

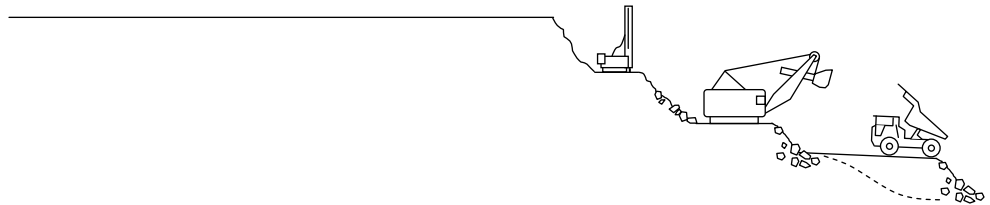
Vitenskaplig artikkel

Ressursestimering med analysedata av ulik kvalitet

Steinar Løve Ellefmo¹¹ Institutt for geologi og bergteknikk, NTNU, Sem Sælandsvei 1, 7491 Trondheim (steinar.ellefmo@ntnu.no)

SAMMENDRAG

Det tar år å utvikle en mineralisering til en ressurs. I løpet av denne perioden vil man samle inn ulike typer forekomstdata av ulik kvalitet. Nye teknologier for datainnsamling utvikles og det etableres nye metoder for å analysere innsamlede prøver. Alle disse forekomstdataene, så fremt de er relevante for problemstillingen, bør inngå i defineringen av ressursen. Er dataene samlet inn i ulike tidsepoker med ulik teknologi vil dataene være mer eller mindre sikre og man bør utvise varsomhet om man slår sammen dataene til et datasett. Denne artikkelen ser på to teknikker for å kunne slå sammen forekomstdata av ulik kvalitet. Teknikkene baserer seg på å estimere en ekvivalent verdi og knytte et usikkerhetsestimert (standardavvik) til denne som sier noe om hvor mye mer usikker ekvivalenten er i forhold til primærvariablen. Her antas primærvariablen å være sikker. Det konkluderes med at dersom man har heterotopisk prøvetaking vil bruk av Bayes setning være å foretrekke fremfor kokringing.



I. INNLEDNING

Data samlet inn i ulike tidsepoker eller med ulike analyseteknikker bør ikke uten videre blandes i et og samme datasett for deretter å brukes i en ressursestimering. En slik praksis vil kunne føre til et misvisende ressursestimat. Denne artikkelen ser på ulike teknikker man kan benytte for å utnytte all informasjon i et datasett selv om det innsamlede geologiske materialet er analysert med ulike teknikker.

Datasettet består av oksidanalyser i prosent. Det innsamlede materiale er dels analysert med et håndholdt XRF-instrument (XMET) og dels med XRF-utstyr i et laboratorium. Selv om det håndholdte instrumentet i seg selv nærmest har de samme presisjons- og nøyaktighetsegenskapene som XRF-utstyret i laboratoriet vil analyser samlet inn med en XMET være mer usikre på grunn av inkonsistente og varierende måleprosedyrer og en varierende og ikke kvantifisert mengde fukt i prøvene. I tillegg er noen av XMET-analysene analyser av nedknust materiale (borkaks), mens andre er analyser av borekjernemateriale.

Både prøvetakings- og analyseusikkerheten knyttet til XMET-analysene vil derfor være større. I det videre arbeidet anses XRF-analysen som sann og XMET-analysen som en XRF-analyse pluss en ukjent feil (kan estimeres) med forventning lik null.

En ressursestimering består i at man estimerer tonnasje og gehalt over en viss cut-off av et mineral eller et element. Dette gjøres basert på borehulls- og annen geologisk informasjon. Estimater kan deles inn i ressursklasser avhengig av hvor mye geologiske data man har og hvor sikre de er. En korrekt estimering av estimeringsvariansen og andre estimeringsparametre er derfor avgjørende for at den som utfører estimeringen skal kunne klassifisere riktig.

Målet med dette arbeidet er å vise hvordan man kan erstatte XMET-analysene med en estimert XRF-verdi og et usikkerhetsestimat, samt å vise og diskutere hvordan man kan komme frem til dette usikkerhetsestimater. Det nye datasettet vil dermed bestå av XRF-analyser med usikkerhet lik null og XRF-estimat med en usikkerhet større enn null. Dette fulle datasettet kan dermed brukes i en ressursestimering forutsatt at man tar hensyn til usikkerhetsestimater. Til dette formålet er teknikken kriging med målefeil blitt utviklet (Bleines et al. 2001, Chilès and Delfiner, 1999). I denne estimeringsteknikken legges usikkerhetsestimater i hvert datapunkt til diagonalen i krigematriksen. Det betyr at vekten til punkt med høy usikkerhet reduseres i forhold til vekten til punkt med lav usikkerhet (Deraisme, 2009). Det antas at målefeilen er uavhengig av verdien i målepunktet.

