

A sztochasztikus időszormodellezési filozófia, és alapelemei: a fehérzaj-, az AR-, az MA- és ARMA-folyamatok

Ferenci Tamás
tamas.ferenci@medstat.hu

Utoljára frissítve: 2023. május 9.

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus időszorelemzési iskola
- 3 ARMA-modellek
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

Tartalom

- 1 **Matematikai emlékeztető**
 - Valószínűesszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorelemzési iskola
- 3 ARMA-modellek
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűesszámitás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorlemzési iskola
- 3 ARMA-modellek
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

Várható érték

Ki fogjuk használni a következőket:

- A várható érték lineáris: $\mathbb{E}(\sum_i X_i) = \sum_i \mathbb{E}X_i$
- A várható érték lineáris: $\mathbb{E}(cX) = c\mathbb{E}X$
- Konstans várható értéke saját maga: $\mathbb{E}c = c$

Szórásnégyzet

Ki fogjuk használni a következőket:

- A szórásnégyzet nem lineáris: $\mathbb{D}^2(\sum_i X_i) = \sum_i \mathbb{D}^2 X_i$ ha X_i -k (páronként) korrelálatlanok (szemben a várható értékkel, ez *nem* mindig igaz!); ne feledjük, a függetlenség implikálja a korrelálatlanságot
- A szórásnégyzet nem lineáris: $\mathbb{D}^2(cX) = c^2 \mathbb{D}^2 X$
- Konstans szórásnégyzete nulla: $\mathbb{D}^2 c = 0$

Kovariancia és korreláció

Ki fogjuk használni a következőket:

- A kovariancia/korreláció bilineáris: $\text{cov}\left(\sum_i X_i, \sum_j Y_j\right) = \sum_i \sum_j \text{cov}(X_i, Y_j)$
- A kovariancia/korreláció bilineáris: $\text{cov}(aX, bY) = ab \text{cov}(X, Y)$
- Konstans mindennel korrelálatlan: $\text{cov}(c, X) = 0$
- Az önkovariancia a variancia: $\text{cov}(X, X) = \mathbb{D}^2 X$

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorelemzési iskola
- 3 ARMA-modellek
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

Filozófiai alapok

- Determinisztikus (például dekompozíciós időszormodellek) vs. sztochasztikus időszorelemzés
- A determinisztikus iskolában is van – természetesen – véletlen, csak a szerepe más: pusztán arra korlátozódik, hogy az *adott időszaki* értéket beállítsa
- A sztochasztikus iskolában ezzel szemben a véletlen az *egész későbbi* lefutást befolyásolja, a véletlennek „folyamatépítő szerepe” van
- Lássunk egy példát, hogy jobban megértsük mit jelentenek ezek a kissé homályos megfogalmazások!

Filozófiai alapok

- Determinisztikus (például dekompozíciós időszormodellek) vs. sztochasztikus időszorelemzés
- A determinisztikus iskolában is van – természetesen – véletlen, csak a szerepe más: pusztán arra korlátozódik, hogy az *adott időszaki* értéket beállítsa
- A sztochasztikus iskolában ezzel szemben a véletlen az *egész későbbi* lefutást befolyásolja, a véletlennek „folyamatépítő szerepe” van
- Lássunk egy példát, hogy jobban megértsük mit jelentenek ezek a kissé homályos megfogalmazások!

Filozófiai alapok

- Determinisztikus (például dekompozíciós idősormodellek) vs. sztochasztikus idősorlemzés
- A determinisztikus iskolában is van – természetesen – véletlen, csak a szerepe más: pusztán arra korlátozódik, hogy az *adott időszaki* értéket beállítsa
- A sztochasztikus iskolában ezzel szemben a véletlen az *egész későbbi* lefutást befolyásolja, a véletlennek „folyamatépítő szerepe” van
- Lássunk egy példát, hogy jobban megértsük mit jelentenek ezek a kissé homályos megfogalmazások!

Filozófiai alapok

- Determinisztikus (például dekompozíciós idősormodellek) vs. sztochasztikus idősorlemzés
- A determinisztikus iskolában is van – természetesen – véletlen, csak a szerepe más: pusztán arra korlátozódik, hogy az *adott időszaki* értéket beállítsa
- A sztochasztikus iskolában ezzel szemben a véletlen az *egész későbbi* lefutást befolyásolja, a véletlennek „folyamatépítő szerepe” van
- Lássunk egy példát, hogy jobban megértsük mit jelentenek ezek a kissé homályos megfogalmazások!

