



NORCE Norwegian Research Centre AS  
[www.norceresearch.no](http://www.norceresearch.no)

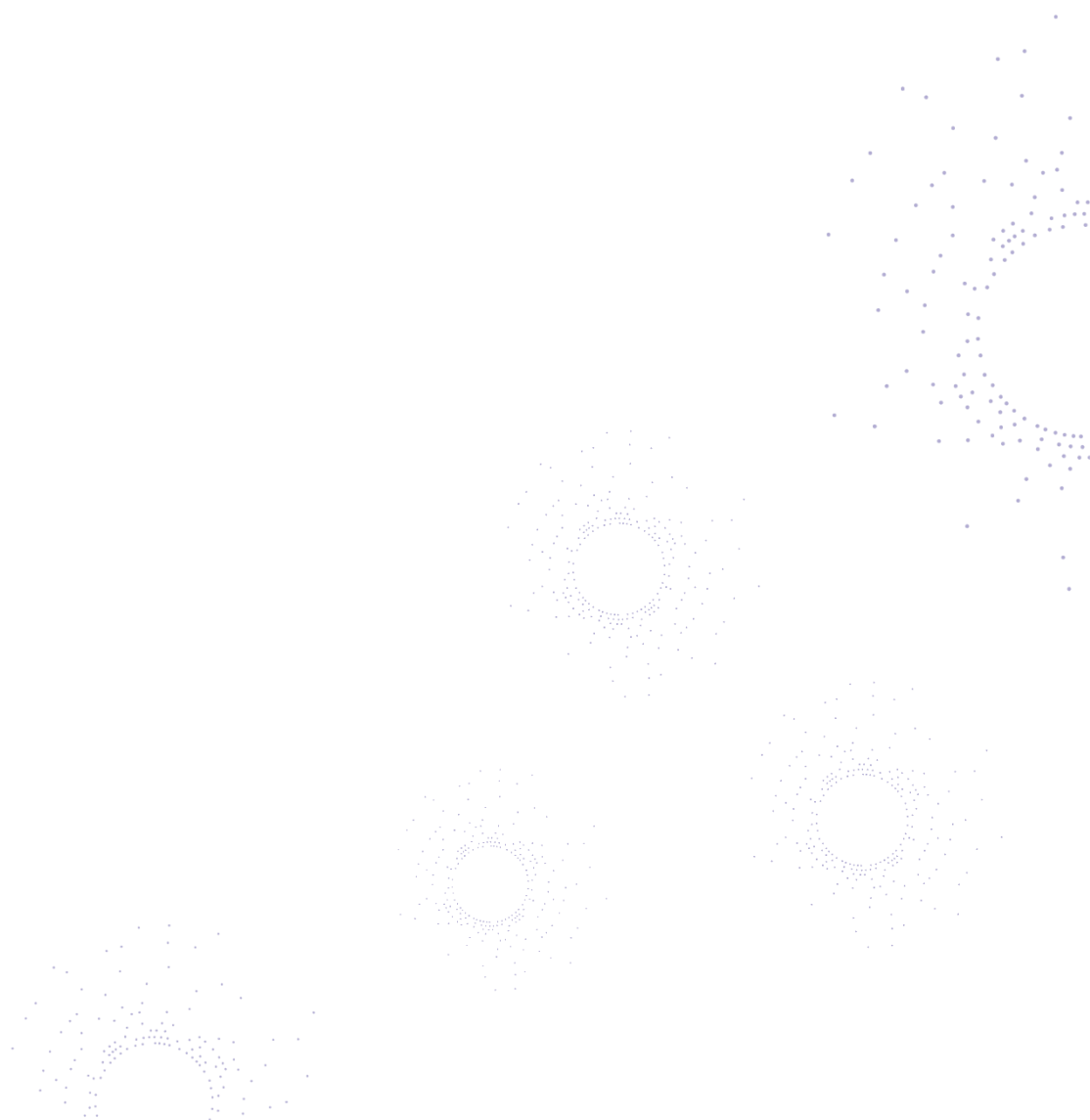
# Koherensprodukt fra Sentinel-1

Anvendelser og metoder

**Forfatter:**

Stian Normann Anfinsen

**Rapport 2-2022, NORCE Energi og teknologi**



|                  |  |
|------------------|--|
| Rapporttittel    | Koherensprodukt fra Sentinel-1: anvendelser og metoder   |
| Prosjektnummer   | 101550   |
| Institusjon      | NORCE Energi og teknologi  |
| Oppdragsgiver    | Norsk Romsenter  |
| Gradering        | Åpen   |
| Rapportnr        | 2-2022   |
| ISBN nr.         | 978-82-8408-213-4  |
| Antall sider     | 22   |
| Publiseringsdato | 15. august 2022  |
| CC-lisens        | CC BY 4.0  |
| Sitering         | Anfinsen, S.N. (2022). Koherensprodukt fra Sentinel-1: anvendelser og metoder, technical note, in Norwegian, ser. NORCE Research Reports, no. 2-2022, NORCE Energy and Technology, Tromsø, Norway.   |
| Stikkord         | Sentinel-1, syntetisk aperturradar, satellittfjernmåling, jordobservasjon, koherens, klassifisering, kartlegging, endringsdeteksjon, tidsrekkeanalyse  |
| Sammendrag       | <p>Koherens er en parameter beregna fra målinger av syntetisk aperturradar (SAR), som kan ha stor nytteverdi i analyse av SAR-bilder. Den brukes her til klassifisering og kartlegging av landområder, måldeteksjon og endringsdeteksjon for ulike landanvendelser, samt i estimering av biofysiske og geofysiske størrelser. Et nytt koherensprodukt basert på data fra SAR-satellitten Sentinel-1 vil bli satt i produksjon av Nasjonalt bakkeselement, som leverer gratis prosesserte data fra Sentinel-satellittene under det europeiske Copernicus-programmet. Denne rapporten gir ei forklaring av hva koherens er. Videre beskriver den ved en gjennomgang av forskningslitteraturen hvordan denne parameteren kan utnyttes innafor ulike anvendelser og sektorer, til inspirasjon for gamle og nye brukere av satellittdata.</p> |

## Revisjoner

| Rev. | Dato | Forfatter | Kontrollert av | Godkjent av | Årsak til revisjon |
|------|------|-----------|----------------|-------------|--------------------|
|      |      |           |                |             |                    |
|      |      |           |                |             |                    |

## Ansvarsavgrensning

NORCE er ikke i noen henseende ansvarlig for den aktuelle bruk av dokumenter, programvare eller andre verktøy eller prosjektresultater og påtar seg derved intet ansvar eller garanti for den helhetlige funksjonalitet ved bruk av informasjonen om dette ikke er spesifikt angitt i tilbudsdokumentet og den etterfølgende kontrakt.

## Sammendrag

Koherens er en parameter beregna fra målinger av syntetisk aperturradar (SAR), som kan ha stor nytteverdi i analyse av SAR-bilder. Den brukes her til klassifisering og kartlegging av landområder, måldeteksjon og endringsdeteksjon for ulike landanvendelser, samt i estimering av biofysiske og geofysiske størrelser. Et nytt koherensprodukt basert på data fra SAR-satellitten Sentinel-1 vil bli satt i produksjon av Nasjonalt bakkeselement, som leverer gratis prosesserte data fra Sentinel-satellittene under det europeiske Copernicus-programmet. Denne rapporten gir ei forklaring av hva koherens er. Videre beskriver den ved en gjennomgang av forskningslitteraturen hvordan denne parameteren kan utnyttes innafor ulike anvendelser og sektorer, til inspirasjon for gamle og nye brukere av satellittdata.

## Innhold / Table of contents

|      |   |    |
|------|---|----|
| 1.   | Innledning .....                            | 4  |
| 1.1. | Bakgrunn .....                              | 4  |
| 1.2. | Innhold .....                               | 4  |
| 2.   | Koherens .....                              | 5  |
| 2.1. | Koherensbegrepet i bølgefysikk .....        | 5  |
| 2.2. | Matematisk definisjon av SAR-koherens ..... | 5  |
| 2.3. | Polarimetrisk koherens fra Sentinel-1 ..... | 6  |
| 2.4. | Måleprinsipper og fysisk fortolkning .....  | 7  |
| 2.5. | Generelt om anvendelser av koherens .....   | 9  |
| 3.   | Anvendelser av koherens .....               | 10 |
| 3.1. | Arealkartlegging .....                      | 10 |
| 3.2. | Landbruk .....                              | 11 |
| 3.3. | Skogbruk .....                              | 12 |
| 3.4. | Geofarer .....                              | 14 |
| 3.5. | Overvåking av bebygde områder .....         | 15 |
| 3.6. | Geografi .....                              | 15 |
| 3.7. | Analysemetoder .....                        | 15 |
| 3.8. | Begrensninger i studien .....               | 16 |
| 4.   | Referanser .....                            | 18 |

