

第十一章时间序列分析方法

授课教师：吴翔
wuhsiang@hust.edu.cn

OCT 15 - 18, 2019

- 1 时间序列分析概述 (2 个课时)
- 2 时间序列经典分析方法 (3 个课时)
- 3 时间序列案例分析 (1 个课时)
- 4 时间序列分析实习 (2 个课时)

时间序列分析概述 (2 个课时)

课程存储地址

- 课程存储地址: <https://github.com/wuhsiang/Courses>
- 资源: 课件、案例数据及代码



图 1: 课程存储地址

参考教材

- James D. Hamilton 著. 时间序列分析 (2 册) . 北京: 人民卫生出版社. 2015.
- Jonathan D. Cryer & Kung-Sik Chan 著. 时间序列分析及应用 (R 语言) (原书第 2 版) . 北京: 机械工业出版社. 2011.
- Robert I. Kabacoff 著. R 语言实战 (第二版) . 北京: 人民邮电出版社. 2016.
- David Salsburg 著. 女士品茶: 统计学如何变革了科学和生活. 南昌: 江西人民出版社. 2016.

本节知识点

- 时间序列分析方法起源
- 时间序列基本概念
- 时间序列分析要素
- 时间序列分析建模

11.1 时间序列分析方法起源

时间序列分析的方法，起源于英国统计学家 Ronald Fisher 在英国洛桑试验站 (1919-1933) 的**农作物收成变动研究**。这一研究产生了统计史上的三个重要方法：

- 时间序列分析思想
- 随机对照实验
- 方差分析

我们通过回顾这一研究，以深入理解时间序列分析的思想。

Fisher 与洛桑试验站

英国**洛桑试验站 (Rothamsted Experimental Station)**，现为洛桑研究所 (Rothamsted Research)，在漫长的历史中 (1843-1919) 积累了大量的“实验数据”和其它记录，包括：

- 降水量和温度的每日精确记录
- 施肥量与土壤检测数据的每周记录
- 农作物收成的每年记录
- 人造肥料和不同农作物（小麦、黑麦、大麦、马铃薯等）的组合实验方案

洛桑试验站的农作物



图 2: 洛桑试验站

收成变动研究

Fisher 考虑特定年份 (t) 的特定田地 (i) 上的农作物产量 (Y_{it}), 并试图回答以下问题:

- **降水量**对小麦产量有何影响?
- 不同**肥料**对不同品种的马铃薯产量有何影响?

课堂讨论: 第一个问题 (5min)

如何预测小麦产量？

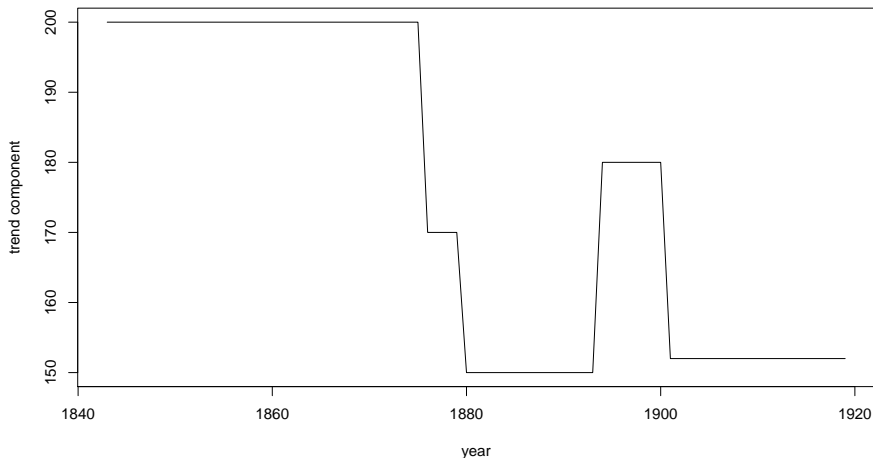
选定一块田地（名曰：“宽埂”），这块田地**只使用过**动物粪便作为肥料，考虑**降水量如何影响小麦产量**。

