

複素振幅適応処理による偏波干渉SAR 画像からの地形・散乱源情報の抽出

東京大学工学系研究科廣瀬明研究室

押山元

Donny Danudirdjo, 夏秋嶺, Fang Shang, 廣瀬明

Outline

- はじめに
- マルコフランダムフィールド(MRF)モデルを用いた複素MRFフィルタ(CMRF) (廣瀬, et. al.)
- 位相特異点と振幅を指標とした位置合わせ (夏秋, 廣瀬)
- フラクタルブラウン運動生成 (Danudirdjo, 廣瀬)
- 位相特異点拡散アンラッピング (押山, 廣瀬)
- 位相情報を用いた偏波干渉SAR植生分類 (Shang, 廣瀬)
- おわりに

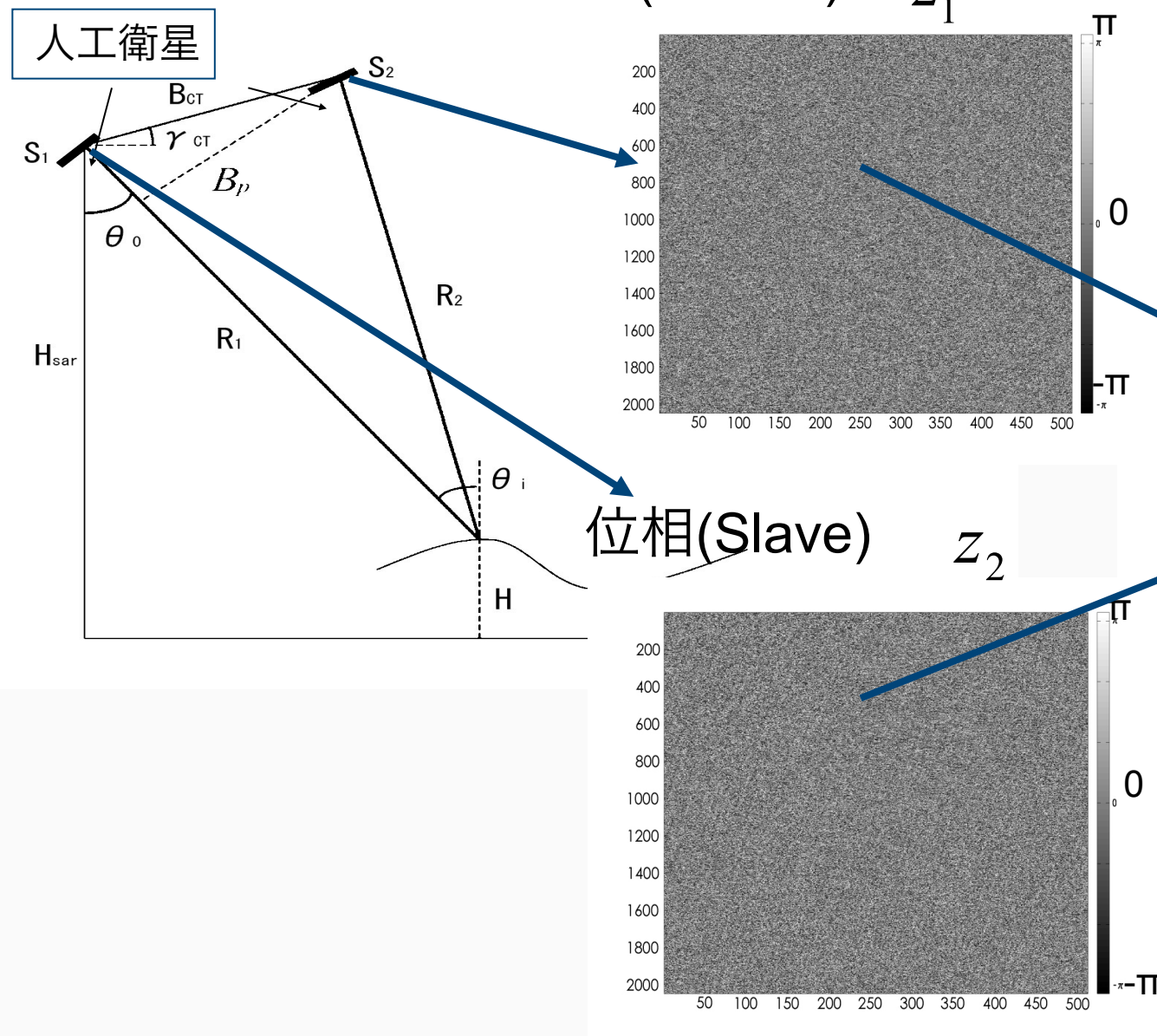
SAR干渉画像の修正

- SAR干渉画像はさまざまな理由で不鮮明（e.g. 電波伝搬の環境, 主散乱源の交代、master と slave の歪みなど）
- 複素振幅を適応的に扱う信号処理によるアプローチ
- より高性能なフィルタ, 位置合わせ, アンラップ法, クラシフィケーションの試み

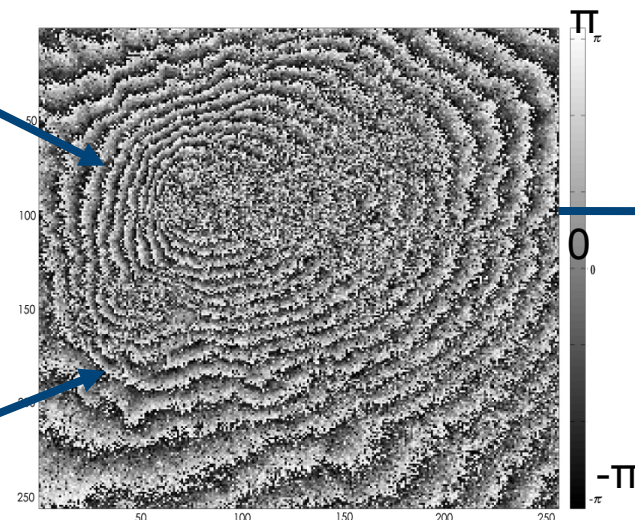
SARによる干渉画像の作製とDEM

干渉合成開口レーダー

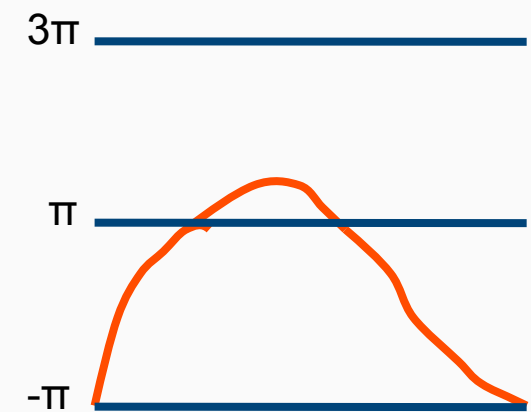
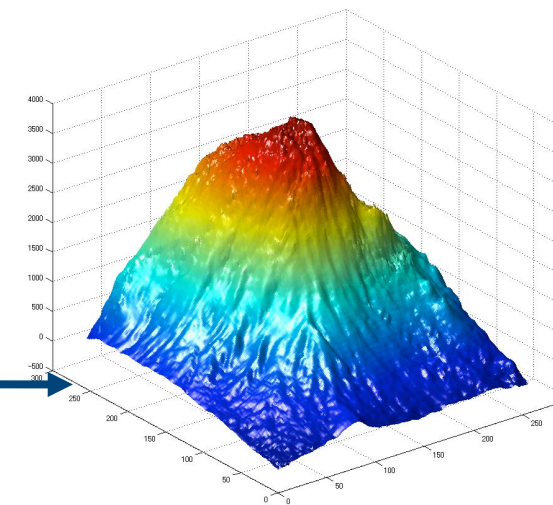
(Interferometric Synthetic Aperture Radar)



位相差マップ



地形図 (Digital Elevation Model)

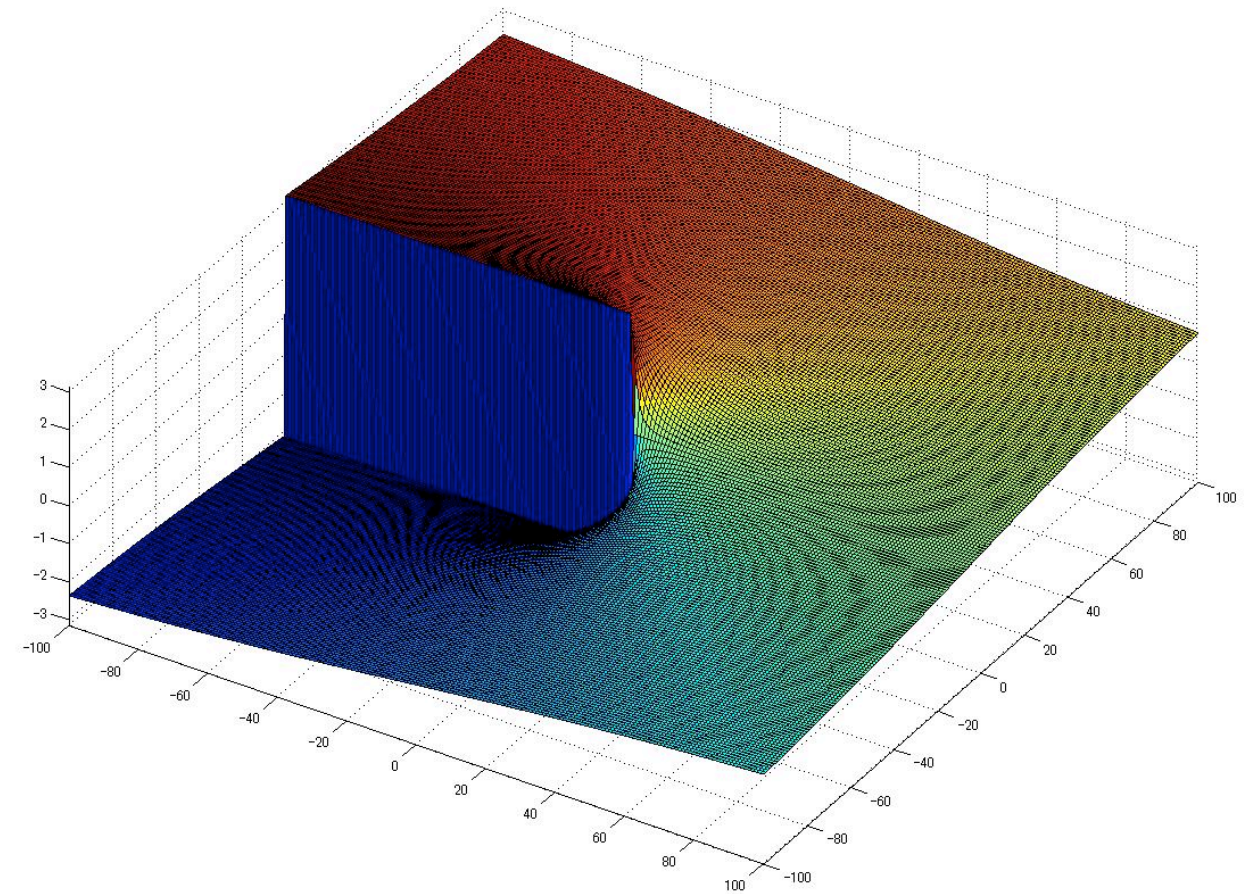
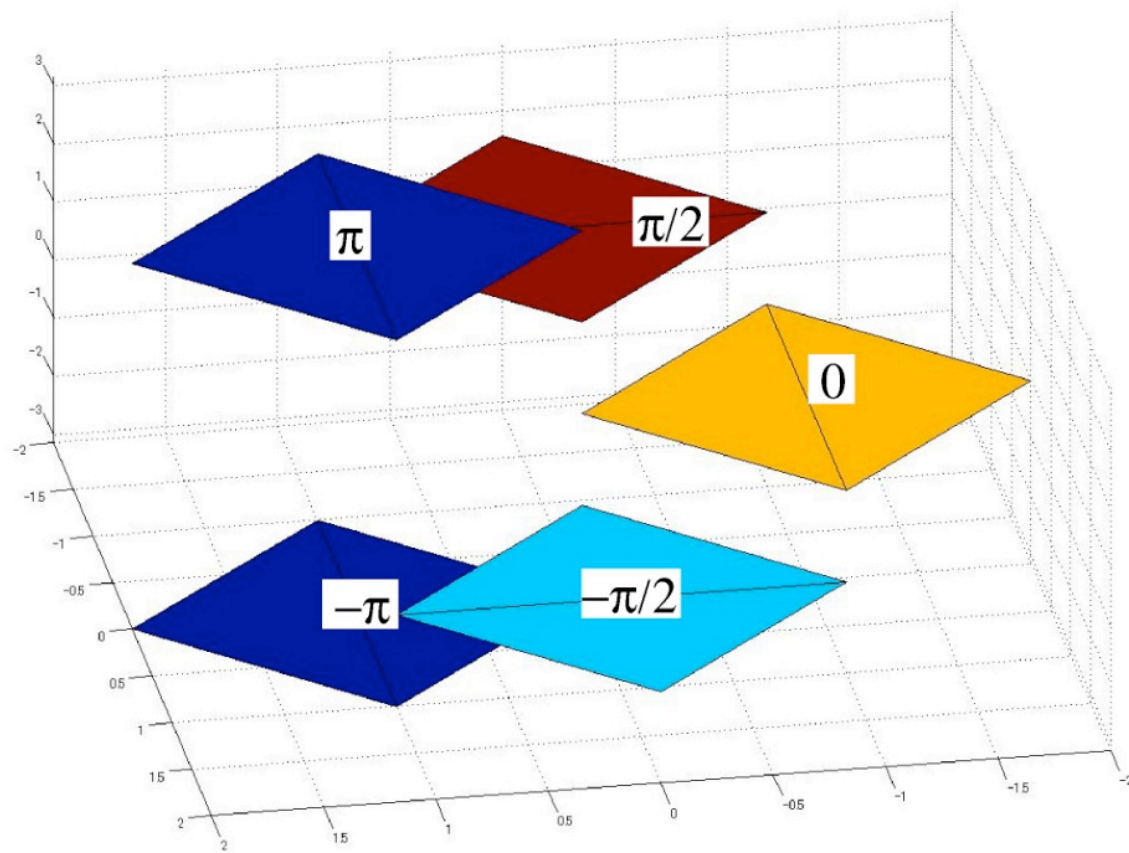


$$dH = \frac{\lambda R_1 \sin(\theta_i)}{4\pi B_{CT} \cos(\theta_i - \gamma_{CT})} d\tilde{\phi} \quad (1)$$

位相差マップの傾きベクトルを積分する
(= Phase Unwrapping)

位相特異点とは

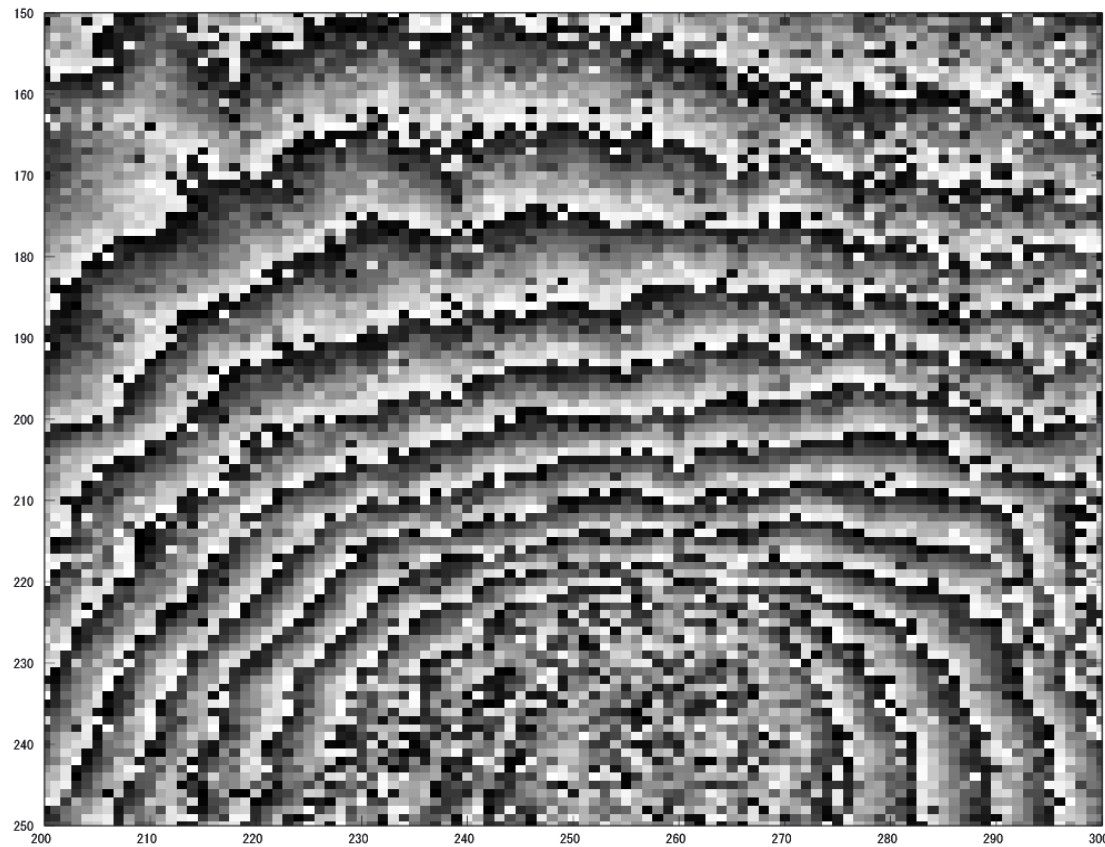
- 位相特異点 (SP) : 位相差マップにおける回転成分の存在
- 地形 : 保存場
 - ◆ 標高の決定が困難になる



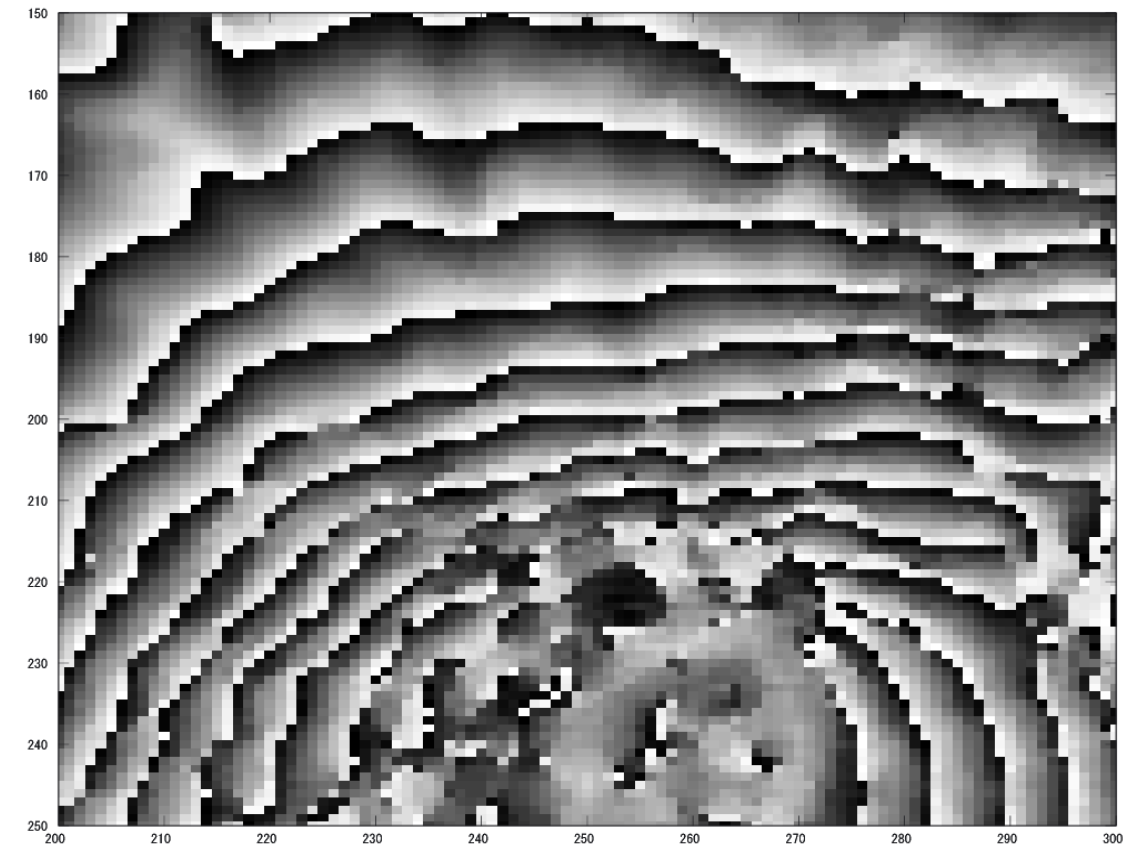
Outline

- はじめに
- マルコフランダムフィールド(MRF)モデルを用いた複素MRFフィルタ(CMRF) (廣瀬, et. al.)
- 位相特異点と振幅を指標とした位置合わせ (夏秋, 廣瀬)
- 非整数ブラウン運動生成 (Danudirdjo, 廣瀬)
- 位相特異点拡散アンラッピング (押山, 廣瀬)
- 位相情報を用いた偏波干渉SAR植生分類 (Shang, 廣瀬)
- おわりに