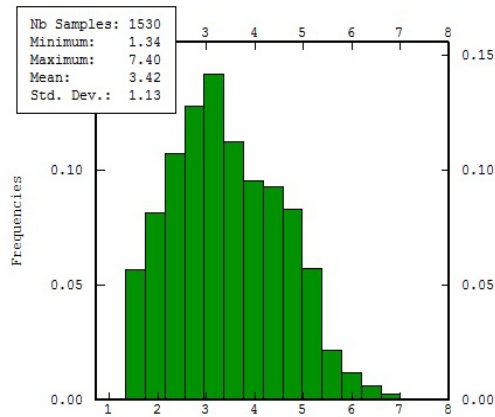
2. DESKRIPTIV ANALYSE OG VARIOGRAFI

Totalt består datasettet av ca 100 XRF-analyser og ca 1500 XMET-analyser. Se figur 1 og figur 2. Datapunkt med XMET under 1,3 % oksid er ekskludert fra det videre arbeidet. Dette korresponderer med skillet mellom malm og gråberg. Datasettet representerer et eksempel på en heterotopisk prøvetaking og analyse siden primærvariablen (XRF) er underrepresentert i forhold til sekundærvariablen (XMET) og siden sekundærvariablen er analysert ved alle prøvelokasjonene til primærvariablen.

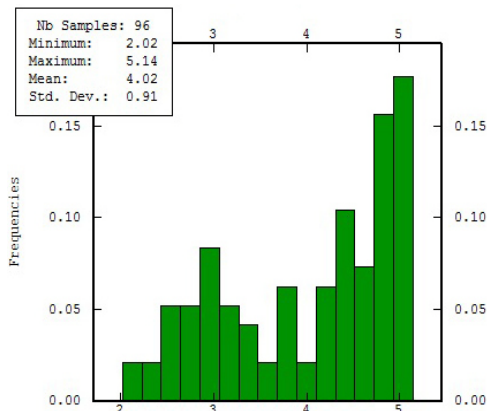
Komposittlengden for XRF-dataene er 10 meter, dvs. man har knust ned 10 meter lange stykker av borkjernene og analysert det nedknuste materialet med XRF i laboratorium. XMET-data som er samlet inn på borekjerne er samlet inn for hver tjuefemte centimeter. Det er derfor laget 10 meter lange kompositter av XMET-dataene som sammenfaller med XRF-komposittene.

Vi ser av figur 1 og 2 at gjennomsnittlig verdi er noe høyere for XRF-dataene sammenlignet med XMET-dataene. Dette gjenspeiler at man har konsentrert seg

om å analysere de beste sonene med XRF og brukt XMET både i de gode og de mindre gode sonene.



Figur 1. Histogram og deskriptiv statistikk som beskriver XMET-dataene i punkt der XMET er over 1.3 %



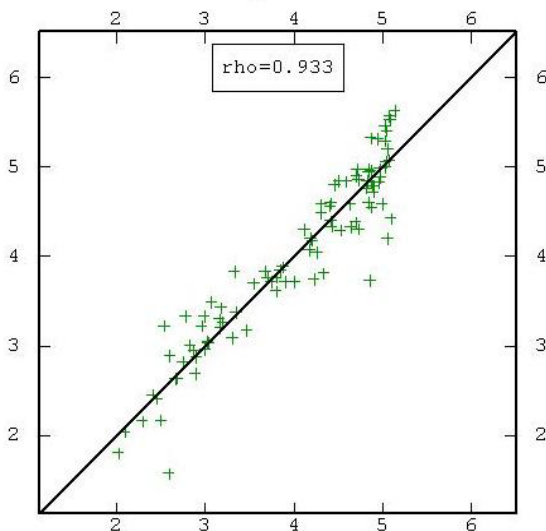
Figur 2. Histogram og deskriptiv statistikk som beskriver XRF-dataene i punkter der XMET er over 1.3 %

XMET-dataene synes å være nær klokkeformet med en mest sannsynlig verdi rundt 3 % og en maksverdi på 7,4 %. Man kan se en form for utflating i XMET-histogrammet mellom 4 og 5 %. Dette tyder på at man også i XMET-dataene har et relativt høyt antall analyser i dette intervallet.

