均值的一定相关影响，所以本文采用不同权重值的方法预测 2010 年 12 个月份的相对湿度平均值，用下式表示：

$$RH_{2010,i} = a_1RH_{2009,i} + a_2RH_{2008,i} + a_3RH_{2007,i} \quad (i=1, 2, \dots, 12) \quad (3.25)$$

其中， $a_1 + a_2 + a_3 = 1$ ，分别为 2009 年、2008 年、2007 年所占的权重值。因为时间越靠近对同月份积温的影响越大，同温度的处理一样，本文选取  $a_1 = 0.5$ ， $a_2 = 0.35$ ， $a_3 = 0.15$ ，则得到下式进行预测，得到 2010 年逐月相对湿度平均值序列，如图 3.4：

$$RH_{2010,i} = 0.5RH_{2009,i} + 0.35RH_{2008,i} + 0.15RH_{2007,i} \quad (i=1, 2, \dots, 12) \quad (3.26)$$

由于目前大多采用的是冷水机组加锅炉的冷热源形式，锅炉消耗的一次能源主要是天然气、柴油或者煤油。在冬季潜热负荷所占的比例并不大，因此在对

建筑物的逐月燃气量与逐月燃油量的预测中，不将相对湿度作为自变量引入拟合模型。

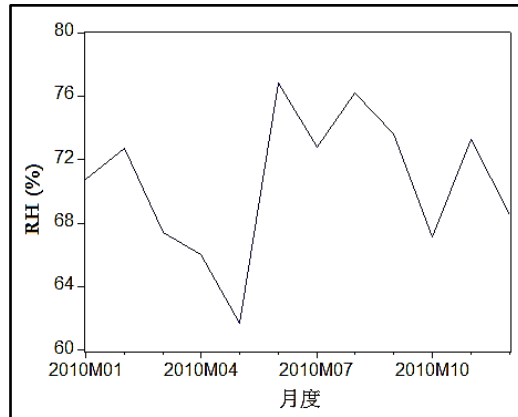


图 3.4 上海市 2010 年逐月相对湿度平均值预测值

(3) 逐月工作日天数与逐月非工作日天数。

每个月的工作日数也是建筑能耗决定因素之一，随着工作日数的增加建筑能耗必然也又增加，这将剔除每个月的周末天数与国家法定节假日天数（春节、端午、国庆节等）。

对于非工作日天数，因为许多建筑的非工作日的建筑能耗用电量并不是为零，所以将非工作日天数也作为自变量之一引用。

根据 2007 年至 2009 年的年历以及国务院公布的节假日安排，得到各年逐月工作日天数与逐月非工作日天数，分别建立逐月工作日天数  $WD_t$  序列与逐月非工作日天数  $NWD_t$ ，并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值。

### 3.3.2 物理原理化模型的建立与预测

进行回归拟合，主要有两个关键问题：第一个是选择哪种数学理论模型，即采用哪种方程来拟合；第二个是当确定选用的模型以后，如何确定合适的参数值，使实际数据与理论数据间的误差最小。本文是基于月度数据的分析，采用拟合的方法研究影响建筑物能耗的季节因素与不规则因素。

对于建筑物用电量的预测，用逐月积温值、逐月相对湿度平均值、逐月工作日天数与逐月非工作日天数，这四个物理量来表示序列  $SI_t$ ，更具有物理意义与实际效应，即  $SI_t = f(TEMP_t, RH_t, WD_t, NWD_t)$ ，我们采用以下回归模型来表示  $SI_t$  序列：

$$\begin{aligned}
SI_t = & c + a_1 TEMP_t^2 + a_2 RH_t^2 + a_3 WD_t^2 + a_4 NWD_t^2 + a_5 TEMP_t \cdot WD_t + a_6 TEMP_t \cdot NWD_t \\
& + a_7 RH_t \cdot WD_t + a_8 RH_t \cdot NWD_t + a_9 TEMP_t + a_{10} RH_t + a_{11} WD_t + a_{12} NWD_t
\end{aligned}
\quad (3.27)$$

式中,  $SI_t$  为因变量,  $TEMP_t$  为逐月积温 (Accumulated Temperature) 值,  $RH_t$  为逐月相对湿度 (Relative Humidity) 平均值,  $WD_t$  为逐月工作日 (Workday) 天数,  $NWD_t$  为逐月非工作日 (Non-Workday) 天数。采集四个自变量与因变量的历史时间序列样本, 根据模型方程进行拟合建立预测模型。本文采用统计学分析软件 Eviews 进行模型拟合, 得到  $SI_t$  序列的物理原理化模型后, 再分别采用四个自变量的 2010 年预测值为自变量, 对  $SI_t$  序列 2010 年的未来值进行预测。

对于建筑物用气量或者用油量的预测, 用逐月积温值、逐月工作日天数与逐月非工作日天数, 这三个物理量来表示序列  $SI_t$ , 更具有物理意义与实际效应, 即  $SI_t = f(TEMP_t, WD_t, NWD_t)$ , 采用以下回归模型来表示  $SI_t$  序列:

$$\begin{aligned}
SI_t = & c + a_1 TEMP_t^2 + a_2 WD_t^2 + a_3 NWD_t^2 + a_4 TEMP_t \cdot WD_t \\
& + a_5 TEMP_t \cdot NWD_t + a_6 TEMP_t + a_7 WD_t + a_8 NWD_t
\end{aligned}
\quad (3.28)$$

采集三个自变量与因变量的历史时间序列样本, 根据模型方程进行回归拟合建立预测模型。采用 Eviews 软件进行模型的拟合, 得到所建立的  $SI_t$  序列的物理原理化模型后, 再分别采用三个自变量的 2010 年预测值为自变量, 对  $SI_t$  序列 2010 年的未来值进行预测。

### 3.4 建筑能耗预测与修正

由章节 3.2 与章节 3.3 中介绍到, 分别采用两种数学方法对序列  $TC_t$  与序列  $SI_t$  进行统计分析, 分别建立序列  $TC_t$  与序列  $SI_t$  的数据驱动模型以预测其未来值, 再由 X12 加法模型原理, 即式  $X_t = TC_t + SI_t$  对建筑逐月能耗值进行预测。

在利用所建模型对 2010 年的建筑逐月能耗值进行预测后, 还需要对逐月预测值进行修正, 修正工作只针对建筑物的逐月燃气量与逐月燃油量。由于在不需要制热的月份, 建筑物的燃气量或燃油量很少或者为零, 在预测时有可能出现负值或者未归零的情况。因此修正工作分为两个步骤: 第一, 将能耗值出现负值的月份调整为零; 第二, 根据所预测建筑往年的能耗实际情况, 将不需要使用天然气、柴油或煤油的月份 (例如四月份至十月份) 调整为零。

完成修正工作后, 即得到建筑物能耗的最终预测结果。

## 第 4 章 建筑能耗预测实例分析——上海市 A 办公建筑

将上述建筑能耗预测的理论与方法应用于实际建筑进行实例分析,实例一是上海市 A 办公建筑,采集 2007 年 1 月至 2009 年 12 月一共 36 个月的建筑能耗数据,预测 2010 年的建筑能耗值。该办公建筑总建筑面积 77,000 平方米,空调面积约占 80%,采用冷水机组作为冷源和燃气热水锅炉作为热源,建筑物出租率基本不变。该办公楼对建筑能耗数据的统计是以月为单位,包括用电量与用气量,即时间序列的采样间隔  $\Delta$  为 1 个月。将建筑物的耗电量 Electricity、燃气量 Gas 分别进行时间分析预测,不仅使建立时间序列模型的方法更为简易,也方便实际中建筑能源管理与建筑节能措施实施。

### 4.1 建筑物耗电量 Electricity 预测

#### 4.1.1 电量时间序列的建立与季节调整

将每个月的耗电量作为一个采样点,则每个月有一个采样点,记录从 2007 年 1 月到 2009 年 12 月每个月的耗电量,共得到个 36 采样点,构成该建筑电负荷时间序列并作该序列时序图,如图 4.1,观察其存在特性。

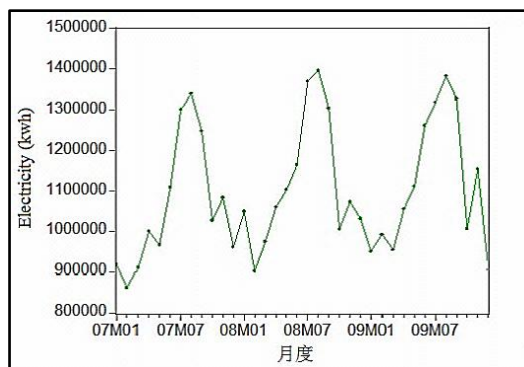


图 4.1 上海市 A 办公建筑 2007-2009 年度逐月用电量时序图

由该图可以明显的看出,用电量呈现明显的季节特征,以 12 个月为一个周期呈现出周期性变化。利用 Eviews 软件对序列采用 X12 加法模型进行季节调整,季节调整的结果如图 4.2 所示。图 4.2 (a) 显示的是逐月用电量的季节因子

$Electricity\_S_t$ ; 图 4.2 (b) 显示的是逐月用电量的不规则因子  $Electricity\_I_t$ ; 图 4.2 (c) 显示的是提出季节因子和不规则因子后所得到的趋势循环项  $Electricity\_TC_t$ ; 图 4.2 (d) 显示的是将提出季节因子和不规则因子相加构成的序列  $Electricity\_SI_t$ 。

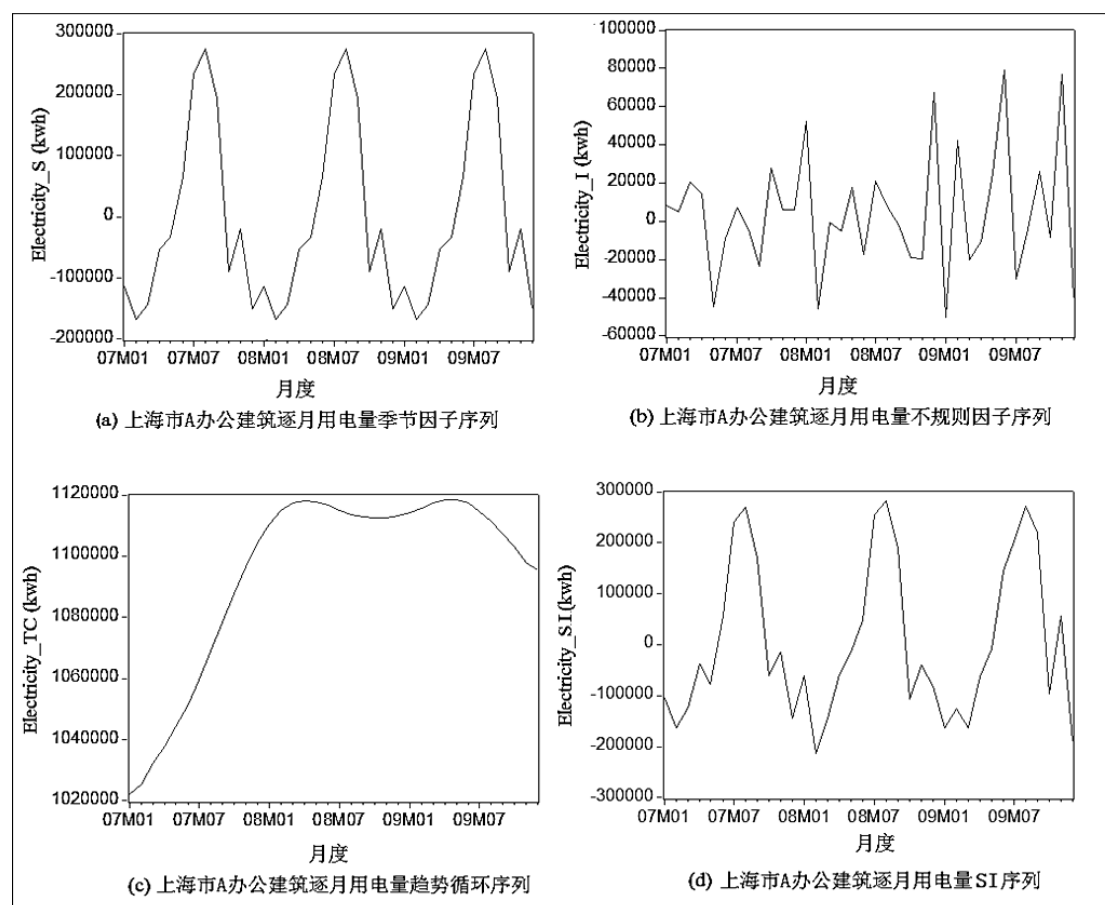


图 4.2 上海市 A 办公建筑 2007-2009 年度逐月用电量的季节调整结构（加法模型）

#### 4.1.2 $Electricity\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测

表 4.1  $Electricity\_TC_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-2.434437	0.1405
1% level	-3.646342	
5% level	-2.954021	
10% level	-2.615817	

首先对  $Electricity\_TC_t$  序列进行平稳性检验，笔者采用假设检验法即单位根 (Unit Root Test) 检验法。检验结果见表 4.1 所示，单位根的 t 检验统计量值为 -2.434437，在 1%、5%、10% 三个显著性水平下，单位根检验的临界值分别为 -3.646342、-2.954021、-2.615817，显然都大于相应的临界值则接受原假设，表示序列存在单位根，即  $Electricity\_TC_t$  序列不平稳。应该采用非平稳性  $TC_t$  序列模型的方法，即采用组合模型进行建模与预测。

再根据  $Electricity\_TC_t$  序列的时序图如图 4.2 (c)，以及自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性如图 4.3，可以看出偏自相关函数为截尾，而自相关函数为缓慢衰减，说明可以判定  $Electricity\_TC_t$  序列为一组趋势性时间序列，采用建立组合模型的方法进行预测，即模型形式为：

$$Electricity\_TC_t = f(t) + Electricity\_Y_t \quad (4.1)$$

第一步，确定模型  $f(t)$ 。采用 SPSS 软件中 Regression 中 Curve Estimation 模块对  $Electricity\_TC_t$  序列，以时间 t 为自变量，采用不同的数学函数进行回归拟合，回归拟合结果如表 4.2 所示。

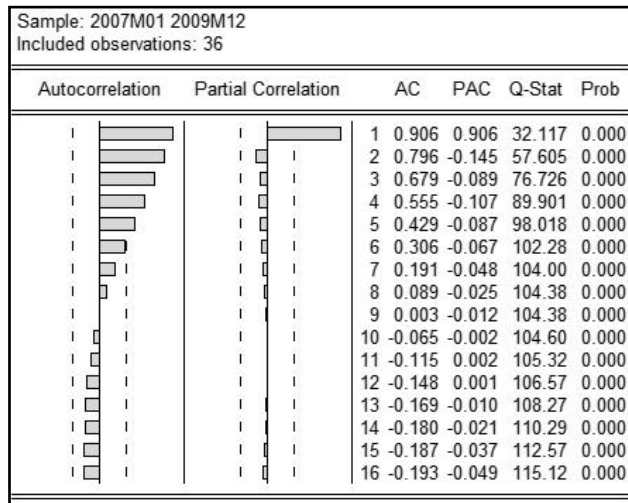


图 4.3  $Electricity\_TC_t$  序列相关函数图示

表 4.2 上海市 A 办公建筑逐月用电量  $Electricity\_TC_t$  序列与时间 t 回归拟合统计结果

模型类型	R <sup>2</sup>	F 检验值
Linear 直线方程	0.540	39.899
Logarithmic: 对数方程	0.808	142.937
Inverse 倒数方程	0.607	52.499
Quadratic 二次函数方程	0.959	381.521

Cubic 三次函数方程	0.967	309.564
Compound 复合曲线方程	0.540	39.964
Power 幂函数方程	0.811	146.217
S 形曲线方程	0.614	54.050
Growth 等比级数曲线方程	0.540	39.964
Exponential 指数方程	0.540	39.964
Logistic 逻辑曲线方程	0.540	39.964

根据回归结果的统计量判断选取二次多项式函数 (Quadratic), 三次多项式函数 (Cubic) 与幂函数 (Power) 为备选模型方程, 作三个函数方程的拟合图进行分析, 如图 4.4。

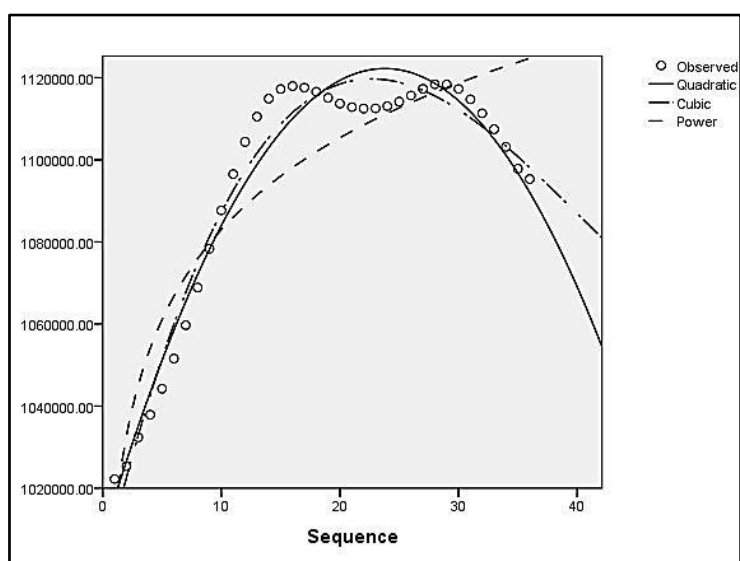


图 4.4 上海市 A 办公建筑逐月  $Electricity\_TC_i$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图

由上图可以看出, 二次函数 (Quadratic) 与幂函数 (Power) 在未来值的预测方向可能会有较大偏离, 因此选定三次函数方程 (Cubic) 作为确定性模型  $f(t)$ , 表 4.3 为模型回归系数表, 拟合结果如图 4.5 所示, 图中 Actual 为序列  $Electricity\_TC_i$  的原值, Fitted 为拟合值, Residual 为拟合残差。

表 4.3 上海市 A 办公建筑逐月用电量  $Electricity\_TC_i$  序列与时间  $t$  三次函数回归系数表

	系数值	t 值	显著性水平 Sig.
$t^3$	3.095	2.7874	0.0086
$t^2$	-373.572	-6.004	0.0000
t	12170.963	12.1952	0.0000
常数 C	999718.5	231.2609	0.0000

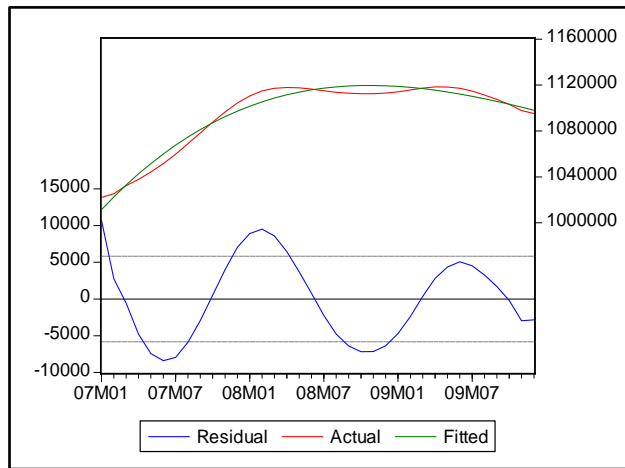


图 4.5 上海市 A 办公建筑逐月  $Electricity\_TC_t$  序列三次函数回归拟合结果图

则  $Electricity\_TC_t$  序列的确定性模型  $f(t)$  表达为

$$f(t) = 3.095t^3 - 373.572t^2 + 12170.963t + 999718.5 \quad (4.2)$$

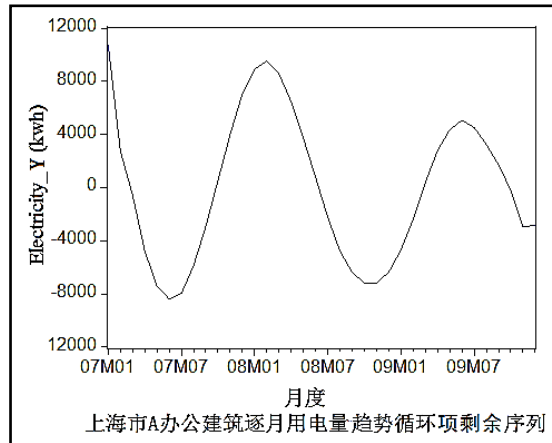


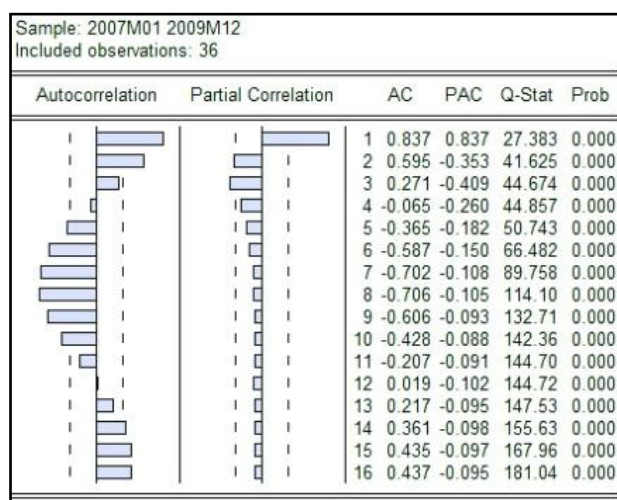
图 4.6 上海市 A 办公建筑 2007-2009 年度逐月用电量趋势循环项剩余序列图

然后对得到的剩余序列  $Electricity\_Y_t = Electricity\_TC_t - f(t)$  如图 4.6 进行即平稳性检验与纯随机性检验。

表 4.4  $Electricity\_Y_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-9.405448	0.0000
1% level	-2.636901	
5% level	-1.951332	
10% level	-1.610747	



图 4.7  $Electricity\_Y_t$  序列相关函数图示

笔者采用假设检验法即单位根 (Unit Root Test) 检验法进行平稳性检验。检验结果见表 4.4 所示, 单位根的  $t$  检验统计量值为-9.405448, 在 1%、5%、10% 三个显著性水平下, 单位根检验的临界值分别-2.636901、-1.951332、-1.610747, 显然小于相应临界值, 从而不接受原假设, 序列不存在单位根, 即剩余序列  $Electricity\_Y_t$  为一组平稳时间序列。再对剩余序列  $Electricity\_Y_t$  进行纯随机性检验, 本文采用 Q 统计量进行检验, 见图 4.7 所示, Q 检验统计量的 P 值都非常小 (小于显著性水平 0.05), 从而断定  $Electricity\_Y_t$  序列属于非白噪声序列, 是一组具有记忆的序列, 可以建立时间序列模型。