b e f o r e



a f t e r

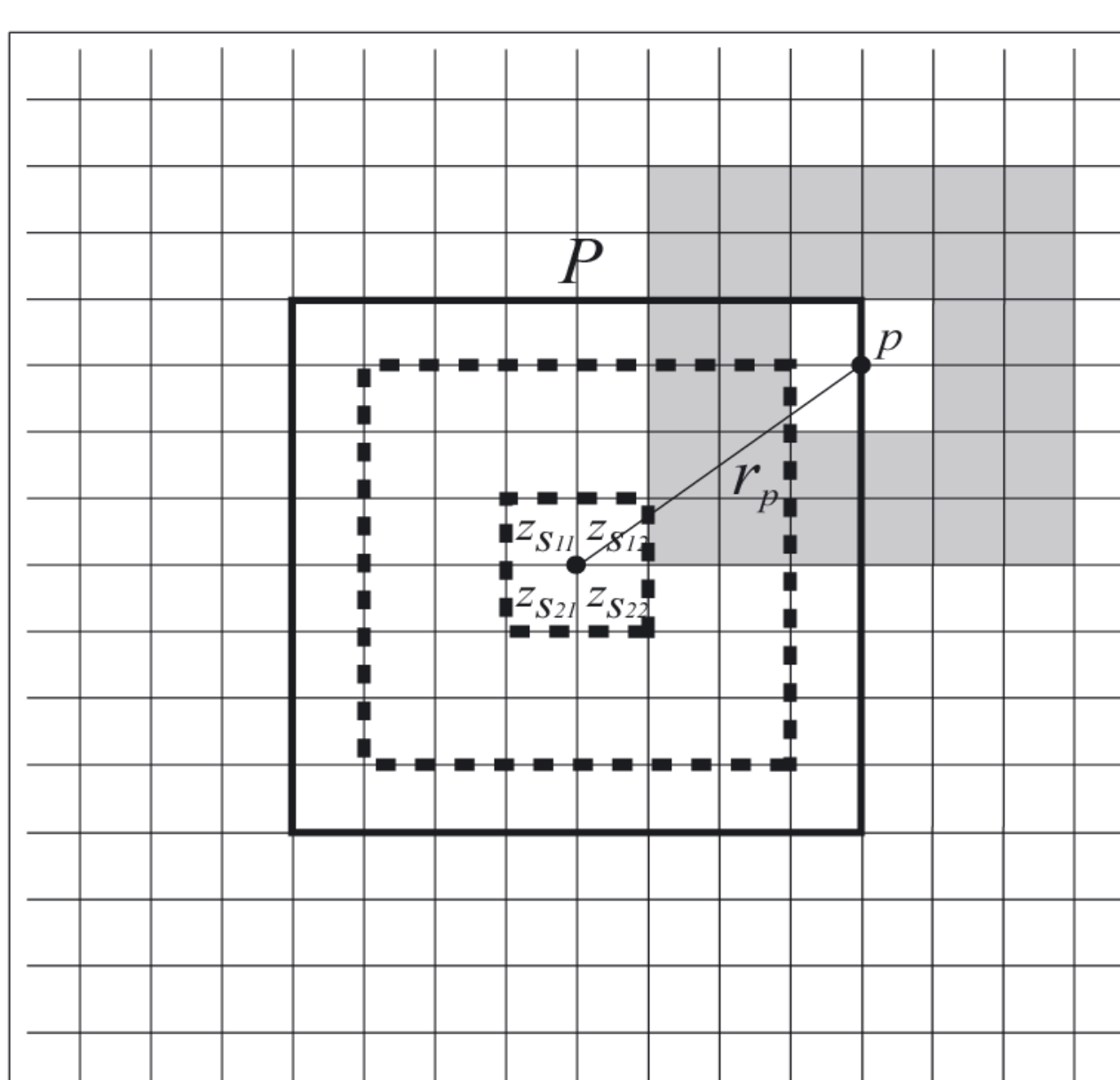


↑干渉縞が不鮮明でも人間は干渉縞を“見る”ことができる

不鮮明な部分も周囲の様子から想像できる

- 単純なフィルタリングでは干渉縞が潰れる場合がある
 - 干渉縞の潰れは定量的な地形の評価を困難にする
- 干渉画像の情報を減らさず位相特異点を消す必要がある

マルコフ・ランダム・フィールド (MRF) モデルを用いた 複素MRFフィルタ (CMRF)



→ x ・隣接するピクセルセットとの相関 (CMRF パラメータ) Λ_{mn} の計算

$$\Lambda_{mn} = z_{s_{mn}} \mathbf{q}_s^* / (\mathbf{q}_s^* \cdot \mathbf{q}_s)$$

・局所的な Λ_{mn} の推定

$$\hat{\Lambda}_{mn} = \sum_{p \in P} w(p) \Lambda_{mn}(p)$$

CMRF パラメータによる重み付け

$$w(p) = \frac{1}{r_p^2} \exp(-N_{st}(p)) \left[\sum_{p \in P} \frac{1}{r_p^2} \exp(-N_{st}(p)) \right]^{-1}$$

r_p : あるピクセルセットからの距離

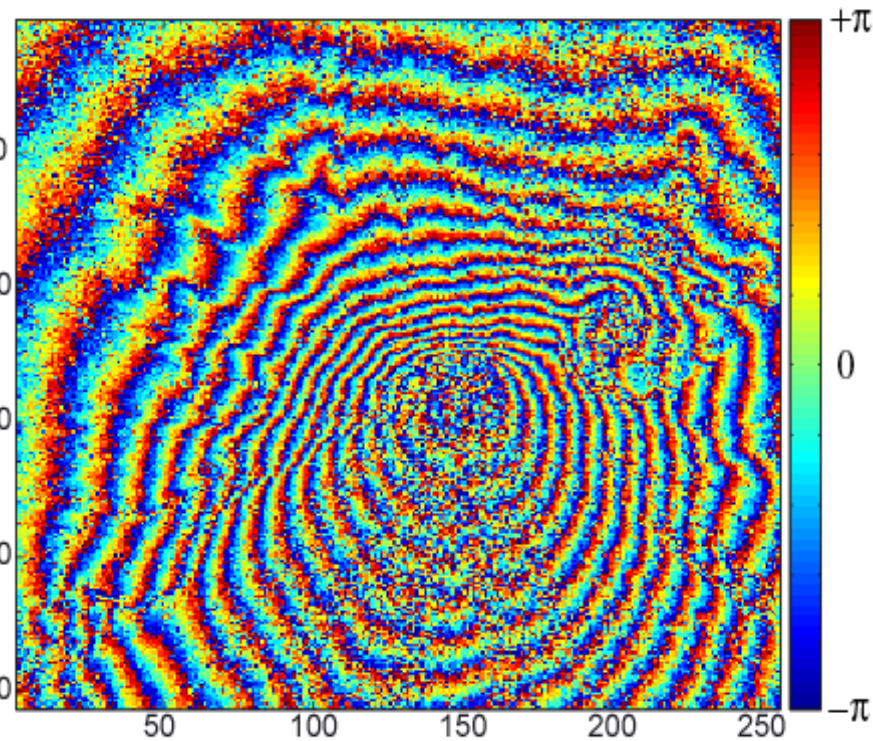
N_{st} : 窓中に含まれる位相特異点の数

位相特異点周りの修正

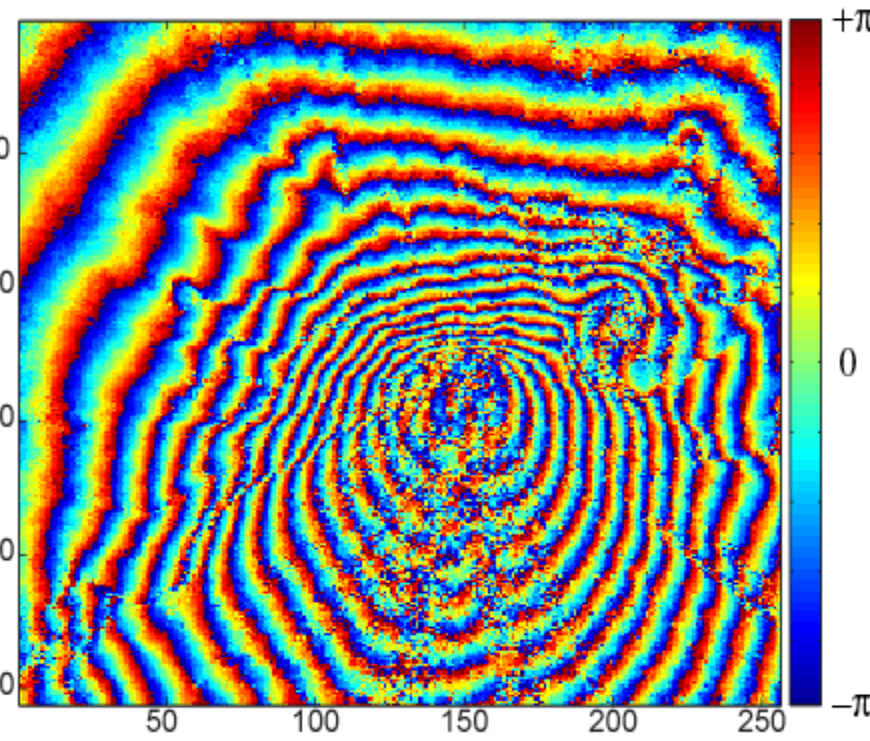
$$\hat{z}_{s_{mn}} = \hat{\Lambda}_{mn} \mathbf{q}_s$$

- Suksmono, Hirose, IEEE TGRS (2002)
- Yamaki, Hirose, IEEE GRSL (2009)

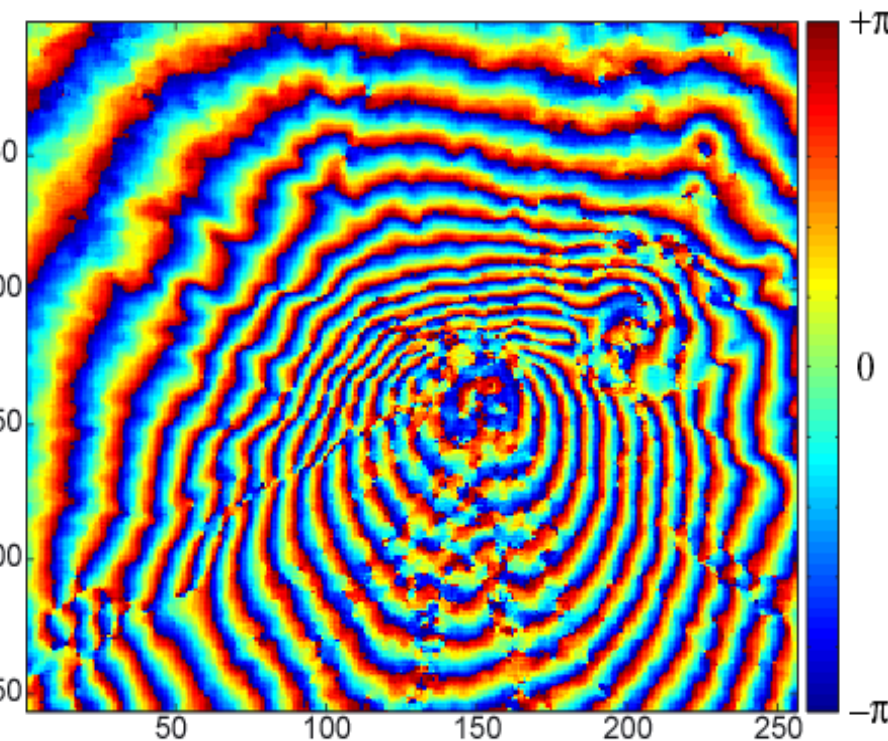
実験結果



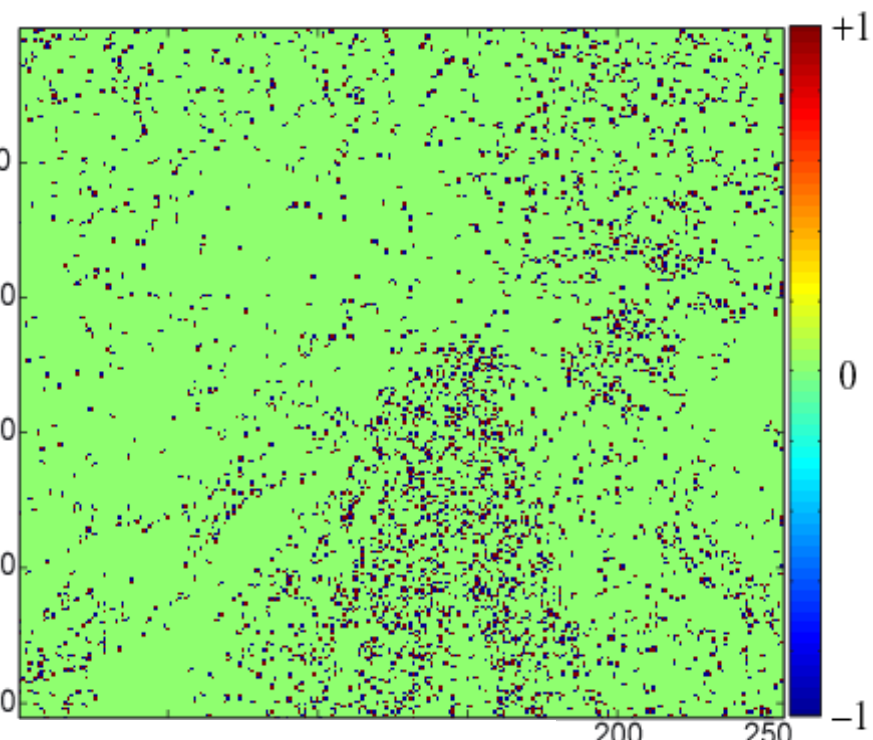
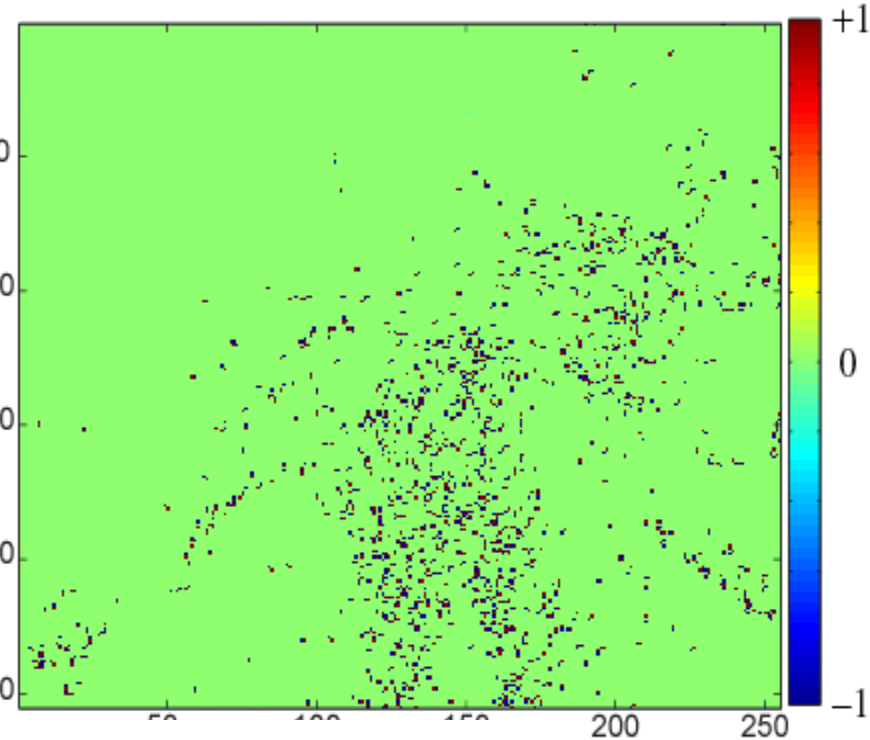
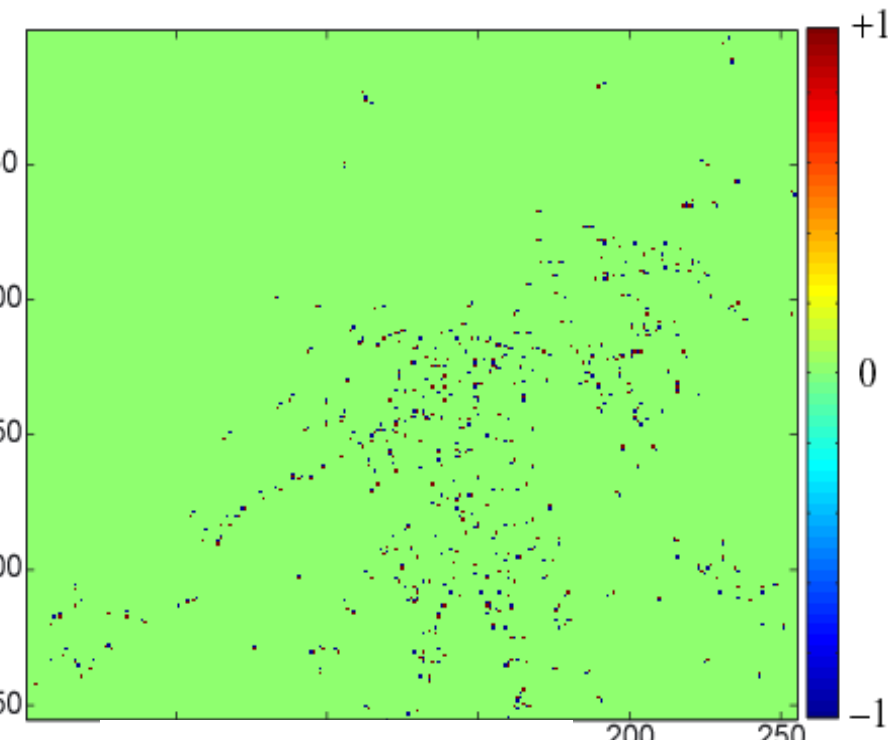
Raw phase image



