

# OFDMシステムのための反復Mooseアルゴリズムを用いた

## 周波数オフセット推定に関する一検討

伊藤 匡哉 藤井 雅弘 岩松 隆則 羽多野 裕之 伊藤 篤 渡辺 裕



### 研究背景

OFDMシステムにおいて周波数オフセット推定は必要不可欠



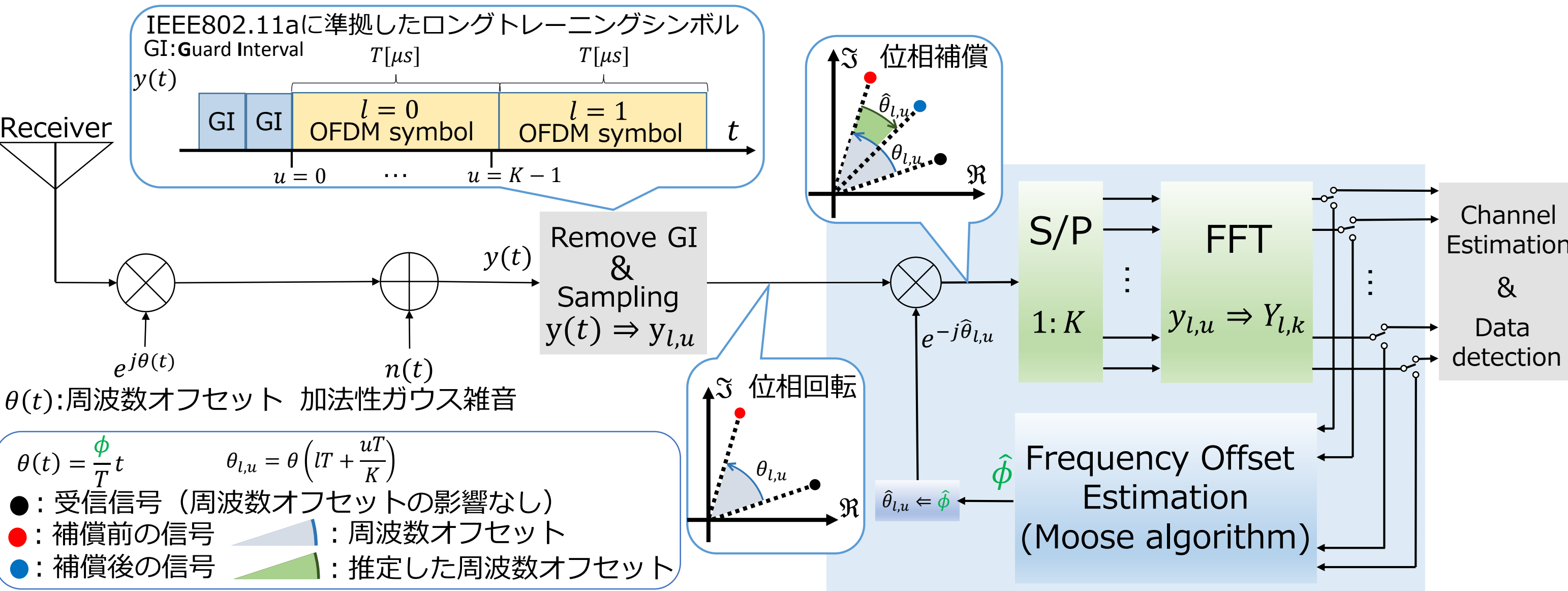
周波数オフセット推定手法

Mooseアルゴリズム：周波数オフセットの最尤推定

理論解析が行われてない

Mooseアルゴリズムによる周波数オフセット推定の理論解析

### 受信機のブロック図・信号モデル



$$Y_{l,k} = e^{j\phi} G_k + N_{l,k}$$

$$G_k = \sum_{k_1 \in \mathbb{K}} I_{k_1-k} H_{k_1} X_{k_1} \quad I_k = \sum_{u=0}^{K-1} e^{j(\phi+2\pi k)u/K}$$