- 降水量和小麦均是**时变**的，即考虑不同年份 (t) 的降水量 (X_t) 和小麦产量 (Y_t)。
- 探讨降水量 X_t 与小麦产量 Y_t 的关系，即属于**时间序列分析**范畴。
- 问题演变为，如何**预测**小麦产量 Y_t ？

小麦产量的影响因素分解

- 土壤退化导致的产量总体稳步减小
- 长期缓慢变化，每个变化周期为期数年
- 不同年份的气候因素（例如降水量）导致的变化

长期缓慢的变化



理解长期而缓慢的变化

- 难以解释的长期缓慢变化：产量从 1876 年开始剧烈下降，从 1880 年开始下降更加剧烈，至 1894 年产量开始改善，从 1901 年开始又剧烈下降
- 小麦田地中杂草的生长情况与之相反
- 最终解释：1876 年前，人们雇佣小男孩到田里除草 -> 1876 年《教育法》规定适龄儿童必须上学 -> 1880 年法律处罚不让适龄儿童上学的家庭 -> 1894 年洛桑附近的女子寄宿学校校长认为，高强度户外运动有助于儿童健康 -> 1901 年校长去世

肥料使用对马铃薯产量的影响研究

- 洛桑试验站的早期方案：在不同片田地上（或者 Fisher 的田地分块），针对不同马铃薯品种，使用不同化肥，并记录其产量
- 潜在问题
 - **田地**相关的混淆因素，例如土壤、排水方式、营养物质、杂草等
 - **年份**相关的混淆因素，例如气候变化等

Fisher 开创的统计方法

- 随机对照实验
 - 每片田地分块之后, 进一步把每块田地分为若干排
 - 采用**随机化**方案, 对每块地的每一排实施不同的处理
- 方差分析

分解思想

Fisher 在洛桑试验站研究农作物收成变动时, 采用了**分解 (decomposition)** 的思想:

- 时间序列中的**要素分解**
- 方差分析中的**效应分解**

11.1.2 时间序列基本概念

- **时间序列 (time series)**

- 定义：一组在特定时刻的观测值 Y_t ，例如特定田地上的小麦收成
- 领域：广泛存在于宏观经济、金融财务以及医疗领域

- **时间序列分析 (time series analysis)**

- 数据：时间序列数据，与横截面数据、面板数据，为三类主要的观测数据类型
- 分析方法：通常基于宏观经济学理论建模，并被视作宏观计量经济学的主要方法

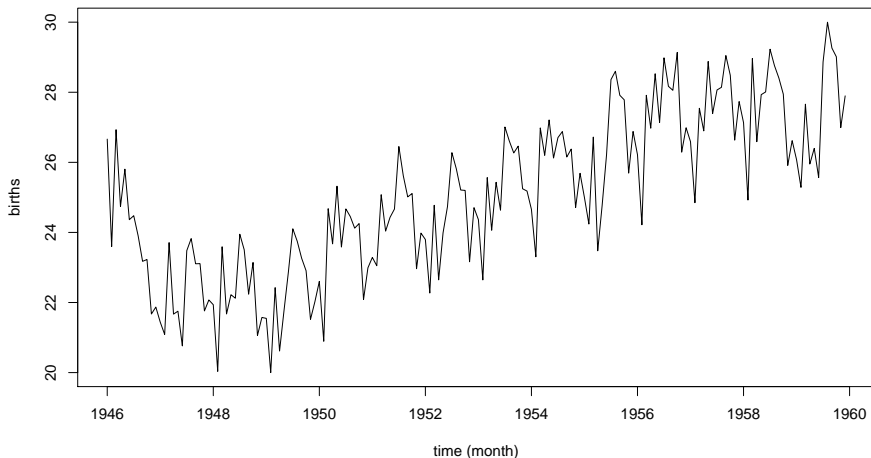
横截面 vs 时间序列数据

- 横截面数据 (cross sectional data)
 - 定义：不同**研究对象**在某一**时点**的变量观测数据
 - 例子：通常的问卷调查
- 时间序列数据 (time series data)
 - 定义：也称为纵剖面 (longitudinal sectional) 数据，是某一研究对象在不同**时点**的变量观测数据
 - 例子：股票价格数据