Példa a két iskolára

- Az egyik idősorunk – sokasági modellel megadva – legyen

$$Y_t^{(D)} = \alpha t + u_t,$$

ahol α konstans, $u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ függetlenül

- A másik modell legyen

$$Y_t^{(S)} = Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t,$$

ahol α és u_t mint előbb, $Y_0^{(S)}$ pedig legyen 0

- A további elemzésekhez hasznos lesz a következő átalakítás:

$$\begin{aligned} Y_t^{(S)} &= Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t = \left(Y_{t-2}^{(S)} + \alpha + u_{t-1} \right) + \alpha + u_t = \\ &= \left[\left(Y_{t-3}^{(S)} + \alpha + u_{t-2} \right) + \alpha + u_{t-1} \right] + \alpha + u_t = \dots = \alpha t + \sum_{i=1}^t u_i \end{aligned}$$

- Hasonlítanak is, meg nem is...

Példa a két iskolára

- Az egyik idősorunk – sokasági modellel megadva – legyen

$$Y_t^{(D)} = \alpha t + u_t,$$

ahol α konstans, $u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ függetlenül

- A másik modell legyen

$$Y_t^{(S)} = Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t,$$

ahol α és u_t mint előbb, $Y_0^{(S)}$ pedig legyen 0

- A további elemzésekhez hasznos lesz a következő átalakítás:

$$\begin{aligned} Y_t^{(S)} &= Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t = \left(Y_{t-2}^{(S)} + \alpha + u_{t-1} \right) + \alpha + u_t = \\ &= \left[\left(Y_{t-3}^{(S)} + \alpha + u_{t-2} \right) + \alpha + u_{t-1} \right] + \alpha + u_t = \dots = \alpha t + \sum_{i=1}^t u_i \end{aligned}$$

- Hasonlítanak is, meg nem is...

Példa a két iskolára

- Az egyik idősorunk – sokasági modellel megadva – legyen

$$Y_t^{(D)} = \alpha t + u_t,$$

ahol α konstans, $u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ függetlenül

- A másik modell legyen

$$Y_t^{(S)} = Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t,$$

ahol α és u_t mint előbb, $Y_0^{(S)}$ pedig legyen 0

- A további elemzésekhez hasznos lesz a következő átalakítás:

$$\begin{aligned} Y_t^{(S)} &= Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t = \left(Y_{t-2}^{(S)} + \alpha + u_{t-1} \right) + \alpha + u_t = \\ &= \left[\left(Y_{t-3}^{(S)} + \alpha + u_{t-2} \right) + \alpha + u_{t-1} \right] + \alpha + u_t = \dots = \alpha t + \sum_{i=1}^t u_i \end{aligned}$$

- Hasonlítanak is, meg nem is...

Példa a két iskolára

- Az egyik idősorunk – sokasági modellel megadva – legyen

$$Y_t^{(D)} = \alpha t + u_t,$$

ahol α konstans, $u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ függetlenül

- A másik modell legyen

$$Y_t^{(S)} = Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t,$$

ahol α és u_t mint előbb, $Y_0^{(S)}$ pedig legyen 0

- A további elemzésekhez hasznos lesz a következő átalakítás:

$$\begin{aligned} Y_t^{(S)} &= Y_{t-1}^{(S)} + \alpha + u_t = \left(Y_{t-2}^{(S)} + \alpha + u_{t-1} \right) + \alpha + u_t = \\ &= \left[\left(Y_{t-3}^{(S)} + \alpha + u_{t-2} \right) + \alpha + u_{t-1} \right] + \alpha + u_t = \dots = \alpha t + \sum_{i=1}^t u_i \end{aligned}$$

- Hasonlítanak is, meg nem is...

Hasonlóság

Számítsuk ki a μ_t várható érték függvényeket:

$$\mu_t^{(D)} = \mathbb{E}(\alpha t + u_t) = \mathbb{E}(\alpha t) + \mathbb{E}(u_t) = \alpha t + 0 = \alpha t$$

$$\mu_t^{(S)} = \mathbb{E}\left(\alpha t + \sum_{i=1}^t u_i\right) = \alpha t + \sum_{i=1}^t 0 = \alpha t$$

Különbség

Nézzük most meg a σ_t^2 szórásnégyzet függvényeket:

$$\sigma_t^{2(D)} = \mathbb{D}^2(\alpha t + u_t) = \mathbb{D}^2(\alpha t) + \mathbb{D}^2(u_t) = 0 + \sigma^2 = \sigma^2$$

$$\begin{aligned}\sigma_t^{2(S)} &= \mathbb{D}^2\left(\alpha t + \sum_{i=1}^t u_i\right) = \mathbb{D}^2(\alpha t) + \mathbb{D}^2\left(\sum_{i=1}^t u_i\right) = 0 + \sum_{i=1}^t \sigma^2 = \\ &= t\sigma^2\end{aligned}$$

Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:

Az idősorok viselkedése azonos lesz, ha azonos a trend és azonos a sztochasztikus rész.