$\phi$ : 周波数オフセット ( $\phi = 2\pi\Delta f$ )  
 $\mathbb{K}$ : サブキャリア番号の集合  
 $K$ : サンプル数/OFDMシンボル  
 $Y_{l,k}$ : 第 $l$  OFDMシンボルの第 $k$  サブキャリアの受信信号  
 $H_k$ : 第 $k$  サブキャリア番号における伝送路の周波数応答  
 $X_k$ : ロングトレーニングシンボルの第 $k$  サブキャリアの送信シンボル  
 $N_{l,k}$ : 加法的白色ガウス雑音 ( $E\{N_{l,k}\} = 0, E\{N_{l_1,k_1} N_{l_2,k_2}^*\} = \sigma_N^2 \delta_{l_1,l_2} \delta_{k_1,k_2}$ )

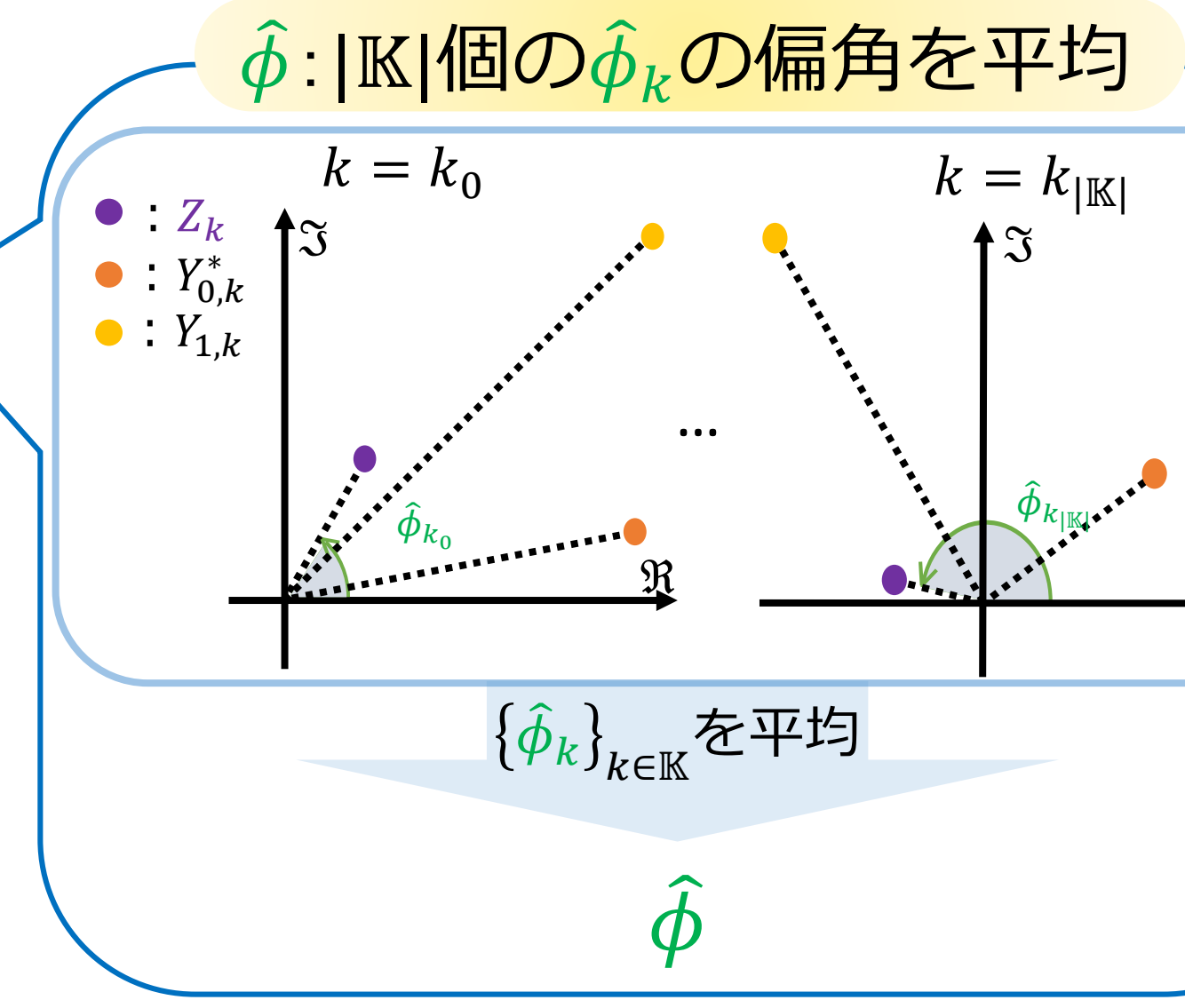
### Mooseアルゴリズム

ロングトレーニングシンボル区間における送信信号の特徴を利用して送信シンボルと伝送路の周波数応答の情報なしに周波数オフセット $\phi$ の最尤推定を行うアルゴリズム

