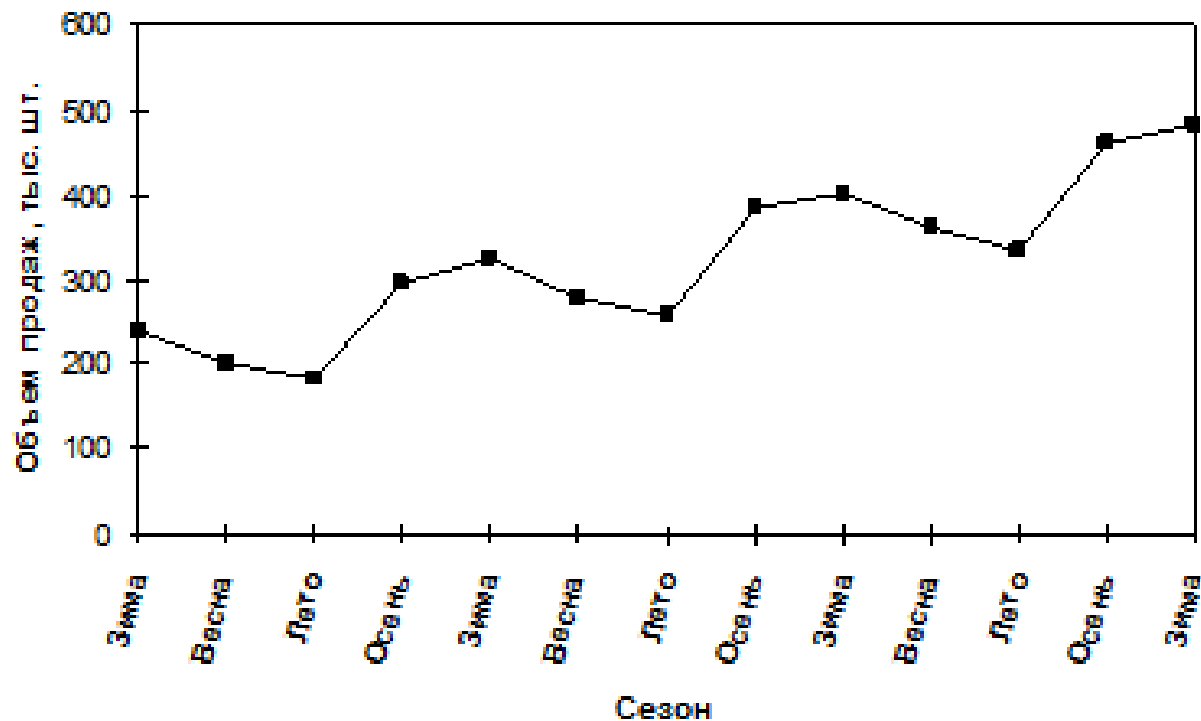


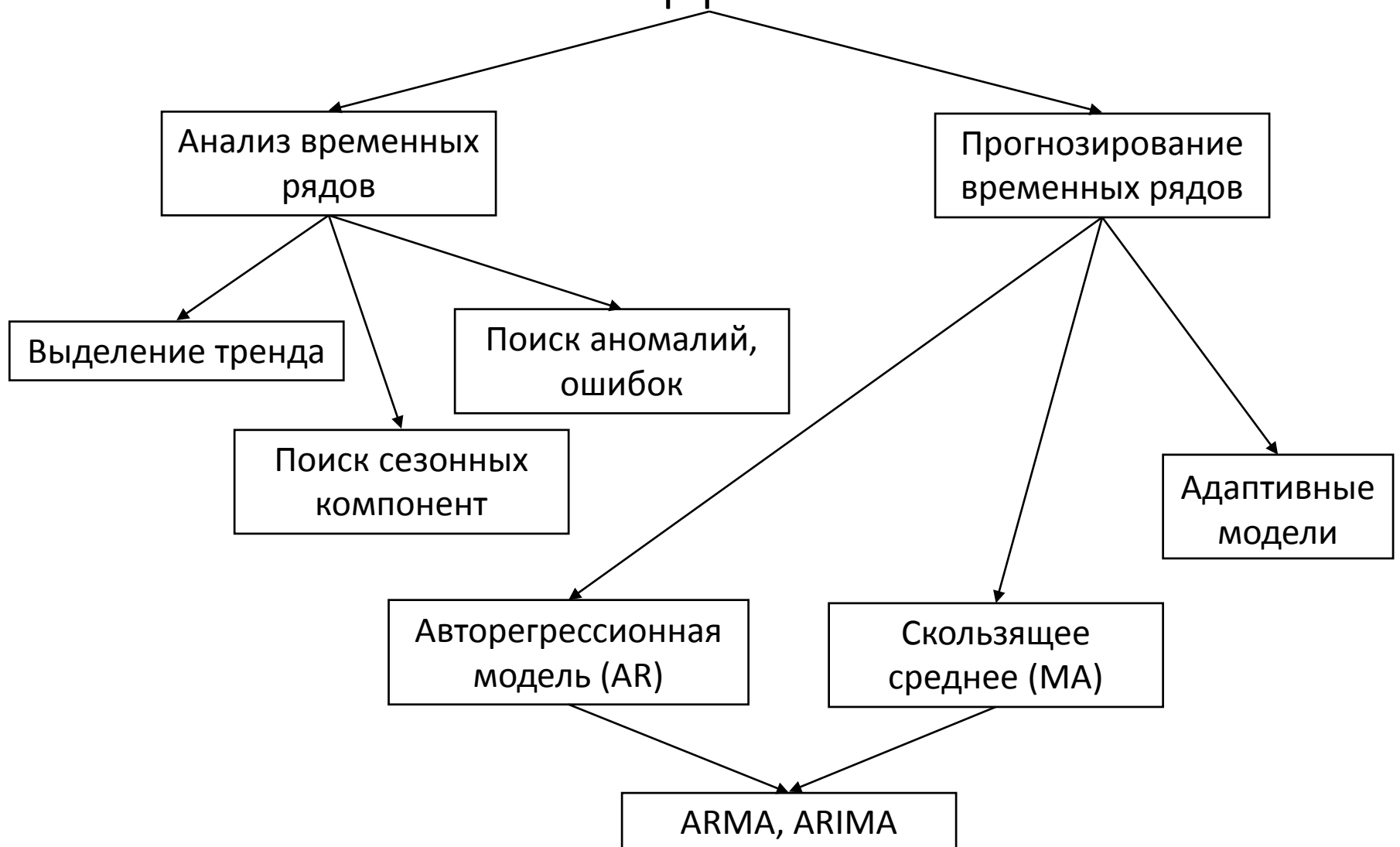
Временные ряды в R

Магистр 2 курс ПИ - Жибарь М.А.

Временной ряд - это совокупность значений какого-либо показателя за несколько последовательных моментов или периодов времени