面板数据

- 定义：不同研究对象在不同时点的变量观测数据
- 特征：具有“横截面”和“时间序列”两个维度
- 例子：中国健康与养老追踪调查 (China Health and Retirement Longitudinal Study, CHARLS)、中国健康与营养调查 (China Health and Nutrition Survey, CHNS) 等

时间序列数据



11.1.3 时间序列分析要素

影响时间序列观测值的因素，可以分为以下几类：

- ① **趋势因素 (trend component)**：观测值的长期的趋势，通常是非线性的
- ② **循环因素 (cyclical component)**：非季节因素引起的波动，通常也被归入趋势因素中
- ③ **季节因素 (seasonal component)**：在一定时期内呈现的规律变化，例如一年内随着自然季节的更替而发生的变化
- ④ **不规则因素 (irregular component)**：诸如随机因素

通常将趋势因素和循环因素合并在一起考虑，成为趋势-循环因素 (trend-cycle)，或简称**趋势因素**。

课堂讨论

讨论以下情境中，趋势因素 (trend component) 和季节因素 (seasonal component) 的**含义**是什么

- 京东 & 淘宝上某一产品的销售量
- 某一医院在过去十年的每日门诊病人数量

11.1.4 时间序列建模

时间序列可以分解为趋势因素、季节因素和随机因素

$$Y_t = f(T_t, S_t, E_t)$$

常用的函数类型 $f(\cdot)$ 有两种：累加、累乘。

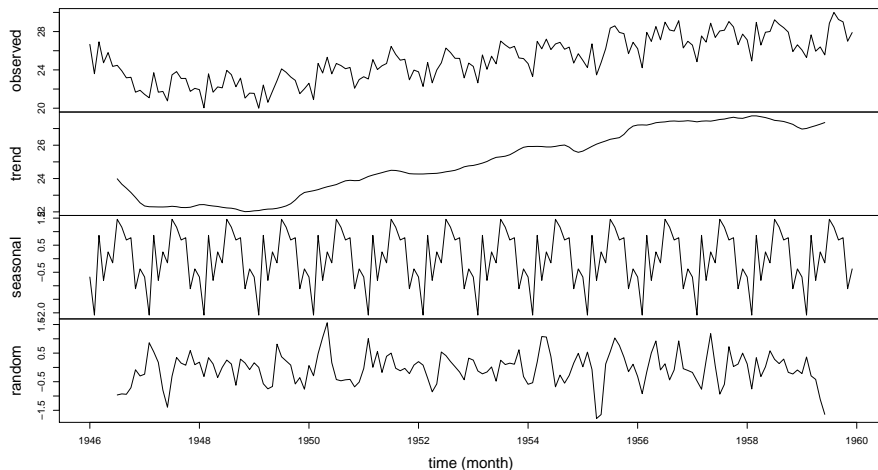
加法模型

假定趋势因素、季节因素和随机因素**相互独立**，则可以用**加法模型 (additive model)** 来分解各个因素

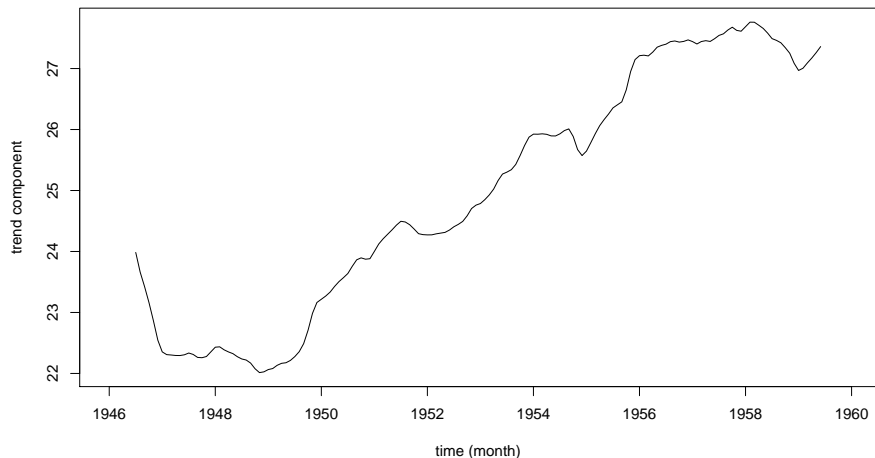