$$\hat{\phi} = \arg \max_{-\pi \leq \phi < \pi} p(Y_0, Y_1 | \phi)$$

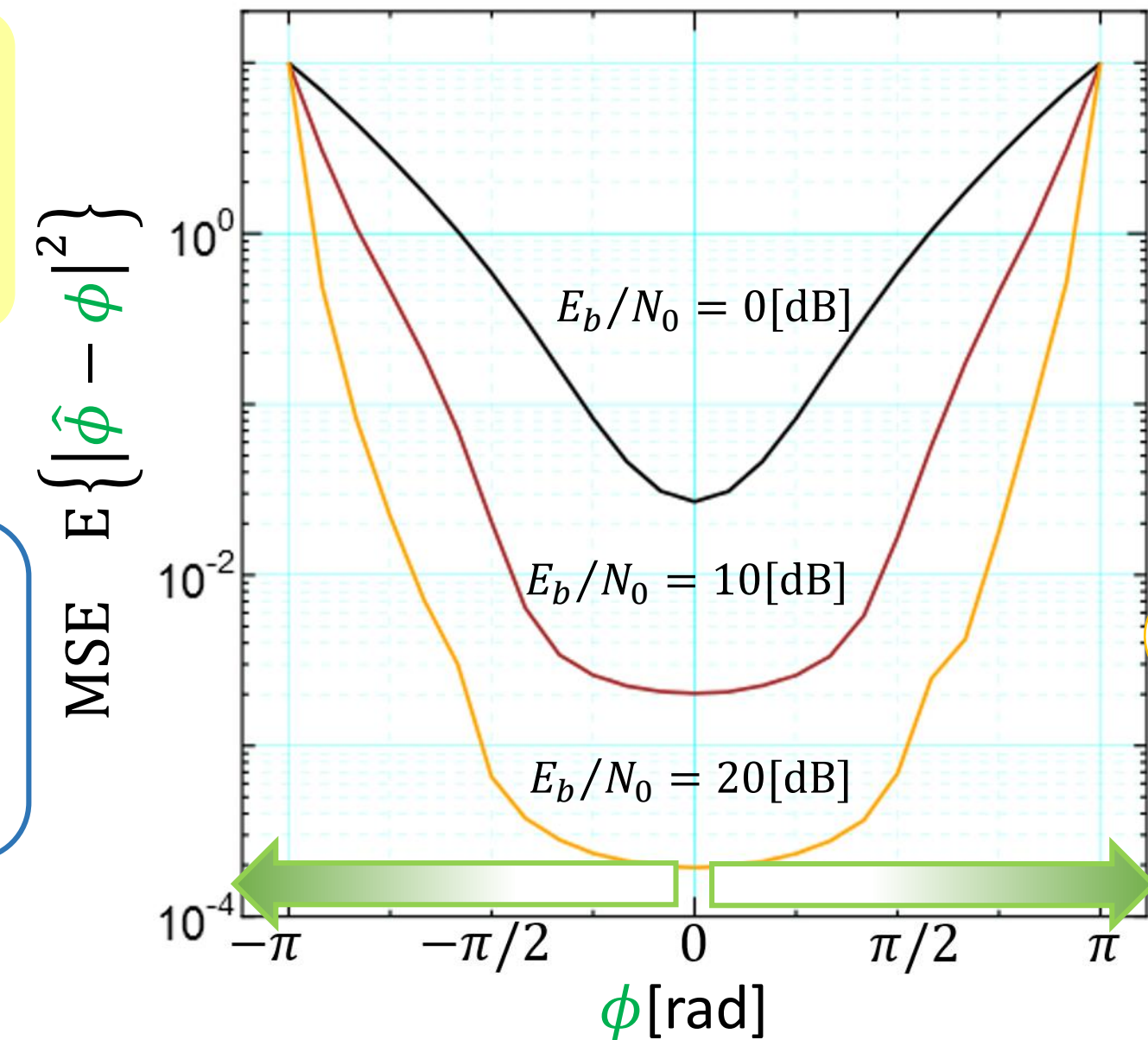
$$= \frac{1}{|\mathbb{K}|} \sum_{k \in \mathbb{K}} \angle Z_k = \frac{1}{|\mathbb{K}|} \sum_{k \in \mathbb{K}} \hat{\phi}_k$$

$\hat{\phi}$ : 周波数オフセット  
 $Y_l = \{Y_{l,k}\}_{k \in \mathbb{K}}$ : 受信信号  
 $Z_k: Y_{1,k} Y_{0,k}^*$



### Mooseアルゴリズムによる周波数オフセット推定誤差の評価

Mean Squared Error (MSE)  
 $E\{|\hat{\phi} - \phi|^2\}$



$|\phi|$ が増大  
MSEが増大

なぜ $|\phi|$ が増大するとMSEが増大するのか?