XRF-dataene viser multimodal fordeling med en topp ved ca 3 %, en ved ca 3,8 % og en ved ca 4,4 % i tillegg til at verdier rundt 5 % forekommer oftest.

Variansen er større i XMET-dataene enn i XRF-dataene.

XRF- og XMET-analysene er godt korrelert med en korrelasjonskoeffisient på 0,93. Det vises av XY-plottet i figur 3.



Figur 3. XY-plott som viser sammenhengen mellom XMET- og XRF-analysene. Den svarte linjen representerer linjen $y = x$.

Den svarte linjen i plottet representerer linjen $y = x$. I snitt synes datapunktene å ligge tilfeldig spredd rundt denne linjen uten noen åpenbare trender.

XMET-analysene rundt 2 % synes å være noe lavere enn XRF-analysene. Tilsvarende synes XMET-analysene rundt 3 % å være noe høyere enn XRF-analysene. Om man skal betrakte punktene med en XMET-analyse rundt henholdsvis 2 % og 3 % som to grupper, viser studier av disse punktenes beliggenhet, at punktene i de to gruppene er geografisk spredt gjennom hele forekomsten. Punktene i de to gruppene representerer sannsynligvis ikke noen lokale geologiske særtrekk, men er heller et resultat av tilfeldig variasjon.

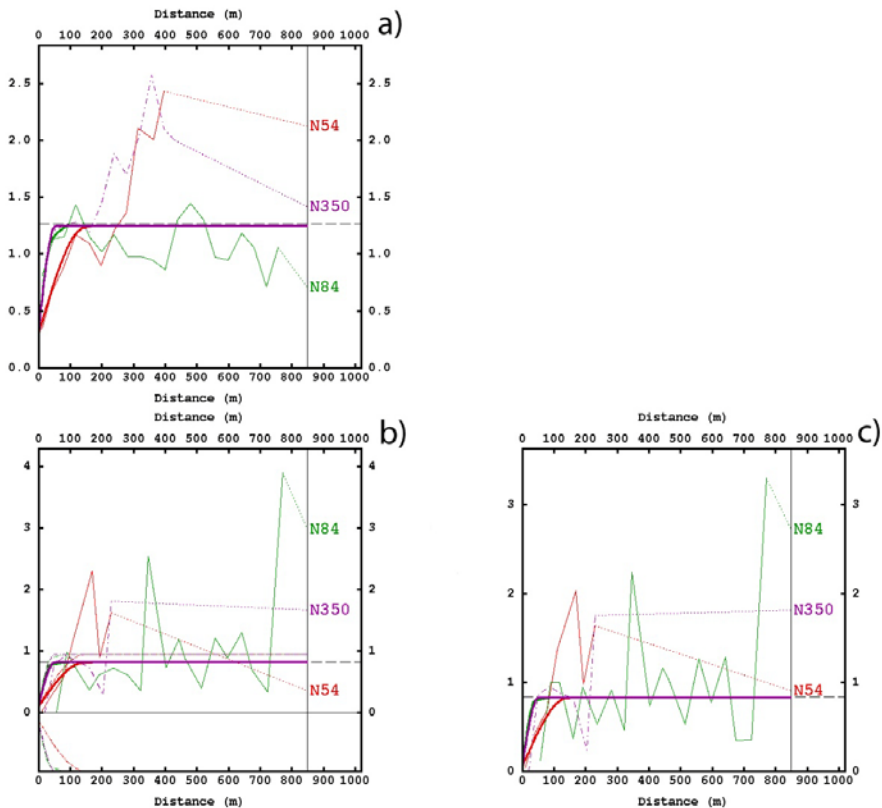
Det antas i det følgende at XMET er lik XRF pluss noe normalfordelt støy, dvs.

$$XMET = XRF + \varepsilon \quad (1)$$

Støyen ε antas uavhengig av XMET og med en forventning lik null. Gitt dataene presentert i figur 3, får støyen et standardavvik på 0,35.

Variografien kvantifiserer den romlige variasjonen i parametrene. Figur 4 viser kryssvariogrammet og variogrammene til XRF- og XMET-dataene. Variogrammene er rotert med en dippretning på N350Ø, en dipp på 80 grader og en stupning på 70 grader.

I forbindelse med kokrigingen gjennomført i dette arbeidet er alle tre variogrammene i figur 4 blitt benyttet til å estimere vektene. I forbindelse med krigingen som er gjennomført i forbindelse med bruk av Bayes setning er kun variogrammet i figur 4c blitt benyttet. Kokriging og Bayes setning er beskrevet senere i artikkelen.