$$Y_t = T_t + S_t + E_t.$$

因素分解：加法模型

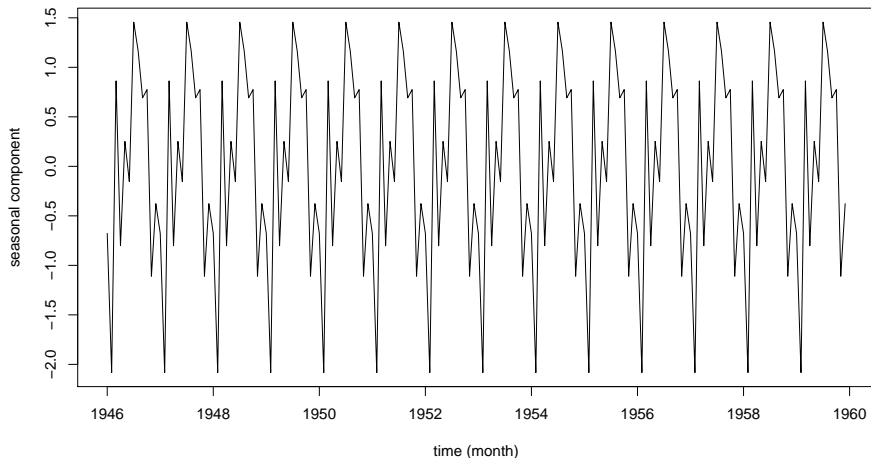
Decomposition of additive time series



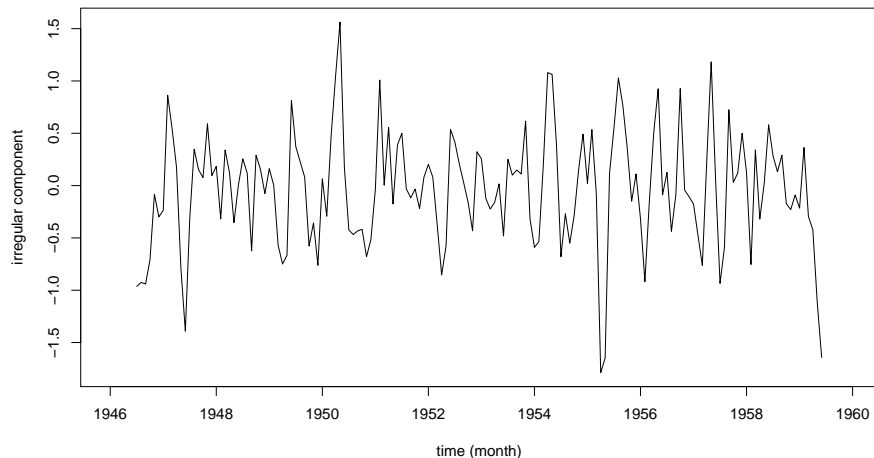
加法模型之趋势因素



加法模型之季节因素



加法模型之随机因素



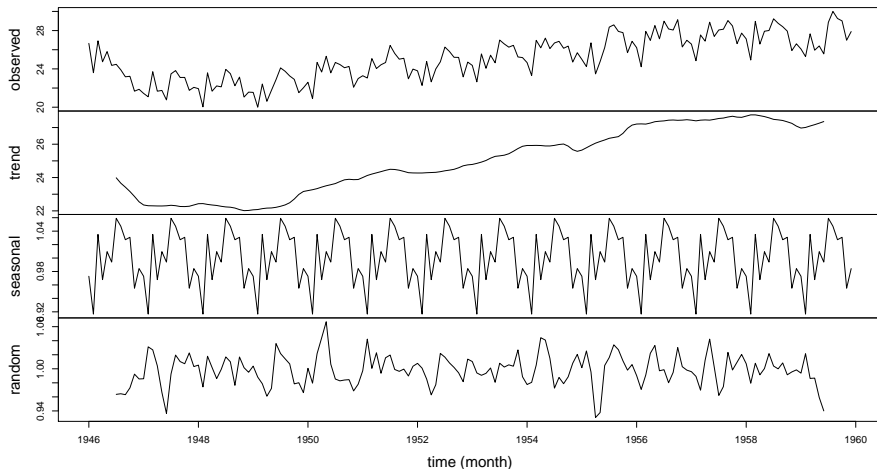
乘法模型

趋势因素、季节因素和随机因素不满足相互独立的条件，则可以用**乘法模型 (multiplicative model)** 来分解各个因素

$$Y_t = T_t \times S_t \times E_t.$$

因素分解：乘法模型

Decomposition of multiplicative time series



时间序列分析步骤

- ① 搜集数据, 绘制时间序列图
- ② 因素分解, 得到趋势因素、季节因素和随机因素
- ③ 对特定情境建模, 分别预测趋势因素和季节因素的时间序列值
- ④ 获得最终的预测模型

时间序列经典分析方法 (3 个课时)

本节知识点

- 预测方法与精度
- 移动平均法
- 指数平滑法
- 生长曲线法
- 灰色系统预测法 (略)

11.2.1 预测方法与精度

参数方法 vs 非参数方法

- **参数方法**

- 分析问题情境
- 设定统计模型
- 估计参数并给出预测值

- **非参数方法**

- 不依赖于具体的统计模型

衡量预测精度

定义预测误差 e_t 为实际观测值 Y_t 与预测值 \hat{Y}_t 之差,

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t.$$