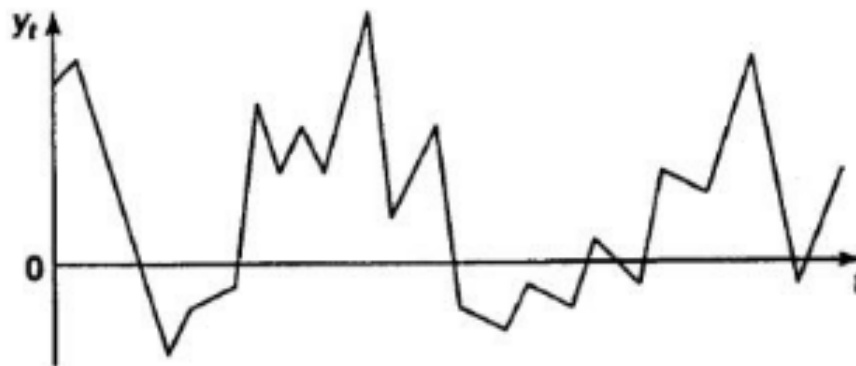


Задачи

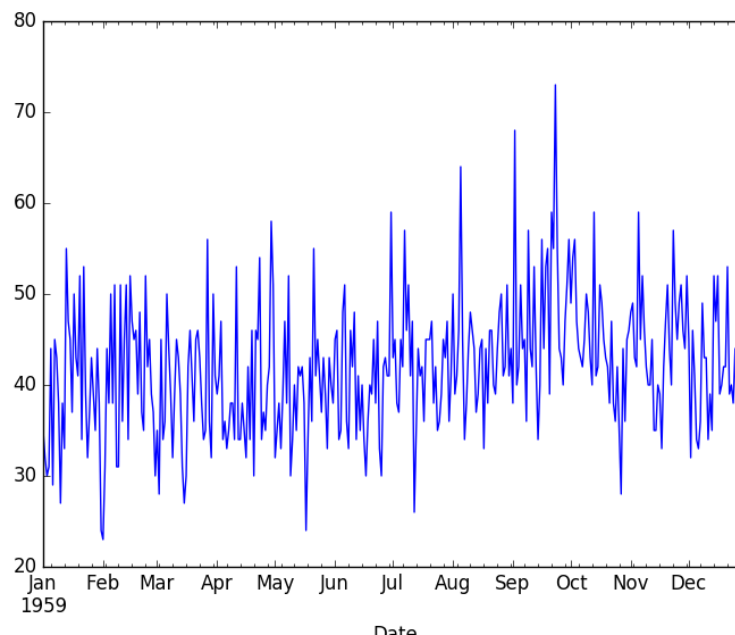


Какими бывают временные ряды

- Стационарные

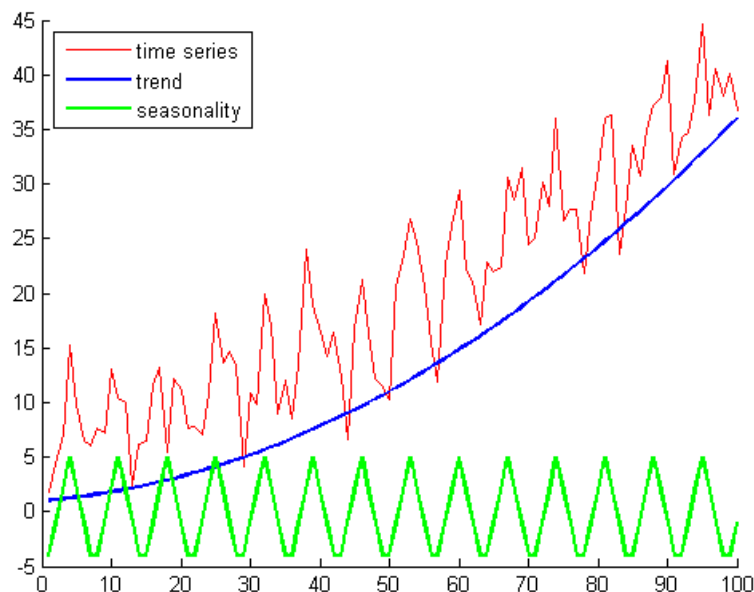


- Нестационарные

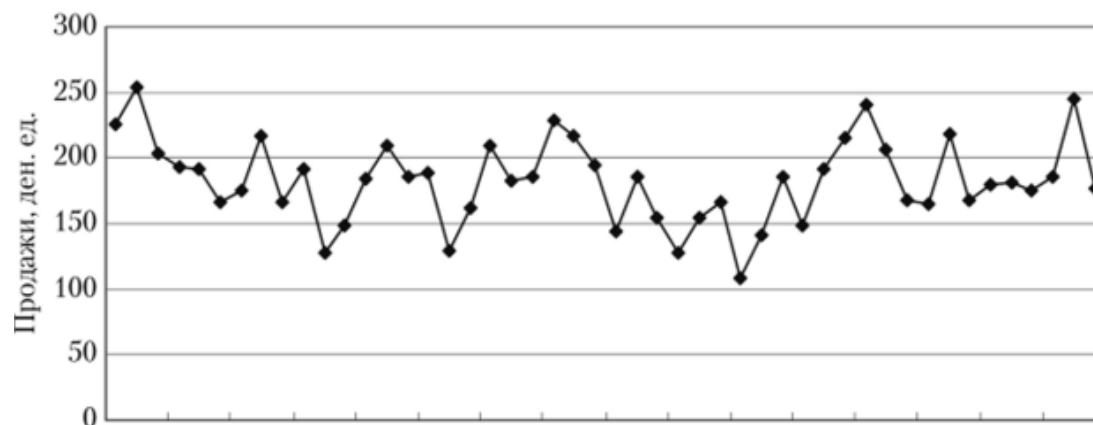


Какими бывают временные ряды

- Сезонность и тренд

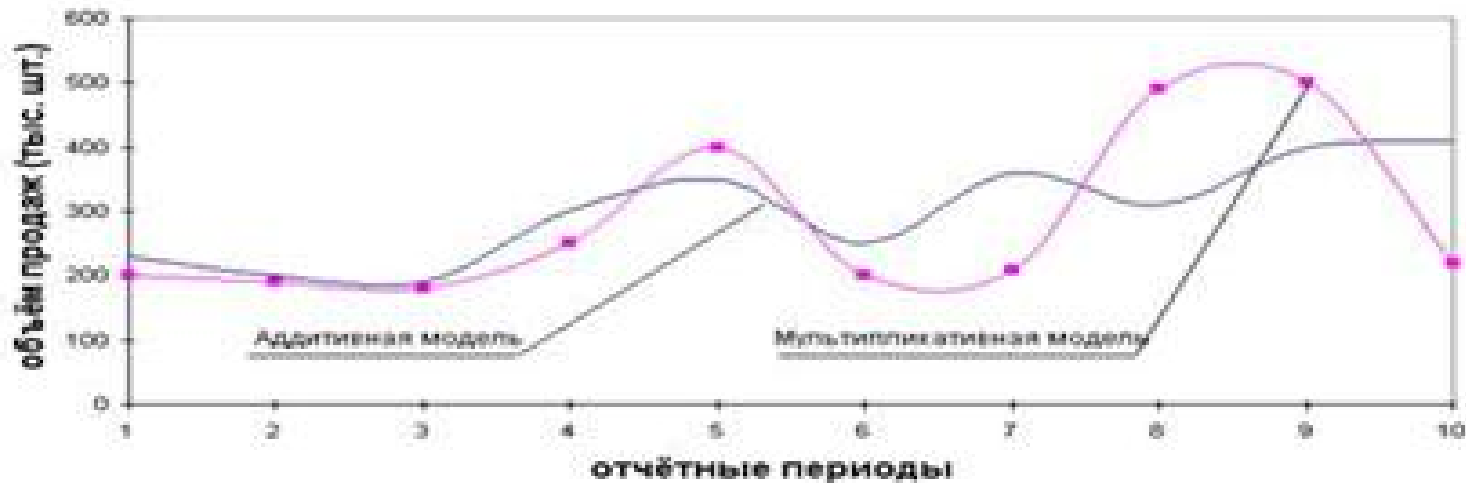


- Без сезонности



Модели для анализа структуры временных рядов

