

# 帯域内全二重における 非線形デジタル自己干渉キャンセラ の再学習

---

令和2年1月21日（火）

三大学合同修論発表会

所 属：豊橋技術科学大学大学院 工学研究科 博士前期課程  
電気・電子情報工学専攻 情報通信システムコース

学籍番号：M163202

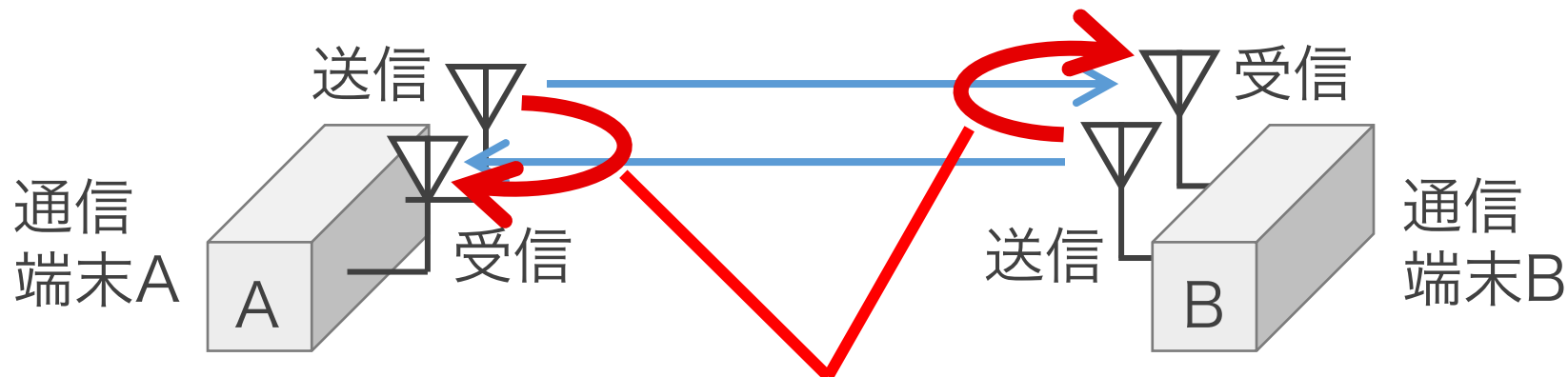
氏 名：石井 建至

指導教員：上原 秀幸，宮路 祐一

# 研究背景

## 帯域内全二重

- 同一周波数で同時に通信を行う
- **利点**：周波数分割複信よりも**周波数利用効率が2倍**
- **欠点**：自身の送信信号が所望信号に干渉する自己干渉  
⇒ **自己干渉**の除去が必須



所望信号よりも電力が60~100 dB高い<sup>[A]</sup>

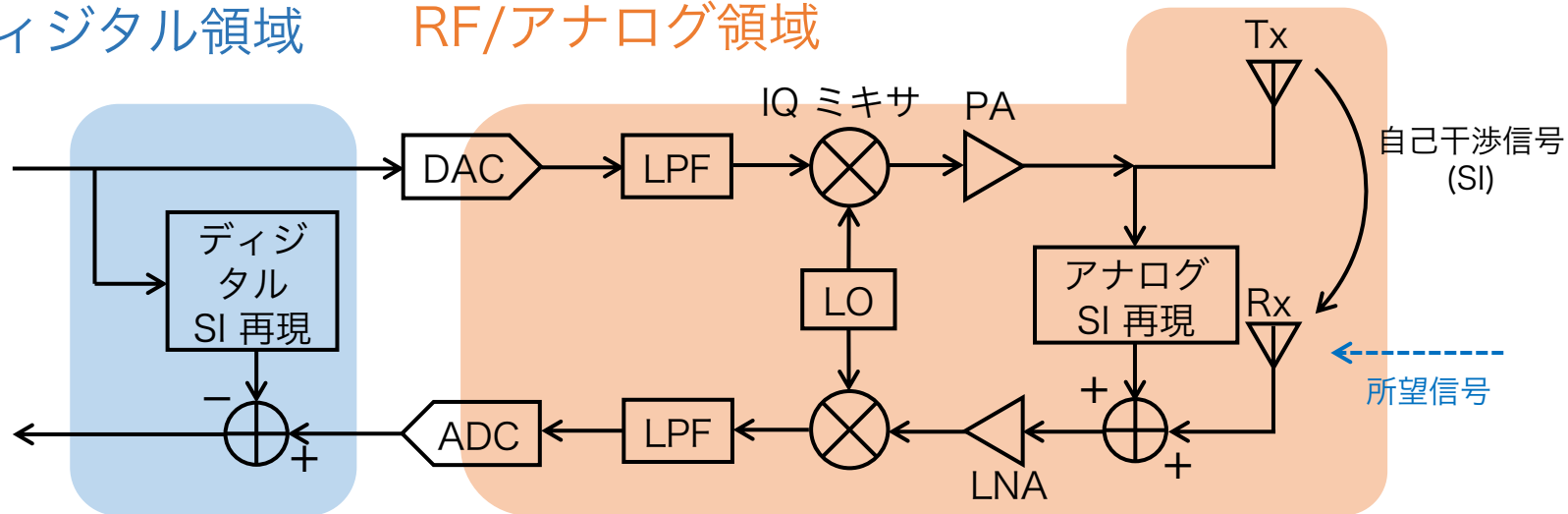
[A] D. Korpi, L. Anttila, V. Syrjä lä, and M. Valkama, "Widely linear digital self-Interference cancellation in direct-conversion full-duplex transceiver," IEEE Journal on Selected Areas in Comm., vol. 32, no. 9, pp. 1674-1687, Sept 2014.

# 研究背景

## デジタル自己干渉キャンセラ [A-D]

デジタル領域

RF/アナログ領域



線形デジタルキャンセラでは、RF/アナログ領域における非線形性により完全な自己干渉の除去が達成できない

非線形に対処する、非線形デジタル自己干渉キャンセラが必要

[B] K. Komatsu, Y. Miyaji and H. Uehara, "Basis Function Selection of Frequency-Domain Hammerstein Self-Interference Canceller for In-Band Full-Duplex Wireless Communications," in IEEE Trans. on Wireless Comm., vol. 17, no. 6, pp. 3768-3780, June 2018.