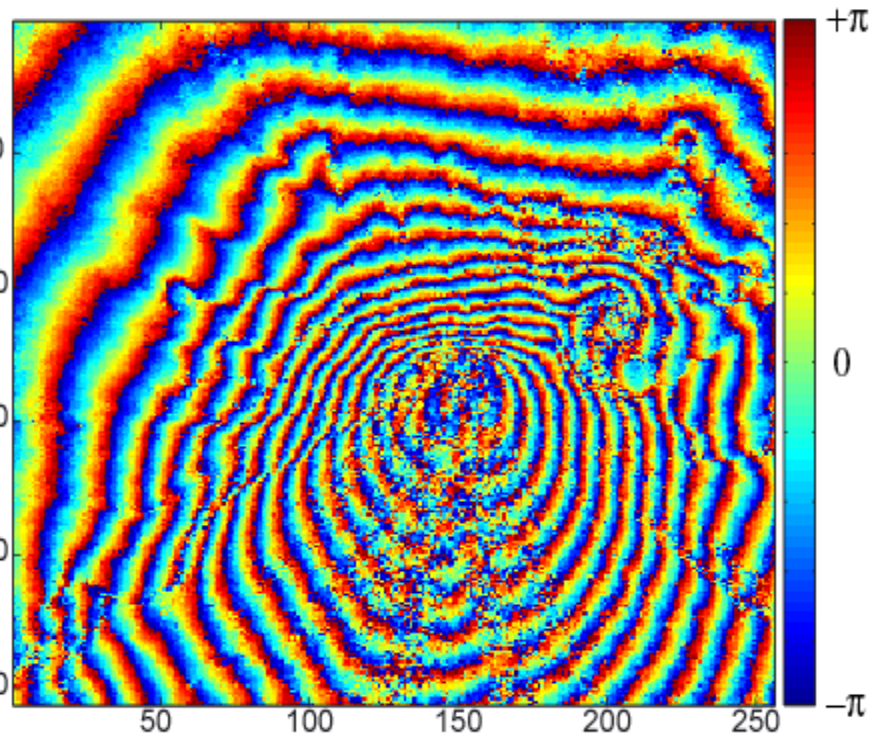
G.W. Filter



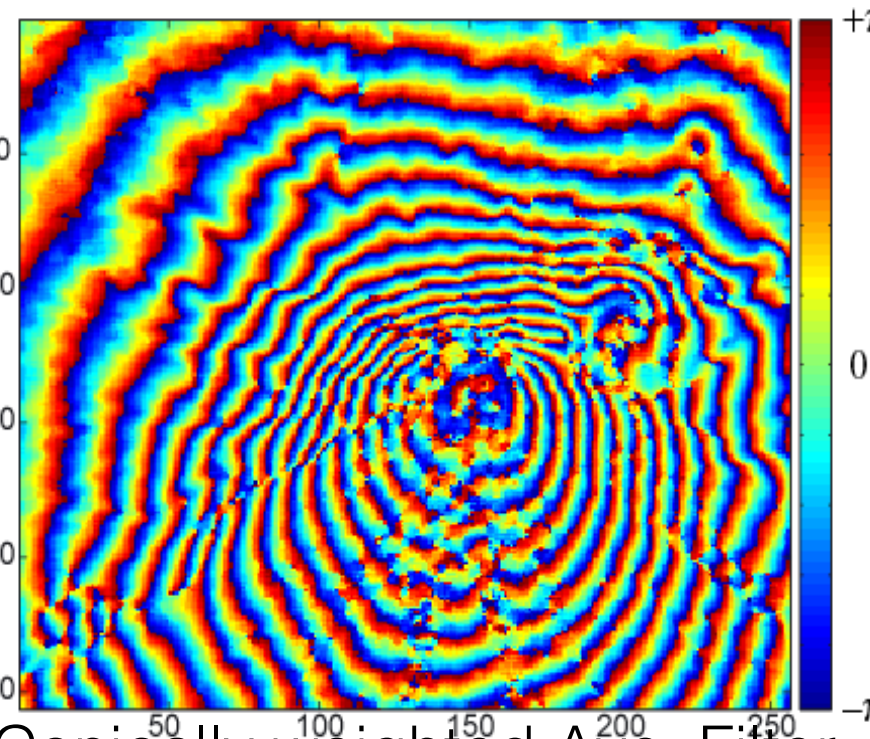
Conically weighted Ave. Filter

 $(+, -) = (2952, 2953)$  $(+, -) = (1061, 1059)$  $(+, -) = (340, 341)$

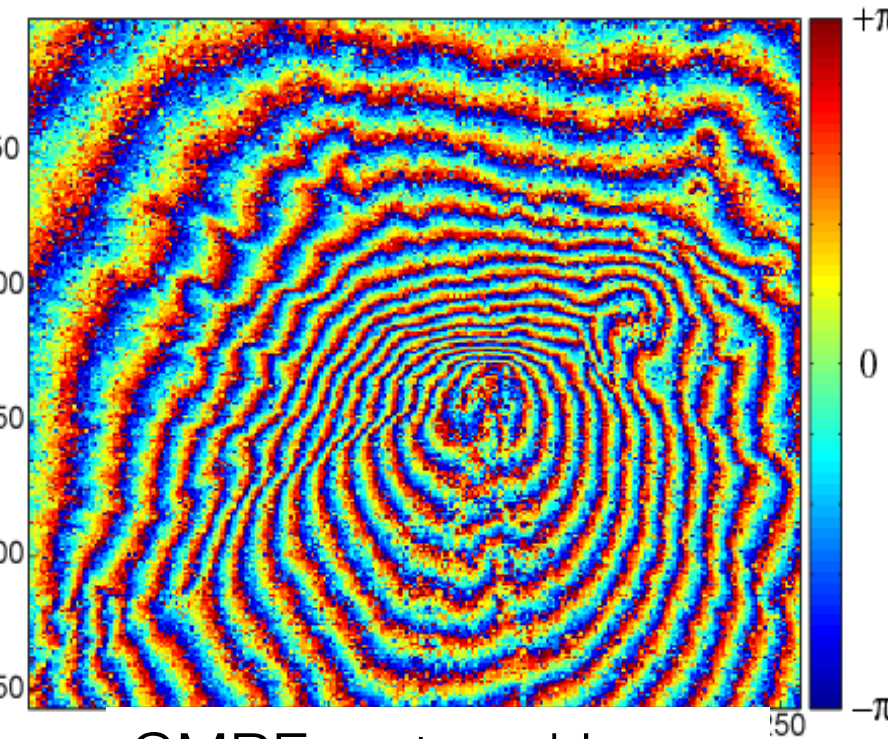
実験結果



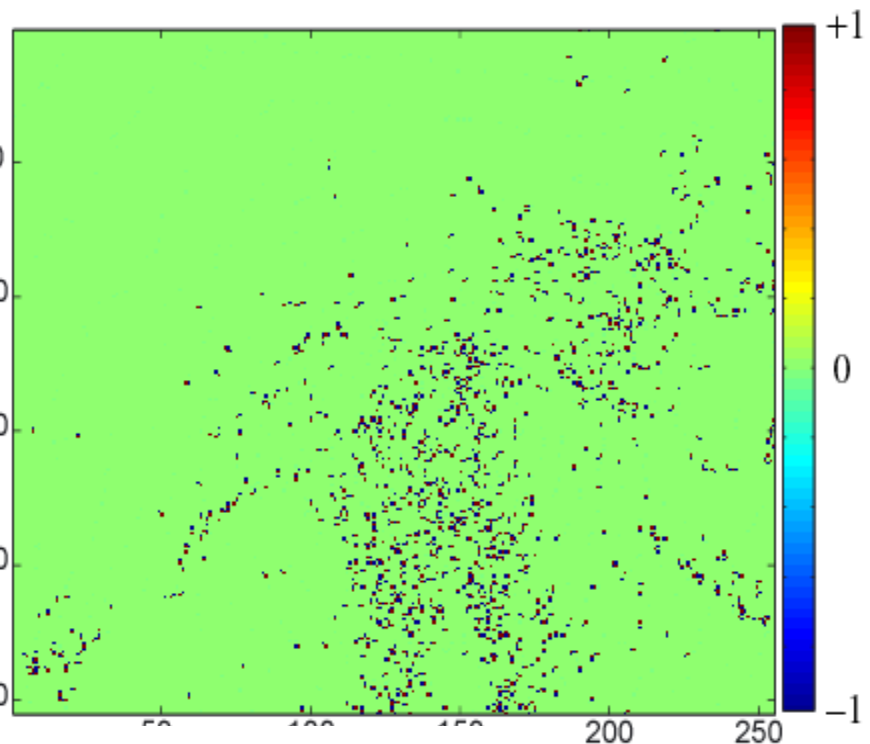
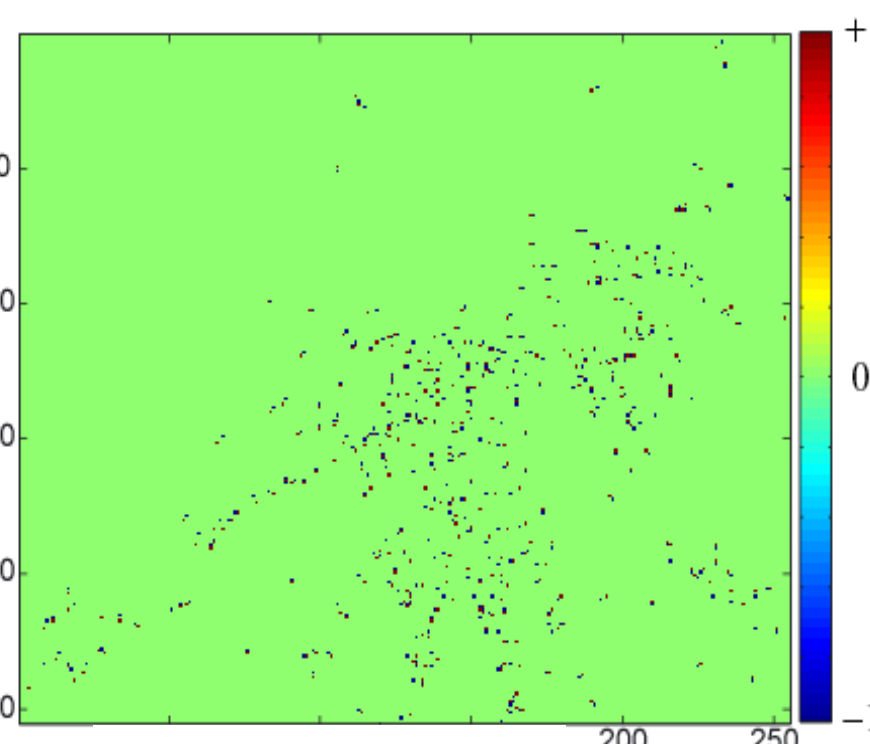
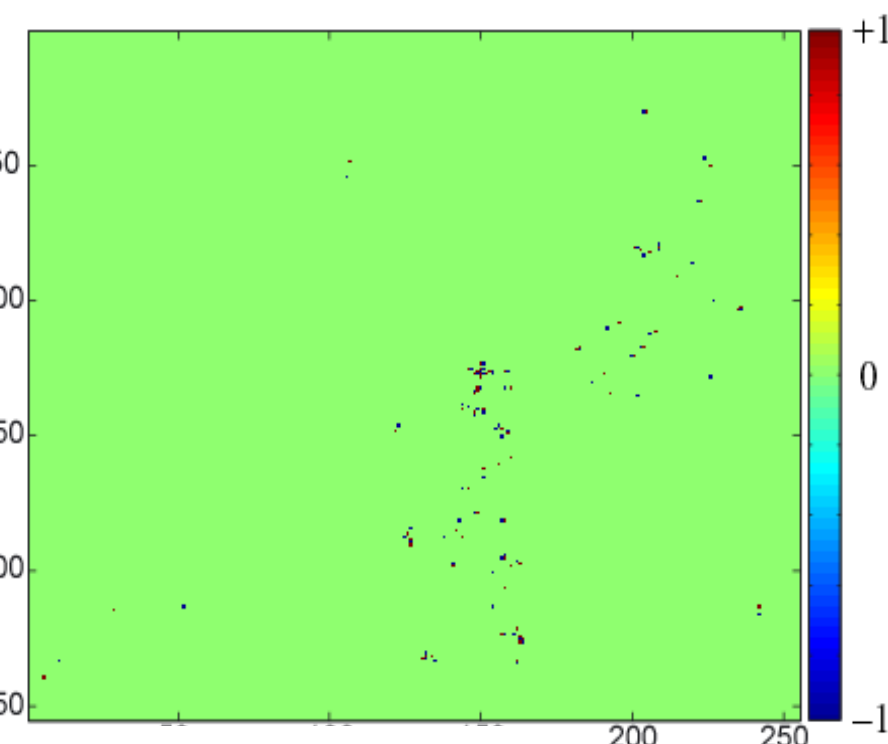
G.W. Filter



Conically weighted Ave. Filter



CMRF restored image

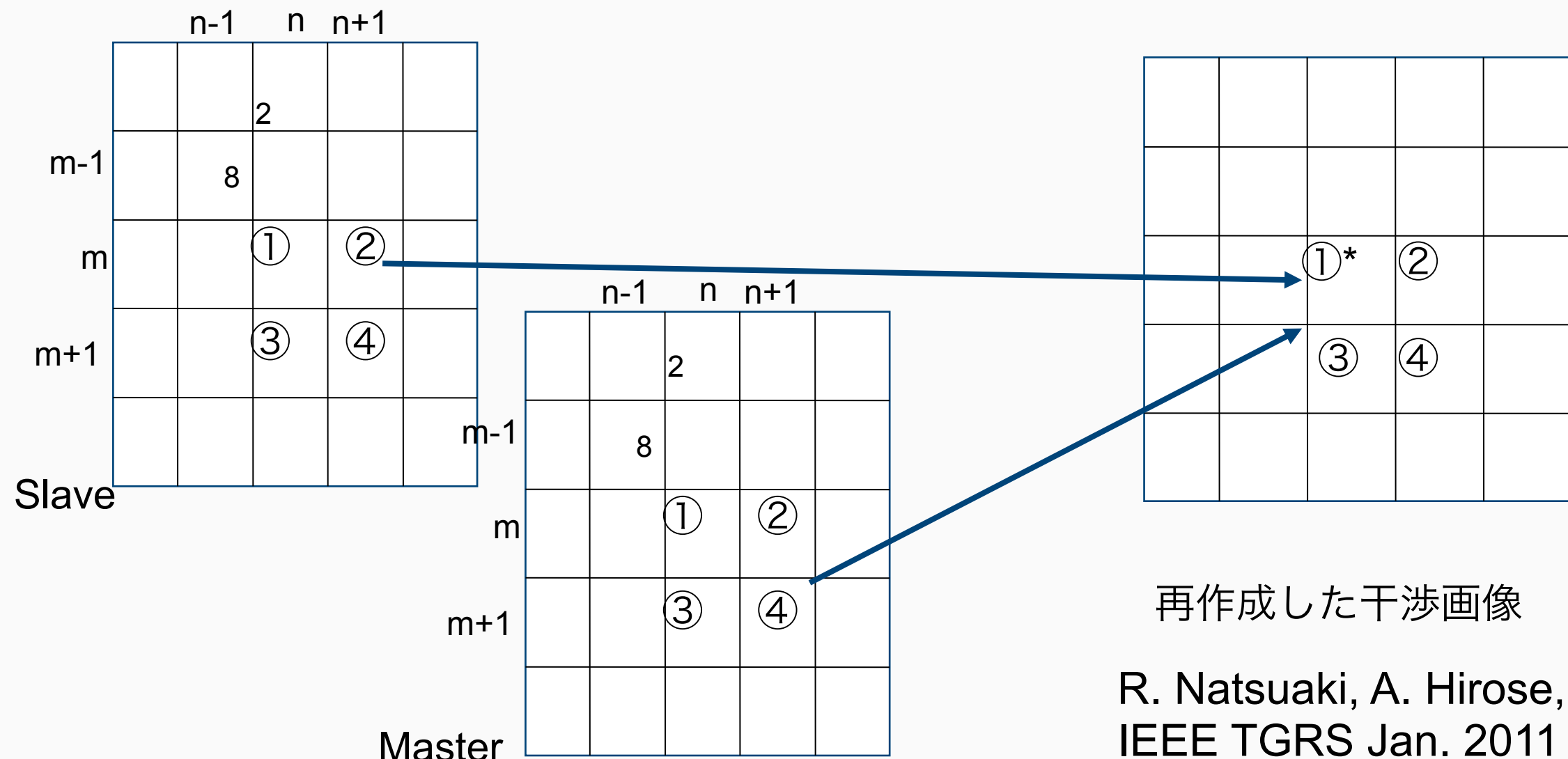
 $(+, -) = (1061, 1059)$  $(+, -) = (340, 341)$  $(+, -) = (67, 67)$

Outline

- はじめに
- マルコフランダムフィールド(MRF)モデルを用いた複素MRFフィルタ(CMRF) (廣瀬, et. al.)
- 位相特異点と振幅を指標とした位置合わせ (夏秋, 廣瀬)
- 非整数ブラウン運動生成 (Danudirdjo, 廣瀬)
- 位相特異点拡散アンラッピング (押山, 廣瀬)
- 位相情報を用いた植生分類 (Shang, 廣瀬)
- おわりに

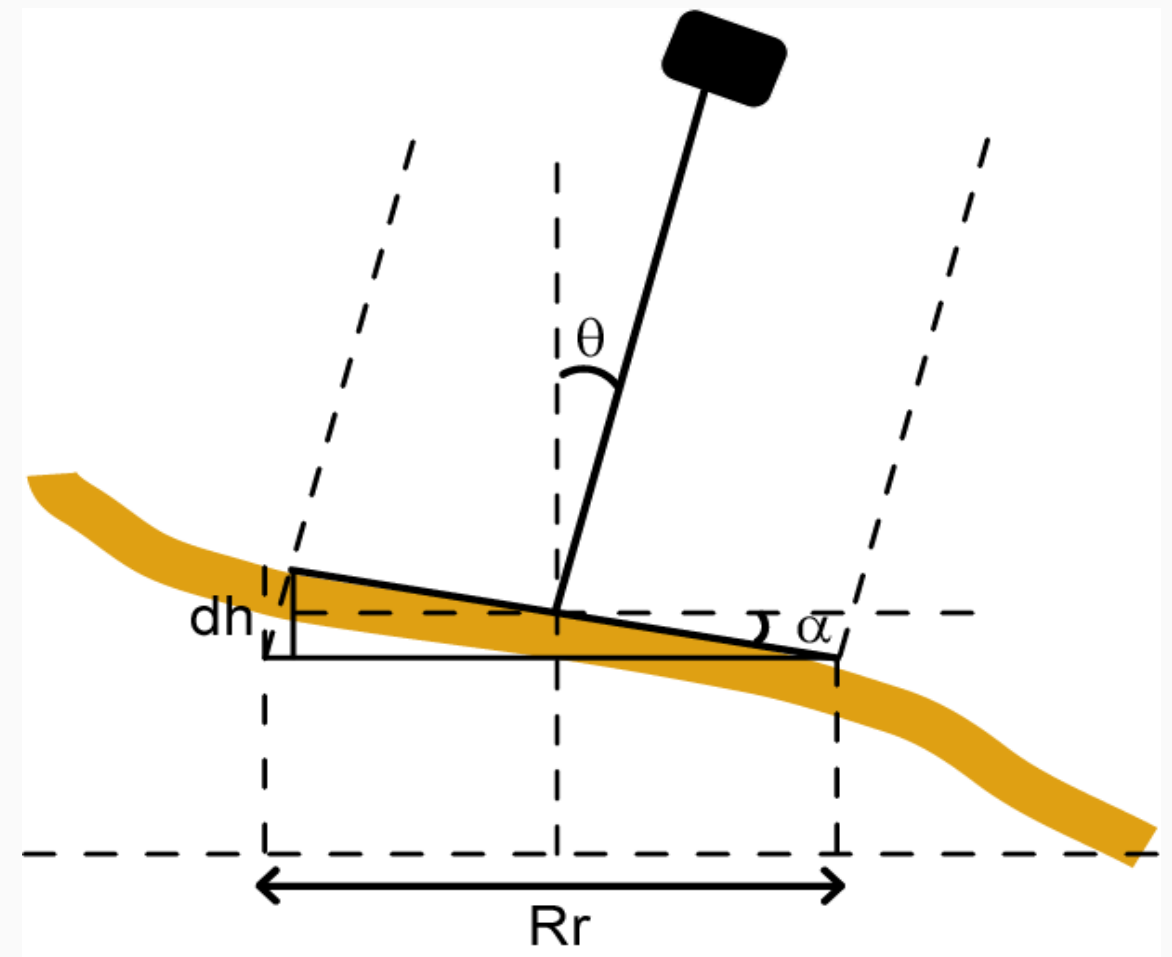
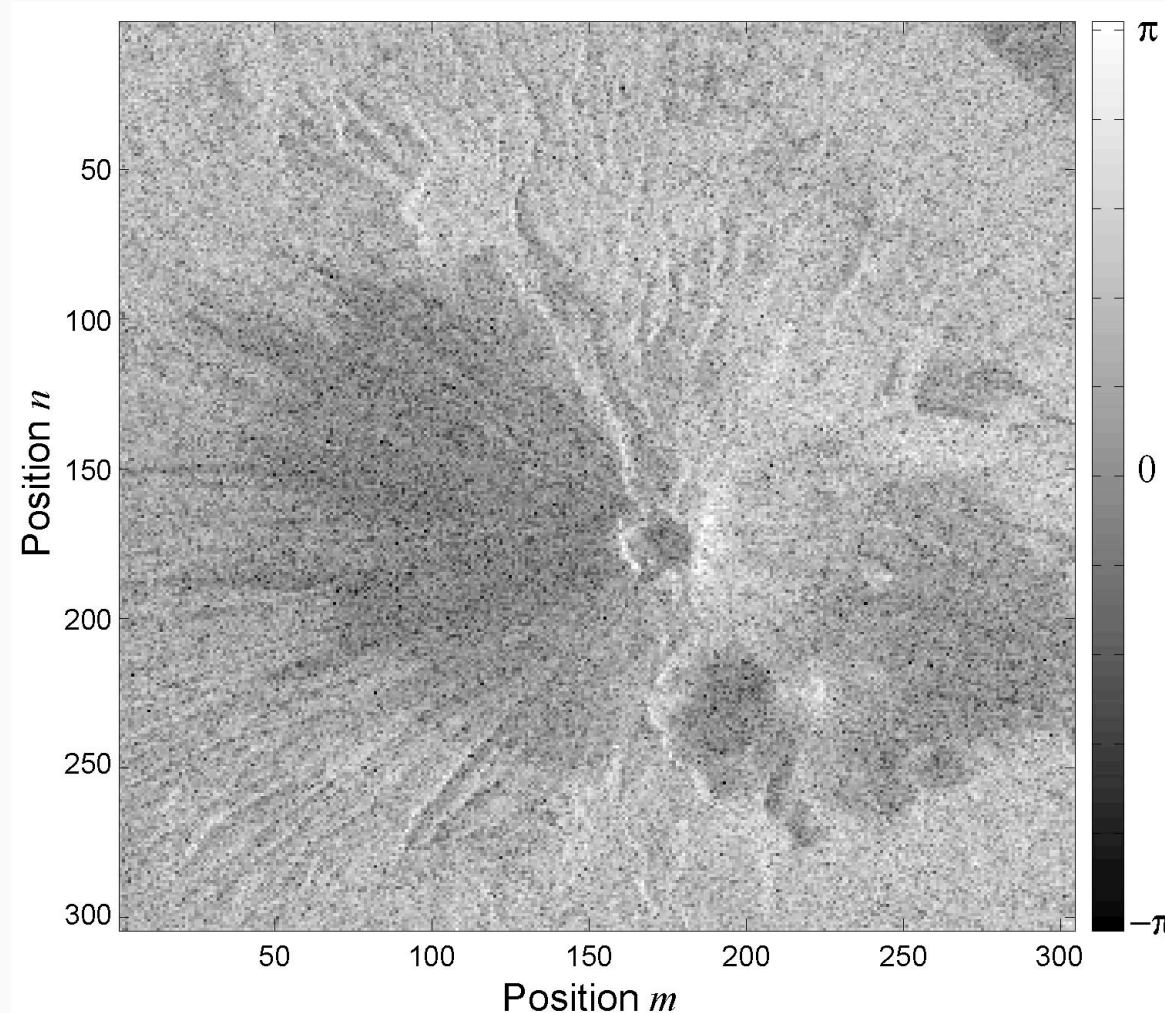
位相特異点観測による局所的な位置合わせ(SPEC)

- ◆ SP は局所的な歪みを示す.
- ◆ SPがmaster と slave の局所的な歪みにより生じている可能性(電波伝搬環境の変動、散乱源の細かな移動)
- ◆ 位相特異点数を指標とした位置合わせが可能
→位相特異点数の減少がひずみの解消を示す.