# 1. Innledning

## 1.1. Bakgrunn

Koherens er en parameter beregna fra målinger av syntetisk aperturradar (SAR) som kan ha stor nytteverdi i klassifisering, kartlegging, måldeteksjon og endringsdeteksjon for ulike landanvendelser, samt i estimering av biofysiske og geofysiske størrelser. De europeiske radarsatellittene i Sentinel-1-serien under Copernicus-programmet (Panetti A. , et al., 2013) (Panetti A. , et al., 2014)) gir fri tilgang på SAR-data med god tidsopløsning. Satellittene som flyr i dag, Sentinel-1A og Sentinel-1B, leverer hver sjettede dag bilder med nær identisk avbildningsgeometri som er egna for interferometri og koherensberegninger<sup>1</sup>. Til tross for at en rekke offentlige og private institusjoner allerede bruker data fra Sentinel-1-satellittene i produksjon av operasjonelle produkter og tjenester, er det uttrykt et behov for og ønske om at Nasjonalt bakkesegment (NBS) (Norsk Romsenter/ESA/Meteorologisk Institutt, 2022) skal levere et koherensprodukt fra Sentinel-1 som enkelt kan utnyttes i utvikling av nye og forbedring av eksisterende produkter og tjenester. Dette er bakgrunnen for at Norges geologiske undersøkelse (NGU), Norsk institutt for bioøkonomi (NIBIO) og NORCE Norwegian Research Centre (NORCE) på oppdrag fra Norsk Romsenter (NRS) har utreda et slikt koherensprodukt, som vil bli satt i produksjon og distribueres til norske interessenter i nær framtid.

## 1.2. Innhold

Denne rapporten er basert på et litteraturstudium av hvordan koherens fra Sentinel-1-bilder så langt har vært utnytta i internasjonal forskning. Den gir en oversikt over hvilke samfunnssektorer og anvendelser som har gjort bruk av koherens, til inspirasjon for hvordan det nye koherensproduktet kan utnyttes av norske brukere av jordobservasjonsdata. Rapporten definerer koherensproduktet matematisk og forklarer hvilke fysiske prinsipper som gjør at det fanger opp relevant informasjon for anvendelsene som presenteres. Videre går rapporten på bakgrunn av et litteratursøk gjennom kjente anvendelser av koherens fra Sentinel-1. I tillegg oppsummerer den noen grunnleggende teknikker og metoder for å trekke informasjon ut av koherensproduktet.

---

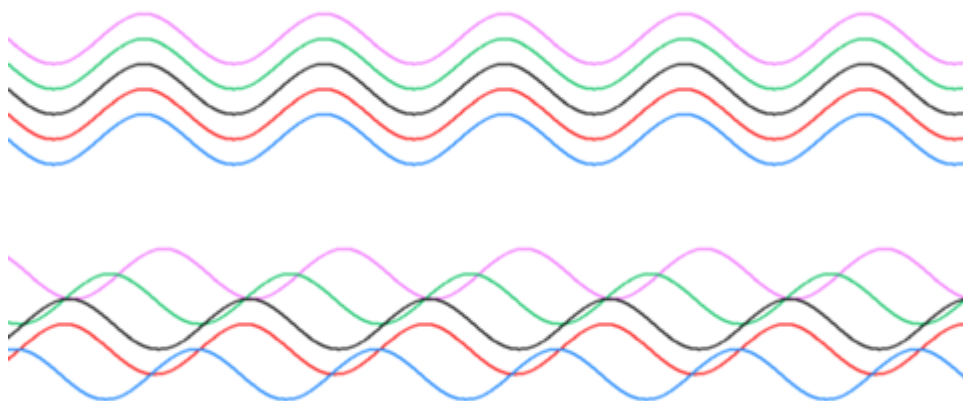
<sup>1</sup> Etter at det oppsto en feil med Sentinel-1B 23. desember 2021, er repetisjonssyklusen for gjenværende Sentinel-1A på 12 dager. Planlagt oppskyting av Sentinel-1C er for øyeblikket midtveis i 2023.

© NORCE Norwegian Research Centre AS. Dette dokumentet er et originalt NORCE dokument. Dokumentet, inkludert definisjoner, systemer, grafiske fremstillinger og annen inkorporert informasjon er NORCE eiendom og skal kun benyttes til sitt tiltenkte formål av mottaker. Informasjonen skal kun benyttes fortrolig og ikke distribueres til tredjepart uten NORCE skriftlige forhåndssamtykke.

## 2. Koherens

Dette kapittelet definerer begrepet koherens, slik det brukes innafor satellittfjernmåling med SAR. Det forklarer også de fysiske prinsippene som ligger bak utnyttelsen av SAR-koherens i klassifisering, kartlegging, endringsdeteksjon og estimering av biofysiske parametre.

### 2.1. Koherensbegrepet i bølgefysikk



**Figur 1.** Øverst: Koherente bølger med samme frekvens og fase. Nederst: Inkoherente bølger med samme frekvens, men ulik fase. (Wikipedia, 2021)

Koherens er et kjent begrep fra fysikk, hvor det beskriver bølger som svinger i takt, det vil si bølger med samme frekvens og fase. Sidene mikrobølgene fra et SAR-instrument har samme frekvens, vil målinger av koherens tallfeste i hvor stor grad de tilbakespredte bølgene i radarekkoet har samme fase.

### 2.2. Matematisk definisjon av SAR-koherens

Den grunnleggende fysiske størrelsen som måles av et SAR-instrument er spredningskoeffisienten  $S = Ae^{j\theta} \in \mathbb{C}$ . Denne beskriver transformasjonen av mikrobølgen sitt innkommende elektriske felt til tilbakespredt elektriske felt, og er et komplekst tall fordi transformasjonen både omfatter demping (beskrevet av amplituden  $A = |S|$ ) og faseskift (beskrevet av fasevinkelen  $\theta = \angle S$ ). I tillegg bruker en i litteraturen ofte begrepet intensitet, definert som:  $I = A^2 = |S|^2$ .

Koherensen mellom to målinger av spredningskoeffisienten,  $S_1 = A_1 e^{j\theta_1}$  og  $S_2 = A_2 e^{j\theta_2}$ , er basert på korrelasjonen mellom dem, definert som:  $E\{S_1 S_2^*\} = \{E\{A\}\}_1 A_2 e^{j(\theta_1 - \theta_2)}$ , hvor  $S^*$  angir den komplekskonjugerte av  $S$  (Peebles Jr., 2000). Denne komplekse krysskorrelasjonen fanger opp fasestabiliteten mellom målingene  $S_1$  og  $S_2$  gjennom faseskiftet  $\theta_1 - \theta_2$ , men avhenger også av amplitudene  $A_1$  og  $A_2$ . For å unngå sistnevnte avhengighet, bruker vi i definisjonen av koherens den normaliserte korrelasjonskoeffisienten (Cloude, 2010):

$$\gamma = \frac{E\{S_1 S_2^*\}}{\sqrt{E\{S_1 S_1^*\} E\{S_2 S_2^*\}}} = \frac{E\{S_1 S_2^*\}}{E\{S_1\} E\{S_2\}} = |\gamma| e^{j\theta_\gamma}. \quad (1)$$

Denne kan sammenliknes med Pearsons velkjente korrelasjonskoeffisient for reelle variabler, som er normalisert til intervallet  $[-1, 1]$  og angir grad av lineær samvariasjon. Siden  $S_1$  og  $S_2$  er komplekse tall, vil også  $\gamma$  være kompleks, men den har en magnitudo som er normalisert til  $|\gamma| \in [0, 1]$ . Magnituden  $|\gamma|$  lar seg fortolke som fasestabilitet og det er denne som refereres til som koherens, mens fasevinkelen  $\theta_\gamma = \angle \gamma = \angle \langle S_1 S_2^* \rangle$  tilsvarer den interferometriske fasen en kjenner fra interferometrisk SAR, også kjent som InSAR (Cloude, 2010).

Forventningsverdioperatoren  $E\{\cdot\}$  viser til at en må midle over flere målinger av  $S_1$  og  $S_2$  for å redusere statistiske variasjoner og resulterende støy i koherensproduktet. Dette gjør en i praksis gjennom romlig midling over et antall romlig tilstøtende målinger. Koherensen estimeres dermed gjennom den empiriske korrelasjonskoeffisienten

$$\hat{\gamma} = \frac{\langle S_1 S_2^* \rangle}{\sqrt{\langle S_1 S_1^* \rangle \langle S_2 S_2^* \rangle}} = \frac{\sum_{\ell=1}^L S_1(\ell) S_2^*(\ell)}{\sqrt{\sum_{\ell=1}^L S_1(\ell) S_1^*(\ell) \sum_{\ell=1}^L S_2(\ell) S_2^*(\ell)}}, \quad (2)$$

hvor  $\langle \cdot \rangle$  angir et empirisk middel over de romlige utvalgene  $\{S_1(1), \dots, S_1(L)\}$  og  $\{S_2(1), \dots, S_2(L)\}$ , der antall midlede målinger  $L$  på radarspråket kalles *number of looks*. Den estimerte koherensen er  $|\hat{\gamma}|$ .

For enkelhets skyld vil vi i det følgende unngå notasjonen  $\hat{\gamma}$ , men referere til den empiriske korrelasjonskoeffisienten i likning (2) som  $\gamma$ , ettersom det er denne størrelsen som er mulig å beregne i praksis.