第二步, 对剩余序列  $Electricity\_Y_t$  建立 ARMA 模型。

采用 Box-Jenkins 方法进行模型识别, 根据  $Electricity\_SA_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性如图 4.7 所示, 均表现为拖尾, 初步判断时间序列所适合的模型类型为 ARMA (n, m) 模型, 且 n 在 3 附近, m 在 3 附近。笔者选取 ARMA(2,2)、ARMA(2,3)、ARMA(3,2)、ARMA(3,3)、ARMA(4,2)、ARMA(4,3) 六个模型进行拟合, 模型拟合结果如图 4.8 所示。根据统计量结果选择最优模型阶数, 所建模型的 AIC 准则函数值与 BIC 准则函数 (Schwarz 信息准则) 值差异不是大, 模型 ARMA(3,2) 相对较优, 然而该模型参数的显著性检验的 P 值远大于 0.05, 未通过显著性检验, 所以根据上述分析得以判断, 模型 ARMA(2,3) 为时间序列  $Electricity\_Y_t$  的最优时间序列模型, 其参数估计的结果如图 4.8 (b) 所示。

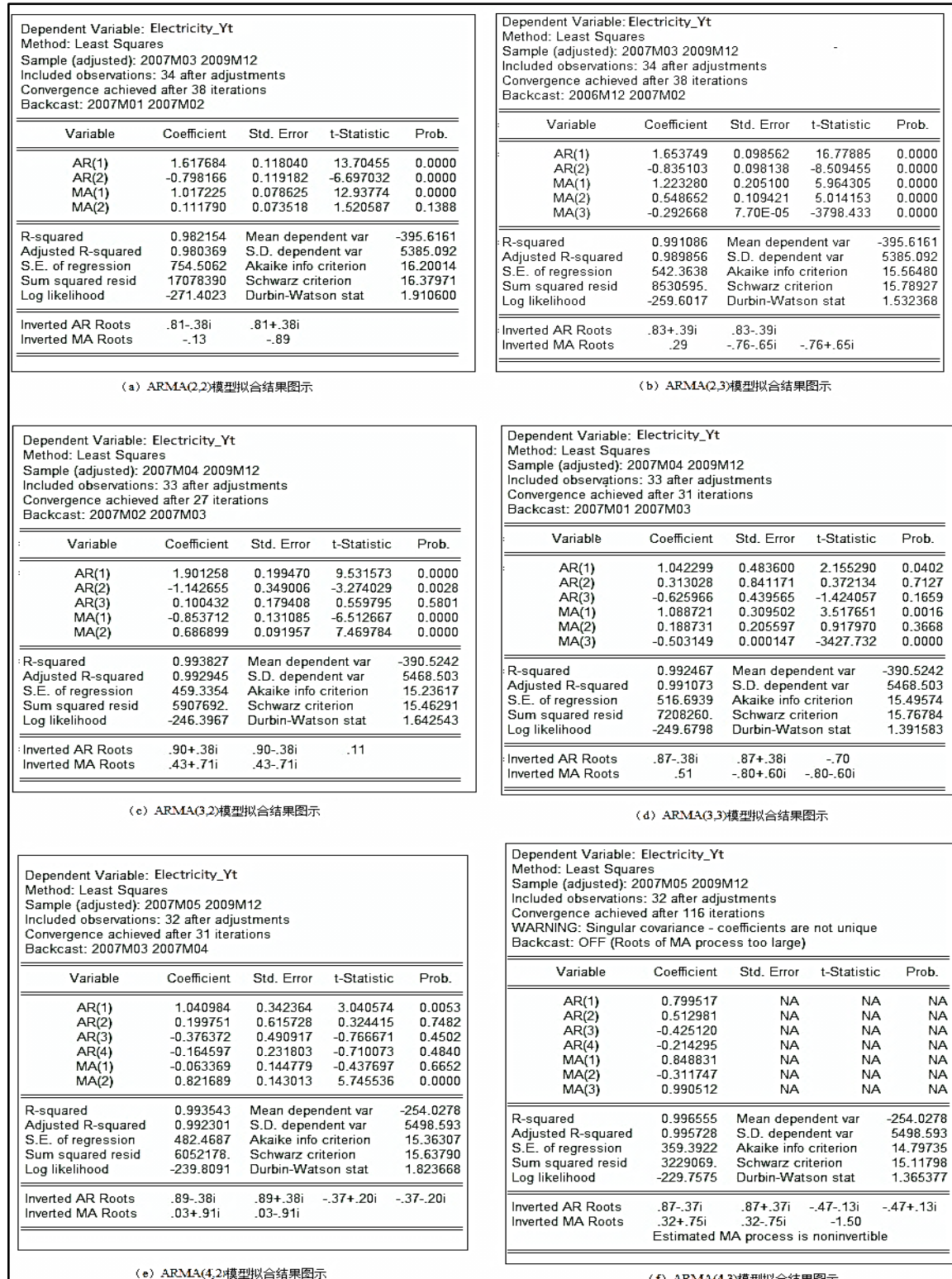


图 4.8 模型拟合结果图

确定时间序列模型后，对模型适应性进行检验，主要是对模型的参数和残差序列进行检验。由图 4.8 (b) 可以看出，参数显著性检验的 P 值远小于 0.05，都通过统计检验。对残差序列进行 Q 检验，其结果见图 4.9。拟合检验统计量的 P 值都大于显著性检验水平 0.05，各阶的相关系数都在 95% 的置信区间以内，即可以认为该残差序列为白噪声序列，序列中的有用信息已被提取完毕，通过模型的适应性检验。则时间序列  $Electricity\_Y_t$  可以由下式表示：

$$Electricity\_Y_t = 1.654Electricity\_Y_{t-1} - 0.835Electricity\_Y_{t-2} + a_t + 1.223a_{t-1} + 0.549a_{t-2} - 0.293a_{t-3} \quad (4.3)$$

Sample: 2007M03 2009M12						
Included observations: 34						
Q-statistic probabilities adjusted for 5 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.118	-0.118	0.5180	
		2	-0.077	-0.092	0.7454	
		3	-0.020	-0.042	0.7610	
		4	0.177	0.166	2.0403	
		5	-0.212	-0.183	3.9391	
		6	0.075	0.064	4.1866	0.041
		7	-0.045	-0.062	4.2792	0.118
		8	-0.090	-0.135	4.6594	0.199
		9	0.026	0.072	4.6912	0.320
		10	-0.010	-0.096	4.6962	0.454
		11	-0.016	0.026	4.7101	0.581
		12	-0.029	-0.026	4.7555	0.690
		13	-0.038	-0.113	4.8386	0.775
		14	-0.083	-0.054	5.2627	0.811
		15	-0.052	-0.140	5.4344	0.860
		16	0.013	-0.012	5.4460	0.908

图 4.9 模型 ARMA(2,3)残差序列自相关函数图

第三步，将分别拟合的确定性模型  $f(t)$  与剩余序列  $Electricity\_Y_t$  的时序模型组合起来，得到最终组合模型如下式，对  $Electricity\_TC_t$  序列未来值进行预测，结果如图 4.10 所示：

$$\begin{aligned}
 Electricity\_TC_t &= f(t) + Electricity\_Y_t \\
 &= 3.095t^3 - 373.572t^2 + 12170.963t + 999718.5 \\
 &\quad + 1.654Electricity\_Y_{t-1} - 0.835Electricity\_Y_{t-2} \\
 &\quad + a_t + 1.223a_{t-1} + 0.549a_{t-2} - 0.293a_{t-3}
 \end{aligned} \quad (4.4)$$

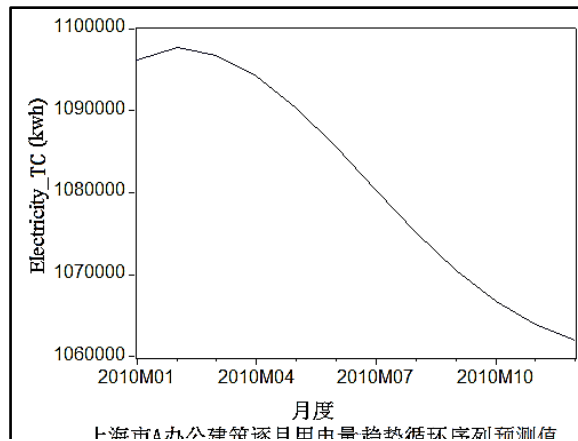


图 4.10 上海市 A 办公建筑 2010 年度逐月用电量趋势循环序列预测值

#### 4.1.3 $Electricity\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测

笔者分别采集四组时间序列数据作为拟合公式自变量：1.上海市 2007 年至 2009 年逐月积温值 2.上海市 2007 年至 2009 年逐月相对湿度平均值 3.上海市 A 办公建筑 2007 年至 2009 年逐月工作日天数 4.上海市 A 办公建筑 2007 年至 2009 年逐月非工作日天数。

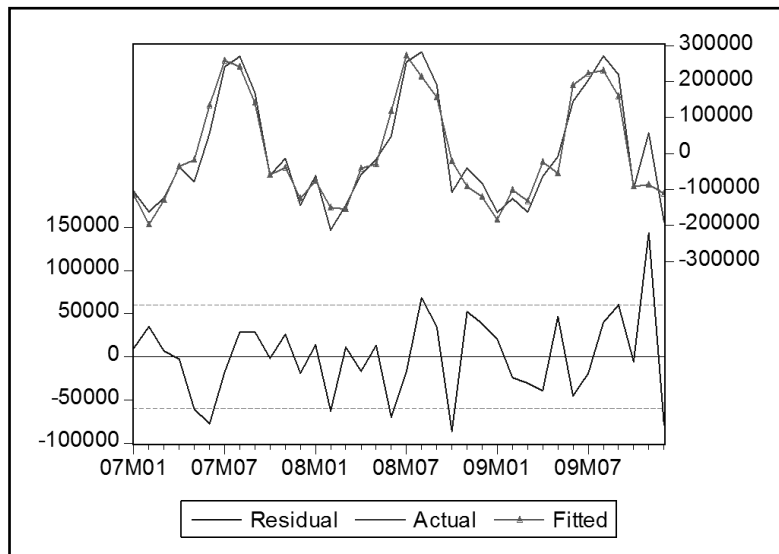


图 4.11 上海市 A 办公建筑逐月  $Electricity\_SI_t$  序列回归拟合结果图

根据式 3.28，将序列  $Electricity\_SI_t$  作为因变量，采用 Eviews 软件进行回归拟合，回归结果的统计量  $R^2$  为 0.902，P 值为 0.0000，表明序列  $Electricity\_SI_t$  可以用上述四个自变量充分表达，图 4.11 为拟合效果图，图中 Actual 为序列

$Electricity\_SI_t$  的原值, Fitted 为拟合值, Residual 为拟合残差, 从图形上看回归拟合的结果理想, 则  $Electricity\_SI_t$  可以用下式表示:

$$\begin{aligned} Electricity\_SI_t = & 9974635.86 + 1.097TEMP_t^2 + 184.424RH_t^2 - 5003.733WD_t^2 \\ & + 4525.221NWD_t^2 - 107.911TEMP_t \cdot WD_t - 96.039TEMP_t \cdot NWD_t \\ & + 4679.497RH_t \cdot WD_t + 5673.145RH_t \cdot NWD_t + 2501.733TEMP_t \\ & - 177168.824RH_t - 121996.436WD_t - 502899.569NWD_t \end{aligned} \quad (4.5)$$

分别根据公式 3.23 与公式 3.26 所得到上海市 2010 年逐月积温预测值与上海市 2010 年逐月相对湿度平均值预测值, 与并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到上海市 A 办公楼 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值, 代入公式 4.5 进行预测, 得到序列  $Electricity\_SI_t$  的预测值, 如图 4.12

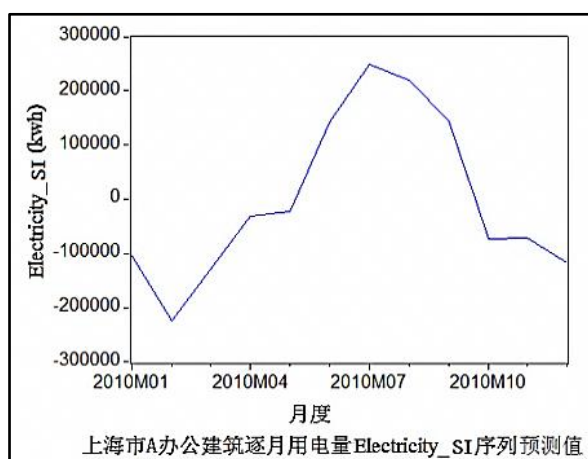


图 4.12 上海市 A 办公建筑 2010 年度逐月用电量  $Electricity\_SI_t$  序列预测值

#### 4.1.4 建筑物逐月耗电量 Electricity 预测

由公式 (4.4) 得到 2010 年逐月用电量趋势循环项  $Electricity\_TC_t$  预测值, 由公式 (4.5) 得到 2010 年逐月用电量  $Electricity\_SI_t$  序列预测值, 最后根据公式 (3.16) 即得到建筑能耗的预测量, 即:

$$Electricity_t = Electricity\_TC_t + Electricity\_SI_t \quad (4.6)$$

预测结果如图 4.13 所示, 图反映了预测能耗量和实测能耗量有较好的吻合,

也反映出预测能耗量与实测能耗量存在一定误差，年度能耗量误差为-6.326%，结果比较理想。

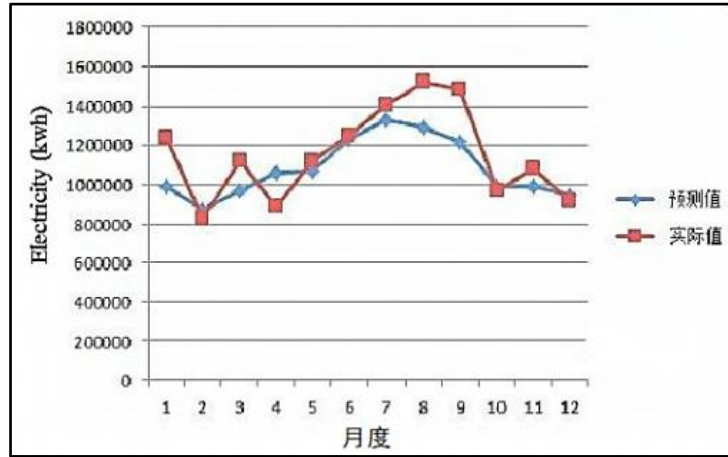


图 4.13 上海市 A 办公建筑逐月用电量预测值与实测值拟合图

## 4.2 建筑物用气量 Gas 预测

### 4.2.1 天然气时间序列的建立与季节调整

记录上海市 A 办公建筑从 2007 年 1 月到 2009 年 12 月每个月的用气量，共得到个 36 采样点，构成该建筑用气量时间序列并作该序列时序图，如图 4.14。观察这三年的非采暖月份（5-10 月份）的燃气量并非为零，经调查是由于 A 办公建筑的用气量还包含一部分餐饮耗气量。

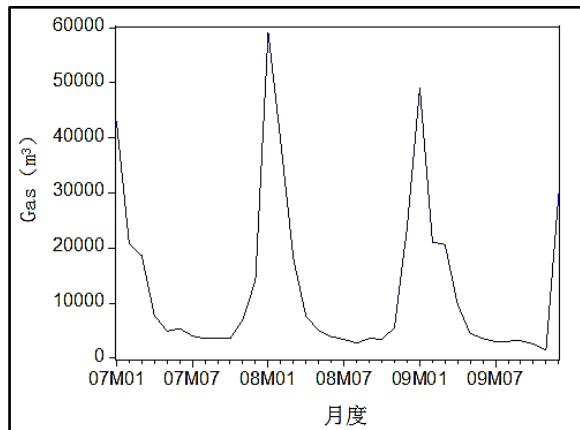


图 4.14 上海市 A 办公建筑 2007-2009 年度逐月用气量时序图

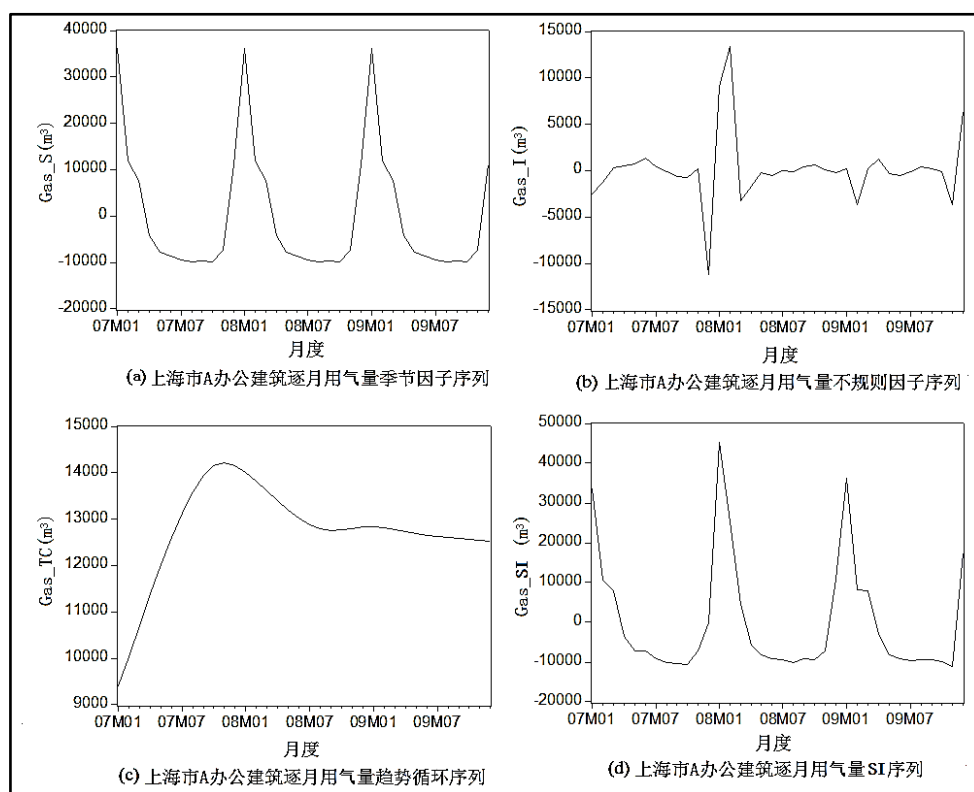


图 4.15 上海市 A 办公建筑 2007-2009 年度逐月用气量的季节调整结构（加法模型）

利用 Eviews 软件对序列采用 X12 加法模型进行季节调整，季节调整的结果如图 4.15 所示。图 4.15 (a) 显示的是上海市 A 办公建筑逐月用气量的季节因子  $Gas\_S_t$ ；图 4.15 (b) 显示的是逐月用气量的不规则因子  $Gas\_I_t$ ；图 4.15 (c) 显示的是提出季节因子和不规则因子后所得到的趋势循环项  $Gas\_TC_t$ ；图 4.15 (d) 显示的是将提出季节因子和不规则因子相加构成的序列  $Gas\_SI_t$ 。

#### 4.2.2 $Gas\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测

表 4.5  $Gas\_TC_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-3.660033	0.0100
1% level	-3.661661	
5% level	-2.960411	
10% level	-2.619160	

首先对  $Gas\_TC_t$  序列进行平稳性检验，笔者采用假设检验法即单位根 (Unit Root Test) 检验法。检验结果见表 4.5 所示，单位根的  $t$  检验统计量值为 -3.660033，在 1%、5%、10% 三个显著性水平下，单位根检验的临界值分别 -3.661661、-2.960411、-2.619160，在 5% 的显著性水平下，单位根的  $t$  检验统计量值都大于相应的临界值，则可以认为不接受原假设，即表示序列不存在单位根，认为  $Gas\_TC_t$  序列为平稳性时间序列，应该采用平稳性  $TC_t$  序列模型的方法进行建模预测。

在对  $Gas\_TC_t$  序列进行建立时间序列模型之前，还需要进行另一个重要的纯随机性检验。本文采用  $Q$  统计量进行检验， $Gas\_TC_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性如图 4.16 所示， $Q$  检验统计量的  $P$  值都非常小 (小于显著性水平 0.05)，从而断定  $Gas\_TC_t$  序列属于非白噪声序列，是一组具有记忆的序列，可以建立时间序列模型，即对  $Gas\_TC_t$  序列直接建立 ARMA 模型。

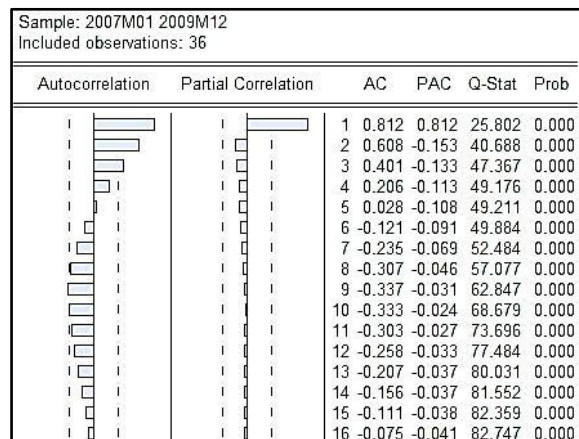


图 4.16  $Gas\_TC_t$  序列相关函数图示

采用 Box-Jenkins 方法进行模型识别，根据  $Gas\_TC_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性如图 4.17 所示，自相关函数图显示为拖尾，偏自相关函数图显示为截尾，初步判断时间序列所适合的模型类型为 AR (n) 模型，且 n 在 1 附近。笔者选取 AR(1)、AR(2)、AR(3)、AR(4) 三个模型进行拟合，模型拟合结果如图 4.17 所示。根据统计量结果选择最优模型阶数，所建模型中模型 AR(3) 的 AIC 准则函数值与 BIC 准则函数 (Schwarz 信息准则) 值相对最小，则确定模型 AR(3) 为时间序列  $Gas\_TC_t$  的最优时间序列模型，其参数估计的结果如图 4.17 (c) 所示。