Figur 4. Kryssvariogram og variogram til XRF- og XMET-dataene. Figur a) er variogrammet til XMET-dataene, b) er kryssvariogrammet og c) er variogrammet til XRF-dataene.

Tabell 1 gir terskelverdiene brukt i variogrammodellene i figur 4. Man kan se at XMET-dataene har høyere terskelverdi og nuggeteffekten utgjør en større andel av terskelverdien sammenlignet med tilsvarende for XRF-dataene.

Tabell 1 Terskelverdi for variogrammodellene i figur 4, samt relativ nugget, dvs. nuggeteffekten relativt til total terskelverdi

	XMET	XRF	Kryss
Nugget	0,30	0,05	0,10
Terskelverdi str 1	0,65	0,70	0,62
Terskelverdi str 2	0,30	0,08	0,10
Total terskelverdi	1,25	0,83	0,82
Relativ nugget	24 %	6 %	12 %

3. METODE

3.1 Kriging

Kriging (se Journal and Huijbregts (1978), Goovaerts (1997), Armstrong (1998) eller Chilès and Delfiner (1999) for detaljer om geostatistikk generelt og kriging spesielt) er en estimeringsmetode der estimatet Z^* i punktet eller volumet v fremkommer som et vektet snitt av den analyserte verdien i n omkringliggende punkt.

$$Z_v^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i * Z_i \quad (2)$$

Gitt variogram- eller kovariansmodellen velges λ_i slik at estimeringsvariansen minimeres. Krigesystemet på matriseform som løses for å finne de vektene som minimaliserer estimeringsvariansen er gitt ved ligning 3.

$$\begin{bmatrix} C(x_1, x_1) & \dots & C(x_1, x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C(x_n, x_1) & \dots & C(x_n, x_n) \\ 1 & \dots & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{C}(x_1, x_v) \\ \vdots \\ \bar{C}(x_n, x_v) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Ved kriging med målefeil (Bleines et al. 2001) legges den punktavhengige variansen til målefeilen til elementene i diagonalen i den $n+1 \times n+1$ store matrisen på venstre side av likhetstegnet i ligning 3. Det gir ligning 4.

$$\begin{bmatrix} C(x_1, x_1) + \text{Var}(\varepsilon_1) & \dots & C(x_1, x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C(x_n, x_1) & \dots & C(x_n, x_n) + \text{Var}(\varepsilon_n) \\ 1 & \dots & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{C}(x_1, x_v) \\ \vdots \\ \bar{C}(x_n, x_v) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Den minimale estimeringsvariansen eller den såkalte krigevariansen er gitt ved ligning 5. Er variansen til målefeilen stor reduseres vektene knyttet til disse punktene.

$$\sigma_K = - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(x_i, x_v) + \bar{C}(x_v, x_v) - \mu \quad (5)$$

$\bar{C}(x_v, x_v)$ i ligning 5 er den gjennomsnittlige kovariansverdien innenfor det volumet som skal estimeres. Er det et punkt som skal estimeres, vil denne være lik nuggeteffekten. μ i ligning 5 er den såkalte lagrangemultiplikatoren som ser til at estimatoren blir forventingsrett.

3.2 Kokriging

Kokriging er en metode utviklet for å ta hensyn til sekundær informasjon i en ressurstimering (se for eksempel Goovaerts, 1997 eller Journal and Huijbregts, 1978). Sekundær informasjon kan for eksempel være sinkanalyser eller arsenanalyser når primærvariabelen er henholdsvis kobber eller gull, eller borkaksanalyser når primærdataene kommer fra diamantborkjerner. Kokriging utnytter den romlige korrelasjonen mellom primær- og sekundærdata. I motsetning til andre teknikker som også tar hensyn til sekundær informasjon (Goovaerts, 1997), krever kokriging verken at sekundære data er til stede i punkt som skal estimeres, eller i alle primære datapunkt.

Ved ordinær kokriging antar man at primær- og sekundærvariabelen er stasjonær (konstant gjennomsnitt og varians) innenfor en søkeellipsoide sentrert på punktet som skal estimeres. Med bare en sekundærvariabel og antatt ukjente gjennomsnitt, er estimatoren til primærvariabelen ved posisjon u gitt av ligning 6.

$$Z_{OKK}^{(1)*} = \sum_{\alpha_1=1}^{n_1(u)} \left(\lambda_{\alpha_1}^{OKK}(u) * Z_1(u_{\alpha_1}) \right) + \sum_{\alpha_2=1}^{n_2(u)} \left(\lambda_{\alpha_2}^{OKK}(u) * Z_2(u_{\alpha_2}) \right) \quad (6)$$

Denne er gyldig under betingelsen at vektene til primærvariabelen summeres til en og vektene til sekundærvariabelen summeres til null.