由此得到两个衡量预测精度的指标, **均方误差 (mean square error, MSE)** 和 **平均绝对离差 (mean absolute deviation, MAD)**

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}, \text{MAD} = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t|}{n}.$$

11.2.2 移动平均法

移动平均 (moving average)

- 思路：计算最近 m 个连续观测值的平均值，作为时间序列的预测值
- 假设：(1) 趋势因素是线性的；(2) 不规则因素有明确的节奏波动模式

移动平均法：模型

预测 Y_{t+1} 的算法为,

$$Y_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-m+1}}{m}$$

而可以通过**最小化误差**选取适当的 m 值。具体步骤, 可以使用 R 中的smooth包来完成。

移动平均法：案例

```
ma.ts <- sma(births, h = 20)
```

```
ma.ts
```

```
## Time elapsed: 0.65 seconds
```

```
## Model estimated: SMA(2)
```

```
## Initial values were produced using backcast
```

```
##
```

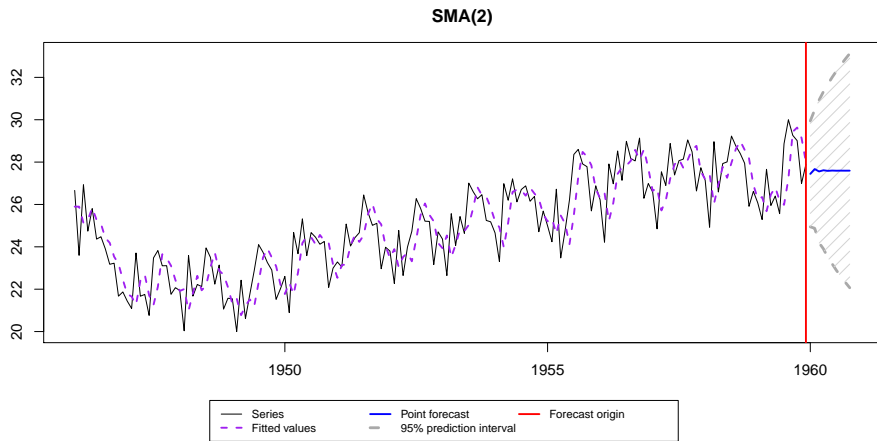
```
## Loss function type: MSE; Loss function value:
```

```
## Error standard deviation: 1.3
```

```
## Sample size: 168
```

```
## Number of estimated parameters: 2
```

