

博士學位論文

論文題目 蝸牛無反射伝送線路モデルの
設計手法確立とエッジ向け
音声認識システムへの応用

提出者 東北大学大学院情報科学研究科

応用情報科学 専攻

氏名 織間 健守

2022年度 博士論文

蝸牛無反射伝送線路モデルの設計手法確立と
エッジ向け音声認識システムへの応用

Design Method of Cochlea Reflectionless Transmission-Line
Model and Its Application to Edge Speech Recognition
System

研究指導教員： 教授 堀尾 喜彦

東北大学大学院 情報科学研究科
応用情報科学専攻
ソフトコンピューティング集積システム研究室

織間 健守

謝辞

本論文は、著者が東北大学大学院情報科学研究科応用情報科学専攻博士後期課程において、同大学電気通信研究所ソフトコンピューティング集積システム研究室において博士6年間の修了研究として行った研究をとりまとめたものです。

本研究における多くの御指導，御助言を頂いた堀尾喜彦教授に深く感謝します。

本学電気通信研究所 佐藤茂雄教授並びに，坂本修一教授には，ご専門の立場から研究をより深いものにする貴重なご意見を頂きました。大変に感謝申し上げます。

博士課程進学と同時に，先輩という立場から同期という立場になり，共に励ましあった小澤将人氏並びに，伊藤佳卓助教，さらに，和やかな雰囲気ながらもお互いに切磋琢磨し合える環境を提供してくれた佐藤拓氏，福田圭祐氏を始めとするソフトコンピューティング集積システム研究室の皆様と守谷哲特任助教に感謝致します。

最後に，これまで温かい目で見守ってくれた家族や長い学生生活において大変お世話になった椿堂方子氏，栗林加奈子氏に感謝致します。

令和4年7月7日

目次

第1章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究目的および方法	2
1.3 本論文の構成	3
第2章 蝸牛に基づく無反射伝送線路モデル	4
2.1 蝸牛の生理学的特徴	4
2.2 受動的無反射伝送線路モデル	4
2.3 外有毛細胞と三次非線形素子	11
2.4 能動的無反射伝送線路モデル	13
2.4.1 周波数領域における合成インピーダンス計算	13
2.4.2 入力端子から終端までの電圧と電流の計算	15
2.4.3 各距離における変換器を用いた電圧-電流変換	15
2.4.4 時間領域における変換器の二次側に流れる電流の計算	16
2.4.5 能動モデルのパラメータ値の決定手法	17
第3章 蝸牛に基づく無反射伝送線路モデルの設計手法	19
3.1 特徴量の定式化	19
3.2 パラメータ値の定性的な決定手法	20
3.2.1 パラメータ θ の導入	20
3.2.2 パラメータ値の定性的な決定の例	20
3.3 パラメータ値の最適化	29
3.3.1 目的関数	29
3.3.2 パラメータ値の最適化の設計例	31
3.4 生理または心理物理実験結果の再現	41
3.4.1 距離に対する振幅および位相特性	41
3.4.2 フィルタ形状	42
3.4.3 中心周波数に対する臨界帯域幅特性	42

3.4.4	入力音圧依存	43
第 4 章	蝸牛無反射伝送線路モデルの雑音耐性	45
4.1	周波数分解能および時間分解能	45
4.2	各フィルタに対する信号対雑音比特性	49
第 5 章	雑音下音声認識システムへの応用	56
5.1	カオスニューラルネットワークリザバー	56
第 6 章	ハードウェア実装	69
6.1	蝸牛無反射伝送線路モデルのデジタルフィルタ実装	69
6.2	CNNR のアナログ集積回路実装	73
6.3	雑音下音声認識システムの構築	82
第 7 章	結論	86
付 録 A	伝達関数の導出	93
A.1	1次元流体力学的モデルの偏微分方程式の解	93
A.2	伝搬定数の積分 $\Gamma(x, \omega)$ の導出	94
A.3	中心周波数 $\omega_c(x)$ の導出	96
付 録 B	デジタルフィルタにおける伝達関数の導出	98
B.1	伝達関数 $H(n, s)$ の導出	98
付 録 C	カオスニューラルネットワークリザバーの設計	102
C.1	エコーステートプロパティ	102

目次

2.1	理想無反射伝送線路モデル	5
2.2	受動的無反射伝送線路モデル (受動モデル)	6
2.3	受動モデルの周波数対利得特性	9
2.4	受動モデルの周波数対位相特性	9
2.5	受動モデルの距離対利得特性	10
2.6	受動モデルの距離対位相特性	10
2.7	図 2.2 中の $Z_s(x, \omega)$ を構成する三次非線形素子の特性 [10].	11
2.8	時間領域における変換器 [10] を含む伝送線路.	12
2.9	伝送線路の終端における合成インピーダンスの導出.	14
2.10	1 つ前 ($N - 1$) のセクションにおける合成インピーダンスの導出.	14
2.11	線路全体の合成インピーダンスの導出.	14
2.12	周波数領域における変換器 [10] を含む伝送線路モデルの微小区間.	16
2.13	g_L を変化させた場合のセクション $n = 7813$ における入力音圧に対する電流 $I'_b(n, t)$ の特性.	18
3.1	距離に対する中心周波数特性 $\omega_c(x)$	23
3.2	パラメータ値の定性的な決定手法のフローチャート	24
3.3	パラメータ調整前の周波数対利得特性	25
3.4	パラメータ調整前の周波数対位相特性	25
3.5	R_0 調整後の周波数対利得特性	26
3.6	R_0 調整後の周波数対位相特性	26
3.7	Z_0 調整後の周波数対利得特性	27
3.8	Z_0 調整後の周波数対位相特性	27
3.9	Z_0 を変化させたときの周波数-ゲイン特性の例.	30
3.10	トライアル毎の目的関数 E の変化 ($x = 15$ mm)	32
3.11	トライアル毎の目的関数 E の変化 ($x = 20$ mm)	32
3.12	トライアル毎の目的関数 E の変化 ($x = 25$ mm)	33

3.13	トライアル毎の $a(x = 25 \text{ mm})$	34
3.14	トライアル毎の $R_0(x = 25 \text{ mm})$	35
3.15	トライアル毎の $b(x = 25 \text{ mm})$	35
3.16	トライアル毎の $Z_0(x = 25 \text{ mm})$	36
3.17	$R_0 = 0.23, Z_0 = 5.795$ の時の a と b に対する E の変化. 青丸と緑丸は, それぞれ, 2回目と3回目のトライアルの150イタレーション時の a と b の値. カラーバーは, 目的関数の値を示す.	37
3.18	$R_0 = 0.365, Z_0 = 5.795$ の時の a と b に対する E の変化. 青丸と緑丸は, それぞれ, 2回目と3回目のトライアルの150イタレーション時の a と b の値. カラーバーは, 目的関数の値を示す.	38
3.19	$R_0 = 0.5, Z_0 = 5.795$ の時の a と b に対する E の変化. 青丸と緑丸は, それぞれ, 2回目と3回目のトライアルの150イタレーション時の a と b の値. カラーバーは, 目的関数の値を示す.	38
3.20	表 3.5 のパラメータ値を使用した時の周波数対利得特性. 図中の○は $\omega_c(x)$ を示す.	40
3.21	表 3.5 のパラメータ値を使用した時の周波数対位相特性. 図中の×は $p_c(x)$ を示す.	40
3.22	距離 x に対する利得および位相特性.	41
3.23	設計した受動モデルのフィルタ形状.	42
3.24	蝸牛無反射伝送線路モデルの中心周波数に対する先鋭度特性.	43
3.25	能動モデルの入力音圧に対する利得特性.	44
4.1	入力に用いるチャープ信号.	46
4.2	STFT のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーバーは出力の振幅を示す.	46
4.3	MFCC のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーバーは出力の振幅を示す.	47
4.4	GTFB のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーバーは出力の振幅を示す.	47
4.5	LYON のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーバーは出力の振幅を示す.	48
4.6	CRTL のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーバーは出力の振幅を示す.	48

4.7 雑音を含まないクリーンな信号.	50
4.8 SNR = -20 dB の雑音を含む入力信号.	50
4.9 図 4.7 の入力信号に対する STFT の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	51
4.10 図 4.8 の入力信号に対する STFT の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	51
4.11 図 4.7 の入力信号に対する MFCC の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	52
4.12 図 4.8 の入力信号に対する MFCC の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	52
4.13 図 4.7 の入力信号に対する GTFB の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	53
4.14 図 4.8 の入力信号に対する GTFB の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	53
4.15 図 4.7 の入力信号に対する LYON の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	54
4.16 図 4.8 の入力信号に対する LYON の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	54
4.17 図 4.7 の入力信号に対する CRTL の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	55
4.18 図 4.8 の入力信号に対する CRTL の応答. カラバーは出力の振幅を示す.	55
5.1 ニューラルネットワークリザバーの一般的な構成.	57
5.2 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせ.	58
5.3 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率. ○と□は, それぞれ, 前処理として a-CRTL を用いた場合と p-CRTL を用いた場合を示す. また, ブルーの破線とオレンジの点線は, それぞれ, GNNR と CNNR を認識エンジンとして用いた場合を表す.	59
5.4 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 HMM および LSTM との組み合わせ.	61
5.5 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 HMM および LSTM との組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率. ○と□は, それぞれ, a-CRTL と p-CRTL を前処理に用いた場合を示す. グリーンの破線とグレーの点線は, それぞれ, HMM と LSTM を用いた場合を表す.	62
5.6 音声認識システムの前処理 STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせ.	64

5.7	音声認識システムの前処理 STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率. \diamond , \triangle , \times , $+$ および $-$ は, それぞれ, STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON を前処理として用いた場合を示す. ブルーの破線とオレンジの点線は, それぞれ, GNNR と CNNR を示す.	65
5.8	音声認識システムの前処理と認識部分との組み合わせ.	67
5.9	図 5.8 に示す前処理と認識エンジンの組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率.	68
6.1	受動的蝸牛無反射伝送線路モデル (受動モデル) のデジタルフィルタの構成	69
6.2	直列インピーダンス $Z'_s(n, \omega)$ の伝達関数 $H_s[n, s]$ を実現する IIR フィルタの構成.	70
6.3	デジタルフィルタ内の電圧 $V[n]$ の出力結果	71
6.4	デジタルフィルタ内の電流 $I_b[n]$ の出力結果	72
6.5	サイクリック型ニューロンのブロック図.	73
6.6	TSMC 180 nm プロセスを用いて製作されたサイクリック型ニューロン回路チップ.	74
6.7	サイクリック型ニューロンの制御クロックのタイミングチャート.	75
6.8	電圧-時間変換器 (VTC). (a) $V_{\text{ramp}}(\tau)$ の波形と VTC の出力パルス幅. $V_{\text{in}}(\tau)$ と等しくなるまで, V_{DD} を出力. (b) コンパレータにより実装された VTC.	76
6.9	時間-電流変換器 (TCC).	76
6.10	電流加算器 (CA).	76
6.11	POC チップの測定評価基板.	77
6.12	サイクリック型ニューロン回路のサイクリック動作の結果.	78
6.13	TCC の特性	79
6.14	CA の特性	79
6.15	SH の特性	79
6.16	OFS の特性	79
6.17	測定結果をもとに作成したエミュレータによるカオスニューロン回路の内部状態の外部バイアスに対する分岐図特性.	80
6.18	図 6.17 における外部バイアスが 0.8 V のときの内部状態のリターンマップ.	81
6.19	a-CRTL と CNNR で構築された音声認識システム.	82
6.20	エミュレータを用いた音声認識タスクにおける zero の認識結果.	83
6.21	エミュレータを用いた音声認識タスクにおける one の認識結果.	84

C.1 スペクトル半径を変化させたときの GNNR と CNNR における時間ステップに対する誤差の特性. GNNR の各パラメータ値は, $k = 0$, $\alpha = 0$ および $\varepsilon = 0.5$, CNNR の各パラメータ値は, $k = 0.5$, $\alpha = 0.5$ および $\varepsilon = 0.5$ 103

表 目 次

3.1	各距離における目標値.	21
3.2	設計値の変化.	28
3.3	$Q'_{10}(x)$ を用いた各距離における目標値.	30
3.4	各距離におけるパラメータを最適化した設計値と目標値との誤差率.	39
3.5	各距離における最適化したパラメータ値.	39
A.1	積分範囲	95

第1章 序論

1.1 研究背景

聴覚障害者の増加 [1] と共に、聴覚系に関する研究および解析が盛んに行なわれるようになり、特に、蝸牛と呼ばれる聴覚系の末梢器官に注目が集まっている [2]. 蝸牛は、優秀な周波数の弁別機能を備えており、周波数分析器として工学的に 응용が期待される [3, 4, 5, 6]. しかし、工学的応用を視野に入れた蝸牛モデルは提案されていなかった. そこで、大野・香田らは、簡単かつ工学的応用も可能な受動無反射伝送線路モデル（受動モデル）を提案した [7]. 受動モデルは、蝸牛を理想伝送線路モデルと仮定し、伝送線路内の回路素子パラメータ値を調整することで、生理実験 [8] により得られた蝸牛の周波数応答特性をよく近似できる. しかし、受動モデルの回路素子値を調整するのみでは、蝸牛内に存在する外有毛細胞等の働きを再現することが不可能であった. そこで、外有毛細胞等による蝸牛の能動性を再現したモデルが提案された [9]. このモデルは、伝送線路内に負性抵抗を付加することにより蝸牛の能動性を再現している. しかし、負性抵抗により常に入力を大きく増幅させてしまうため、回路動作が不安定になりやすく、回路の消費電力も大きくなってしまう. そこで、理想機械一流体変換器と微小区間のみを負の傾きを持つ三次非線形素子を用いることで、負性抵抗を含むモデルの問題を解決した新しいモデル（能動モデル）が提案された [10]. すなわち、受動モデルを構成する回路素子の一部を三次非線形素子に置き換えることによって、蝸牛の能動性も再現が可能になる. 従って、蝸牛の特性を再現する周波数応答特性を設計するには、基本となる受動モデルの回路パラメータ値を決定することが重要になる.

そこで、まず受動モデルのパラメータ値を決定する手法を提案する. さらに、最適化手法を用いることで、より定量的にパラメータ値を決定できるように改良を行い、受動モデルの設計手法を確立する.

受動モデルの設計手法を確立した後、その手法を能動モデルへと応用し、種々の生理または心理物理実験結果の再現を通して、蝸牛モデルとしての妥当性を検証する. 次に、工学的応用を視野に入れ、能動モデルの時間分解能または周波数分解能の性能評価を行う. 一方、能動モデルは、生理学的な蝸牛の機序をよく模倣しているため、蝸牛の能動性による高い耐雑音性能が期待される [11, 12]. そこで、能動モデルの耐雑音性についても評価を行い、その有効性を示す.

一方, IoT化に伴い, エッジデバイス向けの音声認識システムの需要が高まっている。しかし, 現在広く利用されている深層ニューラルネットワークに用いられる学習方法は, 学習データセットの種類や数に大きく影響されるため計算コストが大きく, また, クラウドでの学習によるセキュリティなどの問題によりエッジデバイス向けのハードウェア実装には向かない [13]。さらに, 未知のデータに対する学習では, 大量かつ多様な情報を得ることは困難である。そこで, 少ないデータ数で学習を効率よく行うことが可能であり, 学習コストが低いエッジデバイス向けの音声認識に特化した高効率なハードウェアシステム構築を目指す。

一般に, 音声などの時系列データに対しては, フィードフォワード型のニューラルネットよりも再帰構造を含む, リカレント型のニューラルネットが好ましい。そこで, 本研究では, リカレント型のニューラルネットワークの中でも比較的学習則が簡便かつ高い認識率が得られるニューラルネットワークリザバー [14, 15] を採用する。ニューラルネットワークリザバーは, ニューラルネットワークの中間層をリザバー層と呼ばれる再帰構造のネットワークとし, 中間層と出力層との間のシナプス重みのみを最適化することで学習を行うことができる。従って, 小型化・低消費電力化が求められるエッジデバイス向けの音声認識システムとして最適である。

そこで, 本研究においては, 耐雑音性能に優れた能動モデルを前処理とし, エッジハードウェアに適した CNNR を認識エンジンとした雑音下音声認識システムを提案する。提案したシステムの有効性を確認するために, 認識エンジンとして, 隠れマルコフモデルおよび長・短期記憶モデルとした場合, さらには, 前処理フィルタとして, 受動モデル, 短時間フーリエ変換, メル周波数ケプストラム係数, ガンマトーンフィルタバンク, ガンマチャープフィルタバンク, Lyon フィルタとした場合の, それぞれの組み合わせについて比較・検討する。

最後に, 提案するエッジ AI 向け雑音下音声認識システムをハードウェア化するため, 能動モデルのデジタルフィルタ回路の設計手法と, CNNR のアナログ集積回路実装法を提案する。CNNR については, TSMC 180 nm CMOS プロセスによりプロトタイプチップを実装し, 提案回路の妥当性を示す。さらに, 測定結果を埋め込んだ回路エミュレータにより, 提案する雑音下音声認識システムハードウェアの有効性を検証する。

1.2 研究目的および方法

本研究の目的は, 未知の環境雑音下においても高い認識率を持つエッジデバイス向けの音声認識ハードウェアシステムの開発である。

そこで, エッジデバイス向けハードウェアシステムにおいてボトルネックとなる認識部分の計算コストを削減し, かつ, 未知の環境雑音下に対してもロバストな認識を行うために能動モデルを音声認識の前処理として用いる。そのためには, 能動モデルの設計手法の確立が必要不

可欠である。受動モデルの一部を三次非線形素子に置き換えることで能動モデルが構成される。そのため、基本となる受動モデルを設計した後、一部を三次非線形素子に置き換えることで、能動モデルを設計する。

受動モデルの設計手法を確立するためには、まず、設計すべき受動モデルの特徴量を定式化し、重み付き多重最適化手法の目的関数へ適用する。この際に用いる特徴量として、伝送線路の距離に対する周波数特性、利得特性、先鋭度特性、および位相特性をそれぞれ定式化する。

一方、音声認識システムにおいて種々のアーキテクチャが提案されているが、音声などの時系列データに最も適しており、ハードウェアコストも低いと考えられるニューラルネットワークリザバーの性能評価を行う。評価方法としては、一般的な音声認識システムで利用されるアーキテクチャと比較して、能動モデルを組み合わせたシステムの耐雑音認識性能が向上するか確認する。

能動モデルとニューラルネットワークリザバーとを組み合わせた音声認識システムの有効性を確認した後、能動モデルのデジタルフィルタ化およびニューラルネットワークリザバーのアナログ集積回路化の方法を提案する。

1.3 本論文の構成

第2章で受動的無反射伝送線路モデル(受動モデル)と能動的無反射伝送線路モデル(能動モデル)について説明する。受動モデルは、蝸牛の生理学的特徴を考慮した伝送線路モデルであり、その線路内の一部の素子を三次非線形素子にすることで、蝸牛の能動性を導入することが可能である。

第3章では、最適化手法を活用した能動モデルの定量的設計方法を提案する。

第4章では、第3章で提案した設計手法を用いて設計した能動モデルの時間分解能、周波数分解能および雑音に対するロバスト性の評価を行う。

第5章では、能動モデルの他に従来より用いられている5つの前処理フィルタをそれぞれ用いて、隠れマルコフモデル、長・短期記憶モデル、およびニューラルネットワークリザバーを認識部分として音声認識を行った際の性能を比較・検討する。このとき、それぞれについて雑音耐性や計算コストなども比較する。

第6章では、能動モデルのデジタルフィルタ回路実装を提案する。さらに、雑音耐性があり、エッジ向けハードウェアシステムとして最適なりザバーニューラルネットワークのアナログ集積回路化の手法を提案し、プロトタイプチップの実装および測定結果について説明する。

最後に、第7章で本論文のまとめを行う。

第2章 蝸牛に基づく無反射伝送線路モデル

2.1 蝸牛の生理学的特徴

蝸牛は、聴覚系の末梢器官であり、優秀な周波数弁別機能を持つ。蝸牛内に存在する基底膜と呼ばれる薄い膜上を入力された音波が進行波となって伝搬する。その際、入力音の周波数に応じて進行波の振幅が最大となる基底膜の場所が異なる [8]。周波数が高い程、蝸牛の入力側に近い場所で振幅が最大となり、周波数が低い程、蝸牛の終端に近い場所での振幅が最大となる。また、蝸牛の入力端からの距離に対する、すなわち入力周波数に対する振幅特性は、減衰特性が急峻なローパスフィルタのような形状をしている [16]。そのため、ある距離において振幅が最大となる周波数 (中心周波数) より高周波数側と低周波数側での特性が大きく異なり、低周波数側では緩やかに振幅が上昇していき、中心周波数を超えると、急峻な減衰が起こる。この周波数特性は、基底膜上に存在する外有毛細胞を考慮するとより顕著となる [17]。このように、蝸牛は周波数を基底膜上の距離へ変換する周波数弁別器である。このような蝸牛の特性を模倣した様々なフィルタが提案されている [18, 19, 20, 21]。蝸牛の特性を再現したフィルタ中でも、蝸牛内の基底膜上に存在する外有毛細胞を含む機械的機序を再現するためには、伝送線路モデルによって実装されることが望ましいと考えられる [22]。しかし、一般的な伝送線路モデルは、計算コストの問題やパラメータ値の設計等が困難であり、工学的応用が避けられてきた [23]。そこで、大野・香田らが提案した蝸牛無反射伝送線路モデルに注目が集まった。このモデルは、伝送線路モデルであるため、蝸牛の機械的な機序をよく再現しているだけでなく、パラメータ数が少ないため、他の伝送線路モデルよりも設計が比較的用意であると考えられる [10]。そこで、以下では、大野・香田らの蝸牛無反射伝送線路モデルを工学的に応用する際に必要となる回路パラメータの設計手法を確立する。