### Mooseアルゴリズムによる周波数オフセット推定のMSE解析

Mooseアルゴリズムを理論解析

MSE

$$\varepsilon(\phi) = E\{|\hat{\phi} - \phi|^2\} = \int_{-\pi}^{\pi} |\hat{\phi} - \phi|^2 p(\hat{\phi}) d\hat{\phi} = \int_{-\pi+\phi}^{\pi+\phi} \hat{\phi}^2 p(\hat{\phi} + \phi) d\hat{\phi}$$

被積分関数

$\hat{\phi}^2 p(\hat{\phi} + \phi)$  に依存

$\hat{\phi}$  の確率密度関数の性質を検討

### $\hat{\phi}$ の確率密度関数の性質

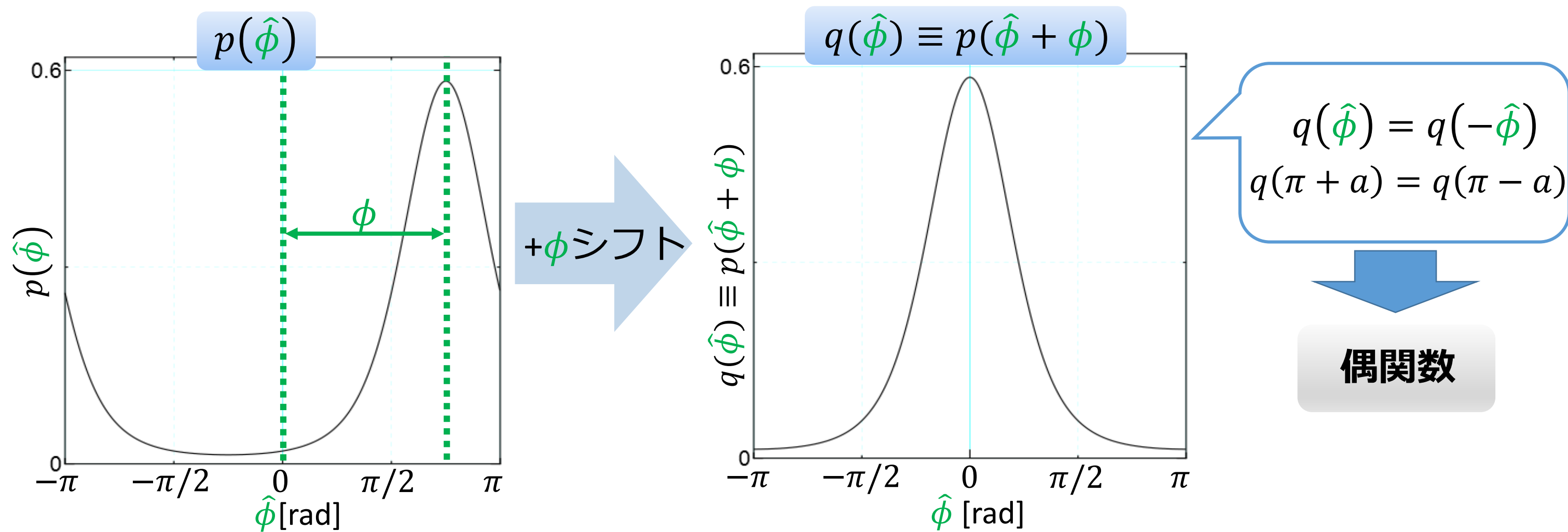
$\hat{\phi}$  は  $\{\hat{\phi}_k\}_{k \in \mathbb{K}}$  の集合平均

$\hat{\phi}$  も  $\{\hat{\phi}_k\}_{k \in \mathbb{K}}$  と同じ統計的性質を持つ  
 $p(\hat{\phi}) = p(\hat{\phi}_k)$