移动平均法：案例（续）



移动平均法：其它实践

除了简单移动平均法以外，还有一些改进的预测方法：

- 加权移动平均法：给予近期数据更大的权重，但维持权系数 $\sum_{\tau=1}^m w_{\tau} = 1$ 。
- 趋势移动平均法：同时使用一次和二次移动平均法。

11.2.3 指数平滑法

指数平滑法 (exponential smoothing)

- 思想：介于全期平均法和移动平均法之间。(1) 使用**全期数据**，而非部分近期数据；(2) 给予近期数据更大的权重，而远期数据的权重则呈**指数衰减**
- 假设：时间序列的态势具有稳定性或规则性，因而过去的态势会在某种程度上持续到未来

指数平滑法：模型

定义初始平滑值 $S_0 = Y_0$ ，则指数平滑模型可以表示为：

- 任一期 t 的平滑值 S_t ，均是本期观测值 Y_t 和上期平滑值 S_{t-1} 的加权平均

$$S_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) S_{t-1}, \alpha \in [0, 1].$$

- 平滑参数 α 决定了近期或远期数据的权重。 $\alpha \rightarrow 1$ 时，赋予近期观测值更大的权重
- 可以通过预测精度确定最佳平滑参数 α^*

何为“指数平滑”？

推导可知，

$$S_t = \alpha[Y_t + (1-\alpha)Y_{t-1} + \dots + (1-\alpha)^{t-1}Y_1] + (1-\alpha)^t Y_0.$$

远期数据权重呈几何级数衰减，而几何级数衰减是指数衰减的离散版本，因此得名“指数平滑”。

指数平滑法：案例

```
es.ts <- es(births, h = 20, holdout = T)
es.ts
```

```
## Time elapsed: 1.76 seconds
```

```
## Model estimated: ETS(ANM)
```

```
## Persistence vector g:
```

```
## alpha gamma
```

```
## 0.94 0.00
```

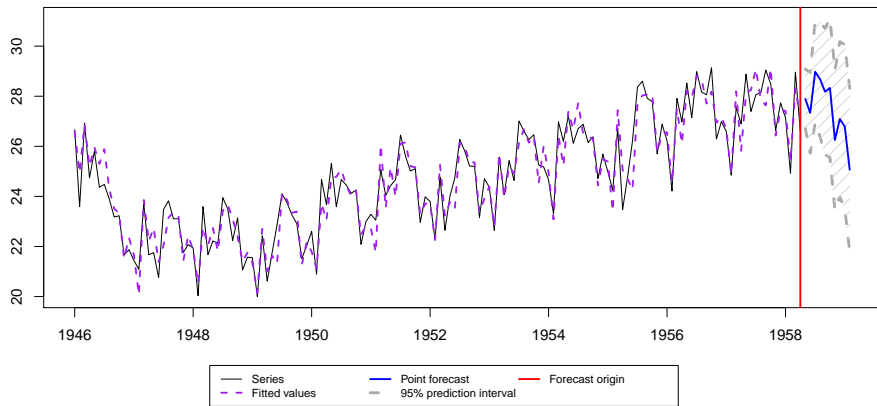
```
## Initial values were optimised.
```

```
##
```

```
## Loss function type: MSE; Loss function value:
```

指数平滑法：案例（续）

ETS(ANM)



