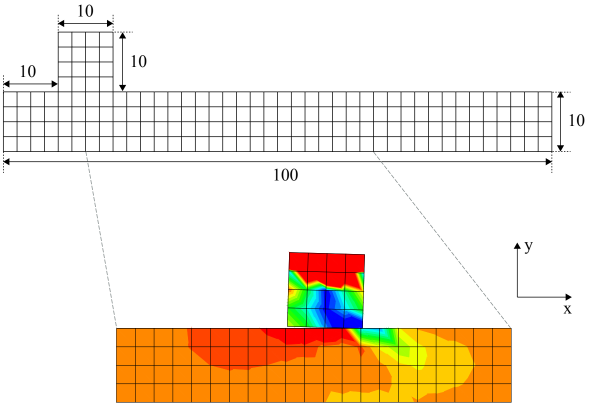
Data-assimilaatio kitkamallissa

Tom Gustafsson

5. syyskuuta 2012

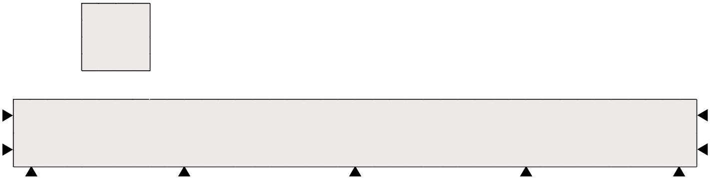
Ongelma

- Lähtökohtana: Onnistuuko huonosti tunnettujen parametrien ennustaminen elastisesta kitkamallista *data-assimilaation* tarjoamien keinojen avulla?



Malli, 2D

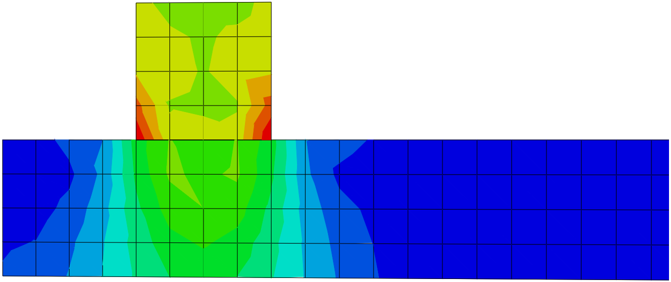
- Alkutila: Painin, laatta
- Reunaehdot



- Abaqus/Standard 6.12-1, simulaatiot CSC:n koneella

Simulaation vaiheet

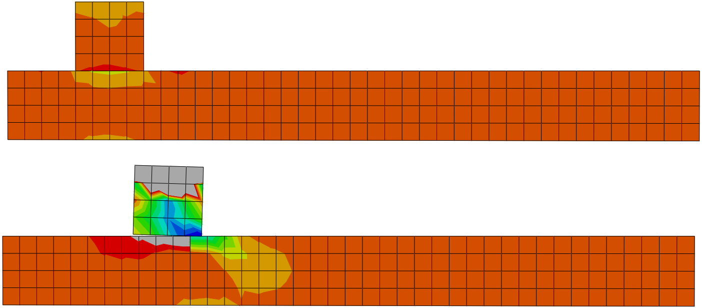
- Vaihe 1: 5 kN voima



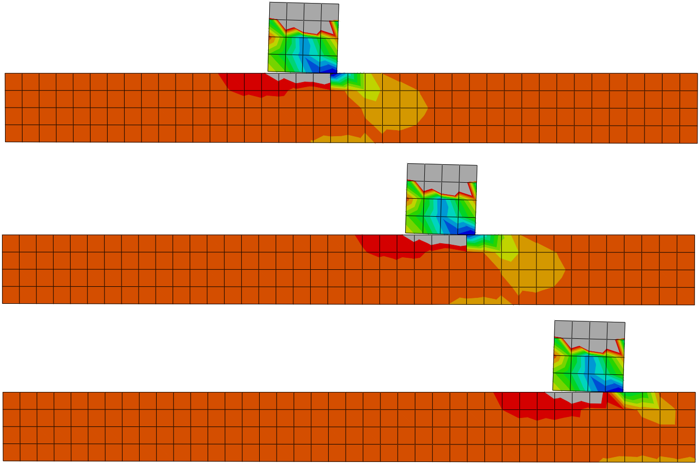
- Vaihe 2: Yläreunan siirto 70 cm oikealle