Az idősorok viselkedése eltérő lesz, ha eltérő a trend és eltérő a sztochasztikus rész.

- Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
- Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:
 - Az $Y_t^{(D)}$ -nél már a *rögtön következő* időpontban sincsen *semmilyen* hatása ennek a deviánsnak az idősor viselkedésére
 - Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
 - Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:
 - Az $Y_t^{(D)}$ -nél már a *rögtön következő* időpontban sincsen *semmilyen* hatása ennek
 - $Y_t^{(S)}$ -nél viszont az idősor *egész későbbi lefutását* befolyásolja, *csorbitatlanul*
- Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
- Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:
 - Az $Y_t^{(D)}$ -nél már a *rögtön következő* időpontban sincsen *semmilyen* hatása ennek
 - $Y_t^{(S)}$ -nél viszont az idősor *egész későbbi lefutását* befolyásolja, *csorbítatlanul*
- Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
- Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:
 - Az $Y_t^{(D)}$ -nél már a *rögtön következő* időpontban sincsen *semmilyen* hatása ennek
 - $Y_t^{(S)}$ -nél viszont az idősor *egész későbbi lefutását* befolyásolja, *csorbitatlanul*
- Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
- Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

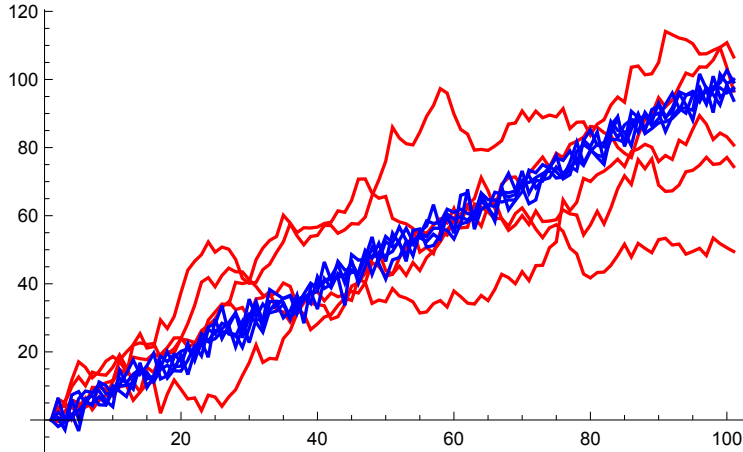
Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:
 - Az $Y_t^{(D)}$ -nél már a *rögtön következő* időpontban sincsen *semmilyen* hatása ennek
 - $Y_t^{(S)}$ -nél viszont az idősor *egész későbbi lefutását* befolyásolja, *csorbítatlanul*
- Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
- Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

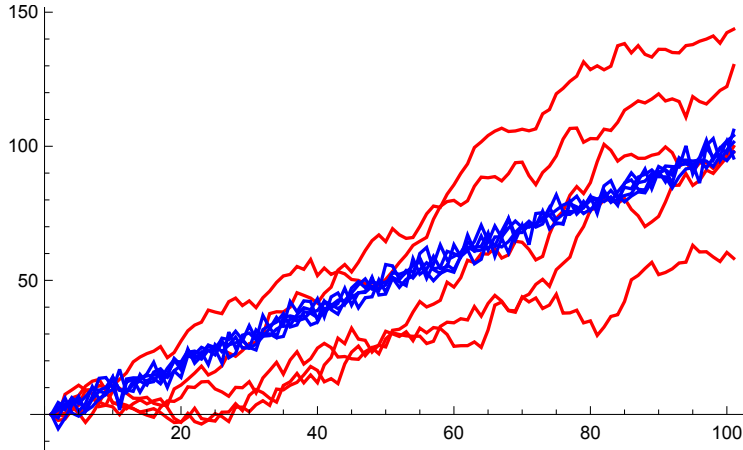
Az igazi eltérés a viselkedésben

- Ennek sokkal mélyebb magyarázatát kapjuk, ha arra gondolunk, hogy a viselkedésük miben más
- Segítség: kidobunk egy nagyon deviáns u_t -t (pl $\sigma^2 = 1$ mellett $+5$ -öt vagy -5 -öt), miben tér el a két idősor későbbi viselkedése?
- Ez a két extrém véglet:
 - Az $Y_t^{(D)}$ -nél már a *rögtön következő* időpontban sincsen *semmilyen* hatása ennek
 - $Y_t^{(S)}$ -nél viszont az idősor *egész későbbi lefutását* befolyásolja, *csorbítatlanul*
- Bizonyos értelemben *ugyanazt* a trendet jelentik – gondoljunk a várható érték függvényre – de mégis teljesen eltérő *viselkedéssel*
- Megtestesítik a két iskolát: $Y_t^{(D)}$ a lineáris trend a determinisztikus szemléletben (véletlen szerepe: csak az adott időszakra korlátozódik), az $Y_t^{(S)}$ a lineáris trend sztochasztikus értelemben (véletlen szerepe: folyamatépítő)