[C] D. Korpi, T. Huusari, Y. S. Choi, L. Anttila, S. Talwar, and M. Valkama, "Digital Self-Interference Cancellation under Nonideal RF Components: Advanced Algorithms and Measured Performance," in Proc. IEEE SPAWC, pp.286-290, July 2015.

[D] E. Ahmed, A. M. Eltawil, and A. Sabharwal, "Self- Interference Cancellation with Nonlinear Distortion Suppression for Full-Duplex Systems," in Proc. of 2013 Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, Nov. 2013.

# 研究背景

## 無線通信における変動要素

- ・ 自己干渉の無線伝搬路<sup>[E]</sup>
  - 端末周囲の環境変化で変動
- ・ 送受信機の増幅器 (PA / LNA)
  - 発熱による利得変動<sup>[F,G,H,I]</sup>による非線形特性変動

変動で自己干渉キャンセラの除去性能が劣化 ⇒ 除去性能の維持が課題

→ 自己干渉キャンセラを改めて、学習 (再学習) する必要

しかし、従来研究には再学習に関する報告は一切ない

着  
目

変動に対処する、デジタル自己干渉キャンセラの再学習手法を提案

[E] V. Tapio, M. Sonkki, and M. Juntti, "Performance of a Full-Duplex System in Non-Linear and Time-Varying Self-Interference Channel," 2018 IEEE 29th PIMRC, pp.1–5, Sep. 2018.

[F] Maxim Integrated, "MAX2242: 2.4GHz to 2.5GHz linear power amplifier," San Jose, CA, USA.

[G] S. Boumaiza and F. M. Ghannouchi, "Thermal memory effects modeling and compensation in RF power amplifiers and predistortion linearizers," in IEEE Trans. on Microwave Theo. and Tech., vol. 51, no. 12, pp. 2427–2433, Dec. 2003.

[H] Y. Zhang and J. Yuan, "CMOS Transistor Amplifier Temperature Compensation: Modeling and Analysis," in IEEE Trans. on Device and Materials Reliability, vol. 12, no. 2, pp. 376–381, June 2012.

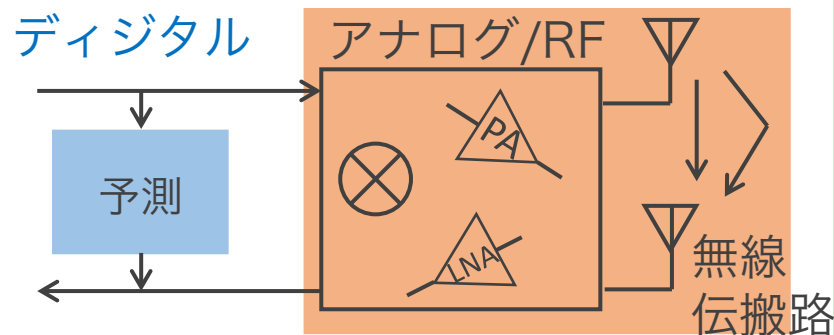
[I] M. E. Kaamouchi, M. Si Moussa, J. -P. Raskin and D. Vanhoenacker-Janvier, "Zero-Temperature-Coefficient biasing point of 2.4-GHz LNA in PD SOI CMOS technology," 2007 European Microwave Integrated Circuit Conf., Munich, 2007, pp. 303–306.

# 研究背景

## 自己干渉キャンセラの再学習

アナログ/RF領域の非線形性を「一括学習」

- Widely-Linear型<sup>[A]</sup>
- ハマーシュタイン型<sup>[B,C,K]</sup>
- 補助受信機型<sup>[L]</sup>



アナログ/RF領域をブラックボックスとみなして無線伝搬路とアナログ回路の非線形特性を「一括学習」する

- 無線伝搬路の変動
  - 増幅器の非線形特性変動
- 変動の仕方やタイミングが異なる  
→ 変動した要素のみ個別に再学習すれば？

ブラックボックスとして全体を一括学習するため個別に再学習できない

[K] D. Korpi, et. al., "Adaptive Nonlinear Digital Self-Interference Cancellation for Mobile Inband Full-Duplex Radio: Algorithms and RF Measurements," 2015 IEEE GLOBECOM, Dec. 2015.

[L] S. Li, et. al., "An Investigation Into Baseband Techniques for Single-Channel Full-Duplex Wireless Communication Systems," IEEE Trans. on Wire. Comm., Sep. 2014.

# 研究背景

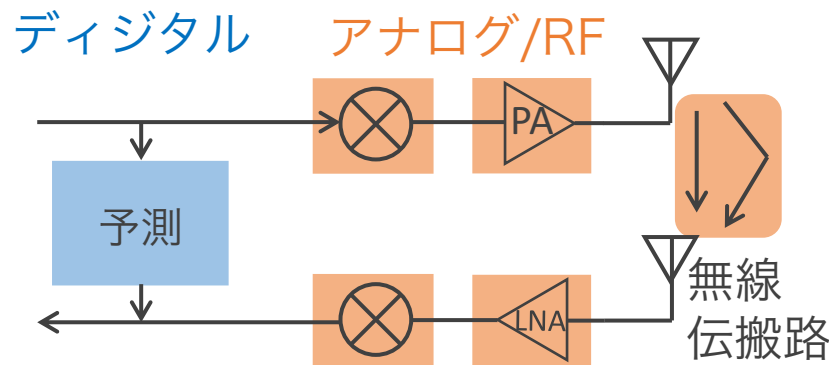
## 自己干渉キャンセラの再学習

アナログ/RF領域の非線形性を「個別学習」

- ・ 繰り返し推定型<sup>[D]</sup>  
無線伝搬路と増幅器の非線形特性を分離して個別に学習



変動した要素のみの再学習が可能



無線伝搬路のみ再学習

個別学習

増幅器の非線形特性のみ再学習

⇒ 個別に再学習を行うことによる低学習・低計算コスト化が期待

提案

繰り返し推定型の自己干渉キャンセラを用いた個別再学習手法

[D] E. Ahmed, A. M. Eltawil, and A. Sabharwal, "Self- Interference Cancellation with Nonlinear Distortion Suppression for Full-Duplex Systems," in Proc. of 2013 Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, Nov. 2013.