### 2.3. Polarimetrisk koherens fra Sentinel-1

SAR-produktene som brukes til å beregne koherens over land for Sentinel-1 er tatt opp med bildemoden *interferometric wide* (IW). Når SAR-sensoren til Sentinel-1 opererer i IW-mode, gjør den opptak i to polarimetrisk kanaler: VV og VH. Sensoren sender da ut vertikalt polariserte mikrobølger og måler både horisontal og vertikal komponent av de tilbakespredte bølgerne. Fra dette beregnes to spredningskoeffisienter,  $S_{VV}$  og  $S_{VH}$ , som beskriver transformasjonen av utsendt vertikalt polarisert elektrisk felt til henholdsvis vertikal og horisontal komponent av det innkommende eller tilbakespredte elektriske feltet.

Dersom en har Sentinel-1-bilder fra to ulike tidspunkt, kan en beregne koherensen i både VV- og VH-kanalen som henholdsvis  $\gamma_{VV} = \frac{\langle S_{VV,1} S_{VV,2}^* \rangle}{\sqrt{\langle S_{VV,1} S_{VV,1}^* \rangle \langle S_{VV,2} S_{VV,2}^* \rangle}}$  og  $\gamma_{VH} = \frac{\langle S_{VH,1} S_{VH,2}^* \rangle}{\sqrt{\langle S_{VH,1} S_{VH,1}^* \rangle \langle S_{VH,2} S_{VH,2}^* \rangle}}$ . Her er

$S_{VV,1}$  og  $S_{VH,1}$  de polarimetrisk målingene fra tidspunkt  $t_1$ , mens  $S_{VV,2}$  og  $S_{VH,2}$  er tilsvarende målinger fra tidspunkt  $t_2$ . Den kopolariserte VV-kanalen har høyere signal-til-støy-forhold enn den krysspolariserte VH-kanalen<sup>2</sup> og blir derfor ofte foretrukket dersom en bare vil beregne koherens fra én av kanalene, men det relative informasjonsinnholdet i  $|\gamma_{VV}|$  og  $|\gamma_{VH}|$  varierer generelt for

<sup>2</sup> En krysspolarisert kanal sender og mottar med ulik polarisasjon (f.eks. VH eller HV), mens en kopolarisert (eller sampolarisert) kanal sender og mottar med samme polarisasjon (f.eks. VV eller HH).

© NORCE Norwegian Research Centre AS. Dette dokumentet er et originalt NORCE dokument. Dokumentet, inkludert definisjoner, systemer, grafiske fremstillinger og annen inkorporert informasjon er NORCE eiendom og skal kun benyttes til sitt tiltenkte formål av mottaker. Informasjonen skal kun benyttes fortrolig og ikke distribueres til tredjepart uten NORCE skriftlige forhåndssamtykke.

ulike anvendelser og overflater. Dette blir kommentert senere i rapporten for spesifikke anvendelser.

Det er også mulig å beregne koherensen mellom to polarimetriske målinger fra samme tidspunkt gjennom:  $\gamma_{VV,VH} = \frac{\langle S_{VV}S_{VH}^* \rangle}{\sqrt{\langle S_{VV}S_{VV}^* \rangle \langle S_{VH}S_{VH}^* \rangle}}$ . Teoretisk skal korrelasjonen mellom kopolariserte og

krysspolariserte kanaler,  $E\{S_{VV}S_{VH}^*\}$ , være null for naturlige media med distribuert spredning, så fremst underlaget ikke har noen helningsvinkel. Denne korrelasjonen har derfor ikke hatt noen praktiske landanvendelser, bortsett fra at (Schuler, Lee, Ainsworth, & Gruner, 2000; Lee, et al., 2002) har demonstrert at det er mulig å bruke den til å trekke ut topografisk informasjon, det vil si helningsvinkel i terrenget. For hav er det imidlertid nylig vist (Longépé, Mouche, Ferro-Famil, & Husson, 2021) at koherensen mellom VV- og VH-kanalen i IW-moden til Sentinel-1 korrelerer med vindhastighet. Dette kan forklares av koblinga mellom vind og bølger, og at bølgeomønstret modulerer topografien på havoverflata på en systematisk måte som gir utslag på  $\gamma_{VV,VH}$ .

## 2.4. Måleprinsipper og fysisk fortolkning

For SAR-målinger som er gjort på forskjellige tidspunkt (multitemporært) vil koherensen si noe om hvorvidt mikrobølgene reflekteres på en deterministisk måte, slik at fasen holder seg tilnærma konstant over tid når geometrien mellom radarsensoren og målet på bakken er den samme. Dersom koherensen avtar som funksjon av tid, sier vi at målet dekorrelerer temporært, noe som kan settes i sammenheng med kontinuerlige og gradvise endringsprosesser eller spesifikke hendelser som inntreffer på et gitt tidspunkt.

En skiller gjerne mellom deterministisk (eller koherent) spredning eller stokastisk (også kalt distributert eller ikke-koherent) spredning, men ei SAR-måling kan inneholde komponenter av begge. Naturlige overflater har stor grad av stokastisk spredning, siden de typisk består av mange spredere med tilfeldig romlig fordeling og orientering, hvor sistnevnte bestemmer i hvilken retning mikrobølgene reflekteres. Mye av det tilbakespredte SAR-signalet fra vegetasjon består ofte av volumspredning, hvor mikrobølgen er reflektert flere ganger i tilfeldige retninger, før en liten del av bølgeenergien spres tilbake i retning av SAR-sensoren. For slike underlag vil fasen til den tilbakespredte SAR-bølgen variere mellom gjentatte målinger, sjøl om avbildningsgeometrien holdes tilnærma konstant og det er kort tid mellom målingene. Årsaken til dette er unngåelige små endringer i geometri og bidrag fra de mange små spredere, som gjør at fasen til den summerte tilbakespredninga<sup>3</sup> endrer seg på en tilsynelatende stokastisk måte. Dette kan skyldes både vegetasjonens vekst, bevegelser på grunn av vind, endringer i refleksjonsevne (dielektrisitetskonstanten endrer seg med fuktighet) og små unøyaktigheter i beregninger av satellittbane og pikselets geolokasjon.

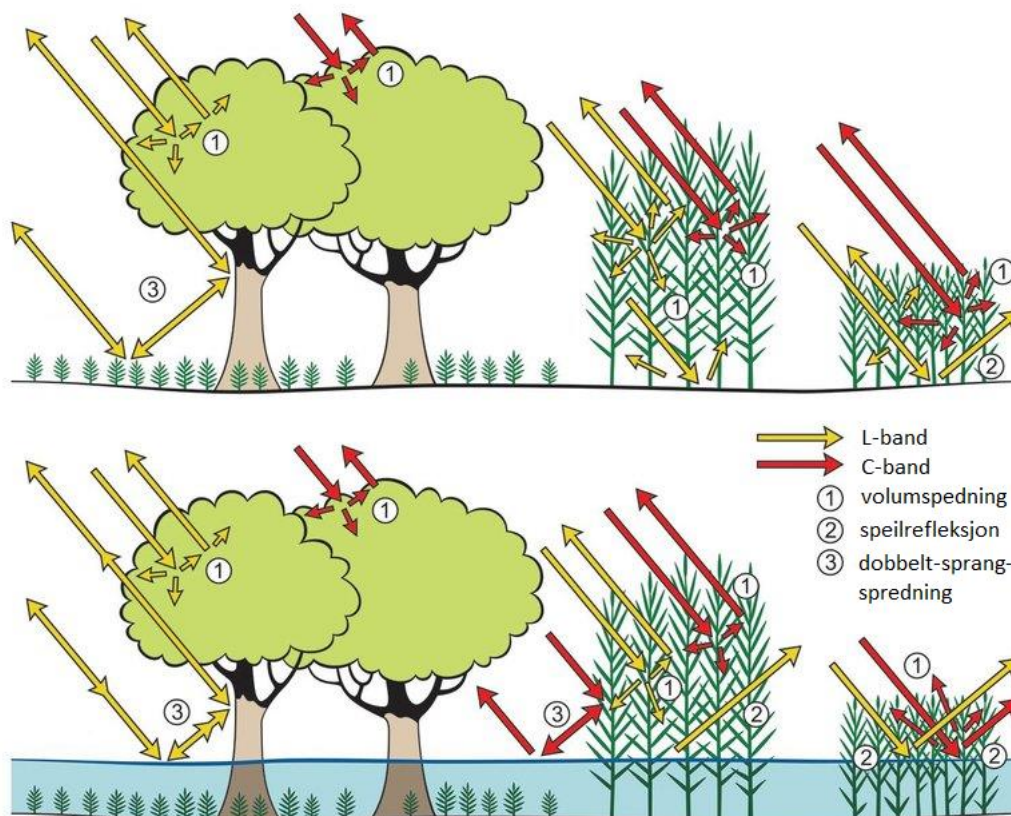
Den stokastiske fasevinkelen som oppstår ved volumspredning gir som regel lav koherens. En bør imidlertid være oppmerksom på at høy koherens mellom to målinger kan oppstå som et utslag av tilfeldighet, siden fasen til SAR-pulser som reflekteres fra overflater med stokastisk spredning antas å være uniformt fordelt. Faseforskjellen mellom to stokastiske målinger vil derfor fordele seg

<sup>3</sup> Det totale bidraget fra mange spredere må beregnes som en koherent sum. Det betyr at hver spredere har sin komplekse spredningskoeffisient og at disse må summeres ved vektoraddisjon i det komplekse planet for å beregne spredere sin samla effekt på signalet.