Simulaation vaiheet: Yläreunan siirtymä

- Siirto reunaehdolla, ns. "hidas siirtymä"

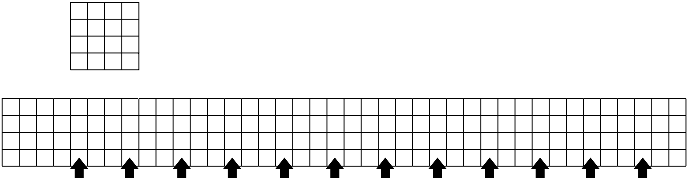


Simulaation vaiheet: Yläreunan siirtymä 2



Inversio-ongelma

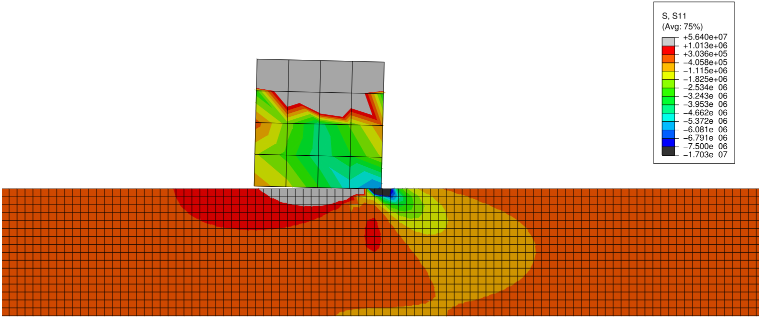
- Pyritään estimoimaan kitkakerroin μ
- Etukäteistietona x-suuntaiset jännitykset mittapisteissä ($\sim$ venymäliuskamittaus)



- Mittadata synteettistä

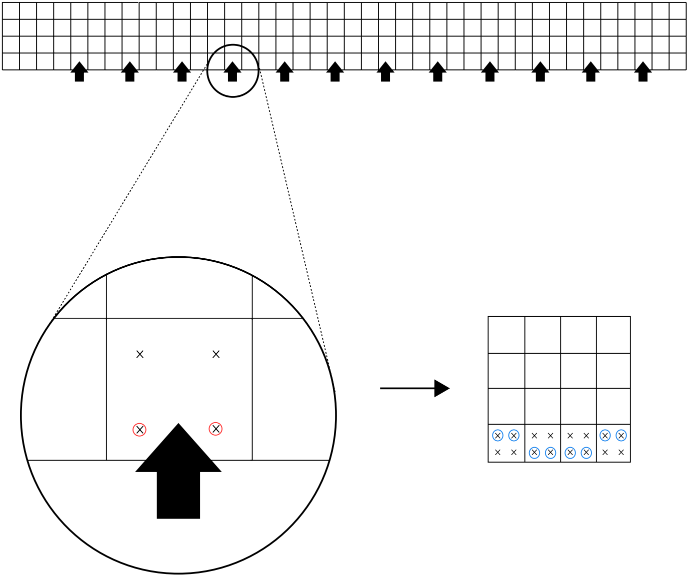
Synteettisen mittadatan generointi

- Minimoidaan inversiorikosta $\rightarrow$ mittadata tiheämmästä verkosta



- Miten verrata tiheämmän ja harvemman verkon antamia jännityksiä?