$\hat{\phi}_k = \angle Z_k$   $Z_k$  を検討

$Z_k \approx |G_k|^2 e^{j\phi} + \tilde{N}_k$   
 $Z_k$  を複素ガウス確率変数の標本と近似 ( $E_b/N_0$  が大きい場合)  
 複素ガウス確率変数の位相の確率密度関数

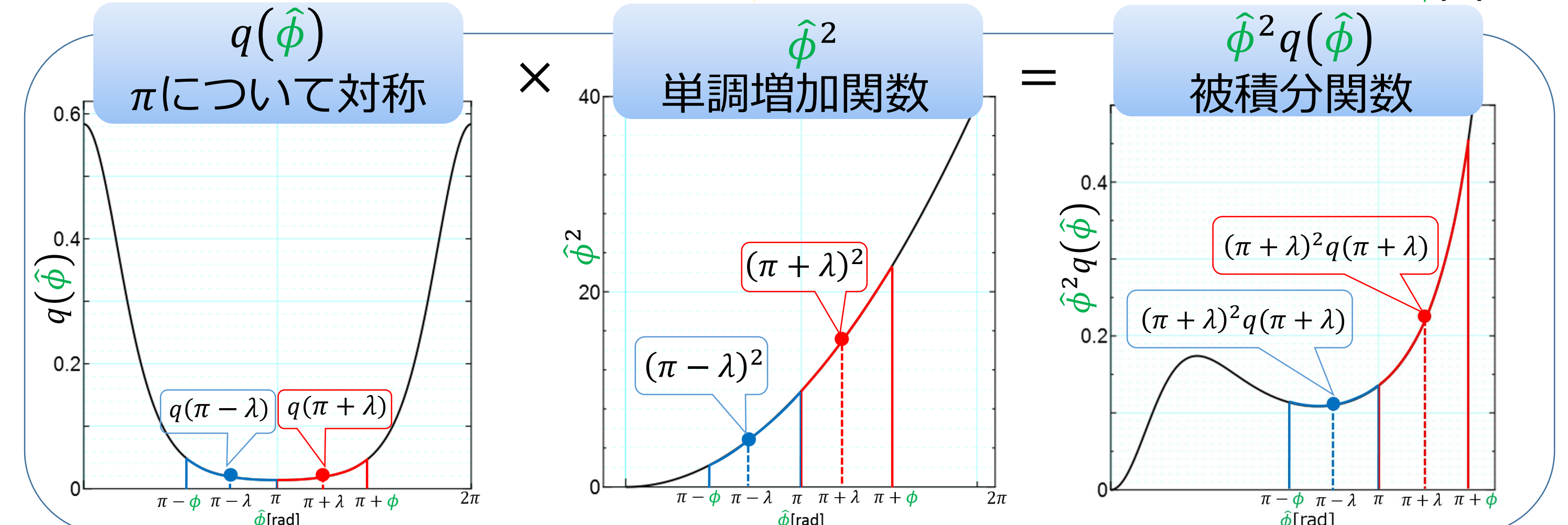
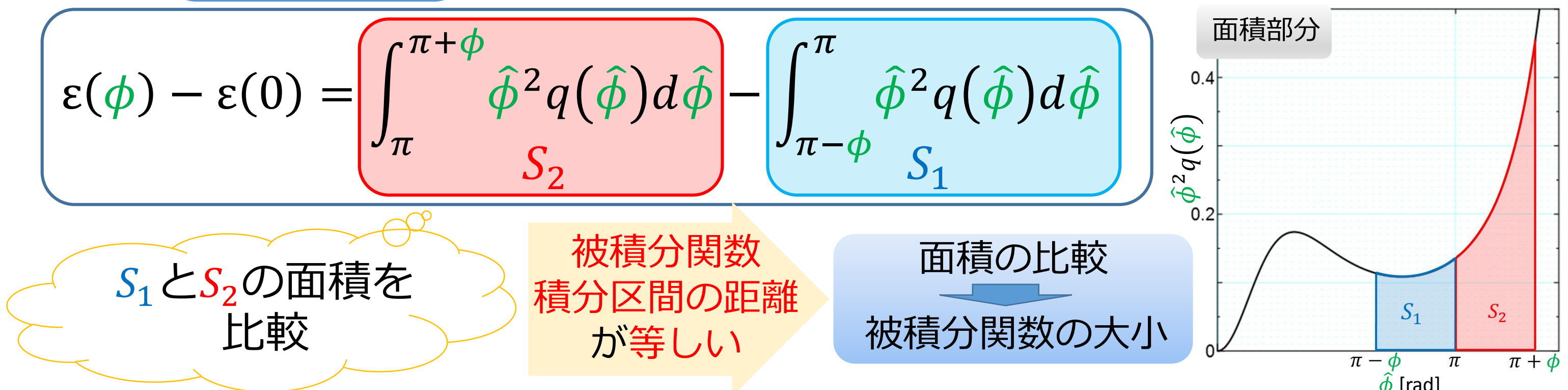
$$p(\hat{\phi}_k) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_N^2}\right) + \frac{\cos(\hat{\phi}_k - \phi)}{2\sqrt{2}\pi\sigma_N} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{\cos(\hat{\phi}_k - \phi)}{\sqrt{2}\sigma_N}\right)\right) \exp\left(-\frac{\sin^2(\hat{\phi}_k - \phi)}{2\sigma_N}\right)$$