© NORCE Norwegian Research Centre AS. Dette dokumentet er et originalt NORCE dokument. Dokumentet, inkludert definisjoner, systemer, grafiske fremstillinger og annen inkorporert informasjon er NORCE eiendom og skal kun benyttes til sitt tiltenkte formål av mottaker. Informasjonen skal kun benyttes fortrolig og ikke distribueres til tredjepart uten NORCE skriftlige forhåndssamtykke.



jevnt mellom høye og lave verdier. Dette er også opphavet til interferensfenomenet *spekkel* (engelsk: «speckle»), som gir SAR-bilder et støylikt utseende. Dersom en midler over flere målinger av tilstøtende piksler, som er vanlig framgangsmåte både når en beregner intensitet og koherens fra SAR, vil det dempe utslagene av slike statistiske sammenfall. Dette kalles *multilooking* og tilsvarer den empiriske midlinga i likning (2). De høye koherensverdiene som måtte gjenstå etter slik midling vil være evidens for deterministisk spredning, hvor sammenfallende bølgefase som vedvarer over tid skyldes at objektene på bakken har en geometri som ikke har forandret seg mellom SAR-opptakene.



**Figur 2.** Typiske spredningsmekanismer for mikrobølger i C-band ( $\lambda = 3.75\text{-}7.5$  cm eller  $f = 4\text{-}8$  GHz) og L-band ( $\lambda = 15\text{-}30$  cm eller  $f = 1\text{-}2$  GHz). Modifisert utgave av figur 1.1 i (Evans, 2013).

Naturlige overflater kan også gi opphav til deterministisk spredning og høye koherensverdier. I tillegg til volumspredning dekomponeres tilbakespredninga fra SAR ofte i to andre viktige spredningsmekanismer: Den første er overflatespredning, hvor mikrobølgen reflekteres direkte tilbake mot SAR-sensoren i ett enkelt sprang. Dette kalles derfor enkeltsprangsspredning (engelsk: «single-bounce scattering»). Slik spredning kan være framtreddende for vannflater med noe ruhet og for barmark; Den andre er såkalt dobbeltsprangsspredning (engelsk: «double-bounce scattering»), hvor mikrobølgen gjennomgår to refleksjoner. For vegetasjon skjer dette typisk gjennom én refleksjon mot et tilnærma horisontalt underlag, som kan være bakken eller et vannspeil, og én refleksjon mot en tilnærma vertikal struktur, for eksempel en trestamme eller en plantestengel. Refleksjonene kan også skje i motsatt rekkefølge eller med andre vinkler, så lenge resultatet er at mikrobølgen etter to sprang er vendt tilbake mot SAR-sensoren.

Ulike spredningsmekanismer er vist i Figur 1, som illustrerer at det finnes mange strukturer i naturen som kan gi opphav til deterministisk spredning og signifikant koherens. Figuren viser også at spredningsmekanismene sine bidrag til SAR-signalet avhenger av radarfrekvensen.

Mikrobølgene vekselvirker med strukturer på samme størrelsesorden som bølgelengden og glattheten eller ruheten til et underlag må ses i relasjon til dette. Det betyr at Sentinel-1, som opererer på bølgelengden  $\lambda = 5,6 \text{ cm}$ , er sensitiv for objekter og strukturer på samme skala. Bølgelengden vil påvirke hvilke spredningsmekanismer som gjør seg gjeldende og den statistiske fordelinga til fasen de genererer. Derfor ser vi for eksempel at C-bånd-SAR, med bølgelengder i intervallet  $3,5 - 7,5 \text{ cm}$ , skaper mer overflatespredning og mindre dobbelt-sprangspredning fra trær enn L-band-SAR, som har bølgelengder i området  $15 - 30 \text{ cm}$ .

Ulike objekter og underlag har med andre ord sine karakteristiske koherensverdier, noe vi kan utnytte i klassifisering og kartlegging. Et enda sterkere redskap for å skille mellom ulike klasser og objekter får vi dersom vi ser på temporære koherensprofiler, som er det samme som tidsrekker av koherensverdier. Den høyeste koherensen får en fra menneskeskapte objekter som bygninger og annen infrastruktur, noe en kan utnytte innafor deteksjon og klassifisering i urbane miljøer. Menneskeskapte strukturer gir ofte sterk tilbakespredning i form av deterministiske refleksjoner med høy intensitet. Dette skyldes både materialegenskapene og geometrien til objektene. Disse vil derfor dominere over bidragene fra naturlige overflater, som for eksempel vegetasjon. De som har erfaring med interferometri, vil gjenkjenne koherensen som et viktig mål på kvaliteten til den interferometriske fasen som beregnes for en gitt lokasjon.

## 2.5. Generelt om anvendelser av koherens

Den målte koherensen kan brukes til ulike formål. Som nevnt er den en størrelse som kan karakterisere ulike objekter og underlag. Den brukes derfor i klassifisering, objekt-deteksjon og kartlegging. I tillegg kan graden av koherens brukes et mål på hvor mye objektene endrer seg, noe vi kan utnytte til å kvantifisere endringer og trender gjennom tidsrekkeanalyse. Noen biofysiske og geofysiske størrelser, som for eksempel biomasse i skog og fuktighet i jordsmonn, har vist seg å korrelere med koherens. Dette kan en utnytte i regresjonsalgoritmer, der en kan bruke koherens som en av flere prediktorer, for eksempel sammen med radarintensiteten.

### 3. Anvendelser av koherens

Dette kapittelet handler om anvendelser av koherens. Det baserer seg på en gjennomgang av forskningslitteraturen fra den første Sentinel-1-satellitten ble skutt opp i 2014 og fram til dags dato ved inngangen til 2022. Ulike bruksområder av koherens er kategorisert etter næringssektor, fagområde eller andre fellesnevner for å gi en ryddigere oversikt over mangfoldet.

Interferometriske anvendelser er utelatt, siden interferometri omfatter mer spesialisert prosessering som går utover beregning av koherens.

#### 3.1. Arealkartlegging

Kartlegging av arealbruk og landflater (engelsk: «*land use and land cover (LULC) mapping*»), herunder vegetasjonsklassifisering, er et viktig bruksområde for satellittbilder. Det finnes mye litteratur som dokumenterer at nøyaktigheta til SAR-baserte arealkart øker når koherens inkluderes som en inputparameter eller egenskap (engelsk: «*feature*») i klassifiseringa. For Sentinel-1 har bruken av koherens i arealkartlegging vært grundig studert i prosjektet «*Sentinel-1 Interferometric Coherence for Vegetation and Mapping*» (SInCohMap)<sup>4</sup>, som gjennom en rekke publikasjoner (Vicente-Guijalba, et al., 2018) (Jacob, et al., 2020) (Mestre-Quereda, Lopez-Sanchez, Vicente-Guijalba, Jacob, & Engdahl, 2020) kvantifiserer innvirkninga på klassifiseringsnøyaktighet og sammenlikner klassifiseringsalgoritmer med ulike kombinasjoner av parametre som input til klassifiseringa.

Motivasjonen bak SInCohMap er å utnytte tilgangen til tette tidsrekker som Sentinel-1 kan tilby. Tidligere studier har vist at multitemporære variabler har høyt informasjonsinnhold og er komplementære til intensitet og polarimetriske variabler, men de har i liten grad vært tilgjengelige for operasjonelle formål ettersom tidsrekker av SAR-bilder har vært forbundet med liten tilgjengelighet og høy kostnad. Framgangsmåten for å bruke koherens i klassifisering er i SInCohMap-prosjektet å samle tidsrekker av spredningskoeffisienter  $S_t$  fra diskrete tidspunkt indeksert ved  $t = 1, \dots, N$  i en multitemporær spredningsvektor  $\mathbf{s} = [S_1, \dots, S_N]^T$ .

