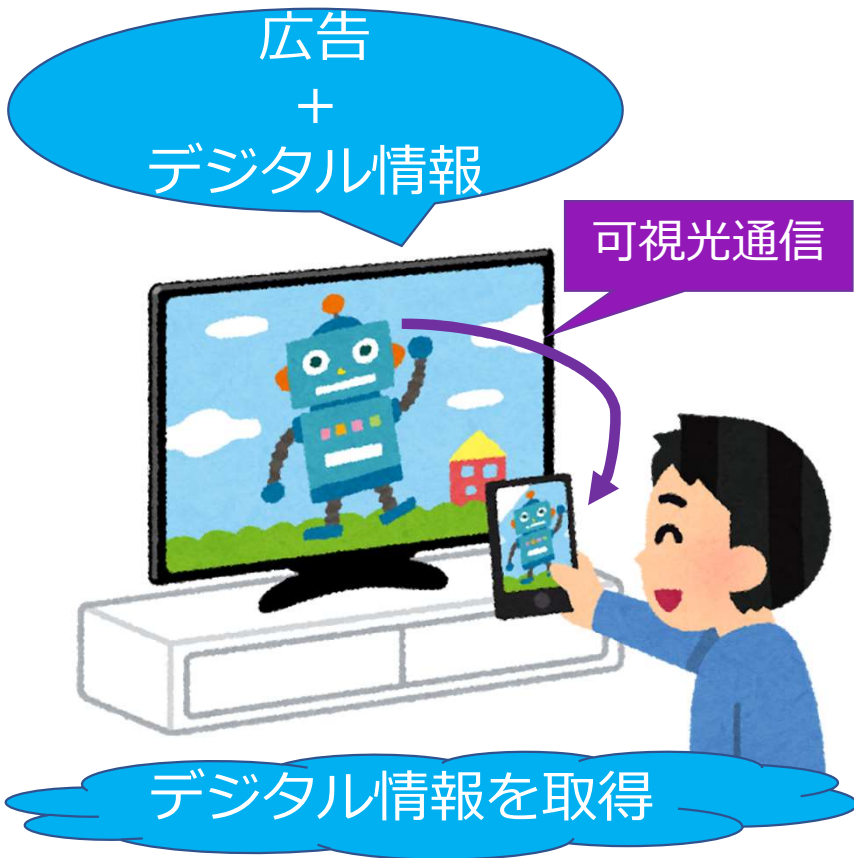


デジタルサイネージ・イメージセンサ
可視光通信における
機械学習に基づく信号復調方式の一検討

伊与田 友貴 小林 健太郎 中條 渉
名城大学 理工学研究科

デジタルサイネージ・イメージセンサ可視光通信

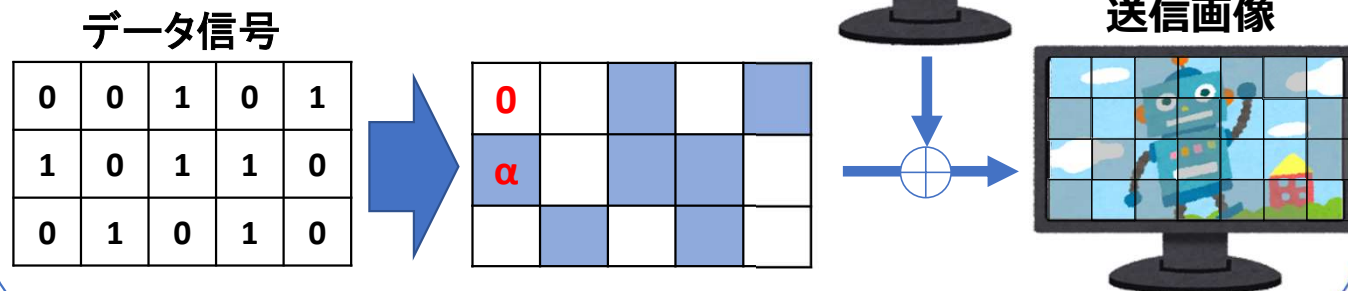
視覚的な広告とデータ情報の両立が可能



送信機：デジタルサイネージ(ディスプレイ)
受信機：イメージセンサ(携帯端末内蔵カメラ)
デジタル画像に情報を付加して視聴者に提供

先行研究[1]

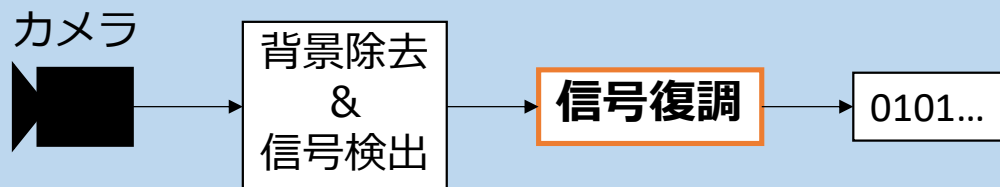
- データ信号0,1
⇒格子状のセルに並列化(信号強度0, α)
⇒背景画像に重畳して送信



[1] H. Okada, S. Sato, T. Wada, K. Kobayashi, and M. Katayama, "Preventing Degradation of the Quality of Visual Information in Digital Signage and Image-Sensor-Based Visible Light Communication Systems," IEEE Photonics Journal, vol.10, no. 3, Art. no. 7903509, Apr. 2018.

