

データ解析手法を用いた 5G NR に向けた位相雑音補償法

代表研究者

林 海

大阪府立大学 工学研究科 教授

1 はじめに

サブ 6GHz 帯 (FR1) とミリ波帯 (FR2) を利用する 5G NR 規格は現行の 4G LTE 規格と同様に、直交周波数分割多重 (OFDM) 方式に基づいている。一方、OFDM 受信機の性能は局部発振器の位相雑音に大きく左右され、キャリア周波数が高くなるほどその影響は顕著となる。本研究は位相雑音の分析にデータ解析の手法を取り入れ、5G NR を対象とした位相雑音補償法を開発する。

2 OFDM 通信における時間領域の位相雑音補償

受信回路にある局部発振器 (LO) のランダムな位相の揺らぎは位相雑音として表している。OFDM の性能は局部発振器の位相雑音の影響によって悪化してしまうことがよく知られている [1]。従って、いかに位相雑音を効果的に抑制するかが OFDM を基にした無線システムの性能を左右する。位相雑音の抑制に関する研究では時間領域または周波数領域において受信機側に実装することが検討されており、周波数領域での手法は位相雑音の推定と補償を受信機側の離散フーリエ変換 (DFT) の後に行う。一方で、時間領域での手法は位相雑音の推定と補償を受信機側の DFT の前に行う。どちらの手法にせよ、LO の位相の揺らぎは LO の周波数が高くなると深刻なものとなる。

時間領域における従来の位相雑音の推定手法は DFT 基底や離散コサイン変換 (DCT) 基底 [2]、位相雑音の共分散行列を用いた Karhunen-Loeve (KL) 変換 [3] などに基づいている。利用可能なパイロット信号の数は推定すべき位相雑音のサンプル数より少ないため、限られた数の基底から位相雑音を再構築する必要がある。すなわち、いかに上手く基底を選ぶかが位相雑音サンプルの推定の正確さを決定づけ、ひいては OFDM システムの性能をも決定づける。OFDM への位相雑音の影響を軽減するため、本研究では時間領域での位相雑音の推定と補償について検討する。

2-1 システムモデル

(1) 位相雑音

局部発信器では、信号の周波数変換を行っており、送信機側ではベースバンドの送信信号をパスバンドにアップコンバージョンするために利用され、受信器側ではパスバンドの受信信号をベースバンドにダウンコンバージョンするために利用される。具体的には、理想的な局部発信器は、信号にキャリア周波数と同じ周波数のコサイン (サイン) 波を掛ける処理を行う。しかしながら、実際の局部発信器では、時間的に変動する位相揺らぎが生じ、(1) 式のような位相雑音を含んだコサイン (サイン) 波を使って処理されてしまう。

$$x_{LO}(t) = e^{j(2\pi f_c t + \phi(t))} \quad (1)$$

ここで、 $\phi(t)$ は時間的に変動する位相雑音を表す。この位相雑音によって受信信号は時間的に変化する位相雑音を受ける。本来、局部発信器のスペクトルは線スペクトルになっているはずであるが、位相雑音を含んだ局部発信器では裾が広がったスペクトルとなる。局部発信器では信号と時間軸で直接掛け合わされるので、周波数軸では信号の周波数スペクトルと局部発信器との畳み込みが行われることになる。理想的な局部発信器では線スペクトルとの畳み込みとなるので、信号のスペクトル波形は変化しないが、位相雑音を含んだ局部発信器では、裾が広がったスペクトルとの畳み込みとなるので、信号のスペクトル波形は変化する。これにより、OFDM のような周波数軸でサブキャリアが直交する通信方式では、その直交性が崩れ、キャリア間干渉 (ICI) を引き起こす。