Ved romlig midling over romlig nærliggende spredningsvektorer kan en estimere den empiriske temporære kovariansmatrisa:

$$\mathbf{C}_{temp} = \frac{1}{L} \sum_{\ell=1}^L \mathbf{s}_\ell \mathbf{s}_\ell^H = \begin{bmatrix} \langle S_1 S_1^* \rangle & \langle S_1 S_2^* \rangle & \cdots & \langle S_1 S_N^* \rangle \\ \langle S_2 S_1^* \rangle & \langle S_2 S_2^* \rangle & \cdots & \langle S_2 S_N^* \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle S_N S_1^* \rangle & \langle S_N S_2^* \rangle & \cdots & \langle S_N S_N^* \rangle \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Ved å normalisere hvert enkelt element av  $\mathbf{C}_{temp}$  som i likning (2), vil de empiriske kovariansene gjøres om til empiriske koherenser. Gjennom dette beregner en koherensmatrisa:

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} 1 & \gamma_{12} & \cdots & \gamma_{1N} \\ \gamma_{12}^* & 1 & \cdots & \gamma_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{1N}^* & \gamma_{2N}^* & \cdots & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

<sup>4</sup> <http://sincohamap.org/>

© NORCE Norwegian Research Centre AS. Dette dokumentet er et originalt NORCE dokument. Dokumentet, inkludert definisjoner, systemer, grafiske fremstillinger og annen inkorporert informasjon er NORCE eiendom og skal kun benyttes til sitt tiltenkte formål av mottaker. Informasjonen skal kun benyttes fortrolig og ikke distribueres til tredjepart uten NORCE skriftlige forhåndssamtykke.

hvor koherensestimaterne<sup>5</sup> er indeksert med de diskrete tidspunktene de er beregnet fra. Vi ser at hoveddiagonalen av  $\Gamma$  har elementer med konstant verdi lik 1, som følge av hvordan de er definert. Underdiagonalene forventes å ha koherensverdier som i hovedtrekk avtar med avstand fra hoveddiagonalen, ettersom de beregnes fra målinger med økende separasjon i tid og som derfor vil dekorrelere i økende grad.

Matrisene  $C_{temp}$  og  $\Gamma$  inneholder informasjon om henholdsvis intensitet og koherens, i tillegg til overlappende faseinformasjon. I SInCohMap-prosjektet utnyttes all denne informasjonen, det vil si intensitet, koherens og faseforskjeller for alle tidspunkt og tidsseparasjoner<sup>6</sup> som er tilgjengelige fra tidsrekka. Begge polarimetrisk kanaler tas også i bruk, siden  $C_{temp}$  og  $\Gamma$  kan beregnes separat for polarisasjonene VV og VH. Prosjektet tester en rekke ulike klassifiseringsalgoritmer, deriblant tilfeldig skog (engelsk: «*random forest*»), støttevektormaskin (engelsk: «*support vector machine*») og  $k$  nærmeste nabo-klassifisering. Disse bruker ulike algoritmeavhengige utvalg av parametre fra  $C_{temp}$  og  $\Gamma$ , mens en av algoritmene gjør ytterligere egenskapsutvelgelse gjennom å egendekomponere matrisene. Klassifikatorene fordeler seg mellom pikselbaserte og segmentbaserte metoder.

Prosjektet konkluderer at koherens har godt potensiale for bruk i arealkartlegging og bidrar positivt til produktenes kvalitet (Vicente-Guijalba, et al., 2018) (Jacob, et al., 2020). Det oppnår gjennomgående gode resultater for varierte testområder som omfatter landbruksområder, skog, fjell, våtmark og bymiljø i ulike land; Nøyaktigheta er over 75% for alle testområder og disse inneholder ni klasser eller mer. Metoder som bare bruker koherens gir systematisk høyere klassifiseringsnøyaktighet enn de som bare baserer seg på intensitet. Best nøyaktighet får en ved å kombinere koherens og intensitet, noe som viser at disse informasjonskildene er komplementære. På samme måte gir klassifisering med parametre fra VV-kanalen bedre resultater enn VH-kanalen, men best resultat får en ved å kombinere begge kilder.

Det konkluderes videre med at det største bidraget til klassifiseringsnøyaktigheta ligger i koherensen som er beregna for kortest mulig tidsseparasjon. Denne er i prosjektet på 12 dager og tilsvarer repetisjonstida til Sentinel-1A, ettersom data fra Sentinel-1B ikke var tilgjengelig på tidspunktet studiene ble gjort. Det er liten gevinst i å legge til koherens for større tidsseparasjon. Objektbaserte metoder gir ifølge publikasjonene større nøyaktighet enn de pikselbaserte, men de går glipp av noe romlige detaljer. Størst utslag på nøyaktigheta har antall treningsdatapunkter (antall piksler eller segmenter med kjent klasse).

## 3.2. Landbruk

Innafor landbruk har koherens vært brukt til mer spesifikk arealkartlegging enn det som ble presentert i avsnitt 3.1, som kartlegging av gressletter (Abdel-Hamid, Dubovyk, & Greve, 2021) og ulike typer avlinger (Mestre-Quereda, Lopez-Sanchez, Vicente-Guijalba, Jacob, & Engdahl, 2020). I (Abdel-Hamid, Dubovyk, & Greve, 2021) er formålet å skille mellom felleseid og kommersielt gressland i Sør-Afrika. Studien viser at koherens bidrar til bedre klassifisering, særlig under tørketid. De konkluderer med at det ikke er grunn til å bruke koherens for tidsseparasjon på mer

---

<sup>5</sup> Husk at elementene  $\gamma_{ij}$  i koherensmatrisa  $\Gamma$  er estimater av komplekse normaliserte korrelasjonskoeffisienter, mens  $|\gamma_{ij}|$  er den empiriske koherensen mellom målinger ved tidspunkt  $i$  og  $j$ .

<sup>6</sup> Uttrykket *tidsseparasjon* tilsvarer den engelske termen «*temporal baseline*» fra faglitteraturen. Den engelske termen «*baseline*» brukes også om *baneseparasjon*, eller romlig avstand mellom posisjonen satellitten har ved to ulike målinger.

© NORCE Norwegian Research Centre AS. Dette dokumentet er et originalt NORCE dokument. Dokumentet, inkludert definisjoner, systemer, grafiske fremstillinger og annen inkorporert informasjon er NORCE eiendom og skal kun benyttes til sitt tiltenkte formål av mottaker. Informasjonen skal kun benyttes fortrolig og ikke distribueres til tredjepart uten NORCE skriftlige forhåndssamtykke.

enn 12 dager. Heller ikke dette studiet har tilgang til data fra Sentinel-1B, som kan redusere overflygingsintervallet.

Studien til (Mestre-Quereda, Lopez-Sanchez, Vicente-Guijalba, Jacob, & Engdahl, 2020) dokumenterer SInCohMap-prosjektet sin utprøving av metodikken beskrevet i avsnitt 3.1 til klassifisering av et spansk landbruksområde som inneholder 17 ulike avlinger. Arbeidet bekrefter konklusjonene fra (Jacob, et al., 2020); Klassifisering kan utføres på intensitet eller koherens alene, men ved å kombinere de komplementære egenskapene fra begge kilder går nøyaktigheta i klassifiseringa opp med over 7% og en oppnår over 86% nøyaktighet tross mangfoldet av klasser. Disse resultatene baserer seg imidlertid på lange tidsrekker og dermed multitemporære signaturer med stort informasjonsinnhold. Et interessant aspekt ved arbeidet er at det har tilgang til data fra både Sentinel-1A og -1B og kan evaluere gevinsten av dette. Resultatene viser at det gir klart best resultater å bruke koherens som er beregna med tidsseparasjon på 6 dager, samt at klassifiseringa også forbedres ved å utnytte de tette tidsrekkene av intensitet en får fra tvillingsatellittene.

I (Nasirzadehdisaji, et al., 2021) endres fokus til overvåking av avlinger, ved at sammenstiller tidsrekker av koherens med de fenologiske stadiene til mais-, solsikke- og hveteåkre i Tyrkia. Her observerer de klare sammenhenger med tidspunkt for pløying, såing, vokststadier og innhøsting. Resultatene viser et potensiale for å overvåke vekststadier for ulike avlinger ved å kombinere informasjon i koherens og intensitet (det vil si, den kalibrerte tilbakespredningskoeffisienten  $\sigma^0$ ).

I tillegg til nevnte anvendelser i kartlegging og overvåking er koherens i landbrukssektoren blitt brukt til å estimere biofysiske og geofysiske størrelser gjennom regresjonsanalyse. (Barbouchi, Alaya, Abdelfattah, Mekki, & Zitouna, 2021) studerer korrelasjonen mellom koherens i VV- og VH-kanalen og høyden på hveteavlinger i Tunisia. Resultatene viser at korrelasjonen reduseres av fuktighet og av lav vegetasjonstetthet gjennom forstyrrende signalbidrag fra jordsmonnet, men at det likevel kan være grunnlag for å estimere plantevekst gjennom regresjon mot koherens. I (Conde, Catalão, & Nico, 2018) sammenlikner forfatterne tidsrekker av koherens med feltmålinger av jordfuktighet. På bakgrunn av dette utvikler de lineær regresjonsmodell av sammenhengen, et arbeid som er videreført ved bruk av interferometri.

### 3.3. Skogbruk

Interferometri er mye brukt i skogforskning og informasjonsverdien i koherens er derfor velkjent i mange miljøer som bruker jordobservasjonsdata for skogbruksformål. Litteraturen inneholder følgende en rekke eksempler på bruk av koherens fra Sentinel-1 for kartlegging av skog og estimering av skogparametre.