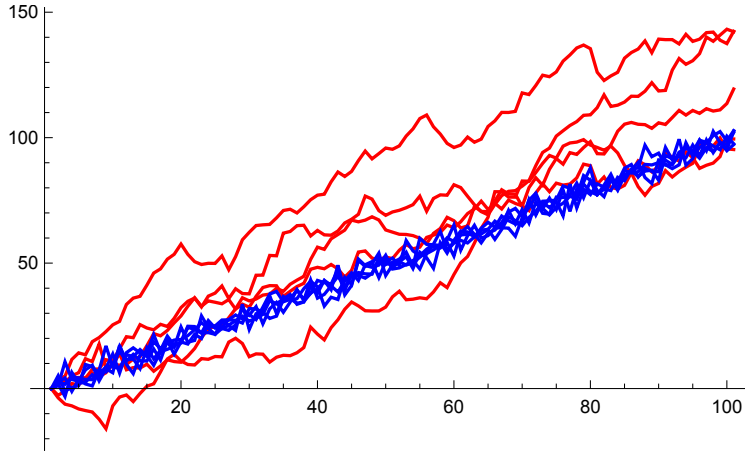
Hogy néznek ki?



Hogy néznek ki?



Hogy néznek ki?



Más elnevezések

- Főleg sztochasztikus folyamatos kontextusban az $Y_t^{(S)}$ -et $\alpha = 0$ esetén **véletlen bolyongásnak** (random walk, RW) is szokás nevezni
- Ráragok egy bábut az origóra a számegyenesen, dobok egy véletlen számot (u_t) és annyival odébb rakom, majd ezt ismétlem \rightarrow bolyongani fog a számegyenesen
- (Folytonos határa a Wiener-folyamat)
- Az $\alpha \neq 0$ esetben pedig **eltolásos véletlen bolyongásról** (random walk with drift, RWD) szoktak beszélni
- Amennyiben az RW-t log-skálán vesszük, tehát $\log Y_t = \log Y_{t-1} + u'_t$ a modellünk, $Y_0 \neq 0$ mellett (eredeti skálára visszavetítve: $Y_t = Y_{t-1} \cdot u_t = Y_0 \cdot \prod_{i=1}^t u_i$; nem a növekmények, hanem a hányadosok adott fae változók, nagyobb értékeknél nagyobb ingadozás) akkor **geometriai véletlen bolyongásról** szokás beszélni (pénzügyes szóhasználatban!)

Más elnevezések

- Főleg sztochasztikus folyamatos kontextusban az $Y_t^{(S)}$ -et $\alpha = 0$ esetén **véletlen bolyongásnak** (random walk, RW) is szokás nevezni
- Ráragok egy bábut az origóra a számegyenesen, dobok egy véletlen számot (u_t) és annyival odébb ragom, majd ezt ismétlem \rightarrow bolyongani fog a számegyenesen
- (Folytonos határa a Wiener-folyamat)
- Az $\alpha \neq 0$ esetben pedig **eltolásos véletlen bolyongásról** (random walk with drift, RWD) szoktak beszélni
- Amennyiben az RW-t log-skálán vesszük, tehát $\log Y_t = \log Y_{t-1} + u'_t$ a modellünk, $Y_0 \neq 0$ mellett (eredeti skálára visszavetítve: $Y_t = Y_{t-1} \cdot u_t = Y_0 \cdot \prod_{i=1}^t u_i$; nem a növekmények, hanem a hányadosok adott fae változók, nagyobb értékeknél nagyobb ingadozás) akkor **geometriai véletlen bolyongásról** szokás beszélni (pénzügyes szóhasználatban!)