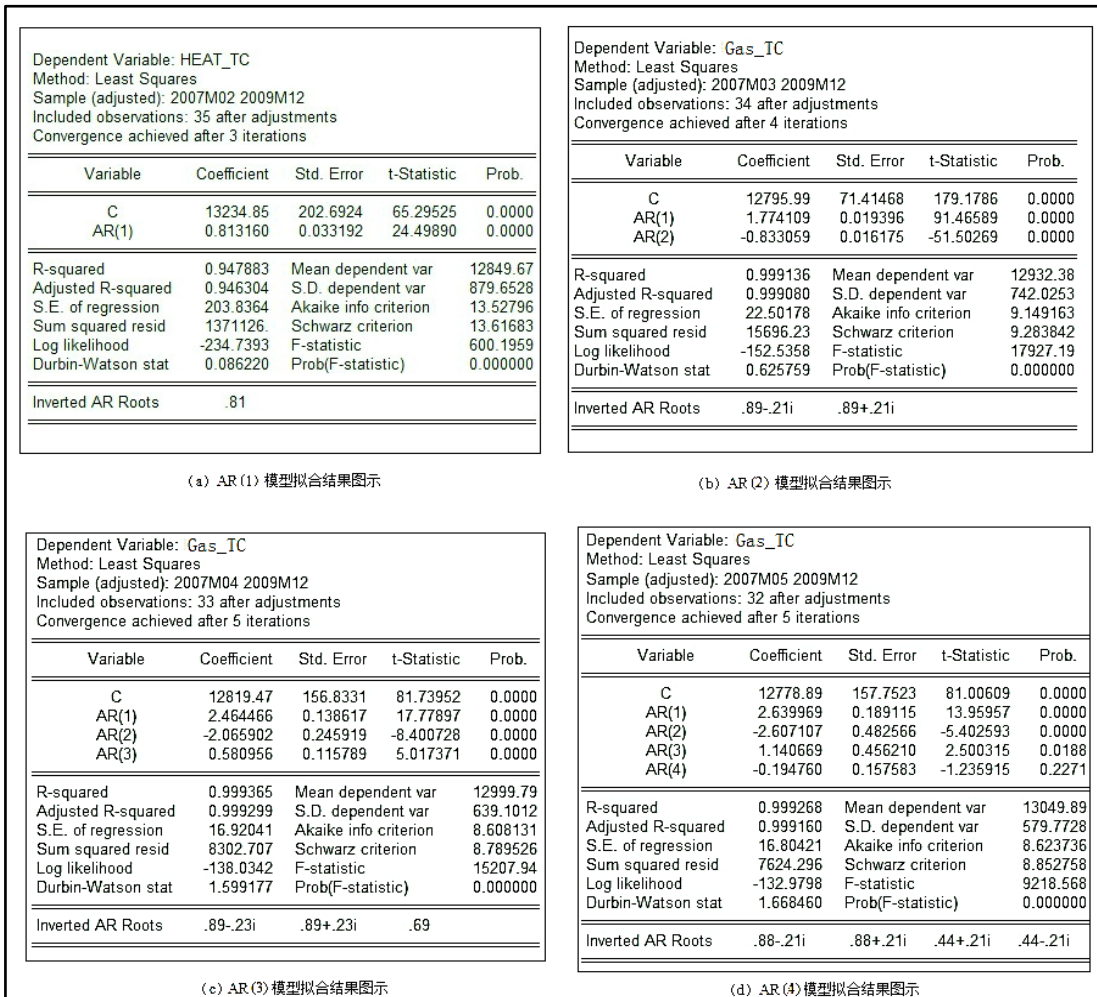


图 4.17 模型拟合结果图

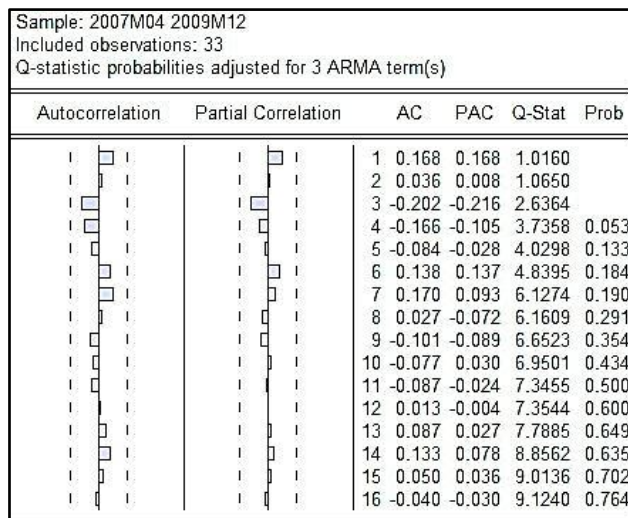


图 4.18 模型 AR(3)残差序列自相关函数图

确定时间序列模型后，对模型适应性进行检验，主要是对模型的参数和残差序列进行检验。由图 4.17 (c) 可以看出，参数显著性检验的 P 值远小于 0.05，都通过统计检验。对残差序列进行 Q 检验，其结果见图 4.18。拟合检验统计量的 P 值都大于显著性检验水平 0.05，各阶的相关系数都在 95% 的置信区间以内，即可以认为该残差序列为白噪声序列，序列中的有用信息已被提取完毕，通过模型的适应性检验。则时间序列  $Gas\_TC_t$  可以由下式表示并预测未来值，结果如图 4.19 所示：

$$Gas\_TC_t = a_t + 12819.47 + 2.464466Gas\_TC_{t-1} - 2.065902Gas\_TC_{t-2} + 0.580956Gas\_TC_{t-2} \quad (4.7)$$

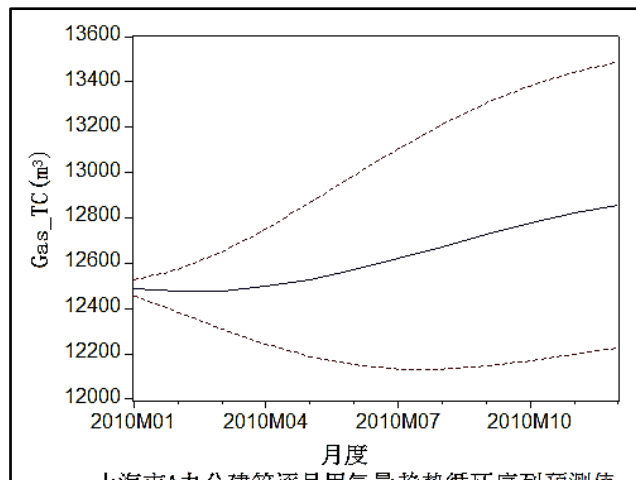


图 4.19 上海市 A 办公建筑 2010 年度逐月用气量趋势循环序列预测值

#### 4.2.3 $Gas\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测

在对建筑物的逐月燃气量与逐月燃油量的预测中，不将相对湿度作为自变量引入拟合模型。笔者分别采集三组时间序列数据作为拟合公式自变量：1.上海市 2007 年至 2009 年逐月积温值 2 上海市 A 办公建筑 2007 年至 2009 年逐月工作日天数 3.上海市 A 办公建筑 2007 年至 2009 年逐月非工作日天数。

根据式 3.27，将序列  $Gas\_SI_t$  作为因变量，采用 Eviews 软件进行回归拟合，回归结果的统计量  $R^2$  为 0.905，P 值为 0.0000，表明序列  $Gas\_SI_t$  可以用上述三个自变量充分表示，图 4.20 为拟合效果图，图中 Actual 为序列  $Gas\_SI_t$  的原值，Fitted 为拟合值，Residual 为拟合残差，从图形上看回归拟合的效果理想。

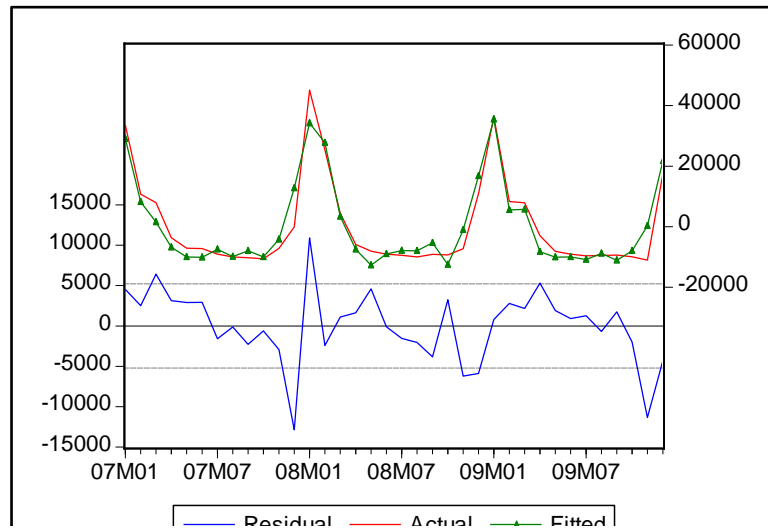


图 4.20 上海市 A 办公建筑逐月 Gas<sub>SI</sub> 序列回归拟合结果图

则序列  $Gas\_SI_t$  可以用下式表示:

$$\begin{aligned}
 Gas\_SI_t = & -155587.605 + 0.163TWP + 400553 \cdot I \\
 & - 16.94EM_tP \cdot W_tD - 14.77EM_tP \cdot N_tWD \\
 & + 281.03EM_tP + 5749W_tD + 860N_tWD
 \end{aligned} \quad (4.8)$$

分别根据公式 3.23 得到上海市 2010 年逐月积温预测值与上海市 2010 年逐月相对湿度平均值预测值，与并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到上海市 A 办公楼 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值，代入公式 4.8 进行预测，得到序列  $Gas\_SI_t$  的预测值，如图 4.21。

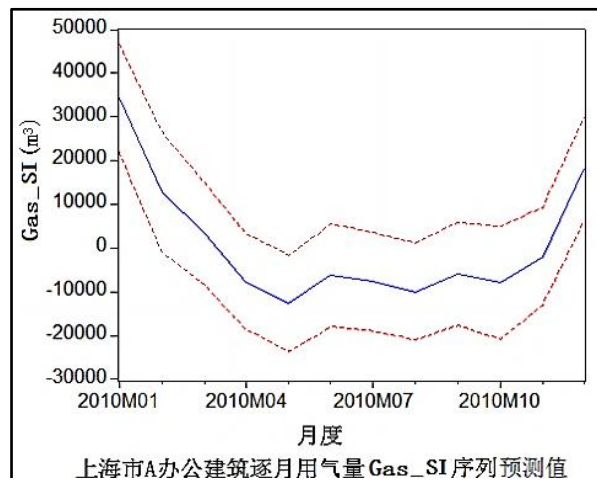


图 4.21 上海市 A 办公建筑 2010 年度逐月用气量  $Gas\_SI_t$  序列预测值

#### 4.2.4 建筑物逐月用气量 Gas 预测与修正

由公式 (4.7) 得到 2010 年逐月用气量趋势循环项  $Gas\_TC_t$  预测值, 由公式 (4.8) 得到 2010 年逐月用气量  $Gas\_SI_t$  序列预测值, 最后根据公式 (3.16) 即得到建筑能耗的预测量, 即:

$$Gas_t = Gas\_TC_t + Gas\_SI_t \quad (4.9)$$

预测结果如图 4.22 所示, 对比前三年的用气量数据如图 4.14, 预测序列存在负值, 应该对其进行修正, 将负值调整为 0, 得到上海市 A 办公建筑逐月用气量序列预测修正值, 结果如图 4.23 所示。

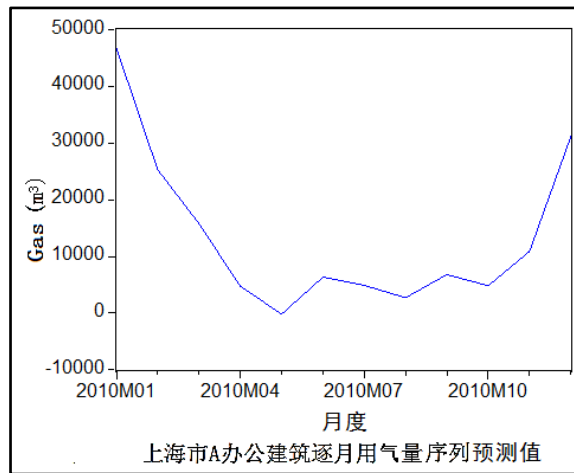


图 4.22 上海市 A 办公建筑 2010 年度逐月用气量序列预测值

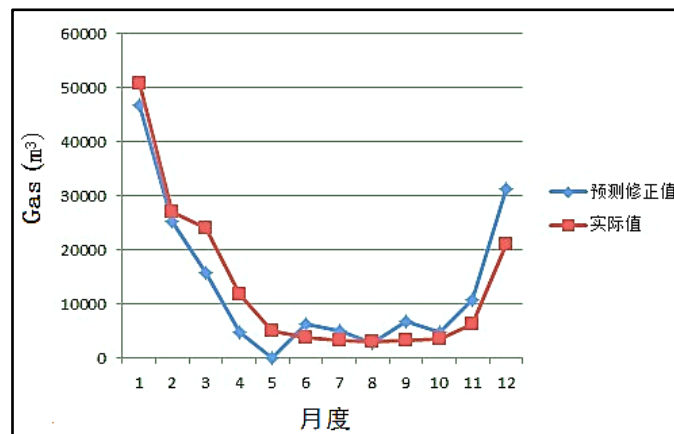


图 4.23 上海市 A 办公建筑逐月用气量预测修正值与实测值拟合图

由上图可以看出, 预测能耗量和实测能耗量有较好的吻合, 也反映出预测能耗量与实测能耗量存在一定误差, 年度能耗量误差为-1.753%, 预测结果理想。

## 第 5 章 建筑能耗预测实例分析二——上海市 B 商业建筑

将建筑能耗预测的理论与方法应用于实例分析二，实例一是基于上海市 B 商业建筑，采集该建筑 2007 年 1 月至 2009 年 12 月一共 36 个月的能耗数据，以预测 2010 年的建筑能耗值。该商业建筑总建筑面积 67,000 平方米，空调面积约占 91%，商业面积占 9%，采用冷水机组+燃油锅炉分别作为系统冷热源，建筑物出租率基本不变。该建筑对能耗数据的统计是以每月为单位，将建筑物的耗电量 Electricity、耗油量 Diesel 分别进行时间分析预测，使所建立的时间序列模型方法更为简易，也方便实际中建筑能耗优化管理，以及节能措施的改进采用。

### 5.1 建筑物耗电量 Electricity 预测

#### 5.1.1 电量时间序列的建立与季节调整

采集从 2007 年 1 月到 2009 年 12 月每个月的耗电量，共得到个 36 采样点，构成该建筑电负荷时间序列并作该序列时序图，如图 5.1。

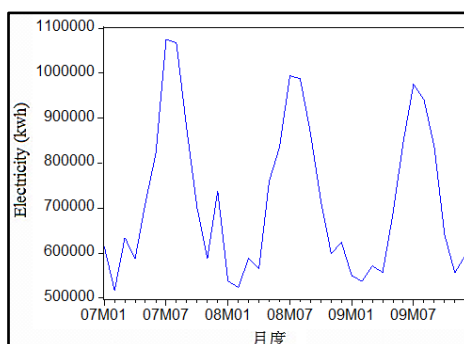


图 5.1 上海市 B 建筑 2007-2009 年度逐月用电量时序图

可以明显的看出，B 商业建筑的用电量呈现明显的季节特征，利用 Eviews 软件对序列采用 X12 加法模型进行季节调整，季节调整的结果如图 5.2 所示。图 5.2 (a) 显示的是逐月用电量的季节因子  $Electricity\_S_t$ ；图 5.2 (b) 显示的是逐月用电量的不规则因子  $Electricity\_I_t$ ；图 5.2 (c) 显示的是提出季节因子和不规则因子后所得到的趋势循环项  $Electricity\_TC_t$ ；图 5.2 (d) 显示的是将提出季节因子和不规则因子相加构成的序列  $Electricity\_SI_t$ 。

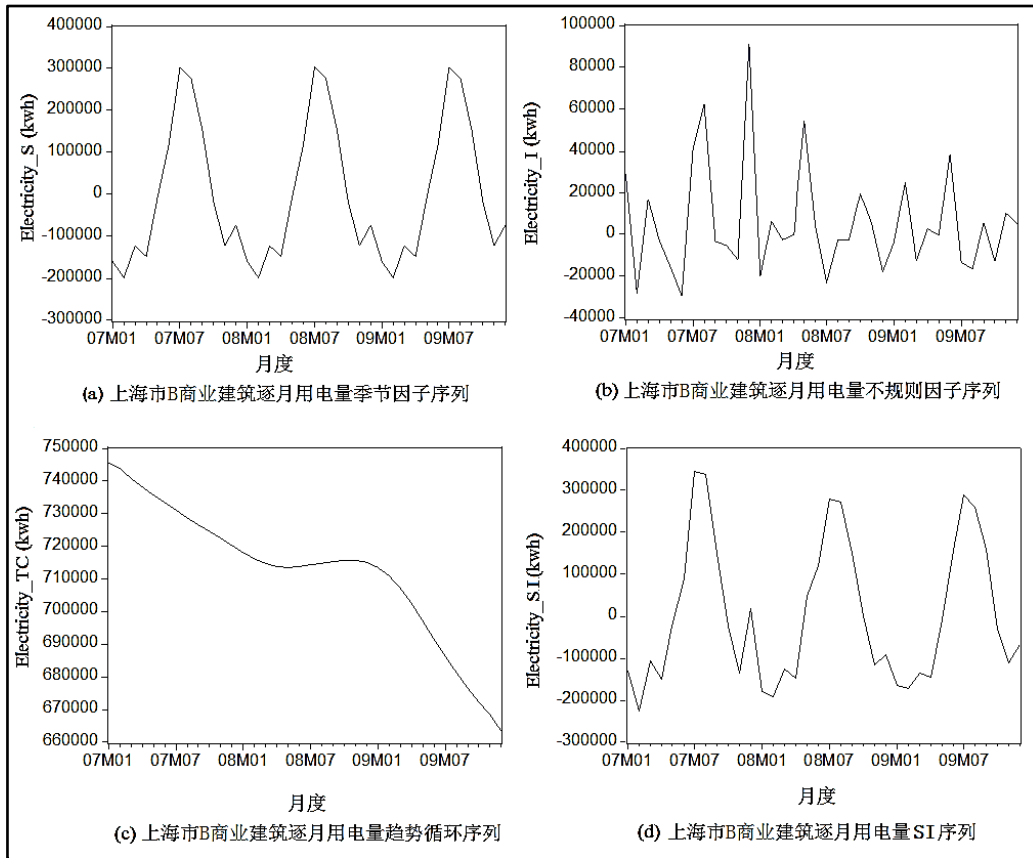


图 5.2 上海市 B 商业建筑 2007-2009 年度逐月用电量的季节调整结构（加法模型）

### 5.1.2 $Electricity\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测

表 5.1  $Electricity\_TC_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	0.981560	0.9998
1% level	-4.284580	
5% level	-3.562882	
10% level	-3.215267	

首先对  $Electricity\_TC_t$  序列采用单位根（Unit Root Test）检验法进行平稳性检验，检验结果见表 5.1 所示，单位根的 t 检验统计量值为 0.981560，在 1%、5%、10% 三个显著性水平下，单位根检验的临界值分别-4.284580、-3.562882、-3.215267，显然都大于相应的临界值则接受原假设，表示序列存在单位根，即判定  $Electricity\_TC_t$  为一组不平稳序列，应该采用非平稳性  $TC_t$  序列模型的方法，即

采用组合模型进行建模与预测，模型形式为：

$$Electricity\_TC_t = f(t) + Electricity\_Y_t \quad (5.1)$$

第一步，确定模型  $f(t)$ 。采用 SPSS 软件对  $Electricity\_TC_t$  序列，以时间  $t$  为自变量，采用不同的数学函数进行回归拟合，回归拟合结果如表 5.2。

表 5.2 上海市 B 商业建筑逐月用电量  $Electricity\_TC_t$  序列与时间  $t$  回归拟合统计结果

模型类型	R <sup>2</sup>	F 检验值
Linear 直线方程	0.879	247.038
Logarithmic: 对数方程	0.698	78.638
Inverse 倒数方程	0.327	16.553
Quadratic 二次函数方程	0.912	170.532
Cubic 三次函数方程	0.982	588.348
Compound 复合曲线方程	0.872	231.148
Power 幂函数方程	0.683	73.352
S 形曲线方程	0.316	15.680
Growth 等比级数曲线方程	0.872	231.148
Exponential 指数方程	0.872	231.148
Logistic 逻辑曲线方程	0.872	231.148

根据回归结果的统计量，选取二次函数 (Quadratic)、三次函数 (Cubic) 与直线方程 (Linear) 作为备选模型方程，作其拟合效果图进行分析，如图 5.3。

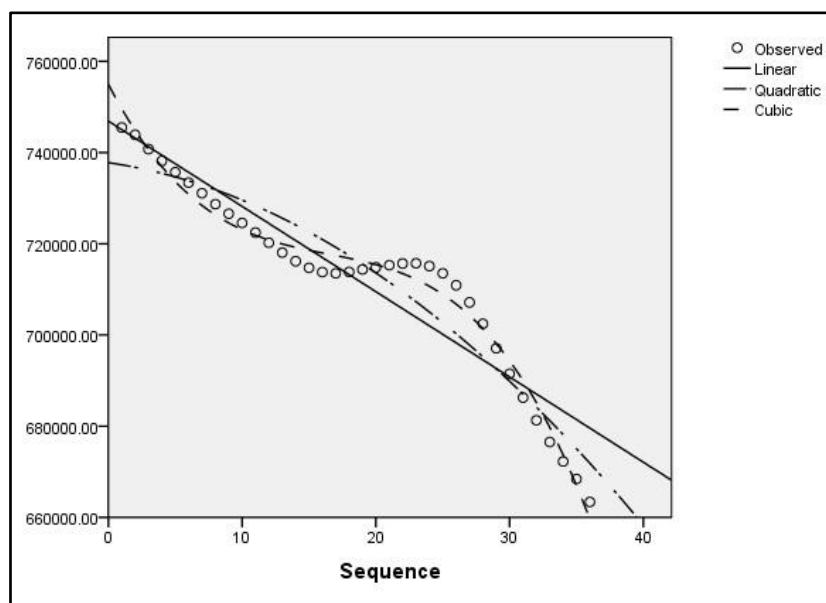


图 5.3 上海市 B 商业建筑逐月  $Electricity\_TC_t$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图

由上图可以看出，三次函数 (Cubic) 与直线方程 (Linear) 在未来值的预测方向可能会有较大偏离，因此选定二次函数方程 (Quadratic) 作为确定性模型  $f(t)$ ，表 5.3 为模型回归系数表，拟合结果如图 5.4 所示，图中 Actual 为序列  $Electricity\_TC_t$  的原值，Fitted 为拟合值，Residual 为拟合残差。

