

# 1 ARIMA-Prozeß

**Definition 1** Seien  $d, p, q \in \mathbb{N}_0$ .  $\xi_t$  wird **ARIMA**( $p, d, q$ )-Prozeß genannt, wenn  $\eta_t := \Delta^d \xi_t$  ein kausaler ARMA( $p, q$ )-Prozeß ist.

In Polynomschreibweise:

$$\alpha^*(L)\xi_t := \alpha(L)(I - L)^d \xi_t = \beta(L)\varepsilon_t \quad (1)$$

Da  $\alpha^*(z)$  bei  $z = 1$  eine Nullstelle der Ordnung  $d$  hat, kann  $\xi_t$  nur für  $d = 0$ , also für einen ARMA( $p, q$ )-Prozeß, stationär sein.

Da jedes Polynom vom Grad  $\leq (d - 1)$  durch  $d$ -maliges Differenzieren verschwindet, ist (1) auch noch gültig, wenn wir ein Trendpolynom vom Grad  $\leq (d - 1)$  zu  $\xi_t$  dazu addieren. ARIMA-Prozesse können also auch Zeitreihen mit Trend modellieren.

I in ARIMA steht für „integriert“. Es sind auch fraktional integrierte Prozesse möglich, falls  $d \notin \mathbb{N}$ .

# 2 ARMAX-Prozeß

**Definition 2** Ein Prozeß  $\eta_t$  heißt **ARMAX**-Prozeß, wenn  $\eta_t = \gamma(L)\xi_t + \zeta_t$ , wobei  $\gamma(L) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \gamma_i L^i$  und  $\xi_t$  und  $\zeta_t$  ARMA-Prozesse sind.

Alternative Definition:

**Definition 3** Ein Modell der Form

$$\delta(L)\eta_t + \alpha(L)\xi_t = \beta(L)\varepsilon_t \quad (2)$$

mit  $\xi_t$  ein ARMA-Prozeß und  $\varepsilon_t$  weißes Rauschen heißt **ARMAX**-Modell.

**Beziehung zwischen den Definitionen 2 & 3** (2) kann als

$$\eta_t = -\delta(L)^{-1}\alpha(L)\xi_t + \delta(L)^{-1}\beta(L)\varepsilon_t$$

geschrieben werden. Nun setzt man  $\gamma(L) := -\delta(L)^{-1}\alpha(L)$  und  $\zeta_t := \delta(L)^{-1}\beta(L)\varepsilon_t$ . Wegen  $\delta(L)\zeta_t = \beta(L)\varepsilon_t$  ist  $\zeta_t$  ein ARMA-Prozeß. (Regularitätsvoraussetzungen?)

**Interpretation** Bei Definition 2 ist  $\eta_t$  die Summe aus einer gefilterten Zeitreihe  $\xi_t$  plus einem davon unabhängigen Rauschanteil  $\zeta_t$ .

Definition 3 bekommt man, wenn man einen multivariaten ARMA-Prozeß  $\nu_t$  der Form  $A(L)\nu_t = B(L)\varepsilon_t$  als

$$\begin{bmatrix} \delta(L) & \alpha_1(L) \\ 0 & \alpha_2(L) \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \eta_t \\ \xi_t \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_1(L) & 0 \\ 0 & \beta_2(L) \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}$$

schreibt. Hierbei sind  $\eta_t$  die endogenen und  $\xi_t$  die exogenen Variablen.

### 3 (G)ARCH-Modelle

(G)ARCH steht für „(Generalized) AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity“.

**Definition 4** Sei  $I_t$  die verfügbare Information bis zum Zeitpunkt  $t$ . Ein Prozeß  $\xi_t$  ist ein **ARCH**( $q$ )-Modell, wenn

$$\xi_t = \varepsilon_t$$

wobei

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi_t | I_{t-1}) &= 0 \\ h_t := \text{var}(\xi_t | I_{t-1}) &= \sigma^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2.\end{aligned}$$

**Definition 5** Ein Prozeß  $\xi_t$  ist ein **GARCH**( $p, q$ )-Modell, wenn

$$h_t = \sigma^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j}$$