Kokriging er i likhet med kriging forventningsrett og best, idet den minimerer estimeringsvariansen.

Kokriging krever at primærvariablen er definert ved minst et datapunkt innenfor søkeellipsoiden. Metoden krever også at man beregner et kovariogram som definerer den romlige korrelasjon mellom den primære og den sekundære variabelen.

Krigevariansen ved punkt u er gitt ved ligning 7.

$$\begin{aligned} \sigma_{OKK}^2(u) = & C_{11}(0) - \mu_1^{OKK}(u) \\ & - \sum_{\substack{\alpha 1=1 \\ n_1(u)}}^{\substack{\alpha 1=1 \\ n_1(u)}} (\lambda_{\alpha 1}^{OKK}(U) * C_{11}(u_{\alpha 1} - u)) \\ & - \sum_{\alpha 2=1}^{\substack{\alpha 2=1 \\ n_2(u)}} (\lambda_{\alpha 2}^{OKK}(U) * C_{21}(u_{\alpha 2} - u)) \end{aligned} \quad (7)$$

μ i ligning 7 er den såkalte lagrangemultiplikatoren som påtvinger betingelsen på vektene og som ser til at estimatoren blir forventningsrett.

I det foreliggende arbeidet er XRF-dataene blitt brukt som primærvariabel og XMET-dataene er blitt brukt som sekundærvariabel. En XRF-ekvivalent er da blitt estimert ved hjelp av kokriging ved alle datapunkt. Der man har primærdata blir estimatet lik primærdataverdien og man får en krigevariens lik null. Der man ikke har primærdata får man en kokriget verdi som tar hensyn til både omkringliggende primær- og sekundærdata. I tillegg får man en krigevariens gitt av ligning 7 som sammen med forventningen kan brukes i kriging med målefeil.

3.3 Bayes setning

En annen måte å oppdatere en estimert verdi på vil være å bruke Bayes setning (se for eksempel Dougherty, 1990). Fremgangsmåten vil være å bruke kun primærdataene (her XRF) til å krige en XRF-ekvivalent i datapunkt med bare XMET-data. XRF-ekvivalenten kan deretter oppdateres basert på XMET-verdien i det aktuelle punktet samt korrelasjonen mellom XMET og XRF. Generelt sier Bayes setning at sannsynligheten for hendelse A gitt hendelse B er lik sannsynligheten for A multiplisert med sannsynligheten for B gitt hendelse A dividert med sannsynligheten for B, eller som i ligning 8.

$$P(A|B) = \frac{P(A) * P(B|A)}{P(B)} \quad (8)$$

For å anvende ligning 8 i dette arbeidet må ligningen omskrives til ligning 9.

$$P(XRF = n | XMET = x) = \frac{P(XRF = n) * P(XMET = x | XRF = n)}{P(XMET = x)} \quad (9)$$

Ligning 9 er i dette arbeidet blitt evaluert for alle n fra -5 til 10 med steg lik 0,03, mens x er lik XMET-analysen i punktet der XRF-ekvivalenten er blitt estimert. Parameteren n imiterer mulige oksidanalyser og evalueres fra -5 til 10 for å være sikker på å dekke hele utfallsrommet. Ved hjelp av ligning 9 finner vi sannsynligheten for at den sanne verdien (XRF) er lik n , gitt at XMET-analysen er lik x . $P(XRF=n)$ estimeres fra kriget XRF-ekvivalent, n og krigesvariansen, $P(XMET=x|XRF=n)$ estimertes ut i fra XMET-analysen, n og standardavviket gitt av korrelasjonen mellom XRF og XMET i figur 3 og $P(XMET=x)$ er gitt av XMET-analysen, kriget XRF-ekvivalent og summen av standardavviket gitt av korrelasjonen mellom XRF og XMET og krigestandardavviket. Resultatet av dette vil være en oppdatert statistisk fordeling som kvantifiserer sannsynligheten for at den sanne XRF-verdien i punktet er over en viss verdi. Denne fordelingen kan evalueres for å finne dens forventning og varians. Denne forventningen og varians kan brukes i kriging med målefeil.