### MSE解析

$$\varepsilon(\phi) = \int_{-\pi+\phi}^{\pi+\phi} \hat{\phi}^2 p(\hat{\phi} + \phi) d\hat{\phi} = \int_0^{\pi+\phi} \hat{\phi}^2 q(\hat{\phi}) d\hat{\phi} + \int_0^{-\pi-\phi} \hat{\phi}^2 q(\hat{\phi}) d\hat{\phi}$$

$|\phi|$ が増大  
 MSEが { 増大, 一定, 減少 }  
 $|\phi| > 0$  と  $\phi = 0$  のMSEを比較  
 $\varepsilon(\phi) - \varepsilon(0) \begin{cases} > 0: \text{MSEは} |\phi| \text{ において増加関数} \\ = 0: \text{MSEは一定} \\ < 0: \text{MSEは} |\phi| \text{ において減少関数} \end{cases}$



$q(\hat{\phi})$  は  $\pi$  について対称  
 $\hat{\phi}^2 q(\hat{\phi})$  の大小は  $\hat{\phi}^2$  の大小にだけ依存  
 $0 \leq \lambda \leq |\phi|$   
 $(\pi + \lambda)^2 > (\pi - \lambda)^2 \implies S_2 > S_1 \implies \varepsilon(\phi) - \varepsilon(0) > 0$

MSEは  $|\phi|$  に対して 増加関数  
 MSEは  $\phi = 0$  を最小値とする 下に凸の関数  
 $|\phi|$ が増大  
 MSEが増大