陰影からの形状知覚(SFS)

- ◆ 人間の視覚のように陰影から形状を知覚する



推定する傾斜 α

反射強度 A

η : アルベド (反射率)

R_a : アジマス分解能

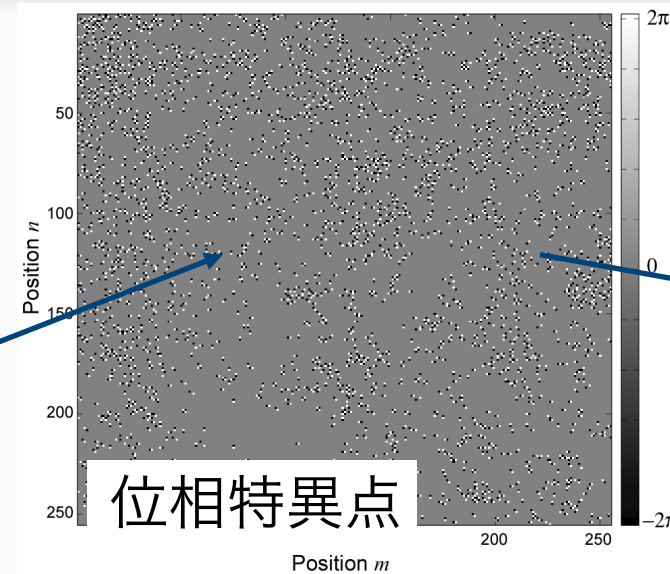
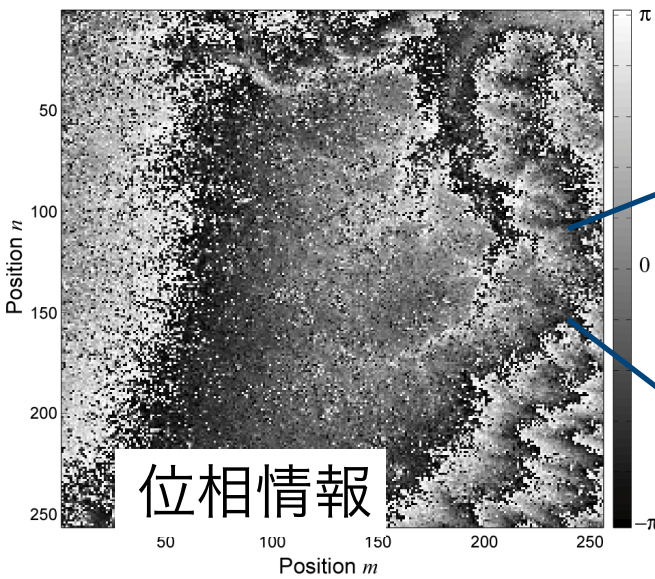
R_r : レンジ分解能

$$A_{(\alpha)} = \eta R_a R_r \sin \theta \frac{\cos^2(\theta - \alpha)}{\sin(\theta - \alpha)} \quad (2)$$

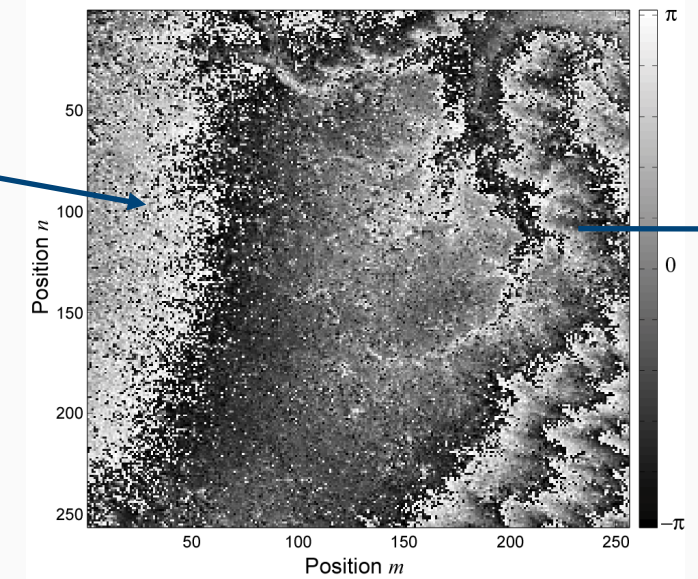
$$\frac{\Delta h}{\Delta R_r} = \frac{R_r \sin \theta}{\sin(\theta - \tilde{\alpha})} \sin \tilde{\alpha} \quad (3)$$

提案手法のまとめ(SPEC+SFS)

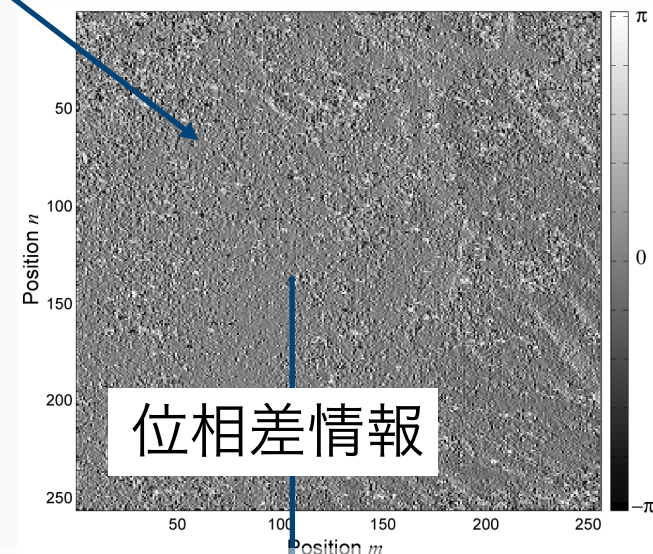
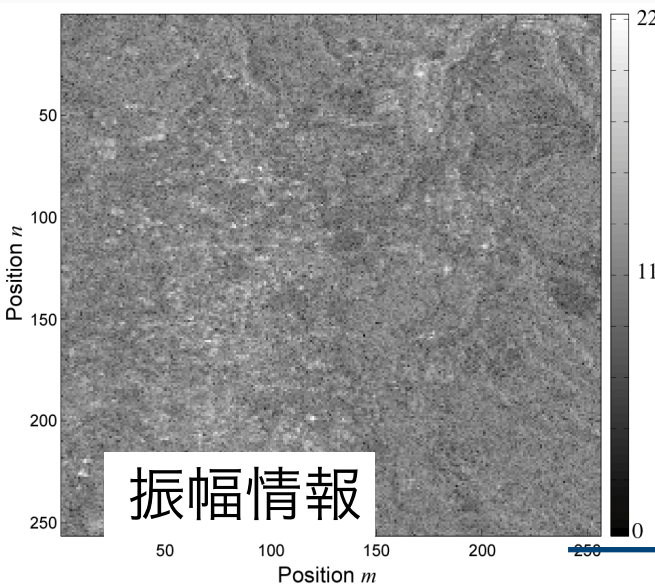
干渉画像



SPEC



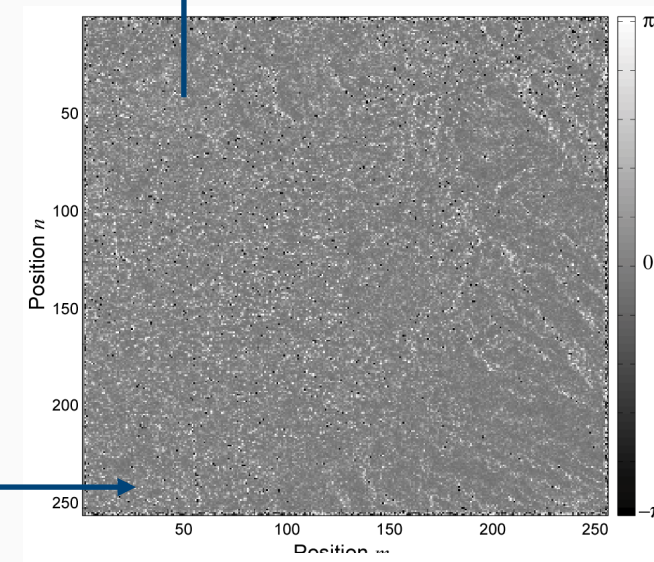
干渉画像の再作成



$$\frac{\Delta \tilde{\Phi}}{\Delta R_r} = \frac{4\pi R_r B_{CT} \sin \theta \sin \tilde{\alpha}}{\lambda R_m \sin(\theta - \tilde{\alpha})} \quad (4)$$

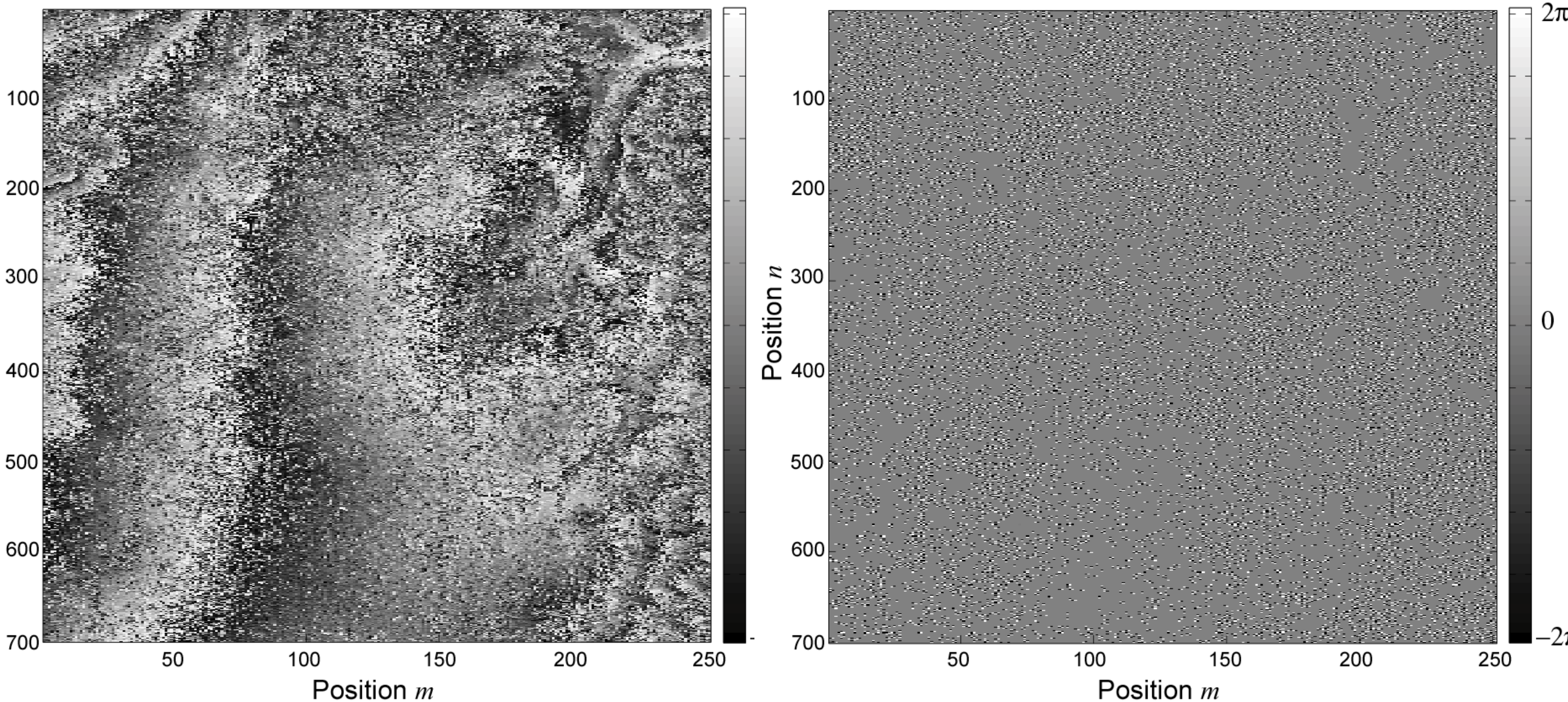
$$A_{(\alpha)} = \eta R_a R_r \sin \theta \frac{\cos^2(\theta - \alpha)}{\sin(\theta - \alpha)} \quad (2)$$

陰影からの形状知覚



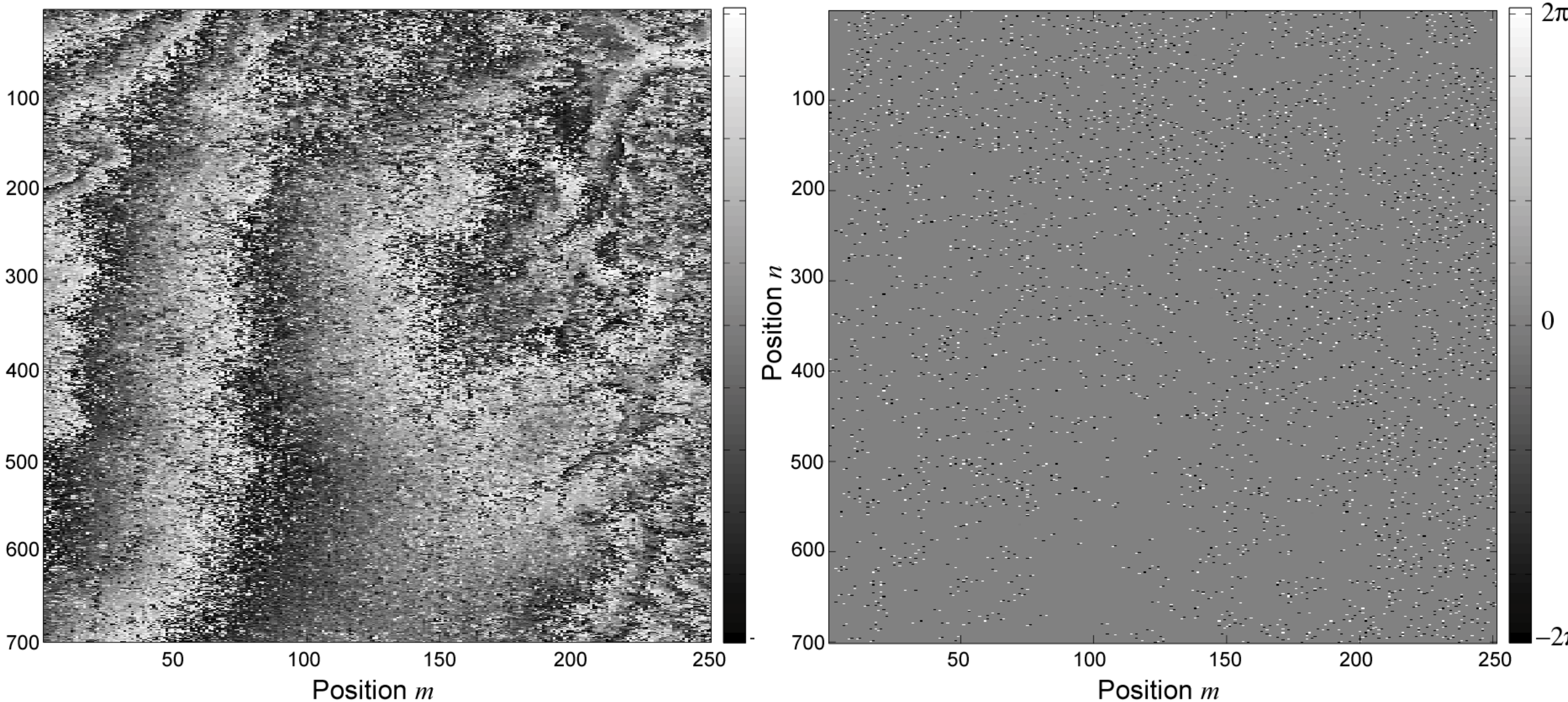
位相差推定

干渉画像とSP(ALOS)



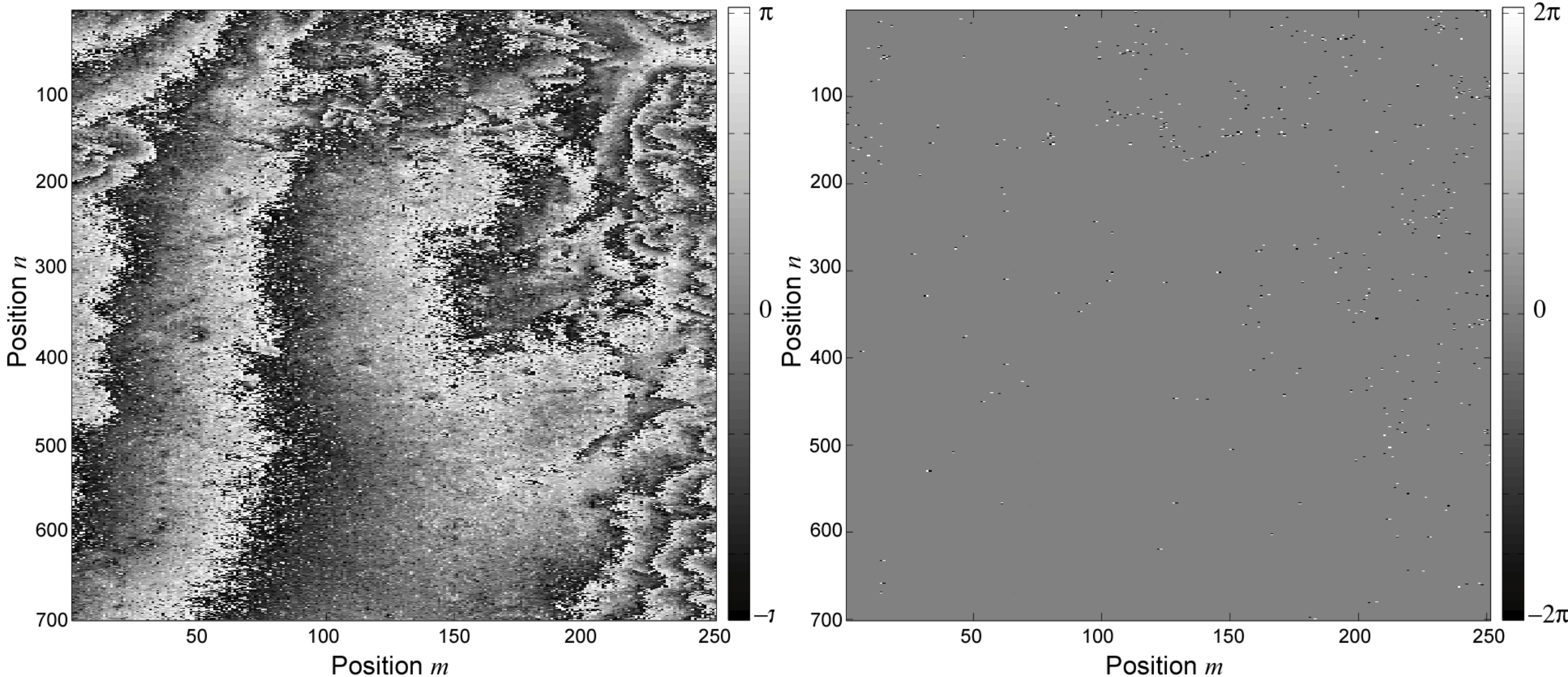
#SP = 31268

干渉画像とSP(ALOS, SFS-SPEC)



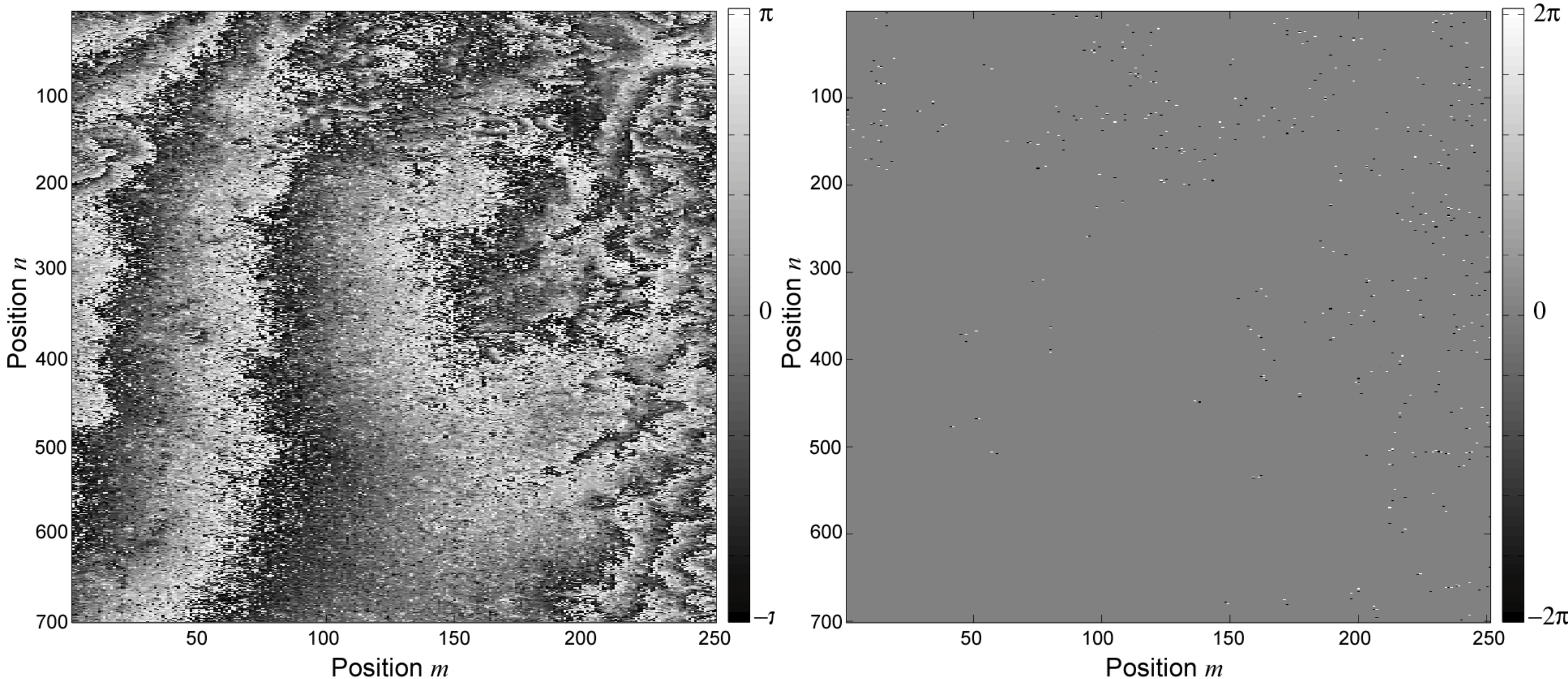
#SP = 4,732

干渉画像とSP (ALOS, CMRF)



#SP = 586

干渉画像とSP (ALOS, SFS-SPEC, CMRF)



#SP = 469

S/N Ratio (ALOS)

	MSNR [dB]	PSNR [dB]	Num. of SPs
Original interferogram	10.7	1.4	31,268
SFS-SPEC	23.6	5.7	4,732
Original + CMRF	19.6	3.9	586
SFS-SPEC + CMRF	23.6	7.4	469

MSNR: Mean SN Ratio

PSNR: Peak SN Ratio

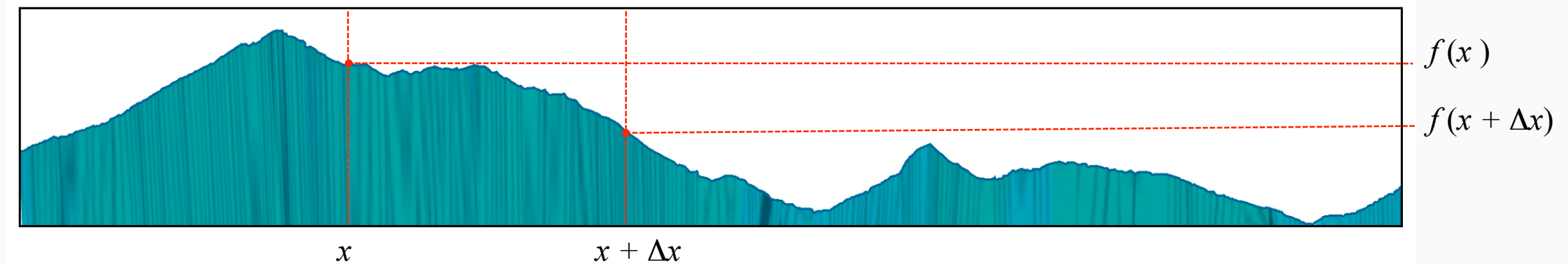
$$PSNR = \frac{(\max(H_t) - \min(H_t))^2}{\max((H_t - H)^2)}$$

$$MSNR = \frac{\frac{1}{S} \sum \sum (H_t - H)}{\max((H_t - H)^2)}$$

Outline

- はじめに
- マルコフランダムフィールド(MRF)モデルを用いた複素MRFフィルタ(CMRF) (廣瀬, et. al.)
- 位相特異点と振幅を指標とした位置合わせ (夏秋, 廣瀬)
- フラクタルブラウン運動(fBM)生成 (Danudirdjo, 廣瀬)
- 位相特異点拡散アンラッピング (押山, 廣瀬)
- 位相情報を用いた植生分類 (Shang, 廣瀬)
- おわりに