- Аддитивная модель $Y = T + S + E$
- Мультипликативная модель $Y = T \cdot S \cdot E$

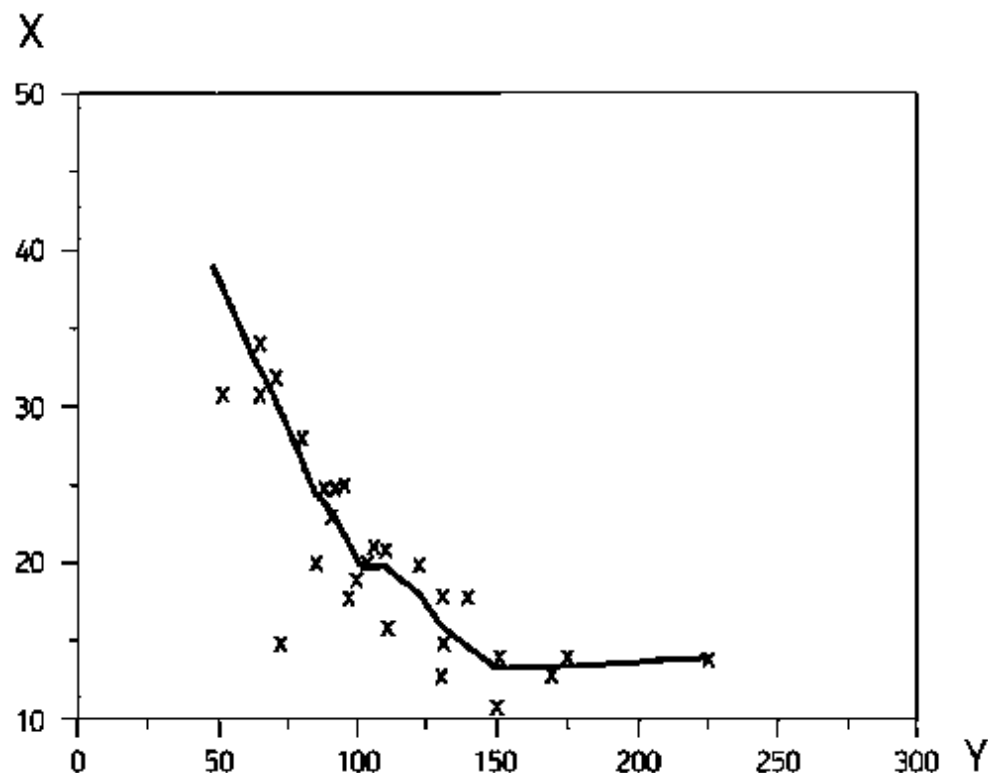


Метод STL

- STL (A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess) —это процедура декомпозиции временного ряда на сезонную, трендовую составляющие и остатки, которая использует метод локальных регрессий (LOESS).
- Применим только для аддитивных моделей.