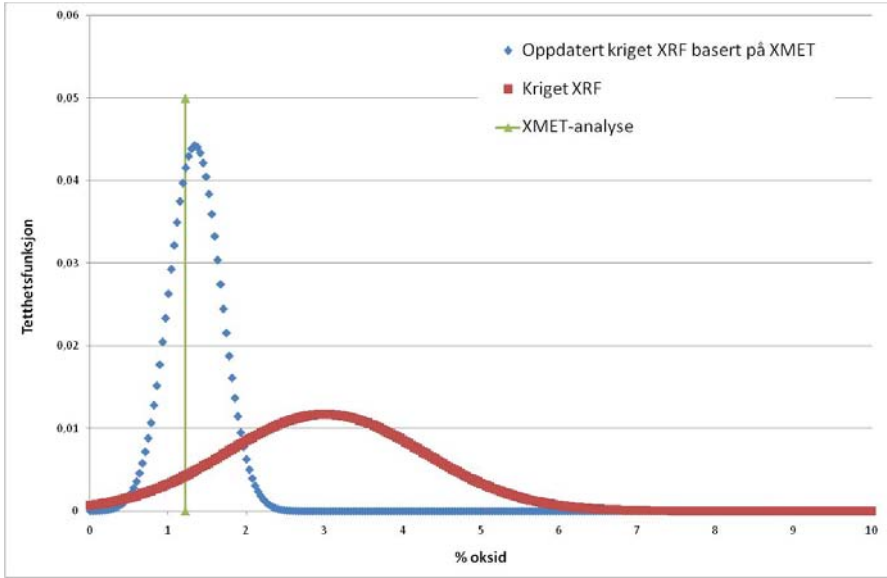
Fordelen med denne metoden fremfor kokriging er at man ikke må kvantifisere den romlige variasjonen til sekundærdataene. Denne romlige variasjonen kan sees på som kunstig høy siden analysene er beheftet med større måleusikkerhet.

Bayes setning er i dette arbeidet implementert i et Matlab-skript.

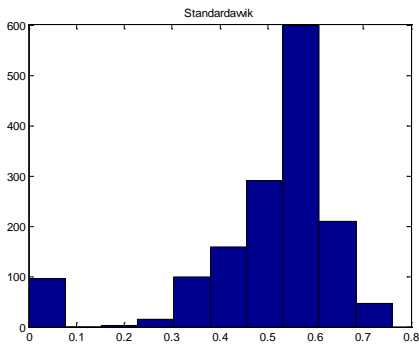
4. RESULTAT

Figur 5 viser et eksempel der estimert XRF er blitt oppdatert basert på en XMET-analyse. Fordelingene er blitt trunkert ved 0 %. XMET-analysen i det aktuelle datapunktet er 1,22 % (grønn vertikal linje i plottet). Variansen til XMET-analysen er utelatt for bedre lesbarhet. Kriget XRF er 3,01 % med et krigestandardavvik på 1,26. Oppdatert XRF-estimat er da estimert ved hjelp av Bayes setning til 1,35 % med et standardavvik på 0,33.

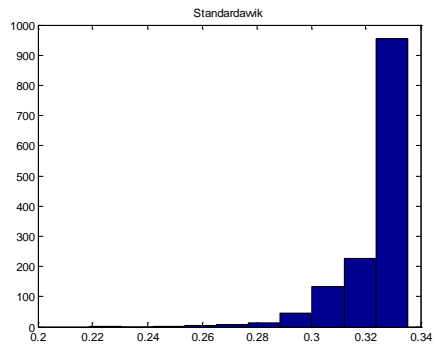
Figur 6 viser krigestandardavviket til de kokrigede XRF-ekvivalentene, mens figur 7 viser standardavviket til XRF-ekvivalentene som er oppdatert med Bayes. I figur 6 kan man se at noen datapunkt har null i standardavvik. Dette er datapunkt der man har en XRF-analyse. Har man det blir krigestandardavviket lik null. Standardavviket oppnådd ved kokriging har et tyngdepunkt omkring 0,5. Gjennomsnittlig standardavvik ligger også på 0,5. Se tabell 2. Standardavvikene oppnådd ved hjelp av Bayes viser en annen fordeling. Tyngdepunktet ligger opp mot maksverdien. Histogrammet viser en lang hale mot lavere verdier.