Synteettisen mittadatan generointi 2



Ongelman yhteenveto

- Estimoitava suure: Kitkakerroin $\mu = 0{,}5$
- Etukäteistieto: x-suuntaiset jännitykset mittapisteissä
- *Data-assimilaatio*

Data-assimilaatio

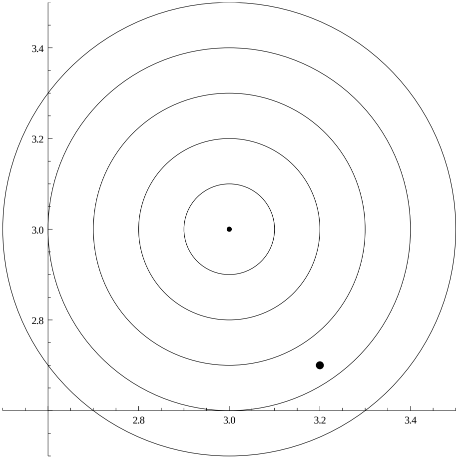
- Pohjimmiltaan havaintojen ja mallin tuotaman informaation yhteensulauttamista
- Perinteisiä sovelluskohteita: Säähavaintomallit, valtamerimallit
- Data-assimilaation menetelmiä
  - 3DVar, 4DVar
  - Kalman Filter, Extended-, Ensemble-, ...
  - ...
- Tässä työssä *Ensemble Smoother*, eli ES
- Perustuu samaan ideaan kuin *Ensemble Kalman Filter*, eli EnKF

Data-assimilaatio, yleistä

- Systeemin (todellinen) tila $\psi^t \in \mathbb{R}^N$
- Mittaus $\boldsymbol{d} \in \mathbb{R}^M$
  - Ei tarkka
  - Suhde tilaan $\boldsymbol{d} = \mathbf{M}\psi^t + \epsilon$
  - Mittamatriisi $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{M \times N}$
  - Virhe $\epsilon \sim \mathcal{N}_M(0, \boldsymbol{\Sigma})$
  - Kovarianssimatriisi $\boldsymbol{\Sigma} \in \mathbb{R}^{M \times M}$
- Estimoitu tila $\psi^f \in \mathbb{R}^N$
  - Aluksi esim. mittauksien perusteella

Data-assimilaatio, esimerkki

$N = M = 2, \; \mathbf{M} = \mathbf{I}, \; \mathbf{\Sigma} = \sigma \mathbf{I}$



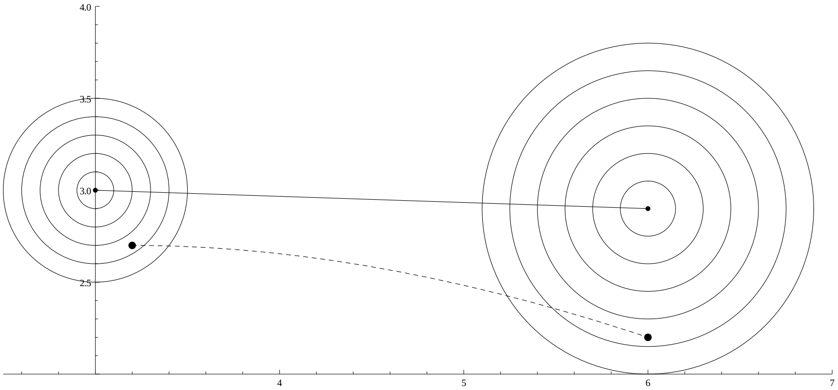
Data-assimilaatio, yleistä 2

- Todellinen tila ψ^t muuttuu ajan kuluessa
- Malli estimaatin aikakehityksestä:

$$\psi^f_{t+\Delta t} = \psi^f_t + \int_t^{t+\Delta t} \boldsymbol{G}(\psi^f_t, t)\,\mathrm{d}t$$

  - Malli epätäydellinen, eli estimaatin virhe kasvaa aikakehitettäessä

Data-assimilaatio, esimerkki 2



Data-assimilaatio, yleistä 3

- Tulkitaan normaalijakauma todennäköisyystiheysfunktiona $f(\boldsymbol{\psi}, t)$
- Tällöin f:n aikakehitystä kuvaa *Fokker-Planck -yhtälö*

$$\frac{\partial f}{\partial t} + \sum_{i=1}^{N} \frac{\partial (G_i f)}{\partial \psi_i} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \frac{\partial^2 (Q_{ij} f)}{\partial \psi_i \partial \psi_j}$$