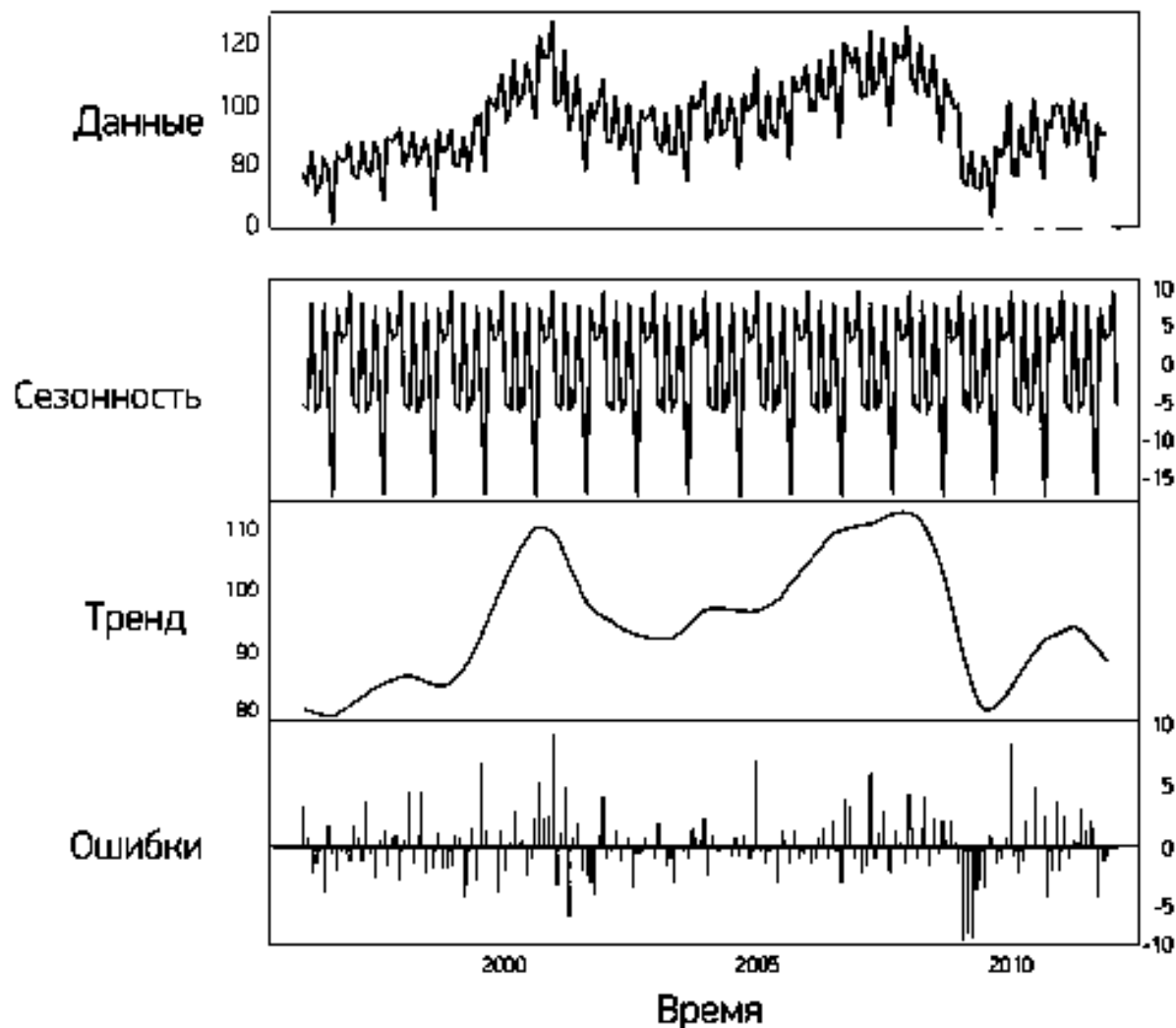
Метод Loess

- LOESS (Locally weighted scatterplot smoothing) — это методика для моделирования и сглаживания двумерных данных. Автор — Уильям Кливленд (1979).



- $X^m = (x_i; y_i)_{i=1}^m$

Что позволяет получить STL



Внутренний цикл STL

1. Вычесть тренд. $T_0^v = 0, p = 0$

$$Y_* = Y_v - T_k^v$$

Y_v — исходный временной ряд

T — тренд

p — веса для loess

2. Сортируем каждый сезонный компонент по периодам, сглаживаем LOESS.

$$C_{k+1}^v \leftarrow loess(Y_*)$$

C — ряд со сглаженными компонентами сезонности

Внутренний цикл STL

3. Глубокое сглаживание сезонных компонент методами MA и LOESS.

$$\overline{L_{k+1}^v}$$

L —ряд, полученный после MA, LOESS

4. Детрендрование сглаженных сезонных компонент.

$$S_{k+1}^v = C_{k+1}^v - L_{k+1}^v$$

S —сезонный компонент без тренда.

5. Десезонализация.

$$Y_{**} = Y_v - S_{k+1}^v$$

Y** —исходный ряд без сезонности.

6. Сглаживание тренда.

$$T_{k+1}^v \leftarrow loess(Y_{**})$$

Внешний цикл STL

1. Считаем остатки.

$$R_v = Y_v - T_v - S_v$$

R —остатки

Y —исходный временной ряд

T —сглаженный тренд без сезонности

S —сезонный компонент без тренда

p —веса для LOESS

2. Пересчитываем веса.

$$p_v = B \left(\frac{|R_v|}{6 \cdot \text{median}(|R_v|)} \right)$$

STL разложение с помощью R

```
> data<-read.csv("C:/dataTimeSeries.csv",sep=";",dec=".")  
> summary(data)
```

Date	x
Min. :20150101	Min. : 3.414
1st Qu.:20150208	1st Qu.:15.617
Median :20150318	Median :19.084
Mean :20150321	Mean :19.593
3rd Qu.:20150425	3rd Qu.:24.235
Max. :20150602	Max. :36.167