Figur 5. Tetthetsfunksjonen til oppdatert XRF-estimat gitt XMET-analysen. Variansen til XMET-analysen er utelatt for økt lesbarhet

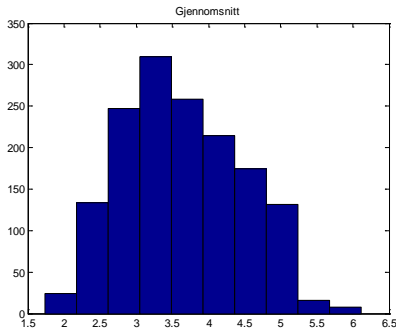


Figur 6. Standardavvik kokrigede XRF-ekvivalenter.

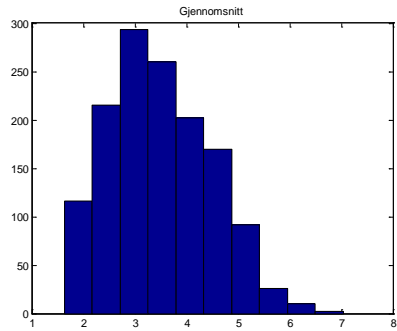


Figur 7. Standardavvik XRF-ekvivalenter oppdatert med Bayes

Figur 8 og figur 9 viser henholdsvis kokriget XRF-estimat og estimert XRF-ekvivalent oppdatert med Bayes.



Figur 8. Estimert oksid, kokriget estimat.



Figur 9. Estimert oksid, XRF-ekvivalent oppdatert ved hjelp av Bayes setning.

Vi ser både fra figurene og tabell 2 at variansen til de kokrigede estimatene er noe mindre enn variansen til estimatene oppdatert ved hjelp av Bayes (0,82 mot 0,98).

Tabell 2. Beskrivende statistikk.

	Gjennomsnittlig estimert XRF	Gjennomsnittlig punktstandardavvik	Stdv i estimert XRF	Stdv i punktstandardavvik	Antall
Kokriget	3,63	0,50	0,82	0,16	1531
Bayes setning	3,48	0,32	0,98	0,01	1481

Vi ser videre at gjennomsnittlig estimert XRF er noe større for de kokrigede estimatene sammenlignet med estimatene oppdatert ved hjelp av Bayes (3,63 % mot 3,48 %). Gjennomsnittlig punktstandardavvik forteller oss at usikkerheten i hvert enkelt datapunkt er noe større for de kokrigede estimatene sammenlignet med estimatene oppdatert med Bayes. Punktstandardavvikene for estimatene oppdatert med Bayes har svært lavt standardavvik, dvs det er lite spredning i standardavviket fra punkt til punkt.

5. DISKUSJON

To metoder er blitt brukt for å oppnå en XRF-ekvivalent og et usikkerhetsestimert. Disse to parametrene vil sammen med XRF-dataene kunne bli brukt i en og samme ressursestimering. Forutsetning er at man bruker teknikken kriging med målefeil. Jo høyere usikkerhetsestimert er, desto lavere vekt eller betydning får den aktuelle XRF-ekvivalenten når endelig gehaltsestimert bestemmes. XRF-analysene har et usikkerhetsestimert lik null og får dermed relativt sett, en høy vekt.

Kokriging har flere datapunkt estimert fordi ved kokriging tar man hensyn til sekundære data i det innledende krigesteget, mens ved bruk av Bayes kriger man først bare med primære data for deretter å oppdatere estimatene basert på XMET-analyser i de estimerte punktene. Ved å ta hensyn til sekundære data allerede i det innledende krigesteget får man estimert punkt som ligger i stor romlig avstand fra primære data, men som ligger relativt nær sekundære data. Dette oppnår man ikke dersom man tar hensyn til sekundære data i et etterfølgende trinn der man benytter Bayes setning. For å kompensere må man øke størrelsen på søkeellipsoiden.

De to metodene resulterer i relativt ulike usikkerhetsestimater. Bayes gir et usikkerestimat som ligger under standardavviket gitt av korrelasjonen mellom XMET og XRF i figur 3. Dette kan synes fornuftig da det antas at XMET verdien er lik XRF pluss noe støy og at man i realiteten, ved å oppdatere et relativt usikkert krigeestimat med en XMET-analyse, slår sammen XMET- og XRF-informasjon. Standardavviket gitt av korrelasjonen burde dermed bli redusert.

Ved kokriging benytter man, når man estimerer en XRF-ekvivalent, både primærdata, samt alle sekundærdata innenfor en søkeellipsoide. Når man oppdaterer ved hjelp av Bayes bruker man bare et sekundærpunkt. Man utnytter dermed ikke den romlige kovariansen mellom sekundære data. Omkringliggende usikre sekundære data ville kunne bidra med informasjon om sannsynlig verdi i punktet som skal estimeres og dermed redusert usikkerheten ytterligere.