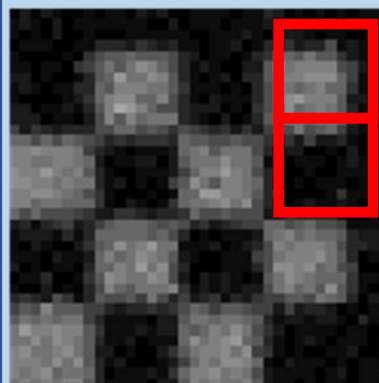
先行研究における信号復調とその課題

受信機



課題

- 信号検出時の位置ずれ, 光の拡散やレンズによるぼけ



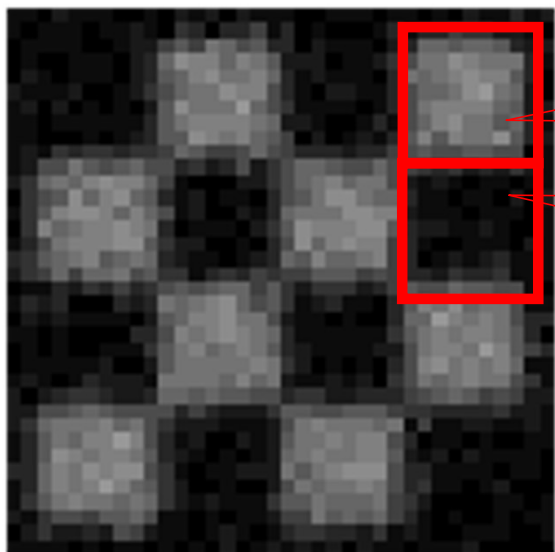
- セルの位置がずれる
- 境界があいまい

- 照明光や背景画像によるノイズ



- 境界があいまい
- セル自体の判別が困難
- 領域内の色があいまい

- 検出した信号のセル領域のピクセル値平均を閾値判定



ピクセル値平均が
閾値より大きいので1

ピクセル値平均が
閾値より小さいので0

研究目的

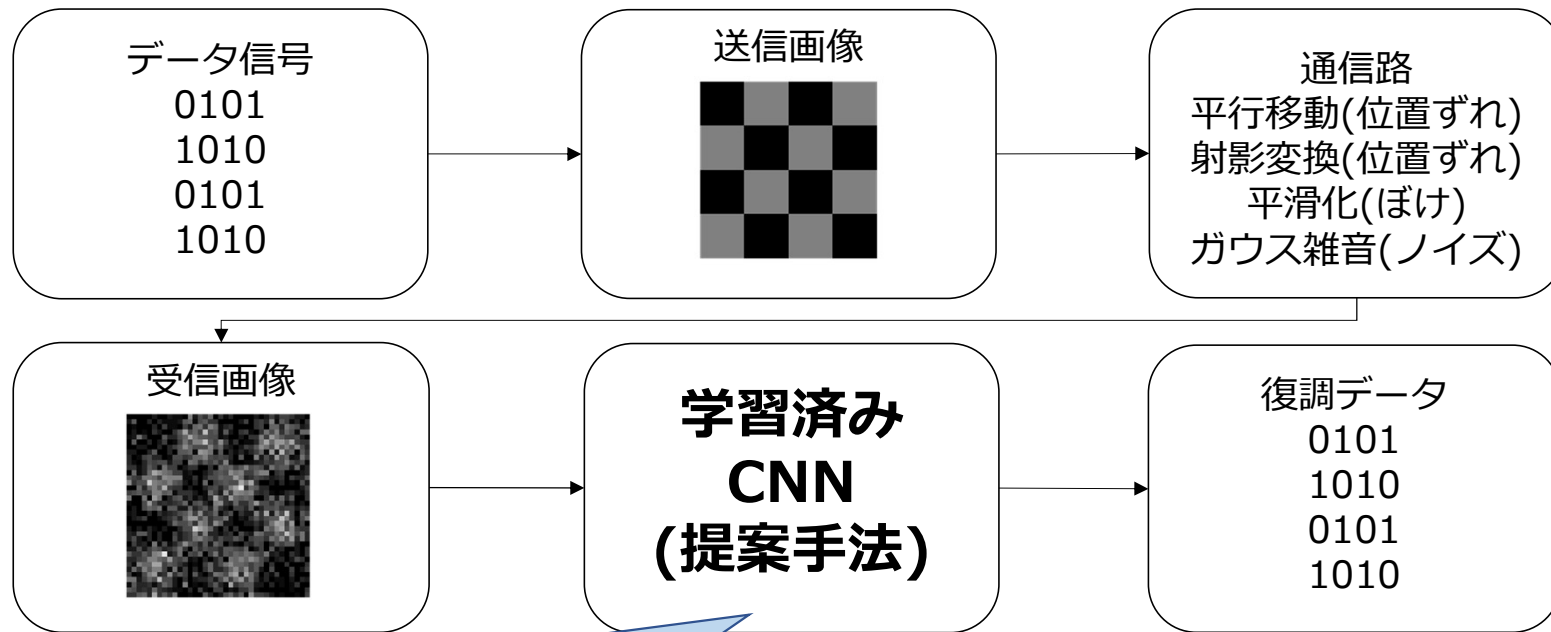
**デジタルサイネージ・イメージセンサ可視光通信における
信号検出時の位置ずれ・ぼけやノイズに強い
信号復調方式の実現**



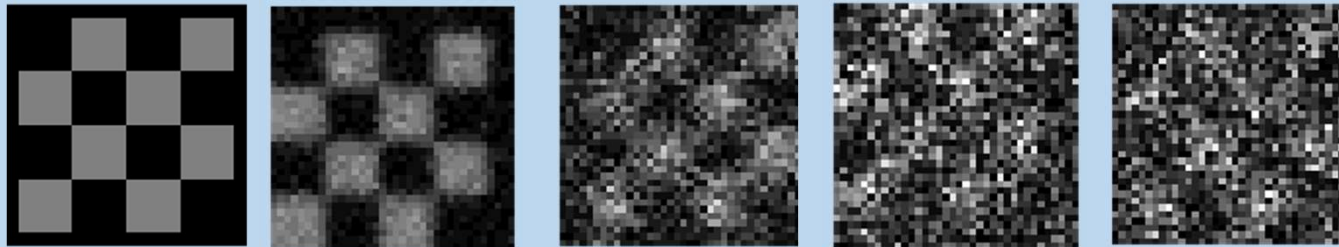
**位置ずれ・ぼけ・ノイズを疑似的に再現した
受信画像から情報信号を復調する機械学習の構築**

**提案復調方式における情報信号の復調性能を
先行研究の復調方式と比較評価**

システムモデル

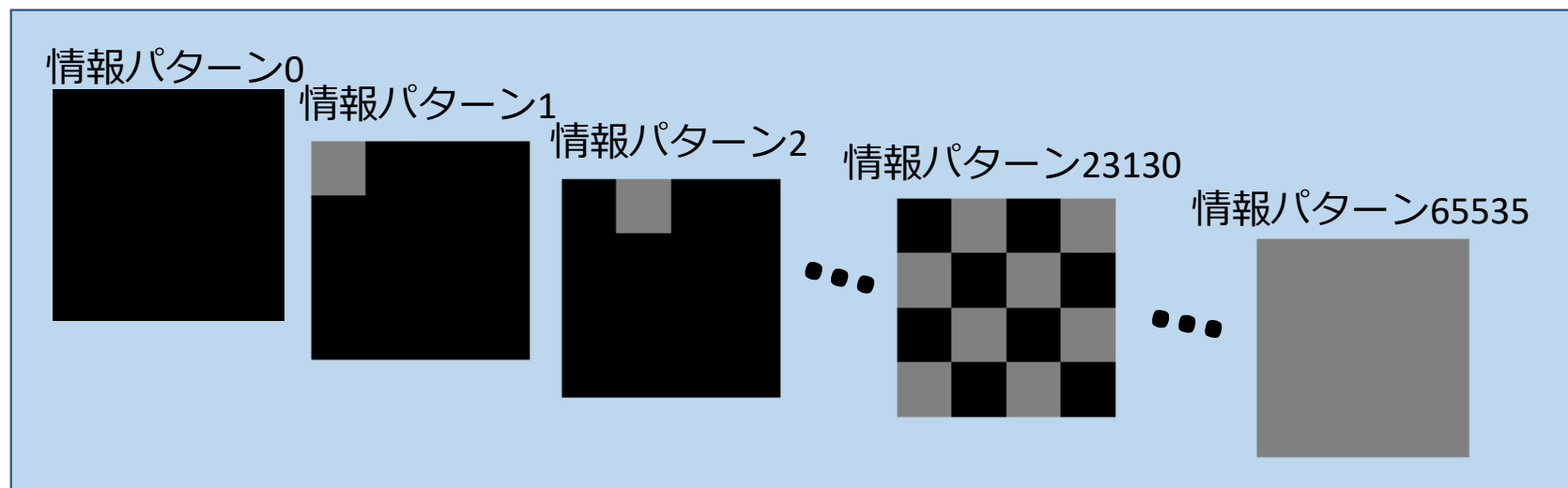


想定されるさまざまな位置ずれ・ぼけ・ノイズを含む画像を学習



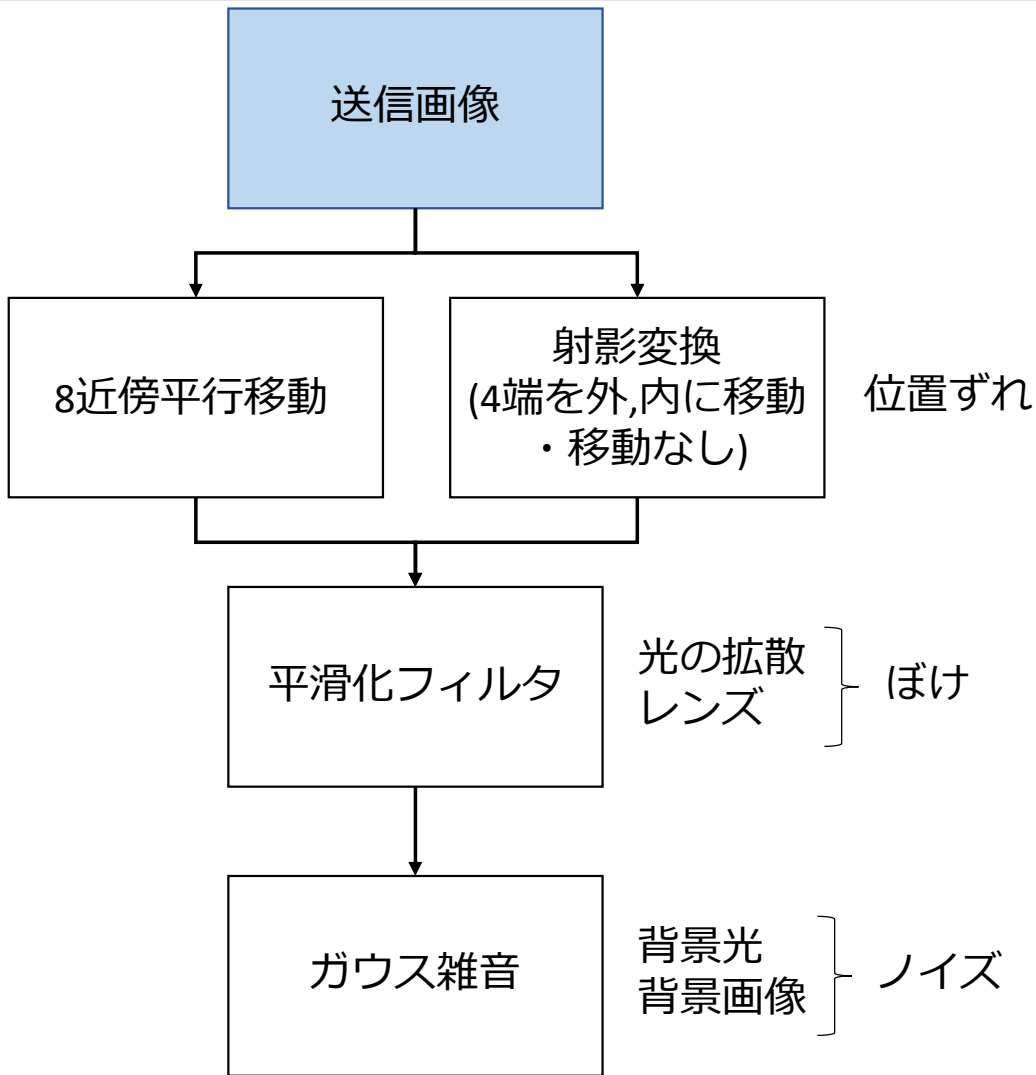
送信画像のパターン

- 情報セル配置数 → $4[\text{セル}] \times 4[\text{セル}] = 16[\text{セル}]$
 - 情報セルサイズ → $8[\text{pixel}] \times 8[\text{pixel}]$
- 画像サイズ → $32[\text{pixel}] \times 32[\text{pixel}]$
- $2^{16} = 65536$ パターンの16ビットのデータ信号を送信可能