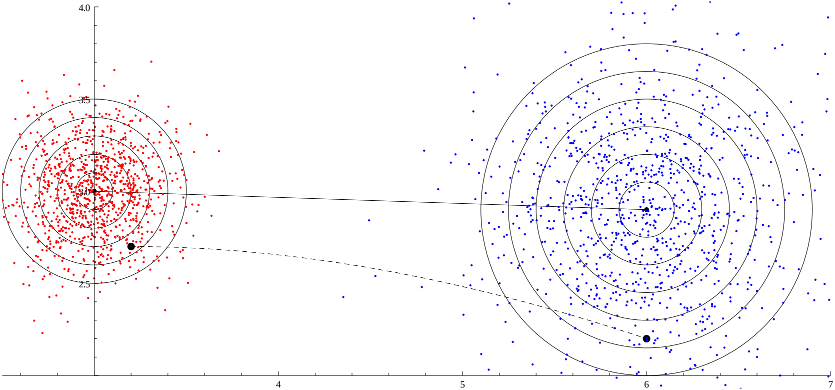
- *Hurja*, mutta ei niin hurja miltä näyttää (sij. $\mathbf{G} = \mathbf{0}$ ja $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$)
- Yleinen tapaus ei ratkea analyyttisesti $\rightarrow$ EnKF

Ensemble Kalman Filter

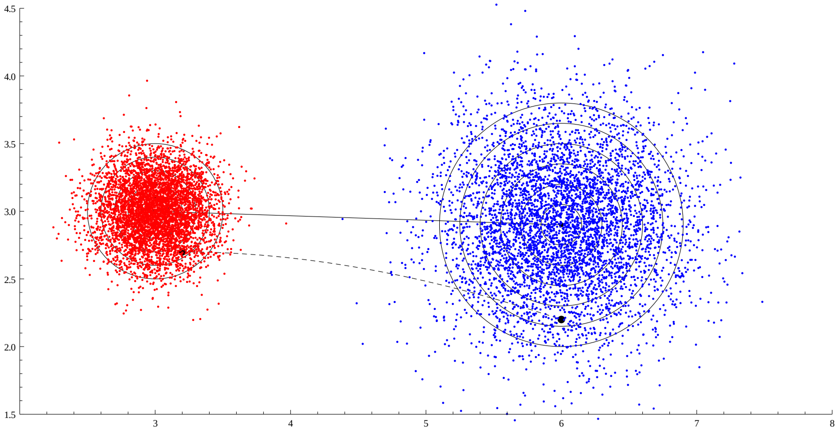
- Idea: Otetaan n-kappaletta realisaatioita alkutilan normaalijakaumasta
- Aikakehitetään näin saadun *kokoelman* jokaista tilaa erikseen operaattorin $\boldsymbol{G}$ avulla
- Etu: Estimaatin kovarianssimatriisia ei tarvitse aikakehittää (raskasta), koska sitä voidaan approksimoida lausekkeella

$$\boldsymbol{\Sigma} \approx \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n} \left(\psi_j^f - \overline{\psi^f} \right) \left(\psi_j^f - \overline{\psi^f} \right)^{\mathrm{T}}$$

Ensemble Kalman Filter, esimerkki



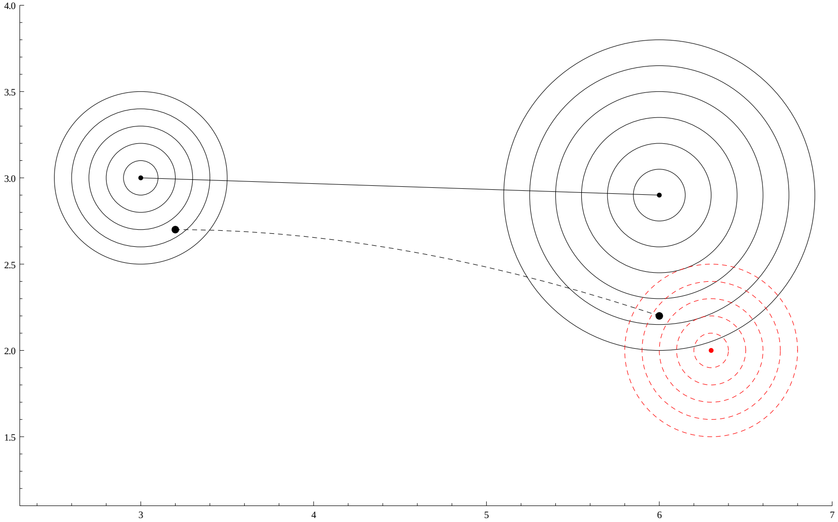
Ensemble Kalman Filter, esimerkki jatkuu