Общая информация о
данных:

```
> plot(ts(data$x))
```

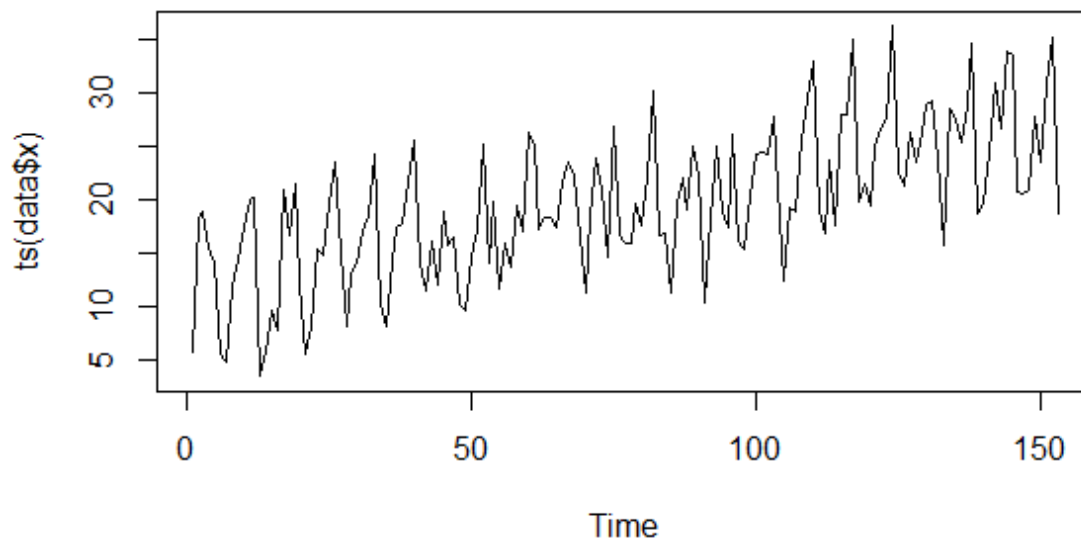
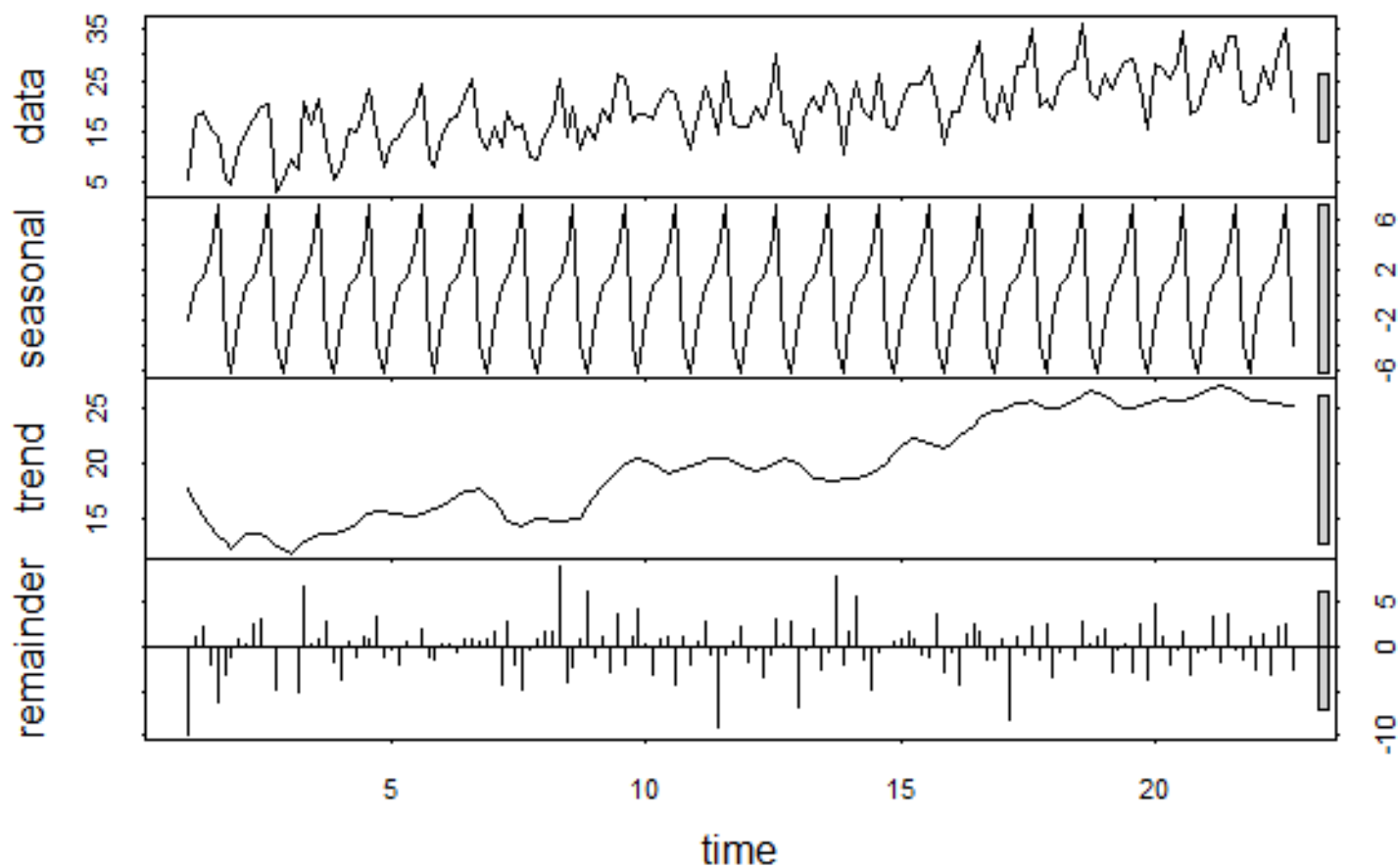