表 5.3 上海市 B 商业建筑逐月用电量  $Electricity\_TC_t$  序列与时间  $t$  二次函数回归系数表

	系数值	t 值	显著性水平 Sig.
$t^2$	-38.9	-3.500599	0.0014
t	-430.805	-1.016289	0.3169
常数 C	737780.9	216.9084	0.0000

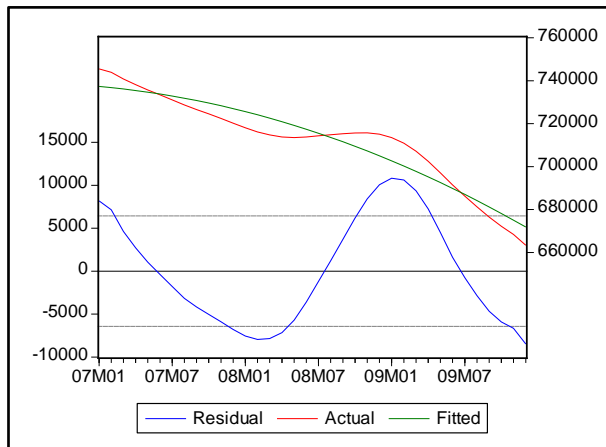


图 5.4 上海市 B 商业建筑逐月  $Electricity\_TC_t$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图

则  $Electricity\_TC_t$  序列的确定性模型  $f(t)$  表达为

$$f(t) = -38.9t^2 - 430.805t + 737780.9 \quad (5.2)$$

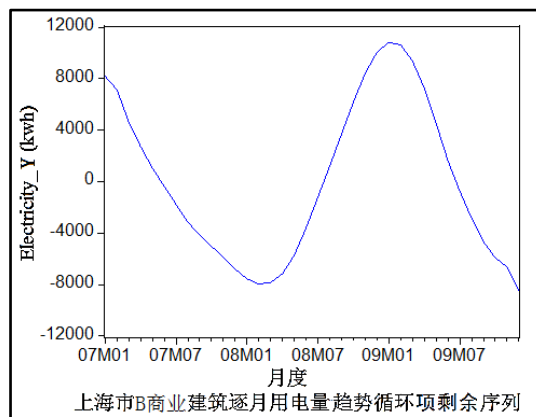


图 5.5 上海市 B 商业建筑 2007-2009 年度逐月用电量趋势循环项剩余序列图



然后对得到的剩余序列  $Electricity\_Y_t = Electricity\_TC_t - f(t)$  如图 5.5 进行即平稳性检验与纯随机性检验。

采用单位根检验法进行平稳性检验。检验结果见表 5.4 所示，单位根的 t 检验统计量值为-2.329515，小于在 5%显著性水平下的临界值，从而可以认为不接受原假设，序列不存在单位根，判定剩余序列  $Electricity\_Y_t$  为一组平稳时间序列。再采用 Q 统计量对剩余序列  $Electricity\_Y_t$  进行纯随机性检验，结果如图 5.6 所示，Q 检验统计量的 P 值都非常小（小于显著性水平 0.05），从而断定  $Electricity\_Y_t$  序列属于非白噪声序列，可以建立时间序列模型。

表 5.4  $Electricity\_Y_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-2.329515	0.00215
1% level	-2.647120	
5% level	-1.952910	
10% level	-1.610011	

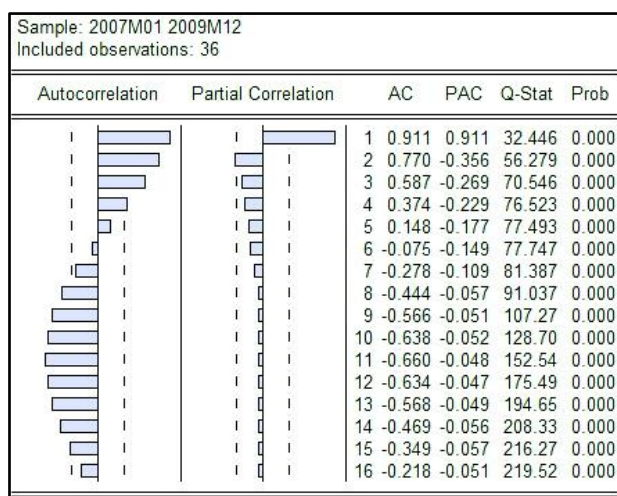


图 5.6  $Electricity\_Y_t$  序列相关函数图示

第二步，对剩余序列  $Electricity\_Y_t$  建立 ARMA 模型。

采用 Box-Jenkins 方法进行模型识别，根据  $Electricity\_SA_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性如图 5.6 所示，均表现为拖尾，初步判断时间序列所适合的模型类型为 ARMA (n,m) 模型，且 n 在 2 附近，m 在 4 附近。

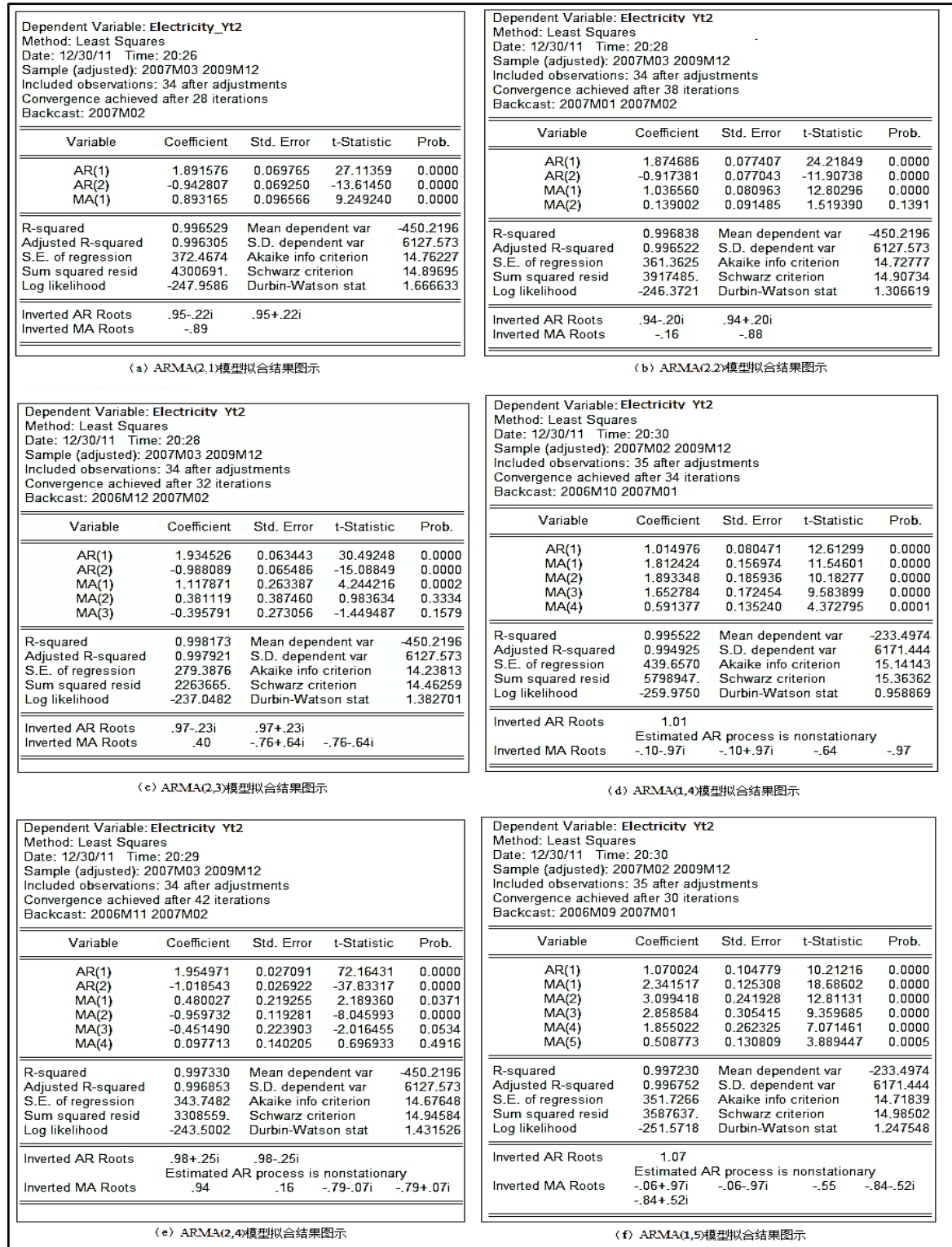


图 5.7 模型拟合结果图

笔者选取 ARMA(2,1)、ARMA(2,2)、ARMA(2,3)、ARMA(2,4)、ARMA(1,4)、ARMA(1,5) 六个模型进行拟合，模型拟合结果如图 5.7 所示。根据统计量结果选择最优模型阶数，模型 ARMA(2,3) 相对较优，然而该模型参数的显著性检验的 P 值远大于 0.05，未通过显著性检验，选择模型 ARMA(2,1) 为时间序列  $Electricity\_Y_t$  的最优时间序列模型，其参数估计的结果如图 5.7 (a) 所示。

确定时间序列模型后，对模型适应性进行检验，主要是对模型的参数和残差序列进行检验。由图 5.7 (a) 可以看出，参数显著性检验的 P 值远小于 0.05，都通过统计检验。对残差序列进行 Q 检验，其结果见图 5.8。拟合检验统计量的 P 值都大于显著性检验水平 0.05，各阶的相关系数都在 95% 的置信区间以内，即可以认为该残差序列为白噪声序列，序列中的有用信息已被提取完毕，通过模型的适应性检验。

Sample: 2007M03 2009M12						
Included observations: 34						
Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.105	-0.105	0.4077	
		2	0.187	0.177	1.7385	
		3	-0.158	-0.129	2.7274	
		4	0.108	0.056	3.2010	0.074
		5	-0.206	-0.155	4.9913	0.082
		6	-0.095	-0.176	5.3879	0.146
		7	-0.054	0.006	5.5190	0.238
		8	-0.002	-0.019	5.5191	0.356
		9	0.025	0.027	5.5490	0.476
		10	0.037	0.034	5.6205	0.585
		11	0.017	-0.041	5.6350	0.688
		12	0.069	0.047	5.8965	0.750
		13	0.042	0.050	5.9974	0.815
		14	0.027	0.017	6.0424	0.871
		15	-0.008	0.021	6.0467	0.914
		16	-0.000	0.000	6.0467	0.944

图 5.8 模型 ARMA(2,1) 残差序列自相关函数图

则时间序列  $Electricity\_Y_t$  可以由下式表示：

$$Electricity\_Y_t = 1.1892 - Electricity\_Y_{t-1} + 0.943 Electricity\_Y_{t-2} + a_t \quad (5.3)$$

第三步，将分别拟合的确定性模型  $f(t)$  与剩余序列  $Electricity\_Y_t$  的时序模型组合起来，得到最终组合模型如下式，对  $Electricity\_TC_t$  序列未来值进行预测，结果如图 5.9 所示：

$$\begin{aligned} Electricity\_TC_t &= f(t) + Electricity\_Y_t \\ &= -38.9t^2 - 430.805t + 737780.9 + 1.892Electricity\_Y_{t-1} \\ &\quad - 0.943Electricity\_Y_{t-2} + a_t + 0.893a_{t-1} \end{aligned} \quad (5.4)$$

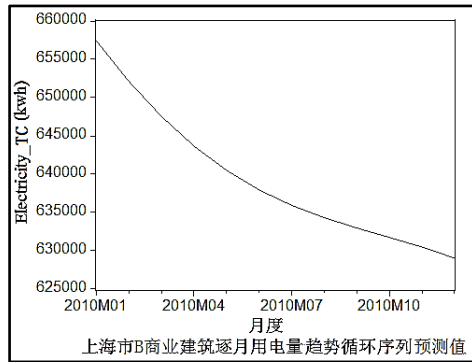


图 5.9 上海市 B 商业建筑 2010 年度逐月用电量趋势循环序列预测值

### 5.1.3 $Electricity\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测

分别采集四组时间序列数据以作为  $Electricity\_SI_t$  序列拟合公式的自变量：

- 1.上海市 2007 年至 2009 年逐月积温值
- 2.上海市 2007 年至 2009 年逐月相对湿度平均值
- 3.上海市 B 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月工作日天数
- 4.上海市 B 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月非工作日天数。

根据式 3.28，将序列  $Electricity\_SI_t$  作为因变量，采用 Eviews 软件进行回归拟合，回归结果的统计量  $R^2$  为 0.958，P 值为 0.0000，表明序列  $Electricity\_SI_t$  可以用上述四个自变量充分表达，图 5.10 为拟合效果图，

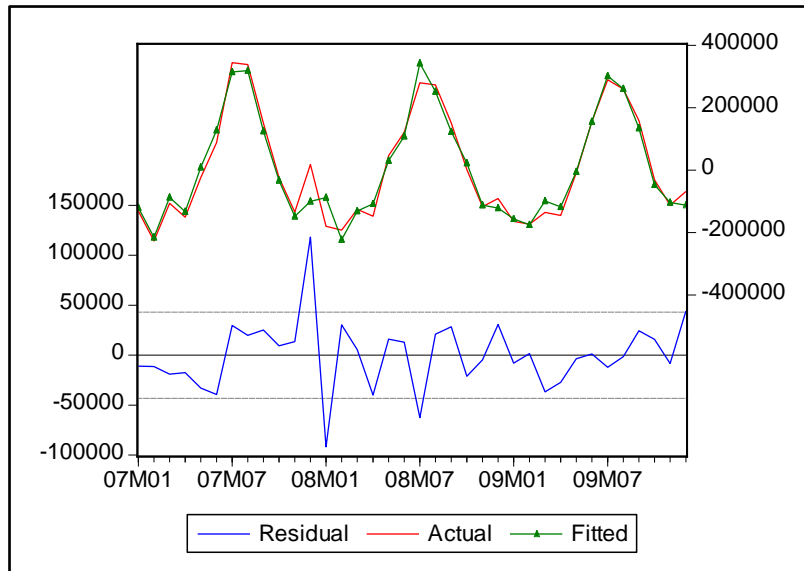


图 5.10 上海市 B 商业建筑逐月  $Electricity\_SI_t$  序列回归拟合结果图

图中 Actual 为序列  $Electricity\_SI_t$  的原值, Fitted 为拟合值, Residual 为拟合残差, 从图形上看回归拟合的结果理想, 则  $Electricity\_SI_t$  可以用下式表示:

$$\begin{aligned} Electricity\_SI_t = & -4732722 + 0.803TEMP_t^2 + 11.265RH_t^2 + 3035.045WD_t^2 \\ & - 3863.311NWD_t^2 - 16.502TEMP_t \cdot WD_t - 31.258TEMP_t \cdot NWD_t \\ & - 1669.942RH_t \cdot WD_t - 2021.968RH_t \cdot NWD_t + 306.617TEMP_t \\ & + 57711.05RH_t + 39633.13WD_t + 264451.5NWD_t \end{aligned} \quad (5.5)$$

分别根据公式 3.23 与公式 3.25 所得到上海市 2010 年逐月积温预测值与上海市 2010 年逐月相对湿度平均值预测值, 与并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到上海市 B 商业楼 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值, 代入公式 5.5 进行预测, 得到序列  $Electricity\_SI_t$  的预测值, 如图 5.11。

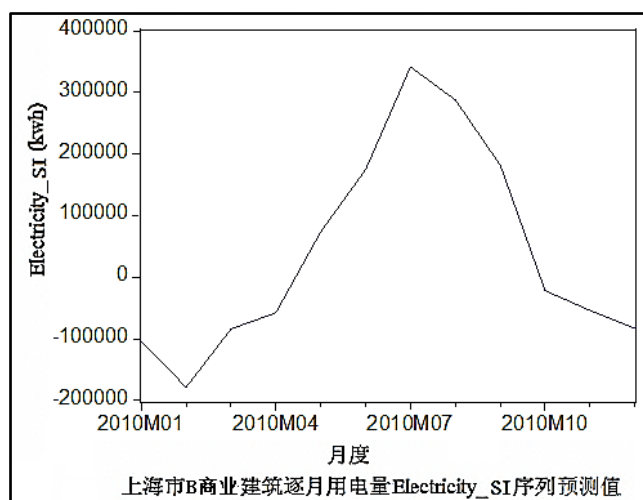


图 5.11 上海市 B 商业建筑 2010 年度逐月用电量  $Electricity\_SI$  序列预测值

#### 5.1.4 建筑物逐月耗电量 Electricity 预测

由公式 (5.4) 得到 2010 年逐月用电量趋势循环项  $Electricity\_TC_t$  预测值, 由公式 (5.5) 得到 2010 年逐月用电量  $Electricity\_SI_t$  序列预测值, 最后根据公式 (3.16) 即得到建筑能耗的预测量, 即:

$$Electricity_t = Electricity\_TC_t + Electricity\_SI_t \quad (5.6)$$

预测结果如图 5.12 所示, 反映了预测能耗量和实测能耗量有较好的吻合,

年度能耗量误差为 1.0221%，结果理想。

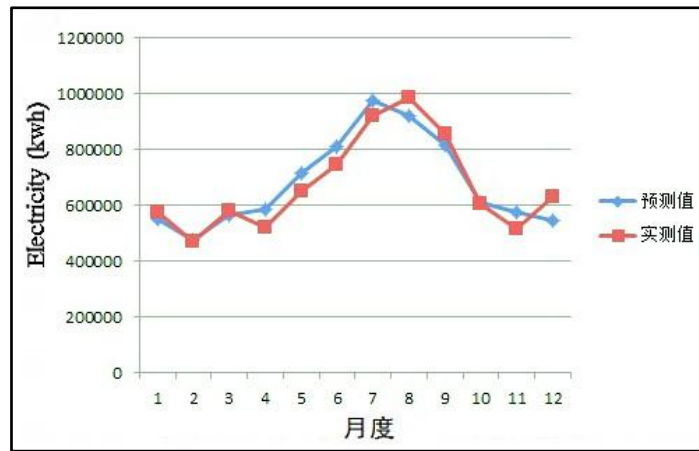


图 5.12 上海市 B 商业建筑逐月用电量预测值与实测值拟合图

## 5.2 建筑物耗油量 Diesel 预测

### 5.2.1 耗油量时间序列的建立与季节调整

记录上海市 B 商业建筑从 2007 年 1 月到 2009 年 12 月每个月的耗油量，共得到个 36 采样点，构成该建筑耗油量时间序列并作该序列时序图，如图 5.13。其中，非采暖月份（5-10 月份）的耗油量均为零。

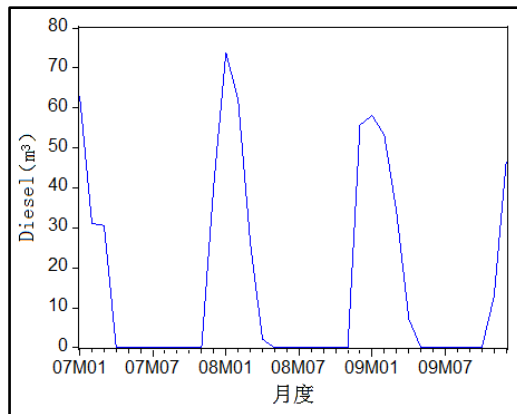


图 5.13 上海市 B 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗油量时序图

利用 Eviews 软件对序列采用 X12 加法模型进行季节调整，季节调整的结果如图 5.14 所示。图 5.14 (a) 显示的是上海市 B 商业建筑逐月耗油量的季节因子  $Diesel\_S_t$ ；图 5.14 (b) 显示的是逐月耗油量的不规则因子  $Diesel\_I_t$ ；图 5.14

(c) 显示的是提出季节因子和不规则因子后所得到的趋势循环项  $Diesel\_TC_t$ ；图 5.14(d) 显示的是将提出季节因子和不规则因子相加构成的序列  $Diesel\_SI_t$ 。

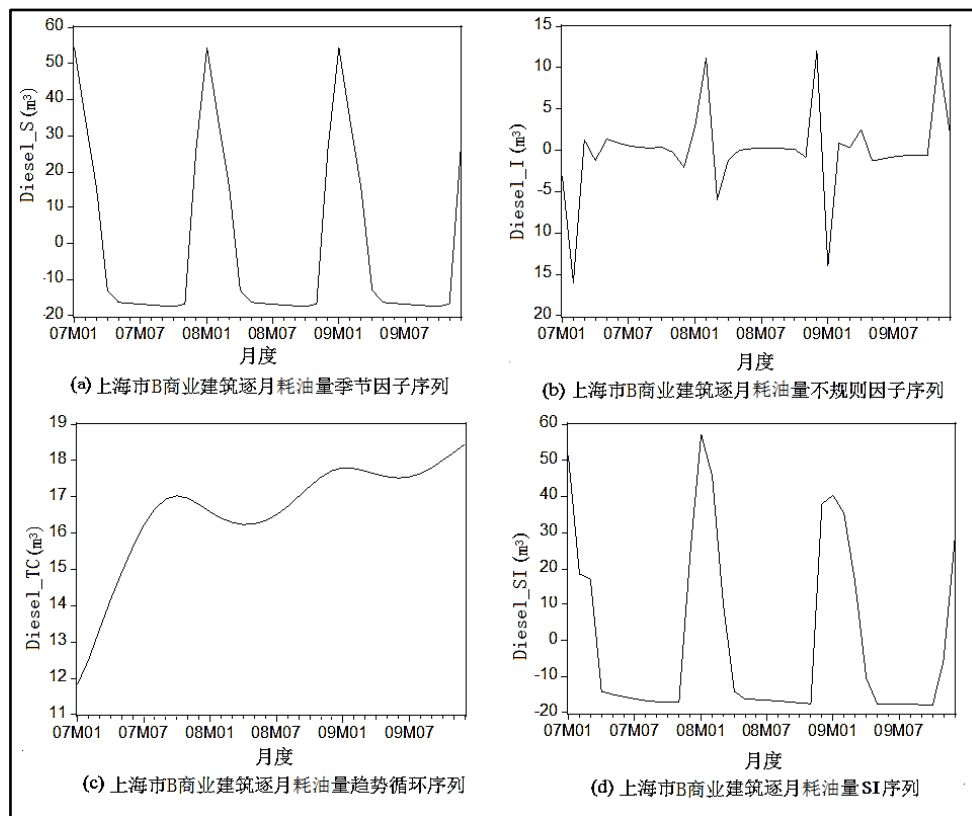


图 5.14 上海市 B 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗油量的季节调整结构（加法模型）

## 5.2.2 $Diesel\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测

表 5.5  $Diesel\_TC_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-0.463144	0.8861
1% level	-3.646342	
5% level	-2.954021	
10% level	-2.615817	

