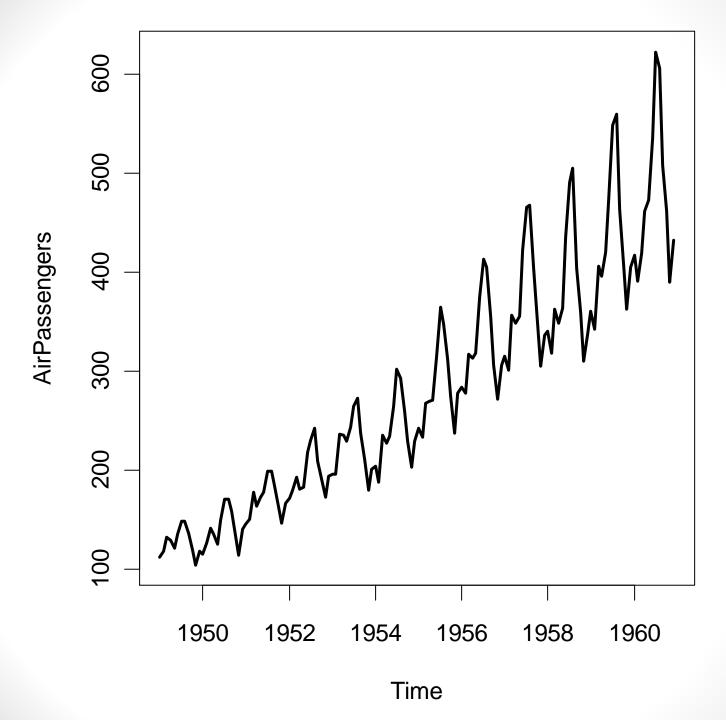
Выделение цикла, тренда и сезонности временного ряда

Машинное обучение — осень 2015 Количественная аналитика



Содержание

- выделение сезонной и остаточной компонент
- разделение цикла и тренда

Описание модели

Пусть имеется процесс $\{y_t\}_{t=1}^N$

Нас интересует его разложение в виде

$$y_t = c_t \cdot tr_t \cdot s_t \cdot i_t$$
, где

 c_t — циклическая компонента;

 tr_t — тренд;

 s_t — сезонная компонента;

 i_t — нерегулярная остаточная компонента

Для работы с аддитивной моделью, перейдём к логарифмам:

$$\ln y_t = \ln c_t + \ln t r_t + \ln s_t + \ln i_t$$
$$\bar{y}_t = \bar{c}_t + \bar{t}r_t + \bar{s}_t + \bar{\iota}_t$$

Выделение сезонной и остаточной компонент

Процедура Loess

Loess smoothing, LS

Сглаживание осуществляется с помощью полиномов с весовыми коэффициентами $v_t(x)$:

$$y_t \sim (x_t + x_t^2 + \dots + x_t^p)v_t(x),$$

$$v_t(x) = W\left(\frac{|x_t - x|}{d_q(x)}\right), \ W(u) = \begin{cases} (1 - u^3)^3, \ u \in [0; 1) \\ 0, \ u \ge 1 \end{cases}$$

 $d_q(x)$ — расстояние от x до q-го ближайшего x_t

Выбирается p=1, если зависимость y(x) гладкая и p=2 в противном случае

Если наблюдениям придаются разные веса $\rho_t = \frac{1}{\sigma_t}$, тогда в процедуре Loess используются веса $\rho_t v_t(x)$

Seasonal-Trend Loess decomposition, STL Процедура STL состоит из двух вложенных циклов:

```
n_{(o)}
n_{(i)}
обновление tr_{t'} s_{t}
расчёт робастных весов
```

 ${\sf n}_{({\sf o})}$ — количество итераций внешнего цикла, ${\sf n}_{({\sf i})}$ — количество итераций внутреннего цикла

Из исходного ряда выделяются n_(p) сезонных подпоследовательностей (например, январские данные, февральские данные, ..., декабрьские данные)

Пусть $s_t^{(k)}$ и $tr_t^{(k)}$ — оценки сезонной и трендовой компонент на k-м шаге внутреннего цикла

Схема расчёта $s_t^{(k+1)}$ и tr_t^{k+1} :

- 1. Удаление тренда: $i_t^* = y_t tr_t^{(k)}$
- 2. Сглаживание сезонных подпоследовательностей: $s_t^{*(k+1)} = LS(i_t^*, q = n_{(s)}, p = 1), t \in \{0; ...; T+1\}$
- 3. Фильтрация $s_t^{*(k+1)}$: $MA(n_{(p)}) + MA(n_{(p)}) + MA(3) + LS(q = n_{(l)}, p = 1) \rightarrow l_t^{(k+1)}$
- 4. Расчёт сезонности: $s_t^{(k+1)} = s_t^{*(k+1)} l_t^{k+1}$

- 5. Удаление сезонности: $tr_t^{*(k+1)} = y_t s_t^{k+1}$
- 6. Выделение тренда:

$$tr_t^{(k+1)} = LS(tr_t^{*(k+1)}, q = n_{(t)}, p = 1)$$

Для самой первой итерации внутреннего цикла задаётся начальное значение $tr_t^{(0)}=0$

Если исходный ряд не содержит сильных выбросов, тогда $n_{(o)}=0$ и $n_{(i)}=2$, иначе $n_{(o)}=15$ и $n_{(i)}=1$