信号強度 α のセル データ1を表す
信号強度 0 のセル データ0を表す

通信路・受信画像



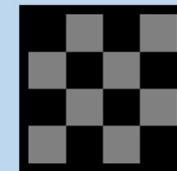
送信画像は4×4セルの白黒画像

(位置ずれの為に周囲2[pixel]に余白を追加)

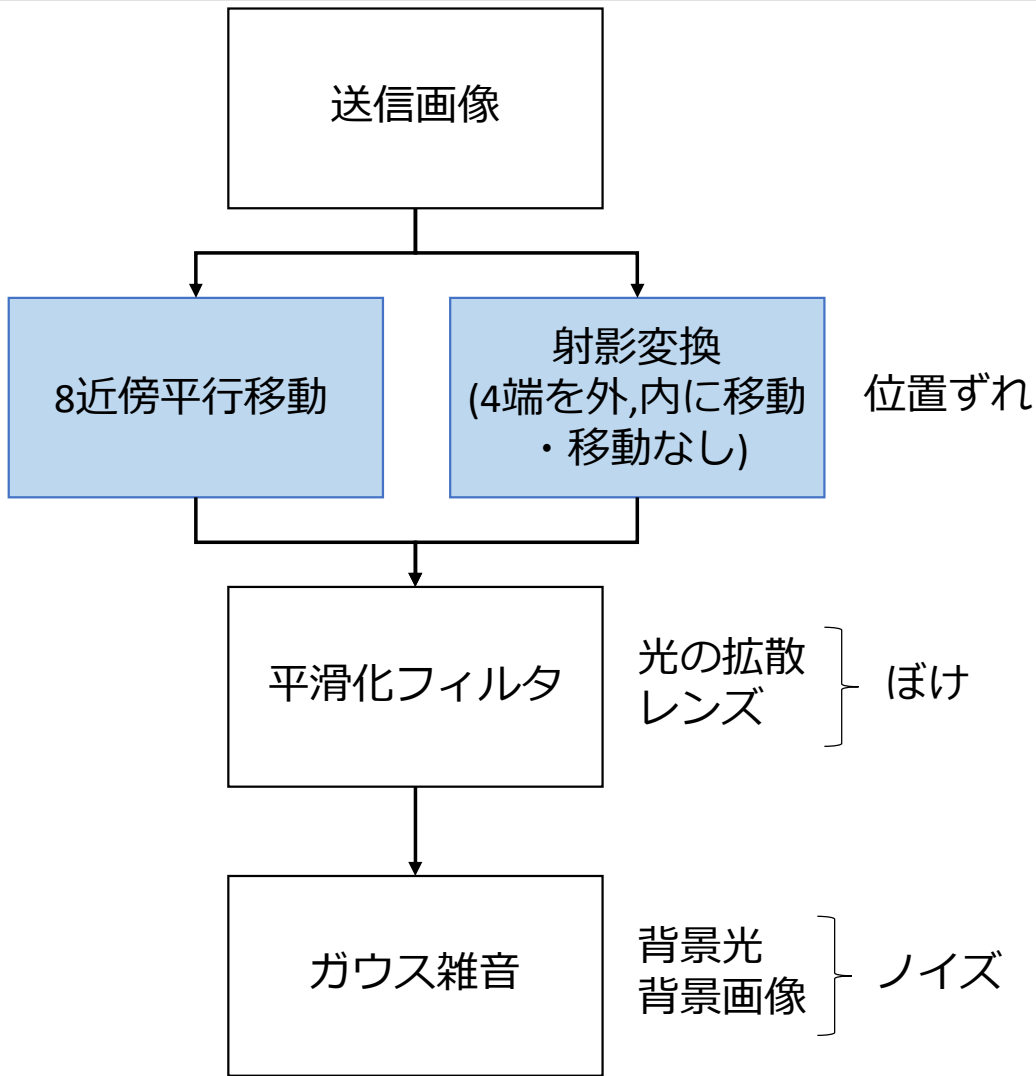
正確に受信できた場合

- 位置ずれが起こらない
- 光の拡散やレンズによるぼけが無い
- 背景光や背景画像によるノイズが無い

画像の中心に信号が存在
外乱もなく判別は容易

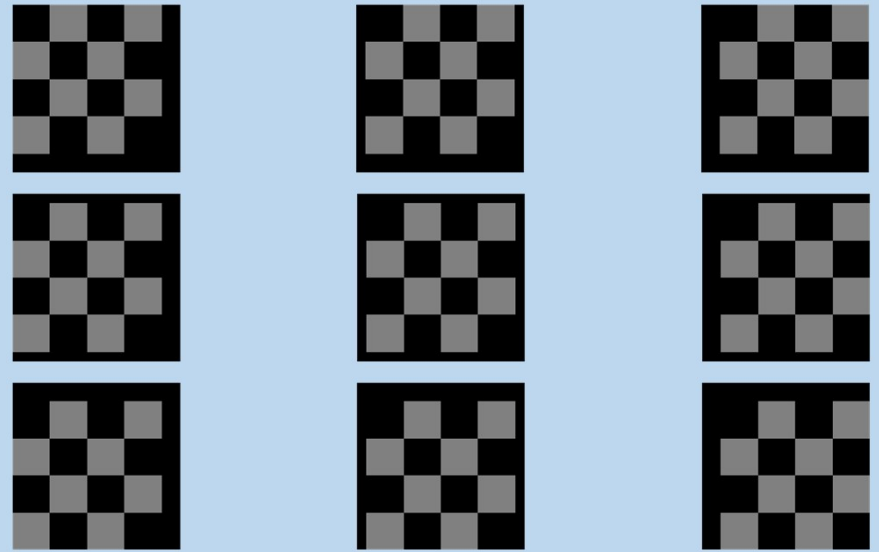


通信路・受信画像

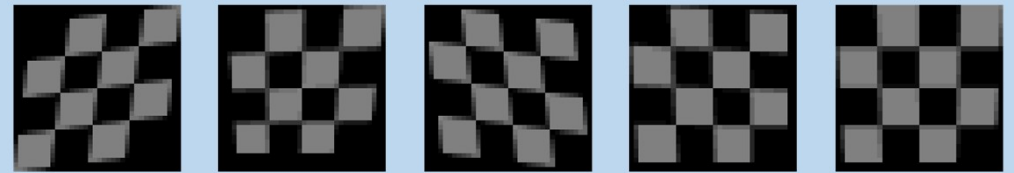


撮影時・信号検出時の位置ずれを再現

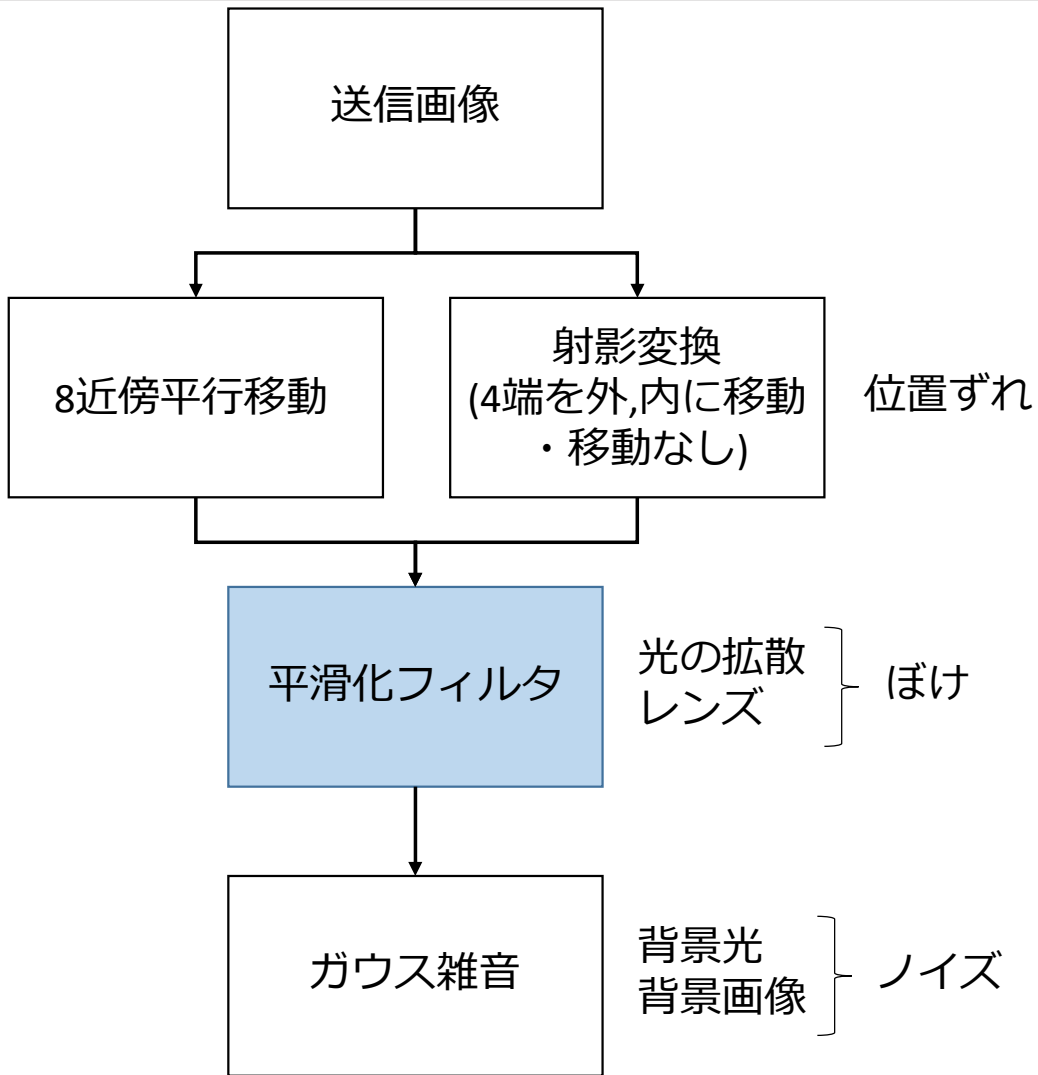
8近傍平行移動



射影変換

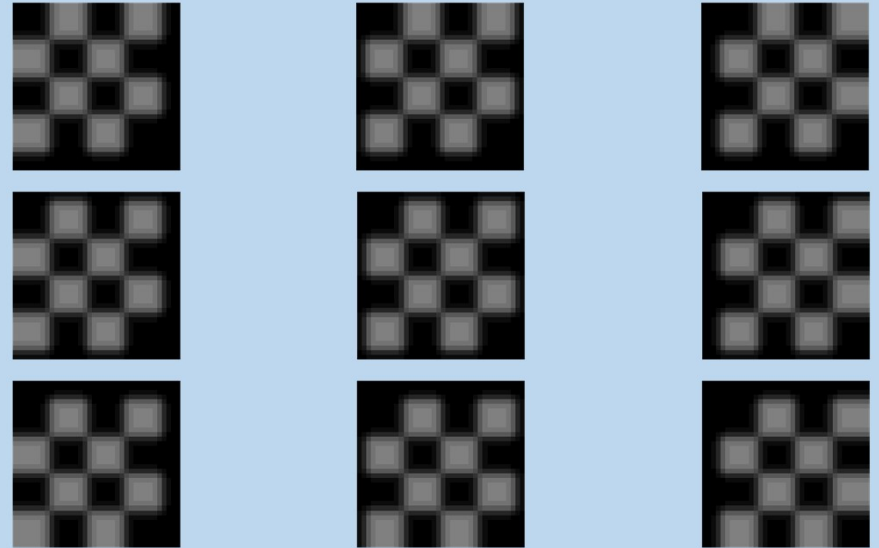


通信路・受信画像

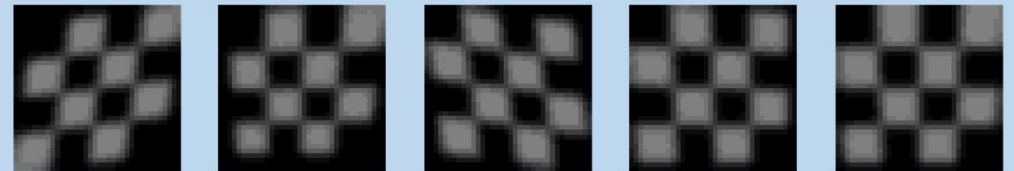


撮影時・信号検出時の位置ずれを再現

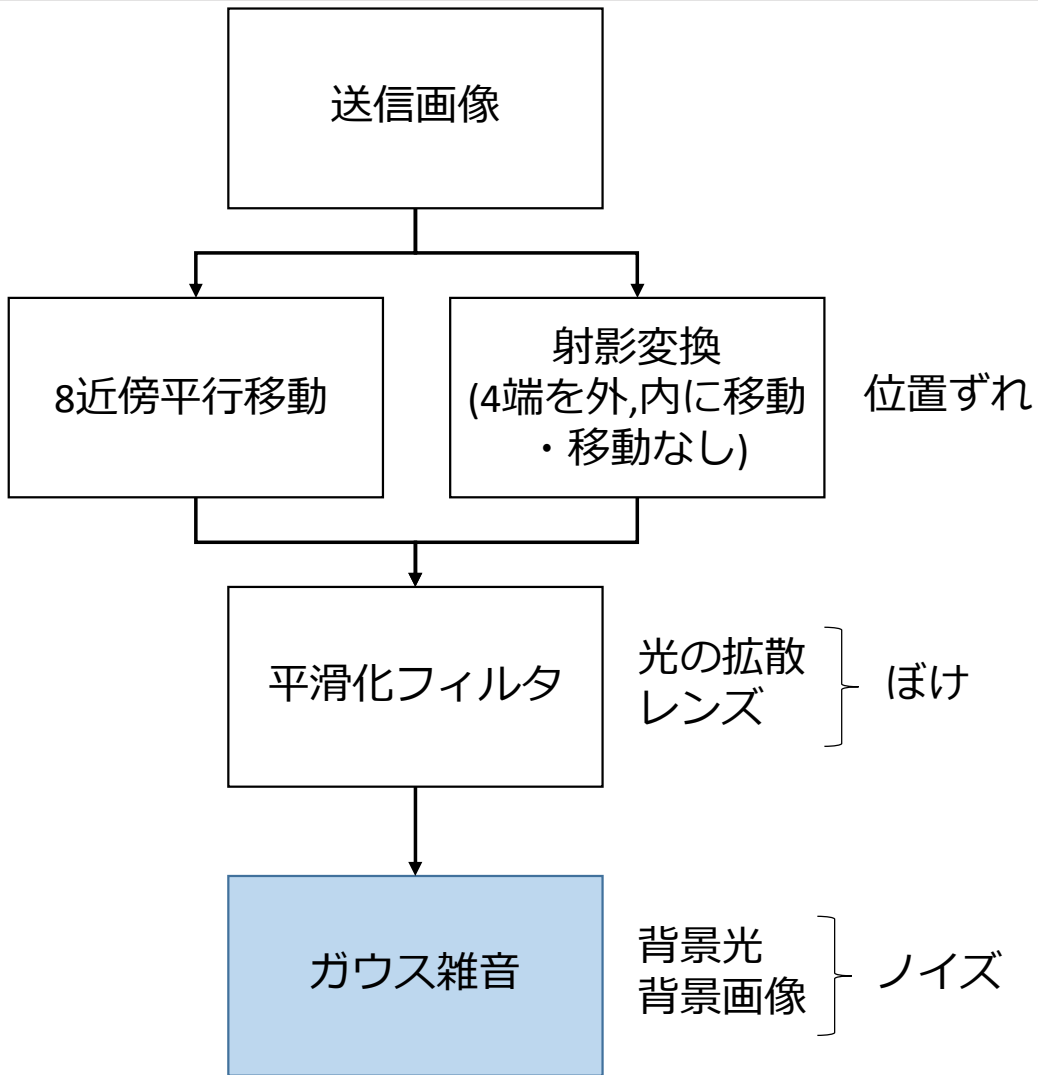
8近傍平行移動



射影変換

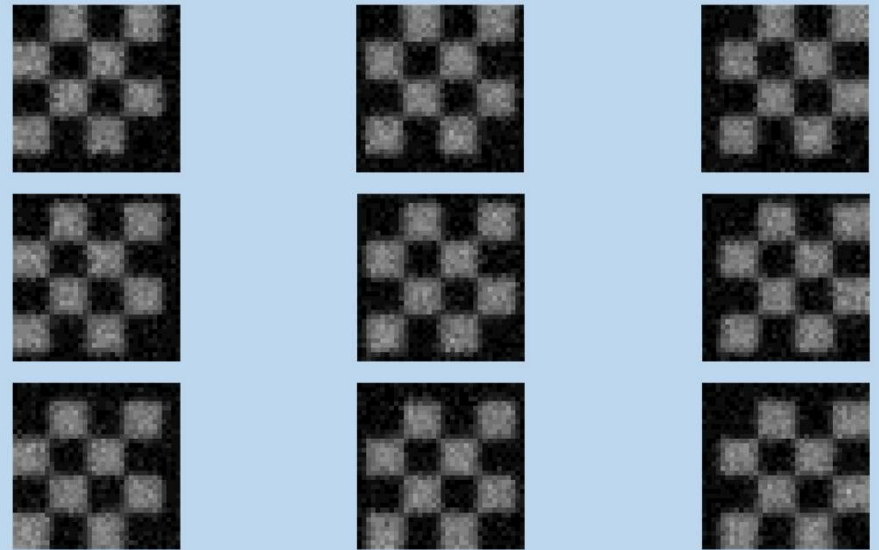


通信路・受信画像

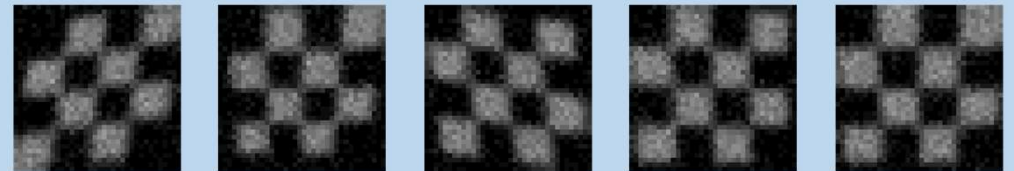