首先对  $Diesel\_TC_t$  序列进行平稳性检验，笔者采用单位根（Unit Root Test）检验法。检验结果见表 5.5 所示，单位根的 t 检验统计量值为 -0.463144，均小于在 1%、5%、10% 三个显著性水平下的临界值，则认为接受原假设，即序列存在

单位根，认为  $Diesel\_TC_t$  序列为一组非平稳性时间序列，应该采用非平稳性  $TC_t$  序列模型的方法，即采用组合模型进行建模预测，模型形式为：

$$Diesel\_TC_t = f(t) + Diesel\_Y_t \quad (5.7)$$

表 5.6 上海市 B 商业建筑逐月用电量  $Diesel\_TC_t$  序列与时间 t 回归拟合统计结果

模型类型	R <sup>2</sup>	F 检验值
Linear 直线方程	0.673	70.054
Logarithmic: 对数方程	0.891	278.745
Inverse 倒数方程	0.759	106.999
Quadratic 二次函数方程	0.788	61.384
Cubic 三次函数方程	0.890	86.152
Compound 复合曲线方程	0.632	58.273
Power 幂函数方程	0.884	258.571
S 形曲线方程	0.801	136.818
Growth 等比级数曲线方程	0.632	58.273
Exponential 指数方程	0.632	58.273
Logistic 逻辑曲线方程	0.632	58.273

第一步，确定模型  $f(t)$ 。采用 SPSS 软件对  $Diesel\_TC_t$  序列，以时间 t 为自变量，采用不同的数学函数进行回归拟合，回归拟合结果如表 5.6。

根据回归结果的统计量，选取对数函数 (Logarithmic)、三次函数 (Cubic) 与幂函数 (Power) 作为备选模型方程，作其拟合效果图进行分析，如图 5.15。

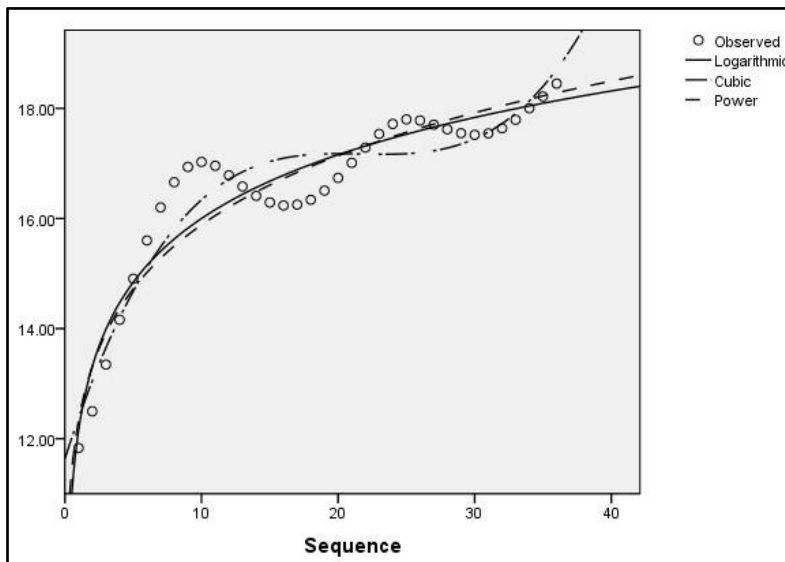


图 5.15 上海市 B 商业建筑逐月  $Diesel\_TC_t$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图



由上图可以看出，三次函数（Cubic）在未来值的预测方向可能会有较大偏离，选定对数函数方程（Logarithmic）作为确定性模型  $f(t)$ ，表 5.7 为模型回归系数表，拟合结果如图 5.16 所示，图中 Actual 为序列  $Diesel\_TC_t$  的原值，Fitted 为拟合值，Residual 为拟合残差。

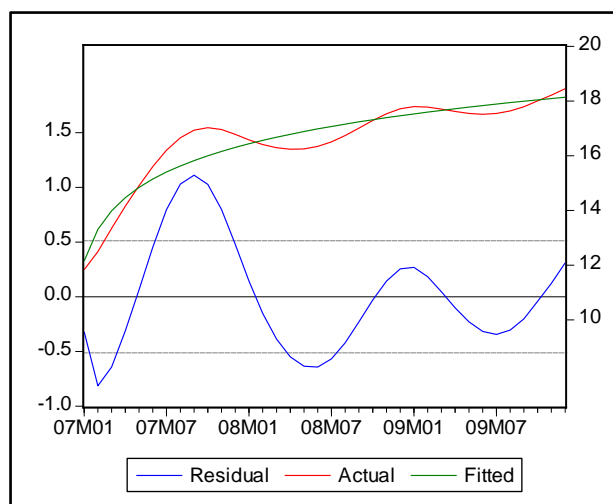


图 5.16 上海市 B 商业建筑逐月  $Diesel\_TC_t$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图

表 5.7 上海市 B 商业建筑逐月用电量  $Diesel\_TC_t$  序列与时间  $t$  对数函数回归系数表

	系数值	t 值	显著性水平 Sig.
$\ln(t)$	1.671	16.69564	0.0000
常数 C	12.153	43.49093	0.0000

则  $Diesel\_TC_t$  序列的确定性模型  $f(t)$  表达为

$$f(t) = 1.67 \ln(t) + 12.1 \quad (5.8)$$

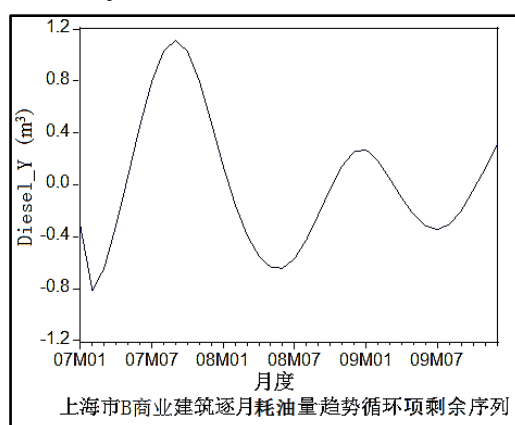


图 5.17 上海市 B 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗油量趋势循环项剩余序列图

然后对得到的剩余序列  $Diesel\_Y_t = Diesel\_TC_t - f(t)$  如图 5.17 进行即平稳性检验与纯随机性检验。

采用单位根检验法进行平稳性检验。检验结果见表 5.8 所示，单位根的 t 检验统计量值为-8.958987，小于在 1%显著性水平下的临界值，从而不接受原假设，序列不存在单位根，判定剩余序列  $Diesel\_Y_t$  为一组平稳时间序列。再采用 Q 统计量对剩余序列  $Diesel\_Y_t$  进行纯随机性检验，结果如图 5.18 所示，Q 检验统计量的 P 值都非常小（小于显著性水平 0.05），从而断定  $Diesel\_Y_t$  序列属于非白噪声序列，可以建立时间序列模型。

表 5.8  $Diesel\_Y_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-8.958987	0.0000
1% level	-2.636901	
5% level	-1.951332	
10% level	-1.610747	

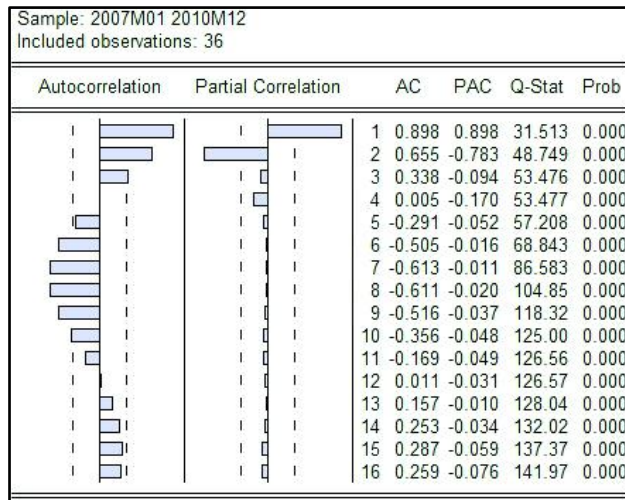


图 5.18  $Diesel\_Y_t$  序列相关函数图示

第二步，对剩余序列  $Diesel\_Y_t$  建立 ARMA 模型。

采用 Box-Jenkins 方法进行模型识别，根据  $Diesel\_Y_t$  序列的自相关函数(ACF)和偏自相关函数(PACF)的统计特性如图 5.18 所示，均表现为拖尾，初步判断时间序列所适合的模型类型为 ARMA (n,m) 模型，且 n 在 2 附近，m 在 3 附近。

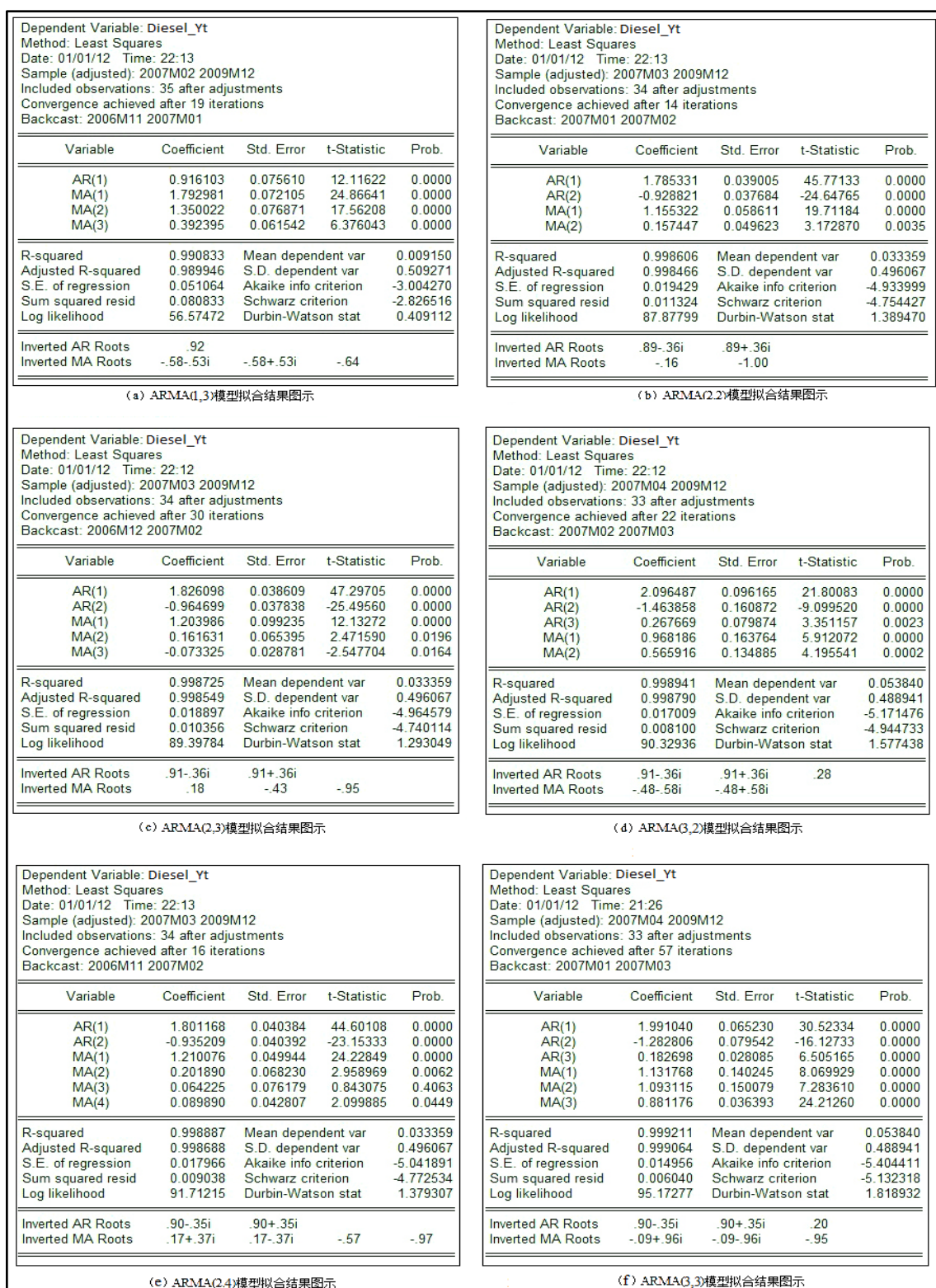


图 5.19 模型拟合结果图

笔者选取 ARMA(1,3)、ARMA(2,2)、ARMA(2,3)、ARMA(3,2)、ARMA(2,4)、ARMA(3,3)六个模型进行拟合，模型拟合结果如图 5.19 所示。根据统计量结果选择最优模型阶数，模型 ARMA(3,3)相对较优，选择模型 ARMA(3,3)为时间序列  $Diesel\_Y_t$  的最优时间序列模型，其参数估计的结果如图 5.19 (f) 所示。

确定时间序列模型后，对模型适应性进行检验，主要是对模型的参数和残差序列进行检验。由图 5.19 (f) 可以看出，参数显著性检验的 P 值远小于 0.05，都通过统计检验。对残差序列进行 Q 检验，其结果见图 5.20。拟合检验统计量的 P 值都大于显著性检验水平 0.05，各阶的相关系数都在 95%的置信区间以内，即可以认为该残差序列为白噪声序列，序列中的有用信息已被提取完毕，通过模型的适应性检验。

则时间序列  $Diesel\_Y_t$  可以由下式表示：

$$Diesel\_Y_t = 1.991Electricity\_Y_{t-1} - 1.283Electricity\_Y_{t-2} + 0.183Electricity\_Y_{t-3} + a_t + 1.132a_{t-1} + 1.093a_{t-2} + 0.881a_{t-3} \quad (5.9)$$

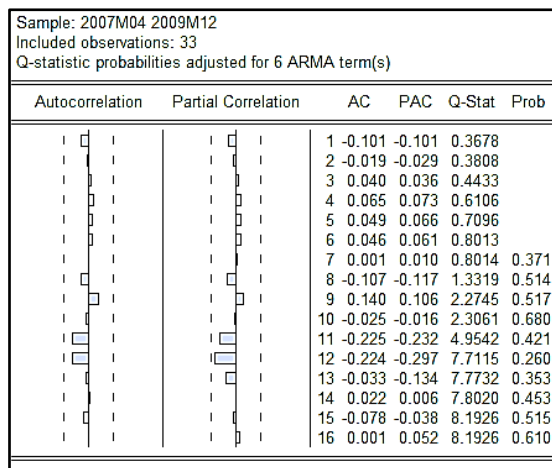


图 5.20 模型 ARMA(3,3)残差序列自相关函数图

第三步，将分别拟合的确定性模型  $f(t)$  与剩余序列  $Diesel\_Y_t$  的时序模型组合起来，得到最终组合模型如下式，对  $Diesel\_TC_t$  序列未来值进行预测，结果如图 5.21 所示：

$$Diesel\_TC_t = f(t) + Diesel\_Y_t = 1.671\ln(t) + 12.153 + 1.991Electricity\_Y_{t-1} - 1.283Electricity\_Y_{t-2} + 0.183Electricity\_Y_{t-3} + a_t + 1.132a_{t-1} + 1.093a_{t-2} + 0.881a_{t-3} \quad (5.10)$$

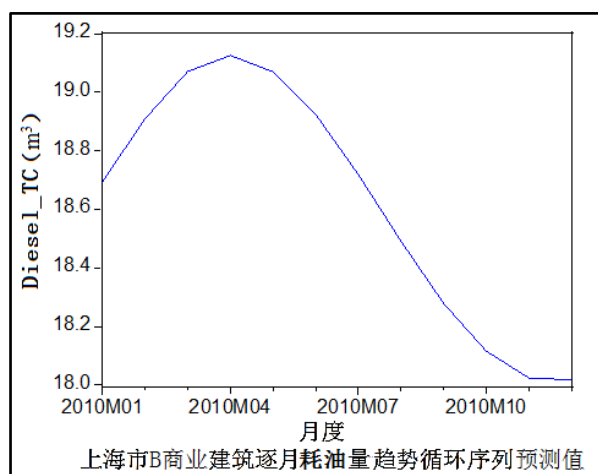
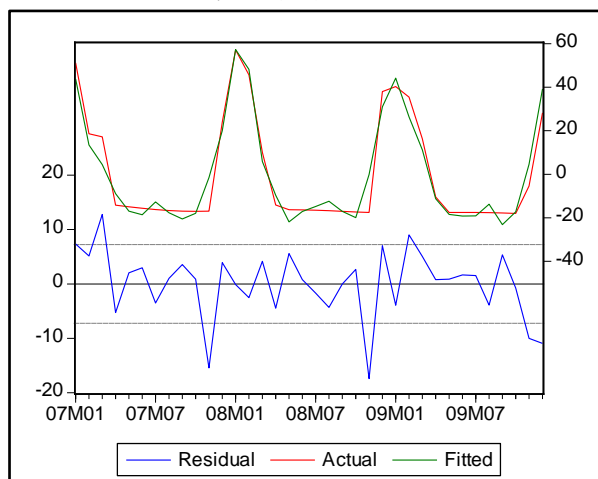


图 5.21 上海市 B 商业建筑 2010 年度逐月耗油量趋势循环序列预测值

### 5.2.3 Diesel $_{SI_t}$ 序列的物理原理化拟合处理与预测

笔者分别采集三组时间序列数据作为拟合公式自变量：1.上海市 2007 年至 2009 年逐月积温值 2 上海市 B 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月工作日天数 3.上海市 B 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月非工作日天数。

根据式 3.28, 将序列  $Diesel_{SI_t}$  作为因变量, 采用 Eviews 软件进行回归拟合, 回归结果的统计量  $R^2$  为 0.932, P 值为 0.0000, 表明序列  $Diesel_{SI_t}$  可以用上述三个自变量充分表示, 图 5.22 为拟合效果图。

图 5.22 上海市 B 商业建筑逐月  $Diesel_{SI_t}$  序列回归拟合结果图

图中 Actual 为序列  $Diesel_{SI_t}$  的原值, Fitted 为拟合值, Residual 为拟合残差, 从图形上看回归拟合的效果理想, 则序列  $Diesel_{SI_t}$  可以用下式表示:

$$\begin{aligned}
 Gas\_SI_t = & -144.4 + 0.0003TEMP_t^2 - 0.305WD_t^2 + 0.137NWD_t^2 - 0.014TEMP_t \cdot WD_t \\
 & - 0.006TEMP_t \cdot NWD_t - 0.007TEMP_t + 17.929WD_t - 1.197NWD_t
 \end{aligned}
 \tag{5.11}$$

分别根据公式 3.23 得到上海市 2010 年逐月积温预测值，并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到上海市 B 商业楼 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值，代入公式 5.11 进行预测，得到序列  $Diesel\_SI_t$  的预测值，如图 5.23。

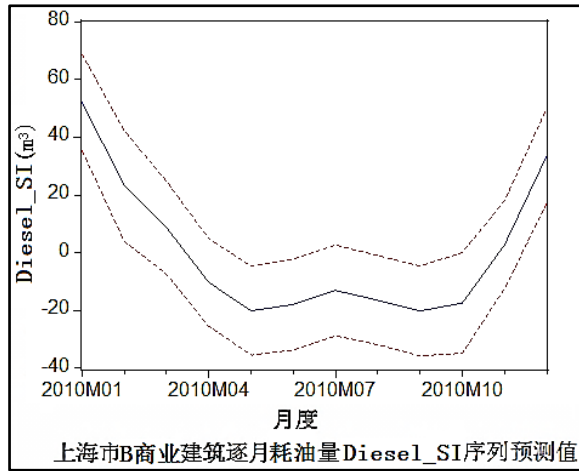


图 5.23 上海市 B 商业建筑 2010 年度逐月耗油量  $Diesel\_SI_t$  序列预测值

#### 5.2.4 建筑物逐月耗油量 Diesel 预测与修正

由公式 (5.10) 得到 2010 年逐月耗油量趋势循环项  $Diesel\_TC_t$  预测值，由公式(5.11)得到 2010 年逐月耗油量  $Diesel\_SI_t$  序列预测值，最后根据公式(3.16)即得到建筑能耗的预测量，即：

$$Diesel_t = Diesel\_TC_t + Diesel\_SI_t
 \tag{5.12}$$

预测结果如图 5.24 所示，对比前三年的耗油量数据如图 5.13，非采暖月份（5-10 月份）的耗油量均为零，因此应该对 5-10 月份的预测值其进行修正，将其调整为 0，得到上海市 B 商业建筑逐月耗油量序列预测修正值，结果如图 5.25 所示。

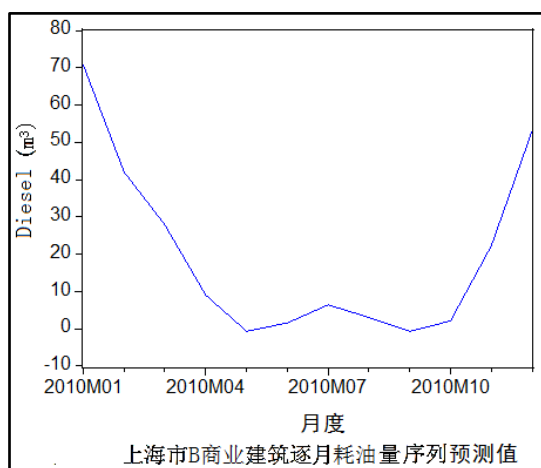


图 5.24 上海市 B 商业建筑 2010 年度逐月耗油量序列预测值

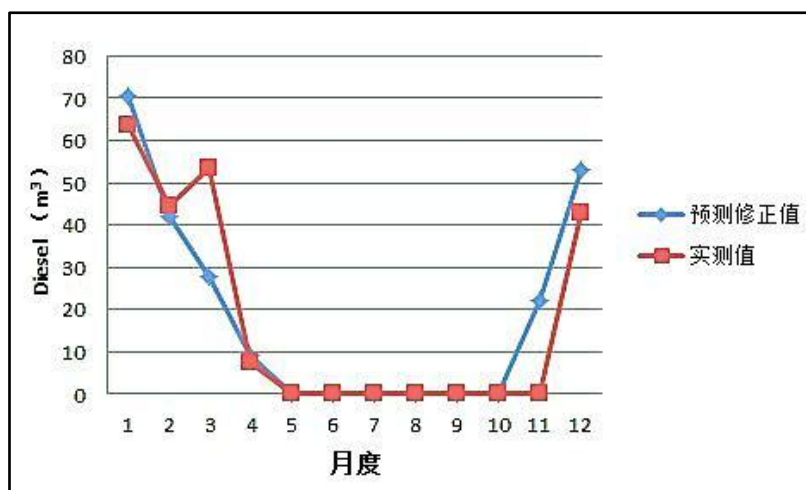


图 5.25 上海市 B 商业建筑逐月耗油量预测修正值与实测值拟合图

由上图可以看出，预测能耗量和实测能耗量有较好的吻合，也反映出预测能耗量与实测能耗量存在一定误差，年度能耗量误差为 5.885%，预测结果较为理想。

## 第 6 章 建筑能耗预测实例分析三——上海市 C 商业建筑

对于逐月出租率有一定变化的建筑物，上述建筑能耗预测的理论与方法有所局限，采用上海市 C 商业建筑进行实例验证。上海市 C 商业建筑，其总建筑面积 91,800 平方米，空调面积约占 80%，办公面积占 73.3%，商业面积占 26.7%，采用冷水机组+燃油锅炉作为冷热源，建筑物的逐月出租率有一定幅度的变化。基于采集 2007 年 1 月至 2009 年 12 月的建筑能耗数据，以用来预测 2010 年的建筑能耗值。该商业逐月统计该建筑的建筑能耗数据，包括用电量与燃油量，并将建筑物的耗电量 Electricity、燃油量 Kerosene 分别进行时间分析预测。

