

電気・電子情報工学専攻	学籍番号	M163202
申請者氏名	石井 建至	

指導教員氏名	上原 秀幸 宮路 祐一
--------	----------------

論文要旨 (修士)

論文題目	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
------	--------------------------------

同一時間かつ同一周波数で送受信を行う帯域内全二重が注目を集めているが、自己干渉が実現を困難にさせる。自己干渉信号は、端末周囲の環境変動による自己干渉チャネルの変動や通信端末の継続使用で増幅器が発熱した際の利得変動による非線形特性変動の影響を受ける。これらの変動により、非線形デジタル自己干渉キャンセラの除去性能は大幅に劣化する。そのため、除去性能の維持が課題である。除去性能の維持には、自己干渉キャンセラを再度学習（再学習）する必要がある。

本論文では、自己干渉チャネルの変動および増幅器の利得変動が引き起こす非線形特性変動による自己干渉キャンセラの性能劣化を抑制する、デジタル自己干渉キャンセラの再学習手法を提案する。さらに、帯域内全二重のための増幅器の利得変動による非線形特性変動を検出する時変動検出器を提案する。本論文で考慮する二つの変動は、それぞれで変動の特徴が異なる。そのため、それぞれの変動を個別に考えて再学習を行う必要がある。Widely-Linear型やハマーシュタイン型の自己干渉キャンセラでは、高周波/アナログ領域全体をブラックボックスと捉えて学習を行う。そのため、再学習を行う際も同一の学習手法を取らなければ行けないため、個別に再学習を行えない。そこで本論文では、繰り返し推定型の自己干渉キャンセラに着目する。これは、自己干渉チャネルと増幅器の非線形特性を個別に推定可能である。この特徴を利用し、変動した要素のみ個別に再学習を行う手法を提案する。提案する再学習手法は、自己干渉チャネルと増幅器の非線形特性を個別に再学習を行う。提案再学習手法は、変動した要素のみそれぞれ個別に再学習を行うため、再学習に必要なシンボル数と計算量を削減して再学習が可能である。提案再学習手法の性能は、従来の再学習の考え方である、端末の高周波/アナログ領域全体を一括で再学習する、全体再学習手法と比較する。

提案手法をシミュレーションにより評価した。まず、自己干渉対雑音電力比 (Self-interference to Noise Ratio: INR) における自己干渉チャネルの再学習の性能評価をしたところ、低 INR では除去性能を維持し、高 INR では電力増幅器の非線形特性変動の影響で除去性能劣化を完全に抑制できないことが分かった。そのため、INR の高低で提案手法の適用を切り替える必要があることがわかった。低 INR では、時変動検出器と増幅器の再学習を行わず、自己干渉チャネルの再学習のみで自己干渉キャンセラの除去性能を維持できることを示した。高 INR では、低雑音増幅器の利得変動の影響を自己干渉チャネルの再学習で対処し、時変動検出器で電力増幅器の利得変動のみ検出した後、電力増幅器の再学習を行う必要があることを示した。これらを踏まえ、提案する INR の高低における帯域内全二重システムのタイムチャートで、自己干渉除去性能が低 INR では 34 dB を、高 INR では 64 dB を達成する、再学習に必要な最小のシンボル数と複素演算回数を全体再学習手法と比較した。比較した結果、低 INR の場合は、再学習に必要なシンボル数を半分以上、複素演算回数を最大で 43 分の 1 に低減できた。高 INR の場合は、再学習に必要なシンボル数を 4 シンボル、複素演算回数を 16 分の 1 に低減できた。さらに、提案再学習手法は全体再学習手法よりも速く性能限界に達し、かつ全体再学習手法と同等の自己干渉除去性能が得られた。これらは、再学習の必要な要素のみ個別に学習することで除去性能の収束性が高まったと考えられる。また、時変動検出器における検出正解精度は最大で 9.7 割得られ、適応的に検出できていることを確認した。