Self-similar Gaussian process



■ 自己相似なガウス過程によって地形をモデル化 → fBM

任意2点間の高低差が正規分布に従う:

$$f(x + \Delta x) - f(x) = \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$$

- 高低差0のとき平均0

$$\mu = E[f(x + \Delta x) - f(x)] = 0$$

距離(Δx)によって分散が決定:

$$\sigma^2 = E^2[f(x + \Delta x) - f(x)] = c \cdot (\Delta x)^{2H}$$

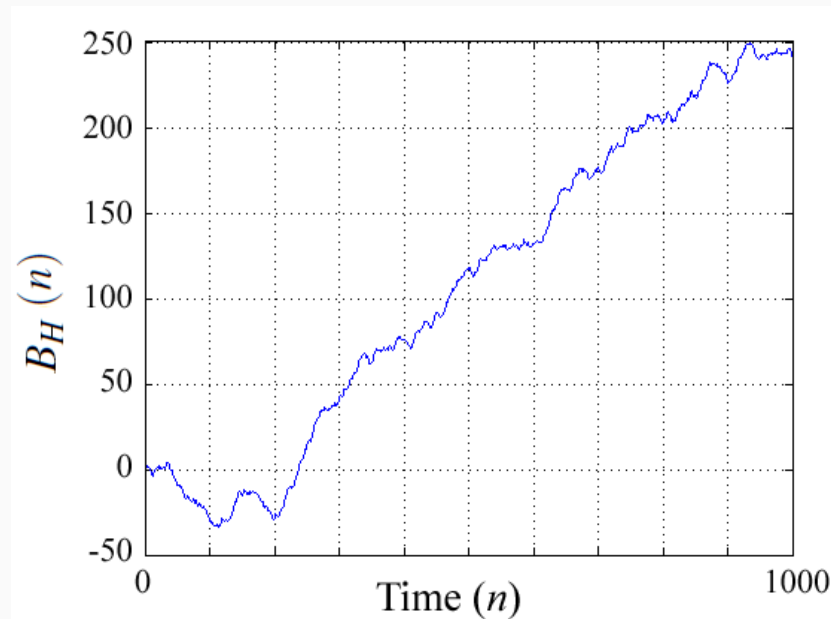
H = ハースト指標 → 自己相似性を決める

- $0 \leq H < 1/2$: 相関が負. 逆トレンド.
- $H = 1/2$: ブラウン運動. 過去と未来に相関がない.
- $1/2 < H \leq 1$: 相関が正. トレンドが継続

■ しかし, 2次元でのフラクタルブラウン運動(fBM)は定式化困難

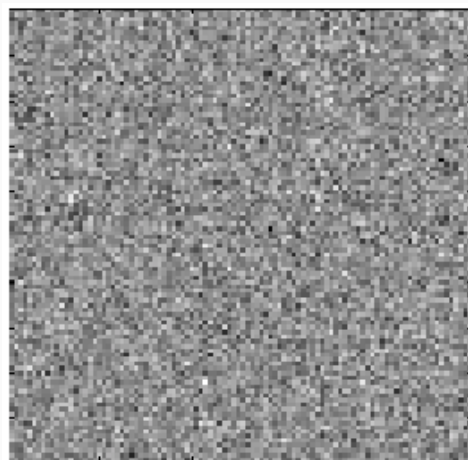
fractional Brownian motion (fBm)

fBm (フラクタルブラウン運動)



$$B_H(n+1) = B_H(n) + X_H(n)$$

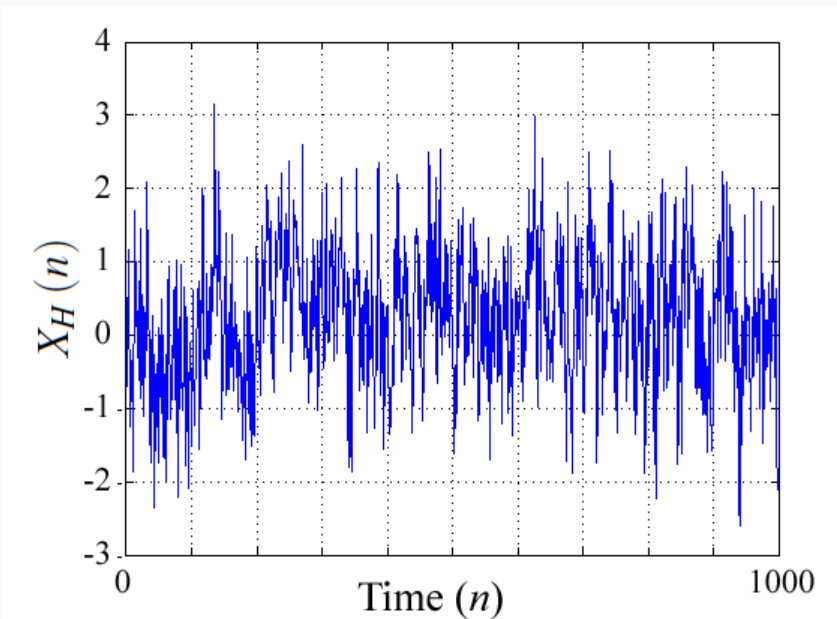
$$E(B_H(t)B_H(s)) = \frac{\sigma^2}{2} [|t|^{2H} + |s|^{2H} - |t-s|^{2H}] \quad H \in (0, 1)$$



2-D fractional Gaussian noise

フラクタルブラウン運動の差分にあたる
フラクタルガウシアンノイズ(XH)を
積分していくことで
フラクタルブラウン運動(BH)を
記述したい。 (2次元では...??)

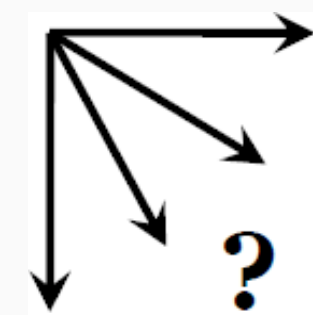
fGn (フラクタルガウシアンノイズ)



$$X_H(n) = B_H(n+1) - B_H(n)$$

$$E(X_H(n)X_H(n+k)) = \frac{\sigma^2}{2} [|k+1|^{2H} - 2|k|^{2H} + |k-1|^{2H}]$$

cumulative
summation

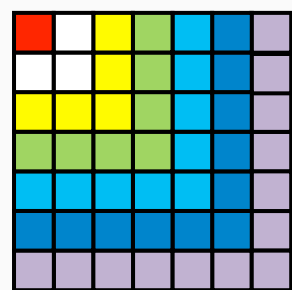


Cumulative summation:
in which direction?

increments of fGn method

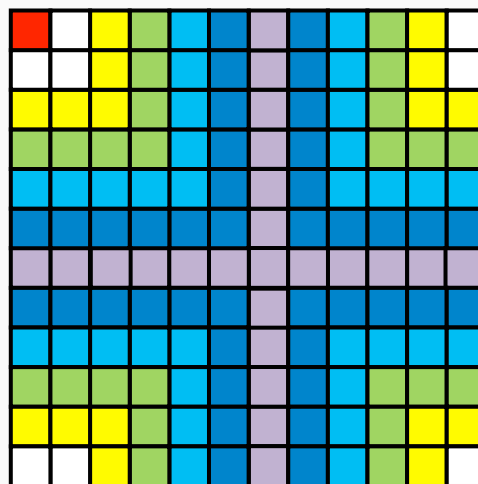
フラクタルブラウン運動 (fBM) の差分をラプラシアン型の二次元差分で定義する: Y_H

$$Y_H(m_1, m_2) = B_H(m_1 - 1, m_2) + B_H(m_1, m_2 - 1) + B_H(m_1 + 1, m_2) + B_H(m_1, m_2 + 1) - 4B_H(m_1, m_2)$$



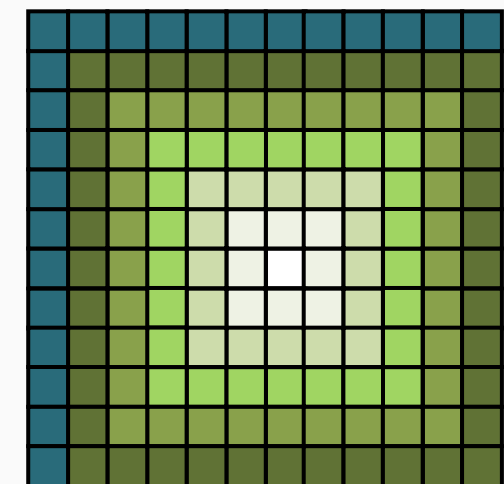
$rY_H(k_1, k_2)$

circ.embedding



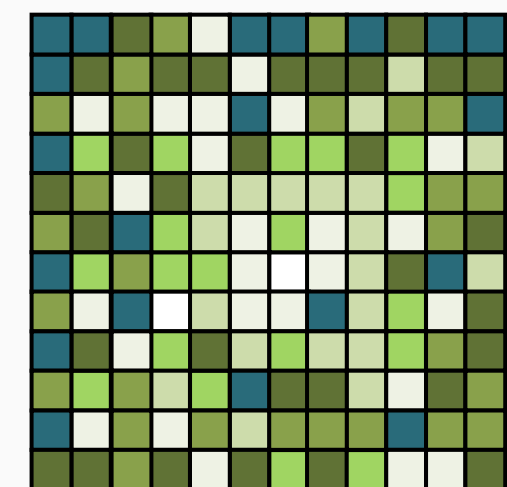
$sY_H(k_1, k_2)$

2-D FFT



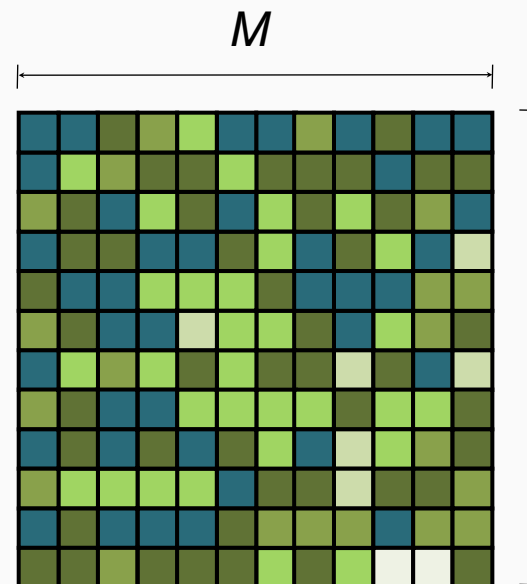
$\hat{S}Y_H(k_1, k_2)$

square root and randomization

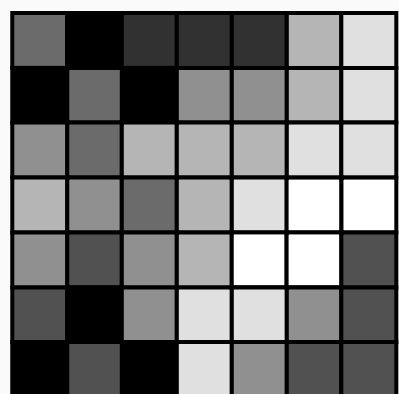


$$\hat{Y}_H(u_1, u_2) = (\hat{S}Y_H(k_1, k_2))^{0.5} \cdot \varphi(u_1, u_2)$$

integration in frequency



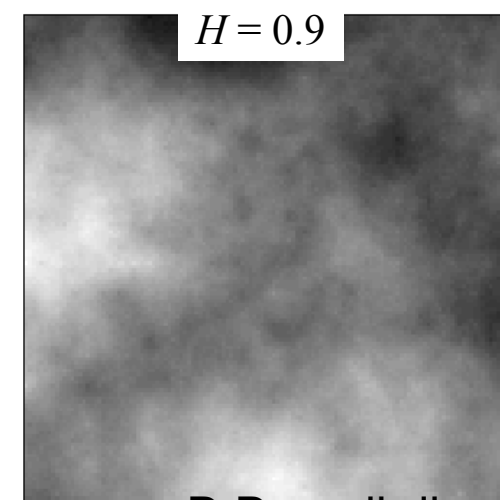
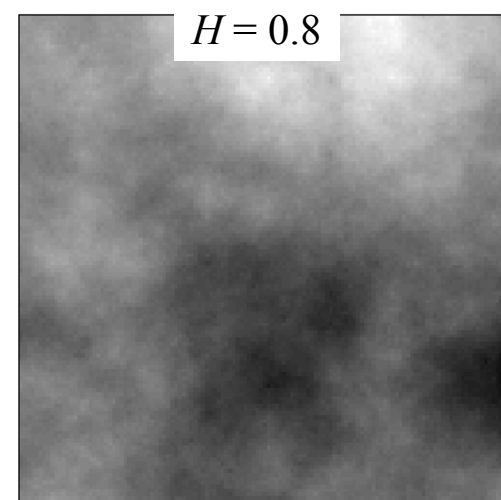
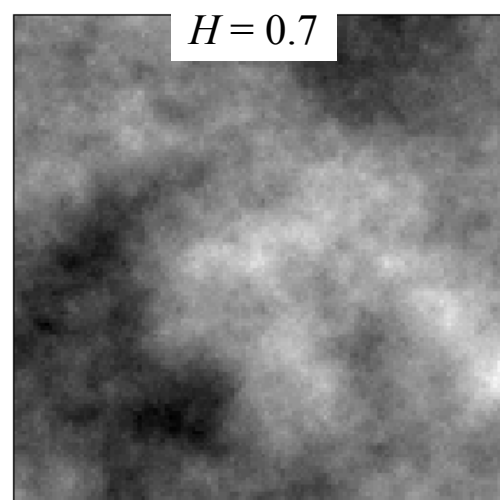
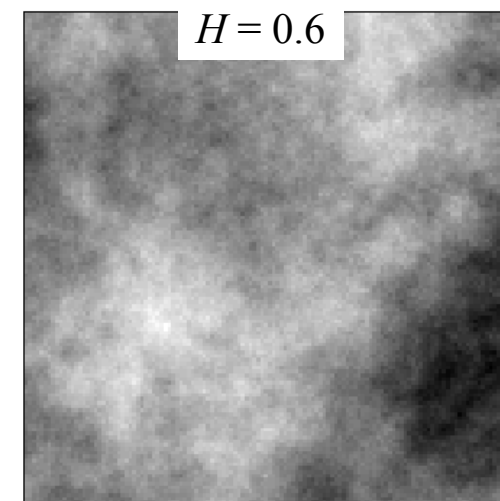
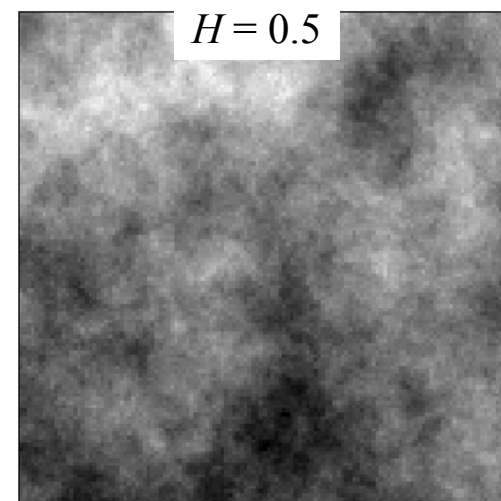
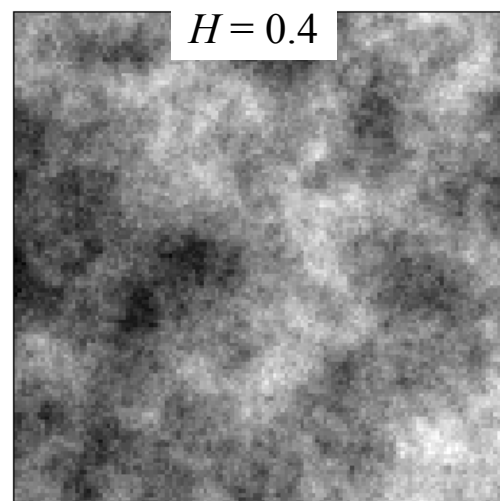
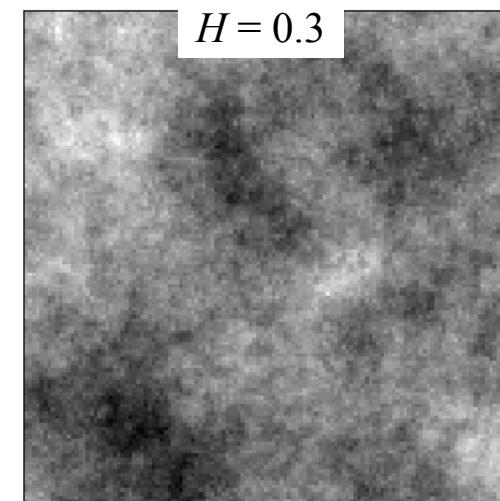
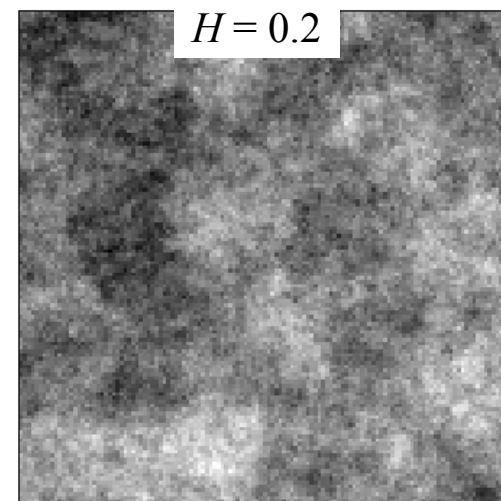
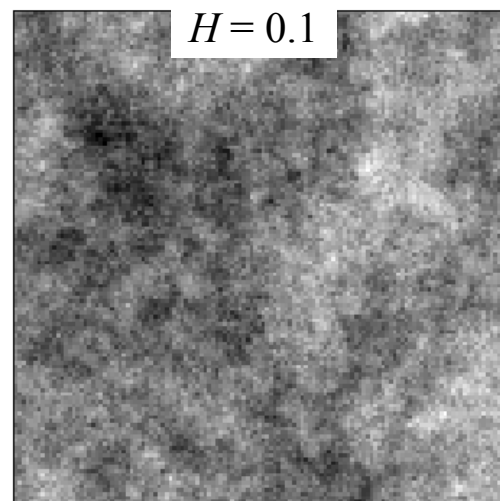
2-D IFFT and crop



The resulting fBm
 $B_H(m_1, m_2)$

$$\hat{B}_H(u_1, u_2) = \frac{\hat{Y}_H(u_1, u_2)}{2 \cos\left(\frac{2\pi u_1}{2M}\right) + 2 \cos\left(\frac{2\pi u_2}{2M}\right) - 4}$$

Experimental Results

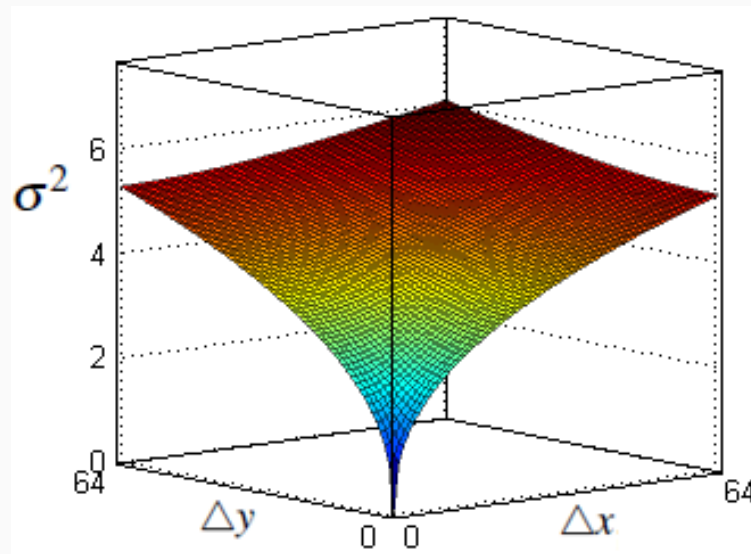


Variance analysis ($H=0.2$)

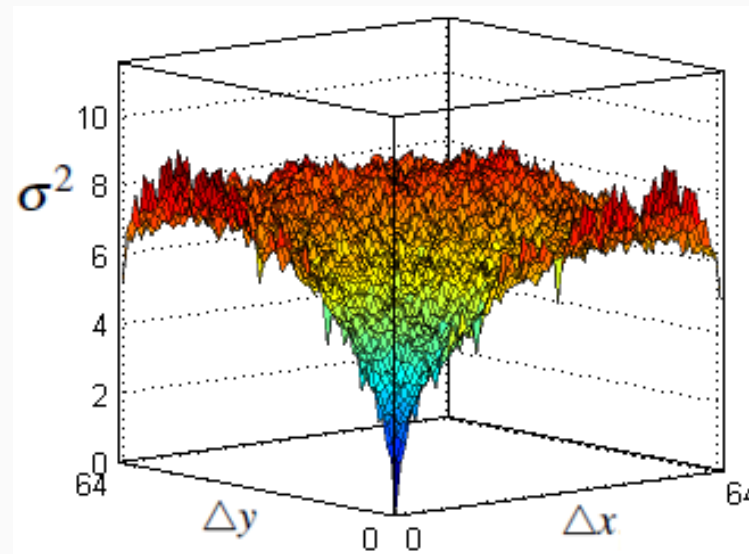
Create 1000 fBm surfaces, calculate variance of the height differences at each point

$$B_H(x + \Delta x, y + \Delta y) - B_H(x, y) = \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad ; \quad \sigma^2 = c \cdot [(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2]^H$$