(Sica, Pulella, & Rizzoli, 2019) bruker koherens til skogklassifisering og kartlegging av avskoging. Målet er å skille mellom tre klasser: naturmiljø, som deles inn i skog og ikke-skog, samt menneskeskapt miljø. Dette er arealkartlegging på linje med arbeidet som ble presentert i avsnitt 3.1, men metoden skiller seg ut gjennom måten koherensinformasjon trekkes ut fra tidsrekker av Sentinel-1-bilder. Fra tidsrekka beregnes koherens med ulike tidsseparasjoner  $\Delta t$ . Deretter modelleres koherensens utvikling som funksjon av  $\Delta t$  for en gitt piksellokasjon ved hjelp av en eksponensielt avtagende modell på formen:

$$\gamma(\Delta t) = (1 - \gamma_{LT})e^{-\left(\frac{\Delta t}{\tau}\right)^2} + \gamma_{LT} . \quad (5)$$

Her er  $\gamma_{LT}$  den residuale langtidskoherensen som gjenstår når  $\Delta t \rightarrow \infty$ , mens  $\tau$  er en tidskonstant som styrer den eksponensielle nedgangen og karakteriserer koherensens dynamikk for pikset som modelleres. Metoden estimerer  $\gamma_{LT}$  og  $\tau$  for hver piksel ved å bestemme verdiene som gir best samsvar mellom modell og empiriske data. Klassifiseringa utføres i artikkelen med en tilfeldig skog-algoritme som bruker følgende inputparametre: terrengkorrigert tilbakespredning  $\gamma^0$ , innfallsvinkel  $\theta$ , residual koherens  $\rho_{LT}$  og karakteristisk dekorrelasjonstid  $\tau$ .

Metoden i (Sica, Pulella, & Rizzoli, 2019) kan brukes til å detektere avskoging. Den brukes i (Pulella, Santos, Sica, Posovszky, & Rizzoli, 2020) til å overvåke avskoging i Brasils regnskog, samtidig som klassifiseringsnøyaktigheta økes ved å legge til teksturparametre beregna fra intensitetsbånd. Avskoging er også tema i (Durieux, Ren, Calef, Chartrand, & Warren, 2020), men her fusjoneres intensitet og koherens fra Sentinel-1 med en optisk vegetasjonsindeks (NDVI) fra Sentinel-2 for å detektere avskoging i Brasil med en bayesiansk klassifikator. (Akbari & Solberg, 2021) viser at koherens også er relevant for deteksjon av avskoging og snauflater i europeisk skog. Studien fra Irland viser at skogrydding fører til redusert tilbakespredning og økt koherens og at dette kan utnyttes til å detektere snauflater ved å bruke parametrene hver for seg, men at kombinasjon gir det beste resultatet. Koherensen som brukes er beregna fra etterfølgende overflygninger med seks dagers tidsseparasjon.

Koherens har også vært utnytta til å kartlegge sårflater etter skogbrann. (Martinis, Caspard, Plank, Clandillon, & Haouet, 2017) bygger på resultater som viser at brannflater er gjenkjennbare uavhengig av nedbørssituasjon, sjøl om fuktighet gjør kontrasten mindre mellom uberørt og brannpåvirka skog. Forfatterne bruker tidsrekker av Sentinel-1-data til å beregne intensitet og koherens, men også andre observatorer som differanser mellom påfølgende produkter og standardavviket til koherensproduktene. Resultatene av den halvautomatiske analysen viser at koherens er langt bedre egna enn intensitet til å detektere skogbrannflater, men noe dårligere enn optiske data fra Sentinel-2. (Donezar, et al., 2019) presenterer et mer omfattende arbeid som undersøker effekten av innfallsvinkel, polarisasjon og tilgang til flere baneretninger. De sammenlikner også med flere optiske sensorer, som tradisjonelt har vært foretrukket for kartlegging av brannflater, og konkluderer med at SAR gir like stor deteksjonsnøyaktighet, til tross for at det i denne studien bare ble brukt data fra Sentinel-1A og dermed koherens basert på 12 dagers tidsseparasjon.

Den siste skoganvendelsen som er identifisert i dette litteraturstudiet er estimering av biomasse over bakken. En fersk publikasjon (Cartus, Santoro, Wegmüller, Labrière, & Chave, 2021) studerer korrelasjonen mellom 6- og 12-dagerskoherens og biomasse for et område i California med halvtørr skog bestående av furu, sedertre og noe eik. Korrelasjon ble funnet å være fra moderat til høy i tørre perioder av en viss varighet, men lavere i perioder med nedbør. Koherensen sin sensitivitet for biomasse strekker seg opp til 200 tonn per hektar. Forfatterne bemerker at gode koherensestimater fordrer tilstrekkelig romlig midling, noe som krever at referansedata må komme fra bakkeplott av tilstrekkelig størrelse. De poengterer videre at det i resultatene fra California er liten forskjell på estimatene basert på koherens med tidsseparasjon på henholdsvis 6 og 12 dager, men at dette er forventet å endre seg for områder med andre værforhold. Her viser de også til studier fra Sverige og Finland som viser større avhengighet av tidsseparasjonen.

Artikkelen konkluderer imidlertid med at koherens har potensiale og kan vurderes som prediktor for estimering av biomasse på hektarnivå for områder med stabilt vær og fuktighetsnivå.

### 3.4. Geofarer

Interferometri er mye brukt i overvåking av geofarer samt kartlegging av ødeleggelser etter naturkatastrofer. Det er derfor ikke unaturlig at koherens har vært testet ut som informasjonskilde for produkter av samme type som ikke krever informasjon om deformasjon og forflytning.

I (Lê, Froger, & Ho Tonh Ming, 2022) formulerer forfatterne en metode for å beregne ei såkalt endringsdeteksjonsmatrise, som brukes til å identifisere tidspunkt der koherensen endrer seg. Hver matrise kan representere en enkeltpixel eller blokker av pixler med varierende størrelse, mens elementene i matrisa representerer parvise tidspunkt med en tallverdi som angir likhet i koherens mellom tidspunktene. Metoden deler inputbildene opp i blokker av adaptiv størrelse ut fra homogenitet. Den beregner endringsdeteksjonsmatriser på ulike skalaer helt ned til pikselnivå basert på en hierarkisk oppdeling i bildeblokker som blir progressivt mindre i størrelse. På hver skala gir endringsdeteksjonsmatrisa en multitemporær analyse av koherensens dynamikk gjennom tidsrekka, slik at eventuelle endringer kan karakteriseres som f.eks. punktvis, stegvis, eller mer komplekse mønster i tid.

Metodikken med endringsdeteksjonsmatriser er utvikla gjennom en serie artikler, hvor den testes på deteksjon av områder som er utsatt for ulike typer geofarer. Den ble først anvendt på tsunami (Lê T. , Froger, Hrysiwicz, & Paris, 2019) og vulkanutbrudd (Lê T. , Froger, Hrysiwicz, & Paris, 2019) (Lê T. , Froger, Baghdadi, & Ho Tong Minh, 2020), før den i (Lê, Froger, & Ho Tonh Ming, 2022) blir brukt på deteksjon av flom. Fellestrekket for disse hendelsene er at de fører til lavere koherens, men metoden er generell og kan brukes på alle typer endringer.

Flomdeteksjon er også fokus for arbeidet i (Pelich, et al., 2022), men her brukes koherens og intensitet spesifikt til å lete etter flom i urbane omgivelser. Grunnlaget for metoden er at flom i bymiljø fører til sterkere speilrefleksjon fra vannflater, som videre fører til sterkere dobbeltsprangspredning fra bygninger og menneskeskapte strukturer. Dette vil gi økt intensitet i kopolariserte kanaler som VV og HH for bygninger med fasader som er vendt mot radaren, men siden tilbakespredninga også kan komme fra mer komplisert spredning som inkluderer bygninger og strukturer med ulik orientering, finner forfatterne at det er gunstig å også inkludere krysspolariserte kanaler i deteksjonsalgoritmen. De kombinerer intensitetsinformasjonen med koherens, ettersom flom fører til endringer i refleksjonsflatene som vil redusere koherensen, og bruker begge i deteksjonssteget (Pelich, et al., 2022). Anvendelsen demonstreres på bilder fra før og etter en orkan i Houston, USA.

Koherens er også utnytta i andre typer krisehåndtering og kartlegging av skadeomfang etter ekstremvær og naturkatastrofer. (Olen & Bookhagen, 2018) presenterer en generell metode for å oppdage signifikante forandringer i koherens. Denne er basert på karakterisering av koherensens naturlige variabilitet ved å modellere både sesongvariasjon og stokastiske svingninger på pikselnivå innenfor et studieområde. Potensielt berørte områder detekteres ved å teste om koherensen er lavere enn en brukervalgt persentil av den modellerte sannsynlighetsfordelinga. I artikkelen testes metoden på et jordskjelvramma område i Iran og et jordskredramma område i Argentina. En beslektet metode er foreslått i (Stephenson, et al., 2021). Her er det et rekursivt nevralt nettverk som står for modelleringa av koherensens tidsutvikling og som brukes til å predikere framtidige koherensverdier under normaltilstand. Dersom koherensen faller under en gitt terskel av den predikerte verdien, detekteres området som forstyrret. I likhet med (Olen &

Bookhagen, 2018) er metoden er generisk og kan brukes på forstyrrelser av ulike naturfenomener. Den har også en brukerstyrt terskel for hva som regnes som unormalt lav koherens.