2.2 受動的無反射伝送線路モデル

大野・香田らが提案した蝸牛モデルは、理想無反射伝送線路モデルを基にしている [7]。この伝送線路モデルを図 2.1 に示す。ここで、 $V_{in}(\omega)$, x , ω , $Z_s(x, \omega)$, $Z_p(x, \omega)$, $V(x, \omega)$, $I(x, \omega)$, $I_b(x, \omega)$, Z_G および Z_L は、それぞれ、鼓膜に加わる圧力、蝸牛窓からの距離、入力の角周波数、距離 x での前庭階・鼓室階等の特性を表す直列インピーダンス、距離 x での基底膜の特性

を表す並列インピーダンス，距離 x での基底膜に加わる圧力，距離 x での外リンパ液の流速，中耳にある耳小骨のインピーダンスおよび蝸牛頂部のインピーダンスを表す。

図 2.1 に示した伝送線路モデルを基にした受動的無反射伝送線路モデル (受動モデル) の距離 x における微小区間 Δx の等価回路を図 2.2 に示す。図 2.2 中の並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ は，基底膜のインピーダンスを模しており，並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ に流れる電流は基底膜の変位速度に対応する。ある周波数において基底膜の振動が大きくなると考えると，基底膜のインピーダンスである並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ は， RLC 直列共振回路であると仮定できる。すなわち，並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ は，

$$Z_p(x, \omega) = j\omega L_p(x) + R_p(x) + \frac{1}{j\omega C_p(x)} \quad (2.1)$$

と表される。

並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ における各回路素子の値は，生理実験結果 [16] より線路の距離 x に対して指数関数的に変化する近似できる。この場合，各回路素子は

$$R_p(x) = R_0 e^{-ax}, \quad L_p(x) = L_0 e^{ax}, \quad C_p(x) = C_0 e^{ax} \quad (2.2)$$

と記述できる [7]。ここで R_0 ， L_0 および C_0 は，それぞれ，線路の距離 $x = 0$ での抵抗，コイルおよびコンデンサの値となる。また， a は正の定数であり，主に蝸牛の中心周波数の特性を決定するパラメータである。

図 2.2 の特性インピーダンス $Z_0(x, \omega)$ は，一般の分布定数回路の特性インピーダンスと同様に，

$$Z_0(x, \omega) = \sqrt{Z_s(x, \omega) \cdot Z_p(x, \omega)} \quad (2.3)$$

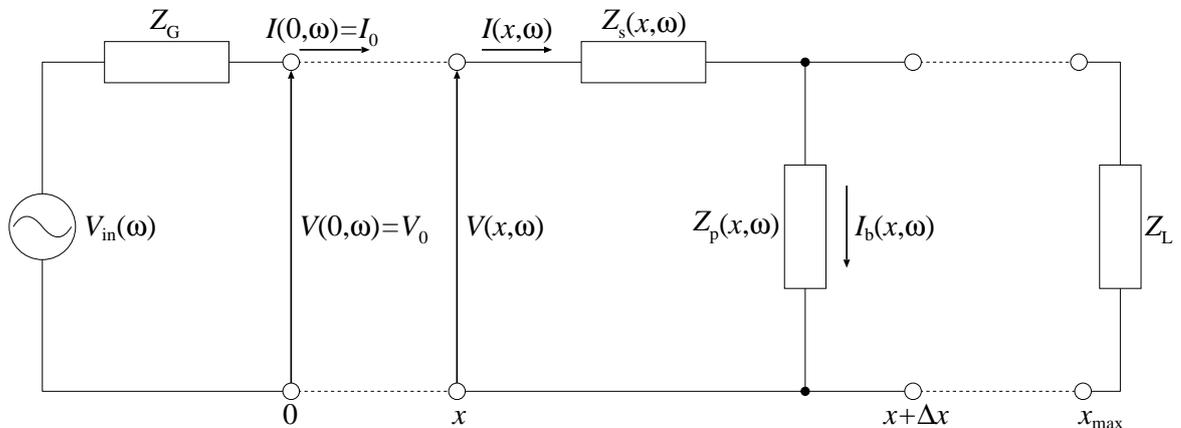


図 2.1: 理想無反射伝送線路モデル

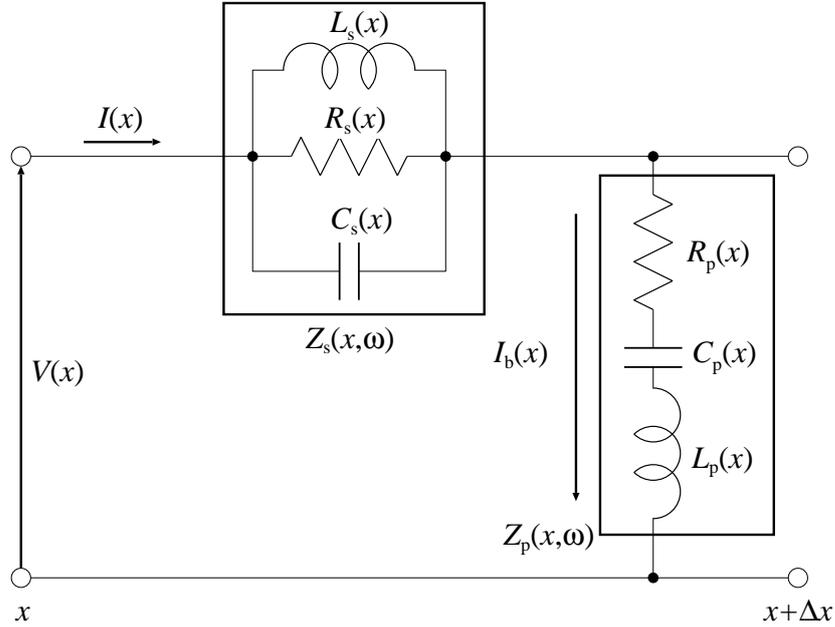


図 2.2: 受動的無反射伝送線路モデル (受動モデル)

と表すことができる。また、生理実験結果 [16] より、蝸牛の特性インピーダンスは線路の距離 x と無関係であるとしてよいので、

$$Z_0(x, \omega) = Z_0 \quad (2.4)$$

とおける。なお、 Z_0 は、正の定数である。この時、直列インピーダンス $Z_s(x, \omega)$ は、式 (2.3) より、

$$Z_s(x, \omega) = \frac{Z_0^2}{Z_p(x, \omega)} \quad (2.5)$$

と求められる。次に、直列インピーダンス $Z_s(x, \omega)$ は、並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ の双対変換と仮定した場合、図 2.2 に示すような RLC 並列共振回路となる。式 (2.5) に式 (2.1) を代入すると、 $Z_s(x, \omega)$ を構成する各回路素子は、

$$R_s(x) = \frac{Z_0^2}{R_p(x)}, L_s(x) = Z_0^2 C_p(x), C_s(x) = \frac{L_p(x)}{Z_0^2} \quad (2.6)$$

と与えられる。

受動モデルの伝搬定数 $\gamma(x, \omega)$ は、一般の分布定数回路の伝搬定数の定義より、

$$\gamma(x, \omega) = \sqrt{\frac{Z_s(x, \omega)}{Z_p(x, \omega)}} = \frac{Z_0}{Z_p(x, \omega)} \quad (2.7)$$

となる。ここで、式 (2.7) に式 (2.1) を代入すると、

$$\gamma(x, \omega) = \frac{Z_0}{j\omega L_p(x) + R_p(x) + 1/j\omega C_p(x)} \quad (2.8)$$

と書ける.

文献 [7] より, 共振角周波数 $\beta(x)$ と先鋭度 $Q(x)$ は,

$$\beta(x) = \beta_0 e^{-ax}, \quad \beta_0 = \frac{1}{\sqrt{L_0 C_0}} \quad (2.9)$$

$$Q(x) = Q_0 e^{ax}, \quad Q_0 = \frac{1}{R_0} \sqrt{\frac{L_0}{C_0}} \quad (2.10)$$

と与えられる. ここで, β_0 と Q_0 は, それぞれ, 線路の距離 $x = 0$ における共振角周波数と先鋭度を表す.

x についての伝搬定数 $\gamma(x, \omega)$ の積分 $\Gamma(x, \omega)$ を

$$\Gamma(x, \omega) = \int_0^x \gamma(y, \omega) dy \quad (2.11)$$

と定義する. これを解くと,

$$\Gamma(x, \omega) = \frac{jZ_0}{2a\sqrt{L_0/C_0} + jR_0L_0\omega} \times \left\{ \ln \left(\frac{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} + \sqrt{L_0C_0}e^{ax}\omega}{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} - \sqrt{L_0C_0}e^{ax}\omega} \right) - \ln \left(\frac{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} + \sqrt{L_0C_0}\omega}{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} - \sqrt{L_0C_0}\omega} \right) \right\} \quad (2.12)$$

を得る. なお, 詳しい計算過程は付録 A.1 に記述する.

次に, 受動モデルの伝達関数を次式のように定義する.

$$F(x, \omega) = \frac{I_b(x, \omega)}{V_{in}(\omega)} \quad (2.13)$$

ここで, $I_b(x, \omega)$ は, $Z_p(x, \omega)$ に流れる電流であり, $V_{in}(\omega)$ は伝送線路の入力電圧である.

式 (2.1), (2.11) を用いて式 (2.13) を書き直すと

$$F(x, \omega) = \frac{1}{Z_p(x, \omega)} \exp(-\Gamma(x, \omega)) \quad (2.14)$$

を得る. 以下では $F(x, \omega)$ の伝達特性について議論する.

式 (2.14) を用いた, ω に対する利得および位相特性の数値シミュレーション結果を図 2.3 および 2.4 に示す. また, x に対する利得および位相特性の数値シミュレーション結果を図 2.5 および 2.6 に示す. 図 2.3 から図 2.6 において, \circ は中心周波数を示しており, \times は共振周波数を示している. シミュレーションで用いたパラメータの値は, $a = 0.288 \text{ mm}^{-1}$, $R_0 = 1.5 \text{ } \Omega$, $L_0 = 2.385 \text{ } \mu\text{H}$, $C_0 = 2.132 \text{ } \mu\text{F}$ および $Z_0 = 5 \text{ } \Omega$ である.

図 2.3 に示すように, 利得特性はある周波数においてピークを持っており, このピークになる周波数を中心周波数と呼ぶ. すなわち, 中心周波数において利得は最大となる. また, 中心周波数での利得を最大利得と呼ぶ. 中心周波数と共振周波数は異なっており, 共振周波数は伝送線路内の直並列インピーダンスからなる共振回路が共振する周波数である. 中心周波数を超

えた後、利得は図 2.4 または図 2.6 に示す×印の共振周波数に向かって急峻に降下していることが分かる。

図 2.3 と 2.5 に示す利得特性より、蝸牛は入口 ($x = 0$) に近いほど、高い周波数に対してピークを持ち、蝸牛頂 ($x = L$) に近づくほど低い周波数に対してピークを持つことが分かる。つまり、蝸牛は幾重にも急峻なローパスフィルタを接続した構成になっている。

このような、受動モデルの周波数および距離に対する利得および位相特性が、蝸牛の特徴を再現するためには、パラメータ a , R_0 , L_0 , C_0 および Z_0 の値を適切に設計する必要がある。第 3 章にそれらの設計方法を提案する。

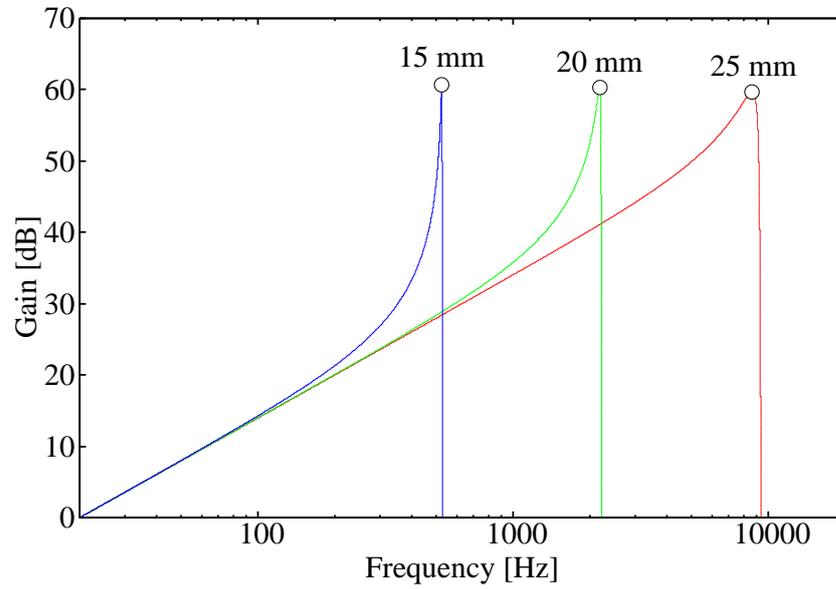


図 2.3: 受動モデルの周波数対利得特性

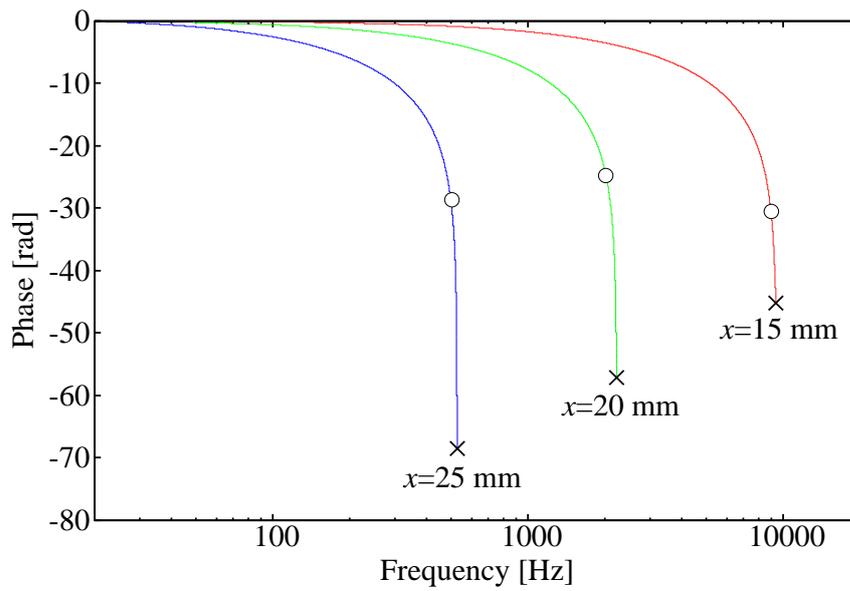


図 2.4: 受動モデルの周波数対位相特性

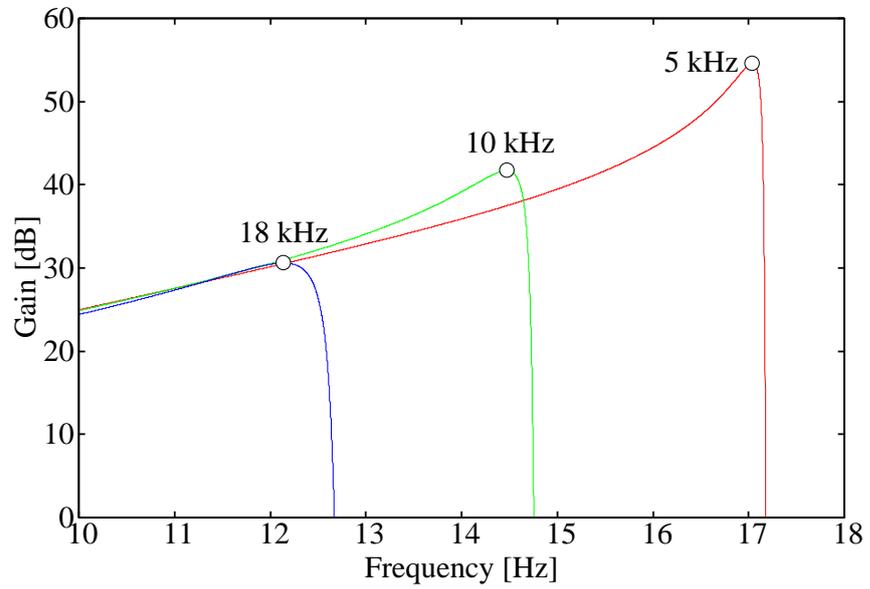


図 2.5: 受動モデルの距離対利得特性

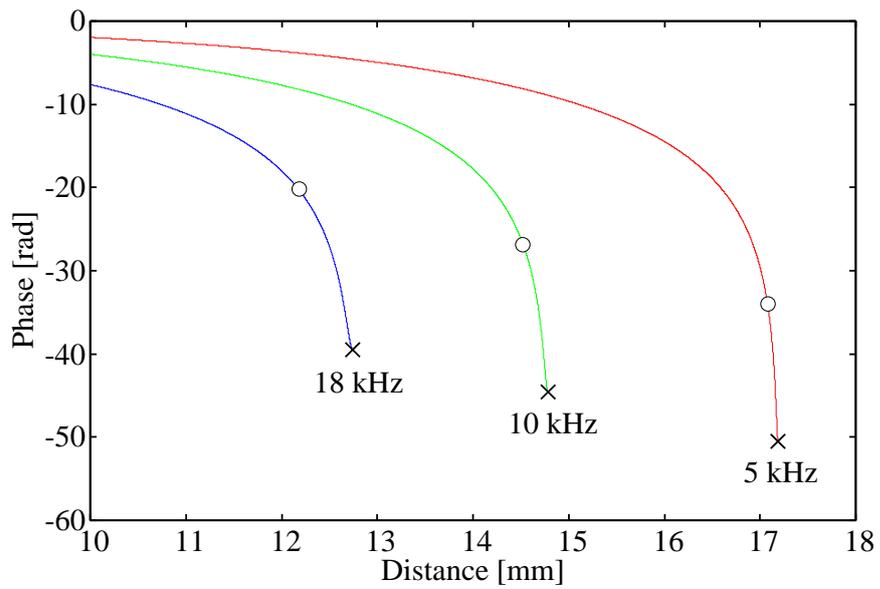


図 2.6: 受動モデルの距離対位相特性

2.3 外有毛細胞と三次非線形素子

前節で説明した受動モデルに生体の蝸牛が持つ能動性を導入するために、図 2.2 中の $Z_s(x, \omega)$ を構成する $R_s(x)$, $L_s(x)$, $C_s(x)$ の内、どれか一つを図 2.7 に示すような三次の非線形素子に置き換える [10]. なお、図 2.7 中の g_R, g_L, g_C は、それぞれ、抵抗、コイル、コンデンサにおける電流値、電流の積分値、および電流の微分値、それぞれの微小区間の大きさを示す. 例えば、 $R_s(x)$ についての三次非線形素子の特性は次式のように与えられる.

$$v_R(x) = \begin{cases} R_s(x)(i(x) + 2g_R) & (i(x) < -g_R) \\ -R_s(x)i(x) & (-g_R \leq i(x) \leq g_R) \\ R_s(x)(i(x) - 2g_R) & (i(x) > g_R) \end{cases} \quad (2.15)$$

微小区間の大きさ $2g_R, 2g_L$, および $2g_C$ は、電流 $i(x)$ (図 2.7(a)), 電流の微分 $di(x)/dt$ (図 2.7(b)), 電流の積分 $\int i(x)dt$ (図 2.7(c)) に対して十分に小さいとするため、入力信号の振幅が大きいときは、図 2.7 の素子を含んでも、全体としては受動モデルとして動作すると近似できる.

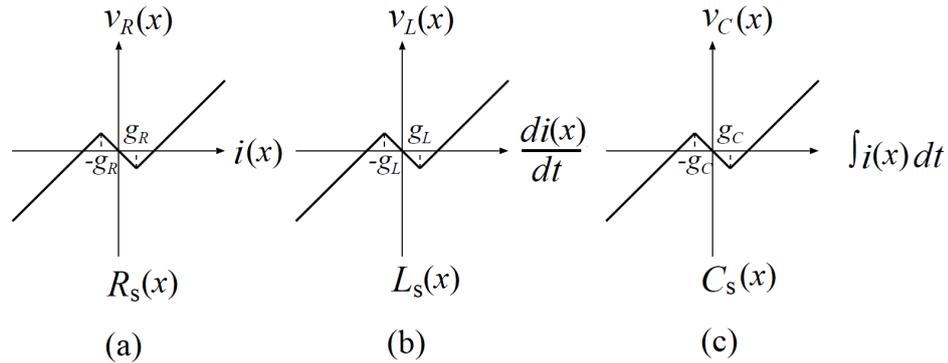


図 2.7: 図 2.2 中の $Z_s(x, \omega)$ を構成する三次非線形素子の特性 [10].