# 研究背景

## 本研究の目的

### 目的

繰り返し推定型自己干渉キャンセラを用いた、  
自己干渉キャンセラの個別再学習手法を提案

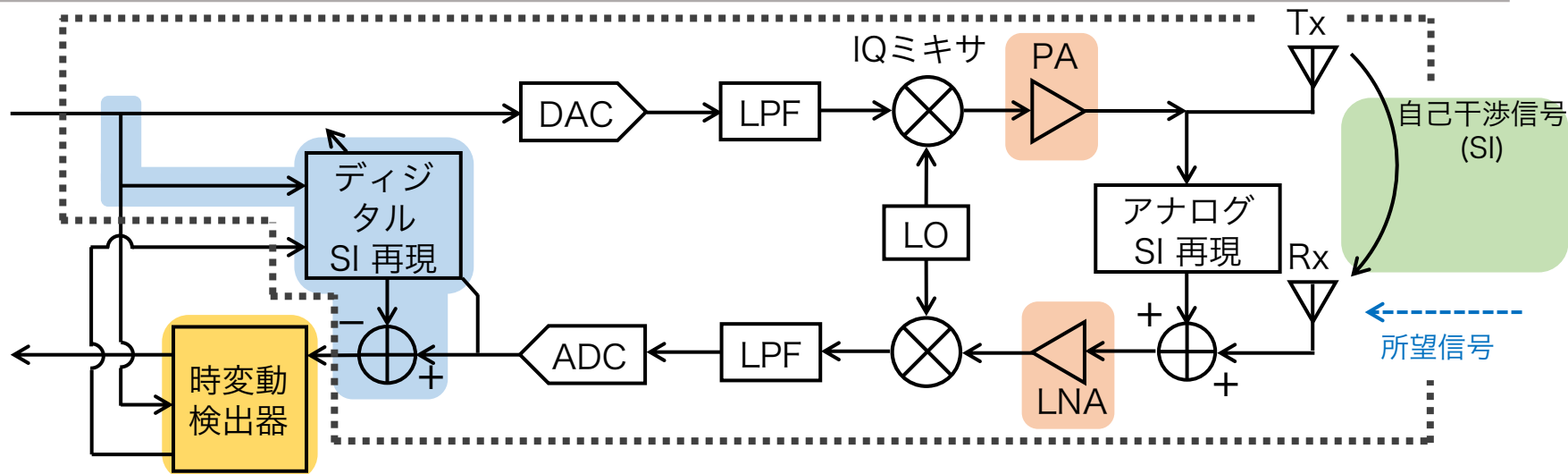
### 再学習手法の概要

変動した自己干渉の無線伝搬路と増幅器の非線形特性の個別再学習

- ・ 無線伝搬路のみ再学習
  - 自己干渉キャンセラの事前学習結果を使用
- ・ 増幅器の非線形特性のみ再学習
  - 自己干渉キャンセラの事前学習結果と無線伝搬路の再学習結果を使用

比較対象の「全体再学習」と同等の自己干渉除去性能かつ  
低学習・低計算コストとなった

# システムモデル 提案する端末構成と想定環境



- は従来の端末構成 [A-D]
- PAとLNAは非線形な増幅器
- 端末の後段にデジタル自己干渉キャンセラ（繰り返し推定型）を適用
- の後段に増幅器の利得変動を検出する時変動検出器（本発表では省略）  
⇒ 理想的に変動を検出すると想定 を新たに挿入
- 変動：「無線伝搬路の変動」と「PA/LNAの利得変動」を考慮

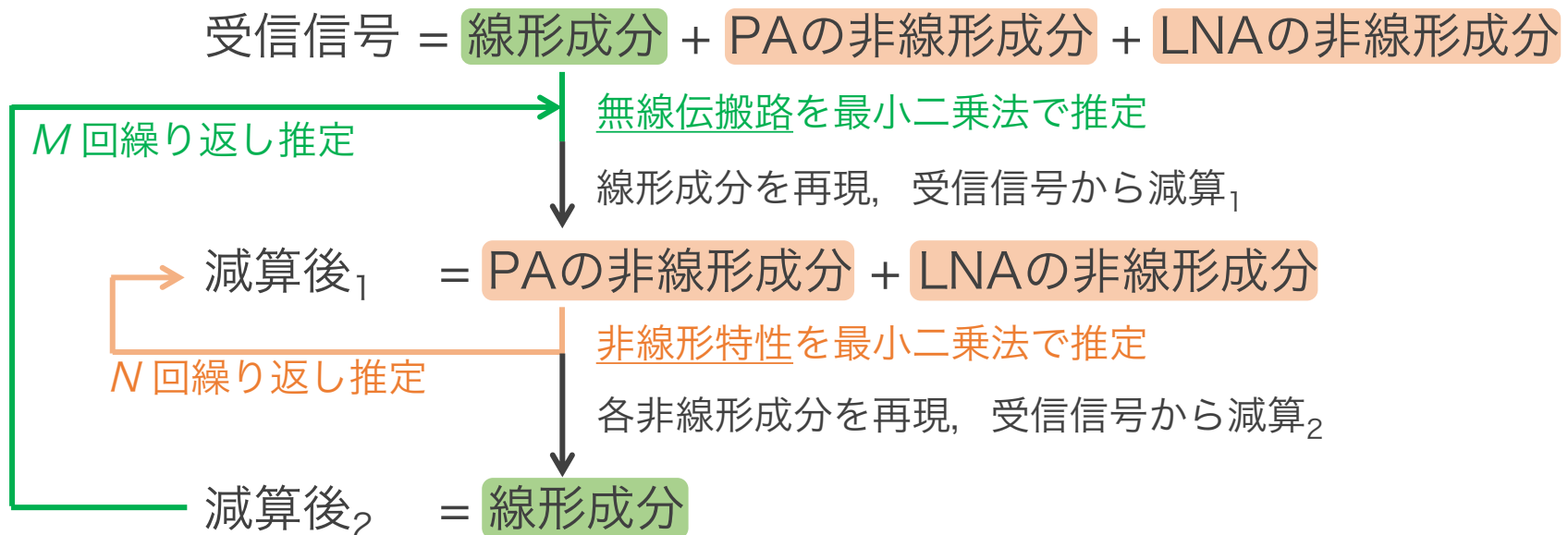


# システムモデル 繰り返し推定型 自己干渉キャンセラ

## 修正

- ・文献[D]の無線伝搬路及び非線形特性の推定手法を最小二乗法に修正

ベースとなる学習アルゴリズム (全体再学習)