Más elnevezések

- Főleg sztochasztikus folyamatos kontextusban az $Y_t^{(S)}$ -et $\alpha = 0$ esetén **véletlen bolyongásnak** (random walk, RW) is szokás nevezni
- Rákok egy bábut az origóra a számegyenesen, dobok egy véletlen számot (u_t) és annyival odébb rakom, majd ezt ismétlem \rightarrow bolyongani fog a számegyenesen
- (Folytonos határa a Wiener-folyamat)
- Az $\alpha \neq 0$ esetben pedig **eltolódos véletlen bolyongásról** (random walk with drift, RWD) szoktak beszélni
- Amennyiben az RW-t log-skálán vesszük, tehát $\log Y_t = \log Y_{t-1} + u'_t$ a modellünk, $Y_0 \neq 0$ mellett (eredeti skálára visszavetítve: $Y_t = Y_{t-1} \cdot u_t = Y_0 \cdot \prod_{i=1}^t u_i$; nem a növekmények, hanem a hányadosok adott fae változók, nagyobb értékeknél nagyobb ingadozás) akkor **geometriai véletlen bolyongásról** szokás beszélni (pénzügyes szóhasználatban!)

Más elnevezések

- Főleg sztochasztikus folyamatos kontextusban az $Y_t^{(S)}$ -et $\alpha = 0$ esetén **véletlen bolyongásnak** (random walk, RW) is szokás nevezni
- Ráragok egy bábut az origóra a számegyenesen, dobok egy véletlen számot (u_t) és annyival odébb rakom, majd ezt ismétlem \rightarrow bolyongani fog a számegyenesen
- (Folytonos határa a Wiener-folyamat)
- Az $\alpha \neq 0$ esetben pedig **eltolásos véletlen bolyongásról** (random walk with drift, RWD) szoktak beszélni
- Amennyiben az RW-t log-skálán vesszük, tehát $\log Y_t = \log Y_{t-1} + u'_t$ a modellünk, $Y_0 \neq 0$ mellett (eredeti skálára visszavetítve: $Y_t = Y_{t-1} \cdot u_t = Y_0 \cdot \prod_{i=1}^t u_i$; nem a növekmények, hanem a hányadosok adott fae változók, nagyobb értékeknél nagyobb ingadozás) akkor **geometriai véletlen bolyongásról** szokás beszélni (pénzügyes szóhasználatban!)

Más elnevezések

- Főleg sztochasztikus folyamatos kontextusban az $Y_t^{(S)}$ -et $\alpha = 0$ esetén **véletlen bolyongásnak** (random walk, RW) is szokás nevezni
- Ráragok egy bábut az origóra a számegyenesen, dobok egy véletlen számot (u_t) és annyival odébb ragom, majd ezt ismétlem \rightarrow bolyongani fog a számegyenesen
- (Folytonos határa a Wiener-folyamat)
- Az $\alpha \neq 0$ esetben pedig **eltolásos véletlen bolyongásról** (random walk with drift, RWD) szoktak beszélni
- Amennyiben az RW-t log-skálán vesszük, tehát $\log Y_t = \log Y_{t-1} + u'_t$ a modellünk, $Y_0 \neq 0$ mellett (eredeti skálára visszavetítve: $Y_t = Y_{t-1} \cdot u_t = Y_0 \cdot \prod_{i=1}^t u_i$; nem a növekmények, hanem a hányadosok adott fae változók, nagyobb értékeknél nagyobb ingadozás) akkor **geometriai véletlen bolyongásról** szokás beszélni (pénzügyes szóhasználatban!)

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorelemzési iskola
- 3 **ARMA-modellek**
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorelemzési iskola
- 3 **ARMA-modellek**
 - **WN-folyamat**
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

A fehérzaj (WN) folyamat

- A folyamat

$$u_t,$$

melyre $\mathbb{E}(u_t) = 0$, $\mathbb{D}^2(u_t) = \sigma^2$ és $\text{cov}(u_t, u_s) = 0$ ($t \neq s$)

- Jele: $\mathcal{WN}(0, \sigma_u^2)$
- Az eloszlásról nem mondtunk semmit
- Néha feltesszük, hogy nem csak korrelálatlan, de független is (általában nem ez az alapértelmezés, külön kell mondani); egyedül normális eloszlás feltevése esetén mindegy
- Zaj: logikus, ez valamilyen teljesen modellezhetetlen, struktúra nélküli folyamat
- De mitől fehér? ...optikai analógia!