### 3.5. Overvåking av bebygde områder

Spesifikke metoder basert på koherens er utvikla for overvåking av urbane områder. Det som kjennetegner disse områdene, er at de har særegne spredningsmekanismer og sterkere refleksjoner enn naturmiljø, noe som kommer av geometriene og materialeegenskapene til menneskeskapt struktur. Dette er egenskaper som kan brukes til å karakterisere objekter og underlag i bebygde områder.

Som omtalt i avsnitt 3.4, er det i (Chini, et al., 2019) (Pelich, et al., 2021) utvikla metoder for å detektere oversvømte områder i bymiljø basert på intensitet og koherens. Som for øvrige naturkatastrofer vil flom føre til at koherensen avtar, men til forskjell fra vannflater i naturmiljø vil den kombinerte effekten av vannspeil og refleksjon fra bygninger være at radarintensiteten øker. Samme forskningsgruppe har i (Chini, Pelich, Hostache, Matgen, & Lopez-Martinez, 2018) undersøkt muligheten for å gjøre kartlegging av bygninger og bebygde områder. Også når det ikke er flom vil bygninger være karakterisert ved høy intensitet, mens sterke refleksjoner i kombinasjon med konstant geometri i dette tilfellet fører til høye koherensverdier. Forfatterne foreslår derfor en metode som er basert på å identifisere bygninger ved å terskle ut objekter med høy intensitet. Falske alarmer fjernes deretter ved å krevne at bygningene også skal ha en viss koherens.

### 3.6. Geografi

For å synliggjøre at koherens kan brukes til svært spesialiserte anvendelser, vil vi nevne at intensitet og koherens fra Sentinel-1 i (Ullmann, Büdel, Baumhauer, & Padashi, 2016) blir brukt til kartlegging av dynamiske elveprosesser (fluvial morfodynamikk) i Iran. Tidsrekker av disse variablene brukes her til å identifisere overflateforstyrrelser, massebevegelser og dynamikk i elveleier. Grunnlaget for at en kan detektere erosjonsprosesser forårsaket av elver er det samme som for at en kan detektere forstyrrelser som følge av naturkatastrofer og andre værrelaterte endringer av jordoverflata, som beskrevet i avsnitt 3.4. Resultatene i (Ullmann, Büdel, Baumhauer, & Padashi, 2016) viser at kombinasjonen av intensitet og koherens gir bedre resultater enn å bruke informasjonskildene enkeltvis, samt at en med koherens er i stand til å avdekke avrenningskanaler som ikke er synlige verken i intensitetsbilder fra Sentinel-1 eller optiske bilder fra Landsat-8.

### 3.7. Analysemetoder

I dette avsnittet ser vi på metodikk som er spesielt utvikla for å gjøre nytte av koherensmålinger fra Sentinel-1. Her fokuserer vi ikke på generelle metoder, for eksempel klassifikatorer som brukes til kartlegging av ulike arealtyper og underlag (se eksempler i avsnitt 3.1, 3.2 og 3.3). Slike metoder kan velges fritt fra den brede litteraturen på klassifisering av fjernmålingsdata, inkludert klassiske statistiske metoder fra mønstergjenkjenning og nyere maskinlæringsmetoder, avhengig av krav til ytelse, effektivitet og enkel implementasjon. Vi er i stedet interessert i å framheve metoder som er utvikla spesielt for å utnytte de tette tidsrekkene som Sentinel-1-satellittene gjør tilgjengelige.



Av disse har rapporten allerede nevnt endringsdeteksjonsmatrisa foreslått i (Lê, Froger, & Ho Tonh Ming, 2022) med tilhørende analyse for å kartlegge avvik i form av lavere koherens. Det som er særskilt for denne metoden, er at den kobler alle tidspunkt i tidsrekke (ikke bare tilstøtende tidspunkt) gjennom parvise sammenlikninger og at den også opererer på ulike romlige skalaer. (Olen & Bookhagen, 2018) foreslår en annen metode for deteksjon av avvik i tidsrekker av koherens. Et viktig trekk ved denne metoden er at den eksplisitt modellerer sesongvariasjoner og naturlig variabilitet i koherensen. Det samme gjør (Stephenson, et al., 2021), men på en implisitt måte gjennom å bruke et nevralt nettverk som er i stand til å fange opp komplekse korrelasjoner i tid. Dette gjør at det i sistnevnte metode er vanskeligere å fortolke grunnlaget for metodens avgjørelser. Til gjengjeld kan dette spesifikke nevralt nettverket, et såkalt langt korttidsminne-nettverk (engelsk: «*long short-term memory (LSTM) network*»), utvides til også å fange opp romlige korrelasjoner. (Stephenson, et al., 2021) bruker imidlertid et vanlig LSTM-nettverk, og ikke den romlig-temporære modellvarianten som går under navnet konvolusjonelt LSTM-nettverk. Til slutt vil vi nevne den koherente endringsdeteksjonen som utføres i (Monti-Guarnieri, et al., 2018). Her har forfatterne utvida den generaliserte rimelighetsratetesten (engelsk: «*generalised likelihood ratio test*») – en velkjent, klassisk hypotesetest fra statistikk – slik at den kan brukes på den samme koherensmatrisa  $\Gamma$  som ble definert i likning (4), avsnitt 3.1.

Dette er et lite utvalg av relevante metoder for endringsdeteksjon i tidsrekker. Litteraturen om multitemporær analyse av SAR-bilder omfatter mye arbeid med andre datakilder enn Sentinel-1.

### 3.8. Begrensninger i studien

Denne studien er begrensa til anvendelser og produkter som kan gjøre nytte av det planlagte koherensproduktet fra NBS. Som beskrevet i avsnitt 2.2, er en ved beregning av koherens nødt til å midle over et antall piksler for å oppnå et støyreduert estimat. I produktet fra NBS vil koherensen være beregna gjennom midling over et vindu med konstant størrelse, for eksempel 5 x 5 piksler i range- og asimutretning. En konsekvens av dette er at den romlige oppløsninga til koherensproduktet er lavere enn grunnlagsdata, som er et såkalt SLC<sup>7</sup>-produkt. Ved midling over konstante vinduer antar en også at området det midles over er homogent. Denne forutsetninga vil i mange tilfeller ikke være riktig, da en også vil midle over pikselvinduer som inneholder flere klasser og grenser mellom ulike typer underlag.

For anvendelser som krever høy oppløsning og nøyaktighet i koherensverdiene vil det være hensiktsmessig å beregne koherens på en mer avansert måte, for eksempel gjennom adaptiv filtrering, hvor en midler over segmenter med ulik form og størrelse. Disse områdene kan bestemmes gjennom at en på forhånd segmenterer inputbildet i små områder med homogen intensitet. Et alternativ er å bruke adaptive filter som tester homogenitet og velger hvilke piksler innafor filtervinduet som skal inkluderes i midlinga. Koherensberegning kan også gjøres ved hjelp av mer avanserte maskinlæringsmetoder (Deledalle et al., 2011; Mukherjee et al., 2021). En beskrivelse av slike metoder er utafor omfanget til denne rapporten, da de vil kreve reprosessering av koherensproduktet fra SLC-format og ikke kan brukes på produktet som vil bli levert gjennom NBS.

Litteratursøket som er gjort for denne studien er begrensa til artikler som bruker data fra Sentinel-1. For å få full oversikt over relevante erfaringer knytta til spesifikke anvendelser av

---

<sup>7</sup> Single look complex (SLC): SAR-format med høyest mulig oppløsning og komplekse tallverdier per piksel

© NORCE Norwegian Research Centre AS. Dette dokumentet er et originalt NORCE dokument. Dokumentet, inkludert definisjoner, systemer, grafiske fremstillinger og annen inkorporert informasjon er NORCE eiendom og skal kun benyttes til sitt tiltenkte formål av mottaker. Informasjonen skal kun benyttes fortrolig og ikke distribueres til tredjepart uten NORCE skriftlige forhåndssamtykke.

koherensinformasjon vil det være naturlig å gjøre et bredere søk som ikke er begrensa av hvilken sensor som er brukt. Særpreget til Sentinel-1-satellittene er i første rekke at de gir gratis tilgang til lange tidsrekker, noe som ikke er vanlig for andre sensorer. Like fullt er det over mange tiår gjort interessant forskning på bruk av koherens som informasjonskilde. Dette arbeidet bruker data helt tilbake til satellittene ERS-1 og ERS-2, som ble skutt allerede i 1991 og 1995.