### 6.1 建筑物耗电量 Electricity 预测

#### 6.1.1 电量时间序列的建立与季节调整

记录从 2007 年 1 月到 2009 年 12 月每个月的耗电量，共得到个 36 采样点，构成该建筑电负荷时间序列并作该序列时序图，如图 6.1。

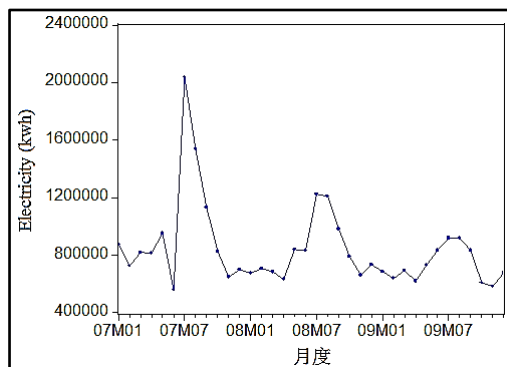


图 6.1 上海市 C 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗电量时序图

耗电量呈现季节特征，利用 Eviews 软件对序列采用 X12 加法模型进行季节调整，季节调整的结果如图 6.2。图 6.2 (a) 显示的是逐月耗电量的季节因子  $Electricity\_S_t$ ；图 6.2 (b) 显示的是逐月耗电量的不规则因子  $Electricity\_I_t$ ；图 6.2 (c) 显示的是提出季节因子和不规则因子后所得到的趋势循环项



$Electricity\_TC_t$ ; 图 6.2 (d) 显示的是将提出季节因子和不规则因子相加构成的序列  $Electricity\_SI_t$ 。

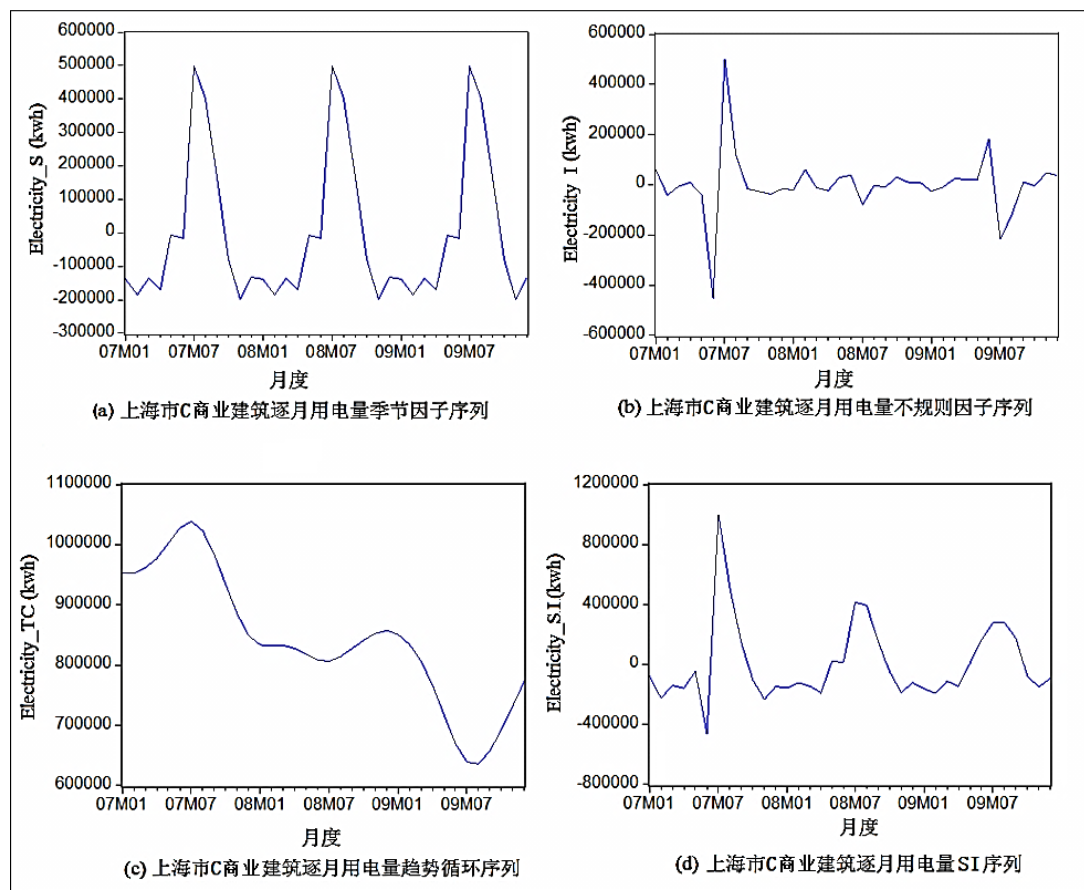


图 6.2 上海市 C 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗电量的季节调整结构（加法模型）

### 6.1.2 $Electricity\_TC_t$ 序列的时序模型建立与预测

表 6.1  $Electricity\_TC_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-2.276112	0.0242
1% level	-2.641672	
5% level	-1.952066	
10% level	-1.610400	

首先采用假设检验法对  $Electricity\_TC_t$  序列进行平稳性检验，检验结果见表 6.1 所示，单位根的 t 检验统计量值为 -2.276112，在 1%、5%、10% 三个显著性水

平下，单位根检验的临界值分别-2.641672、-1.952066、-1.610400，结果说明在5%的显著性水平下大于相应的临界值，则接受原假设，表示序列不存在单位根，可以认为  $Electricity\_TC_t$  序列为一组平稳性时间序列。由上述分析表明，可以采用平稳性  $TC_t$  序列模型的方法，对  $Electricity\_TC_t$  序列直接进行建立时间序列模型并预测。

在对  $Electricity\_TC_t$  序列进行建立时间序列模型之前，还需进行纯随机性检验。采用 Q 统计量进行检验， $Electricity\_TC_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数(PACF)的统计特性如图 6.3 所示，Q 检验统计量的 P 值都非常小（小于显著性水平 0.05），判定  $Electricity\_TC_t$  序列属于非白噪声序列，可以建立时间序列模型，即对  $Electricity\_TC_t$  序列直接建立 ARMA 模型。

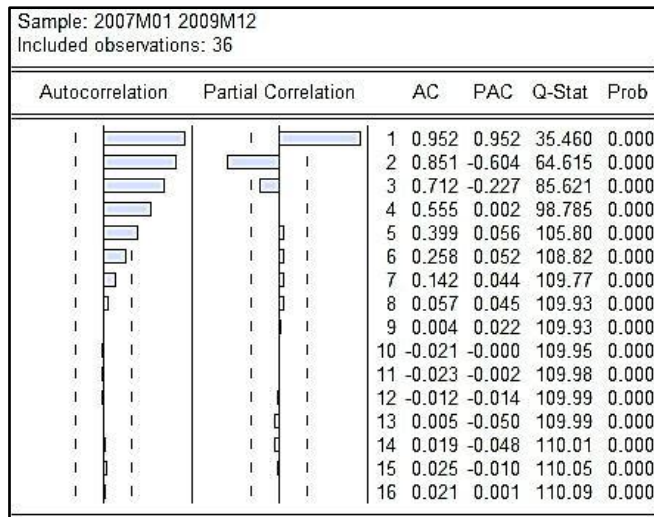


图 6.3  $Electricity\_TC_t$  序列相关函数图示

首先采用 Box-Jenkins 方法进行模型识别，根据  $Electricity\_TC_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数(PACF)的统计特性如图 6.3，自相关函数图显示为拖尾，偏自相关函数图显示为拖尾，初步判断时间序列所适合的模型类型为 ARMA(n, m)模型，且 n 在 2 附近, m 在 5 附近。笔者选取 ARMA(1,5)、ARMA(1,6)、ARMA(2,4)、ARMA(2,5)、ARMA(2,6)、ARMA(3,5)六个模型进行拟合，模型拟合结果如图 6.4 所示。根据统计量结果选择最优模型阶数，按所建模型的 AIC 准则函数值与 BIC 准则函数(Schwarz 信息准则)值，模型 ARMA(2,4)、ARMA(3,5) 相对较优，然而有的参数的显著性检验的 P 值远大于 0.05，未通过显著性检验，所以根据上述分析得以判断，模型 ARMA(1,6)为时间序列  $Electricity\_TC_t$  的最优时间序列模型，其参数估计的结果如图 6.4 (b) 所示。

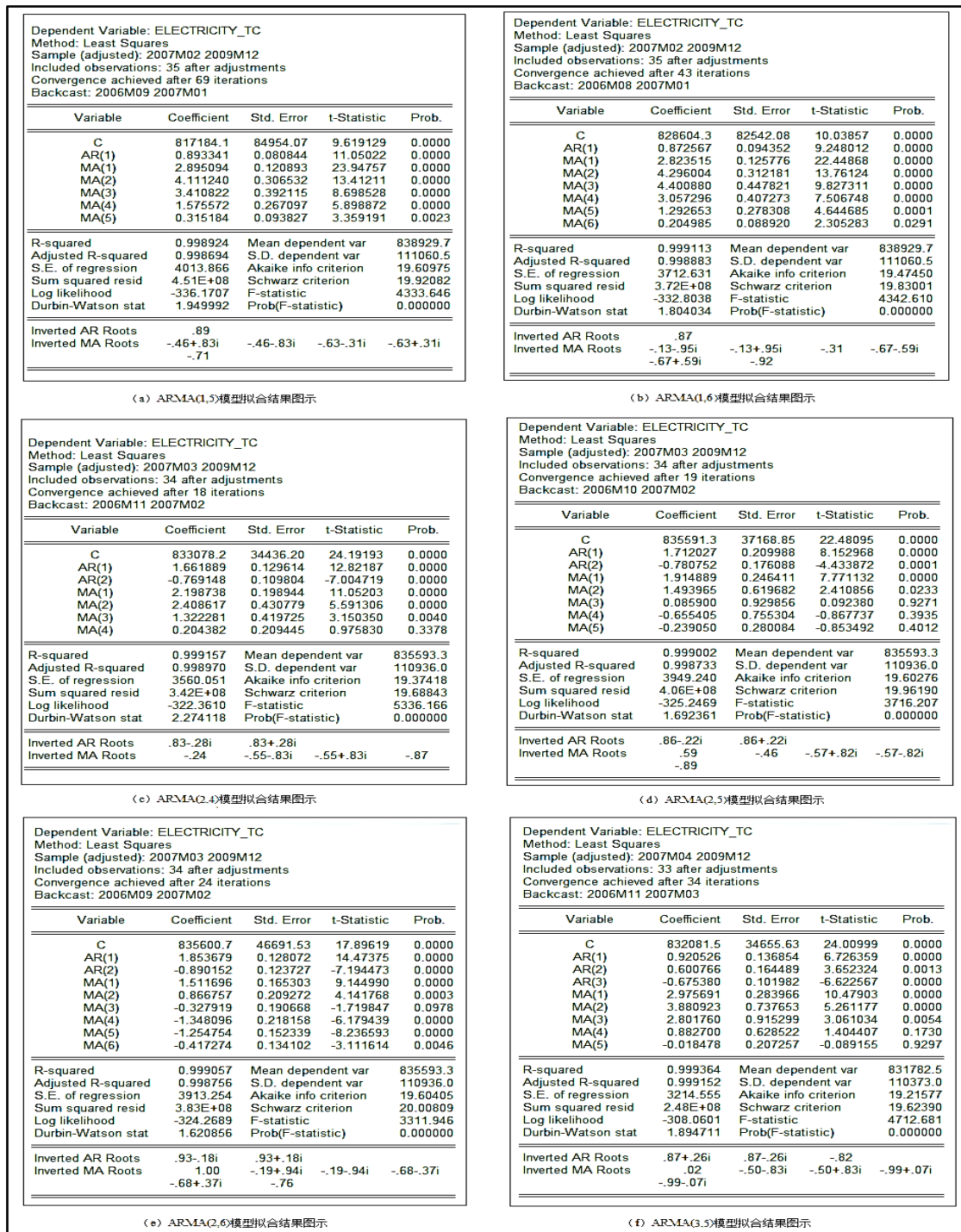


图 6.4 Electricity\_TC 序列模型拟合结果图

确定时间序列模型后，对模型进行适应性检验。由图 6.4 (b) 所示，参数显著性检验的 P 值均小于 0.05，通过统计检验。然后对残差序列进行 Q 检验，其

结果见图 6.5，拟合检验统计量的 P 值都大于显著性检验水平 0.05，各阶的相关系数都在 95%的置信区间以内，即判断该残差序列为白噪声序列，序列中的有用信息已被提取完毕，通过模型的适应性检验。

则时间序列  $Electricity\_TC_t$  可以由下式表示并预测未来值，结果如图 6.6 所示：

$$Electricity\_TC_t = a_t + 828604.3 + 0.873Electricity\_TC_{t-1} + 2.824a_{t-1} + 4.296a_{t-2} + 4.4a_{t-3} + 3.057a_{t-4} + 1.29a_{t-5} + 0.205a_{t-5} \quad (6.1)$$

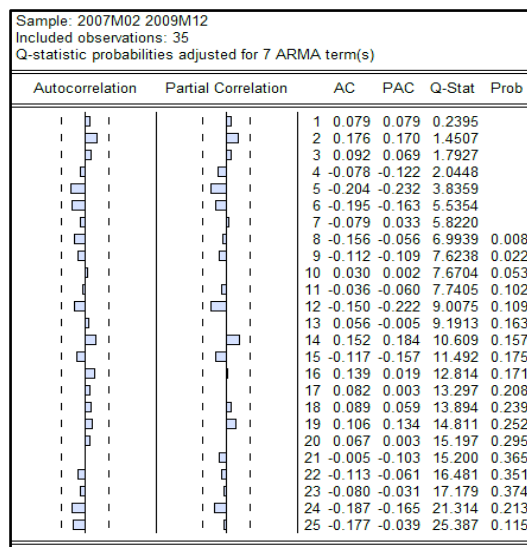


图 6.5 模型 AR(1,6)残差序列自相关函数图

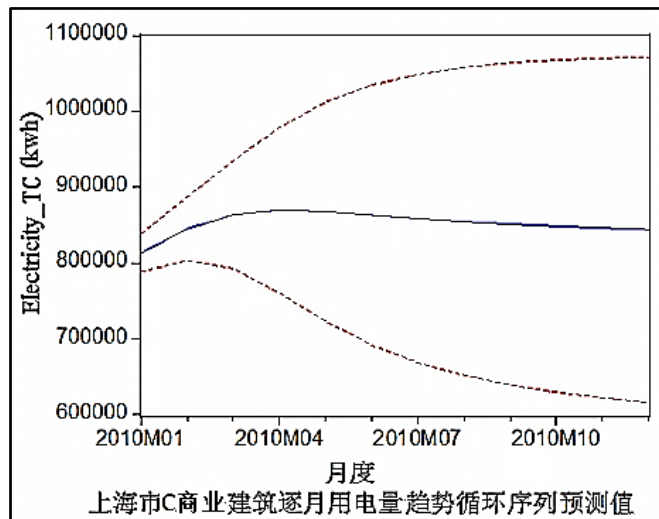


图 6.6 上海市 C 商业建筑 2010 年度逐月耗电量趋势循环序列预测值

### 6.1.3 $Electricity\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测

在对建筑物的逐月耗电量的预测中，笔者分别采集四组时间序列数据作为拟合公式自变量：1.上海市 2007 年至 2009 年逐月积温值 2.上海市 2007 年至 2009 年逐月相对湿度平均值 3.上海市 C 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月工作日天数 4.上海市 C 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月非工作日天数。

根据式 3.28，将序列  $Electricity\_SI_t$  作为因变量，采用 Eviews 软件进行回归拟合，回归结果的统计量  $R^2$  为 0.779，P 值为 0.0000，统计结果表明序列  $Electricity\_SI_t$  可以用上述三个自变量充分表示，图 6.7 为拟合效果图，从图形上看回归拟合的效果较为理想，则序列  $Electricity\_SI_t$  可以用下式表示：

$$\begin{aligned}
 Electricity\_SI_t = & -11694224 + 2.43TEMP_t^2 - 1325.153RH_t^2 - 9353.82WD_t^2 \\
 & + 936.217NWD_t^2 + 186.164TEMP_t \cdot WD_t + 192.138TEMP_t \cdot NWD_t \\
 & - 1471.48RH_t \cdot WD_t - 1962.091RH_t \cdot NWD_t - 7634.309TEMP_t \\
 & + 229105.9RH_t + 444381.6WD_t + 56405.54NWD_t
 \end{aligned}
 \tag{6.2}$$

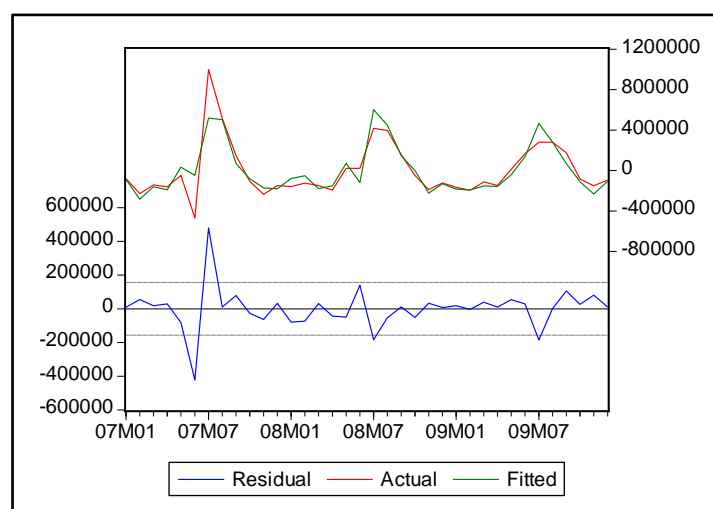


图 6.7 上海市 C 商业建筑逐月  $Electricity\_SI_t$  序列回归拟合结果图

分别根据公式 3.23 与公式 3.28 所得到上海市 2010 年逐月积温预测值与上海市 2010 年逐月相对湿度平均值预测值，与并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到上海市 C 商业建筑 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值，代入公式 6.2 进行预测，得到序列  $Electricity\_SI_t$  的预测值，如图 6.8。

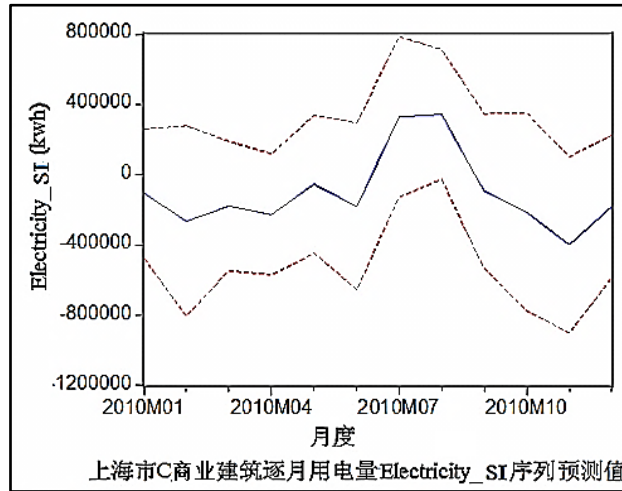


图 6.8 上海市 C 商业建筑 2010 年度逐月耗电量  $Electricity\_SI_t$  序列预测值

#### 6.1.4 建筑物逐月耗电量 Electricity 预测

由公式 (6.1) 与公式 (6.2) 分别得到了 2010 年逐月耗电量趋势循环项  $Electricity\_TC$  预测值与 2010 年逐月耗电量  $Electricity\_SI_t$  序列预测值, 由公式 (3.16) 即得到建筑能耗的预测值, 预测结果如图 6.9 所示:

$$Electricity_t = Electricity\_TC_t + Electricity\_SI_t \quad (6.3)$$

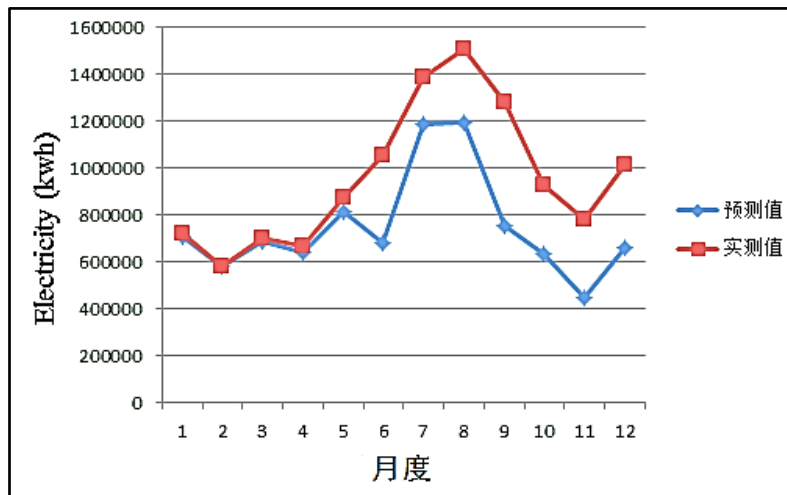


图 6.9 上海市 C 商业建筑逐月耗电量预测值与实测值拟合图

由上图可以看出, 能耗量的预测情况不理想, 每个月均有一个负误差, 年度能耗量误差为-21.817%。对此能耗预测结果所出现的较大偏差, 笔者对 C 商业楼

2007 年至 2010 年四年的实测耗电量情况进行了调研分析，分析结果如下：2007 年的出租率接近租户全满的情况，实测建筑年度总耗电量为 11,631,575(kWh)；2008 年全球金融危机出现，导致 C 楼的出租率下降约 20%，实测建筑年度总耗电量为 9,980,145(kWh)，环比下降约 14%；2009 年出租率依然在接近 2008 年的较低水平，实测建筑年度总耗电量为 8,747,140 (kWh)，环比下降约 12%；2010 年经济开始复苏，出租率逐渐恢复到租户全满的水平，实测建筑年度总耗电量为 8,747,140 (kWh)，环比上升约 31%，这样的建筑实际耗电量急剧上升导致了预测模型结果的不准确。然而在本论文中，并没有将出租率作为自变量因子放进建筑能耗预测模型中，是因为涉及到公司的商业机密，所调研的楼宇并不愿意将出租率公开，得不到出租率的准确数值，不能得到准确的数学预测模型。因此对于出租率变化较大的楼宇，本文的建筑能耗模拟方法有所局限。