能動モデルは、直列インピーダンス $Z_s(x, \omega)$ の共振回路に存在する受動素子の一つを図 2.7 に示すような、三次非線形素子に置き換える. 図 2.7 において、原点付近で、負の傾きを示す. これは、蝸牛内部に存在する外有毛細胞の負の剛性を再現している. この変更によって、無反射伝送線路モデルは、蝸牛の能動性の特徴を実装することができる. しかし、能動モデルの数値シミュレーションを行うには、伝送線路を伝わる電圧または電流を周波数領域から時間領域に変換する必要がある. そのためには、まず無反射線路モデルを構成する直並列インピーダンスを離散化し、離散化された直列インピーダンスにかかる電圧を時間領域に変換する必要がある [10]. その後、図 2.8 に示す変換器 [10] を用いて、電圧-電流変換を行い、変換器の二次側の負荷として接続された直列共振回路 $Z_p^T(x, \omega)$ にかかる電圧 $v_2(x, t)$ を計算する. この直列共振回路 $Z_p^T(x, \omega)$ は、受動モデルでは、距離 x における並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ と対応するが、能動モデルでは、図 2.8 中の $R_p^T(x)$, $L_p^T(x)$, および $C_p^T(x)$ のどれか一つを図 2.7 の三次

非線形素子に置き換える. $v_2(x, t)$ を求めた後に, 電圧-電流変換を行うことで, 能動性を考慮した電圧または電流が得られる [10]. ここで, 以降より, 大文字で記述される電圧および電流は周波数領域での表現であり, 小文字で記述される電圧および電流は時間領域での表現とする.

以下に, 能動モデルの数値シミュレーションのための手順を示す.

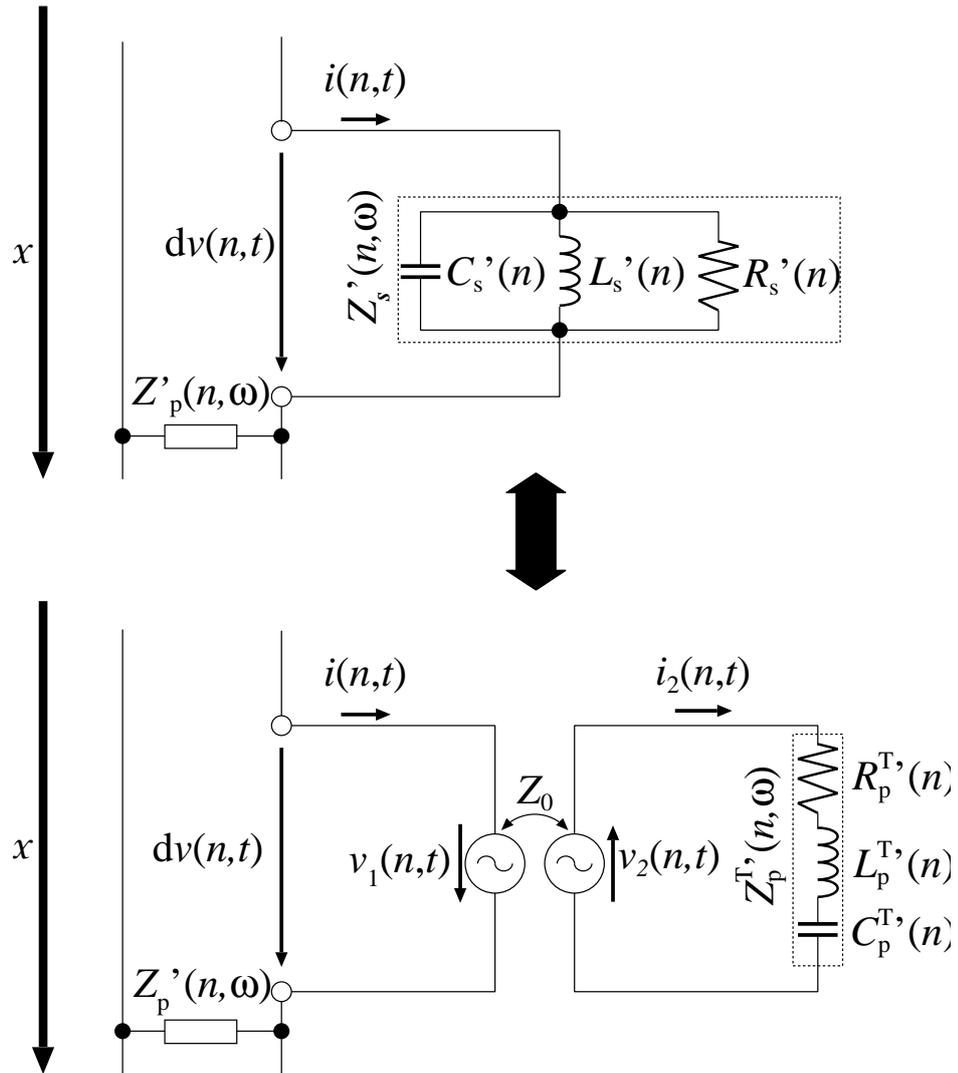


図 2.8: 時間領域における変換器 [10] を含む伝送線路.

2.4 能動的無反射伝送線路モデル

2.4.1 周波数領域における合成インピーダンス計算

入力電圧 $V(\omega)$ を印加した際の伝送線路に流れる電流を求めるために、伝送線路全体の合成インピーダンスを導出する必要がある。そのためにまず、伝送線路をセクション(微小区間)に分割して、各セクションごとのインピーダンスを計算する。伝送線路を N 分割した場合、 $x = 0$ から n 番目のセクションの並列インピーダンス $Z'_p(n, \omega)$ を、

$$Z'_p(n, \omega) = R'_p(n) + j\omega L'_p(n) + \frac{1}{j\omega C'_p(n)} \quad (2.16)$$

と表す。ここで、

$$R'_p(n) = R'_0 e^{-an\Delta x}, \quad L'_p(n) = L'_0 e^{an\Delta x} / \Delta x, \quad C'_p(n) = C'_0 e^{an\Delta x} \cdot \Delta x \quad (2.17)$$

と定義する。なお、 $\Delta x = x_{\max}/N$ であり、 x_{\max} は図 2.2 中に示す伝送線路の終端である。同様に、 n 番目のセクションの直列インピーダンス $Z'_s(n, \omega)$ を

$$Z'_s(n, \omega) = \frac{1}{1/R'_s(n) + 1/j\omega L'_p(n) + j\omega C'_p(n)} \quad (2.18)$$

とする。ここで、

$$R'_s(n) = \frac{Z_0^2}{R'_p(n)}, \quad L'_s(n) = Z_0^2 C'_p(n), \quad C'_s = \frac{L'_p(n)}{Z_0^2} \quad (2.19)$$

となる。

線路全体の合成インピーダンスを求めるために、まず、図 2.9 に示すように、線路の終端 ($x = x_{\max}$ または $n = N$) での合成インピーダンス $X(N, \omega)$ を次式で求める。

$$X(N, \omega) = Z'_s(N, \omega) + \frac{1}{1/Z'_p(N, \omega) + 1/Z_0} \quad (2.20)$$

次に、図 2.10 に示すように、 $X(N, \omega)$ を基に、1つ前 ($N - 1$) のセクションの合成インピーダンスを求める。これを終端から順次繰り返すことにより、 $X(n, \omega)$ は、 $X(n + 1, \omega)$ により、次式のように逐次的に求めることができる。

$$X(n, \omega) = Z'_s(n, \omega) + \frac{1}{1/Z'_p(n, \omega) + 1/X(n + 1, \omega)} \quad (2.21)$$

以上により、図 2.11 に示すように、線路全体の合成インピーダンスは $X(0, \omega)$ により求められる。

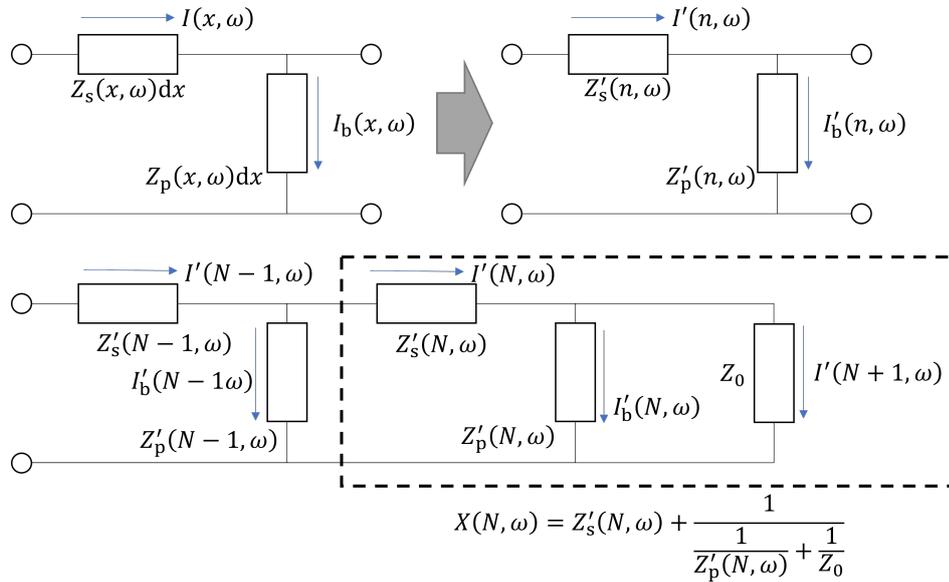


図 2.9: 伝送線路の終端における合成インピーダンスの導出.

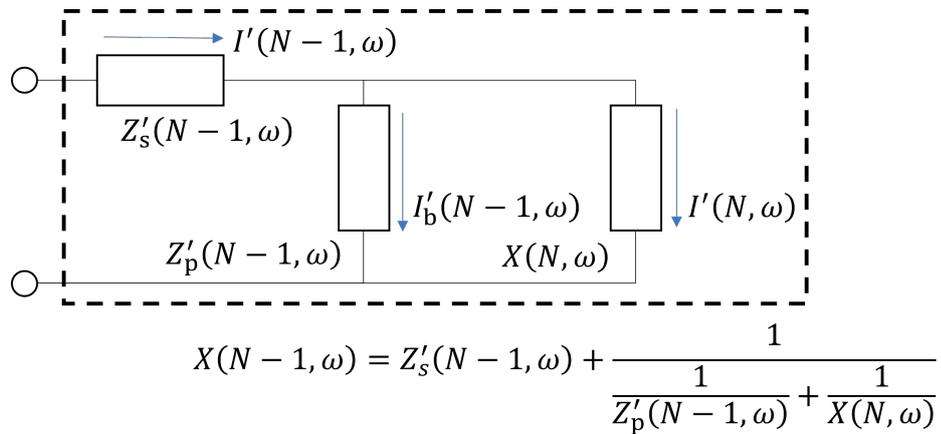


図 2.10: 1つ前 (N-1) のセクションにおける合成インピーダンスの導出.

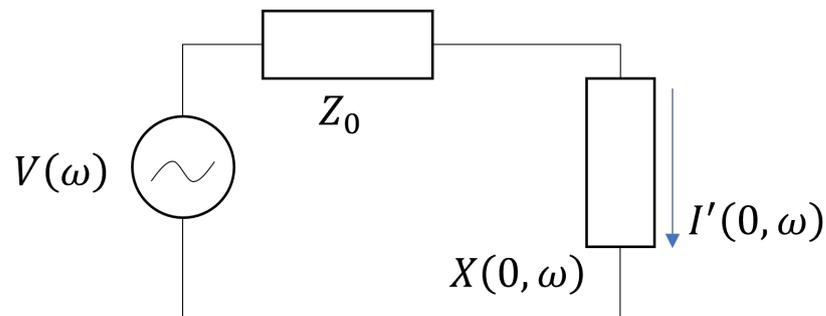


図 2.11: 線路全体の合成インピーダンスの導出.

2.4.2 入力端子から終端までの電圧と電流の計算

図 2.11 において、前節の手順により求めた $X(0, \omega)$ を用いて、入力電流 $I'(0, \omega)$ は次式のよう
に求められる。

$$I'(0, \omega) = \frac{V(\omega)}{Z_0 + X(0, \omega)} \quad (2.22)$$

これを用いると、セクション $n = 1$ での電流 $I'(1, \omega)$ は、セクション $n = 1$ における並列イン
ピーダンス $Z'_p(1, \omega)$ と合成インピーダンス $X(1, \omega)$ の分流により求めることができる。これを
繰り返すことにより、セクション n における電流 $I(n, \omega)$ は、 $Z'_p(n, \omega)$ と $X(n, \omega)$ を利用して、
次式のように逐次的に求められる。

$$I'(n, \omega) = \frac{I'(n-1, \omega)}{1 + X(n-1, \omega)/Z'_p(n-1, \omega)} \quad (2.23)$$

また、 $I'(n, \omega)$ より、各セクション n における電圧 $V'(n, \omega)$ は

$$V'(n, \omega) = Z'_s(n, \omega)I'(n, \omega) \quad (2.24)$$

と与えられる。また、 $V'(n, \omega)$ と $V'(n+1, \omega)$ との差の電圧 $dV'(n, \omega)$ は、次式により与えら
れる。

$$dV'(n, \omega) = V'(n, \omega) - V'(n+1, \omega) \quad (2.25)$$

さらに、 $I'(n, \omega)$ と $I'(n+1, \omega)$ との差により、 $Z'_p(n, \omega)$ に流れる電流 $I'_b(n, \omega)$ は、

$$I'_b(n, \omega) = I'(n, \omega) - I'(n+1, \omega) \quad (2.26)$$

と書ける。

2.4.3 各距離における変換器を用いた電圧-電流変換

次に、図 2.12 に示す電圧-電流変換器 [10] を導入する。能動モデルの場合、直列インピーダ
ンスを構成する受動素子のどれか 1 つを三次非線形素子に置き換えるために、受動モデルで仮
定していたインピーダンスマッチを満たさなくなる。そこで、図 2.12 に示す変換器の変換係数
を特性インピーダンス Z_0 にすることで、変換器の二次側のインピーダンスが変化したとして
も、線路内のインピーダンスマッチが可能となる。そこで、図 2.12 中の変換器を用いて、次式
により、電圧差 $dV'(n, \omega)$ を電流 $I'_2(n, \omega)$ へ変換する。

$$I'_2(n, \omega) = Z_0 \times dV'(n, \omega) \quad (2.27)$$

さらに、変換器の二次側にかかる電圧 $V'_2(n, \omega)$ は、

$$V'_2(n, \omega) = Z'_p(n, \omega)I'_2(n, \omega) \quad (2.28)$$

で与えられる。なお、 $Z'_p(n, \omega)$ を構成する受動素子のどれか一つを図 2.7 に示す三次非線形素子に置き換えることで、蝸牛の能動性が再現できる。

二次側の電圧 $V'_2(n, \omega)$ を導出した後、変換器で電圧-電流変換を行うことで、セクション n に流れる電流 $I'(n, \omega)$ を、次式のように求めることができる。

$$I'(n, \omega) = V'_2(n, \omega) / Z_0 \tag{2.29}$$

2.4.4 時間領域における変換器の二次側に流れる電流の計算

一方、能動モデルでは、式 (2.28) で与えられる変換器の二次側にかかる電圧 $V'_2(n, \omega)$ を計算する際、三次非線形素子の時間領域での特性を考慮する必要がある。そのため、 $I'_2(n, \omega)$ を周波数領域から時間領域に変換し、時間領域における二次側の電圧 $v_2(n, t)$ を求めた後に、周波数領域へ再変換する必要がある。そこで、次式により、二次側を流れる電流 $I'_2(n, \omega)$ を時間関数に変換する。

$$i_2(n, t) = |I'_2(n, \omega)| \times \sin(\omega t - \arg(I'_2(n, \omega))) \tag{2.30}$$

時間関数 $i_2(n, t)$ を得られたので、図 2.7 に示す三次非線形素子の特性 (式 (2.15)) を含む直列共振回路 $Z_p^{T'}(n, \omega)$ にかかる電圧 $v_2(n, t)$ を計算した後、もう一度時間領域から周波数領域へ変換を行った後、変換器で電圧-電流変換を行うことで、三次非線形素子を考慮した電流 $I(n, \omega)$ を求めることができる。

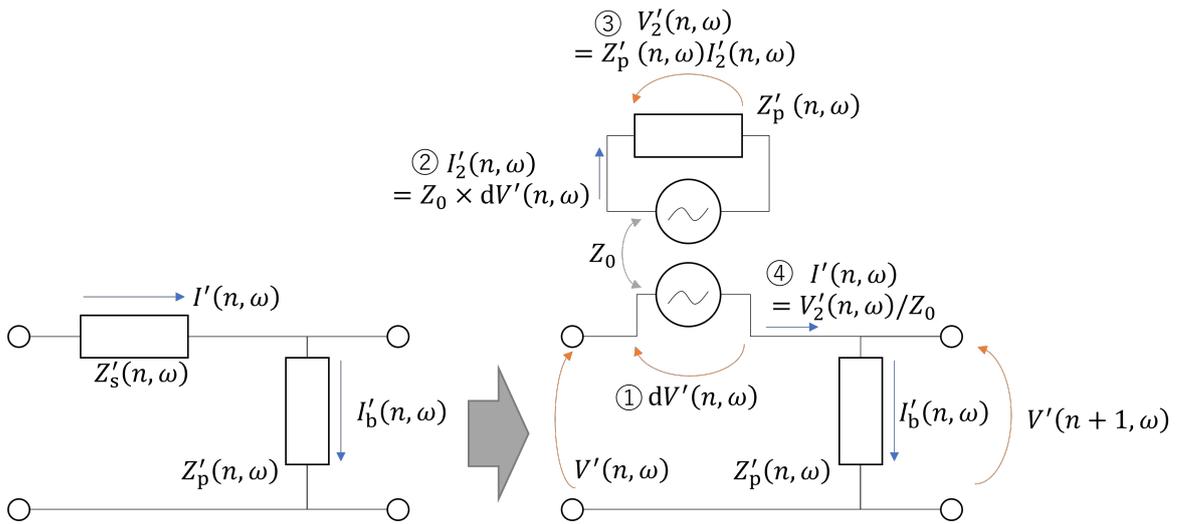


図 2.12: 周波数領域における変換器 [10] を含む伝送線路モデルの微小区間。

2.4.5 能動モデルのパラメータ値の決定手法

能動モデルに固有なパラメータは、図2.7中に示した三次非線形素子の負の傾きとなる領域の大きさ ($2g_R$, $2g_L$, $2g_C$) である。三次非線形素子は、外有毛細胞の負の剛性を再現しているため、直列インピーダンス $Z'_s(n, \omega)$ 内に存在するコンデンサを置き換えることが望ましい [10]。能動モデルでは、図2.8に示す変換器を用いるため、一次側から見てコンデンサと等価な素子は、二次側の直列共振回路に存在するコイルである。よって、変換器の二次側の負荷である $Z_p^{T'}(n, \omega)$ 中のコイル $L_p^{T'}(n)$ を三次非線形素子に置き換え、所望の特性に合うように g_L の値を決定する。以下では、所望の特性として、蝸牛に輸入される音圧に対する電流 $I'_b(n, \omega)$ 特性を用いる。前節の手順により、セクション n における並列インピーダンス $Z'_p(n, \omega)$ に流れる電流 $i_b(n, t)$ が求められる。さらに、 $i_b(n, t)$ の最大値を求めることで、周波数領域での電流 $I'_b(n, \omega)$ の振幅を求めることができる。

g_L の値を決定する一例として、心理物理実験 [24] より得られた入力音圧レベルに対する出力利得特性を再現する。そこで、まず、入力する音の大きさ E_d を能動モデルの入力電圧へ対応させるために、次式により電圧 $V(\omega)$ に変換する。

$$|V(\omega)| = 20 \times 10^{E_d/20-6} \quad (2.31)$$

次に、心理物理実験 [24] と対応させるために、角周波数 $\omega = 2\pi \cdot 100$ rad/s の入力電圧 $V(\omega)$ を印加したとき、 $x = 25$ mm で電流 $I_b(x, \omega)$ が最大となるように、受動モデルのパラメータ値を $a = 0.216$ mm⁻¹, $R_0 = 1$ Ω , $L_0 = 7.96$ μ H, $C_0 = 7.96$ μ F および $Z_0 = 0.1$ Ω とする [25]。

一方、能動モデルのシミュレーションにおいて、線路の分割数 N は、計算誤差を小さくするために、十分に大きくする必要がある。以下では、 $N = 10000$ とした。このとき、 $x = 25$ mm は $n = 7813$ に相当する。

$n = 7813$ において、能動モデルに輸入される音圧レベルに対する電流 $I'_b(n, \omega)$ の特性が心理物理実験 [24] を再現できるように、パラメータ g_L の値を決定する。入力電圧の周波数を 20 Hz から 20 kHz まで変化させたときの入力電圧の大きさに対する電流 $i(n, t)$ の最大値の特性を図2.13に示す。図2.13において、点線、破線および実線は、それぞれ、 $g_L = 10^{-9}$, $g_L = 10^{-10}$ および $g_L = 10^{-11}$ のときの入力音圧に対する最大電流の特性である。また、図2.13中の dB SPL は、人間の最小可聴音圧である $p_0 = 20$ μ Pa を規準とした音圧レベルの単位である。図2.13の結果より、蝸牛の能動性の特徴である非線形圧縮をよく再現できていることが確認できる。また、心理物理実験結果 [24] を再現するには、入力音圧レベルが 20~60 dB SPL において、電流 $i(n, t)$ の最大値が一定となる g_L を選択する。図2.13の結果より、 $g_L = 10^{-10}$ とき、所望の特性を満たしている。よって、パラメータ g_L の値を $g_L = 10^{-10}$ と決定する。

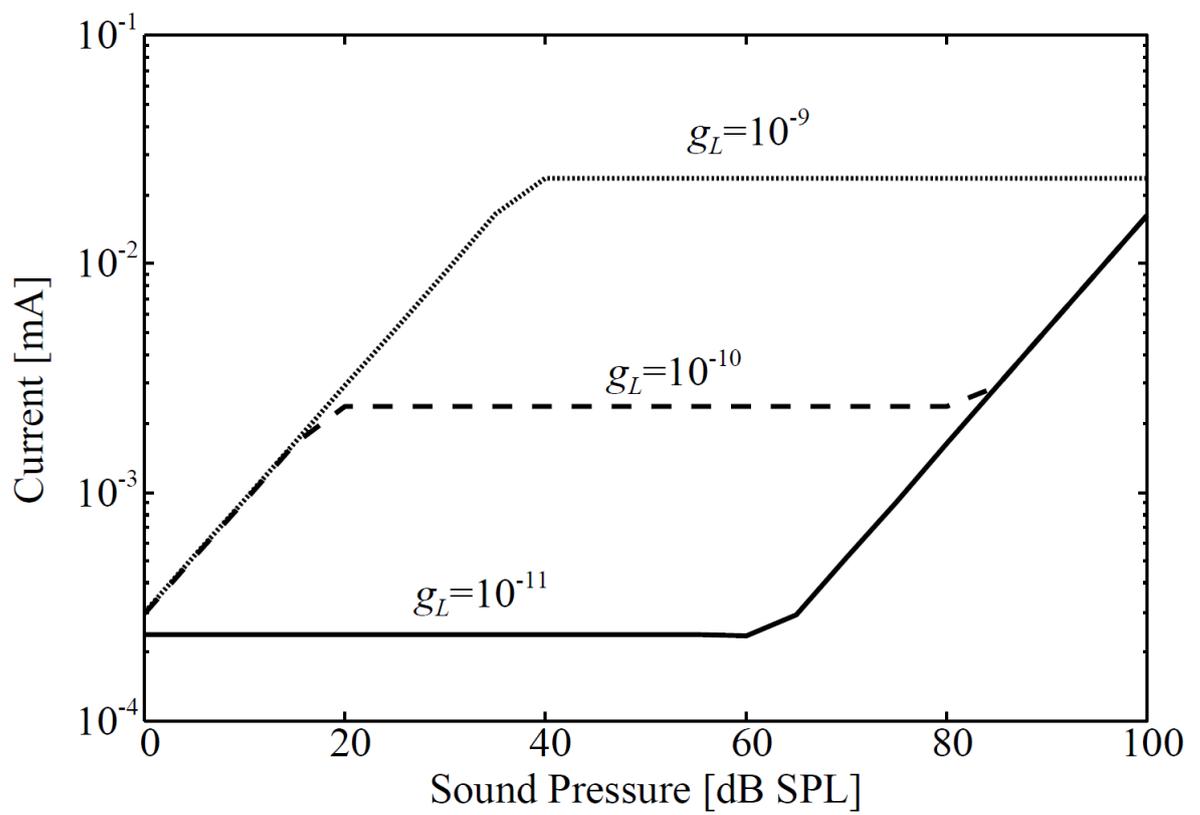


図 2.13: g_L を変化させた場合のセクション $n = 7813$ における入力音圧に対する電流 $I'_b(n, t)$ の特性.