## 4. Referanser

- Abdel-Hamid, A., Dubovyk, O., & Greve, K. (2021). The potential of Sentinel-1 InSAR coherence for grasslands monitoring in Eastern Cape, South Africa. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 98, 102306.
- Akbari, V., & Solberg, S. (2021). Clear-Cut detection and mapping using Sentinel-1 backscatter coefficient and short-term interferometric coherence time series. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, in press.
- Barbouchi, M., Alaya, I., Abdelfattah, R., Mekki, I., & Zitouna, R. (2021). Correlation estimation between cereals height and InSAR coherence: A case study of the Lebna watershed in Cap-Bon, Tunisia. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 347-350). IEEE.
- Cartus, O., Santoro, M., Wegmüller, U., Labrière, N., & Chave, J. (2021). Sentinel-1 coherence for mapping above-ground biomass in semiarid forest areas. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, in press.
- Chini, M., Pelich, R., Hostache, R., Matgen, P., & Lopez-Martinez, C. (2018). Polarimetric and multitemporal information extracted from Sentinel-1 data to map buildings. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 8132-8134). IEEE.
- Chini, M., Pelich, R., Hostache, R., Matgen, P., & Lopez-Martinez, C. (2018). Towards a 20 m Global Building Map from Sentinel-1 SAR Data. *Remote Sensing*, 10(11), 1833.
- Chini, M., Pelich, R., Pulvirenti, L., Pierdicca, N., Hostache, R., & Matgen, P. (2019). Sentinel-1 InSAR Coherence to Detect Floodwater in Urban Areas: Houston and Hurricane Harvey as a test Case. *Remote Sensing*, 11(2), 107.
- Cloude, S. (2010). *Polarisation*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Conde, V., Catalão, J., & Nico, G. (2018). Field observations of temporal variations of surface soil moisture: Comparison with InSAR Sentinel-1 data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (ss. 6133-6136). IEEE.
- Deledalle, C.-A., Denis, L., Tupin, F., Reigber, A., & Jäger, M. (2011). NL-InSAR: Nonlocal interferogram estimation. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 49(4), 1441-1452.
- Donezar, U., De Blas, T., Larrañaga, A., Ros, F., Albizua, L., Steel, A., & Broglia, M. (2019). Applicability of the multitemporal coherence approach to Sentinel-1 for the detection and delineation of burnt areas in the context of the Copernicus emergency management service. *Remote Sensing*, 11(2607), 17.
- Durieux, A. M., Ren, C. X., Calef, T. M., Chartrand, R., & Warren, M. S. (2020). BUDD: Multi-modal Bayesian updating deforestation detections. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (ss. 6638-6641). IEEE.

- Evans, T. L. (2013). Habitat mapping of the Brazilian Pantanal using synthetic aperture radar imagery and object based image analysis. *M.Sc. thesis*. Australia: Department of Geography, University of Victoria.
- Jacob, A. W., Vicente-Guijalba, F., Lopez-Martinez, C., Lopez-Sanchez, J. M., Litzinger, M., Kristen, H., . . . Engdahl, E. M. (2020). Sentinel-1 InSAR coherence for land cover mapping: A comparison of multiple feature-based classifiers. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *13*, 535-552.
- Lê, T. T., Froger, J.-L., & Ho Tonh Ming, D. (2022). Multiscale framework for rapid change analysis from SAR image time series: Case study of flood monitoring in the central coast regions of Vietnam. *Remote Sensing of Environment*(269), 112837.
- Lê, T., Froger, J.-L., Baghdadi, N., & Ho Tong Minh, D. (2020). Volcanic eruption monitoring using coherence change detection matrix. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 324-327). IEEE.
- Lê, T., Froger, J.-L., Hrysiewicz, A., & Paris, R. (2019). Coherence change detection analysis for multipass InSAR images based on the change detection matrix. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 1518-1521). IEEE.
- Lee, J.-S., Schuler, D. L., Ainsworth, T. L., Krogager, E., Kasilingam, D., & Boerner, W.-M. (2002). On the estimation of radar polarization orientation shifts induced by terrain slopes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *40*(1), 30-41.
- Longépé, N., Mouche, A. A., Ferro-Famil, L., & Husson, R. (2021). Co-cross-polarization coherence over the sea surface from Sentinel-1 SAR data: Perspectives for mission calibration and wind field retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, in press.
- Martinis, S., Caspard, M., Plank, S., Clandillon, S., & Haouet, S. (2017). Mapping burn scars, fire severity and soil erosion susceptibility in Southern France using multisensoral satellite data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 1099-1102). IEEE.
- Mestre-Quereda, A., Lopez-Sanchez, J. M., Vicente-Guijalba, F., Jacob, A. W., & Engdahl, M. E. (2020). Time-Series of Sentinel-1 Interferometric Coherence and Backscatter for Crop-Type Mapping. *IEEE Journal on Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *13*, 4070-4084.
- Monti-Guarnieri, A., Brovelli, M. A., d'Alessandro, M. M., Manzoni, M., Molinari, M., & Oxoli, D. (2018). Coherence change detection for Sentinel-1 SAR: Methods and applications. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 64-67). IEEE.
- Mukherjee, S., Zimmer, A., Sun, X., Ghuman, P., & Cheng, I. (2021). An unsupervised generative neural approach for InSAR filtering and coherence estimation. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, *18*(11), 1971-1975.

- Nasirzadehdisaji, R., Cakir, Z., Sanli, F. B., Abdikan, S., Pepe, A., & Calò, F. (2021). Sentinel-1 interferometric coherence and backscattering analysis for crop monitoring. *Computers and Electronics in Agriculture*, *185*, 106118.
- Nikaein, T., Iannini, L., Molijn, R. A., & Lopez-Dekker, P. (2021). Sentinel-1 interferometric coherence and backscattering analysis for crop monitoring. *Remote Sensing*, *13*, 3300.
- Norsk Romsenter/ESA/Meteorologisk Institutt. (2022, januar 17.). Hentet fra Norwegian National Ground Segment for Satellite Data: <https://satellittdata.no/>
- Olen, S., & Bookhagen, B. (2018). Mapping damage-affected areas after natural hazard events using Sentinel-1 coherence. *Remote Sensing*, *10*, 1272.
- Panetti, A., Rostan, F., L'Abbate, M., Bruno, C., Baldassarri, R., Bauleo, A., . . . Bibby, D. (2014). Copernicus Sentinel-1: Satellite outline and early results. *Proceedings of the 65th International Astronautical Congress, IAC-14, B1, 1.1*. Toronto, Canada.
- Panetti, A., Rostan, F., L'Abbate, M., Bruno, C., Baldassarri, R., Bauleo, A., . . . Bibby, D. (2014). Copernicus Sentinel-1A and -1B: The satellite. *Proc. Advanced RF Sensors and Remote Sensing Instruments (ARSI'14) & Ka-Band Earth Observation Radar Missions (KEO'14)*. ESA/ESTEC, Noordwijk, The Netherlands.
- Panetti, A., Rostan, F., L'Abbate, M., Bruno, C., Bauleo, A., Catalano, T., . . . Bibby, D. (2013, September 9-13). Copernicus Sentinel-1 satellite and C-SAR instrument. *Proceedings of the ESA Living Planet Symposium, ESA SP-722*. Edinburgh, UK.
- Peebles Jr., P. Z. (2000). *Probability, Random Variables, and Random Signal Principles* (4th. utg.). New York, USA: McGraw-Hill.
- Pelich, R., Chini, M., Hostache, R., Matgen, P., Pulvirenti, L., & Pierdicca, N. (2021). Mapping floods in urban areas from dual-polarization InSAR coherence data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, in press.
- Pelich, R., Chini, M., Hostache, R., Matgen, P., Pulvirenti, L., & Pierdicca, N. (2022). Mapping floods in urban areas from dual-polarization InSAR coherence data. *19*, 4018405.
- Pulella, A., Santos, R. A., Sica, F., Posovszky, P., & Rizzoli, P. (2020). Multi-temporal Sentinel-1 backscatter and coherence for rainforest mapping. *Remote Sensing*, *12*, 847.
- Schuler, D. L., Lee, J.-S., Ainsworth, T. L., & Gruner, M. R. (2000). Terrain topography measurement using multipass polarimetric synthetic aperture radar data. *Radio Science*, *35*(3), 813-832.
- Sica, F., Pulella, A., & Rizzoli, P. (2019). FOREST CLASSIFICATION AND DEFORESTATION MAPPING BY MEANS OF SENTINEL-1INSAR STACKS. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (ss. 2635-2638). IEEE.
- Stephenson, O. L., Köhne, T., Zhan, E., Cahill, B. E., Yun, S.-H., Ross, Z. E., & Simons, M. (2021). Deep learning-based damage mapping with InSAR coherence time series. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, in press.

Ullmann, T., Büdel, C., Baumhauer, R., & Padashi, M. (2016). Sentinel-1 SAR data revealing fluvial morphodynamics in Damghan (Iran): Amplitude and coherence change detection. *International Journal of Earth Science and Geophysics*, 2, 007.

Vicente-Guijalba, F., Jacob, A., Lopez-Sanchez, J., Lopez-Martinez, C., Duro, J., Notarnicola, C., . . . Engdahl, M. (2018). SinCohMap: Land-cover and vegetation mapping using multi-temporal Sentinel-1 interferometric coherence. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (ss. 6631-6634). IEEE.

Wikipedia. (2021, oktober 29.). *Koherens*. Hentet fra Wikipedia, den frie encyklopedi: <https://no.wikipedia.org/wiki/Koherens>