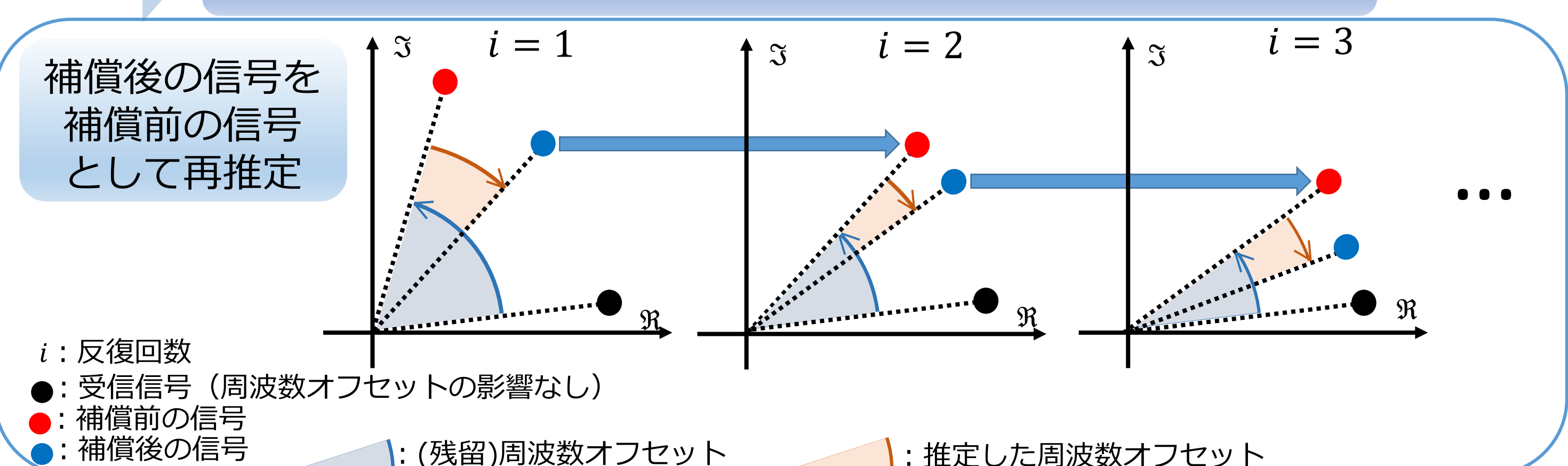
### 反復Mooseアルゴリズムの提案

推定の考え

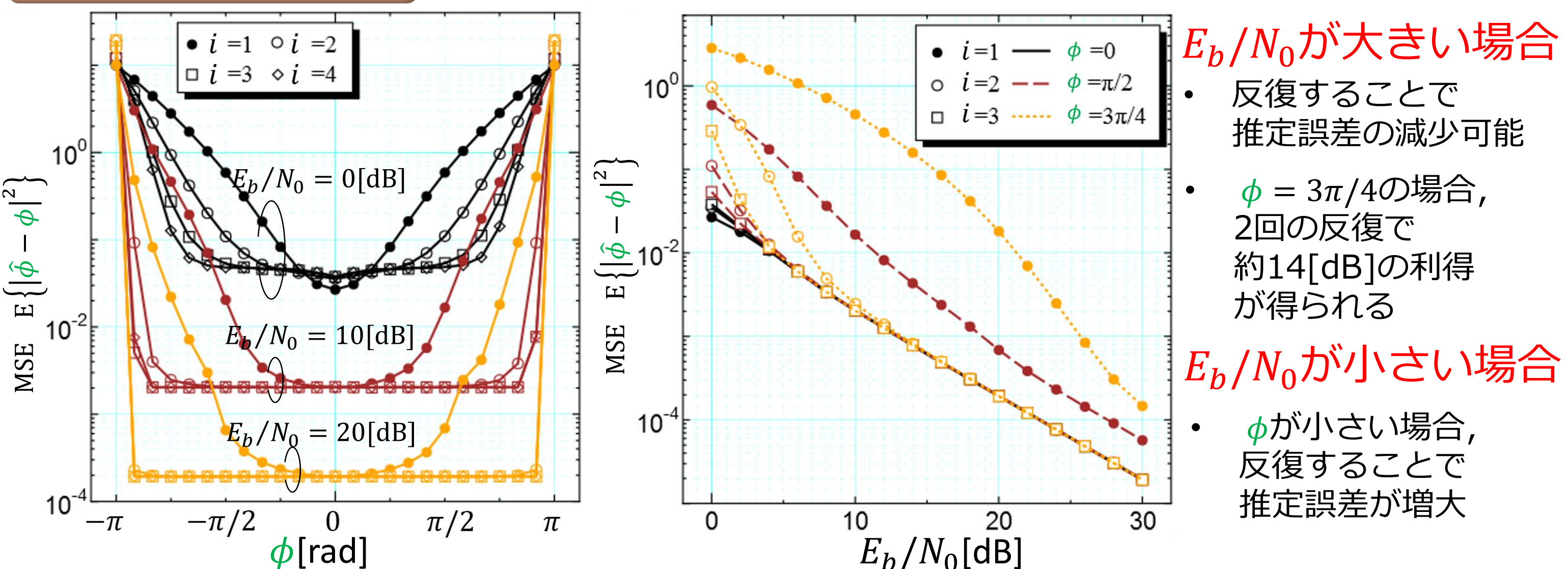
- 周波数オフセット補償を行うことにより、周波数オフセットの低減が可能
- 周波数オフセット推定誤差のため補償後も周波数オフセットが残留

残留周波数オフセットは元の周波数オフセットよりも小さくなるのが期待できる

残留周波数オフセットが小さくなればMSEが減少



### 提案手法の評価



- $E_b/N_0$  が大きい場合
  - 反復することで推定誤差の減少可能
  - $\phi = 3\pi/4$  の場合、2回の反復で約14[dB]の利得が得られる
- $E_b/N_0$  が小さい場合
  - $\phi$  が小さい場合、反復することで推定誤差が増大

### まとめ

- $|\phi|$  の増大にともない、MSEが増大することを理論的に証明
- Mooseアルゴリズムの数回の反復により周波数オフセット量によらず、一定のMSEを達成可能