第3章 蝸牛に基づく無反射伝送線路モデルの設計手法

3.1 特徴量の定式化

受動モデルを工学的に応用する上で、モデルの仕様決定や設計方法の提案が必要不可欠である。そこで、受動モデルの設計仕様を生理学的な蝸牛の特徴と比較して評価するために、必要十分な蝸牛特性の特徴量を定式化する。以下では、この特徴量として伝送線路の距離に対する中心周波数特性 $\omega_c(x)$ 、最大利得 $g_{\max}(x)$ 、先鋭度 $Q_{10}(x)$ および位相特性 $p_c(x)$ を用いることとし、これらの特徴量を伝達関数 $F(x, \omega)$ より導出する。

まず、伝送線路の距離 x に対する中心周波数 $\omega_c(x)$ の定式化を行う。そのため、式 (2.14) によって定義される伝達関数の絶対値を距離 x で偏微分し、その値が 0 となる周波数により $\omega_c(x)$ を定義する。

$$\left. \frac{\partial |F(x, \omega)|}{\partial x} \right|_{\omega=\omega_c(x)} = 0 \quad (3.1)$$

式 (3.1) より、 $\omega_c(x)$ は以下のように求められる。なお、詳細は付録 A.3 に記した。

$$\omega_c(x) = \mu(x)\omega_{\text{res}}(x) \quad (3.2)$$

$$\omega_{\text{res}}(x) = \frac{1}{\sqrt{L_p(x)C_p(x)}} \quad (3.3)$$

$$\mu(x) = \sqrt{\xi(x) + \sqrt{\xi^2(x) + 1}} \quad (3.4)$$

$$\xi(x) = \frac{C_p(x)}{2L_p(x)} \left(R_p^2(x) - \frac{Z_0 R_p(x)}{a} \right) \quad (3.5)$$

この中心周波数 $\omega_c(x)$ を用いることで、他の特徴量を次式のように定義する。

$$g_{\max}(x) = |F(x, \omega_c(x))| \quad (3.6)$$

$$Q_{10}(x) = \frac{\omega_c(x)}{\Delta f_{-10\text{dB}}(g_{\max}(x))} \quad (3.7)$$

$$p_c(x) = \arg(F(x, \omega_c(x))) \quad (3.8)$$

ここで、 $\Delta f_{-10\text{dB}}(g_{\max}(x))$ は、 $g_{\max}(x)$ から 10 dB 下がる周波数幅である。

3.2 パラメータ値の定性的な決定手法

前章で説明した通り，受動モデルで蝸牛特性を再現するには，回路素子パラメータ値を調整する必要がある．以下では，手動により各パラメータを順番に調整し，目標とする特性と定性的に合うようにパラメータ値を決定する．

3.2.1 パラメータ b の導入

受動モデルにおける基本的なパラメータ a , L_0 , C_0 , R_0 および Z_0 の値をより容易に決定するため，次式のパラメータ b を導入する [26][27]．

$$b = \sqrt{\frac{L_0}{C_0}} \quad (3.9)$$

b により， L_0 と C_0 を同時に調整することができる．ただし， b を調整する際， L_0 もしくは C_0 のどちらか一方を固定し，もう一方を変化させる．これにより， $\omega_c(x)$ と $g_{\max}(x)$ が調整可能である．

式 (2.10)，(2.10) に式 (3.9) を代入すると

$$\omega_{\text{res}}(x) = \omega_{\text{res},0} e^{-ax}, \quad \omega_{\text{res},0} = \frac{n}{L_0} \text{ or } \frac{1}{nC_0} \quad (3.10)$$

$$Q_{10}(x) = Q_{10,0} e^{ax}, \quad Q_{10,0} = \frac{n}{R_0} \quad (3.11)$$

を得る．これより， $\omega_{\text{res}}(x)$ と $Q_{10}(x)$ が b により変化するが， R_0 を調整することにより， $\omega_{\text{res}}(x)$ を変化させずに， $Q_{10}(x)$ を調整することができる．また，その後 L_0 と C_0 の比を変化させずに， L_0 と C_0 の値を変化させることで， $Q_{10}(x)$ を変化させずに $\omega_{\text{res}}(x)$ を調整できる．

3.2.2 パラメータ値の定性的な決定の例

設計例を用いて，定性的なパラメータ値の決定手法を説明する．以下では，複数の距離 x において，目標とする $\omega_c(x)$, $Q_{10}(x)$ および $p_c(x)$ の値が仕様に合うようにパラメータ値を調整する．各目標値を表 3.1 に示す． x に対する $\omega_c(x)$ を図 3.1 に示す [28]．設計例として距離 $x = 20$ mm における，各パラメータ値を求める．

パラメータ値の定性的な決定手法の手順 Step 1 から Step 6 を図 3.2 に示す．

Step 1: 目標とする距離における $\omega_c(x)$ が表 3.1 の仕様を満たすように， a の値を次式を用いて決定する．

$$a = \frac{\ln f_{\max} - \ln f_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3.12)$$

表 3.1: 各距離における目標値.

距離 mm	先鋭度 $Q_{10}(x)$	中心周波数 $\omega_c(x)$ Hz	位相の値 $p_p(x)$ rad
15	90	2500	-90
20	200	1200	-80
25	450	510	-70

ここで, f_{\max} および f_{\min} は, $x_{\min} = 15$ mm および $x_{\max} = 25$ mm における $\omega_c(x)$ の最大値および最小値である.

$$a = \frac{\ln 2500 - \ln 510}{25 - 15} = 0.1589 \cdots \approx 0.159 \quad (3.13)$$

Step 2: L_0 および C_0 は再帰的に値を調整するため, 初期値として

$$L_0 = C_0 = \frac{1}{\omega_{\text{res},0}} \quad (3.14)$$

を採用する. また, b の初期値は, $b = 1$ とし, b を調整する場合は, L_0 または C_0 のどちらか一方を $1/\omega_{\text{res},0}$ に固定する. このとき, 図 3.1 の特性に $\omega_c(x)$ の特性を合わせるため, 近似的に, 図 3.1 中の最大周波数を $\omega_{\text{res},0}$ とすると

$$\frac{1}{\omega_{\text{res},0}} = \frac{1}{2\pi \cdot 20677} \approx 7.697 \times 10^{-6} \quad (3.15)$$

Z_0 は一般的な回路との整合性を取るために $Z_0 = 50 \Omega$ とする. また, R_0 は, 式 (3.11) より決定される.

Step 3: L_0 の値を式 (3.14) によって決定し, 表 3.1 に示す距離 $x = 20$ mm における共振周波数時の位相の値に合うように, b を調整する. パラメータ調整前の周波数に対する利得および位相特性を図 3.3 と 3.4 にそれぞれ示す. このとき, $a = 0.159$, $b = 1$, $R_0 = 0.12$ および $Z_0 = 50$ である.

Step 4: 表 3.1 に示す距離 $x = 20$ mm の $Q_{10}(x)$ と合うように, R_0 を式 (3.11) と b の値により決定する. Step 3 より, $b = 13.2$ を用いると

$$R_0 = \frac{n}{Q(20)} e^{ax} = \frac{13.2}{200} e^{0.159 \times 20} \quad (3.16)$$

を得る. このときの周波数に対する利得および位相特性を図 3.5, 3.6 にそれぞれ示す. このとき, $a = 0.159$, $n = 13.2$, $R_0 = 1.59$ および $Z_0 = 50$ である.

Step 5: 表 3.1 に示す距離 $x = 20$ mm の $\omega_c(x)$ に合うように, L_0 と C_0 を調整する. 調整後の周波数に対する利得および位相特性を図 3.7 と 3.8 にそれぞれ示す. このとき, $a = 0.159$, $L_0 = 7.09 \times 10^{-5}$, $C_0 = 4.05 \times 10^{-7}$, $R_0 = 0.159$ および $Z_0 = 50$ である.

Step 6: Step 3からStep 5を繰り返すことによって, n , L_0 および C_0 の値をさらに調整する.
図 3.2 から分かる通り, Step 3 から Step 5 までを繰り返すことでより定量的にパラメータ値を決定することができる.

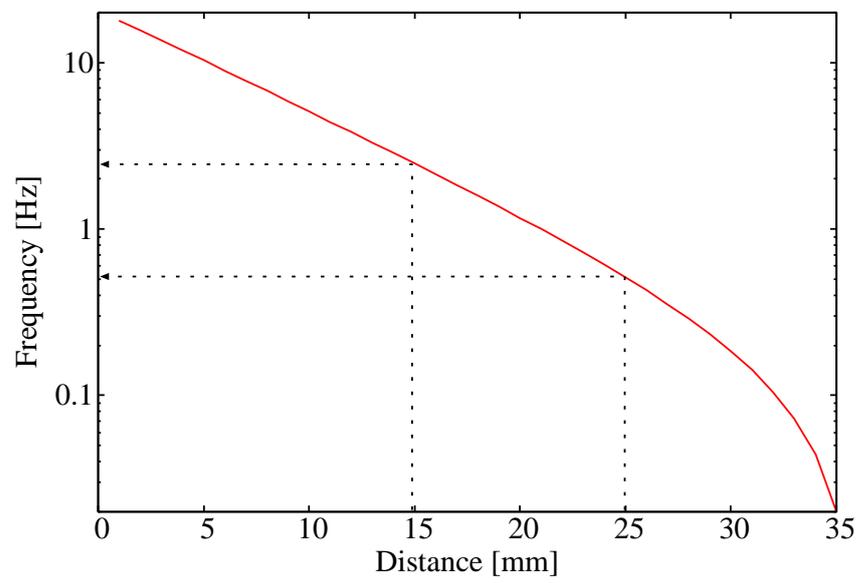


図 3.1: 距離に対する中心周波数特性 $\omega_c(x)$.

