

Meira um long-memory

Helgi Tómasson
helgito@hi.is

6. febrúar 2024

- Það eru til nokkrir varíantar af hægt minnkandi sjálffylgniföllum.
- Fyrir þá sem kunna ARMA líkön er ARFIMA kannski auðskiljanlegast.
- Spektral-fallið er auðvelt og sjálffylgnifalliði fyrir ARFIMA(0,d,0) er auðvelt. Almennt er sjálffylgnifallið fyrir ARFIMA erfitt.
- Sowell, 1992 sýnir flóknar formúlur sem leysa það. Lausn fátækamannsins er að giska fyrst á d , taka það gisk sem gefið og giska á ϕ og θ , nota þau gisk til að giska aftur á d . Spektral-aðferðir fara framhjá þessum vanda.
- Fractional-gaussian-noise (fgn) er önnur nálgun (kíkjum betur á það þegar við ræðum kafla 6). Sjálffylgni-fallið er auðvelt:

$$\text{Cov}(Y_t, Y_{t+k}) = \frac{\sigma^2}{2} \left[(k+1)^{2H} + (k-1)^{2H} - 2k^{2H} \right]$$

- Analýtísk formúla fyrir spektur er erfiðari:

$$f(\lambda) =$$

$$2C_H(1 - \cos(\lambda))(2\pi)^{-1-2H} \left[\zeta\left(1 + 2H, 1 - \frac{\lambda}{2\pi}\right) + \zeta\left(1 + 2H, \frac{\lambda}{2\pi}\right) \right]$$

$$C_H = \sigma^2(2\pi)^{-1}\Gamma(2H + 1) \sin(\pi H), \quad \zeta(s, q) = \sum_{j=0}^{\infty} (j+q)^{-s}$$





- ζ , Huruwitz zeta fall er erfitt. Tímafrekt í útreikningi. Shi, Yu og Zhang, 2023 sýna ýmsar vangaveltur um matsaðferðir.
- Einnig hægt að einfaldlega krefjast þess að sjálffylgnifallið fylgi einhverjum tilteknum margliðum.
- Búið að útfæra þessar hugmyndir í R-pökkum.
- Dagsvik, Fortuna og Moen, 2020 skoða hitastig á veðurstöðvum víðsvegar um hnöttinn. Margar raðir, flestar mánaðarleg meðaltöl í ca. 200 ár. greinin gerir mikið úr matstækni.
- Dagsvik og Moen, 2023 reikna svipað. með nýrri gögnum. Þarna er einnig umræða um stóru climate-módelin (minnir mig á umræðu um stór haglíkön fyrir 40-50 árum.

Nálganir

- Long-memory líkön, erfið, bæði stærðfræðilega og reiknifræðilega.
- Þess vegna hafa menn notað ýmsar nálganir. Sørbye, Myrvoll-Nilsen og Rue, 2019 og Haldrup og Vera Valdés, 2017 stinga upp á að nota dæmi frá Granger, t.d. Granger og Joyeux, 1980 um að long-memory geti auðveldlega myndast sem summa margra AR(1) með mismunandi stuðla. Granger stakk upp á að stuðlarnir gætu verið beta-dreifðir og notaði spektral rök. Hugmynd þeirra er því að nálgast ferlið með summu nokkurra AR(1).

|

Heimildir

-  Dagsvik, J. K., M. Fortuna og S. H. Moen (jún. 2020). “How does temperature vary over time?: evidence on the stationary and fractal nature of temperature fluctuations”. Í: *Journal of the Royal Statistical Society Series A* 183.3, bls. 883–908. DOI: 10.1111/rssa.12557. URL: <https://ideas.repec.org/a/bla/jorssa/v183y2020i3p883-908.html>.
-  Dagsvik, J. K. og S. H. Moen (sep. 2023). *To what extent are temperature levels changing due to greenhouse gas emissions?* Oslo : Statistics Norway, Research Department.
-  Granger, C. og R. Joyeux (jún. 1980). “An Introduction to Long Memory Time Series Models and Fractional Differencing”. Í: *Journal of Time Series Analysis* 1, bls. 15–29. DOI: 10.1111/j.1467-9892.1980.tb00297.x.
-  Haldrup, N. og J. E. Vera Valdés (2017). “Long memory, fractional integration, and cross-sectional aggregation”. Í: *Journal of Econometrics* 199.1, bls. 1–11. ISSN: 0304-4076. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2017.03.001>. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2017.03.001>.

Um Bayesisma, kafli 12

- Hvað þýða líkur? Hefðbundin kennsla, mælikvarði á tíðni, Bayesismi, líka mælikvarði á vissu.
- Í Bayesisma eru fordómar leyfðir (skylda?). Maður setur frama „a priori“ um óþekktan parameter, safnar gögnum og reiknar „a posteriori“ dreifingu.
- Priorinn eru fordómarnir, posteriorinn er vissan í ljósi gagna.

Einfalt dæmi

- Gerum ráð fyrir random úrtaki, X_1, \dots, X_n þar sem $P(X_i = 1) = \theta$ og $P(X_i = 0) = 1 - \theta$. Mælingarnar eru x_1, \dots, x_n . (Krónukast)
- Fyrirfram vissa um θ er beta-dreifð, $\text{Beta}(a, b)$, þ.e:

$$\pi(\theta) \propto \theta^{a-1}(1-\theta)^{b-1}$$

- Sennileikafallið (likelihood) er því:

$$L(\theta|x_1, \dots, x_n) \propto \theta^{n\bar{x}}(1-\theta)^{n(1-\bar{x})}$$

- Posterior fæst með reglu Bayes:

$$\begin{aligned}\pi(\theta|x_1, \dots, x_n) &\propto L(\theta|x_1, \dots, x_n)\pi(\theta) = \\ &\theta^{n\bar{x}}(1-\theta)^{n(1-\bar{x})}\theta^{a-1}(1-\theta)^{b-1} = \\ &\theta^{n\bar{x}+a-1}(1-\theta)^{n(1-\bar{x})+b-1} = \text{Beta}(n\bar{x} + a, n(1-\bar{x}) + b)\end{aligned}$$

Hvað gerðist?

- Vissan um eðli krónupeningsins fór úr einni beta-dreifingu í aðra.
- Athugið hvað væntanlegt gildi varíans beta-dreifingar er og berið saman við þekkta estimatora.
- Hvers vegna var þetta svona einfalt?
- Það er af því að líkanið og priorinn passa vel saman, eru conjugate-par. Öll líkön úr exponential family hafa conjugate prior. Margir eru þægilegir.
- Í flóknum líkönum er form posterior dreifingar ekki þægileg formúla.
- Þess vegna eru notaðar hermanir, þ.e. úrtak tekið úr posterior til að fá mynd af því hvað posteriorinn er að segja.
- Líkindafræði um Markov-keðjur hentug (MCMC).