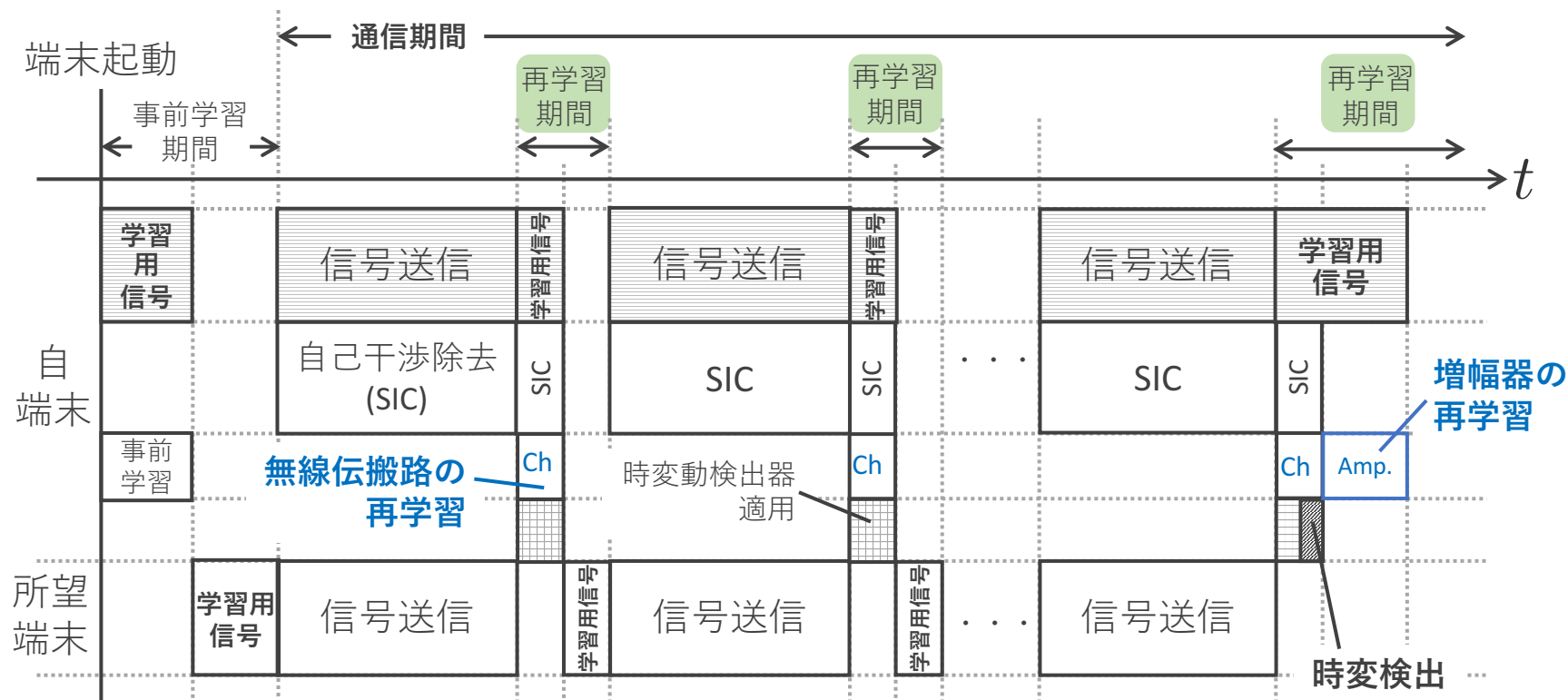


[D] E. Ahmed, A. M. Eltawil, and A. Sabharwal, "Self- Interference Cancellation with Nonlinear Distortion Suppression for Full-Duplex Systems," in Proc. of 2013 Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, Nov. 2013.

# 提案手法における全二重システム 再学習のタイミング

無線伝搬路の変動および増幅器の利得変動は通信中に発生

⇒ 通信期間の途中に定期的な再学習期間を設ける  
(所望信号は含まない)