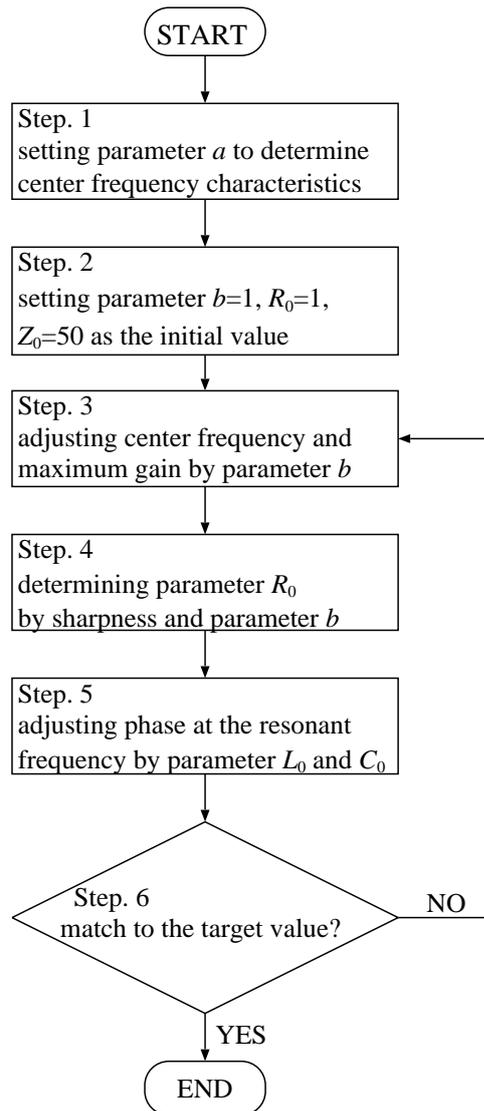


図 3.2: パラメータ値の定性的な決定手法のフローチャート

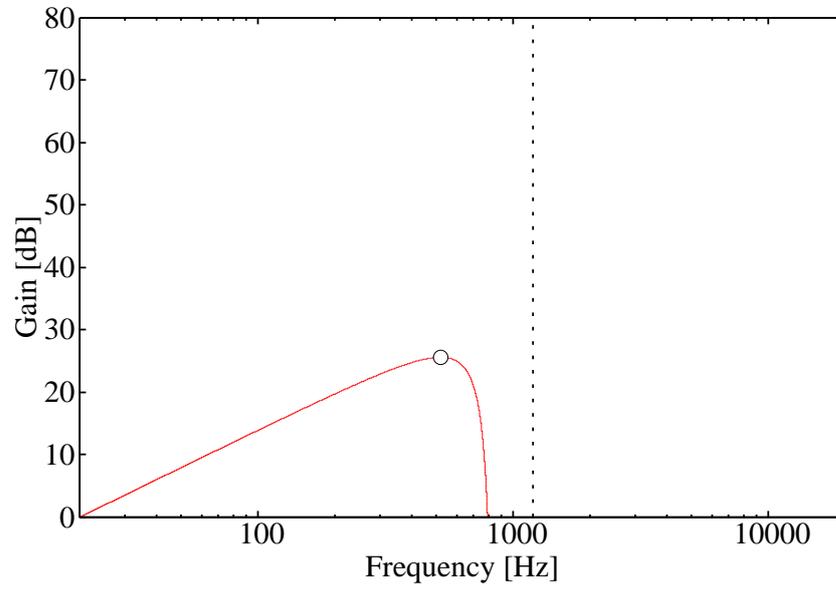


図 3.3: パラメータ調整前の周波数対利得特性

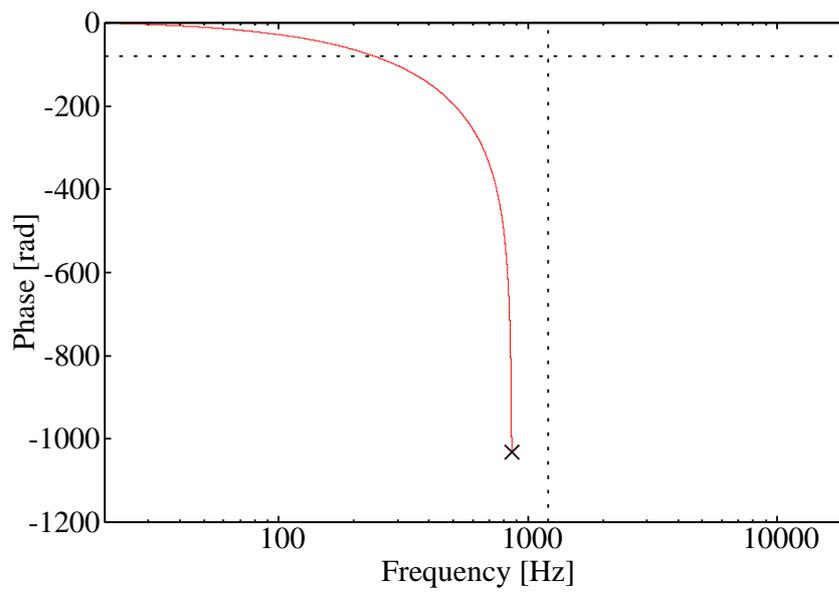


図 3.4: パラメータ調整前の周波数対位相特性

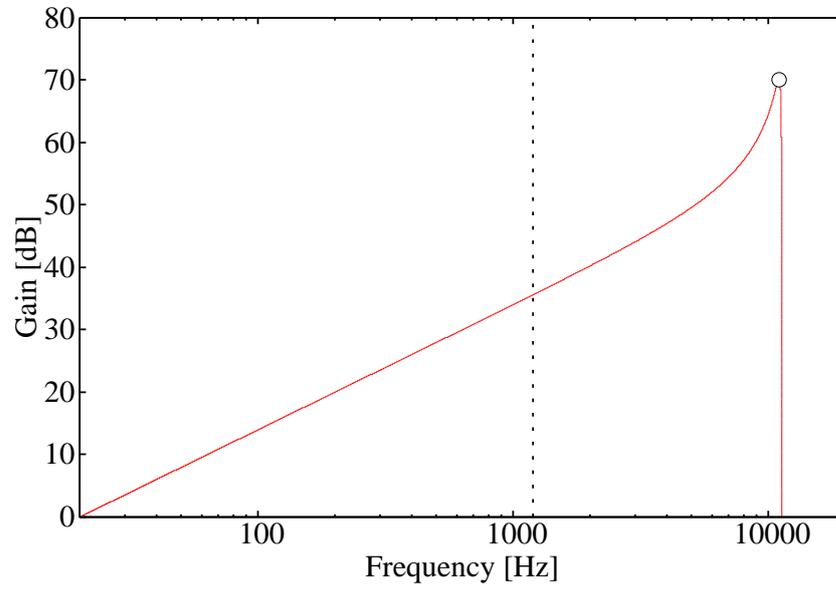


図 3.5: R_0 調整後の周波数対利得特性

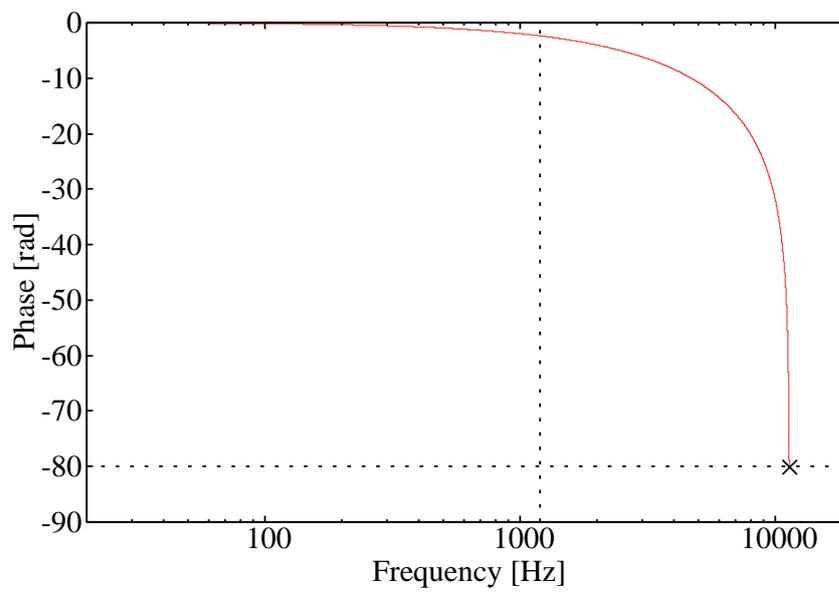


図 3.6: R_0 調整後の周波数対位相特性

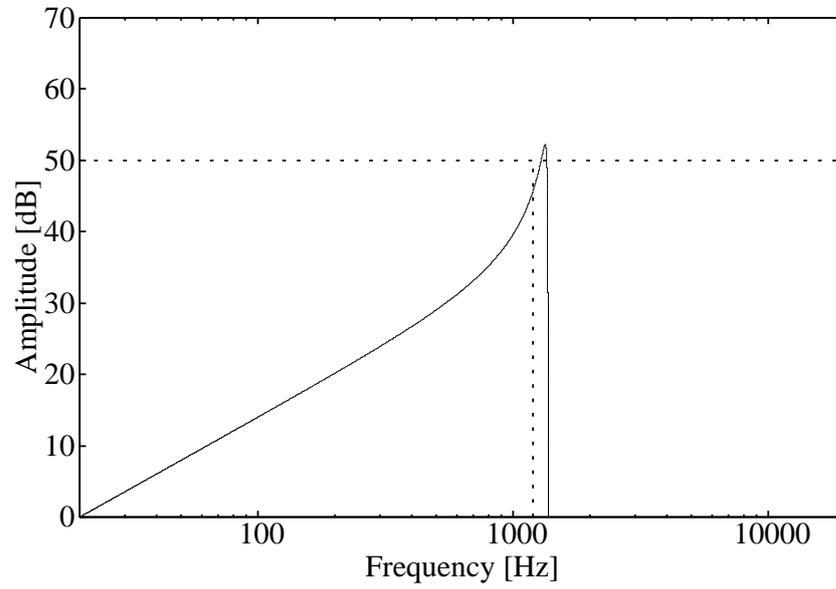


図 3.7: Z_0 調整後の周波数対利得特性

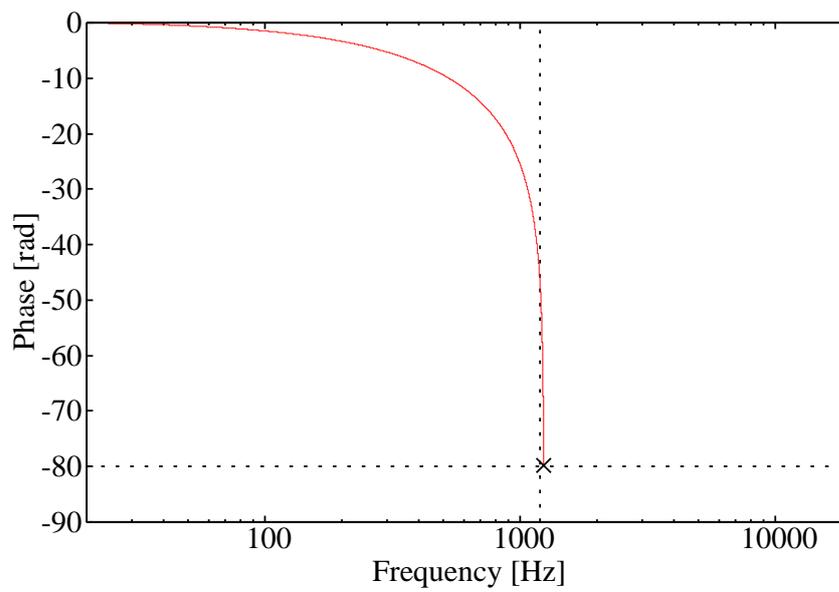


図 3.8: Z_0 調整後の周波数対位相特性

Step 3 から Step 5 までの設計途中の各設計値を表 3.2 に示す。表 3.2 からわかるように、各パラメータ値を調整して、目標値に近づけていくと調整していない他の設計値までずれてしまう。従って、定量的に各パラメータ値を設計するには、全てのパラメータを同時に調整する必要がある。また、回路実装とその応用を考えた際、最大利得も設計項目に追加する必要がある。よって、次章では、最適化手法を用いることで、全てのパラメータを同時に調整し、目標値に合うように、パラメータ値を設計する手法を提案する。

表 3.2: 設計値の変化。

	先鋭度 Q_{10} (20 mm)	中心周波数 ω_c (20 mm) Hz	位相の値 p_c (20 mm) rad
Step 3	200	518	-1032
Step 4	200	11007	-80
Step 5	200	1200	-80

3.3 パラメータ値の最適化

前節で示した通り、ある1つの特徴量の仕様を満たすようにパラメータ値を調整すると、それ以外の特徴量が仕様を満たさなくなることがある。これは、 $Q_{10}(x)$ の定義が実際の伝達関数の特性と異なっているためであると考えられる。そこで、 $Q_{10}(x)$ の定義を再考し、パラメータ値の決定手法も各目標値ごとにパラメータ値を調整するのではなく、全てのパラメータ値を同時に調整する必要がある。そのため、最適化手法を用いて、全てのパラメータ値を同時に調整し、定量的にパラメータ値を決定できる手法を提案する。

3.3.1 目的関数

受動モデルの利得および位相特性をより目標値に近づけるために、重み付き多重最適化手法を用いてパラメータ値の改善を行う [29]。

目的関数 E を、次式のように定義する。

$$E = w_q \cdot EQ + w_c \cdot EC + w_g \cdot EG + w_p \cdot EP \quad (3.17)$$

ここで、 w_q , w_c , w_g および w_p は重み係数である。また、 EQ (式 (3.19)), EC (式 (3.20)), EG (式 (3.21)) および EP (式 (3.22)) は、それぞれ、現在の $Q_{10}(x)$, $\omega_c(x)$, $g_{\max}(x)$ および $p_c(x)$ の値と目標値との正規化誤差である。

$$EQ = \sum_{x=0}^l \left| \frac{Q^{\text{target}}(x) - Q_{10}(x)}{Q^{\text{target}}(x)} \right| \quad (3.18)$$

$$EC = \sum_{x=0}^l \left| \frac{\omega_c^{\text{target}}(x) - \omega_c(x)}{\omega_c^{\text{target}}(x)} \right| \quad (3.19)$$

$$EG = \sum_{x=0}^l \left| \frac{g_{\max}^{\text{target}}(x) - g_{\max}(x)}{g_{\max}^{\text{target}}(x)} \right| \quad (3.20)$$

$$EP = \sum_{x=0}^l \left| \frac{p_c^{\text{target}}(x) - p_c(x)}{p_c^{\text{target}}(x)} \right| \quad (3.21)$$

$$(3.22)$$

ここで、 $Q^{\text{target}}(x)$, $\omega_c^{\text{target}}(x)$, $g_{\max}^{\text{target}}(x)$ および $p_c^{\text{target}}(x)$ は、距離 x における $Q_{10}(x)$, $\omega_c(x)$, $g_{\max}(x)$ および $p_c(x)$ の値の目標値である。

$Q_{10}(x)$ は式 (2.10) によって定義されている。 Z_0 を大きく変化させた場合の周波数-ゲイン特性を図 3.9 に示す。この図より、 Z_0 は $Q_{10}(x)$ に影響することがわかる。また、式 (2.10) で定義される表 3.1 の $Q_{10}(x)$ の値では、回路化が困難な数値となっている。そのため、先鋭度は次式のように定義する。

$$Q'_{10}(x) = \frac{\omega_c(x)}{\omega_H(x) - \omega_L(x)} \tag{3.23}$$

ここで、 $\omega_H(x)$ および $\omega_L(x)$ は、それぞれ、利得が $g_{\max}(x)$ より -10 dB の値になる周波数の高周波側および低周波側である。これより、設計例で用いた表 3.1 の $Q_{10}(x)$ を式 (3.23) を用いた目標値とし、表 3.3 に改定する。

表 3.3: $Q'_{10}(x)$ を用いた各距離における目標値.

距離 mm	$Q'_{10}{}^{\text{target}}(x)$	$\omega_c{}^{\text{target}}(x)$ Hz	$g_{\max}{}^{\text{target}}(x)$ dB	$p_c{}^{\text{target}}(x)$ rad
15	6.1	2500	55	-90
20	6	1200	50	-80
25	5.9	510	45	-70

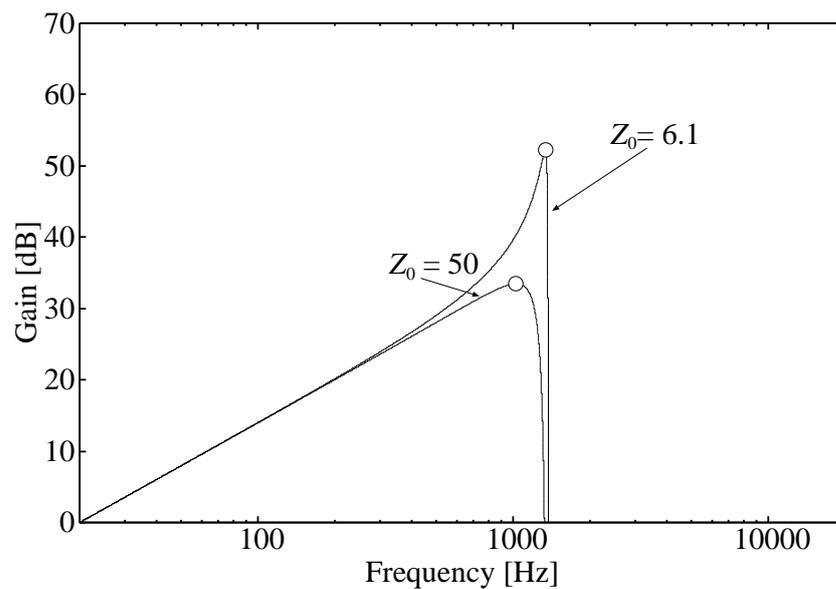


図 3.9: Z_0 を変化させたときの周波数-ゲイン特性の例.

3.3.2 パラメータ値の最適化の設計例

式(3.17)パラメータ値の最適化の設計例を示す。以下では、滑降シンプレックス法を用いて、パラメータ値の最適化を行う。滑降シンプレックス法は、連続最適化問題の解法に利用することができ、勾配を利用しない山登り法である。収束は非常に遅いが、プログラムが簡潔であり、目的関数の変数が少ない場合は非常に有効である。

各 x においてパラメータ値の設計を行うので、距離 $x = 15, 20, 25$ mm での $\omega_c^{\text{target}}(x)$, $g_{\text{max}}^{\text{target}}(x)$, $Q_{10}^{\text{target}}(x)$ および $p_c^{\text{target}}(x)$ の目標値を表 3.3 に示す。

a , R_0 , L_0 , C_0 および Z_0 の初期値は、第 3.2 章の手法で決定した値に、2%の一様乱数を加えたものとする。

滑降シンプレックス法を合計で 5 トライアル、150 イタレーションずつ行う。トライアルごとのイタレーションに対する目標値からの誤差率を距離 $x = 15, 20$ および 25 mm について、それぞれ、図 3.10, 3.11 および 3.12 に示す。

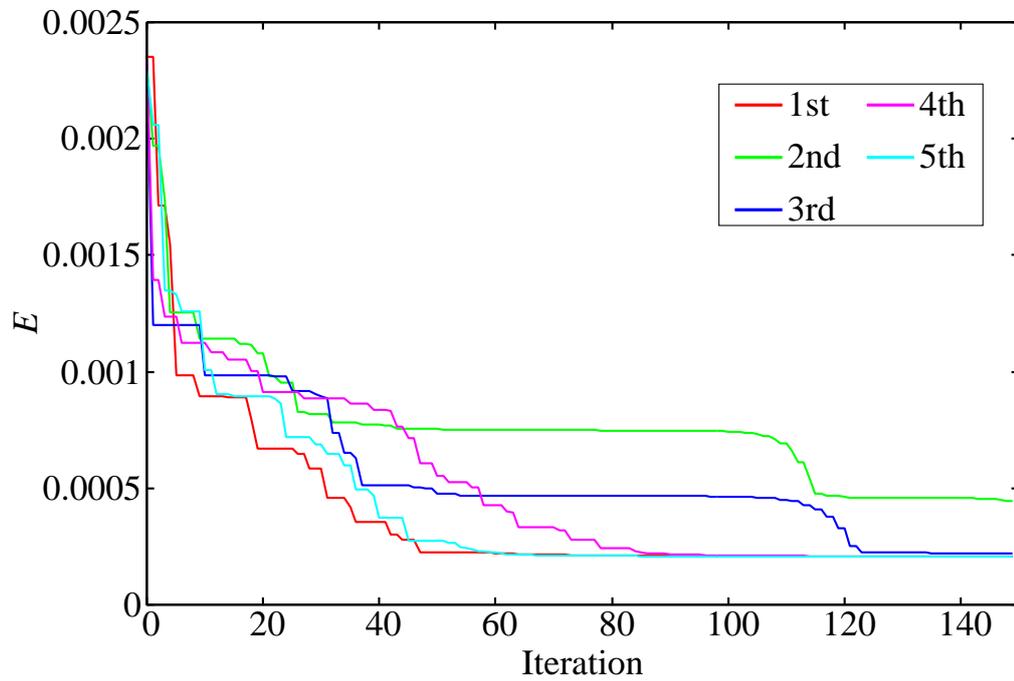


図 3.10: トライアル毎の目的関数 E の変化 ($x = 15$ mm)

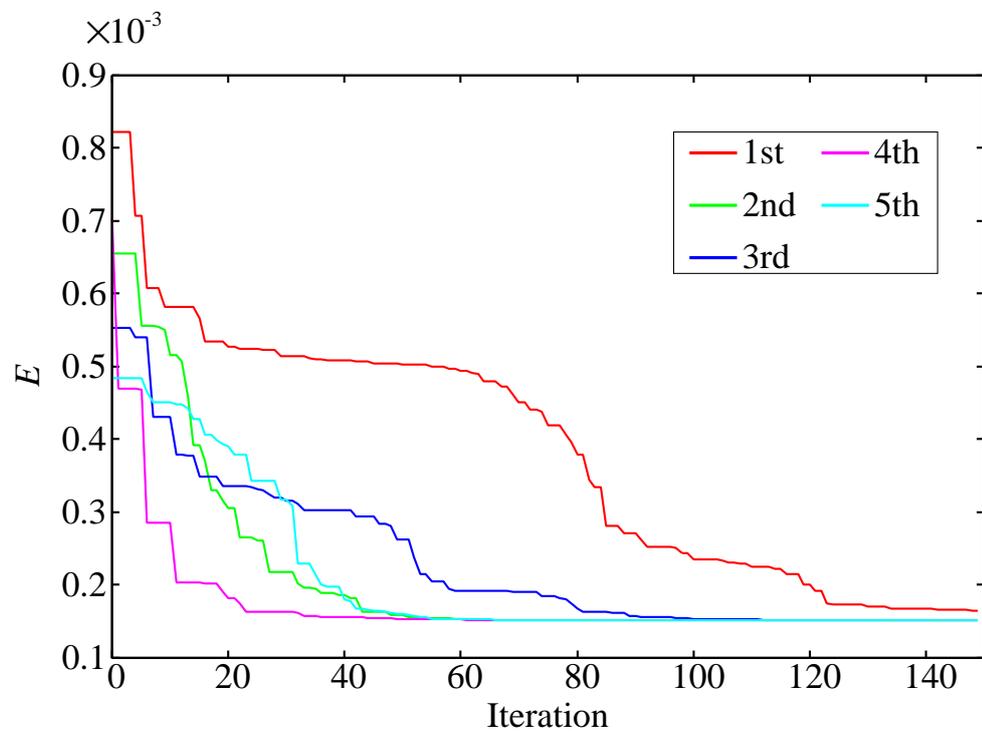


図 3.11: トライアル毎の目的関数 E の変化 ($x = 20$ mm)

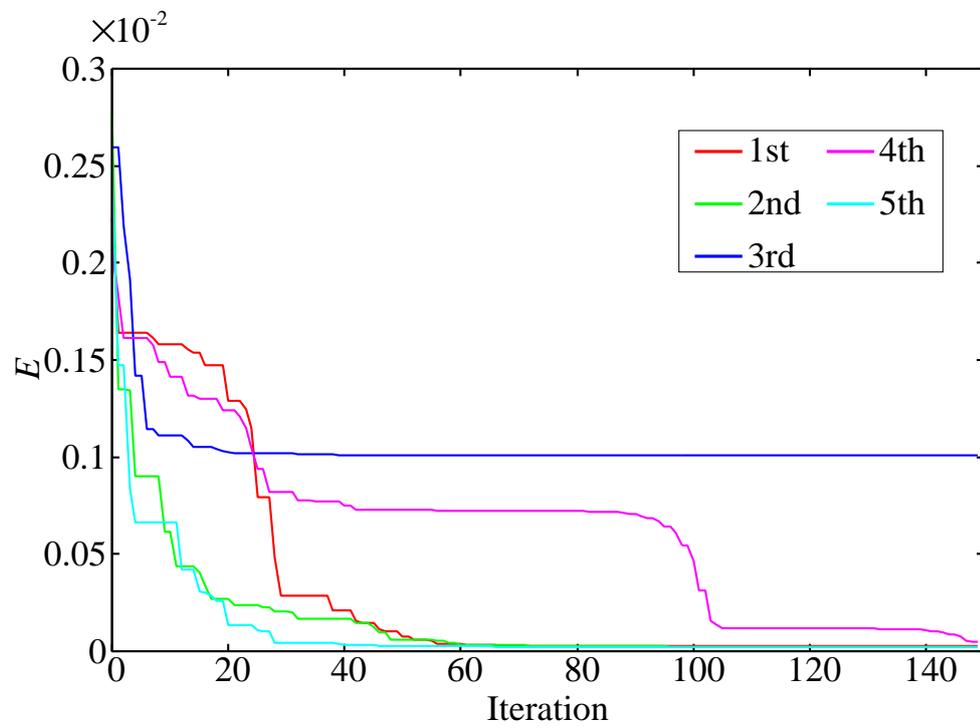


図 3.12: トライアル毎の目的関数 E の変化 ($x = 25$ mm)

図 3.10 と 3.11 に示すように、距離 $x = 15, 20$ mm では、ほぼ全てのトライアルで誤差率が低くなり、各設計値が目標値に近づいた。しかし、距離 $x = 25$ mm のときの図 3.12 では、2回目のトライアル (緑線) がもっとも誤差が小さく、3回目のトライアル (青線) が他のトライアルと比べて誤差が大きくなっている。この理由として、 E が局所解に陥った可能性が考えられる。そこで、距離 $x = 25$ mm について、トライアルごとの各パラメータ値の変化を図 3.13, 3.14, 3.15 および 3.16 に示す。

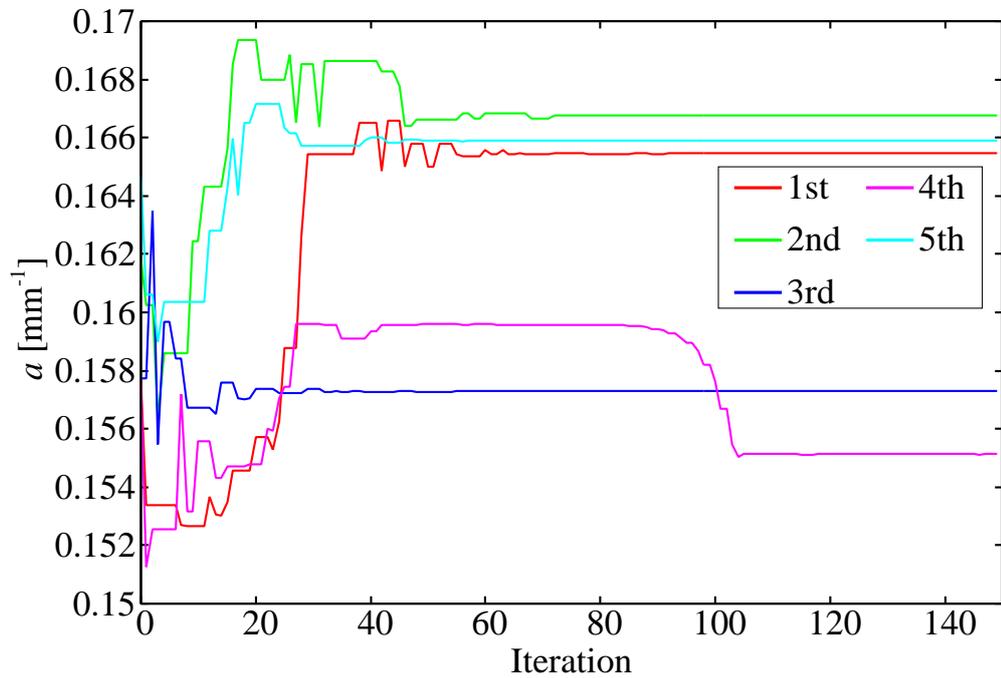


図 3.13: トライアル毎の $a(x = 25$ mm)