(2) OFDM システムにおける位相雑音の影響

サブキャリア数 N の OFDM システムのベースバンド信号を考える。 $X_m(n)$ を m 番目の OFDM シンボルの n 番目の複素信号とすると、OFDM シンボルの等価低域表現は次のように得られる。

$$x_m(t) = \sum_{n=0}^{N-1} X_m(n) e^{j \frac{2\pi n f_0 t}{N}} \quad (2)$$

ここで f_0 は N 個のサブキャリアの間のサブキャリア間隔を示している。伝搬チャネルの最大遅延広がりよりも間隔の大きいCPが加えられ、送信するベースバンドのOFDM信号が形成される。伝搬チャネルを通ったあと、受信信号は次のように表される。

$$y(t) = \sum_{\tau=0}^{\tau_{\max}} h(\tau)x(t-\tau) + z(t) \quad (3)$$

ここで $x(t)$ は M 個のOFDMシンボルを構成するすべての送信信号であり、 $h(\tau)$ は最大遅延広がり τ_{\max} のマルチパスフェージングチャネルのインパルス応答、 $z(t)$ は加法性白色ガウス雑音(AWGN)を示している。サンプリング間隔は $1/(Nf_0)$ で与えられ、 m 番目のOFDMシンボルの k 番目の信号に対して位相雑音は以下の離散マルコフモデルで記述できる[4]。

$$\phi_m(k) = \sum_{i=0}^{m(N+N_g)+N_g+k} u(i) \quad (4)$$

ここで N_g はCPの長さ、 $u(i)$ は平均0、分散 $\sigma_u^2 = 2\pi\beta T/N$ のガウスランダム変数であり、 β は位相雑音の両側3dBのスペクトル幅、 $T = 1/f_0$ はOFDMシンボル周期である。同じOFDMシンボル内の $\phi_m(k)$ の自己相関関数は次のように導出できる。

$$E[\phi_m(k)\phi_m^*(l)] = \frac{2\pi\beta T}{N}m(N+N_g) + \min(k, l) \quad (5)$$

k と l は異なる2つの時間のインデックスを示している。また、任意の k と l に対して次式を満たす[4]。

$$E[e^{j\phi_m(k)}e^{-j\phi_m(l)}] = e^{-\pi\beta|k-l|/N} \quad (6)$$

(4)式と(5)式に見られるように、位相雑音は相関関数が m によって変化する非定常なランダム過程であるといえる。しかしながら、(6)式に見られるように位相雑音の指数関数的な過程は定常である。

位相雑音を含んだ、 m 番目のOFDMシンボルの k 番目の受信信号サンプルは $r_m(k) = y_m(k)e^{j\phi_m(k)}$ となる。CPを取り除き、 N 点高速フーリエ変換(FFT)をかけた後、 m 番目のシンボルの n 番目のサブキャリアの受信信号は

$$Y_m(n) = X_m(n)H(n)C_m(0) + \sum_{\hat{n}=0, \hat{n} \neq n}^{N-1} X_m(\hat{n})H(\hat{n})C_m(\hat{n}-n) + Z_m(n) \quad (7)$$

と表現できる。ここで、 $H(n)$ は周波数領域におけるチャネルゲイン、 $Z_m(n)$ は同じく周波数領域におけるAWGNを表している。周波数領域での位相雑音の抑制法は、基本的にCPEとよばれる $C_m(0)$ とICIとよばれる $C_m(\hat{n}-n)$ の項を軽減させることによって $Y_m(n)$ から $X_m(n)$ を復元させる[5-9]。CPEの推定はパイロット信号の平均を取ればいいため比較的簡単だが、周波数領域の位相雑音抑制は $X_m(n)$ と $X_m(\hat{n})$ 、 $C_m(\hat{n}-n)$ の共同推定により計算量が高くなる傾向にある。

2-2 時間領域 OFDM 位相雑音補償

時間領域における位相雑音推定手法は、CPEとICIを扱う周波数領域の手法とは対照的に、位相雑音自身を推定し、補償する。適切な位相雑音のモデルを使用すると、時間領域の位相雑音補正は、周波数領域の手法よりもはるかに低い計算量で実現することができる。