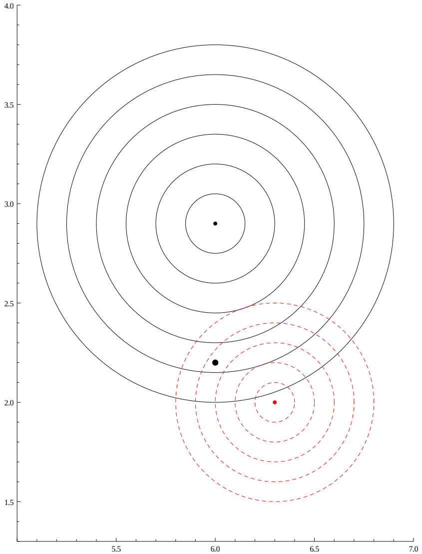
Ensemble Kalman Filter, analyysiongelma

- Tyypillisesti mittadataa muulloinkin, kuin alkuhetkellä
- Analyysiongelma: *Miten yhdistää optimaalisesti mallin ennuste ψ^f ja uusi mittaus $\mathbf{d}$?*

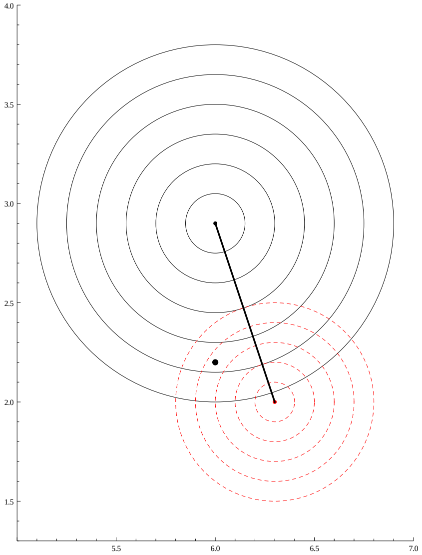
Ensemble Kalman Filter, analyysiongelma 2



Ensemble Kalman Filter, analyysiongelma 3



Ensemble Kalman Filter, analyysiongelma 4



Ensemble Kalman Filter, analyysiongelman ratkaisu

- *Analysoitu tila* $\psi^a = \psi^f + K\left(\boldsymbol{d} - \psi^f\right)$
  - Jos varianssit samat, $K = \frac{1}{2}$
  - Tässä tapauksessa
  $$K = \frac{\sigma_\psi}{\sigma_\psi + \sigma_d}$$
  - Yleisesti
  $$\mathbf{K} = \boldsymbol{\Sigma}_\psi \left(\boldsymbol{\Sigma}_\psi + \boldsymbol{\Sigma}_d\right)^{-1}$$
- Jos lisätään vielä mahdollisuus $N > M$, niin

$$\psi^a = \psi^f + \boldsymbol{\Sigma}_\psi \mathbf{M}^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{\Sigma}_d + \mathbf{M}\boldsymbol{\Sigma}_\psi \mathbf{M}^{\mathrm{T}}\right)^{-1} \left(\boldsymbol{d} - \mathbf{M}\psi^f\right)$$