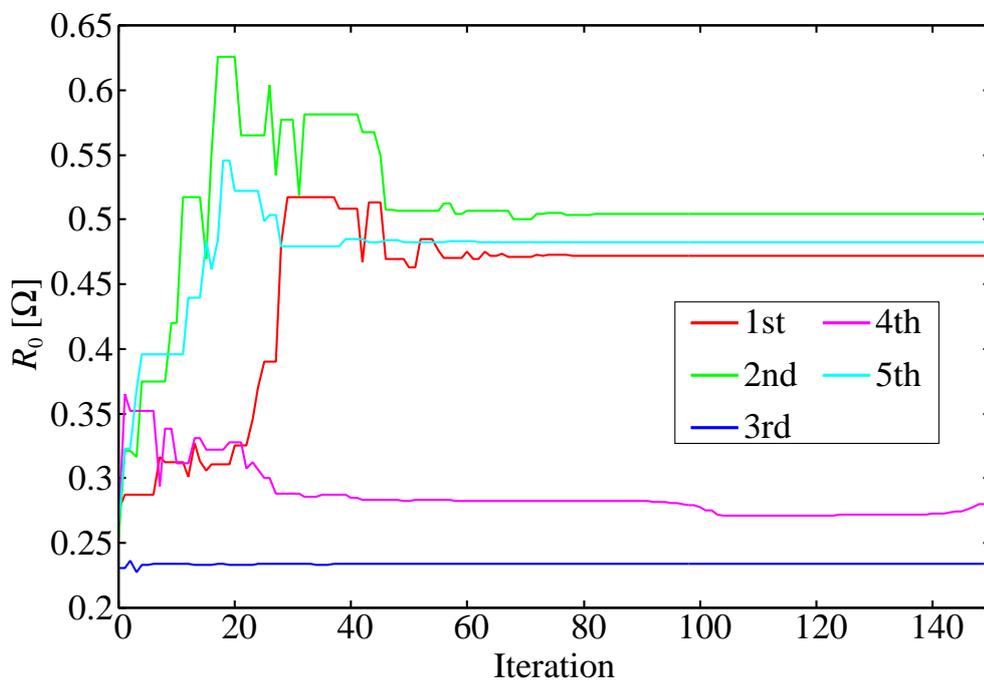


図 3.14: トライアル毎の $R_0(x = 25 \text{ mm})$

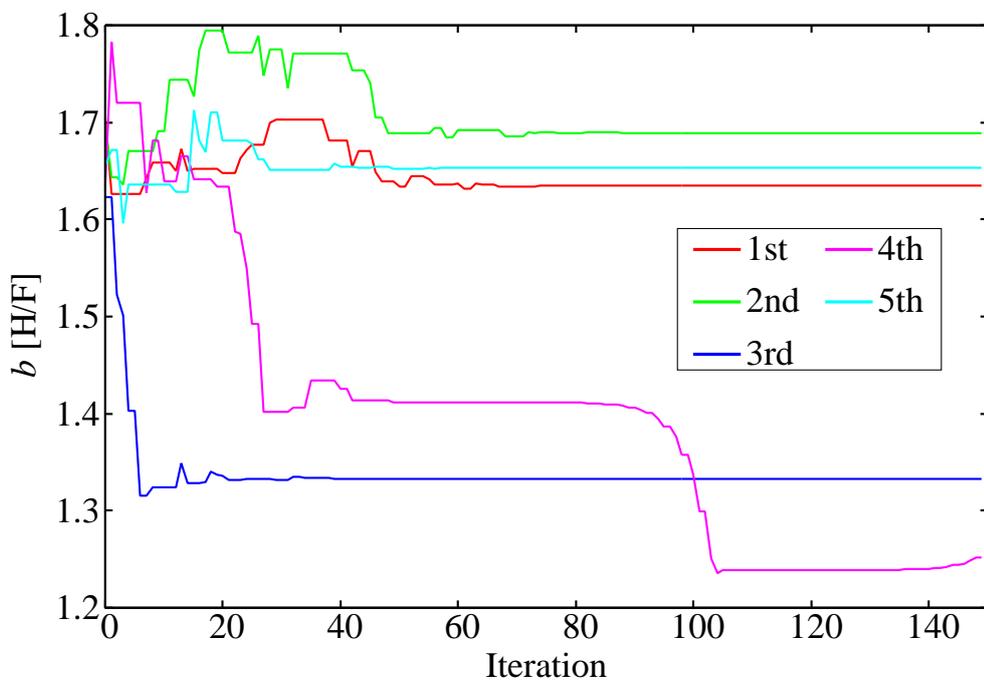


図 3.15: トライアル毎の $b(x = 25 \text{ mm})$

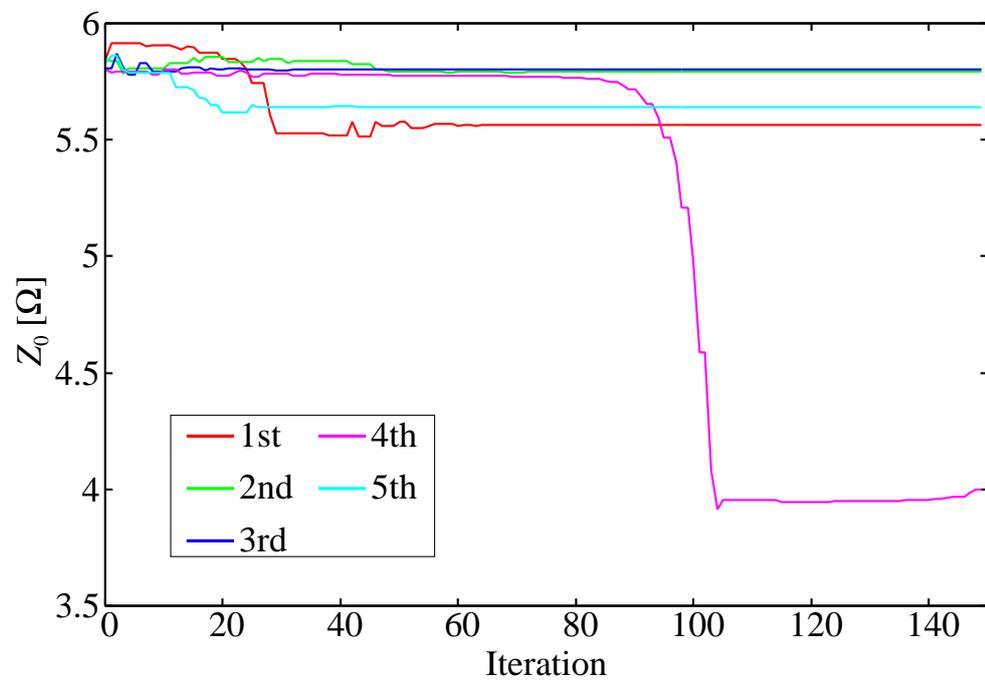


図 3.16: トライアル毎の $Z_0(x = 25 \text{ mm})$

図 3.13, 3.14 および 3.15 より, 解の改善が行われない原因は a , R_0 および b であると考えられる. そこで, Z_0 を固定し, a , R_0 および b をスイープさせ, E の変化を確認する. その結果を図 3.17, 3.18 および 3.19 に示す. 図において, 緑丸は 2 回目のトライアル (緑線) の 150 イタレーションの時の a と b の値, 青丸は 3 回目のトライアル (青線) の 150 イタレーションの時の a と b の値を示す.

図 3.17 から 3.19 の結果からわかるように, R_0 をスイープすることで, 最適値が右上に移動していることがわかる. さらに, R_0 が大きくなるにつれて, 誤差は低くなっている.

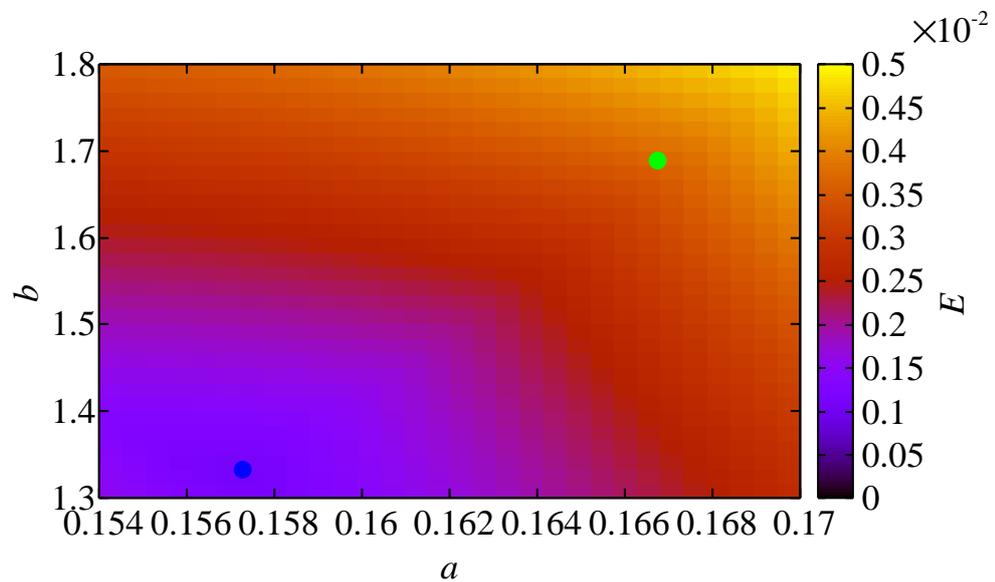


図 3.17: $R_0 = 0.23$, $Z_0 = 5.795$ の時の a と b に対する E の変化. 青丸と緑丸は, それぞれ, 2 回目と 3 回目のトライアルの 150 イタレーション時の a と b の値. カラーは, 目的関数の値を示す.

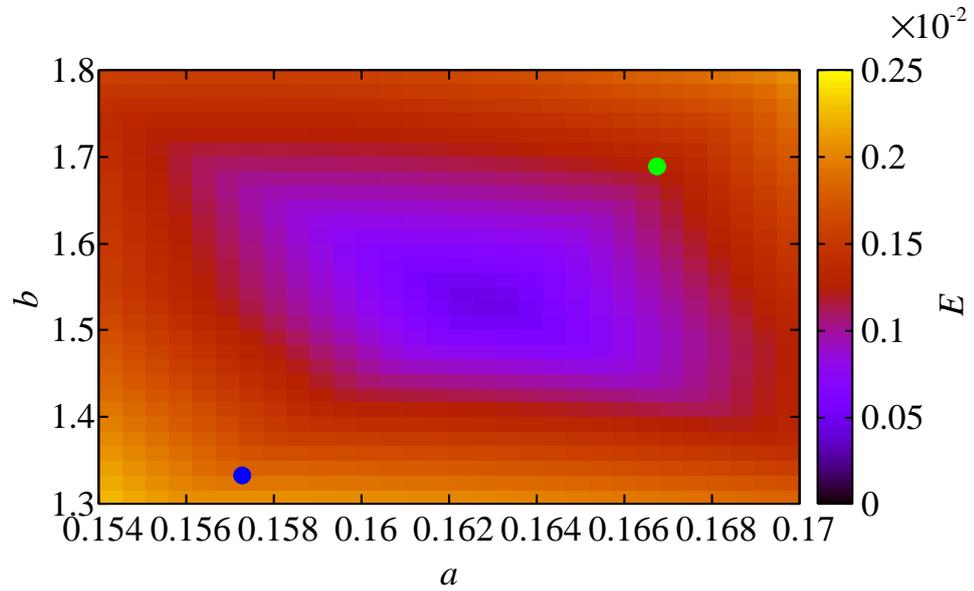


図 3.18: $R_0 = 0.365$, $Z_0 = 5.795$ の時の a と b に対する E の変化. 青丸と緑丸は, それぞれ, 2 回目と 3 回目のトライアルの 150 イタレーション時の a と b の値. カラーバーは, 目的関数の値を示す.

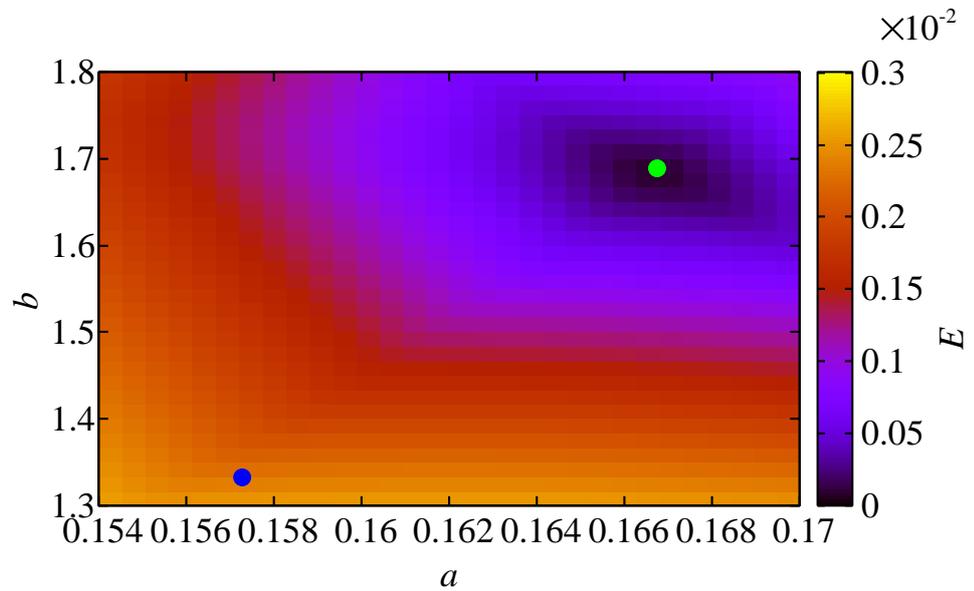


図 3.19: $R_0 = 0.5$, $Z_0 = 5.795$ の時の a と b に対する E の変化. 青丸と緑丸は, それぞれ, 2 回目と 3 回目のトライアルの 150 イタレーション時の a と b の値. カラーバーは, 目的関数の値を示す.

最適化手法を適用後の目標値からの誤差率を表3.4にまとめる。さらに、このとき得られたパラメータ値を表3.5に示す。表3.4より、全ての x において EG と EP の値が大きいことが分かる。これより、目的関数の重み w_g と w_c を大きくすることで、 EG と EP の値を小さくすることができると考えられる。

表 3.4: 各距離におけるパラメータを最適化した設計値と目標値との誤差率.

x mm	EQ [%]	EC [%]	EG [%]	EP [%]
15	0.003	0.0004	8.340251	12.48295
20	0.004167	0.0000833	6.071194	0.797131
25	0.002746	0.001961	0.956931	11.81822

表 3.5: 各距離における最適化したパラメータ値.

x mm	a [mm^{-1}]	b [H/F]	R_0 [Ω]	Z_0 [Ω]
15	0.161351	0.057558	1.439652	6.014595
20	0.162671	0.166327	1.590363	5.980592
25	0.166757	0.504007	1.689117	5.793255

表 3.5 に示したパラメータ値を用いたシミュレーションにより得られた周波数に対する利得および位相特性を図 3.20, 3.21 にそれぞれ示す。

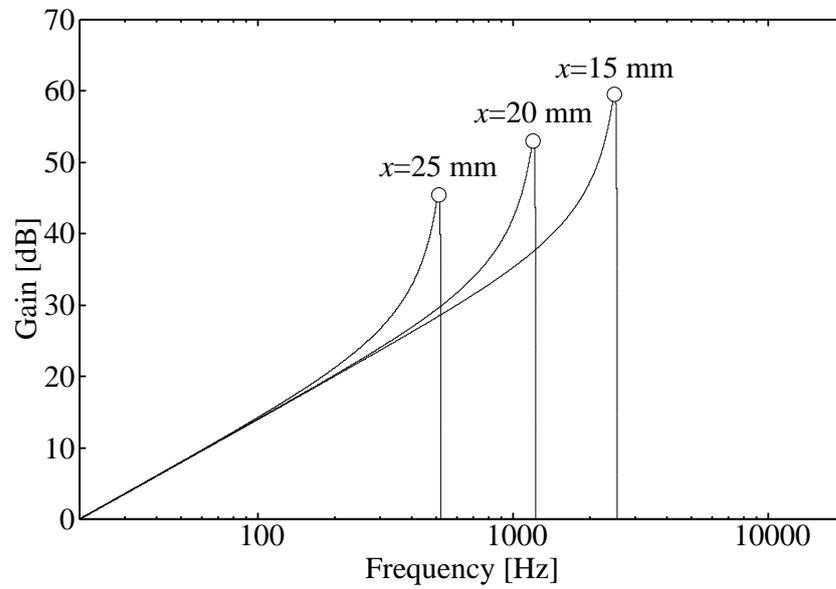


図 3.20: 表 3.5 のパラメータ値を使用した時の周波数対利得特性. 図中の○は $\omega_c(x)$ を示す.

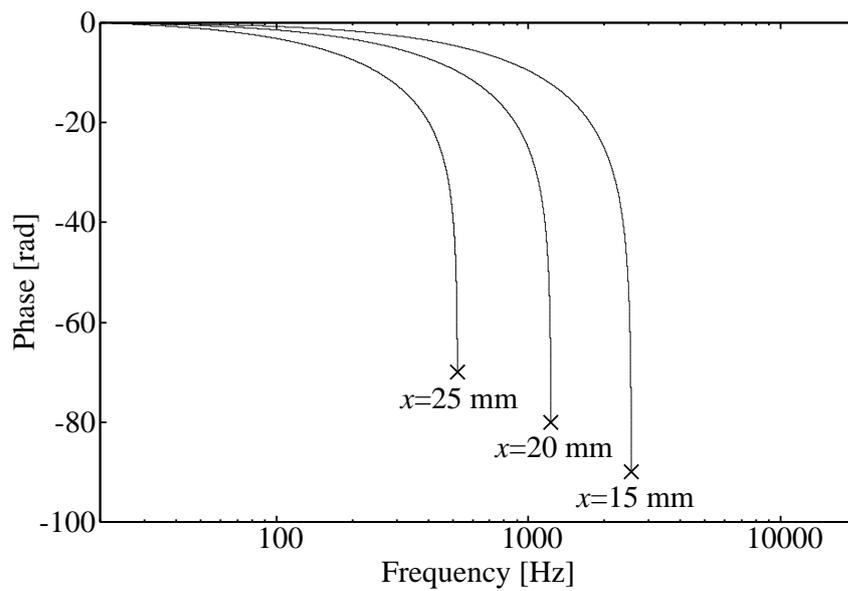


図 3.21: 表 3.5 のパラメータ値を使用した時の周波数対位相特性. 図中の×は $p_c(x)$ を示す.

3.4 生理または心理物理実験結果の再現

前節のパラメータ値の決定手法の提案により、蝸牛無反射伝送線路モデルは、与えられた蝸牛特性の仕様を満たすような設計が可能となった。そこで、工学的な応用の前に、種々の生理または心理物理実験結果を再現し、聴覚フィルタとしても応用可能であることを確認する。そこで、まず、基本となる受動モデルを用いて、生理実験結果 [8] から得られた振幅および位相特性と、心理物理実験結果 [34] から得られた先鋭度特性の再現を行う。次に、能動モデルを用いて、心理物理実験結果 [24] から得られた入力音圧に依存する非線形増幅特性の再現を行う。なお、このとき、各実験結果について、それぞれ、蝸牛無反射伝送線路モデルの設計を行った。

3.4.1 距離に対する振幅および位相特性

Békésy による生理学実験 [8] より得られた蝸牛の距離に対する振幅および位相特性を受動モデルにより再現する。第 3.3 節の設計手法を用いて、パラメータ値を設計した結果、 $a = 0.216 \text{ mm}^{-1}$, $R_0 = 1 \Omega$, $L_0 = 7.96 \mu\text{H}$, $C_0 = 7.96 \mu\text{F}$ および $Z_0 = 0.1 \Omega$ となった。これらのパラメータ値を用いて、入力電圧 $V(2\pi 100)$ を印加したときの距離 x に対する利得および位相特性を図 2.7 に示す。

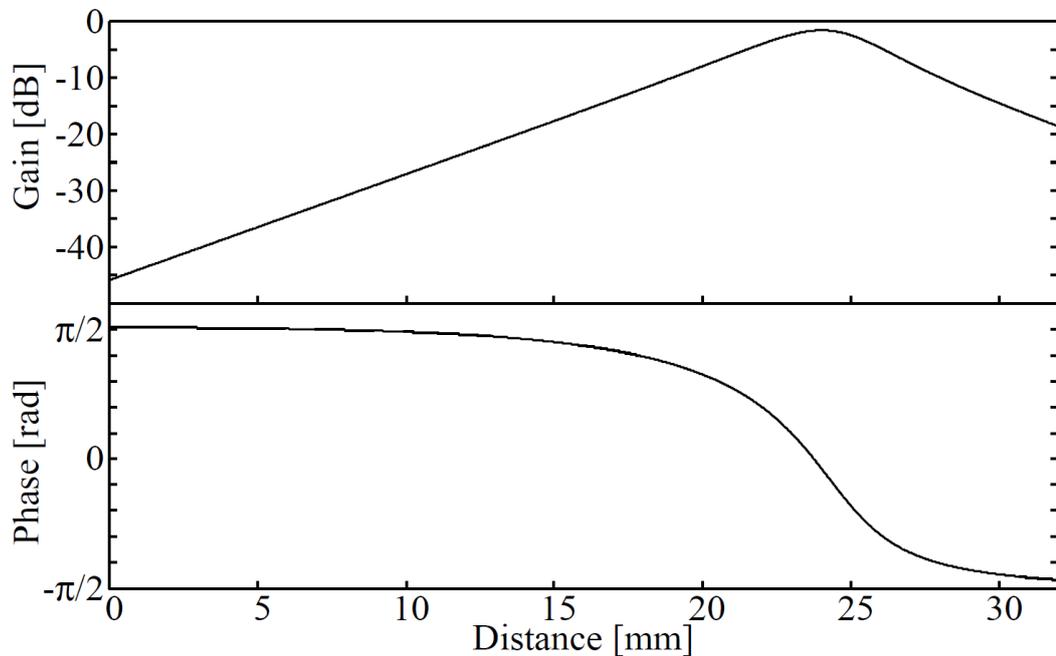


図 3.22: 距離 x に対する利得および位相特性.