照明光・背景画像によるノイズを再現

8近傍平行移動

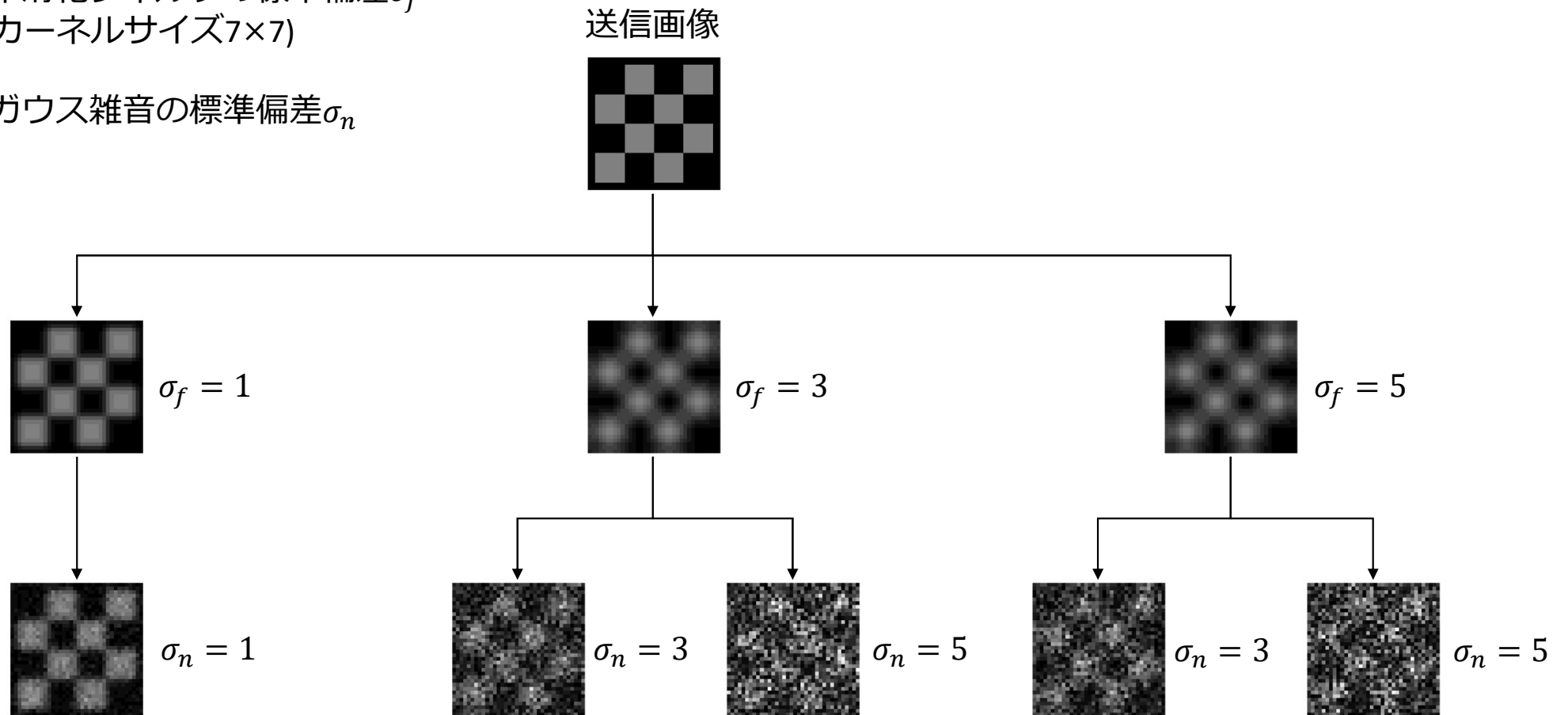


射影変換



平滑化フィルタ・ガウス雑音

- 平滑化フィルタの標準偏差 σ_f
(カーネルサイズ 7×7)
- ガウス雑音の標準偏差 σ_n



提案機械学習モデル

全10層の畳み込みニューラルネットワーク型深層学習

	Layer	出力サイズ
入力	受信画像	36×36×1
Layer1	畳み込み(5×5×3)+ReLU	32×32×3
Layer2	AveragePooling(2×2)	16×16×3
Layer3	畳み込み(5×5×128)+ReLU	12×12×128
Layer4	畳み込み(5×5×256)+ReLU	8×8×256
Layer5	AveragePooling(2×2)	4×4×256
Layer6	Dropout(0.5)	4×4×256
Layer7	Flatten	4096
Layer8	Dense(ReLU)	128
Layer9	Dropout(0.25)	128
Layer10 (出力)	Dense(sigmoid)	16

3×3の畳み込みでは
平滑化やノイズの影響を
強く受けすぎるため

MaxPoolingは最大値を参照する
⇒黒セルの情報が消失しやすい

正解

16ビットの
データ信号

16セルそれぞれを0~1の尤度で出力
0.5以上をデータ信号1
0.5未満をデータ信号0 } と判定

学習方法

提案機械学習モデルに以下の3通りについて学習させる

- A) 平滑化・ノイズのみのデータセットを学習