Spørsmålet blir hvilken av metodene som er mest riktig når det gjelder å kvantifisere usikkerheten i lokasjoner med bare en XMET-analyse. Kunne man for eksempel brukt usikkerheten i regresjonen mellom XMET og XRF i figur 3 i metoden kriging med målefeil? I teorien ja, for metoden som sådan gir ingen føringer på hvilket standardavvik som skal benyttes som input. Ved en slik fremgangsmåte ville man ikke utnyttet den romlige samvariasjonen mellom XRF-dataene i kvantifisering av usikkerheten. Utnytter man den burde man få en usikkerhet som er lavere i verdi enn usikkerheten man finner fra regresjonsanalysen i figur 3. Usikkerheten fra figur 3 representerer i så måte en maksverdi.

Metoden som benytter Bayes setning krever at man har heterotopisk prøvetaking, dvs. at man har analysert den aktuelle parameteren med begge analysemetodene ved et utvalg prøvepunkt slik at man kan gjennomføre en regresjonsanalyse. Har man ikke det må man bruke kokriging og utlede kryssvariogrammet ved hjelp av nærliggende punkt (Deraisme, 2009 og Osland, 1998).

Et annet alternativ for å kunne utnytte sekundær informasjon ville være å krige en trend med XMET og bruke universal kriging (Goovaerts, 1999) med XRF-data der

trenden er XMET-trenden. Utfordringen med dette ville være å få estimert verdien i tilstrekkelig antall blokker eller punkt. Man vil, når man kriger, sette et krav til antall datapunkt innenfor søkeellipsoiden. Med kun primærdata i datasettet, vil man fort få for få punkt innenfor enhver fornuftig søkeellipsoide til at blokken blir tilordnet en verdi. Estimatene blir sannsynligvis gode (lavt krigestandardavvik), men kun få blokker blir estimert.

Et praktisk alternativ ville være å slå XMET- og XRF-dataene sammen til et stort datasett, og dermed anta at de er like sikre. Dette er åpenbart feil slik det går frem av figur 3; XMET er ikke lik XRF.

6. KONKLUSJON

Gitt antagelsene fremstår begge metodene som teoretisk sunne, men de praktiske forsøk som er gjennomført her viser at de to metodene gir ulike usikkerhetsestimater.

Metoden som er basert på kokriging gir et noe høyt usikkerhetsestimater fordi den romlige variansen til den usikre XMET-variabelen inkluderes i variogrammodellering og dermed i estimeringen av usikkerheten.

Metoden som er basert på Bayes setning gir et usikkerhetsestimater som er noe under usikkerheten gitt av sammenhengen mellom XMET og XRF.

Gitt heterotopisk prøvetaking fremstår derfor metoden med Bayes setning som den mest attraktive.

REFERANSER

Armstrong, M., 1998: Basic linear geostatistics. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 139p.

Babak, O and Deutsch, C. V., 2009: Improved spatial modeling by merging multiple secondary data for intrinsic collocated cokriging. Journal of Petroleum Science and Engineering nr 69 2009, pp 93-99.

Bleines, C., Deraisme, J., Geoffroy, F., Perseval, S., Rambert, F.: Renard, D., Touffait, Y., 2001: Isatis Software Manual. Geovariances & Ecole Des Mines De Paris. 526p.

Chilès, J.P., Delfiner, P., 1999: Geostatistics: modeling Spatial Uncertainty. John Wiley & Sons, Inc. 635p.

Deraisme, J and Strydom, M., 2009: Estimation of iron ore resources integrating diamond and percussion drillholes. APCOM 2009.

Dougherty, E. R. 1990.: Probability and statistics for the engineering, computing and physical sciences. Prentice-Hall Inc

Goovaerts, P., 1997: Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Applied Geostatistics Series. Oxford University Press Inc. 442p.

Journel, A. G., Huijbregts, Ch. J., 1978: Mining geostatistics. Academic Press. 580p.

Osland, R., 1998. Modelling of variations in Norwegian olivine deposits. Causes of variation and estimation of key quality factors. PhD-thesis. Norwegian University of Science and Technology.

Vann, J., Jackson, S. and Bertoli, O., 2003: Quantitative Kriging Neighbourhood Analysis for the Mining Geologist — A Description of the Method With Worked Case Examples. 5th International Mining Geology Conference, Bendigo, Vic. 17 -19 November 2003.