図 3.22 より、100 Hz の入力信号に対して、約 25 mm の距離で振幅が最大となっている。また、このときの位相が $\pi/2$ 回転していることから、Békésy の生理学実験結果 [8] をよく再現で

きていることが確認できる。

3.4.2 フィルタ形状

上記の実験結果からも分かるように、蝸牛は、基底膜の場所によって応答する周波数が異なる。高周波数側と低周波数側で利得の特性が異なる。高周波数側は急峻に利得が減少し、低周波数側は緩やかな利得の増加となるような非対称なフィルタ形状を持つ [31]。一方でこの形状は、各基底膜の場所に依存せず、どの x においても、おおよそ同様な形状となる [31]。蝸牛無反射伝送線路モデルでもこのようなフィルタ形状を再現可能か確認するために、第 3.3 節のパラメータ値決定手法を用いて設計を行う。その結果、 $a = 0.23 \text{ mm}^{-1}$, $R_0 = 1.5 \Omega$, $L_0 = 3.97 \mu\text{H}$, $C_0 = 3.98 \mu\text{F}$ および $Z_0 = 5 \Omega$ となった。設計したパラメータ値を用いた蝸牛無反射伝送線路モデルのフィルタ形状を図 3.23 に示す。図 3.23 の結果より、受動モデルのフィルタ形状

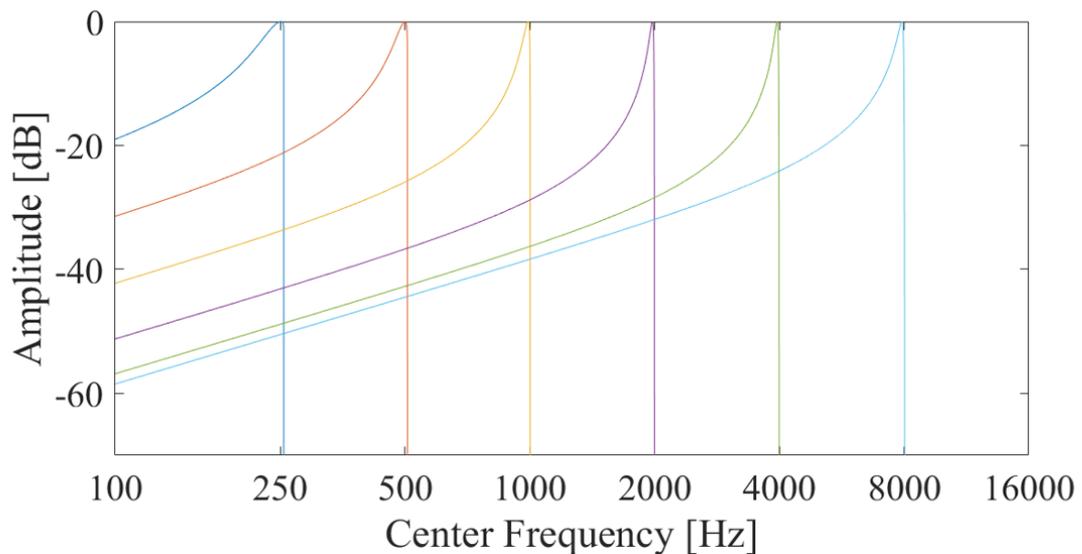


図 3.23: 設計した受動モデルのフィルタ形状。

は、伝送線路の距離に寄らず、おおよそ同様な形状をしていることが示された。

3.4.3 中心周波数に対する臨界帯域幅特性

臨界帯域幅とは、帯域雑音を純音と同時に再生したとき、ある一定の雑音帯域幅を超えると純音の検出閾値が変化しなくなる周波数帯域幅である。これは、伝送線路モデルにおいて $Q_{10}(x)$ の大きさと反比例の関係である。心理物理実験結果 [34] より、中心周波数の増加に伴い、臨界帯域幅はおおよそ比例することが分かっているため、 $Q_{10}(x)$ は反比例する。そこで、心理物理

実験結果より得られた結果を再現できるようにパラメータ値を設計する．その結果を得られたパラメータ値を用いた受動モデルの $\omega_c(x)$ に対する $Q_{10}(x)$ の特性を図 3.24 に示す．図 3.24 よ

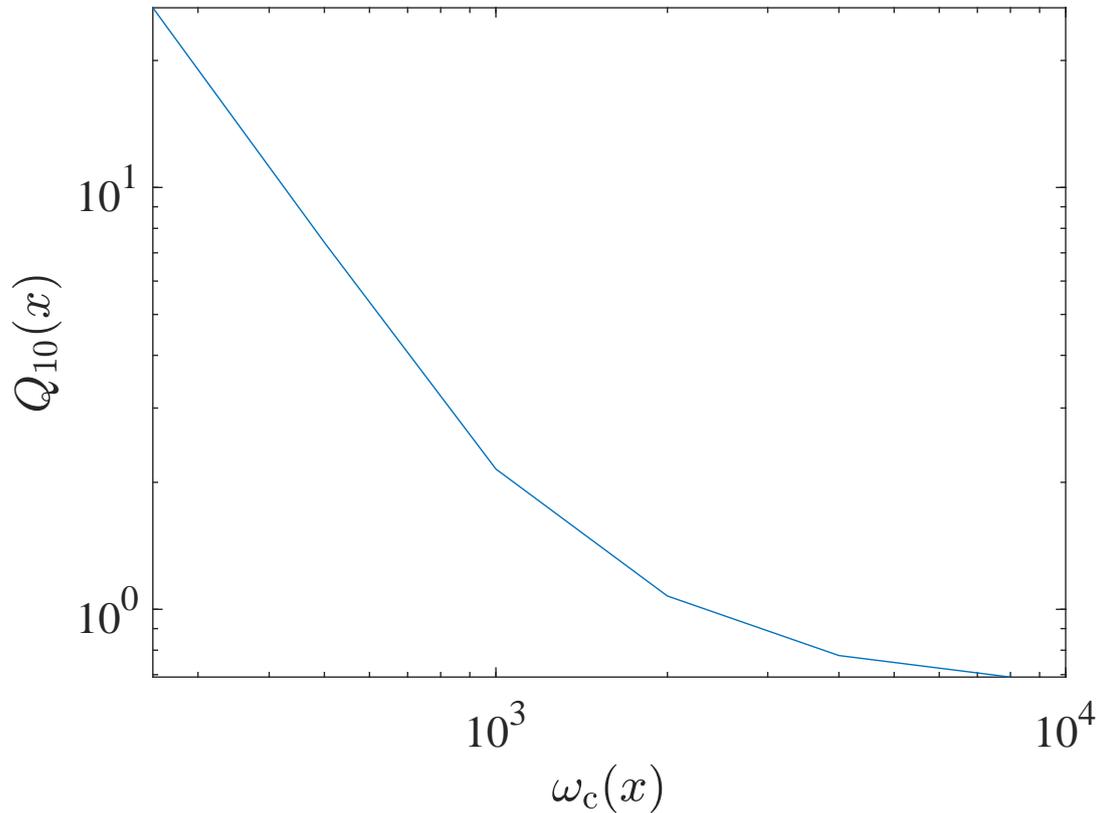


図 3.24: 蝸牛無反射伝送線路モデルの中心周波数に対する先鋭度特性．

り，中心周波数の増加に伴い，先鋭度が減少していることが分かる．この結果より，受動モデルが心理物理実験 [34] から得られた中心周波数に対する臨界帯域幅特性を再現していることが分かる．

3.4.4 入力音圧依存

心理物理実験結果より，入力音圧の大きさに応じて，振幅の利得が異なることが知られている [24]．この特性を再現するためには，能動性が必要であるため，ここでは能動モデルを用いる．第 2.4.5 項で提案した能動モデルの設計手法に従って，蝸牛の特性を目標値とした設計により求めたパラメータ値は， $a = 0.2 \text{ mm}^{-1}$ ， $R_0 = 0.15 \Omega$ ， $L_0 = 7.95 \mu\text{H}$ ， $C_0 = 7.96 \mu\text{F}$ および $Z_0 = 200 \Omega$ となる．また，この時の能動モデルの入力音圧に対する出力の大きさを図 3.25 に示す．図 3.25 中の破線は，入力音圧レベルに対して増幅率が 1 となる線形関係を示している．

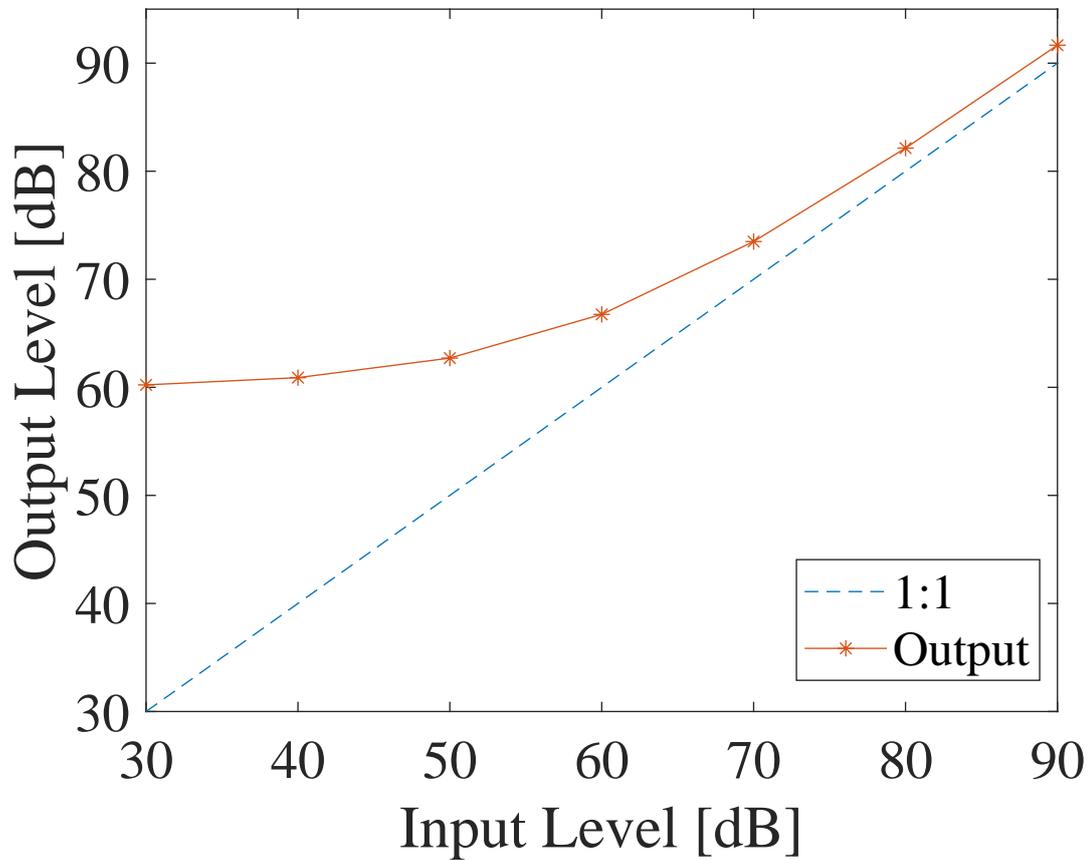


図 3.25: 能動モデルの入力音圧に対する利得特性.

実線は、能動モデルの出力の大きさの利得を示している。図 3.25 の結果より、設計した能動モデルの入力音圧に対する利得の特性が心理物理実験結果をよく再現していることを示している。すなわち、入力音圧が小さいときは、蝸牛無反射伝送線路モデルの利得は大きくなり、入力音圧が大きいときは、入力音圧に比例した出力レベルとなる。

第4章 蝸牛無反射伝送線路モデルの雑音耐性

蝸牛無反射伝送線路 (CRTL) モデルは、生理または心理物理学実験結果をよく再現することが確認できた。そこで、蝸牛無反射伝送線路モデルが工学的な応用可能性を示すために、時間および周波数分解能を他のフィルタモデルと比較する。以下では短時間フーリエ変換 (STFT)、メル周波数ケプストラム係数 (MFCC)、ガンマトーンフィルタバンク (GTFB)、ガンマチャープフィルタバンク (GCFB)、Lyon's Passive Ear Model (LYON) を比較対象として用いる。また、CRTL モデルは、雑音に対する耐性性能が優れていると示唆されているため、その検証も行う。

4.1 周波数分解能および時間分解能

各フィルタの時間分解能と周波数分解能を確認するために、次式のチャープ信号を入力する。

$$v_{in}(t) = \sin(2\pi f(t) \cdot t/F_s) \quad (4.1)$$

ここで、入力周波数 $f(t)$ は、次式のように時間と共に増加する。

$$f(t) = 10^{\frac{2t}{16000} + 1} \quad (4.2)$$

また、 t は時間ステップであり、 $[0, 16000]$ の整数である。さらに、サンプリング周波数 F_s は、16 kHz とする。この条件で生成されたチャープ信号を図 4.1 に示す。図 4.1 に示すチャープ信号を各フィルタへ入力する。その結果を、それぞれ、図 4.2 から図 4.6 に示す。

図 4.2 と図 4.3 より、STFT と MFCC は、指数関数的に変化する周波数に対して、曲線的な応答を示している。これは、入力周波数に対して STFT と MFCC の出力チャンネルが線形的な間隔で配置されているためである。また、図 4.3 の結果より MFCC は、図中の曲線が太く、時間または周波数によって異なることから周波数弁別器としては時間または周波数分解能が低いことが分かる。図 4.4 から図 4.6 より、指数関数的に変化する周波数に対して直線的な応答を示していることが分かる。これは、GTFB、LYON、および CRTL の出力チャンネルが指数関数的な間隔で配置されているためである。よって、GTFB、LYON、および CRTL は STFT と MFCC と比較して、同じチャンネル数において広い周波数帯域に対して解析を行うことが可能である。さらに、図 4.6 の蝸牛無反射伝送線路モデルは、図中の応答曲線が細く、時間または周波数に対しておおよそ同等な精度を示しており、時間および周波数分解能が高いことが分かる。

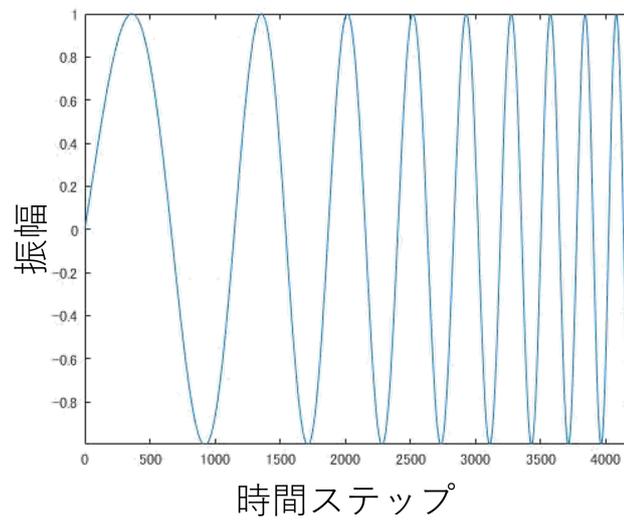


図 4.1: 入力に用いるチャープ信号.

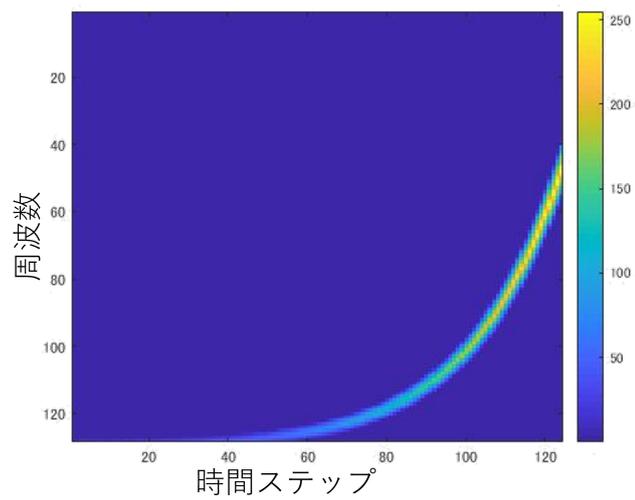


図 4.2: STFT のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーバーは出力の振幅を示す.

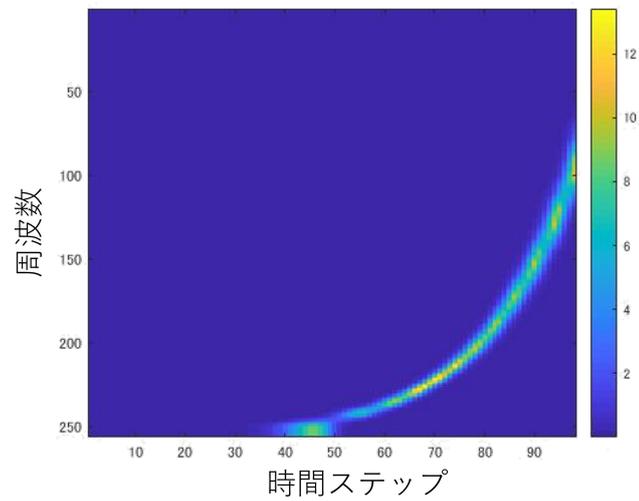


図 4.3: MFCC のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーは出力の振幅を示す.

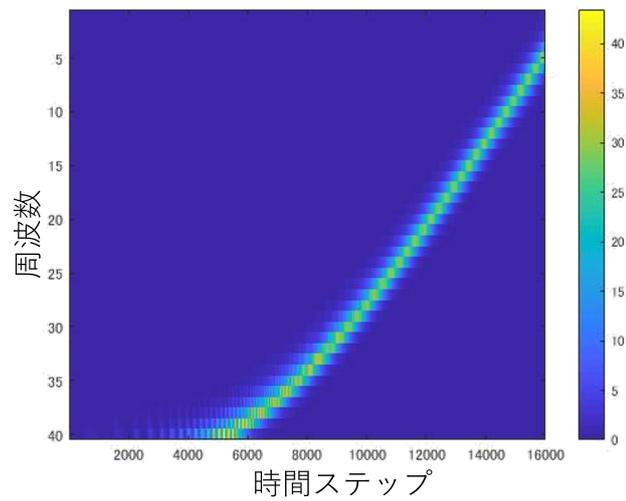


図 4.4: GTFB のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーは出力の振幅を示す.

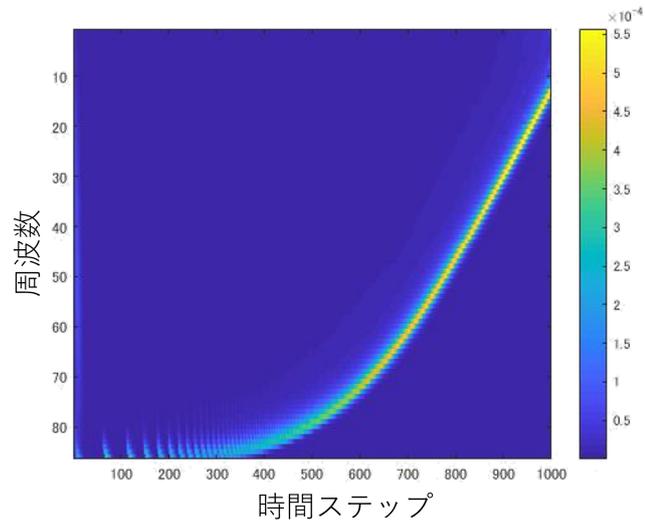


図 4.5: LYON のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーは出力の振幅を示す.

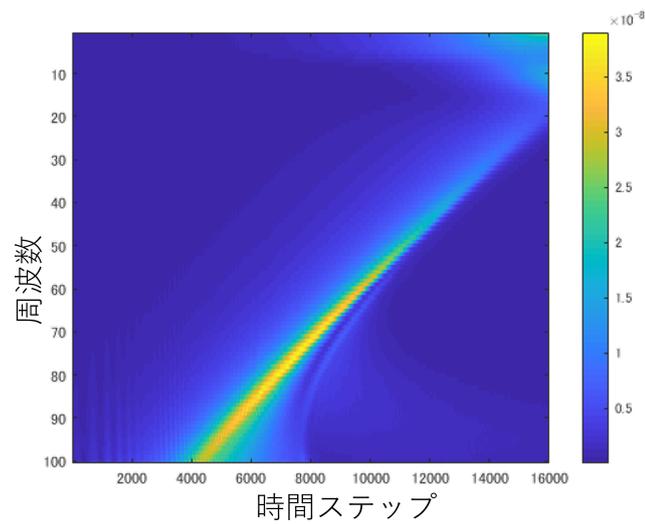


図 4.6: CRTL のチャープ信号を入力したときの時間ステップに対する周波数特性. カラーは出力の振幅を示す.