- B) 平滑化・ノイズに加えて平行移動まで含めたデータセットを学習
- C) 平滑化・ノイズに加えて平行移動および射影変換を含めたデータセットを学習

学習回数はいずれも15回, 損失関数は平均二乗誤差

データセット

	(σ_f, σ_n)	位置ずれ	セット数	学習用画像	検証用画像
A	(0,0)	無し	学習用1セット 検証用1セット	65536枚	65536枚
	(1,1)		学習用9セット 検証用1セット	589824枚	65536枚
	(3,3)			589824枚	65536枚
	(5,3)			589824枚	65536枚
	(3,5)			589824枚	65536枚
	(5,5)			589824枚	65536枚
B	(0,0)	8近傍 平行移動	学習用1セット 検証用1セット	524288枚	524288枚
	(1,1)		学習用9セット 検証用1セット	4718529枚	524288枚
	(3,3)			4718529枚	524288枚
	(5,3)			4718529枚	524288枚
	(3,5)			4718529枚	524288枚
	(5,5)			4718529枚	524288枚
C	(0,0)	81種類 射影変換	学習用1セット 検証用1セット	5242880枚	5242880枚
	(1,1)		学習用9セット 検証用1セット	47185920枚	5242880枚
	(3,3)			47185920枚	5242880枚
	(5,3)			47185920枚	5242880枚
	(3,5)			47185920枚	5242880枚
	(5,5)			47185920枚	5242880枚