# 提案手法：無線伝搬路の再学習

## 再学習アルゴリズム (1/2)

### 再学習の方針

- ・ 自己干渉キャンセラの前学習における増幅器の非線形特性を利用
  - 非線形成分の無線伝搬路の誤差を低減しながら、無線伝搬路の推定精度を向上させる

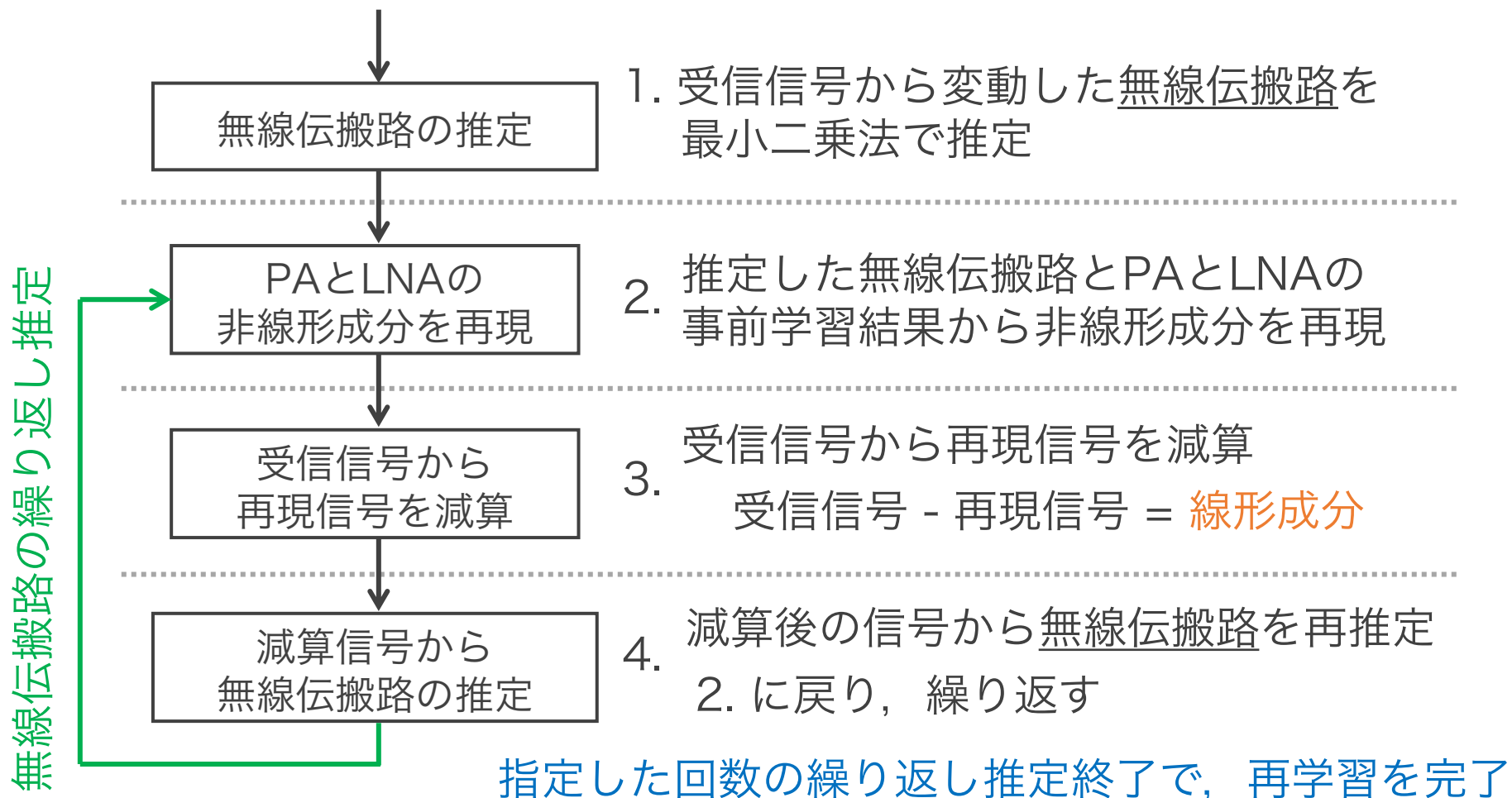
### 無線伝搬路の再学習



⇒ 無線伝搬路の変動前後における誤差を低減しながら、無線伝搬路を更新  
変動した無線伝搬路のみ再学習が可能

# 提案手法：無線伝搬路の再学習

## 再学習アルゴリズム (2/2)



# 提案手法：増幅器の再学習 再学習アルゴリズム (1/2)

## 再学習の方針

- ・ 再学習した無線伝搬路および事前学習の結果を利用
  - PAを再学習  $\Rightarrow$  事前学習したLNAの非線形特性を利用
  - LNAを再学習  $\Rightarrow$  事前学習したPAの非線形特性を利用

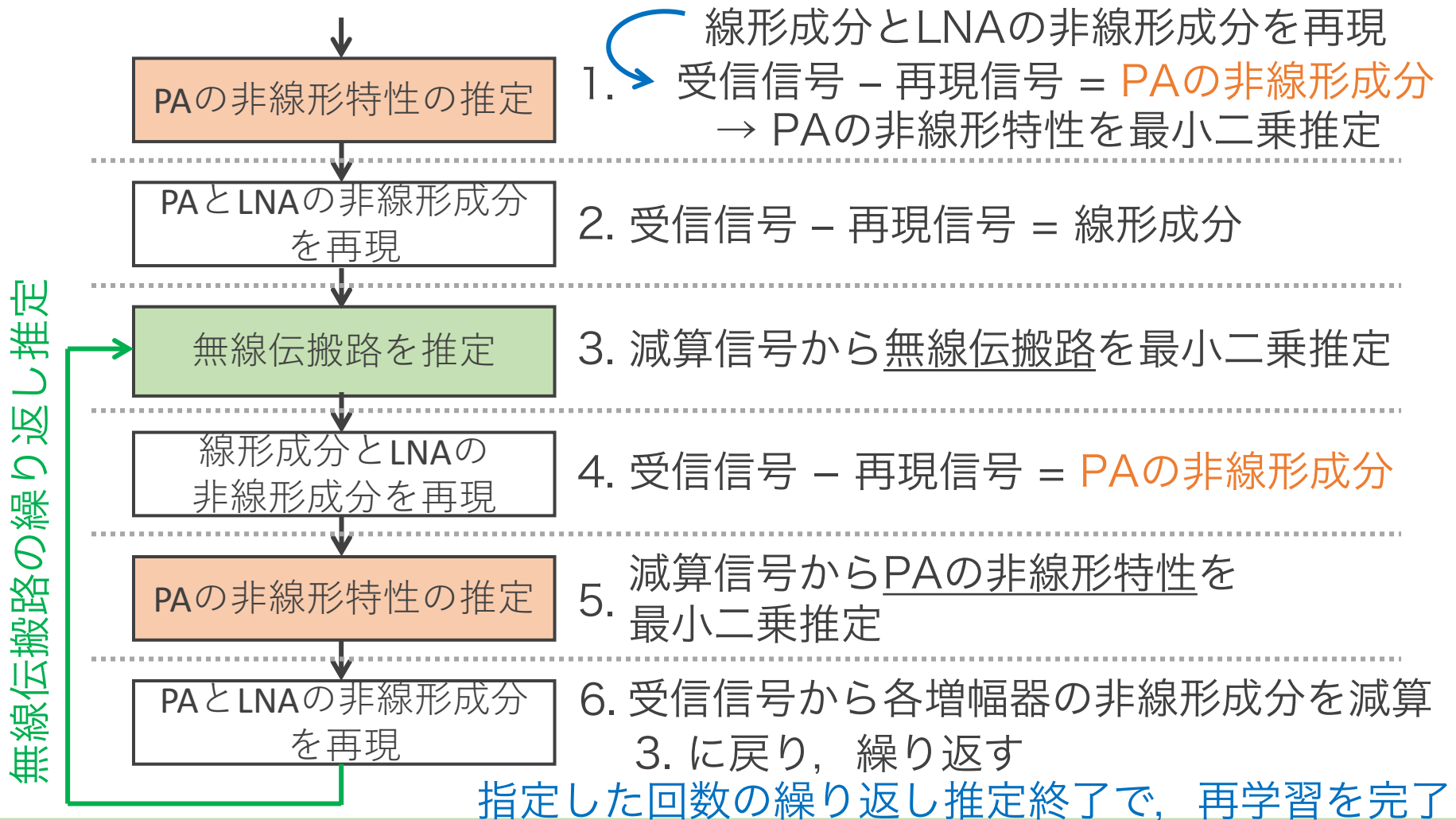
## PAの再学習



※ 無線伝搬路のみの再学習における増幅器の非線形特性変動による推定誤差の低減のために行う

特性変動した増幅器のみ再学習が可能

# 提案手法：増幅器の再学習 PAの再学習 (2/2)



# 性能評価シミュレーション 前提条件等

- ・ 通信中は無線伝搬路とPAとLNAの利得は一定
  - ⇒ 再学習を適用する直前に、それぞれ変動を与える
- ・ PAとLNAの利得変動は、それぞれ個別に考慮して評価
- ・ 増幅器のモデルはRappモデル  $g(x)$  を使用