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorelemzési iskola
- 3 **ARMA-modellek**
 - WN-folyamat
 - **MA-modellek**
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

A mozgóátlagú (MA) modell

A q -ad rendű mozgóátlagú modell (modell, mivel most a sokaságban specifikáljuk):

$$Y_t = \alpha + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q},$$

ahol u_t hiba(folyamat), szokták itt úgy is hívni, hogy innováció, fehérzaj-folyamatnak tételezzük fel: $u_t \sim \mathcal{WN}(0, \sigma_u^2)$; α és θ_i -k valós, σ_u^2 pozitív valós konstans paraméterek

MA(1)-folyamat: várhatóérték-függvény

Közvetlenül a definíció alapján (a várhatóérték-képzést „ráeresztve” a definícióra):

$$\mu_t = \alpha + 0 + \theta_1 \cdot 0 = \alpha,$$

tehát μ_t időfüggetlen

MA(1)-folyamat: szórásnégyzet-függvény

Közvetlenül a definíció alapján (a szórásnégyzet-képzést „ráeresztve” a definícióra):

$$\sigma_t^2 = 0 + \sigma_u^2 + \theta_1^2 \sigma_u^2 = \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2)$$

tehát σ_t^2 időfüggetlen (ez lesz γ_0)

MA(1)-folyamat: autokovariancia-függvény

Közvetlenül a definíció alapján (a kovariancia-képzést „ráeresztve” a definícióra):

$$\text{cov}(Y_t, Y_{t-1}) = \text{cov}(\alpha + u_t + \theta_1 u_{t-1}, \alpha + u_{t-1} + \theta_1 u_{t-2}) = \dots$$

összesen 9 tag, ebből azonban csak 1 nem-nulla (a többiben vagy konstans van, vagy különböző időpontokhoz tartozó u -k érintkeznek):

$$\dots = \text{cov}(\theta_1 u_{t-1}, u_{t-1}) = \theta_1 \sigma_u^2,$$

tehát ez időfüggetlen, jogos a γ_1 jelölés

MA(1)-folyamat: autokovariancia-függvény

Közvetlenül a definíció alapján (a kovariancia-képzést „ráeresztve” a definícióra):

$$\text{cov}(Y_t, Y_{t-k}) = \text{cov}(\alpha + u_t + \theta_1 u_{t-1}, \alpha + u_{t-k} + \theta_1 u_{t-k-1}),$$

amiben immár – az előbbi logikát követve – mindegyik tag nulla ha $k > 1$.

Összefoglalva:

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2) & \text{ha } k=0 \\ \theta_1 \sigma_u^2 & \text{ha } k=1 \\ 0 & \text{ha } k>1 \end{cases}$$

MA(1)-folyamat: stacionaritás

Az előbbieket összerakva (μ_t időfüggetlen, σ_t^2 időfüggetlen, γ_k csak késleltetéstől függ) tehát kapjuk, hogy az MA(1) folyamat stacioner.

Mégpedig *mindig* az (értsd: paraméter-választástól függetlenül).

MA(1)-folyamat: korrelogram

- ACF: $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$; eltűnik 1 késleltetés után
- PACF: belátható, hogy lecsengő (azaz $\lim_{k \rightarrow \infty} \text{PACF}(k) = 0$)

MA(1)-folyamat: korrelogram

- ACF: $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$; eltűnik 1 késleltetés után
- PACF: belátható, hogy lecsengő (azaz $\lim_{k \rightarrow \infty} \text{PACF}(k) = 0$)

MA(q)-folyamatok

- $\mu_t = \alpha$ (ugyanazért)
- $\sigma_t^2 = \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)$ (ugyanazért)
- ACF q késleltetés után eltűnő (ugyanazért)
- PACF lecsengő (ugyanúgy kiszámolható lenne), adott esetben bonyolultabb mintázat szerint
- Mindig stacioner (paraméter-választástól függetlenül)!

MA(q)-folyamatok

- $\mu_t = \alpha$ (ugyanazért)
- $\sigma_t^2 = \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)$ (ugyanazért)
- ACF q késleltetés után eltűnő (ugyanazért)
- PACF lecsengő (ugyanúgy kiszámolható lenne), adott esetben bonyolultabb mintázat szerint
- Mindig stacioner (paraméter-választástól függetlenül)!

MA(q)-folyamatok

- $\mu_t = \alpha$ (ugyanazért)
- $\sigma_t^2 = \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)$ (ugyanazért)
- ACF q késleltetés után eltűnő (ugyanazért)
- PACF lecsengő (ugyanúgy kiszámolható lenne), adott esetben bonyolultabb mintázat szerint
- Mindig stacioner (paraméter-választástól függetlenül)!

MA(q)-folyamatok

- $\mu_t = \alpha$ (ugyanazért)
- $\sigma_t^2 = \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)$ (ugyanazért)
- ACF q késleltetés után eltűnő (ugyanazért)
- PACF lecsengő (ugyanúgy kiszámolható lenne), adott esetben bonyolultabb mintázat szerint
- Mindig stacioner (paraméter-választástól függetlenül)!