## 6.2 建筑物燃油量 Kerosene 预测

### 6.2.1 煤油时间序列的建立与季节调整

记录上海市 C 商业建筑从 2007 年 1 月到 2009 年 12 月共 36 个月的耗油量，构成该建筑用气量时间序列并作该序列时序图，如图 6.10。观察时序图可以发现，这三年的非采暖月份（5-10 月份）的煤油量均为零。

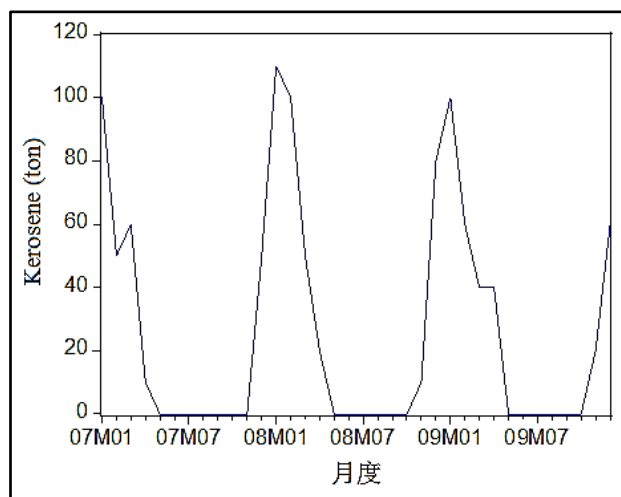


图 6.10 上海市 C 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗油量时序图

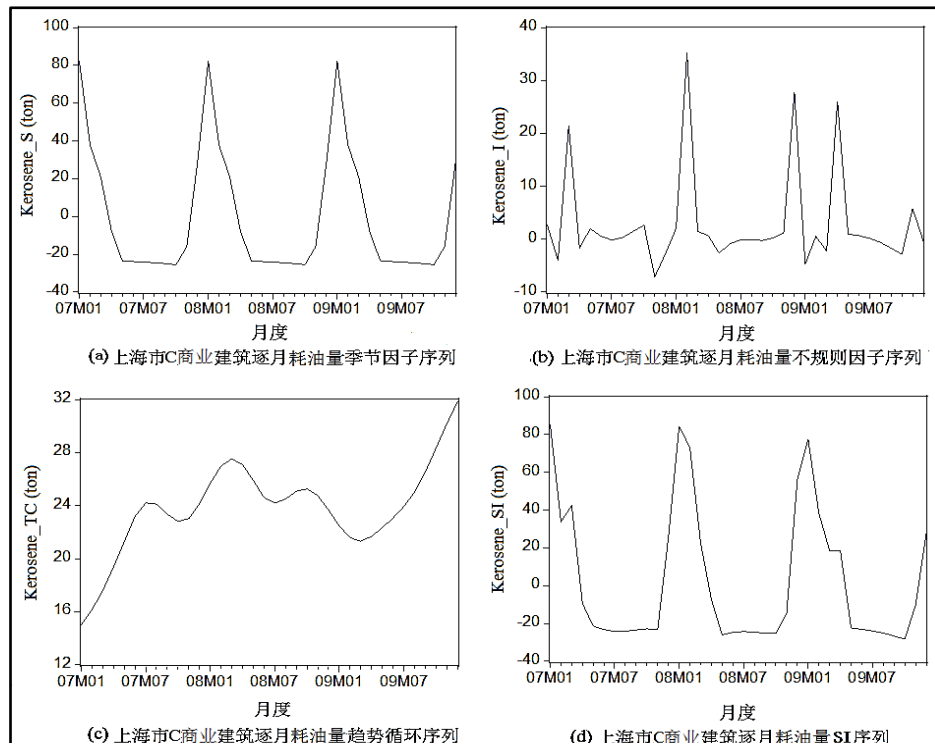


图 6.11 上海市 C 商业建筑 2007-2009 年度逐月耗油量的季节调整结构（加法模型）

利用 Eviews 软件对序列采用 X12 加法模型进行季节调整，季节调整的结果如图 6.11 所示。图 6.11 (a) 显示的是上海市 C 商业建筑逐月耗油量的季节因子  $Kerosene_S$ ；图 6.11 (b) 显示的是逐月耗油量的不规则因子  $Kerosene_I$ ；图 6.11 (c) 显示的是提出季节因子和不规则因子后所得到的趋势循环项  $Kerosene_{TC}$ ；图 6.11 (d) 显示的是将提出季节因子和不规则因子相加构成的序列  $Kerosene_{SI}$ 。

### 6.2.2 $Kerosene_{TC}$ 序列的时序模型建立与预测

表 6.2  $Kerosene_{TC}$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-0.638285	0.8480
1% level	-3.653730	
5% level	-2.957110	
10% level	-2.617434	

首先采用单位根 (Unit Root Test) 检验法对  $Kerosene_{TC}$  序列进行平稳性检



验, 检验结果见表 6.2 所示。单位根的  $t$  检验统计量值为-0.638285, 显然都大于在 1%、5%、10% 三个显著性水平下相应的临界值, 则接受原假设, 表示序列存在单位根, 即  $Kerosene\_TC_t$  序列不平稳, 是一组趋势性时间序列, 应该采用非平稳性  $TC_t$  序列模型的方法, 即组合模型进行建模与预测, 即模型形式为:

$$Kerosene\_TC_t = f(t) + Kerosene\_Y_t \quad (6.4)$$

第一步, 确定模型  $f(t)$ 。采用 SPSS 软件中 Regression 中 Curve Estimation 模块对  $Kerosene\_TC_t$  序列, 以时间  $t$  为自变量, 选取不同的数学函数进行回归拟合, 回归拟合结果如表 6.3 所示。

表 6.3 上海市 C 商业建筑逐月耗油量  $Kerosene\_TC_t$  序列与时间  $t$  回归拟合统计结果

模型类型	$R^2$	F 检验值
Linear 直线方程	0.344	17.816
Logarithmic: 对数方程	0.509	35.187
Inverse 倒数方程	0.495	33.306
Quadratic 二次函数方程	0.386	10.353
Cubic 三次函数方程	0.881	79.302
Compound 复合曲线方程	0.344	17.865
Power 幂函数方程	0.562	43.595
S 形曲线方程	0.596	50.182
Growth 等比级数曲线方程	0.344	17.865
Exponential 指数方程	0.344	17.865
Logistic 逻辑曲线方程	0.344	17.865

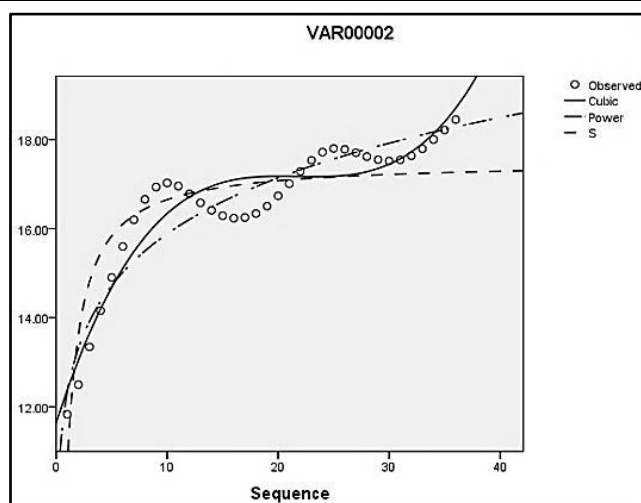


图 6.12 上海市 B 商业建筑逐月  $Electricity\_TC_t$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图

根据回归结果的统计量，选取三次函数（Cubic）、幂函数（Power）与 S 形曲线（S）作为备选模型方程，作其拟合效果图进行分析，如图 6.12。

由上图可以看出，三次多项式函数（Cubic）与 S 形曲线（S）将可能导致预测值出现较大偏差，因此选择幂函数（Power）作为确定性模型  $f(t)$ ，表 6.4 为模型回归系数表，拟合结果如图 6.13 所示，图中 Actual 为序列  $Kerosene\_TC_t$  的原值，Fitted 为拟合值，Residual 为拟合残差。

表 6.4 上海市 C 商业建筑逐月用电量  $Kerosene\_TC_t$  序列与时间 t 幂函数回归系数表  
(因变量为  $\ln(Kerosene\_TC_t)$ )

	系数值	t 值	显著性水平 Sig.
$\ln(t)$	0.132	6.603	0.0000
常数 C	16.615	17.961	0.0000

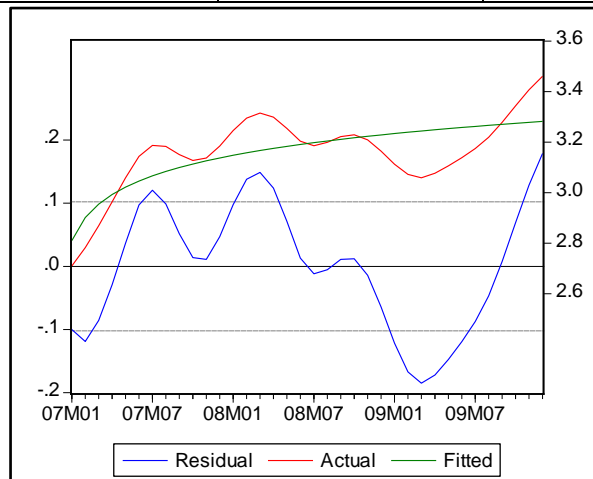


图 6.13 上海市 C 商业建筑逐月  $Kerosene\_TC_t$  序列  $f(t)$  函数回归拟合结果图 2

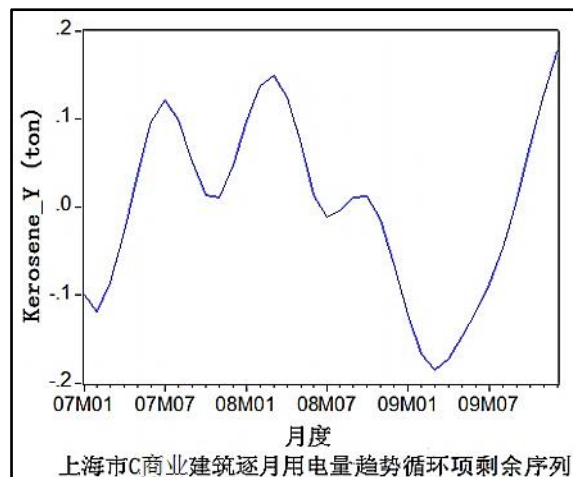


图 6.14 上海市 C 商业建筑 2007-2009 年度逐月用电量趋势循环项剩余序列图

则  $Kerosene\_TC_t$  序列的确定性模型  $f(t)$  表达为

$$f(t) = t^{0.13} e^{-1t} \quad (6.5)$$

然后对得到的剩余序列  $Kerosene\_Y_t = Kerosene\_TC_t - f(t)$  如图 6.14 进行平稳性检验与纯随机性检验。

采用单位根检验法进行平稳性检验，检验结果见表 6.5，单位根的 t 检验统计量为 -2.032237，小于在 5% 的显著性水平下的临界值 -1.951687，从而可以认为不接受原假设，序列不存在单位根，即剩余序列  $Kerosene\_Y_t$  为一组平稳时间序列。再对剩余序列  $Kerosene\_Y_t$  进行纯随机性检验，本文采用 Q 统计量进行检验，见图 6.15 所示，Q 检验统计量的 P 值都非常小（小于显著性水平 0.05），从而断定  $Kerosene\_Y_t$  序列属于非白噪声序列，是一组具有记忆的序列，可以建立时间序列模型。

表 6.5  $Kerosene\_Y_t$  序列单位根检验结果

	t 检验统计量	P 值.
ADF 检验统计量	-2.032237	0.0420
1% level	-2.639210	
5% level	-1.951687	
10% level	-1.610579	

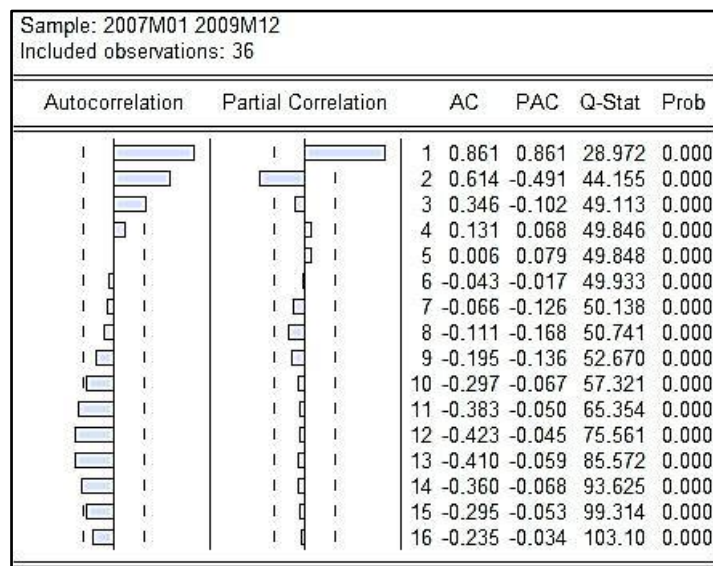


图 6.15  $Kerosene\_Y_t$  序列相关函数图示

第二步，对剩余序列  $Kerosene\_Y_t$  建立 ARMA 模型。

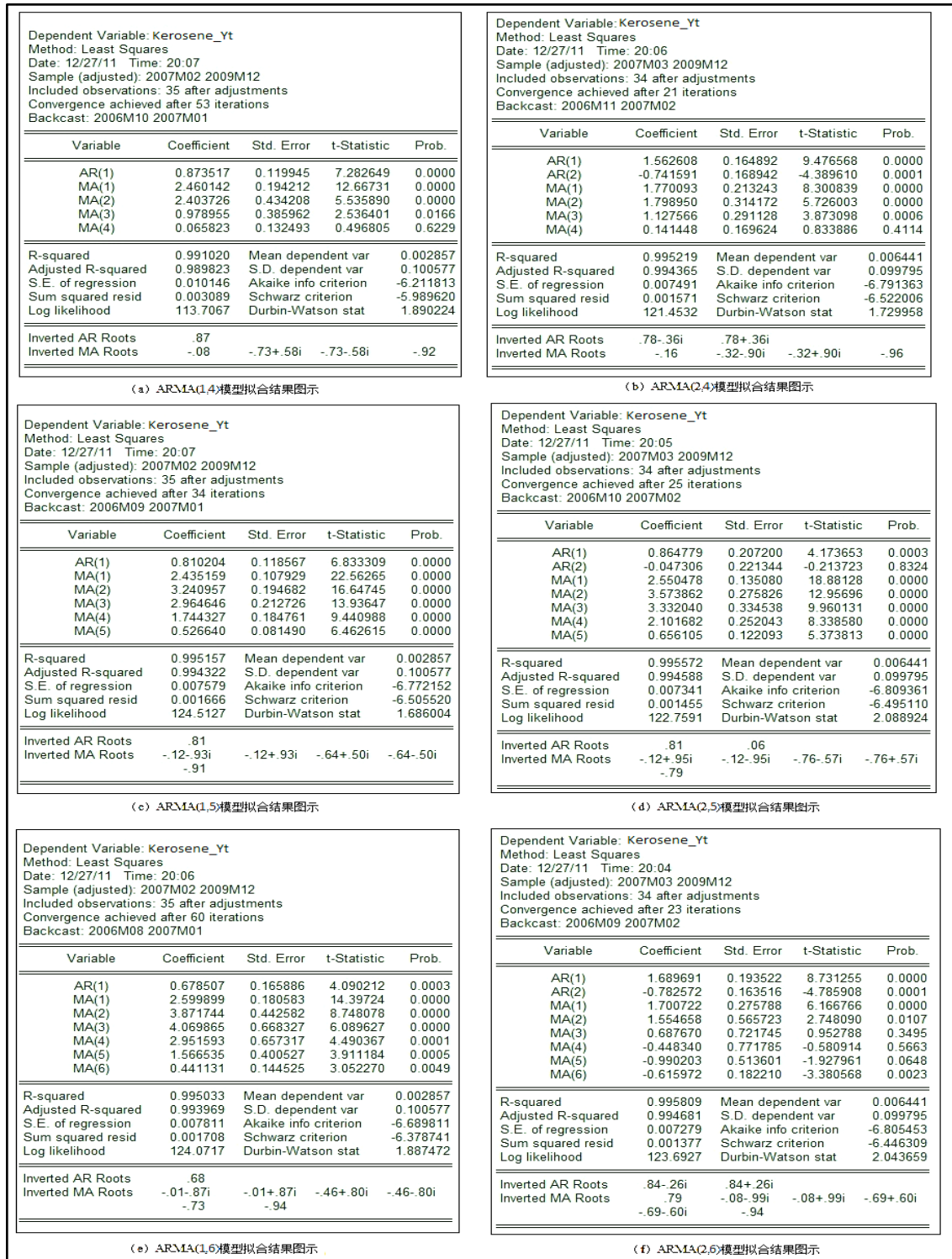


图 6.16  $Kerosene\_Y_t$  序列模型拟合结果图

根据  $Kerosene\_Y_t$  序列的自相关函数 (ACF) 和偏自相关函数 (PACF) 的统计特性如图 6.15 所示, 初步判断时间序列所适合的模型类型为 ARMA (n, m) 模型, 且 n 在 2 附近, m 在 4 附近。笔者选取 ARMA(1,4)、ARMA(1,5)、ARMA(1,6)、ARMA(2,4)、ARMA(2,5)、ARMA(2,6) 六个模型进行拟合, 模型拟合结果如图 6.16 所示。根据统计量结果选择最优模型阶数, 模型 ARMA(1,5) 的 AIC 准则函数值与 BIC 准则函数 (Schwarz 信息准则) 值相对较优, 参数均通过显著性检验, 初步判断模型 ARMA(1,5) 为时间序列  $Kerosene\_Y_t$  的最优时间序列模型, 其参数估计的结果如图 6.16 (c) 所示。

确定时间序列模型后, 对模型适应性进行检验, 主要是对模型的参数和残差序列进行检验。由图 6.16 (c) 可以看出, 参数显著性检验的 P 值远小于 0.05, 都通过统计检验。对残差序列进行 Q 检验, 其结果见图 6.17。拟合检验统计量的 P 值并没有显著大于显著性检验水平 0.05, 不可以认为该残差序列为白噪声序列, 说明序列中的有用信息并没有被提取完毕, 未通过模型的适应性检验, 则对模型进行重新选择。

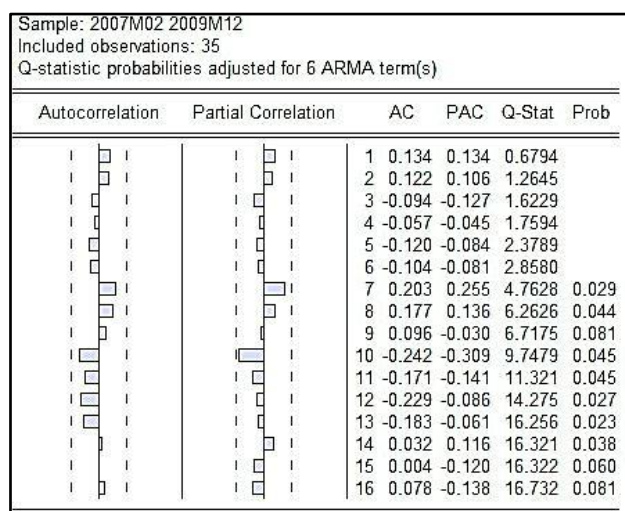


图 6.17 模型 ARMA(1,5) 残差序列自相关函数图

根据统计量结果选择模型 ARMA(1,6), 其 AIC 准则函数值与 BIC 准则函数 (Schwarz 信息准则) 值相对较优, 参数均通过显著性检验, 其参数估计的结果如图 6.16 (e) 所示, 然后对模型适应性进行检验。参数显著性检验的 P 值远小于 0.05, 都通过统计检验。对残差序列进行 Q 检验, 其结果见图 6.18。拟合检验统计量的 P 值大于显著性检验水平 0.05, 可以认为该残差序列为白噪声序列, 说明序列中的有用信息已被提取完毕, 通过了模型的适应性检验。

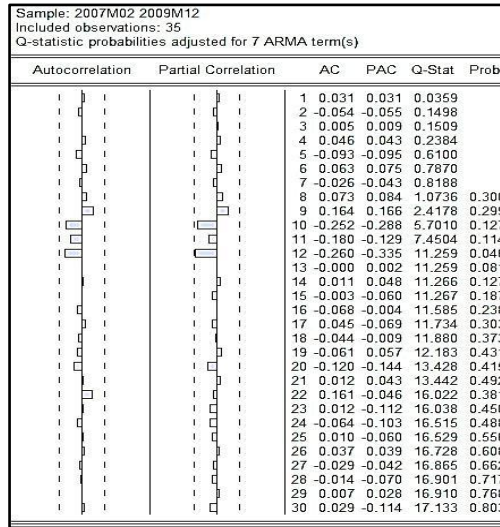


图 6.18 模型 ARMA(1,6)残差序列自相关函数图

则时间序列  $Kerosene\_Y_t$  可以由下式表示:

$$\begin{aligned}
 Kerosene\_Y_t = & 0.679Kerosene\_Y_{t-1} + a_t + 2.6a_{t-1} + 3.872a_{t-2} \\
 & + 4.07a_{t-3} + 2.952a_{t-4} + 1.567a_{t-5} + 0.441a_{t-6}
 \end{aligned} \tag{6.6}$$