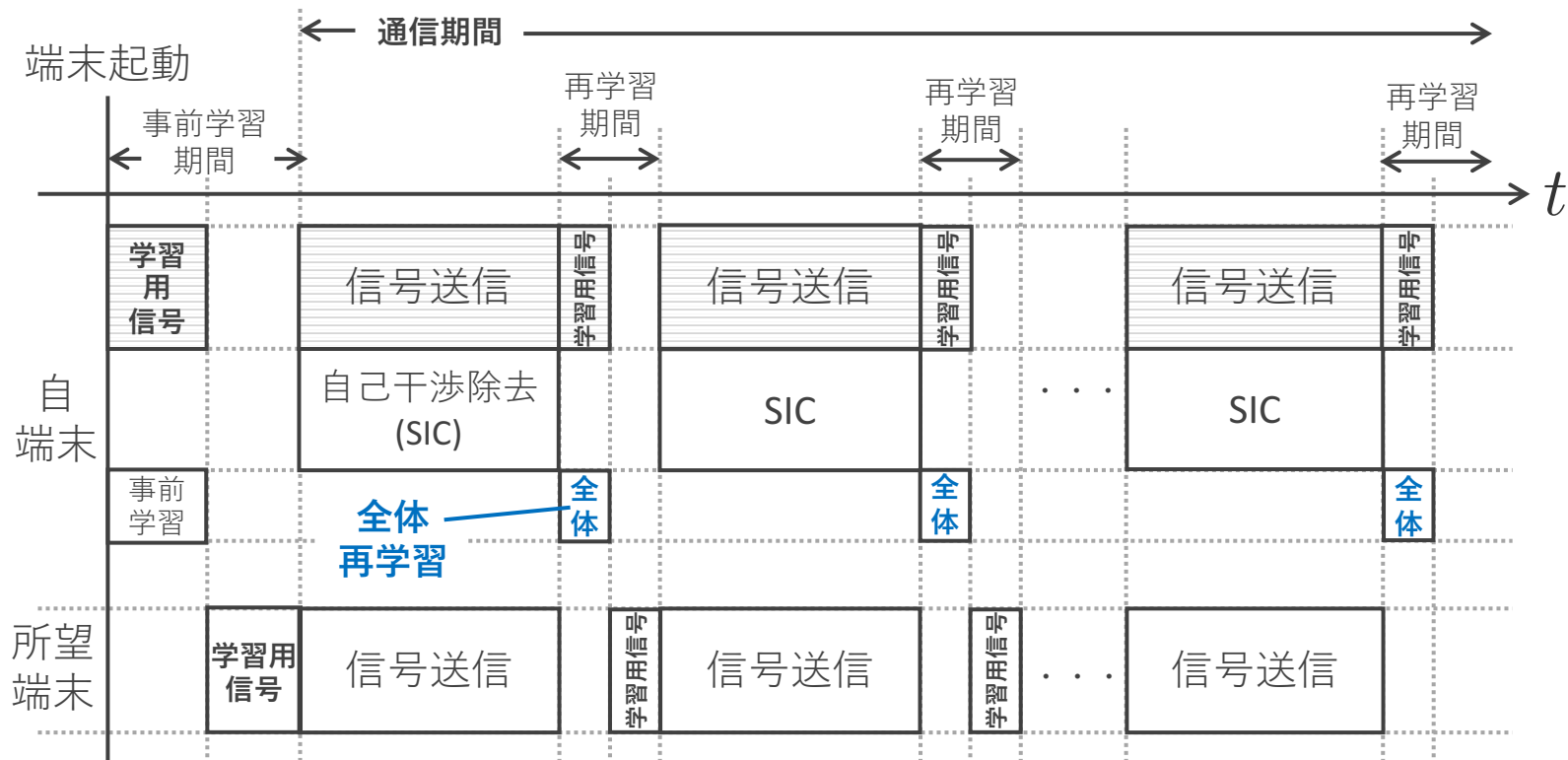
$$g(x) = \frac{\alpha x}{\left\{ 1 + \left( \frac{|\alpha x|}{V_{sat}} \right)^{2s} \right\}^{\frac{1}{2s}}}$$

$x$  : 入力信号       $s$  : 平滑係数  
 $g(x)$  : 出力信号       $V_{sat}$  : 飽和電圧  
 $\alpha$  : 小信号利得

増幅器の利得変動は  $\alpha$  を変動させて与える

- ・ 無線伝搬路の変動は、変動前後で独立同一分布で与える

# 性能評価シミュレーション 比較対象：全体再学習

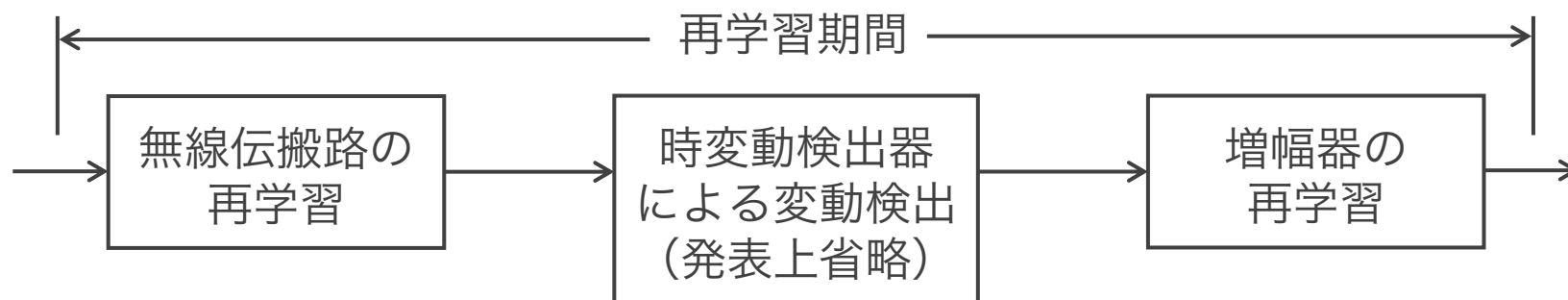


- **全体再学習:** 事前学習手法と同一の学習手法
- 通信期間終了後に再学習期間を設け、再学習を適用（所望信号を含まない）



# 性能評価シミュレーション 再学習の評価手順

## 提案手法全体の流れ



1. 無線伝搬路の再学習性能を評価  
⇒ 増幅器の非線形特性変動が再学習に与える影響を考察
2. 時変動検出器による検出後の増幅器の再学習性能を評価  
- 検出は理想的に行われると想定