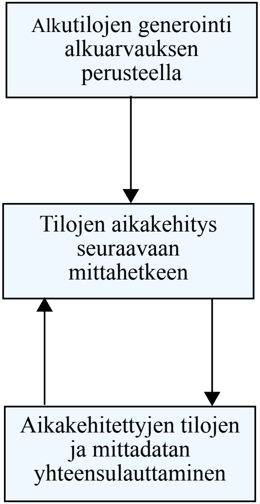
Ensemble Kalman Filter, parametrien estimointi

- Jatketaan tilaa huonosti tunnetuilla parametreilla $\boldsymbol{\alpha}$

$$\hat{\boldsymbol{\psi}}^f = \left(\boldsymbol{\psi}^f,\ \boldsymbol{\alpha}\right)^{\mathrm{T}}$$

- Karsitaan lisätyt parametrit vertailuista mitattujen arvojen kanssa muokkaamalla mittamatriisia
- $\rightarrow$ Estimoitavat parametrit loksahtavat kohdalleen automaattisesti!

Ensemble Kalman Filter, yhteenveto



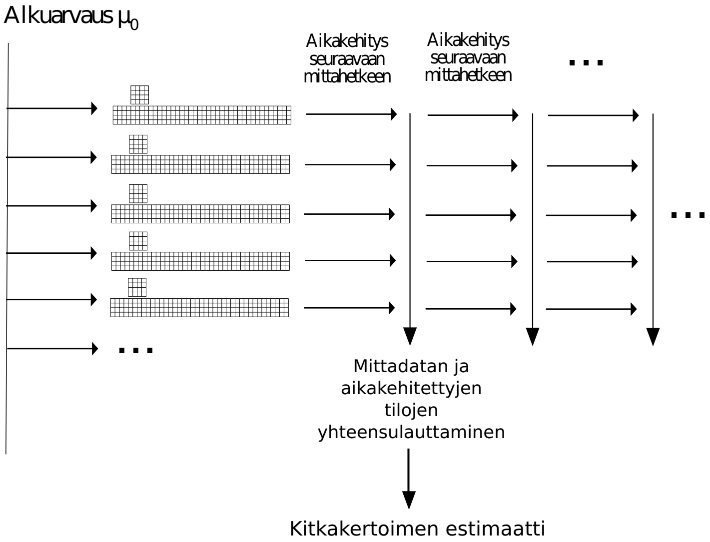
Takaisin ongelmaan

- Alussa ei jännityksiä, joten alkutilan määrää ainoastaan $\mu_0 = 0{,}6$
- Oletetaan jokin virhe; tässä $\sigma_0 = 0{,}1$ (myös mittavirheen keskihajonta)
- Päätetään kokoelman koko, esim. $n = 200$
- Generoidaan alkukokoelma jakaumasta $\mathcal{N}(\mu_0, \sigma_0^2)$
- Alkukokoelman yksittäinen tila muotoa

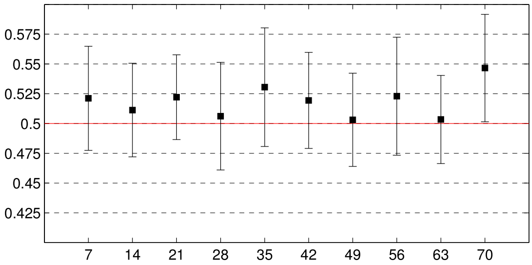
$$\psi_j = (\underbrace{0, 0, \ldots, 0, 0,}_{N \text{ kpl}} \mu_0 + \epsilon)^{\mathrm{T}}, \; j = 1, \ldots, n$$

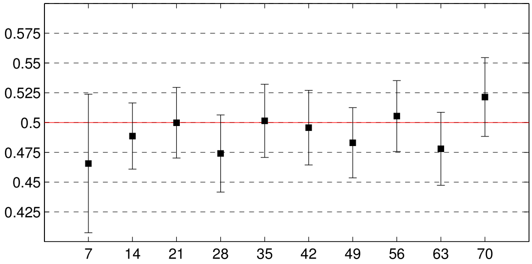
- Mitta"hetket": Yläreunan siirtymä $\Delta x = 7, 14, 21, \ldots, 70$
- Simuloidaan seuraavaan mittahetkeen asti ja yhteensulautetaan mittaus ja kokoelma $\Rightarrow$ kitkakertoimen estimaatti
- Mittahetkiä 10, estimaatteja 10