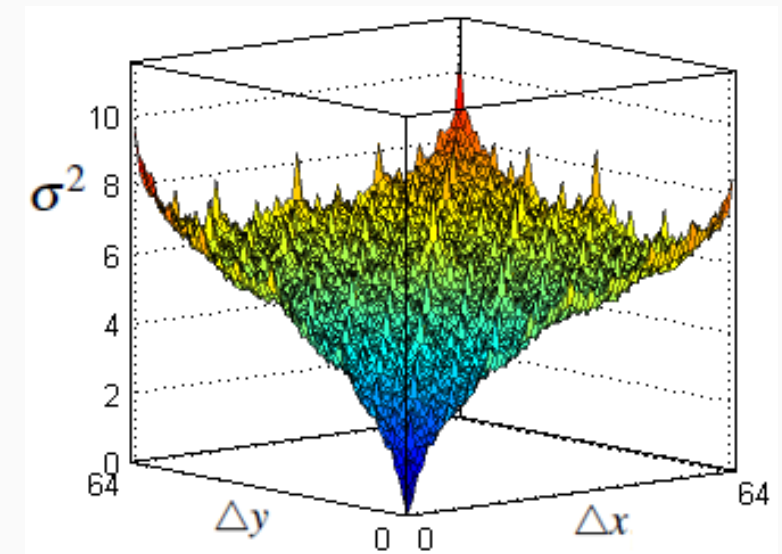
Theoretical value



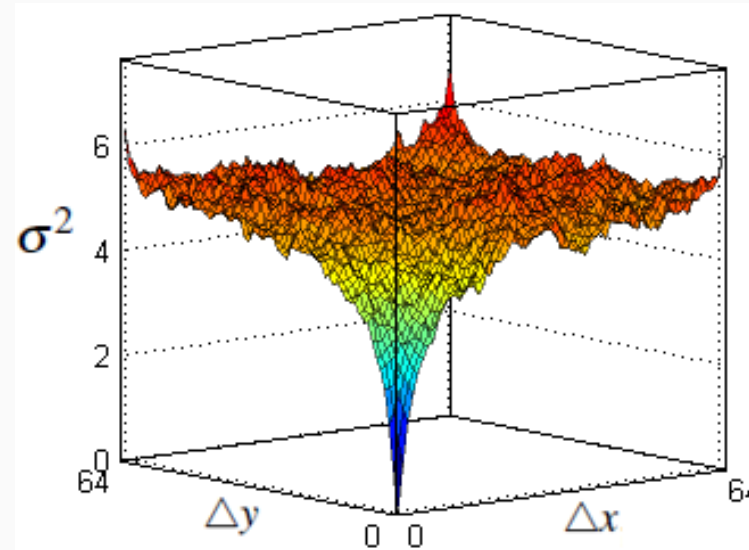
RMD



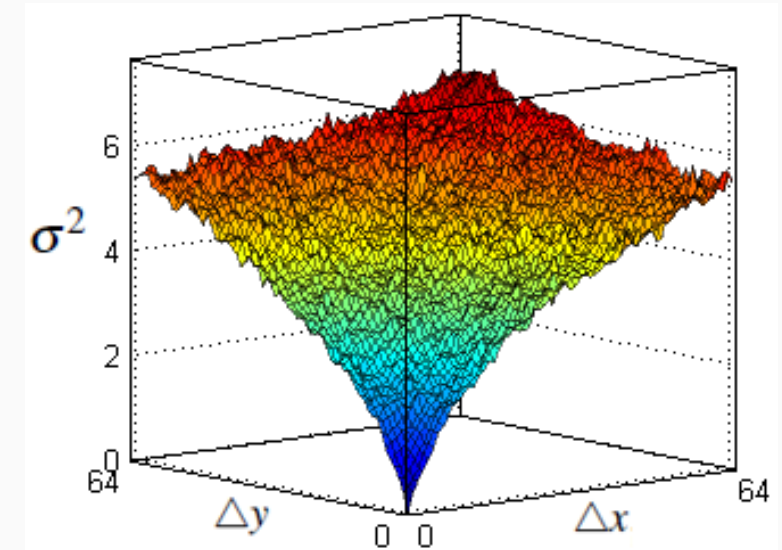
SRA



Fourier filtering



ifGn

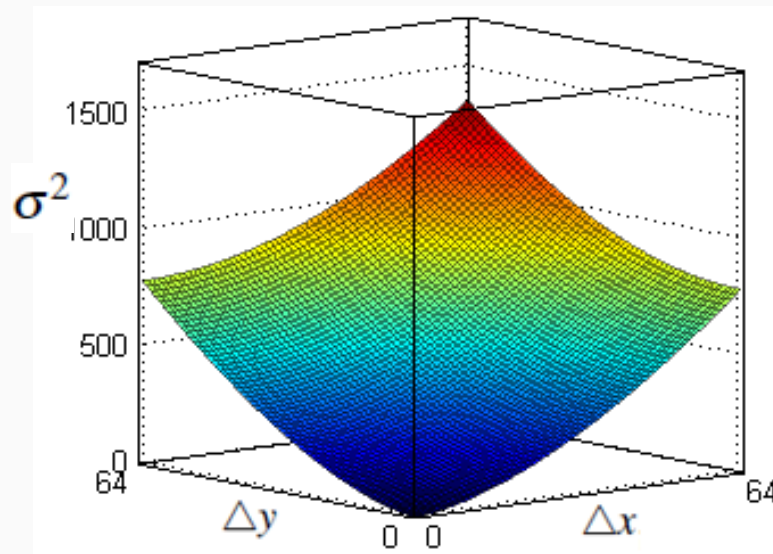


Variance analysis ($H=0.8$)

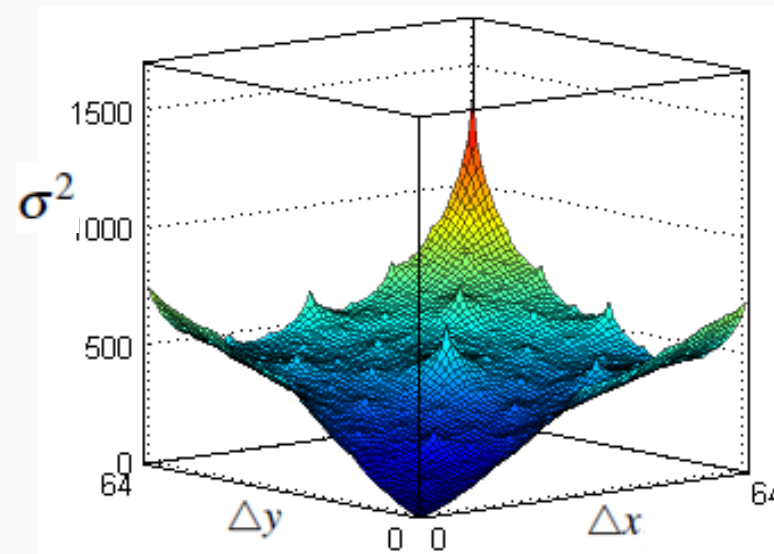
Create 1000 fBm surfaces, calculate variance of the height differences at each point

$$B_H(x + \Delta x, y + \Delta y) - B_H(x, y) = \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad ; \quad \sigma^2 = c \cdot [(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2]^H$$

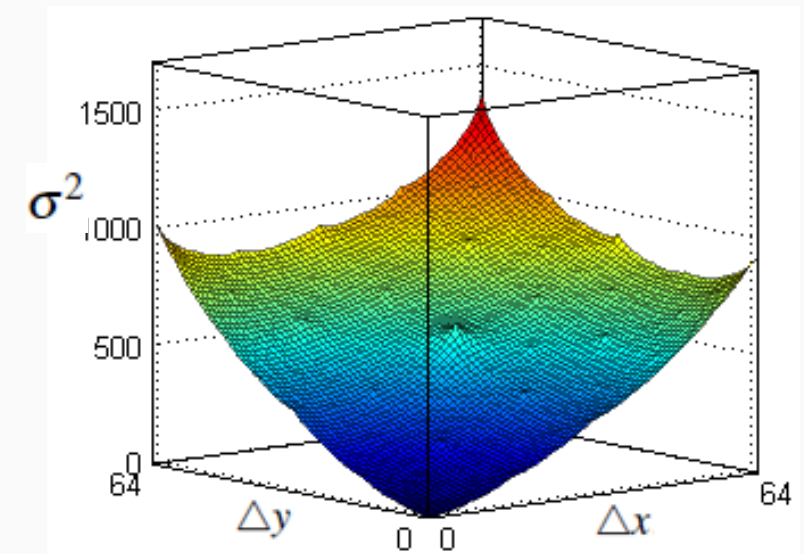
Theoretical value



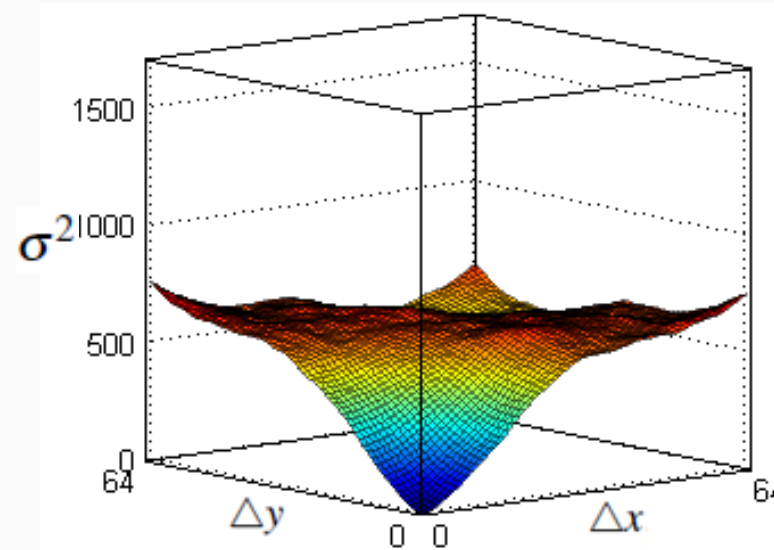
RMD



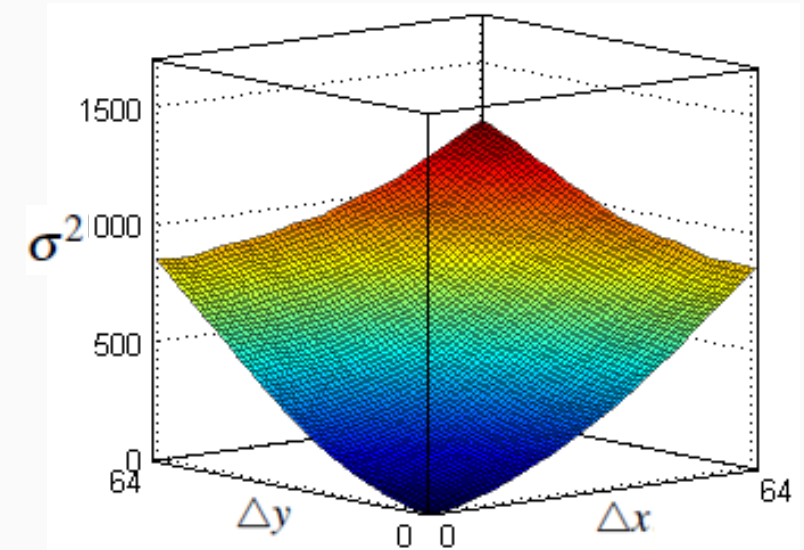
SRA



Fourier filtering



ifGn



Outline

- はじめに
- マルコフランダムフィールド(MRF)モデルを用いた複素MRFフィルタ(CMRF) (廣瀬, et. al.)
- 位相特異点と振幅を指標とした位置合わせ (夏秋, 廣瀬)
- 非整数ブラウン運動生成 (Danudirdjo, 廣瀬)
- 位相特異点拡散アンラッピング (押山, 廣瀬)
- 位相情報を用いた偏波干渉SAR植生分類 (Shang, 廣瀬)
- おわりに

アンラッピングの問題

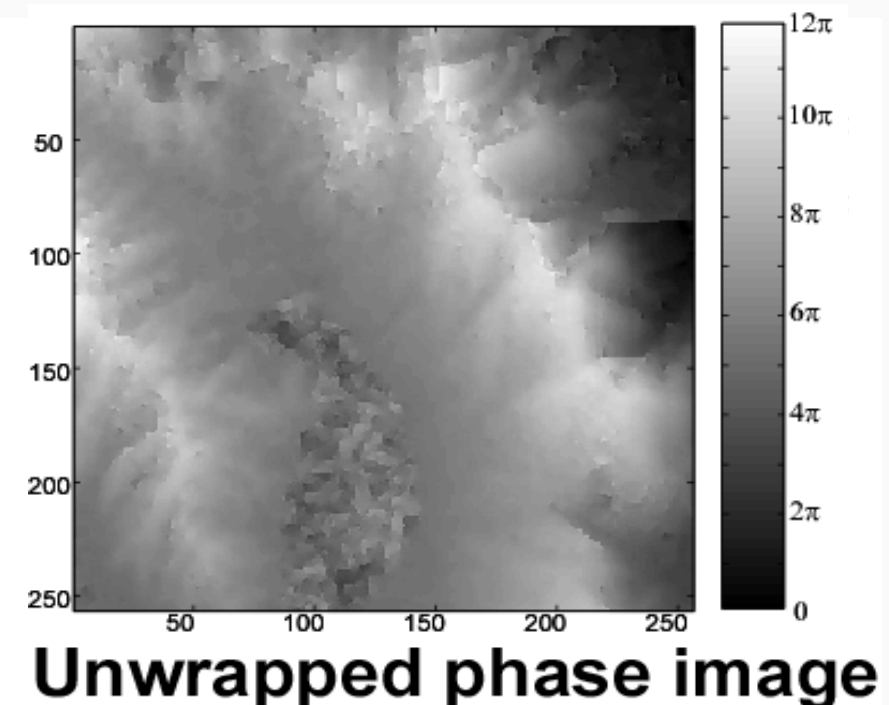
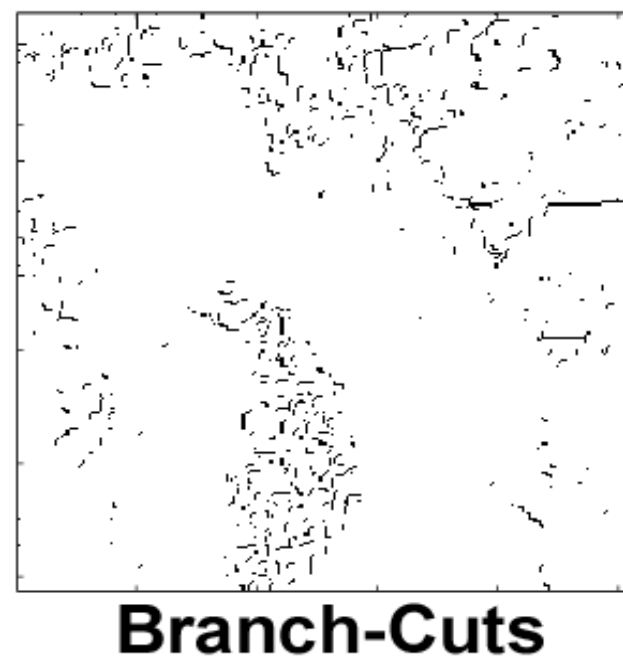
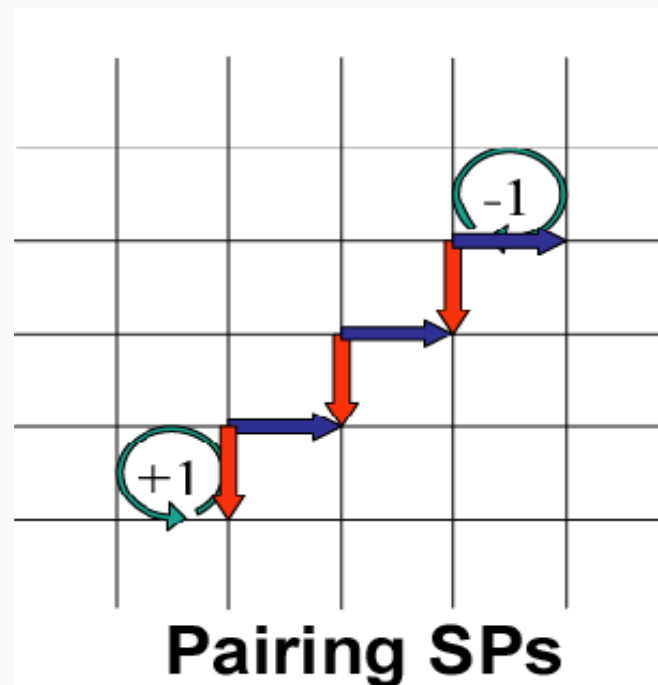
- 例：最小コストネットワークフロー法 (MCNF)

Mario Costantini, 1998

+1 と -1 のSPを組み合わせる経路を最小にする

問題点:

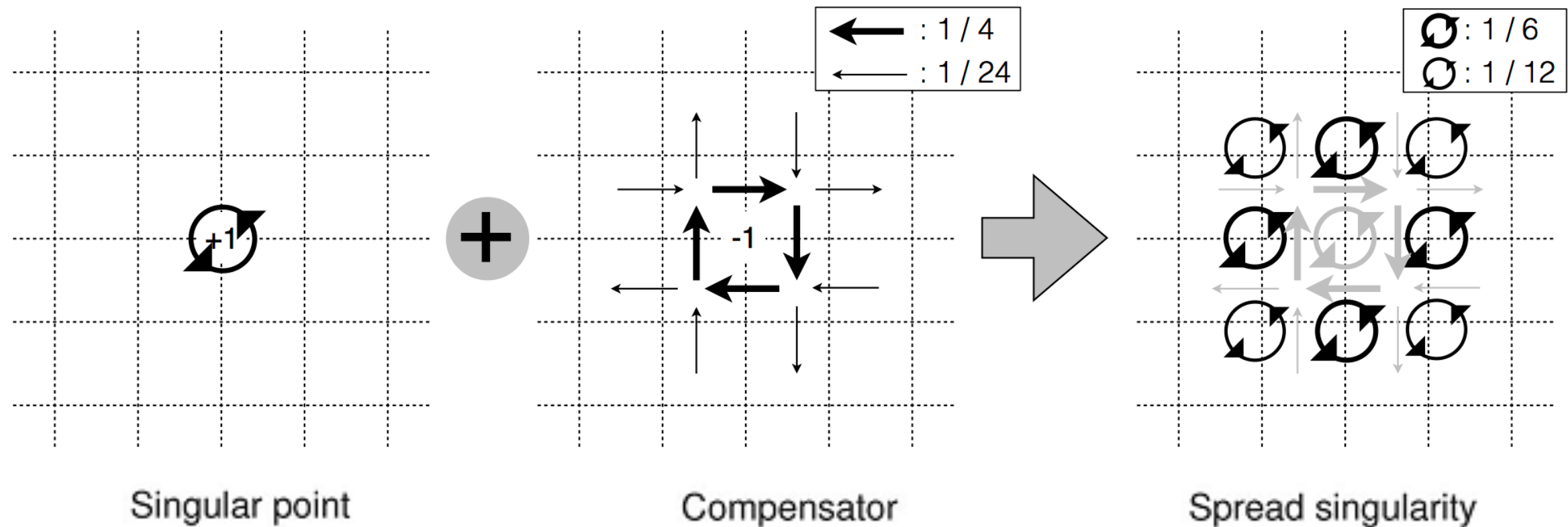
1. SP数が増えると計算時間が増加
2. SPの集中する地域に棘のような地形が出来る
3. 組み合わせの経路が長くなると不自然な地形になる