簡略化のため、 m 番目のOFDMシンボルに焦点を当て、以降では時間のインデックス m を省略して記述する。AWGNのない受信信号は以下のように記述できる。

$$\mathbf{r} = \mathbf{\Phi} \mathbf{C} \mathbf{F}^H \mathbf{X} \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{r} = [r(0), r(1), \dots, r(N-1)]^T$ 、 $\mathbf{\Phi} = \text{diag}([e^{j\phi(0)}, \dots, e^{j\phi(N-1)}])$ 、 $\mathbf{X} = [X(0), X(1), \dots, X(N-1)]^T$ である。また、 \mathbf{F} は N 点DFT行列であり、 \mathbf{C} はサンプリングされたチャネルのインパルス応答 $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]$ を要素にもつ $N \times N$ の巡回行列であり、 L はチャネルの長さを示している。チャネルの周波数応答 $[H(0), H(1), \dots, H(N-1)]$ は対角成分で表され、 $\mathbf{H} = \mathbf{F} \mathbf{C} \mathbf{F}^H = \text{diag}(\mathbf{F}[\mathbf{h}, \mathbf{0}]^T)$ となるがよく知られている。

ここで、 $\mathbf{b}_q = [b_{q,0}, \dots, b_{q,N-1}]^T$ 、 $0 \leq q \leq Q-1$ であり、 $\mathbf{b}_q \in \mathbb{C}_{N \times 1}$ で表現される Q 個の基底があると仮定する。簡潔にするため、 $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_0, \dots, \mathbf{b}_{Q-1}]$ と記述し、 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}_{N \times Q}$ を基底から構成される行列とする。まず、

$$\mathbf{B} \mathbf{a} \approx [e^{-j\phi(0)}, \dots, e^{-j\phi(N-1)}]^H \quad (9)$$

となるような $\mathbf{a} = [a_0, \dots, a_{Q-1}]^T$ を推定する。これを用いて送信されたシンボルは次のように推定することができる。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{V} \mathbf{a} \quad (10)$$

ここで $\mathbf{V} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{F} \text{diag}(\mathbf{r}) \mathbf{B}$ 、 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}_{N \times 1}$ であり、データとパイロットシンボルを含んでいる。1つのOFDMシンボルに存在するパイロットサブキャリアの数が K 個である場合、 $\mathbf{p} \in \mathbb{C}_{K \times 1}$ をパイロット信号ベクトル、 \mathbf{I} をその

行のインデックスとする． \mathbf{Y} からインデックス I の $\mathbf{Y}_I \in \mathbb{C}_{K \times I}$ を取り出す．同様に， \mathbf{V} から \mathbf{V}_I を取り出す．パイロットサブキャリアのみに着目すると，(10)式は次のように記述できる．

$$\mathbf{Y}_I = \mathbf{V}_I \mathbf{a} \quad (11)$$

$K \geq Q$ ，つまり，基底の数がパイロットの数より少なければ，最小二乗推定によって \mathbf{a} を得ることができる．

$$\mathbf{a}_{LS} = \underset{\mathbf{a}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{Y}_I - \mathbf{p}\|^2 = (\mathbf{V}_I^H \mathbf{V}_I)^{-1} \mathbf{V}_I^H \mathbf{p} \quad (12)$$

\mathbf{a}_{LS} を(10)式に代入することで送信シンボルの推定値を得ることができる．

3 OFDM 時間領域位相雑音補償における基底学習

(9)式から，行列 \mathbf{B} が時間領域での位相雑音補償において重要な役割を担っていることは明らかである．実際に，行列 \mathbf{B} がもつ Q 個の基底が位相雑音のモデリングに直接影響している．利用可能なパイロットの数は限られているため，少数の基底で可能な限り位相雑音の特徴をつかむ必要がある．本研究では，限られた基底の数でより正確に位相雑音を再構築できる基底関数について，データ学習手法に基づいた基底を学習する方法を提案する．

3-1 周波数ベースの非直交基底

(1) PSD を用いた手法

DCT や DFT は，サブキャリア間隔の等倍の基底であり，KL 変換による基底も直交する基底である．これらの従来の基底に対して，本研究ではまず，位相雑音のサンプルの周波数特性に従い，その影響が高いと思われる周波数ほど細かく基底に採用し，影響が低いものほど間隔を広げて採用する．この周波数ベースの非直交基底を用いることで，位相雑音の低周波特性により適合させることが可能である．