Параметры внутреннего цикла

- $n_{(l)}$ наименьшее нечётное число, большее или равное $n_{(p)}$
- $n_{(s)}$ зависит от соотношения дисперсий сезонной и остаточной компонент; чем больше $n_{(s)}$ тем меньше дисперсия сезонности
- $n_{(t)}$ наименьшее нечётное число, удовлетворяющее условию $n_{(t)} \geq \frac{1.5 n_{(p)}}{1-1.5 n_{(s)}^{-1}}$

Внешний цикл

$$i_t = y_t - tr_t - s_t$$

Расчёт робастных весов:

$$\rho_t = B\left(\frac{|i_t|}{6median(|i_t|)}\right), \ B(u) = \begin{cases} (1 - u^2)^2, \ u \in [0; 1) \\ 0, \ u \ge 1 \end{cases}$$

Следующее выполнение внутреннего цикла происходит с весами $ho_t v_t(x)$

Циклические подпоследовательности сглаживаются раздельно и объединяются в один ряд, получающийся неровным

Для его сглаживания применяют процедуру Loess: LS(q = < small >, p = 2)

Процедура STL в R

```
# для очистки ряда от сезонности используем методику STL
# исходные данные
library(datasets)
y <- AirPassengers

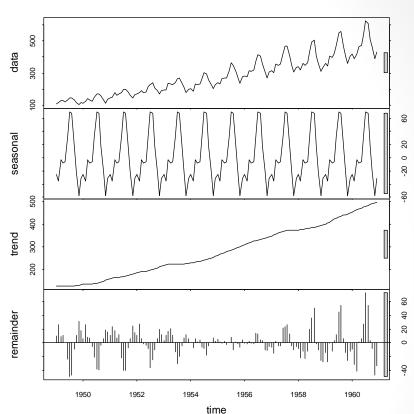
# процедура разложения временного ряда
library(stats)
stl.y <- stl(y,s.window="periodic",robust=FALSE)
```

Процедура STL в R

plot(stl.y)

Процедура *stl* разделяет исходный ряд на три составляющие: stl.y\$time.series[,"seasonal"] stl.y\$time.series[,"trend"] stl.y\$time.series[,"remainder"]

При этом в наших обозначениях $stl.y time.series[,"trend"] = c_t + tr_t$



Разделение цикла и тренда

Разделение тренда и цикла

Фильтр Ходрика-Прескотта

$$y_t = tr_t + c_t$$

Оптимизационная задача:

$$\sum_{t=1}^{T} (y_t - tr_t)^2 + \lambda \sum_{t=3}^{T} ((tr_t - tr_{t-1}) - (tr_{t-1} - tr_{t-2}))^2$$

$$\to \min_{\{tr_t\}_{t=-1}^{T}}.$$

 λ — сглаживающий параметр, не допускающий сильной вариации тренда; чем больше λ , тем более гладок ряд $\{tr_t\}$

$$\lambda_A=6.25$$
 — для годичных данных

$$\lambda_Q=1600$$
 — для квартальных данных

$$\lambda_{M} = 129600$$
 — для месячных данных

Разделение тренда и цикла в R

Для выделения тренда воспользуемся фильтром Ходрика-Прескотта

```
library(mFilter)
hp.trend <- hpfilter(stl.y$time.series[,"trend"],
type = "lambda", freq = [...], drift = FALSE)</pre>
```

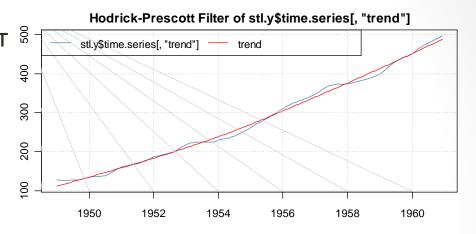
Вместо [...] следует подставить либо NULL для автоматического подбора параметра λ , либо число, задающее его в явном виде

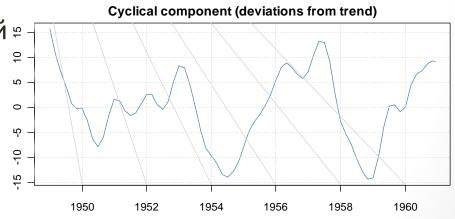
Разделение тренда и цикла в R

plot(hp.trend)

Процедура **hpfilter** разделяет исследуемый ряд на две составляющие: hp.trend\$trend

Для получения более гладкой $\frac{9}{2}$ циклической компоненты $\frac{9}{2}$ можно повторить $\frac{9}{2}$ процедуру для малых $\frac{9}{2}$ значений λ





cycle <- hpfilter(hp.trend\$cycle,type="lambda",freq=1600)\$trend</pre>

Домашнее задание

В файле «prod_indx_train.csv» находятся данные о динамике индекса промышленного производства (ИПП) одной из капиталистических стран за период с августа 1959-го года по сентябрь 1988-го (350 наблюдений)

Вашей задачей является построение прогноза уровня ИПП в периодах с октября 1988-го года по декабрь 1993-го (63 значения)

Ответ состоит из двух файлов:

- csv со столбцом прогнозных значений ИПП
- docx или pdf c описанием решения, комментариями и картинками

Исходные данные

```
tmp <- read.csv("prod_indx_train.csv", header = TRUE)[,1]
y <- ts(log(tmp), start = c(1959, 8), freq = 12)</pre>
```