Simulointi kuvina

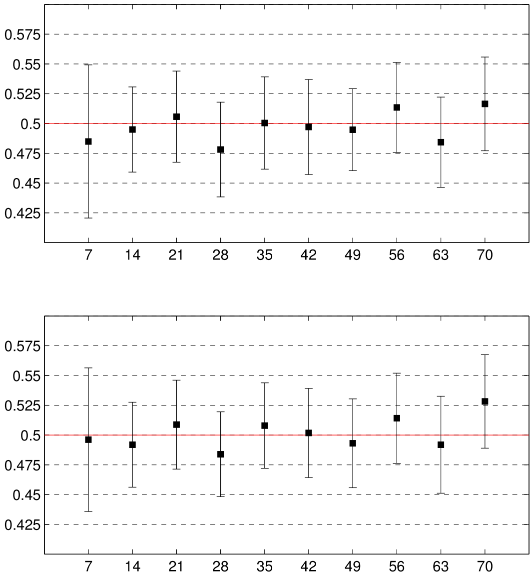


Tuloksia, ilman mallivirhettä (20, 200)

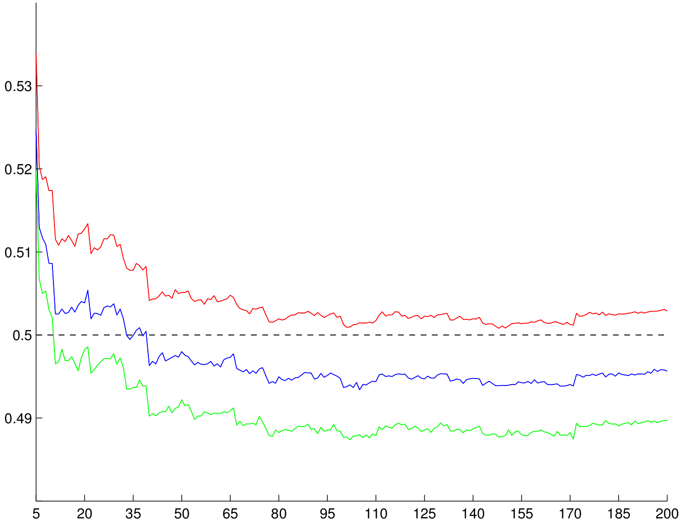




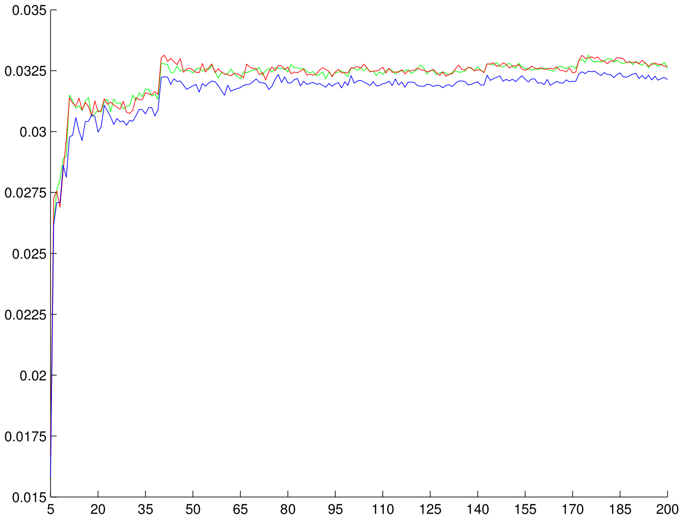
Tuloksia, mallivirheellä (200, 1000)



Kokoelman koon vaikutus, keskiarvo (2-6-10)



Kokoelman koon vaikutus, kokoelman hajonta (2-6-10)



Kokoelman koon vaikutus, peräkkäisten analyysien hajonta (2-6-10)