はじめに，位相雑音の十分なサンプルを取得する．このサンプルの周波数特性を観測するため，パワースペクトル密度 (PSD) へと変換する．位相雑音の PSD は正の周波数と負の周波数において対称になっている．この特徴から，基底を得るために使うデータを正の周波数のみに限定する．また，データ処理のため，位相雑音の PSD に指数移動平均 (EMA) と多項式近似を用いて近似する．近似した PSD 関数 $P(f)$ ， $0 \leq f \leq f_{\max}$ 個になるようサンプリングする．

$$p_s(q) = P\left(f_{\max} \frac{q}{Q-1}\right) \quad (13)$$

導出された $p_s(q)$ を 0 から 0.99 まで正規化し，1 から減算する．

$$\tilde{\mathbf{p}}_s = 1 - \frac{\mathbf{p}_s - \min(\mathbf{p}_s)}{\max(\mathbf{p}_s) - \min(\mathbf{p}_s)} \times 0.99 \quad (14)$$

この $\tilde{\mathbf{p}}_s$ から PSD の寄与率に応じた割合が得られる．PSD の値が高いほど基底の周波数の増加を抑えるため，この $\tilde{\mathbf{p}}_s$ から $f(0) = 0$ として基底に用いる周波数を次のように定義する．

$$f(q) = f(q-1) + \tilde{p}_s(q) f_{\max}, \quad q = 1, \dots, Q-1 \quad (15)$$

最後に，この Q 個の周波数 $f(q)$ を用いて Q 個の基底

$$\cos\left(2\pi f(q) \frac{n}{N\Delta f}\right), \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (16)$$

を形成し，基底の行列 \mathbf{B} として時間領域の位相雑音補正に利用する．

(2) Sparse Coding を用いた手法

Sparse Coding は少ない基底の線形和を用いて元のデータを復元することを目的とした手法である．ここで使う基底の集合体 (=辞書) は元のデータよりも次元が大きく，係数は疎 (=sparse) なベクトル，つまり多くの 0 が並ぶベクトルとなる．この関係を式で表現すると $\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x}$ となり，それぞれ $\mathbf{y} \in \mathbb{R}_N$ は元のデータ， $\mathbf{D} \in \mathbb{R}_{N \times L}$ は辞書， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}_L$ は係数を示している．Sparse Coding はこの \mathbf{y} と \mathbf{D} を入力することで係数 \mathbf{x} が求められる． \mathbf{D} の 1 列と \mathbf{x} の 1 行が対応するため， \mathbf{x} の非 0 である行があれば， \mathbf{D} の同値の列ベクトルが重要な基底であると判断することができる．

位相雑音の時間領域補償に適用するため，このモデルを $\mathbf{y} \in \mathbb{R}_{N \times M}$ ， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}_{L \times M}$ へと拡張する．拡張した Sparse Coding のモデルでは， \mathbf{x} の行ベクトルがそれぞれ， \mathbf{D} の同値の列ベクトルと対応する．ここから重要な基底を抽出するため， \mathbf{x} の行ベクトルごとに総和を求め，値の大きなものから重要であると判断する最も単純なアル

ゴリズムを用いる。従来, Sparse Coding は辞書 \mathbf{D} を学習する Dictionary Learning とセットだが, 元のデータの傾向が予めわかっているならばその限りではない。本研究は, この辞書データについては (13) 式のように周波数を細かく区切った候補となりうる基底の集合を用意した。

$$\mathbf{D}_{n,l} = \cos \left\{ 2\pi \left(f_{max} \frac{l}{L} \right) \frac{n}{N\Delta f} \right\} \quad (17)$$

\mathbf{D} には辞書データ, \mathbf{y} には位相雑音のサンプルを入力することで Sparse Coding を用いて位相雑音のサンプルを構成する重要な基底, つまり周波数を選定することができる。