MA(q)-folyamatok

- $\mu_t = \alpha$ (ugyanazért)
- $\sigma_t^2 = \sigma_u^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)$ (ugyanazért)
- ACF q késleltetés után eltűnő (ugyanazért)
- PACF lecsengő (ugyanúgy kiszámolható lenne), adott esetben bonyolultabb mintázat szerint
- Mindig stacioner (paraméter-választástól függetlenül)!

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorlemzési iskola
- 3 **ARMA-modellek**
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - **AR-modellek**
 - ARMA-modellek

Az autoregresszív (AR) modell

A p -ed rendű autoregresszív modell (modell, mivel most a sokaságban specifikáljuk):

$$Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + u_t,$$

ahol u_t hiba(folyamat), szokták itt úgy is hívni, hogy innováció, fehérzaj-folyamatnak tételezzük fel: $u_t \sim \mathcal{WN}(0, \sigma_u^2)$; α és ϕ_i -k valós, σ_u^2 pozitív valós konstans paraméterek

Megjegyzések

- Speciális esetek: ha $p = 1$ és $\phi_1 = 1$, akkor RWD (ha ráadásul $\alpha = 0$ akkor RW)
- Stacionaritás: ez – szemben az MA-folyamatokkal – nyilván nem lehet *mindig* stacioner, hiszen az RW sem az, de *néha* lehet az is (pl. $p = 1$ és $\phi_1 = 0$), a stacionaritásnak tehát itt valamilyen – paraméterekre vonatkozó – feltétele kell legyen
- Ennek vizsgálatát későbbre halasztjuk, és most azt mondjuk, hogy teljesültek ezek a feltételek

Megjegyzések

- Speciális esetek: ha $p = 1$ és $\phi_1 = 1$, akkor RWD (ha ráadásul $\alpha = 0$ akkor RW)
- Stacionaritás: ez – szemben az MA-folyamatokkal – nyilván nem lehet *mindig* stacioner, hiszen az RW sem az, de *néha* lehet az is (pl. $p = 1$ és $\phi_1 = 0$), a stacionaritásnak tehát itt valamilyen – paraméterekre vonatkozó – feltétele kell legyen
- Ennek vizsgálatát későbbre halasztjuk, és most azt mondjuk, hogy teljesültek ezek a feltételek

Megjegyzések

- Speciális esetek: ha $p = 1$ és $\phi_1 = 1$, akkor RWD (ha ráadásul $\alpha = 0$ akkor RW)
- Stacionaritás: ez – szemben az MA-folyamatokkal – nyilván nem lehet *mindig* stacioner, hiszen az RW sem az, de *néha* lehet az is (pl. $p = 1$ és $\phi_1 = 0$), a stacionaritásnak tehát itt valamilyen – paraméterekre vonatkozó – feltétele kell legyen
- Ennek vizsgálatát későbbre halasztjuk, és most azt mondjuk, hogy teljesültek ezek a feltételek

AR(1) folyamat: várhatóérték-függvény

Vegyük mindkét oldal várhatóértékét (feltettük a stacionaritást, $\mathbb{E}(Y_t) \equiv \mu$)

$$\mu = \alpha + \phi_1 \mu + 0,$$

mivel a várhatóérték lineáris, innen

$$\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1}$$

($\phi_1 \neq 1$ kell legyen: látni fogjuk, hogy ez tényleg fennáll, ha stacioner)

AR(1) folyamat: szórásnégyzet-függvény

Vegyük mindkét oldal szórásnégyzetét (feltettük a stacionaritást, $\mathbb{D}^2(Y_t) \equiv \sigma^2$)

$$\sigma^2 = \phi_1^2 \sigma^2 + \sigma_u^2,$$

kihasználva, hogy a három tag korrelálatlan, innen

$$\sigma^2 = \frac{\sigma_u^2}{1 - \phi_1^2}$$

($|\phi_1| < 1$ kell legyen: látni fogjuk, hogy ez tényleg fennáll, ha stacioner)

AR(1) folyamat: autokovariancia-függvény

Kezdjük az 1 késleltetéssel (természetesen a stacionaritást most is feltételezzük):

$$\begin{aligned}\text{cov}(Y_t, Y_{t-1}) &= \text{cov}(\alpha + \phi_1 Y_{t-1} + u_t, Y_{t-1}) = \\ &= 0 + \phi_1 \text{cov}(Y_{t-1}, Y_{t-1}) + 0 = \phi_1 \sigma^2 = \phi_1 \frac{\sigma_u^2}{1 - \phi_1^2},\end{aligned}$$

időfüggetlen; innen rekurzívan mehetünk tovább:

$$\text{cov}(Y_t, Y_{t-k}) = \text{cov}(\alpha + \phi_1 Y_{t-1} + u_t, Y_{t-k}) = \phi_1 \gamma_{k-1},$$

szintén időfüggetlen, ezekből tehát indukcióval kapjuk, hogy

$$\gamma_k = \phi_1^k \sigma^2 = \frac{\phi_1^k \sigma_u^2}{1 - \phi_1^2}$$

($|\phi_1| < 1$ kell legyen: látni fogjuk, hogy ez tényleg fennáll, ha stacioner)