指数平滑法：其它实践

- 二次指数平滑法：对（一次）指数平滑法的再次平滑处理

非参数模型小结

- 不考虑问题的具体特征，而将其视作**黑箱**
- 通常仅使用历史数据 $Y_\tau (1 \leq \tau < t)$ 进行预测
- 与 K 最近邻 (k-nearest neighbors, KNN) 等非参数模型类似，采用**直观逻辑**进行预测
- **调节参数 (tuning parameter)** 通常依据预测误差最小化原则来确定

其它模型？

我们也可以自行建模，例如

$$Y_t = a + b \cdot t + Month_t + \epsilon_t.$$

其中线性函数 $(a + b \cdot t)$ 刻画了**趋势因素**，虚拟变量集合 $Month_t$ 刻画了**季节因素**。

数据准备

```
nlength <- length(births)
year <- 0:(nlength - 1) %/% 12 + 1946
month <- as.factor(1:nlength %% 12)
dat <- data.frame(births, year, month)
lm.ts <- lm(births ~ year + month, data = dat)
```

模型估计

```

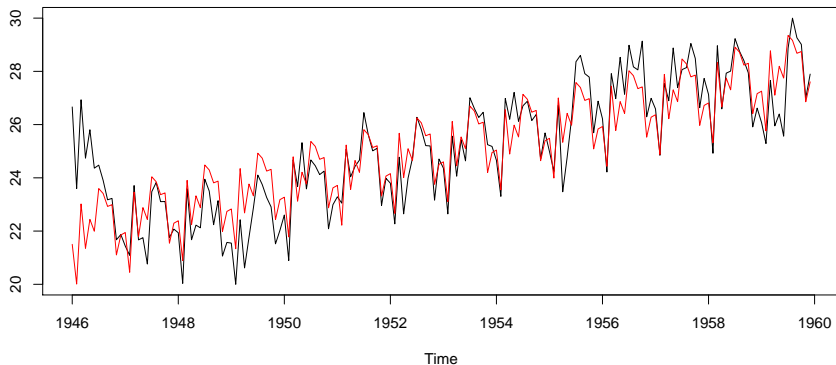
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -839.288    40.935  -20.50 < 2e-16 ***
year          0.442     0.021   21.11 < 2e-16 ***
month1       -0.350     0.414   -0.85 0.39864
month2       -1.843     0.414   -4.45 1.6e-05 ***
month3        1.166     0.414    2.82 0.00549 **
month4       -0.501     0.414   -1.21 0.22849
month5        0.587     0.414    1.42 0.15846
month6        0.141     0.414    0.34 0.73299
month7        1.744     0.414    4.21 4.3e-05 ***
month8        1.558     0.414    3.76 0.00024 ***
month9        1.073     0.414    2.59 0.01046 *
month10       1.139     0.414    2.75 0.00666 **
month11      -0.751     0.414   -1.81 0.07179 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.1 on 155 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.793,    Adjusted R-squared:  0.777
F-statistic: 49.4 on 12 and 155 DF,  p-value: <2e-16

```

图 3: 模型估计结果

模型预测



预测模型比较

```
# write a function to assess accuracy
accuracy.ts <- function(y, yhat){
  # calculate MSE and MAD
  mse <- sum((y - yhat)^2) / length(y)
  mad <- sum(abs(y - yhat)) / length(y)
  # return MSE and MAD
  res <- data.frame(mse = mse, mad = mad)
  return(res)
}
```

模型比较

##	mse	mad
## moving average	1.60	0.97
## exponential smoothing	0.32	0.41
## our model	1.11	0.74

11.2.4 生长曲线法

- 指数曲线模型
- Logistic 曲线模型
- Compertz 曲线模型

指数曲线模型

Logistic 曲线模型

Compertz 曲线模型

时间序列案例分析 (1 个课时)

本节知识点

- 时间序列分析建模与预测
- <https://github.com/wuhsiang/Courses/blob/master/healthinfo/cases/case-dhaka.Rmd>

时间序列分析实习 (2 个课时)