3-2 非周波数ベースの直交基底

従来の PCA では位相雑音の特性を考慮していないため, 基底を用いて位相雑音を再構築した際に位相雑音の制限を超えるような成分が抽出されてしまう場合がある。本研究では位相雑音の値の範囲を明示的に制約した PCA である Bounded PCA (BPCA) [10] を利用する。理論上, 位相雑音は単位円上の値しか持たない。つまり, 実部と虚部ともに -1 から 1 までしか動くことはない。実際に測定した位相雑音のサンプルを観測すると実部はおよそ 0.8 から 1, 虚部はおよそ -0.5 から 0.5 までしか動いていない。この制約条件を取り入れ, BPCA による最適化問題を以下に示す。

$$\underset{\mathbf{A}, \mathbf{B}}{\text{minimize}} \quad \|\mathbf{Z} - \mathbf{A}\mathbf{B}'\|^2 \quad (18)$$

$$\text{subject to} \quad \mathbf{Z} \leq \mathbf{A}\mathbf{B}' \leq \bar{\mathbf{Z}}$$

$\mathbf{Z} \in \mathbb{R}_{n \times m}$ が元のデータであり, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_{n \times p}$ と $\mathbf{B} \in \mathbb{R}_{m \times p}$ から $\mathbf{A}\mathbf{B}'$ によってデータを再構築している。この二つのデータ間のノルムが最小となるように問題を解けばよい。

ここでは, 行列 \mathbf{Z} には位相雑音のサンプルを入力する。制約条件において $\underline{\mathbf{Z}} \in \mathbb{R}_{n \times m}$ は再構築データの下界, $\bar{\mathbf{Z}} \in \mathbb{R}_{n \times m}$ は再構築データの上界を示している。一般的な行列 \mathbf{A} に対して \mathbf{A}' を元の行列の転置, \mathbf{a}_i を元の行列の i 行目, \mathbf{a}_j を元の行列の j 列目として記述する。まず, 行列 \mathbf{A} を次式の最適化問題を解くことによって更新する。

$$\underset{\mathbf{a}_i}{\text{minimize}} \quad \|\mathbf{B}\mathbf{a}_i - \mathbf{x}_i\|^2 \quad (5)$$

$$\text{subject to} \quad \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ -\mathbf{B} \end{bmatrix} \mathbf{a}_i \geq \begin{bmatrix} \underline{\mathbf{z}}_i \\ -\bar{\mathbf{z}}_i \end{bmatrix}$$

次いで, 行列 \mathbf{B} を次式の最適化問題を解くことで更新する。

$$\underset{\mathbf{b}'_j}{\text{minimize}} \quad \|\mathbf{A}\mathbf{b}'_j - \mathbf{x}_j\|^2 \quad (20)$$

$$\text{subject to} \quad \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ -\mathbf{A} \end{bmatrix} \mathbf{b}'_j \geq \begin{bmatrix} \underline{\mathbf{z}}_j \\ -\bar{\mathbf{z}}_j \end{bmatrix}$$

二つの行列を更新するたびに (9) 式のノルムを計算し, 前回の行列を更新した時点のノルムと比較して変化が小さければ再構築データは最適解に近いといえる。求められた行列 \mathbf{A} は位相雑音推定のための基底として用いることができる。

4 シミュレーション結果

局部発信器に位相雑音がある場合において, 従来の基底に基づく基底展開近似を用いて位相雑音補償を行った場合と, 提案法である周波数ベースの非直交基底・非周波数ベースの直交基底を用いて基底展開近似を用いて位相雑音補償を行った場合の BER を MATLAB シミュレーションにて比較する。シミュレーション条件は 5G NR の物理層の仕様に則り, 主なパラメータは $N = 1024, K = 30, 16\text{-QAM}$ 変調, サブキャリア間隔 60kHz である。また, 位相雑音については SDR デバイス USRP E320 から計測した値を用いた。その周波数オフセット Hz と単側波帯雑音電力密度 dBc/Hz は表 1 にて示している。

表 1 : 位相雑音測定値

周波数オフセット [Hz]	1e4	1e5	2e5	3e5	4e5	5e5	1e6	5e6
位相雑音レベル [dBc/Hz]	-62	-79	-84	-90	-93	-97	-109	-115