データ信号を受信画像の中心に配置

Aに加えて
データ信号を受信画像の中心から
周囲8近傍に平行移動

Bに加えて
データ信号を受信画像の中心に配置
4端を移動させて射影変換

評価方法

評価基準はBER

$$\text{BER} = \frac{\text{誤判定ビット数}}{\text{受信ビット数}}$$

比較対象はセル平均方式と構築した3通りの機械学習
評価方法は以下の2通り

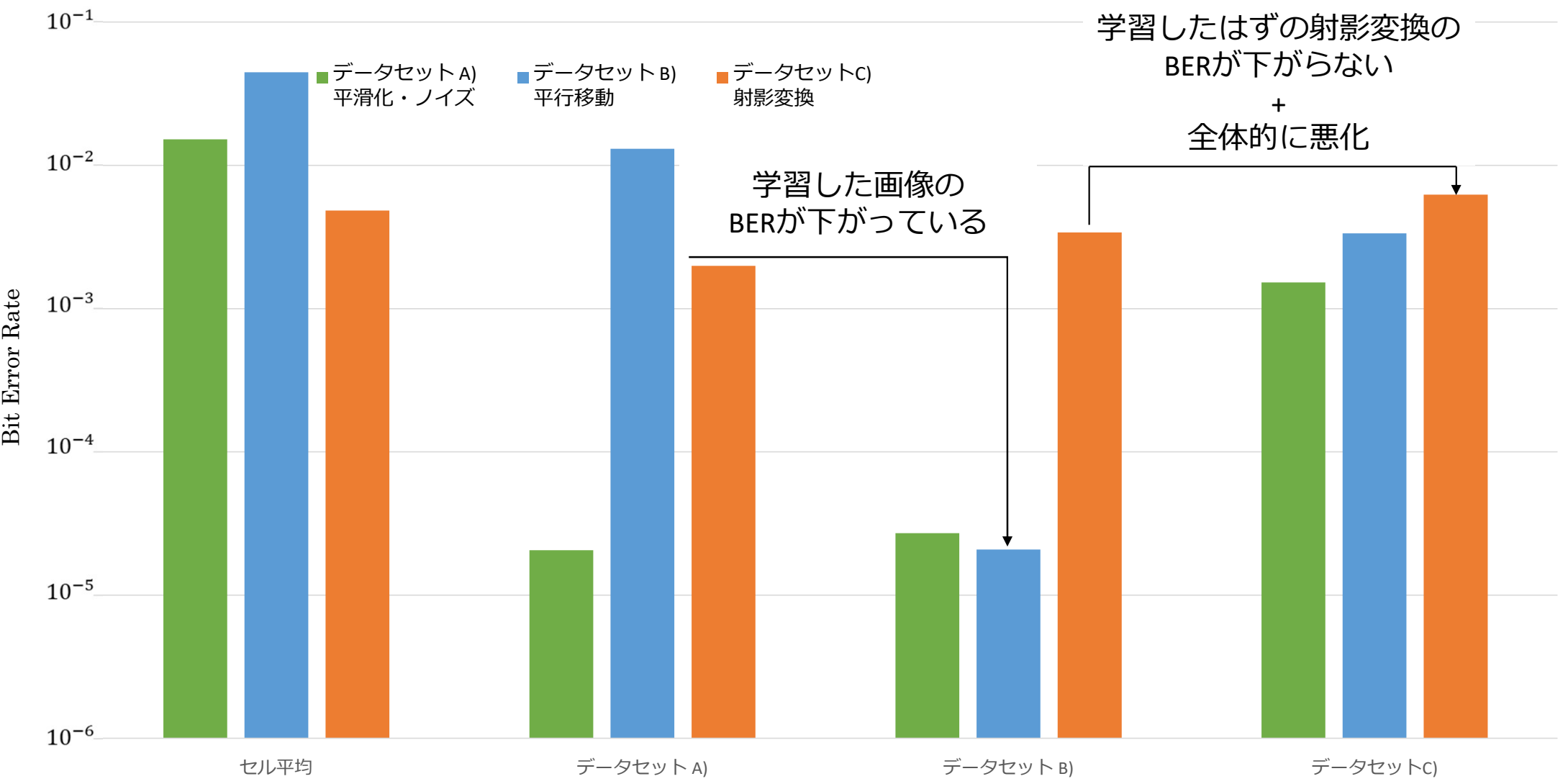
評価①学習させた画像ごとのBER
(学習した画像を復調できるか)

1. それぞれの比較対象に全ての検証用データを復調させる
2. 位置ずれなし, 平行移動, 射影変換それぞれのBERを算出する
3. 学習した画像が正しく復調できるか・学習していない画像はどうなるか検証

評価②平滑化強度・ノイズ強度ごとのBER
(どの程度の雑音に耐えられるのか)

1. それぞれの比較対象に学習した画像の検証用データを復調させる
2. 各平滑化強度・ノイズ強度ごとのBERを算出する
3. 学習によって雑音が強画像からも正しく復調できるようになるか検証

評価①学習させた画像ごとのBER



評価方法

評価基準はBER

$$\text{BER} = \frac{\text{誤判定ビット数}}{\text{受信ビット数}}$$

比較対象はセル平均方式と構築した6通りの機械学習
評価方法は以下の2通り

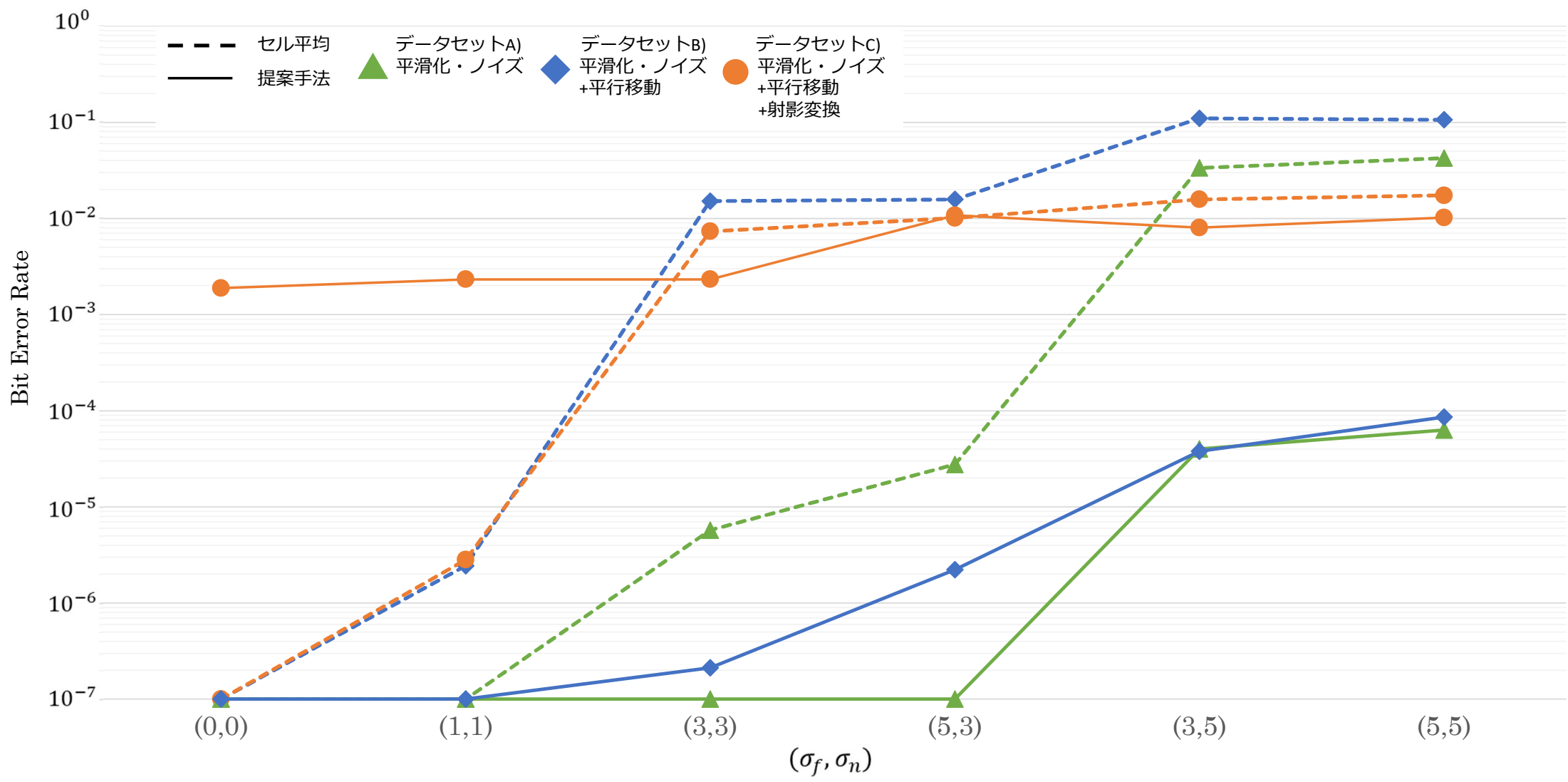
評価①学習させた画像ごとのBER
(学習した画像を復調できるか)