第三步, 将分别拟合的确定性模型  $f(t)$  与剩余序列  $Kerosene\_Y_t$  的时序模型组合起来, 得到最终组合模型如下式, 对  $Kerosene\_TC_t$  序列未来值进行预测, 结果如图 6.19 所示:

$$\begin{aligned}
 Kerosene\_TC_t = & f(t) + Kerosene\_Y_t \\
 = & t^{0.132} \cdot e^{16.615} + 0.679Kerosene\_Y_{t-1} + a_t + 2.6a_{t-1} + 3.872a_{t-2} \\
 & + 4.07a_{t-3} + 2.952a_{t-4} + 1.567a_{t-5} + 0.441a_{t-6}
 \end{aligned} \tag{6.7}$$

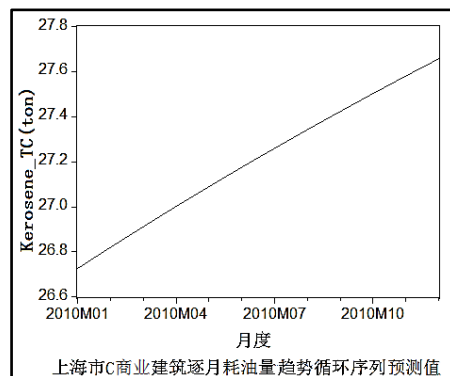


图 6.19 上海市 C 商业建筑 2010 年度逐月耗油量趋势循环序列预测值

### 6.2.3 $Kerosene\_SI_t$ 序列的物理原理化拟合处理与预测

在对建筑物的逐月燃油量的预测中，不将相对湿度作为自变量引入拟合模型，分别采集三组时间序列数据作为拟合公式自变量：1.上海市 2007 年至 2009 年逐月积温值 2 上海市 C 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月工作日天数 3.上海市 C 商业建筑 2007 年至 2009 年逐月非工作日天数。

根据式 3.28，将序列  $Kerosene\_SI_t$  作为因变量，采用 Eviews 软件进行回归拟合，回归结果的统计量  $R^2$  为 0.903，P 值为 0.0000，表明序列  $Kerosene\_SI_t$  可以用上述三个自变量充分表示，图 6.20 为拟合效果图，图中 Actual 为序列  $Kerosene\_SI_t$  的原值，Fitted 为拟合值，Residual 为拟合残差，从图形上看回归拟合的效果理想，则序列  $Kerosene\_SI_t$  可以用下式表示：

$$\begin{aligned} Kerosene\_SI_t = & -271.317 + 0.0003TEMP_t^2 - 0.41WD_t^2 - 0.063NWD_t^2 \\ & - 0.015TEMP_t \cdot WD_t - 0.015TEMP_t \cdot NWD_t \\ & + 23.746TEMP_t + 9.489WD_t + 0.035NWD_t \end{aligned} \quad (6.8)$$

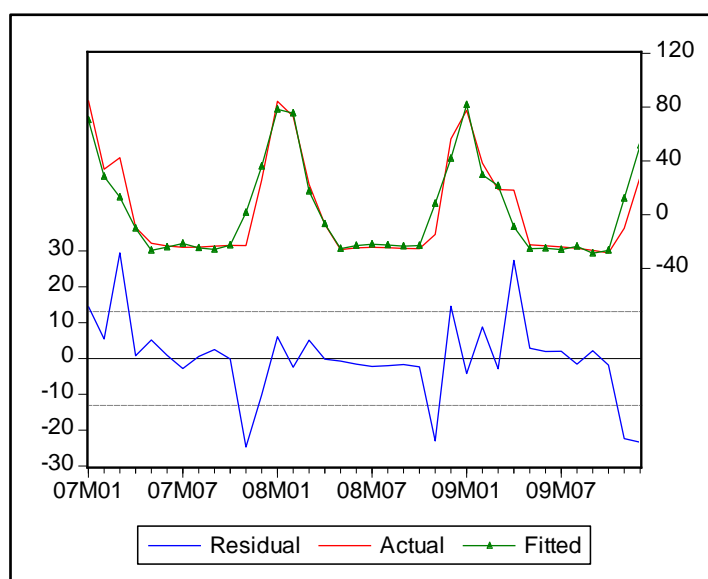


图 6.20 上海市 C 商业建筑逐月  $Kerosene\_SI_t$  序列回归拟合结果图

分别根据公式 3.23 得到上海市 2010 年逐月积温预测值与上海市 2010 年逐月相对湿度平均值预测值，并根据 2010 年的年历以及国务院公布的节假日安排得到上海市 C 商业楼 2010 年的逐月工作日天数与逐月非工作日天数的预测值，代入公式(6.8)进行预测，得到序列  $Kerosene\_SI_t$  的预测值，如图 6.21。

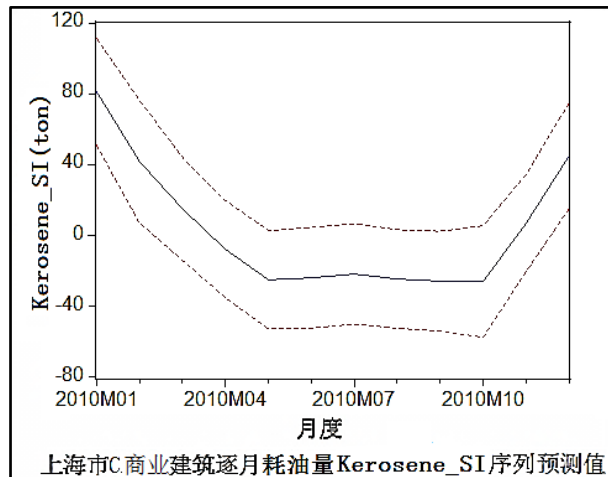


图 6.21 上海市 C 商业建筑 2010 年度逐月用气量  $Kerosene\_SI_t$  序列预测值

#### 6.2.4 建筑物逐月耗油量 Kerosene 预测与修正

由公式 (6.7) 得到 2010 年逐月耗油量趋势循环项  $Kerosene\_TC_t$  预测值, 由公式(6.8)得到 2010 年逐月耗油量  $Kerosene\_SI_t$  序列预测值, 最后根据公式(3.16)即得到建筑能耗的预测量, 即:

$$Kerosene_t = Kerosene\_TC_t + Kerosene\_SI_t \quad (6.9)$$

预测结果如图 6.22 所示, 对比前三年的耗油量数据如图 6.10, 非采暖月份 (5-10 月份) 的煤油量均为零, 因此应该对 5-10 月份的预测值其进行修正, 将其调整为 0, 得到上海市 C 商业建筑逐月耗油量序列预测修正值, 结果如图 6.23 所示。

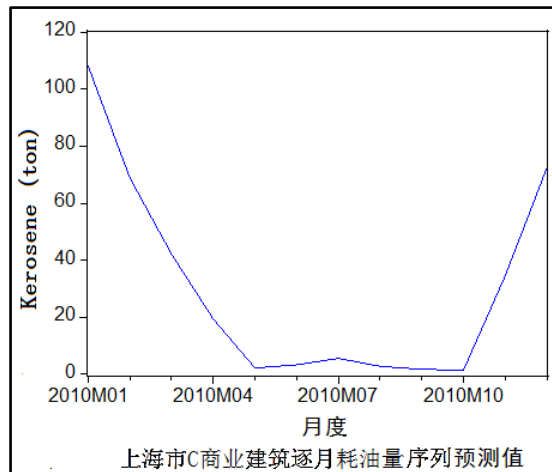


图 6.22 上海市商业建筑 2010 年度逐月耗油量序列预测值



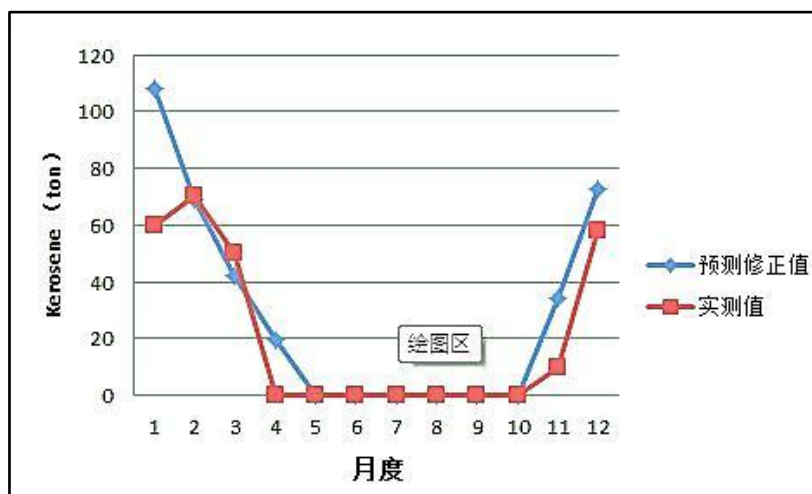


图 6.23 上海市 B 商业建筑逐月耗油量预测修正值与实测值拟合图

由上图可以看出，能耗量的预测情况不理想，年度能耗量误差为-28.175%。能耗预测结果出现的较大偏差。笔者对 C 商业建筑 2007 年至 2010 年四年的实测耗油量情况进行了调研分析，分析出现较大误差的原因如下：C 商业建筑的逐月耗油量数据并不是采用流量计等计量仪器进行读表实测，而是记录的逐月煤油的采购量，但逐月采购量并不是逐月实际耗油量，而且在年末的时候常常会采购较多的煤油储存，还存在某月资金充足购买数量较多或某月资金紧缺购买数量较少的情况。对于这样的耗油量记录方式，打乱了建筑能耗时间序列数据自身的时间相关性，所采集的时间序列数据并不准确，导致了建筑能耗预测的不准确。因此，对于逐月能耗数据是逐月能源采购量，而并非实际能耗量的情况，不适合采用时间序列分析方法进行建立建筑能耗预测模型以预测能耗。

## 第 7 章 结论与展望

本文将时间序列分析方法应用到商用建筑能耗的分析和预测研究中, 基于历史数据与物理化原理, 提出一种普适性的建筑能耗预测模型的建模方法, 并将其运用到不同商业建筑, 建立模型对其建筑能耗进行预测验证、分析与评价, 最终得到了以下一些结论:

(1) 基于时间序列分析的方法来预测建筑能耗, 是一种有效而准确的方法。由于建筑系统的惯性, 建筑能耗时间数据彼此相关, 在考虑一定随机性变化的基础上, 下一个时刻的能耗基本上决定于过去能耗的情况。

(2) 根据专业领域的物理原理, 采用回归拟合的方法对模型进行物理原理化处理, 更具有物理意义与实际效应。将建筑逐月能耗的四个主要影响因子, 引入建筑能耗预测模型: 1. 逐月积温值 2. 逐月相对湿度平均值 3. 逐月工作日天数 4. 逐月非工作日天数。

(3) 通过本课题的研究, 验证了基于时间序列分析的建筑能耗预测方法在实际中的可行性, 分别对三栋商业建筑能耗的逐月数据进行实例分析, 建立基于时间序列分析并加入物理原理化处理的数据驱动模型, 并进行检验与修正, 对于逐月出租率变化不大的建筑物, 取得较好的建筑能耗预测结果。

(4) 本文所提出的基于时间序列分析的建筑能耗预测方法适用于逐月出租率基本不变的商业建筑, 具有一定的局限性。由于本能耗预测方法的研究对象为逐月出租率基本不变的商业建筑, 因此不适用于预测逐月出租率有一定变化的建筑物的能耗值。且该方法所预测的建筑能耗结果是全年的建筑总能耗值, 不能够预测建筑物的分项能耗。

通过本文的探索性研究, 为时间序列分析方法在本专业领域, 尤其是建筑能耗的分析和预测方面的应用提供了参考和借鉴。

本课题的研究取得了令人满意的效果, 但是也由于主、客观方面的原因还存在一些问题和不足, 需要后续研究来完善和改进:

(1) 所采集的时间序列样本数量需要扩充。本文采集了前三年一共 36 个建筑能耗采样点的数据, 以预测第四年 12 个月的建筑能耗值。随着时间序列积累的时期越长, 时间序列样本数据数量越大, 对时间序列的数据挖掘的研究更为客

观,因此时间序列数据的进行分析的历史时间序列数据还需要进一步积累与扩充,以提高建筑能耗的预测结果的准确性。

(2) 引入的物理化变量需要充分挖掘。在论文研究阶段,一些建筑能耗影响因素由于调查的结果不清晰而无法作为模型开发的原始数据,例如商业建筑物的逐月出租率;天气参数变量也需要增加,例如太阳辐射等。在后续研究中,应对影响因子充分调研与研究分析,并更加全面地分析影响建筑能耗的因素,扩大数据库容量,提高影响因子数据的准确性,增加建筑能耗影响因子的自变量个数,进一步完善建筑能耗预测模型。

(3) 预测模型需要更加完善全面。本文对引入的天气参数的预测,采用的是加权预测的方法,带入建筑能耗预测模型较为简易方便却不够准确,未将全球性历史气候变化加以考虑。在以后对建筑物能耗预测的研究中,应将进一步结合气候变化影响预估的未来天气参数,也是作为未来建筑能源需求预测的重要前提。

(4) 扩大基于时间序列分析的建筑能耗预测方法的适用性。由于条件的限制,本文研究的建筑能耗预测方法是基于公共商业建筑的能耗分析,且不能够预测建筑物的分项能耗值。在后续的研究工作中,应该将居住建筑、工业建筑等多形态模型的建筑加以研究分析,开发更具有普适性的建筑能耗预测方法。

## 致谢

两年半的学习和科研工作终于汇集成这本论文文稿,给我的硕士研究生生活画上了圆满的句号。在毕业论文即将截稿之际,回顾在同济大学的这段校园生活不禁感慨万分,其中有快乐欣喜,也有低落踌躇,最大的收获是自己在学习生活各个方面的成熟和进步,以及对社会的了解与认知。这些收获化作一笔珍贵的财富,使自己对今后的工作和学习更加充满信心。

在此,我要特别地感谢我的导师潘毅群老师几年来对我的关心和培养,无论是在专业学习、课题研究还是日常生活等各个方面,潘老师都给了我无私的指导和帮助,并以其严谨、认真的治学态度和工作作风,真诚善良地待人接物,都深深地影响着我。我还要特别感谢同济大学中德工程学院的黄治钟老师,在我的整个论文研究工作中给予了十分重要的建议和帮助,黄老师缜密的学术思维和对学术一丝不苟的精神都是值得学习的。

最后,我还要感谢我的父母、家人、同学、师兄师姐、师弟师妹多年来对我的关心、理解、陪伴和支持,有大家“供热”般温暖的关怀,才能让我在前行的道路上走得更加坚强,更加笃定。

## 参考文献

- [1] 罗莹.建筑节能与设计.江西能源, 1998 (4) :32-35
- [2] 武涌, 梁境.中国能源发展战略与建筑节能.重庆建筑, 2006, 3: 6-19
- [3] 《太阳能》编辑部.让可再生能源成为民用建筑节能的重要技术支撑.太阳能, 2008 (9)
- [4] 涂逢祥, 王庆一.我国建筑节能现状及发展.新型建筑材料, 2004, 7:40-42
- [5] 江亿.我国建筑能耗趋势与节能重点.建设科技, 2006, 7: 10-15
- [6] 龙惟定.建筑节能与建筑能效管理.中国建筑工业出版社, 2005
- [7] FengYan-ping, WuYong, LiuChang-bin. Energy-efficiency supervision systems for energy management in large public buildings: Necessary choice for China. Energy Policy 37 (2009) 2060–2065
- [8] 王庆一.美国建筑节能经验.节能与环保, 2004, 12: 11-13
- [9] 梁珍, 赵加宁, 路军.公共建筑能耗主要影响因素的分析.低温建筑技术, 2001, 85 (3) :52-54
- [10] 2005 ASHRAE Handbook—Fundamentals (SI) Energy Estimating and Modeling Methods
- 胡平放, 向才旺等.中国建筑能耗现状特征.武汉城市建设学院学报, 1998, 15 (2) :39-43
- [11] 于涛, 方修睦等.多层建筑能耗分析软件的开发与应用.暖通空调, 2003, 33 (3) :87-89
- [12] 陈华, 涂光备, 陈红兵.建筑能耗模拟的研究和进展.洁净与空调技术, 2003, 3:5-9
- [13] 苏华, 王靖.建筑能耗的计算机模拟技术.计算机应用, 2003, Vol.23 (12) :411-413
- [14] 侯余波, 付祥钊, 郭勇.用 DOE-2 程序分析建筑能耗的可靠性研究.暖通空调, 2003, 33 (3) :90-92
- [15] 潘毅群, 吴刚, Volker Hartkopf.建筑全能耗分析软件 EnergyPlus 及其应用.暖通空调, 2004, 34 (9) :2-7
- [16] 邓宇春, 陈锋, 江亿.建筑热环境设计模拟工具包 DeST1.0 介绍.全国暖通空

调制冷 2000 年学术年会资料集, 2000

- [17] Andrew Kusiak \*, Mingyang Li, Zijun Zhang. A data-driven approach for steam load prediction in buildings. *Applied Energy* 87 (2010) 925-933.
- [18] Jin Yang, Hugues Rivard, Radu Zmeureanu, On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks. *Energy and Buildings* 37 (2005) 1250–1259
- [19] T. Olofsson\*, S. Andersson. Long-term energy demand predictions based on short-term measured data. *Energy and Buildings* 33 (2001) 85-91
- [20] Joseph C. Lam, Kevin K.W. Wan, Tony N.T. Lam, S.L. Wong. An analysis of future building energy use in subtropical Hong Kong . *Energy* 35 (2010) 1482 - 1490
- [21] 何大四, 张旭.改进的季节性指数平滑法预测空调负荷分析.同济大学学报.2005, 33(12).
- [22] 焦文玲, 金佳宾, 廉乐明 , 严铭卿. 时间序列分析在城市天然气短期负荷预测中的应用.哈尔滨建筑大学学报.2001, 34(4)
- [23] Jin Yang, Hugues Rivard, Radu Zmeureanu. On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks.*Energy and Buildings* 37 (2005) 1250–1259
- [24] Roberto Z. Freire, Gustavo H.C. Oliveira, Nathan Mendes. Development of regression equations for predicting energy and hygrothermal performance of buildings. *Energy and Buildings* 40 (2008) 810–820
- [25] Cristian Ghiaus. Experimental estimation of building energy performance by robust regression. *Energy and Buildings* 38 (2006) 582–587
- [26] Abdullatif E. Ben-Nakhi, Mohamed A. Mahmoud. Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks. *Energy Conversion and Management* 45 (2004) 2127 - 2141
- [27] 周恩泽, 方修睦.供暖热水锅炉房的热负荷预测.哈尔滨建筑大学学报.2000, 33(3).
- [28] 李琼, 孟庆林, 吉野博, 持田灯.基于支持向量机的建筑物空调负荷预测模型.暖通空调 HV&AC.2008, 38(1).
- [29] Joseph C. Lam, Sam C.M. Hui, Apple L.S. Chan. Regression analysis of high-rise fully air-conditioned office buildings. *Energy and Buildings* 26 (1997) 189-197
- [30] Yiqun Pan, Zhizhong Huang, Xiaowei Zheng. Data Processing and Data Mining On Energy Consumption Database of Commercial Buildings in Shanghai. 2009

ASHRAE

- [31] 何大四, 张旭, 刘加平.常用空调负荷预测方法分析比较.西安建筑科技大学学报.2006, 38(1).
- [32] Linda Pedersen. Use of different methodologies for thermal load and energy estimations in buildings including meteorological and sociological input parameters. Science Direct Renewable and Sustainable Energy Reviews 11 (2007):998–1007
- [33] 张树京,齐立新.时间序列分析简明教程.清华大学出版社,北方交通大学出版社, 2003.09
- [34] 郭淑会.多元时间序列的滞后协整分析:[硕士学位论文].武汉: 武汉理工大学, 2007
- [35] 李庆臻.科学技术方法大辞典[M].北京: 科学出版社, 1999
- [36] 罗芳琼,吴春梅.时间序列分析的理论与应用综述[J].柳州师专学报,2009,24(3)
- [37] 王振龙.应用时间序列分析.中国统计出版社,2010.05.
- [38] 王黎明, 王连, 杨楠.应用时间序列分析.复旦大学出版社,2009.09
- [39] 王燕.应用时间序列分析.中国人民大学出版社,2008
- [40] 高铁梅.计量经济分析方法与建模.清华大学出版,2009
- [41] 李晓芳, 吴桂珍, 高铁梅.我国经济指标季节调整中消除春节因素的方法研究.数量经济技术经济研究;2003年04期
- [42] 张凌翔, 张晓峒.ADF 单位根检验中联合检验 LM 统计量研究.统计研究 2010(9)
- [43] Bin Yan, Ali M. Malkawi, Yun Kyu Yi. Case Study of applying different energy use modeling methods to an existing building. 12th Conference of International Building Performance Simulation Association, Sydney, 14-16 November
- [44] Kissock, J.K., Reddy, T.A., Claridge, D.E. Ambient-temperature regression analysis for estimating retrofit savings in commercial buildings. Journal of Solar Energy Engineering (1998) 120-168.
- [45] 孙克春, 龙恩深, 陈进军, 张建波.夏热冬冷地区除湿方法探讨.建筑科学.2008(8)
- [46] 龙惟定, 潘毅群, 范存养等. 上海公共建筑能耗现状及节能潜力分析[J]. 暖通空调, 1998, 28 (6) :13-16
- [47] S. Mirasgedisa, Y. Sarafidisa, E. Georgopoulou, D.P. Lalasa, M. Moschovitsb, F.

Karagiannis, D. Papakonstantinou. Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences. *Energy* 31 (2006) 208–227

[48] Jiann-Fuh Chen, Wei-Ming Wang, Chao-Ming Huang. Analysis of an adaptive time-series autoregressive moving-average (ARMA) model for short-term load forecasting. *Electric Power Systems Research* 34 (1995) 187-196

[49] Joseph C. Lam, Kevin K.W. Wan, S.L. Wong, Tony N.T. Lam. Principal component analysis and long-term building energy simulation correlation. *Energy Conversion and Management* 51 (2010) 135–139

[50] 刘颖, 陈辉, 牡丹燕. 居民消费价格指数的季节调整及短期预测. *统计与决策*, 2009 (4)



## 个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

### 个人简历:

周芮锦，女，1987年5月生。

2005年9月至2009年7月，就读于重庆大学，建筑环境与设备工程专业，获工学学士学位。

2009年9月至今，就读于同济大学，供热、供燃气、通风与空调工程专业，硕士研究生。

### 已发表论文:

周芮锦，潘毅群，黄治钟. 时间序列方法及其在实际办公楼能耗预测中的应用. 建筑节能, 2012, 2