График ряда:

STL разложение с помощью R

```
> res<-stl((ts(data[,2],frequency=7)),s.window="periodic",robust=TRUE,inner=2)  
> plot(res)
```

STL разложение с помощью R



AR-модель

Авторегрессионная (AR-) модель (англ. autoregressive model) — модель временных рядов, в которой значения временного ряда в данный момент линейно зависят от предыдущих значений этого же ряда.

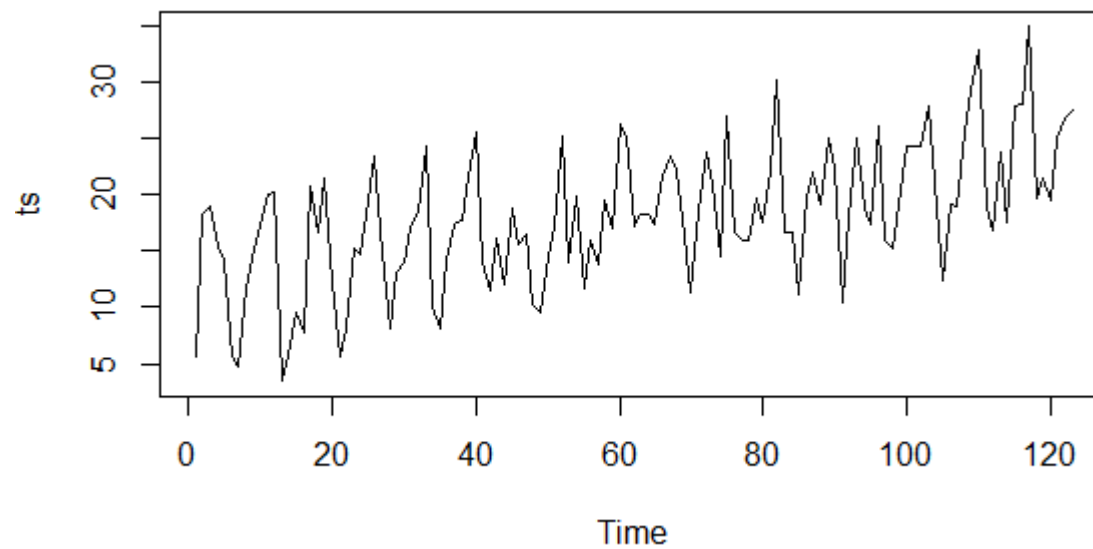
$$X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

- $AR(p)$ — авторегрессионная модель
- p — порядок регрессии
- a_1, \dots, a_p — параметры модели
- c — постоянная
- ε_t — белый шум

Построение авторегрессионной модели прогнозирования временных рядов с помощью R.

Данные 30 последних наблюдений:

```
data<-read.csv("C:/dataTimeSeries.csv",sep=";",dec=".")  
ts <- ts(head(data$x, (nrow(data)-30)))  
newts <- ts(tail(data$x),30)  
plot.ts(ts)
```



Построение авторегрессионной модели прогнозирования временных рядов с помощью R.