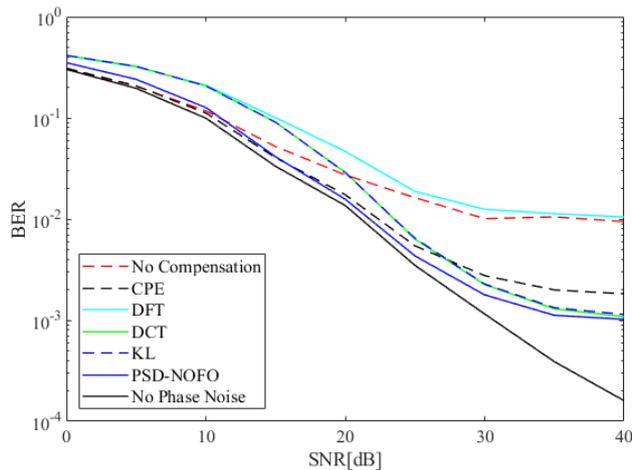


図 2 : BER vs SNR, $Q=20$

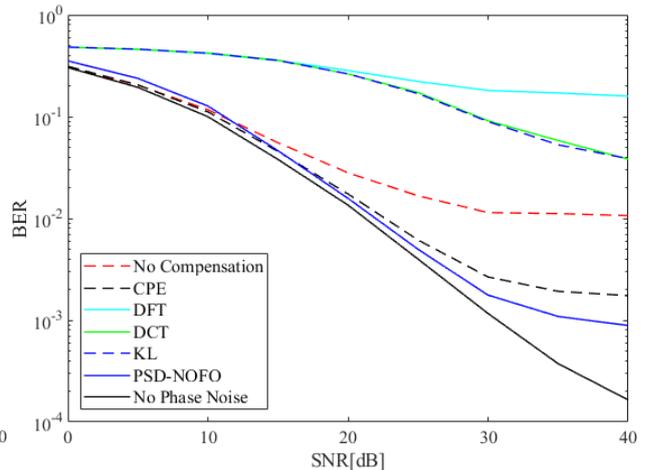


図 3 : BER vs SNR, $Q=30$

位相雑音補償に用いる基底の数 Q は 20 とパイロットと同数の 30 を用いてシミュレーションを行った。図 2 に、基底の数 20 の場合の DFT 基底, DCT 基底, KL 変換の基底に基づく位相雑音補償と、提案法である PSD に基づいた非直交基底 (PSD-NOFO) を用いた位相雑音補償を行った場合のビットエラー率 (BER) の比較を示した。横軸は信号対雑音比 (SNR) を表している。図 2 から提案法が SNR の広い範囲にわたって最良の結果となっていることがわかる。

さらに基底の数をパイロットの数と同じ 30 にした際の結果を図 3 に示す。これは非常に興味深い結果で直交基底を用いたすべての手法が補正しない場合よりも性能が悪くなった。この現象はパイロット数, サブキャリア間隔などの条件を変えてもパイロット数と基底の数が一致していれば再現された。しかし、非直交基底を用いている提案法では基底の数によらず一定の性能を示している。パイロットの数が使用可能な基底の最大数なため、パイロットの数と基底の数を同数にすることは自然な発想であり、このような結果からも直交基底の欠陥が露呈したといえる。