1. それぞれの比較対象に全ての検証用データを復調させる
2. 位置ずれなし, 平行移動, 射影変換それぞれのBERを算出する
3. 学習した画像が正しく復調できるか・学習していない画像はどうなるか検証

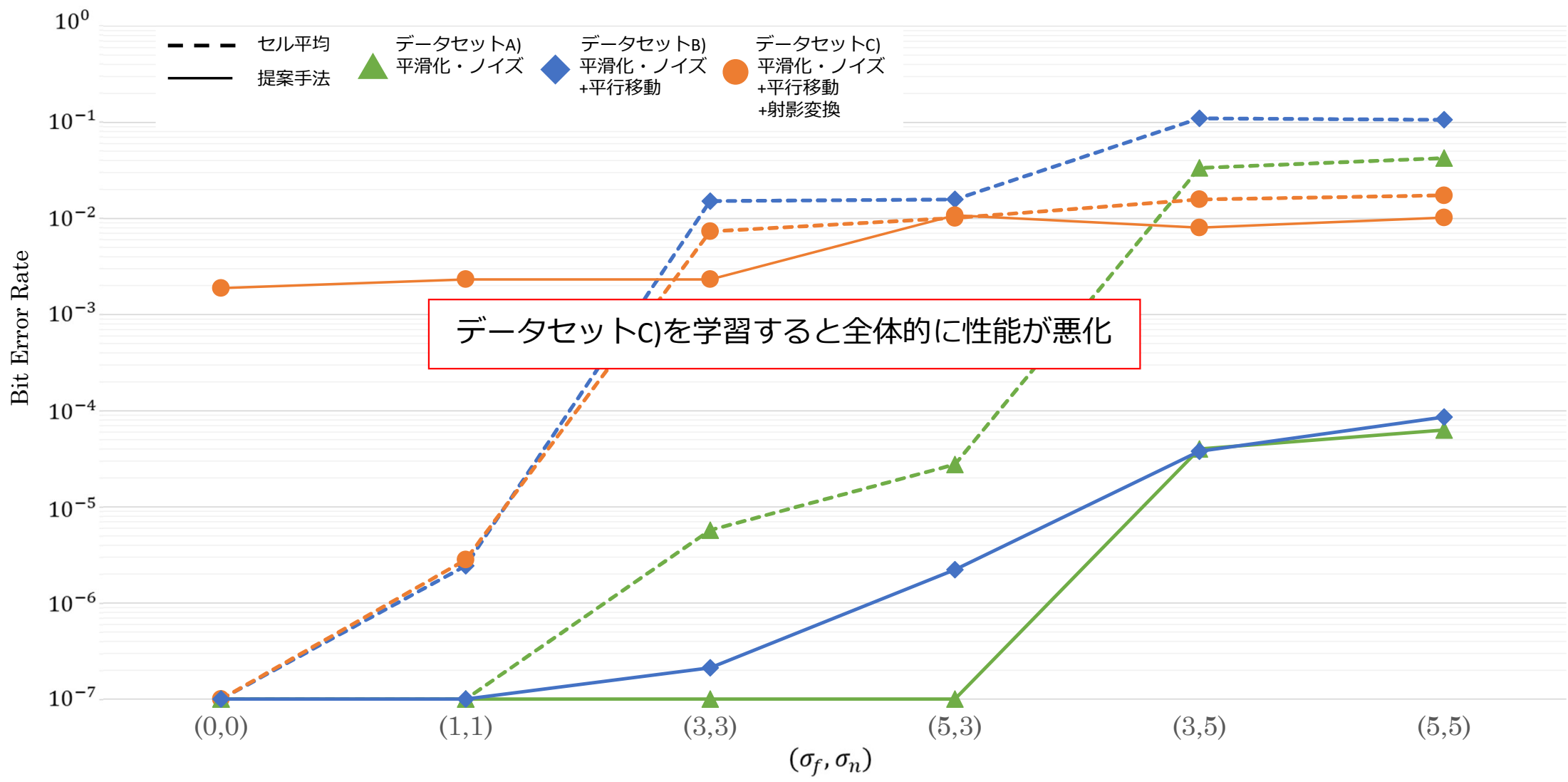
評価②平滑化強度・ノイズ強度ごとのBER
(どの程度の雑音に耐えられるのか)

1. それぞれの比較対象に学習した画像の検証用データを復調させる
2. 各平滑化強度・ノイズ強度ごとのBERを算出する
3. 学習によって雑音が強画像からも正しく復調できるようになるか検証

評価②平滑化強度・ノイズ強度ごとのBER



評価②平滑化強度・ノイズ強度ごとのBER



結果

評価①・②いずれにおいても提案手法は

データセットB) 平滑化・ノイズに加えて平行移動を含めたデータセットを学習

に対して有効だが

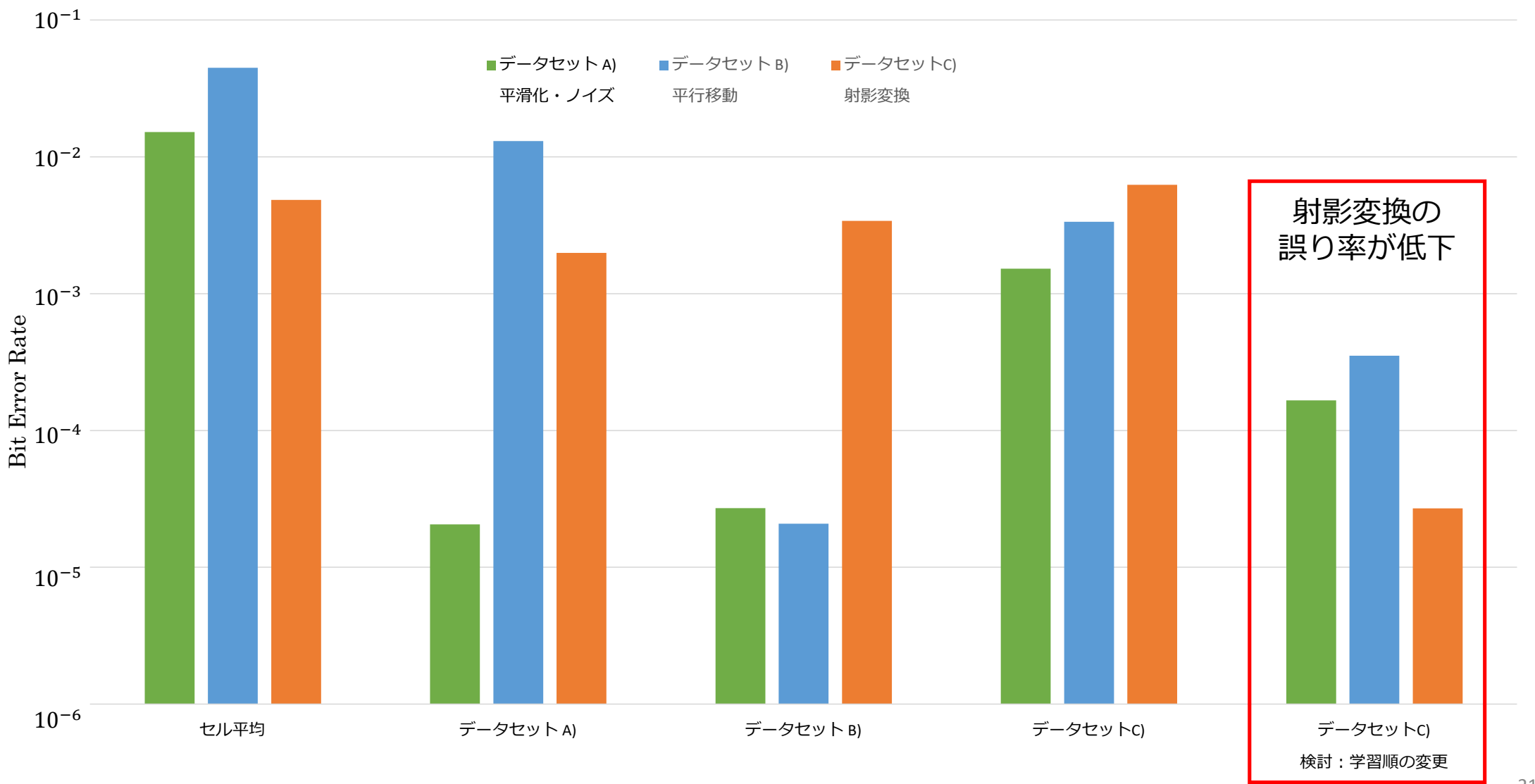
データセットC) 平滑化・ノイズに加えて平行移動および射影変換を含めたデータセットを学習