AR(1) folyamat: autokorreláció és parciális autokorreláció-függvény

Definíció alapján az autokovariancia-függvényből (mivel stationer):

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \phi_1^k,$$

tehát az ACF *geometriailag lecsengő*

Külön kellene igazolni, de a mechanika alapján is elég nyilvánvaló, hogy

$$\text{PACF}(k) = \begin{cases} \rho_1 & \text{ha } k=1 \\ 0 & \text{ha } k>1 \end{cases}$$

Épp az MA(1) „fordítva”: a kettő korrelogramja egymás *duálisa*

AR(1) folyamatok RWD-nél látott rekurzív visszafejtése

$$\begin{aligned} Y_t &= \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + u_t = \alpha + \phi_1 (\alpha + \phi_1 Y_{t-2} + u_{t-1}) + u_t = \\ &= \alpha + \phi_1 \alpha + \phi_1^2 (\alpha + \phi_1 Y_{t-3} + u_{t-2}) + \phi_1 u_{t-1} + u_t = \dots \end{aligned}$$

Ha feltételezzük, hogy „végtelenből jön” a folyamat (ekkor a kezdőérték mindegy lesz), akkor ez

$$\dots = \alpha \sum_{i=0}^{\infty} \phi_1^i + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_1^i u_{t-i} = \frac{\alpha}{1 - \phi_1} + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_1^i u_{t-i}$$

($|\phi_1| < 1$ kell legyen: látni fogjuk, hogy ez tényleg fennáll, ha stacioner)

Mint egy MA-modell: ez az $AR(1)$ modell $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1 - \phi_1 - \dots - \phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1 - \phi_1 - \dots - \phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1-\phi_1-\phi_1-\dots-\phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1 - \phi_1 - \dots - \phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1 - \phi_1 - \dots - \phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1 - \phi_1 - \dots - \phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

AR(p) folyamatok

- Stacionaritást egyelőre itt is feltételezzük
- Várhatóérték-függvény: $\mu = \frac{\alpha}{1 - \phi_1 - \phi_1 - \dots - \phi_p}$
- Szórásnégyzet-függvény bonyolultabb (az autokovarianciák is megjelennek benne)
- Az ACF lecsengő (végtelenben 0-ba tart), de már bonyolultabb mintázat szerint is lehet
- PACF-ből az első p nem-nulla, a többi viszont már nulla
- Tehát az azonos rendű AR és MA folyamatok korrelogramja általánosságban is egymás duálisa
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

Tartalom

- 1 Matematikai emlékeztető
 - Valószínűségszámítás emlékeztető
- 2 A sztochasztikus idősorelemzési iskola
- 3 ARMA-modellek
 - WN-folyamat
 - MA-modellek
 - AR-modellek
 - ARMA-modellek

Az autoregresszív-mozgóátlagú (ARMA) modell

A p, q rendű autoregresszív-mozgóátlagú modell (modell, mivel most a sokaságban specifikáljuk):

$$Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \\ + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q},$$

ahol u_t hiba(folyamat), szokták itt úgy is hívni, hogy innováció, fehérzaj-folyamatnak tételezzük fel: $u_t \sim \mathcal{WN}(0, \sigma_u^2)$; α , ϕ_i -k és θ_i -k valós, σ_u^2 pozitív valós konstans paraméterek.

Tulajdonságok

- Stacionaritásnak feltétele van (ami csak az AR együtthatóktól függ)
- Ha fennáll, akkor mind az ACF, mind a PACF lecsengő (nem eltűnő), lehet, hogy bonyolultabb mintázat szerint
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

Tulajdonságok

- Stacionaritásnak feltétele van (ami csak az AR együtthatóktól függ)
- Ha fennáll, akkor mind az ACF, mind a PACF lecsengő (nem eltűnő), lehet, hogy bonyolultabb mintázat szerint
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja

Tulajdonságok

- Stacionaritásnak feltétele van (ami csak az AR együtthatóktól függ)
- Ha fennáll, akkor mind az ACF, mind a PACF lecsengő (nem eltűnő), lehet, hogy bonyolultabb mintázat szerint
- Van $MA(\infty)$ -reprezentációja