# 性能評価シミュレーション シミュレーション諸元

変調	16QAM - OFDM
サブキャリア数/FFTサイズ	52/256
ガードインターバル	64 samples
サンプリングレート	80M samples/sec
オーバーサンプリング率	4
遅延タップ数	64
自己干渉チャンネル	周波数選択性
遅延プロファイル	指数減衰モデル
送信電力	23 dBm
PA バックオフ / 平滑係数	14.0 dB / 1
LNA 出力飽和電力 / 平滑係数	0 dBm / 1
PA 利得変動	-0.096 dB <sub>[G]</sub> (30 °C → 40 °C)
LNA 利得変動	-0.0525 dB <sub>[J]</sub> (30 °C → 40 °C)
自己干渉対雑音電力比	65 dB
試行回数	101

[G] Maxim Integrated, "MAX2242: 2.4GHz to 2.5GHz linear power amplifier," San Jose, CA, USA.

[J] M. E. Kaamouchi, M. Si Moussa, J. -P. Raskin and D. Vanhoenacker-Janvier, "Zero-Temperature-Coefficient biasing point of 2.4-GHz LNA in PD SOI CMOS technology," 2007 European Microwave Integrated Circuit Conf., Munich, 2007, pp. 303-306.

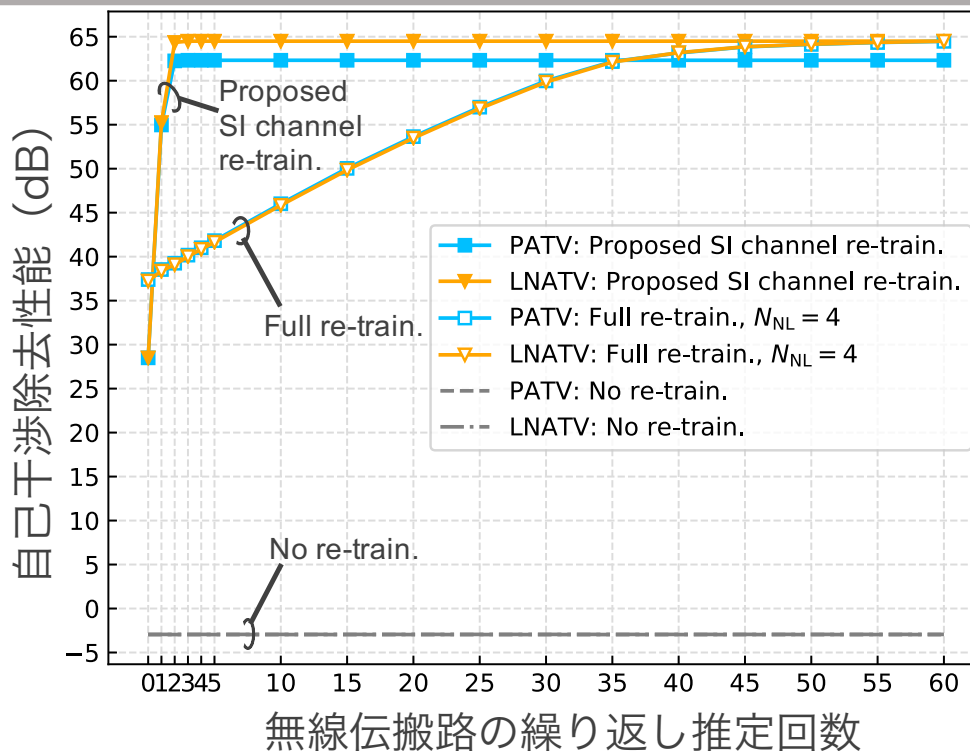
# 性能評価シミュレーション 無線伝搬路の再学習 (1/2)

## 事前学習パラメータ

無線伝搬路推定回数: 60  
非線形推定回数: 4<sub>[D]</sub>  
学習シンボル数: 15

## 無線伝搬路の再学習パラメータ

再学習シンボル数: 15



- 再学習無しは、除去性能が約 -3 dBで劣悪 ⇒ 無線伝搬路の変動が影響
  - 提案手法のLNAの利得変動では最大性能の65 dBで維持  
⇒ LNAの非線形係数は小さく、利得変動の影響は誤差程度
- } LNAの変動検出は不要