Авторегрессия первого порядка:

```
> model_ar1 <- ar(ts, aic=FALSE, order.max=1)
> model_ar1
```

```
call:
ar(x = ts, aic = FALSE, order.max = 1)
```

```
Coefficients:
          1
0.4565
```

```
Order selected 1  sigma^2 estimated as 29.76
```

```
> forecast_ar1 <- predict(model_ar1, n.ahead=30)
> forecast_ar1
$pred
Time Series:
Start = 124
End = 153
Frequency = 1
 [1] 22.32835 19.97937 18.90715 18.41772 18.19432 18.09234 18.04579 18.02455 18.01485
[10] 18.01042 18.00840 18.00748 18.00706 18.00686 18.00678 18.00674 18.00672 18.00671
[19] 18.00671 18.00670 18.00670 18.00670 18.00670 18.00670 18.00670 18.00670 18.00670
[28] 18.00670 18.00670 18.00670
```

```
$se
Time Series:
Start = 124
End = 153
Frequency = 1
 [1] 5.455600 5.997085 6.103864 6.125877 6.130454 6.131407 6.131606 6.131647 6.131656
[10] 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658
[19] 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658 6.131658
[28] 6.131658 6.131658 6.131658
```

Прогноз модели на
30 последних точках:

Построение авторегрессионной модели прогнозирования временных рядов с помощью R.

Авторегрессия порядка 10:

```
> model_ar <- ar(ts, aic=TRUE, order.max=10)
> model_ar

Call:
ar(x = ts, aic = TRUE, order.max = 10)

Coefficients:
      1      2      3      4      5      6      7
0.1948  0.0506 -0.0196 -0.0077 -0.0855  0.2743  0.4508

order selected 7  sigma^2 estimated as 19.4
```

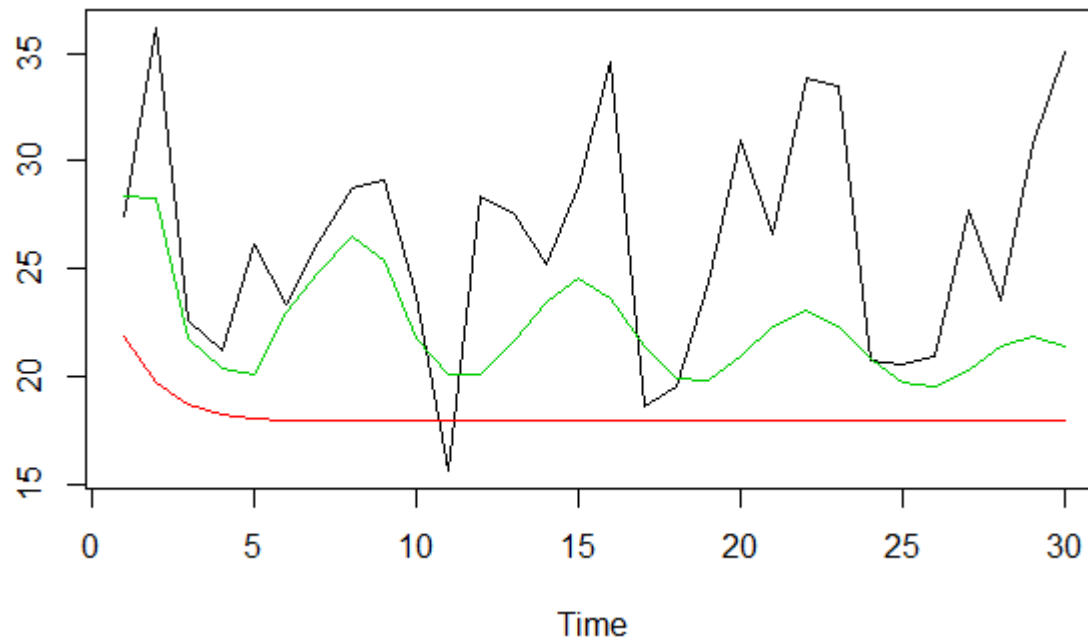
Прогноз модели на
30 последних точках:

```
> forecast_ar <- predict(model_ar, n.ahead=30)
> forecast_ar
$pred
Time Series:
Start = 124
End = 153
Frequency = 1
 [1] 27.93185 21.78033 20.30328 20.18464 23.12244 24.70569 26.17839 25.13363 21.78264
[10] 20.08628 20.21245 21.85792 23.45111 24.51907 23.52922 21.35964 19.98284 19.98811
[19] 21.05729 22.40543 23.12804 22.39229 20.89458 19.83035 19.73655 20.48958 21.53287
[28] 22.03622 21.52144 20.46121

$se
Time Series:
Start = 124
End = 153
Frequency = 1
 [1] 4.404754 4.487573 4.504495 4.504615 4.504683 4.521869 4.642924 5.214321 5.312126
[10] 5.334414 5.336076 5.339707 5.341555 5.433516 5.635768 5.711306 5.734083 5.735495
[19] 5.738690 5.738790 5.790287 5.882848 5.935504 5.954269 5.955240 5.956481 5.957341
[28] 5.984929 6.033392 6.068584
```

Построение авторегрессионной модели прогнозирования временных рядов с помощью R.

```
> plot(ts(data.frame(data=newts, ar1=forecast_ar1$pred, ar=forecast_ar$pred)),  
+       plot.type="single", col=1:3)
```



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