に対しての有効性は確認できなかった

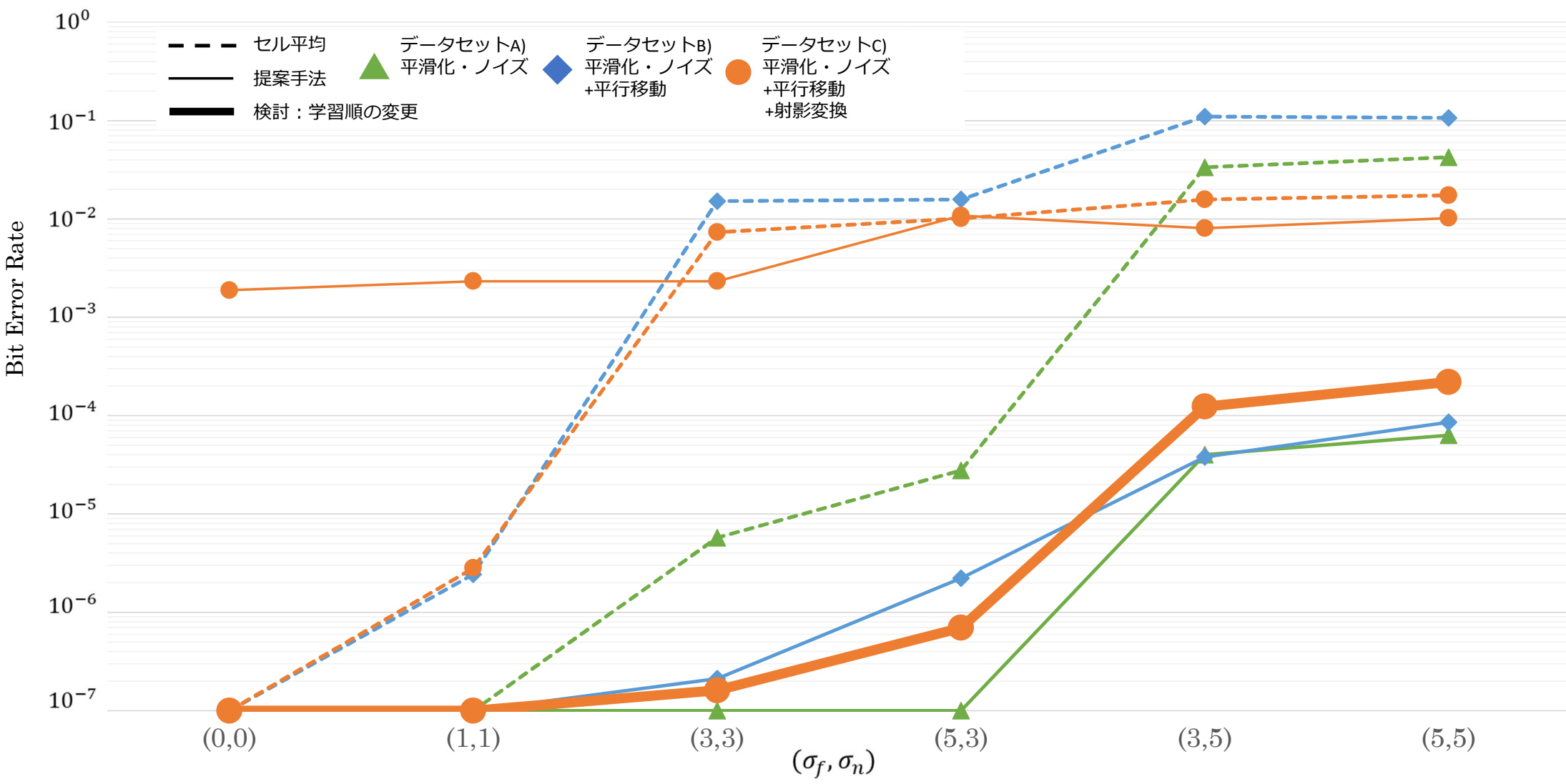
機械学習は最新のデータに向けて最適化するように重みを更新する
⇒過去に学習したデータの重みが失われる性質を持つ

検討：画像を学習させる順番が結果に影響を与える可能性がある

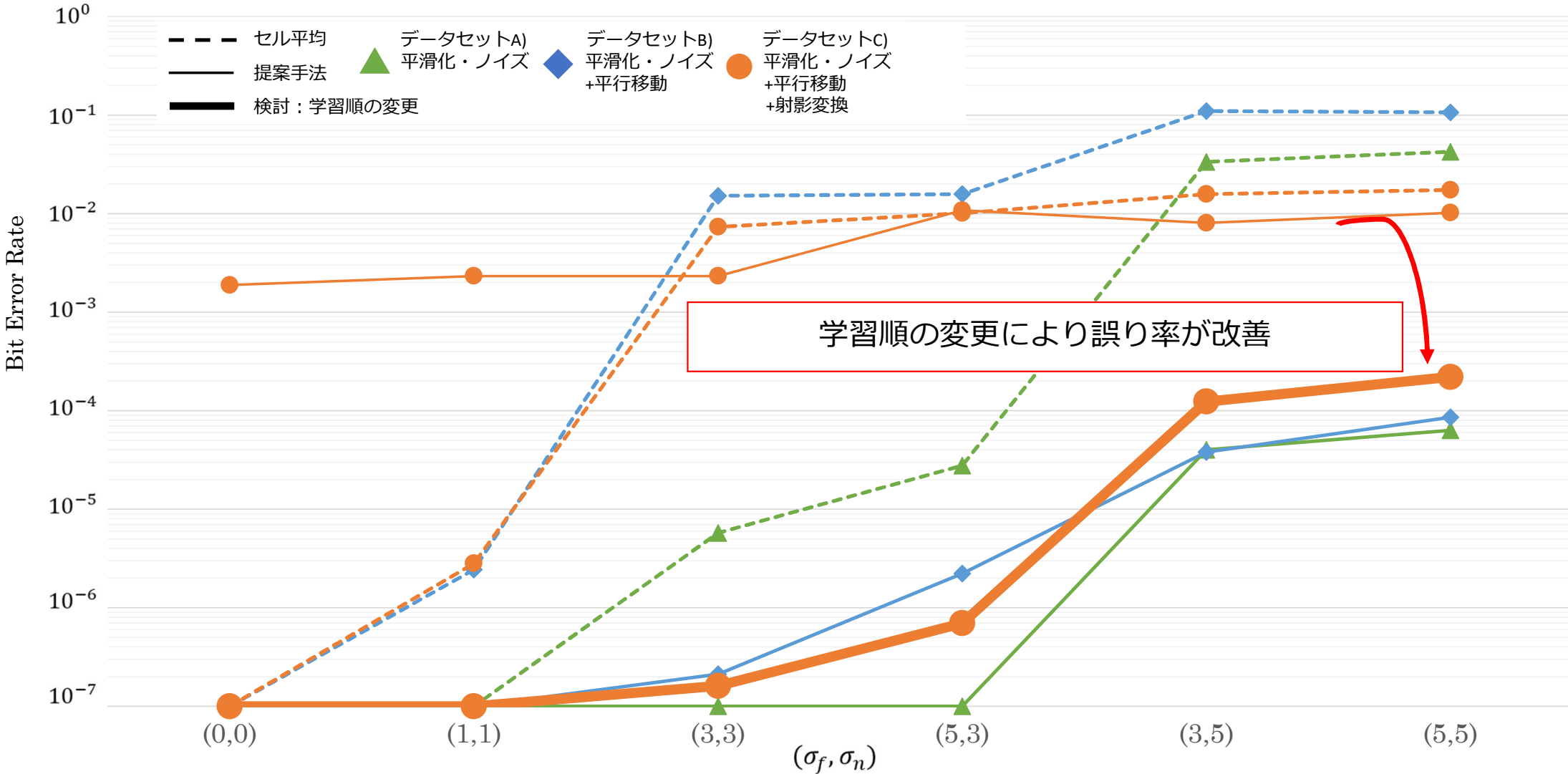
評価①学習させた画像ごとのBER



評価②平滑化強度・ノイズ強度ごとのBER



評価②平滑化強度・ノイズ強度ごとのBER



まとめ

目的

信号検出時の位置ずれ・ぼけやノイズに強い信号復調方式の実現

提案手法

位置ずれ・ぼけ・ノイズを再現した受信画像から信号復調を行う機械学習

評価結果

従来手法と比較して誤り率を改善

画像を学習させる順番が結果に与える影響についての検討が不十分

今後の予定

最適な画像の学習量・学習順の検討・射影変換のパターンの増加