Singularity-Spreading Phase Unwrapping

SPとその近傍を連続的な値で補正

位相差の傾きの回転成分をゼロにする → 保存場

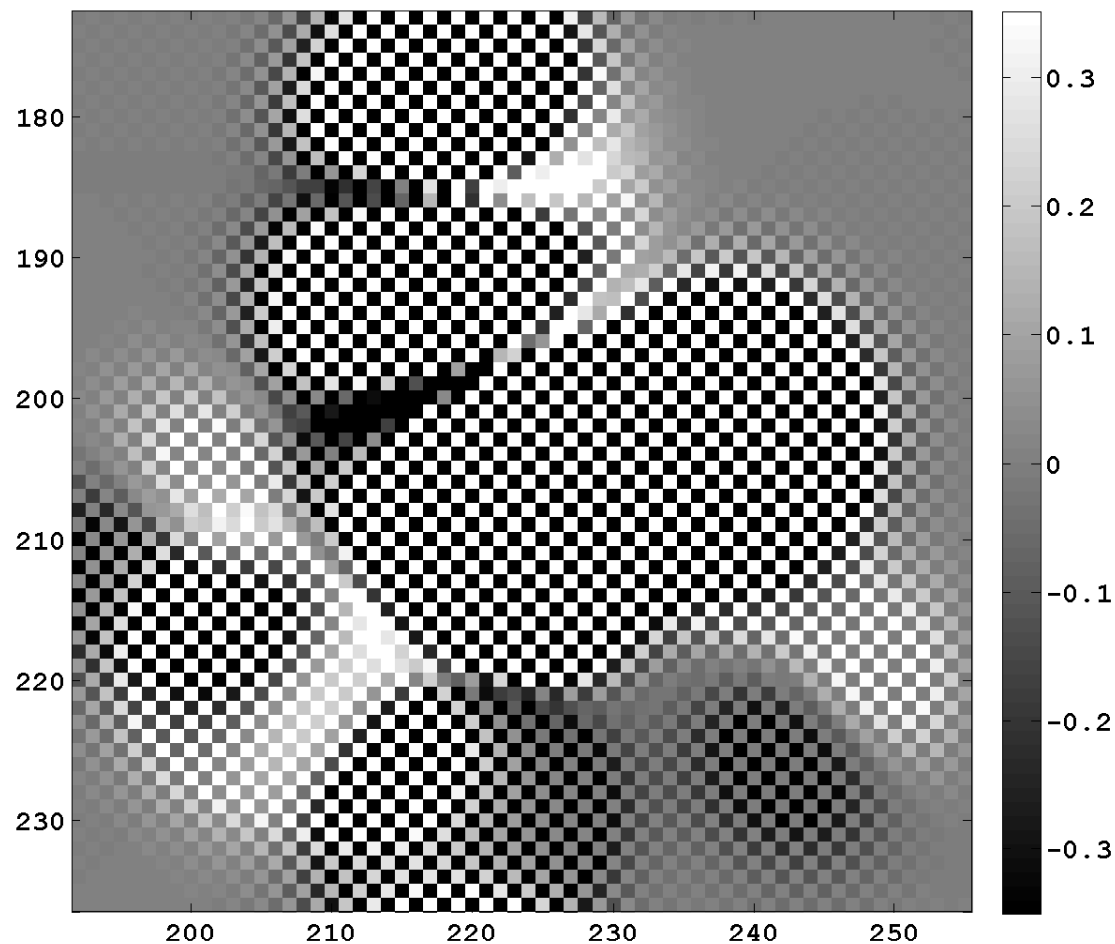


1. spread the SPs by adding compensator values

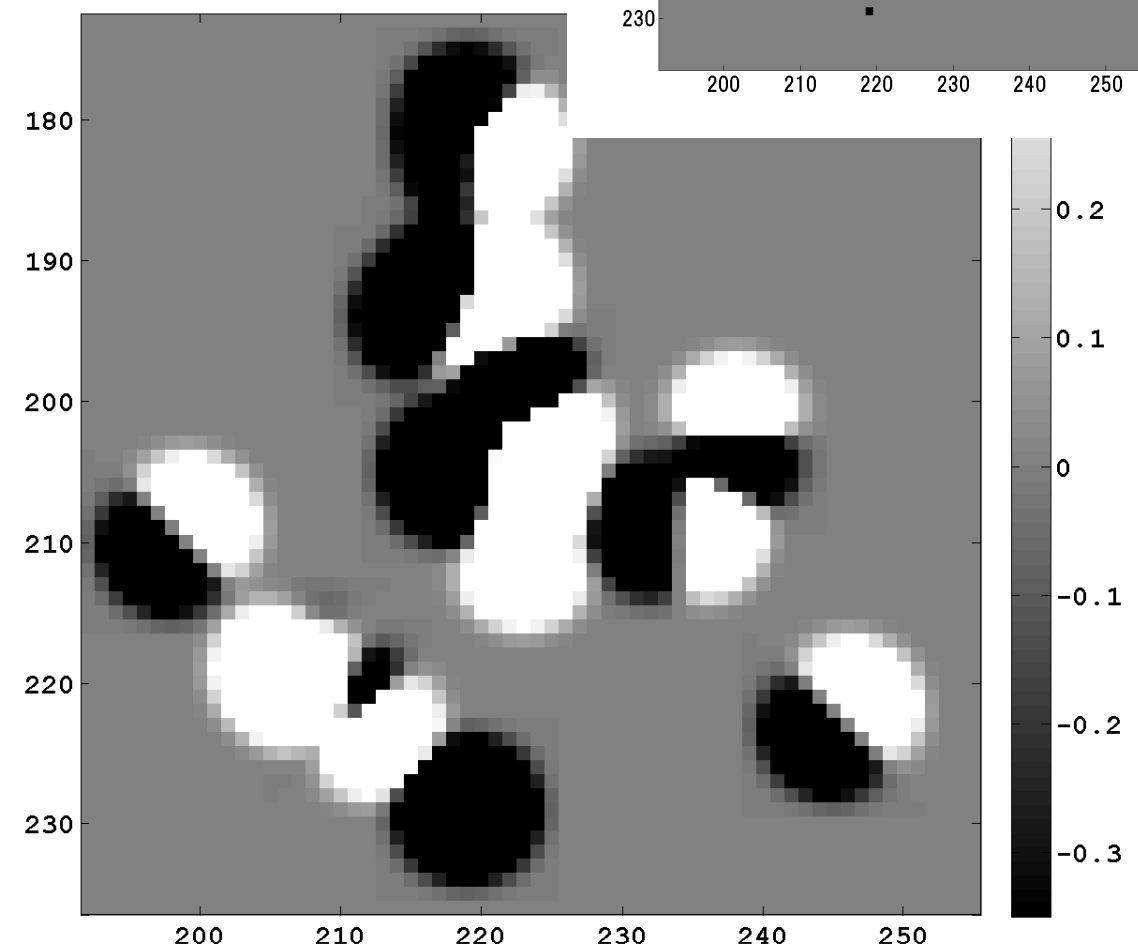
2. repeat this process until rotational component becomes zero

拡散過程における回転成分除去効率

- 最大残留回転成分 $\pi/10$



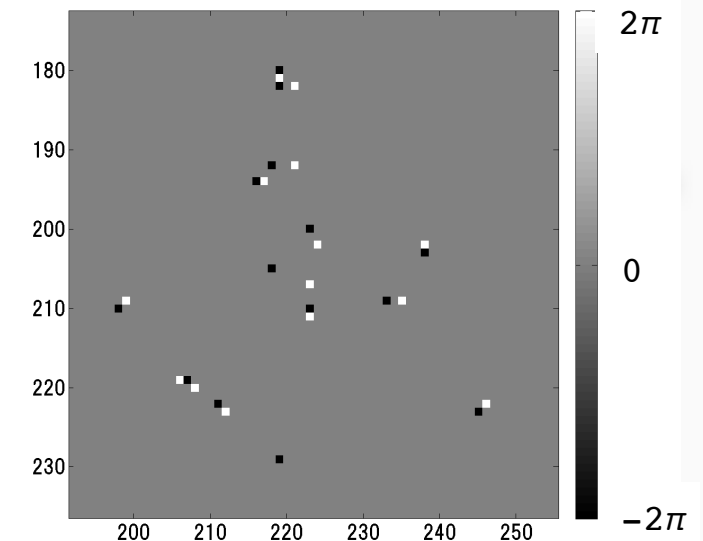
conventional SSPU (at 52nd iteration)



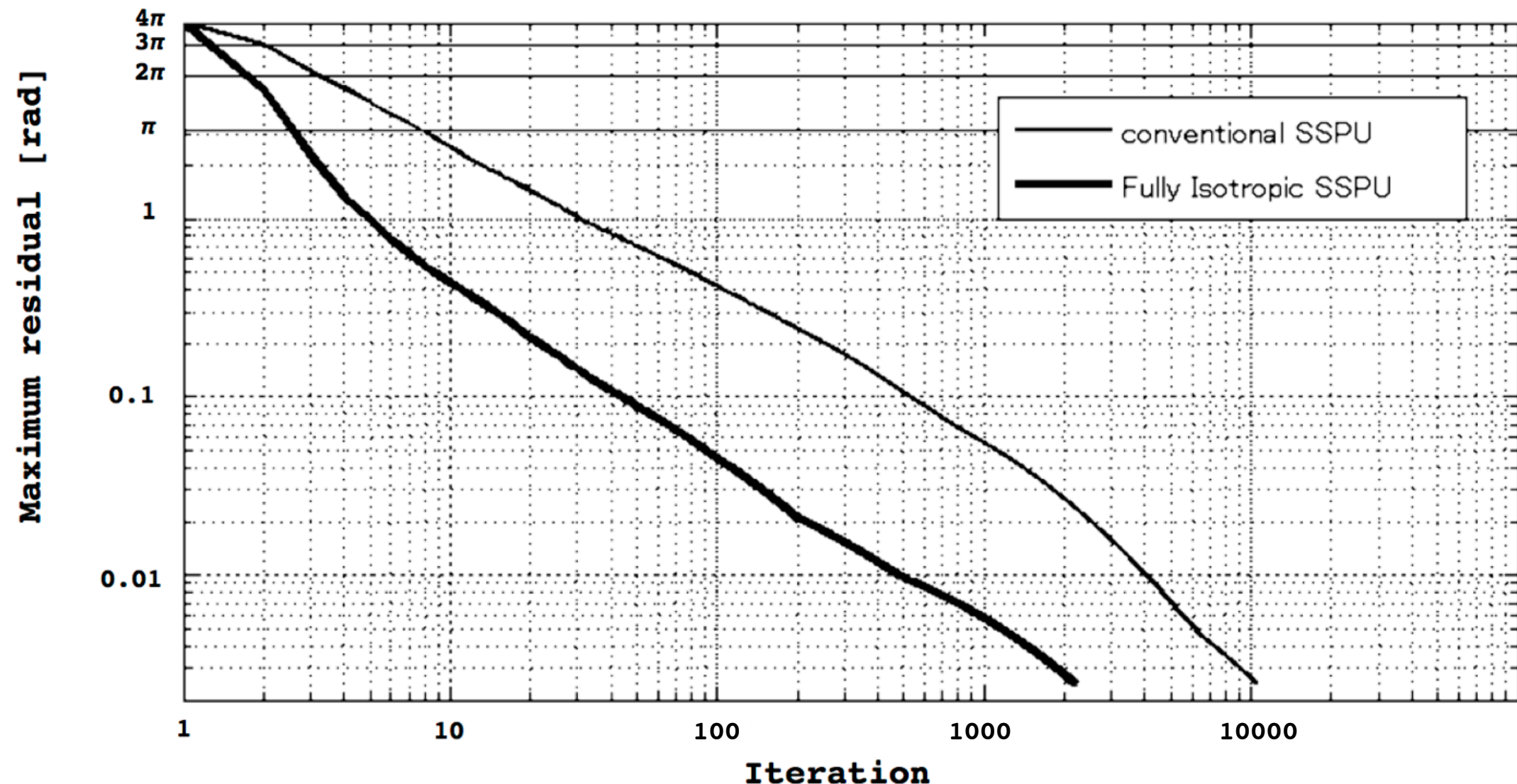
Fully Isotropic SSPU (at 6th iteration)

市松模様の拡散を消すことで拡散の収束を高めた

→ 低周波歪の低減

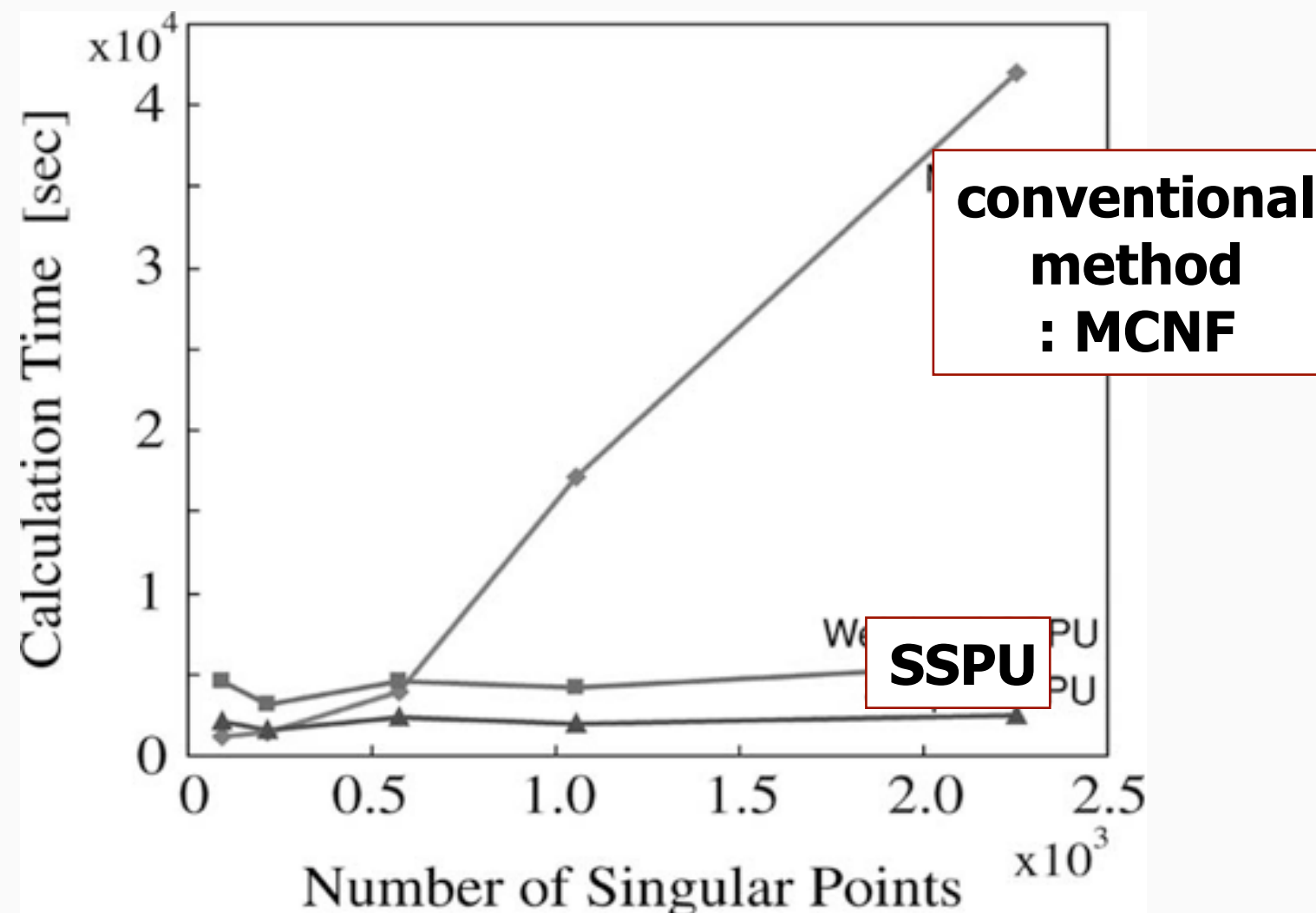


拡散の収束



- Spreading process converges in 1/5 to 1/50 times iterations according to spreading areas.

計算コストの低減



R. Yamaki & A.Hirose, IEEE Trans. GRS, 2007

従来、SP数が増える とアンラップ時間は 増加する

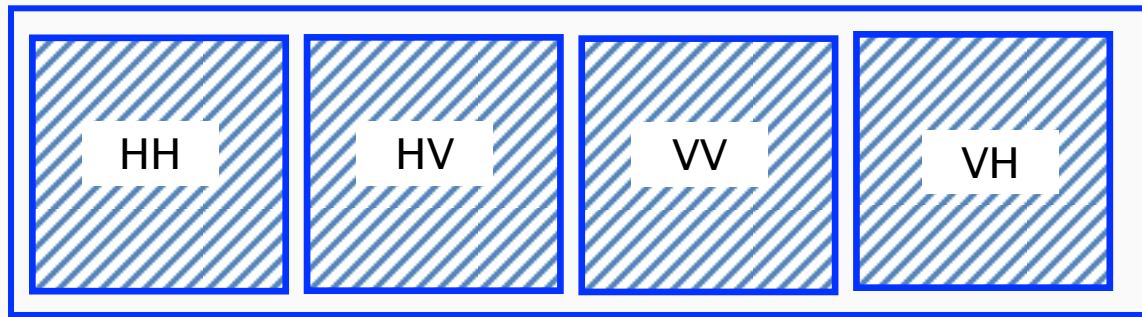
- 提案手法では、SP 数によってアンラップ時間が変化しない

Outline

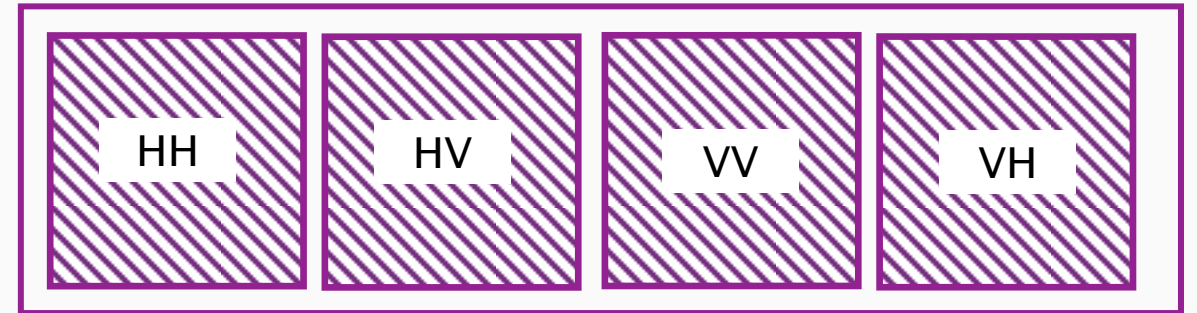
- はじめに
- マルコフランダムフィールド(MRF)モデルを用いた複素MRFフィルタ(CMRF) (廣瀬, et. al.)
- 位相特異点と振幅を指標とした位置合わせ (夏秋, 廣瀬)
- 非整数ブラウン運動生成 (Danudirdjo, 廣瀬)
- 位相特異点拡散アンラッピング (押山, 廣瀬)
- 位相情報を用いた偏波干渉SAR植生分類 (Shang, 廣瀬)
- おわりに

Introduction

Master



Slave



$$S_{master} = w_{m1} S_m^{HH} + w_{m2} \sqrt{2} S_m^{HV} + w_{m3} S_m^{VV}$$

$$S_{slave} = w_{s1} S_s^{HH} + w_{s2} \sqrt{2} S_s^{HV} + w_{s3} S_s^{VV}$$

How to get the **BEST** combination??

Coherence Level

$$\gamma = \frac{\left| \langle \mu_m \mu_s^{*T} \rangle \right|}{\sqrt{\langle \mu_m \mu_s^{*T} \rangle \langle \mu_m \mu_s^{*T} \rangle}}$$

$$\mu_m = w_m^{*T} k_m$$

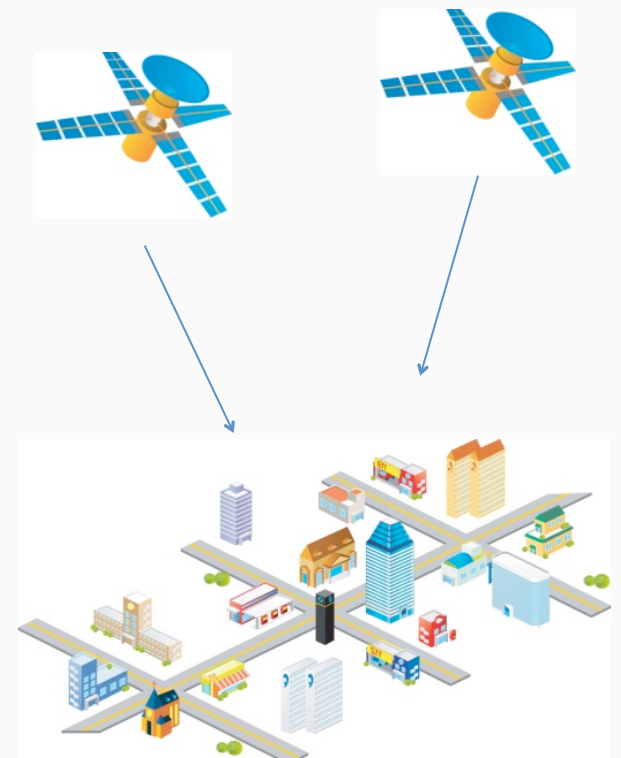
w : mechanism vector

$$k_m = \begin{bmatrix} S_m^{HH} & \sqrt{2} S_m^{HV} & S_m^{VV} \end{bmatrix}$$

$$\mu_s = w_s^{*T} k_s$$

k : target vector

$$k_s = \begin{bmatrix} S_s^{HH} & \sqrt{2} S_s^{HV} & S_s^{VV} \end{bmatrix}$$

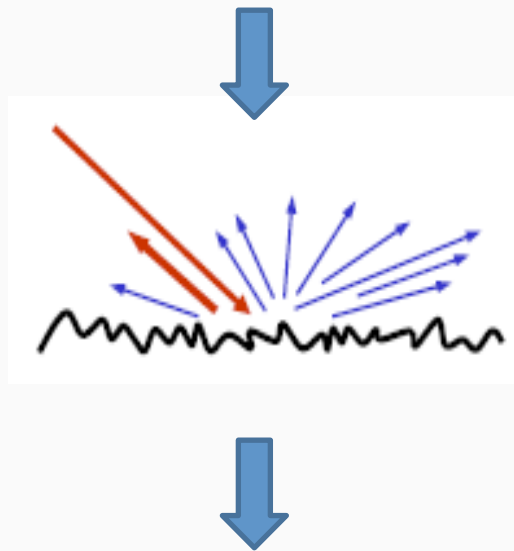


Phase Components of Mechanism Vector

Frequency:

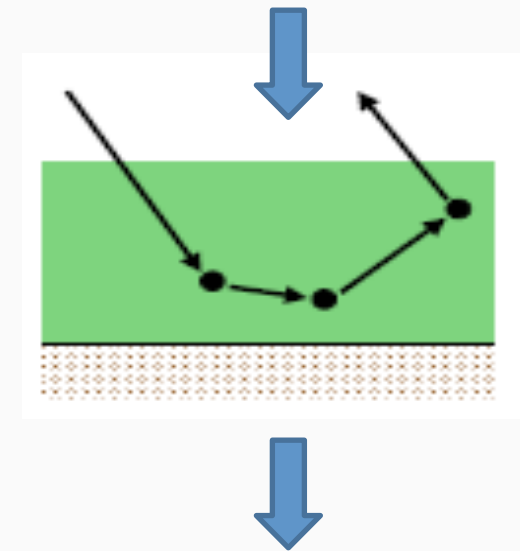
C / X Band

Dominant
Mechanism:



Phase components of w vector is greatly noisy

L Band



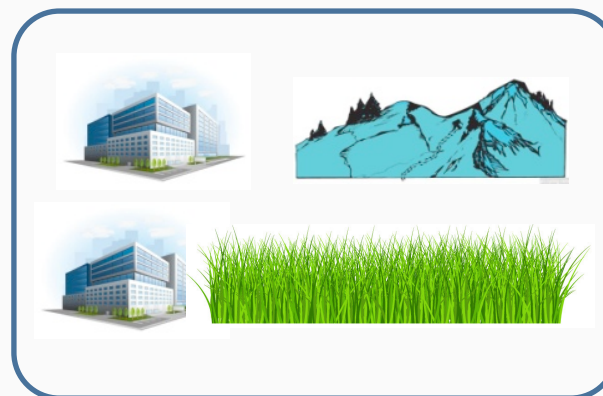
Phase components of w vector is related with scattering features of vegetation

Classification Using Mechanism Vector

Linear transformation of target vector leads to redistribution of scattering information

$$\mathbf{k}_m = \begin{bmatrix} S_m^{HH} & \sqrt{2}S_m^{HV} & S_m^{VV} \end{bmatrix}$$


 S_m^{HH}

 S_m^{HV}

 S_m^{VV}

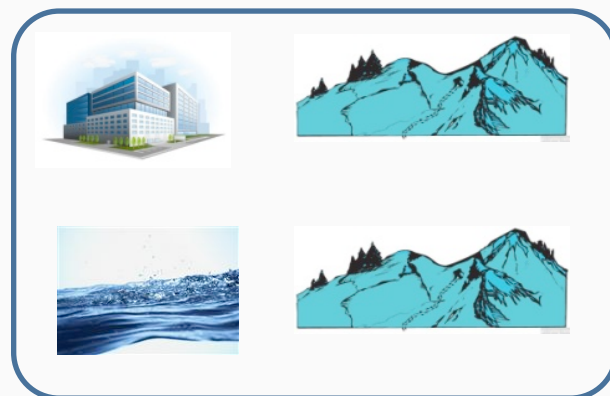

Classification Using Mechanism Vector

Linear transformation of target vector leads to redistribution of scattering information

$$\mathbf{k}_m' = \mathbf{U}\mathbf{k}_m$$



redistribution

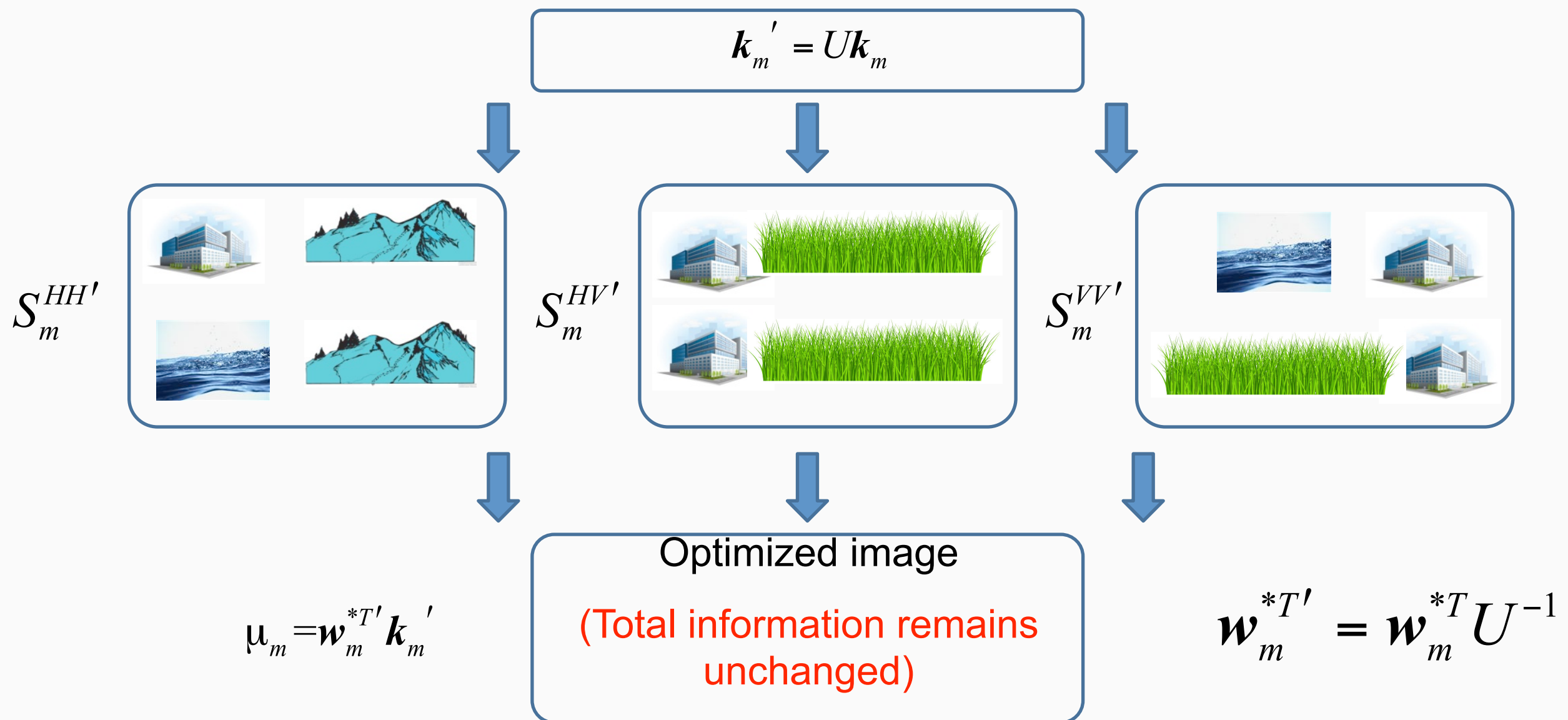
 $S_m^{HH'}$

 $S_m^{HV'}$

 $S_m^{VV'}$


Classification Using Mechanism Vector

Linear transformation of mechanism vector

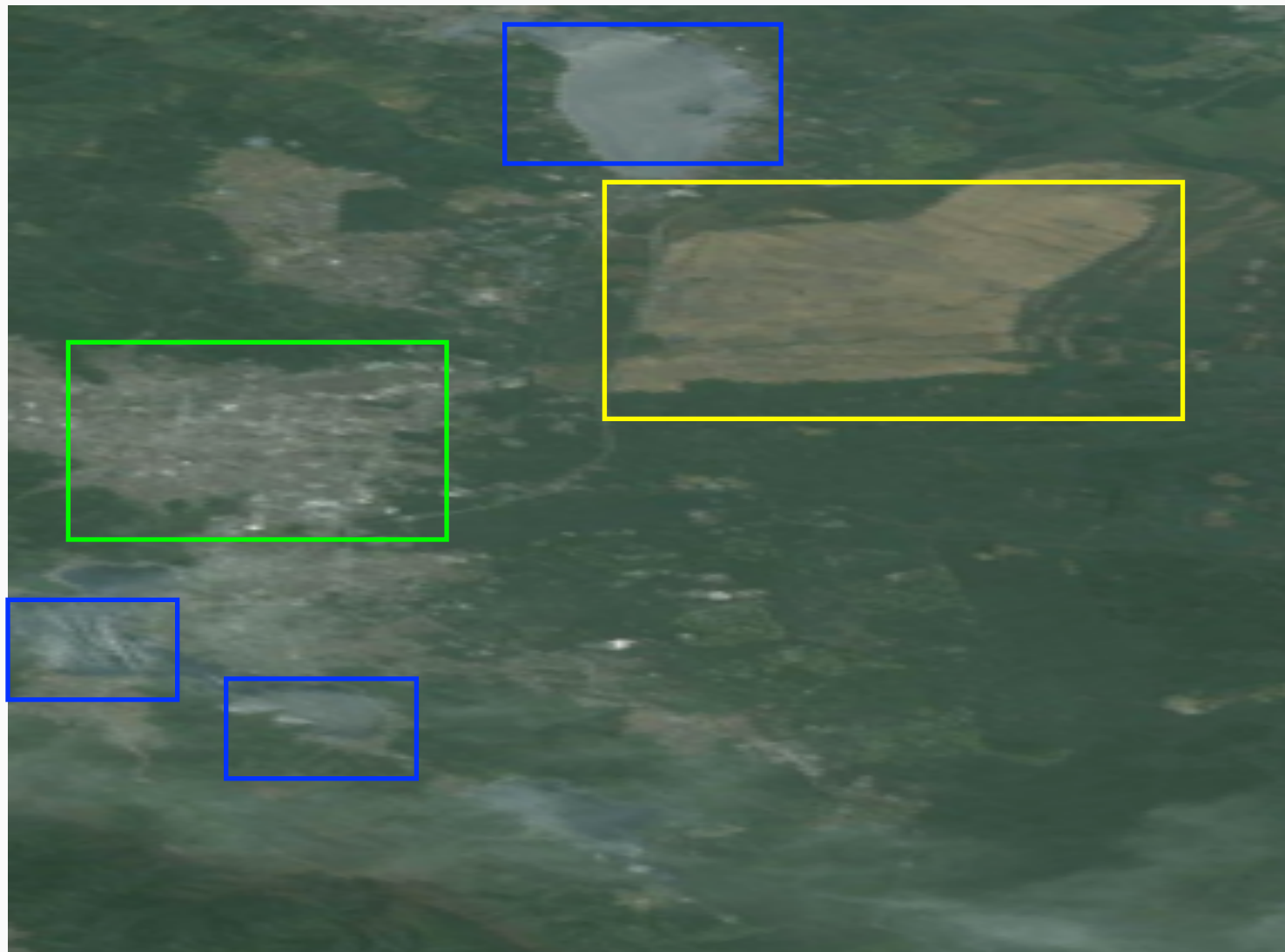
= Linear transformation of target vector



Classification Using Mechanism Vector

Experimental Data: PALSAR 1.1 level data of ALOS

Experimental Area: an area near Mt. Fuji



Lakes



Area with low
vegetation



Towns

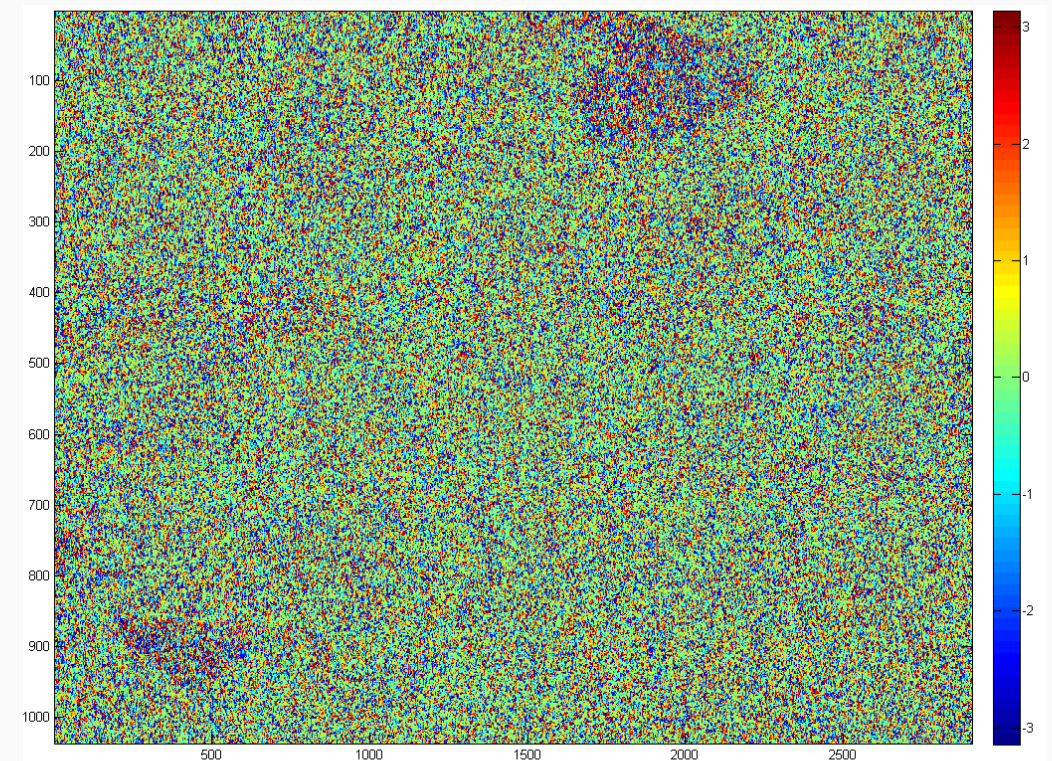
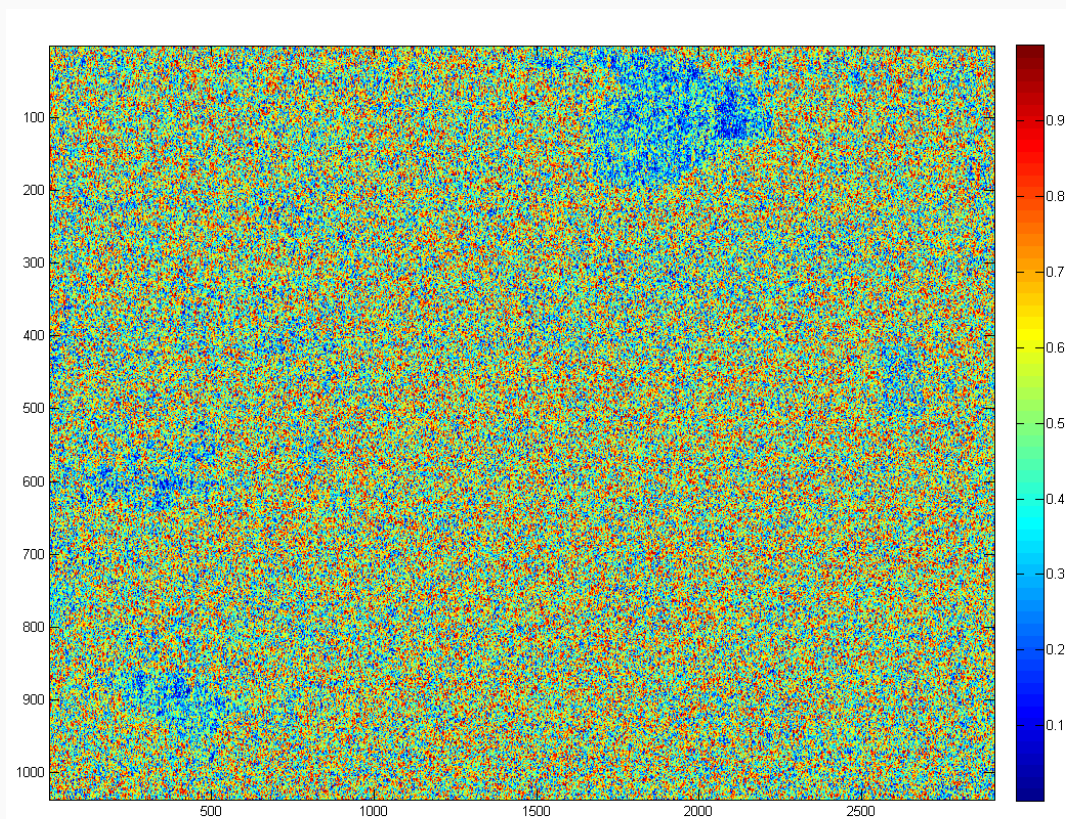
Other area: Forest

Classification Using Mechanism Vector

$$\mathbf{w}_m^{*T'} = \mathbf{w}_m^{*T} U_\theta^{-1} \quad U_\theta = \begin{bmatrix} \cos^2 \theta & \sqrt{2} \sin \theta \cos \theta & \sin^2 \theta \\ -\sqrt{2} \sin \theta \cos \theta & \cos 2\theta & \sqrt{2} \sin \theta \cos \theta \\ \sin^2 \theta & -\sqrt{2} \sin \theta \cos \theta & \cos^2 \theta \end{bmatrix}$$

Amplitude component of w_{m1}

Phase component of w_{m1}

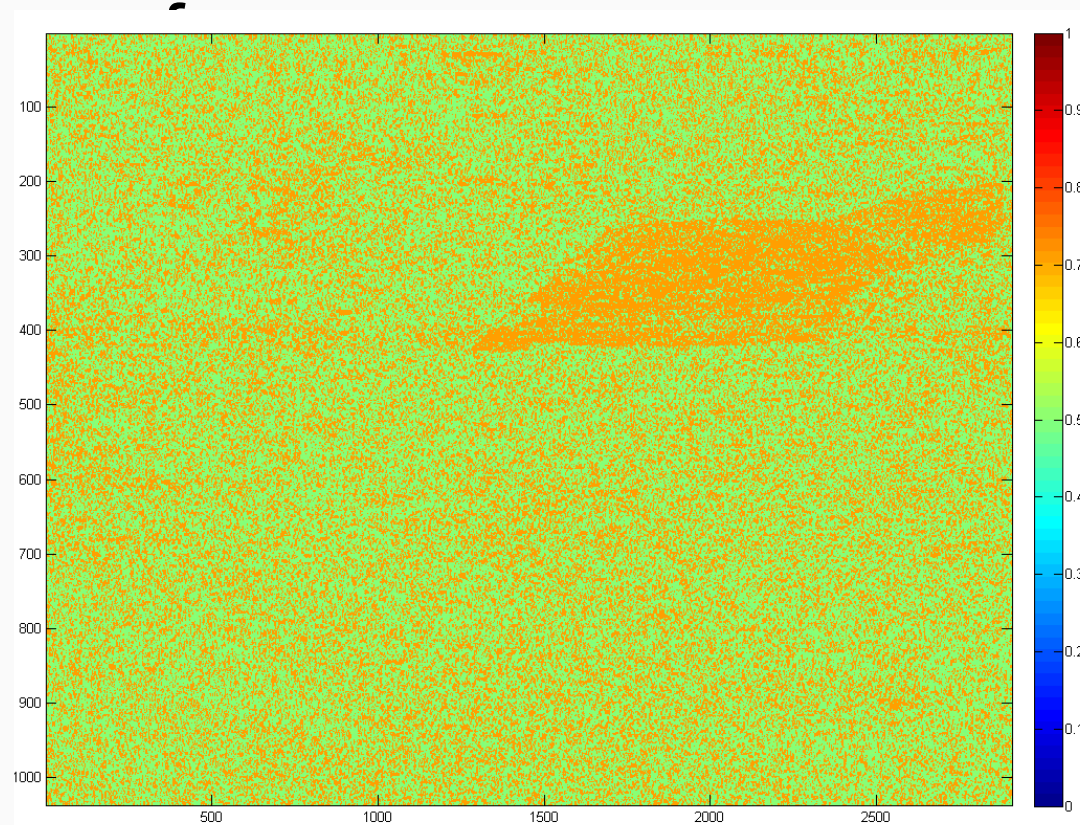


$$\theta = \pi / 2$$

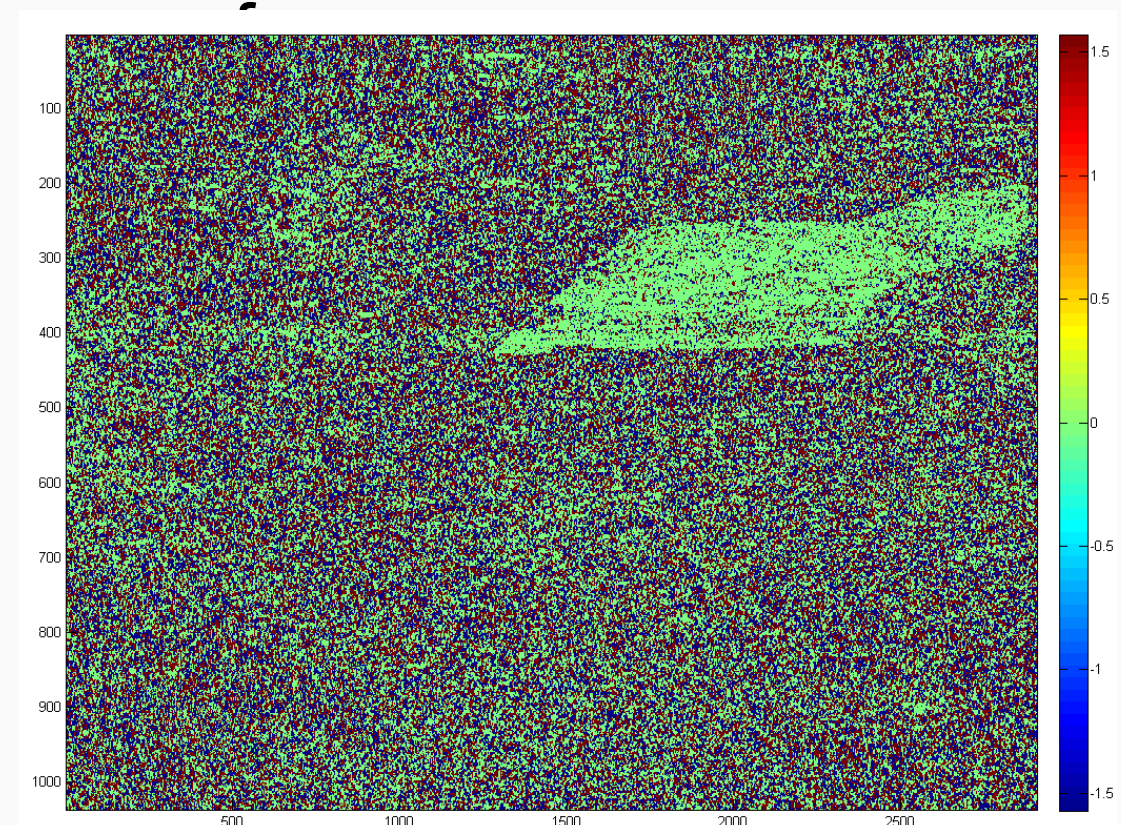
Classification Using Mechanism Vector

Covariance averaged over angle

Amplitude component w_{m1}



Phase component w_{m1}



おわりに

- 干渉SARに関する新しいフィルタリング, 位置合わせ, モデリング, アンラッピングを提案した
- 偏波干渉SARにおける位相情報を用いた植生分類手法
- 複素振幅を扱う適応的なアプローチで問題を解決した
- ALOS-2により, 広域, 高分解能, 多偏波かつ干渉性の良い観測データが得られることへの期待