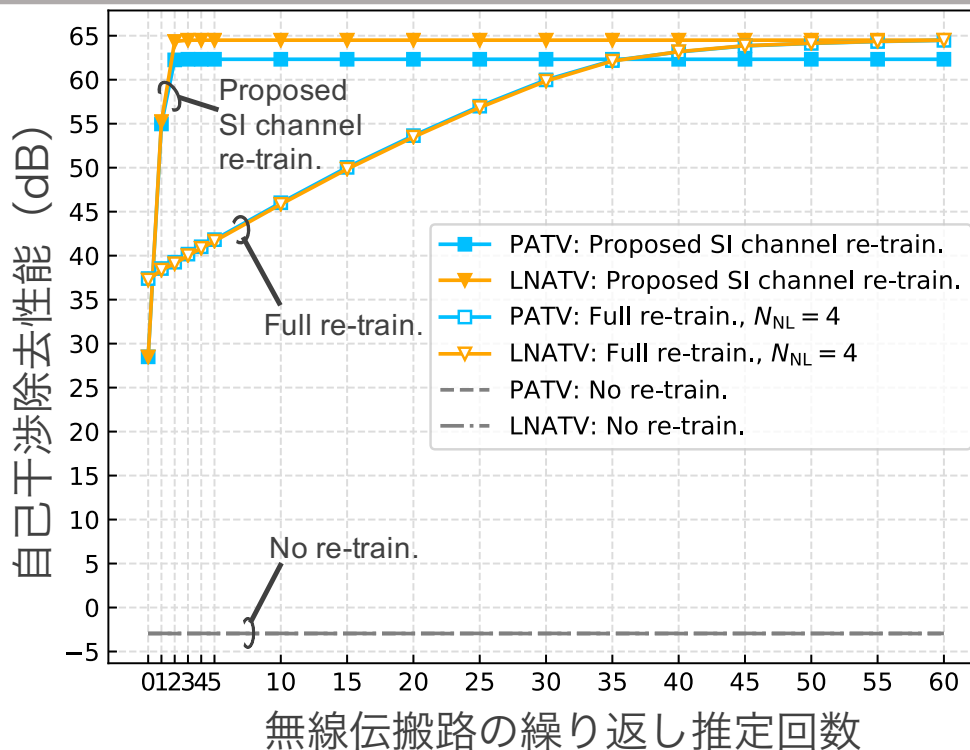
# 性能評価シミュレーション 無線伝搬路の再学習 (2/2)

## 事前学習パラメータ

無線伝搬路推定回数: 60  
非線形推定回数: 4<sub>[D]</sub>  
学習シンボル数: 15

## 無線伝搬路の再学習パラメータ

再学習シンボル数: 15



- 提案手法は、無線伝搬路推定回数 2回で性能限界 ⇒ **収束性が高い**
  - 事前学習結果を用いた非線形成分の減算で推定各回の推定精度が向上
  - 性能制限: 変動したPAの出力がLNAに入力 ⇒ **減算誤差** → **PAの変動検出**



# 性能評価シミュレーション PAの再学習

## 事前学習パラメータ

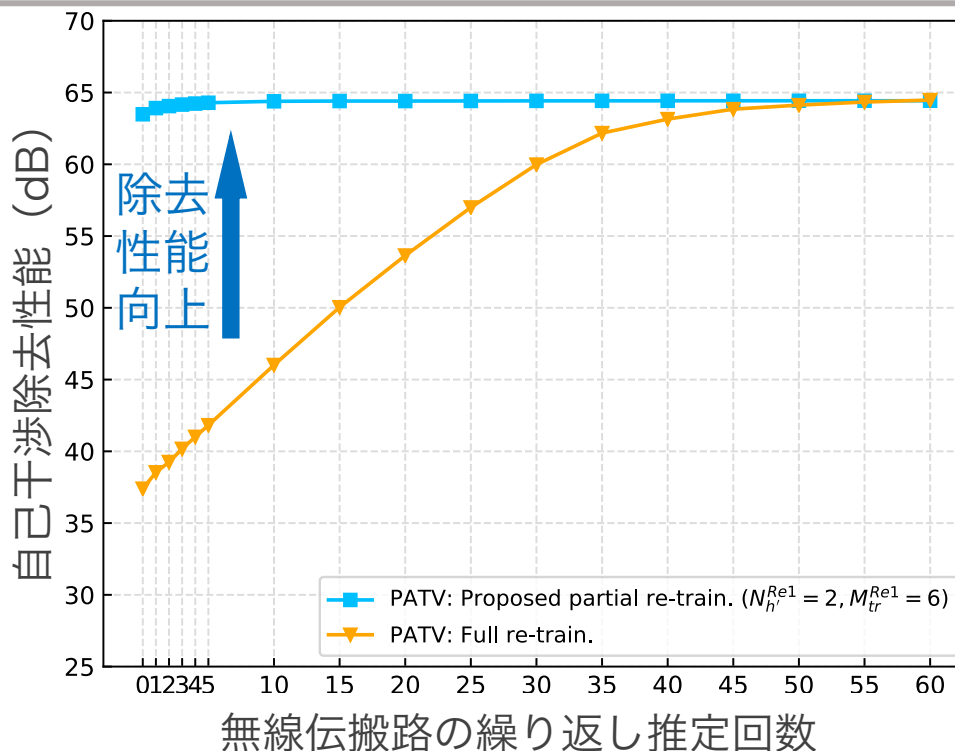
無線伝搬路推定回数: 60  
非線形推定回数: 4<sub>[D]</sub>  
学習シンボル数: 15

## 無線伝搬路の再学習パラメータ

無線伝搬路推定回数: 2  
再学習シンボル数: 6

## PAの再学習パラメータ

再学習シンボル数: 15  
→ 6 + 9 (追加) = 15



- PAの再学習では、無線伝搬路の再学習で用いたシンボルを再利用
- 提案手法は、全体再学習よりも**少ない無線伝搬路推定回数**で**高い除去性能**  
⇒ **収束性が高い** → 無線伝搬路の再学習結果の使用で推定各回の精度向上

# 性能評価シミュレーション 学習・計算コストの比較

## 比較基準

最大性能から1 dB低い 64 dBを達成する

- 学習コスト：最小の再学習シンボル数
- 計算コスト：複素数の和積の演算回数の合計（時変動検出器含む）

各比較の結果:

手法	再学習シンボル数	4シンボル 低減	複素演算回数	16分の1 低減
全体再学習	11	↓	$2.26 \times 10^9$	↓
全ての提案	7		$1.40 \times 10^8$	

例: 10分間 (600s) の通信, 1シンボルの送信に $4\mu s$  (IEEE 802.11), 一度の通信に100シンボル送信を仮定すると,

→ 約 $1.2 \times 10^5$ シンボル (1195回) 多く通信可能 (スループット:7% Up)

提案手法は, 全体再学習よりも低学習・低計算コストで再学習可能

# まとめ

## 目的

繰り返し推定型自己干渉キャンセラを用いた、  
自己干渉キャンセラの個別再学習手法を提案

## 再学習手法の概要

変動した自己干渉の無線伝搬路と増幅器の非線形特性の個別再学習

- ・ 無線伝搬路のみ再学習
  - 自己干渉キャンセラの事前学習結果を使用
- ・ 増幅器の非線形特性のみ再学習
  - 自己干渉キャンセラの事前学習結果と無線伝搬路の再学習結果を使用

比較対象の「全体再学習」と同等の自己干渉除去性能かつ  
低学習・低計算コストとなった