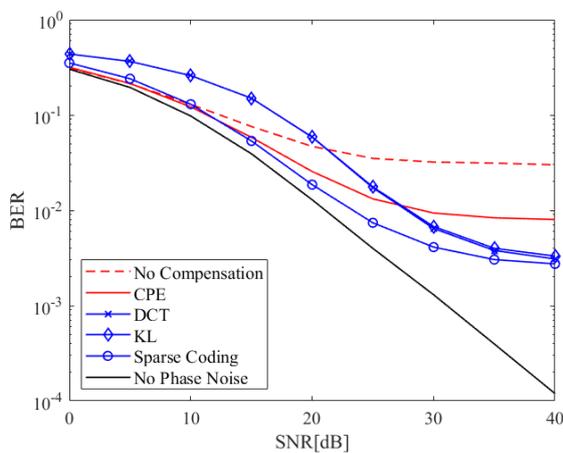


図 4 : BER vs SNR, $K=20, Q=16$

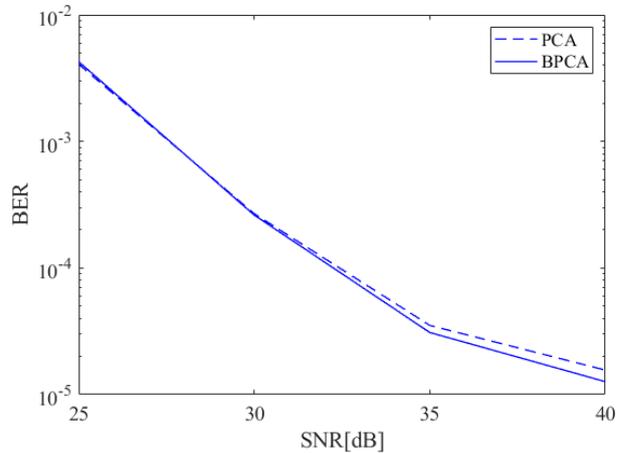


図 4 : BER vs SNR, $K=20, Q=16$

図 4 に Sparse Coding の手法で求めた基底のシミュレーションの結果を示している。但し、パイロット数 $K=20$, 基底の数 $Q=16$ である。図 4 から、この基底も従来基底より適切に位相雑音を補償していることがわかる。また、BPCA の手法で求めた基底と PCA の手法で求めた基底の比較結果を図 5 に示している。図 5 から、制約条件をかけることで、わずかな性能向上が見られた。より正確な基底を得られるため、制約条件や学習アルゴリズムのさらなる検討が今後の課題となる。

5 結論

本研究では、位相雑音推定に必要な基底を抽出する方法について、位相雑音のサンプルからデータ学習技術を利用する手法の検討を行った。特に、SDR デバイスを用いて位相雑音の実データを測定し、位相雑音の PSD 特性や sparse coding 手法から得られた周波数ベースの非直交基底、制約付き PCA アルゴリズムから求めた直交基底を提案した。5G NR 物理層の仕様に則ったシミュレーションにおいて、提案した基底を用いた時間領域位相雑音補償の性能は、従来の基底より優れていることがわかった。

【参考文献】

- [1] L. Tomba, “On the effect of Wiener phase noise in OFDM systems,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 46, no. 5, pp. 580–583, 1998.
- [2] R. A. Casas, S. L. Biracree, and A. E. Youtz, “Time domain phase noise correction for OFDM signals,” *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 48, no. 3, pp. 230–236, 2002.
- [3] A. Leshem and M. Yemini, “Phase noise compensation for OFDM systems,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 65, no. 21, pp. 5675–5686, 2017.
- [4] S. Wu and Y. Bar-Ness, “OFDM systems in the presence of phase noise: consequences and solutions,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 52, no. 11, pp. 1988–1996, 2004.
- [5] P. Mathecken, T. Riihonen, S. Werner, and R. Wichman, “Phase noise estimation in OFDM: Utilizing its associated spectral geometry,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 64, no. 8, pp. 1999–2012, 2016.
- [6] P. Robertson and S. Kaiser, “Analysis of the effects of phase-noise in orthogonal frequency division multiplex (OFDM) systems,” in *Proc. IEEE ICC*, Jun. 1995.
- [7] S. Wu and Y. Bar-Ness, “A phase noise suppression algorithm for OFDM-based WLANs,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 6, no. 12, pp. 535–537, 2002.
- [8] F. Munier, T. Eriksson, and A. Svensson, “Receiver algorithms for OFDM systems in phase noise and AWGN,” in *Proc. IEEE PIMRC*, Sept. 2004.
- [9] S. Wu, P. Liu, and Y. Bar-Ness, “Phase noise estimation and mitigation for OFDM systems,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 5, no. 12, pp. 3616–3625, 2006.
- [10] P. Giordani and H. A. L. Kiers, “Principal component analysis with boundary constraints,” *J. Chemom.*, vol. 21, no. 12, pp. 547–556, 2007.

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
Data-Driven Phase Noise Mitigation in OFDM Systems	Proc. IEEE CCNC 2021	2021年1月
OFDMにおける Sparse Coding を用いた位相雑音補償	2021年電子情報通信学会通信総合大会	2021年3月