4.2 各フィルタに対する信号対雑音比特性

雑音に対する耐性を評価するために、音声の信号対雑音比 (SNR) を用いる。本論文では、ノイズを含む入力信号を生成する場合やフィルタ出力の SNR は全て次式の定義 [37] に従う。

$$\text{SNR}_m = 10 \log_{10} \frac{\int_0^T u_m^2(t) dt}{\int_0^T \sigma_m^2(t) dt} \quad (4.3)$$

ここで、 $\sigma_m(t)$ および $\sigma_m(t)$ は、それぞれ、時刻 t における m 番目のチャンネルの出力および白色性ガウス雑音である。白色性ガウス雑音の振幅は $[-1, 1]$ とする。また、 T は信号の長さであり、例えば、音声信号の場合は、有声区間とする。式 (4.3) より、フィルタ出力の合計の SNR である SNR_{all} は次式により定義される。

$$\text{SNR}_{\text{all}} = 10 \log_{10} \left(\sum_{m=1}^M 10^{\frac{\text{SNR}_m}{10}} \right) \quad (4.4)$$

式 (4.3) より、入力信号の SNR を任意の $\text{SNR}_{\text{target}}$ に設定するためには、雑音の振幅 a_{noise} を

$$a_{\text{noise}} = \sqrt{\frac{\int_0^T u_m^2(t) dt}{\int_0^T \sigma_m^2(t) dt} 10^{-\frac{\text{SNR}_{\text{target}}}{10}}} \quad (4.5)$$

とすれば良いことが分かる。式 (4.5) より図 4.7 に示す 1 kHz の sin 波に対して、SNR が -20 dB になるように白色性ガウス雑音を加算した信号を図 4.8 に示す。図 4.7 および図 4.8 の信号を各フィルタ (STFT, MFCC, GTFB, GCFB, LYON, および CRTL) に入力した際の応答を図 4.9 から図 4.18 に示す。

これらの結果より、図 4.8 の入力波形に対して、蝸牛無反射伝送線路モデルのみが sin 波成分を検出していることが確認できる。そのため、蝸牛無反射伝送線路モデルは雑音耐性にも優れていると考えられる。

本章の結果より、蝸牛無反射伝送線路モデルは高い時間分解能、高い周波数分解能、優れた雑音抑圧性能を有すると思われる。

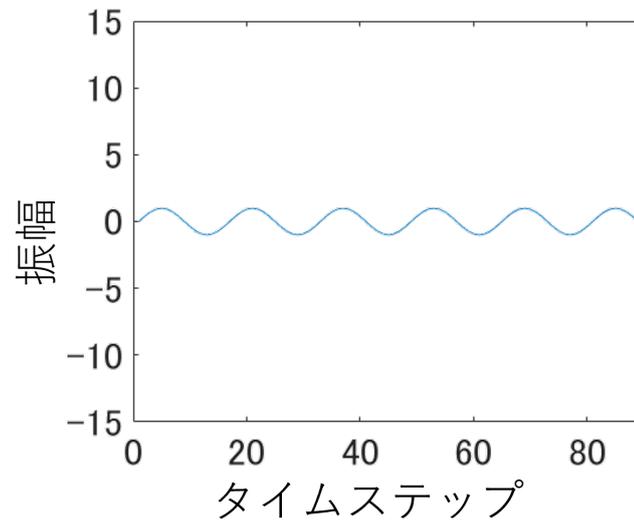


図 4.7: 雑音を含まないクリーンな信号.

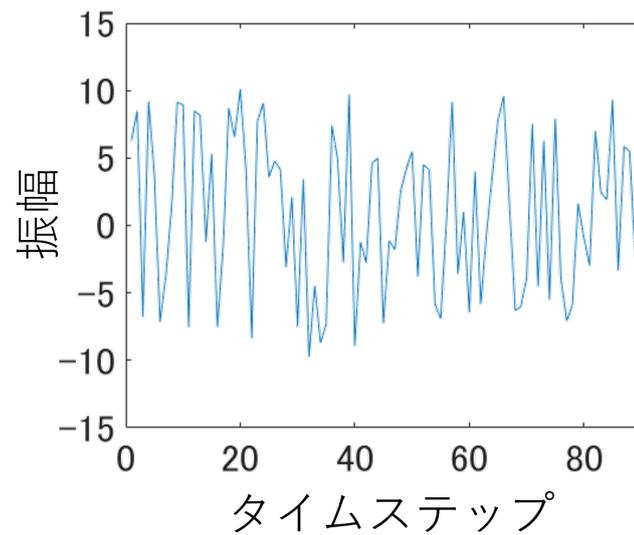


図 4.8: SNR = -20 dB の雑音を含む入力信号.

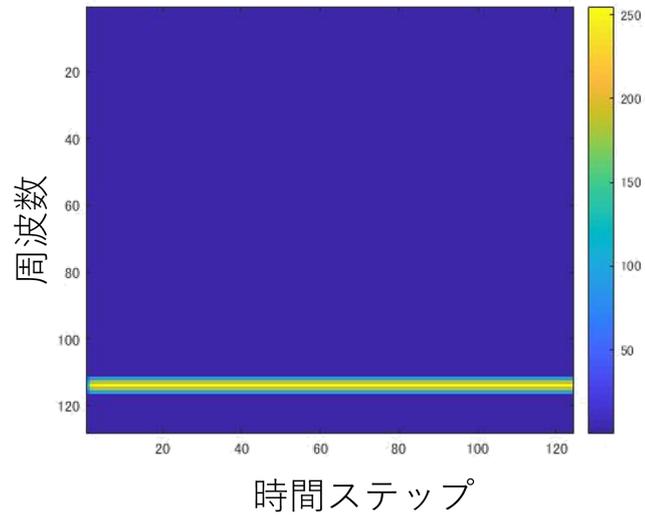


図 4.9: 図 4.7 の入力信号に対する STFT の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

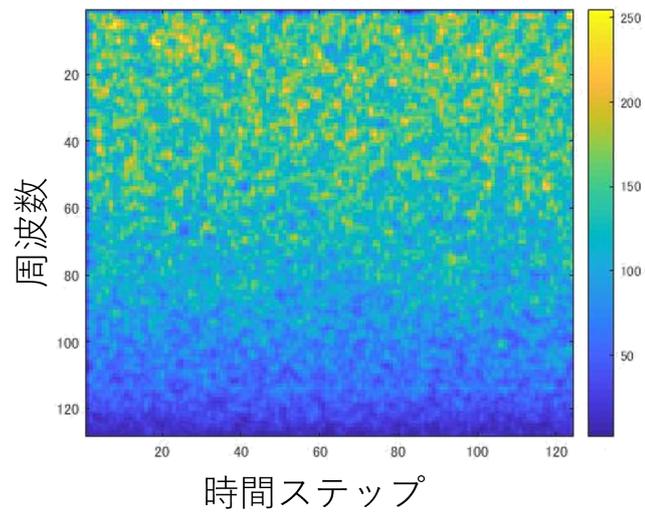


図 4.10: 図 4.8 の入力信号に対する STFT の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

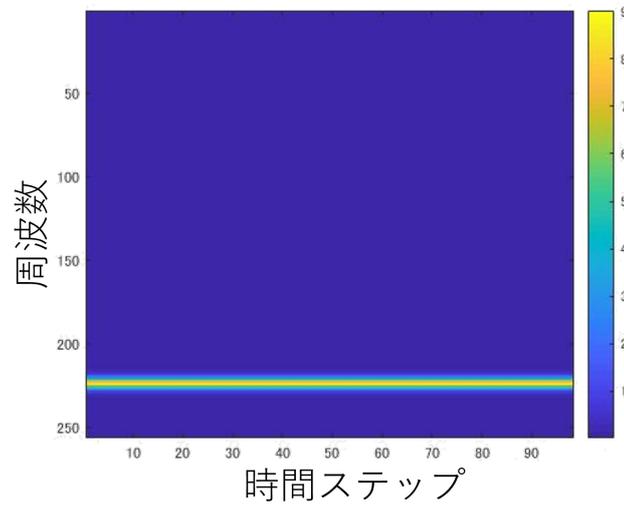


図 4.11: 図 4.7 の入力信号に対する MFCC の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

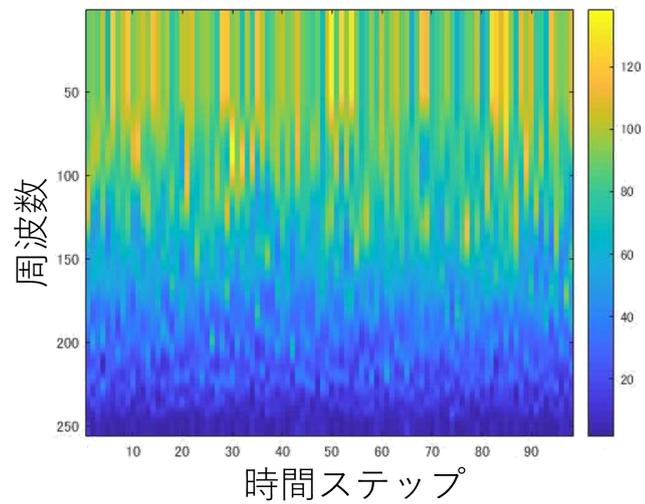


図 4.12: 図 4.8 の入力信号に対する MFCC の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

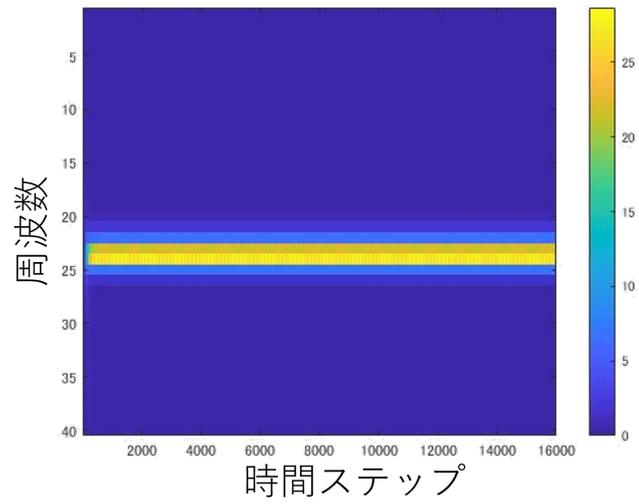


図 4.13: 図 4.7 の入力信号に対する GTFB の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

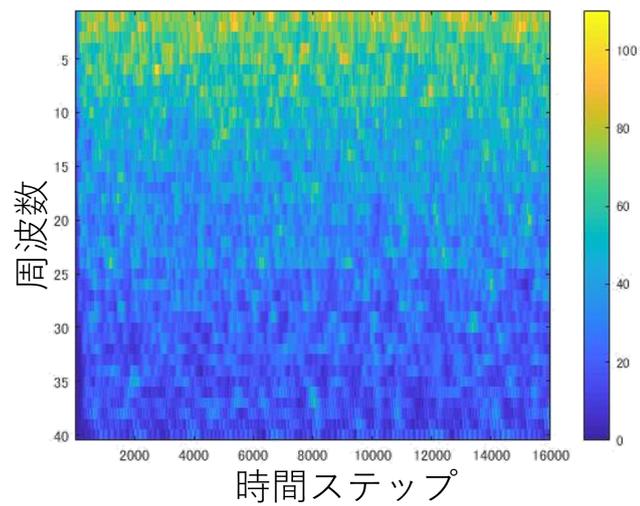


図 4.14: 図 4.8 の入力信号に対する GTFB の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

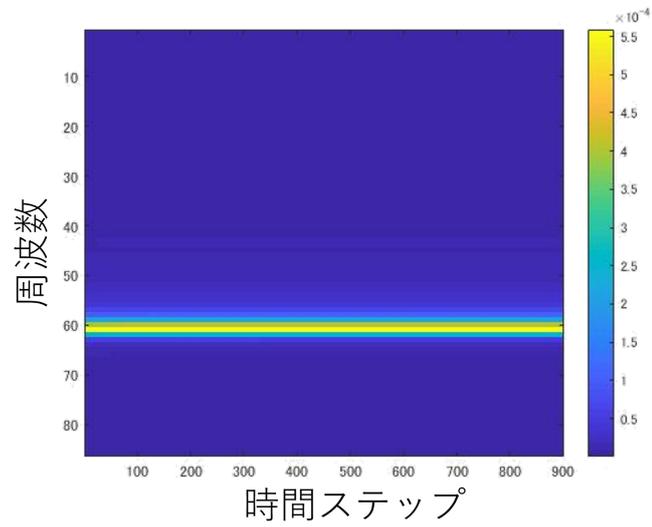


図 4.15: 図 4.7 の入力信号に対する LYON の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

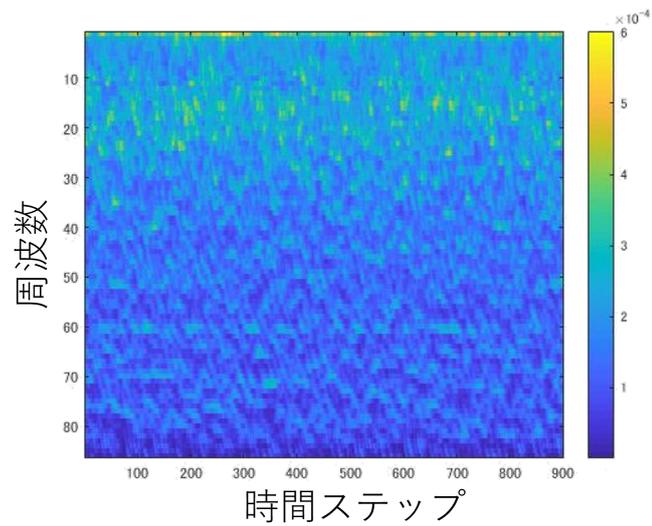


図 4.16: 図 4.8 の入力信号に対する LYON の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

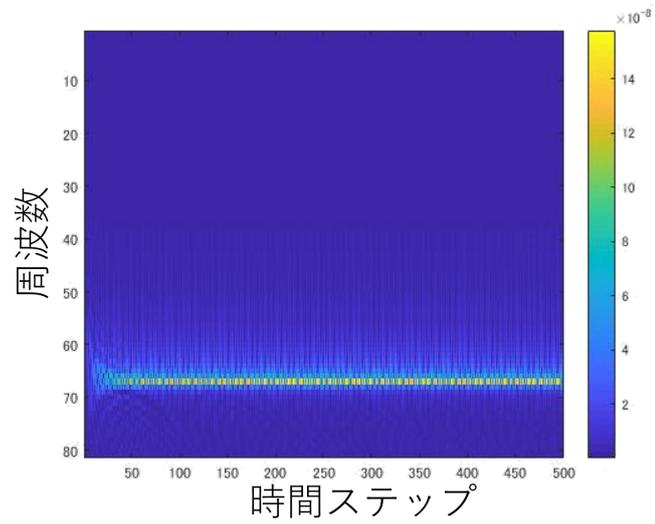


図 4.17: 図 4.7 の入力信号に対する CRTL の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

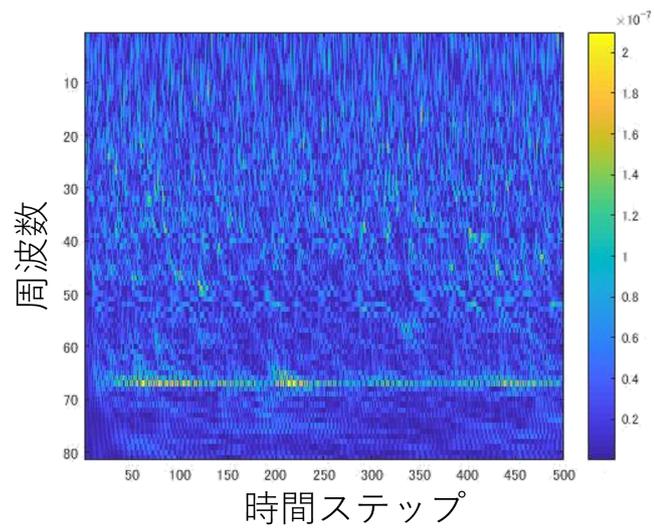


図 4.18: 図 4.8 の入力信号に対する CRTL の応答. カラーバーは出力の振幅を示す.

第5章 雑音下音声認識システムへの応用

前章では、能動モデルが優れた時間・周波数分解能を持つだけでなく、高い雑音耐性を持つことが確認できた。これにより、高雑音下における音声認識タスクの前処理として能動モデルを応用することが期待される。ここで、音声認識タスクにおける認識部分として様々な候補が存在するが、本研究では、エッジデバイス向けのハードウェア実装に適したモデルを選択する必要がある。そこで、学習が簡便かつ音声等の時系列信号処理に適したニューラルネットワークリザバーを用いることを検討する。本章では、能動モデル (a-CRTL) とニューラルネットワークリザバーの一種であるカオスニューラルネットワークリザバー (CNNR) を組み合わせたとき、高雑音下音声認識タスクにおいて、優れた性能を示すことを確認する。その際、a-CRTL と CNNR の組み合わせが最良であることを示すために、a-CRTL 以外の複数の前処理と、一般に認識部分としてよく使用される隠れマルコフモデル (HMM) および長・短期記憶モデル (LSTM) とを組み合わせたときの認識性能を比較・検討する。

5.1 カオスニューラルネットワークリザバー

再帰型ニューラルネットワークの一種として、図 5.1 に示すニューラルネットワークリザバー (GNNR) が提案された [14, 15]。通常の再帰型ニューラルネットワークと異なり、GNNR はリザバー層と呼ばれる中間層と出力層との間の重みのみを学習することで目的のタスクを達成できる。そのため、他のニューラルネットワークと比較して学習コストが低く、エッジデバイスなどへのハードウェア実装が期待される。さらに、GNNR のリザバー層内のニューロンをカオスニューロンモデル [38] へ置き換えた CNNR が提案された [39]。CNNR は、時系列信号に対して高い処理性能を示すことが判明している [40]。そこで、CNNR を高雑音下音声認識タスクへ応用しても高い性能を示すことが期待される。

カオスニューラルネットワークリザバー (CNNR) のダイナミクスは、次式で定義される。

$$\mathbf{X}(t+1) = k\mathbf{X}(t) - \alpha\mathbf{Y}(t) + \mathbf{W}\mathbf{Y}(t) + \theta(t) + \mathbf{W}^{\text{in}}\mathbf{U}(t) \quad (5.1)$$

$$\mathbf{Y}(t) = f(\mathbf{X}(t)) \quad (5.2)$$

$$\mathbf{O}(t) = \mathbf{W}^{\text{out}}\mathbf{Y}(t) \quad (5.3)$$

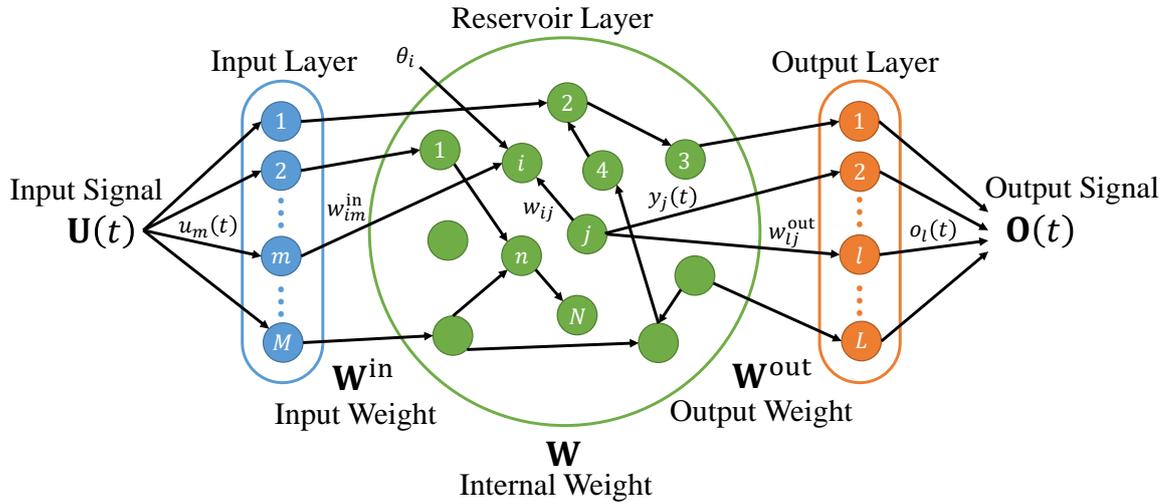


図 5.1: ニューラルネットワークリザーバーの一般的な構成.

ここで、 $\mathbf{X}(t)$ 、 $\mathbf{Y}(t)$ 、および $\theta(t)$ は、それぞれ、時刻 t におけるニューロンの内部状態ベクトル、ニューロンの出力ベクトル、および外部バイアスである。それぞれのベクトルの要素は、 $\mathbf{X}(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \cdots \ x_i(t) \ \cdots \ x_N(t)]^T$ および $\mathbf{Y}(t) = [y_1(t) \ y_2(t) \ \cdots \ y_i(t) \ \cdots \ y_N(t)]^T$ である。 k と α は、カオスニューロンの内部状態と出力に対する不応性の係数であり、 $k = \alpha = 0$ とすることで GNNR と等価になる。また、 \mathbf{W}^{in} 、 \mathbf{W} および \mathbf{W}^{out} は、それぞれ、入力重み行列、リザーバー層の内部結合重み行列、および出力重み行列である。 \mathbf{W}^{in} の要素 w_{im}^{in} は、入力層における m 番目のニューロンからリザーバー層における i 番目のニューロンへの結合重みである。また、 \mathbf{W} の要素 w_{ij} は、リザーバー層における j 番目のニューロンからリザーバー層における i 番目のニューロンへの結合重みである。 \mathbf{W}^{out} の要素 w_{lj}^{out} は、リザーバー層における j 番目のニューロンから出力層における l 番目のニューロンへの結合重みである。 $\mathbf{U}(t)$ および $\mathbf{O}(t)$ は、それぞれ、時刻 t における入力信号ベクトルおよび出力信号ベクトルである。これらのベクトルの要素は、それぞれ、 $\mathbf{U}(t) = [u_1(t) \ u_2(t) \ \cdots \ u_m(t) \ \cdots \ u_M(t)]^T$ 、 $\mathbf{O}(t) = [o_1(t) \ o_2(t) \ \cdots \ o_l(t) \ \cdots \ o_L(t)]^T$ である。さらに、 $f(\cdot)$ はニューロンの出力関数であり、式 (5.5) で与えられるシグモイド関数とする。

リザーバー層における i 番目のニューロンの内部状態 $x_i(t)$ は、次式によって更新される。

$$x_i(t+1) = kx_i(t) - \alpha y_i(t) + \sum_{j=1, j \neq i}^N w_{ij} y_j(t) + \theta_i + w_{im}^{\text{in}} u_m(t) \quad (5.4)$$

$$y_i(t) = f(x_i(t)) = \frac{2}{1 + \exp(-x_i(t)/\epsilon)} - 1 \quad (5.5)$$

ここで、 N はリザーバー層内のニューロン数であり、 ϵ はシグモイド関数の傾きである。

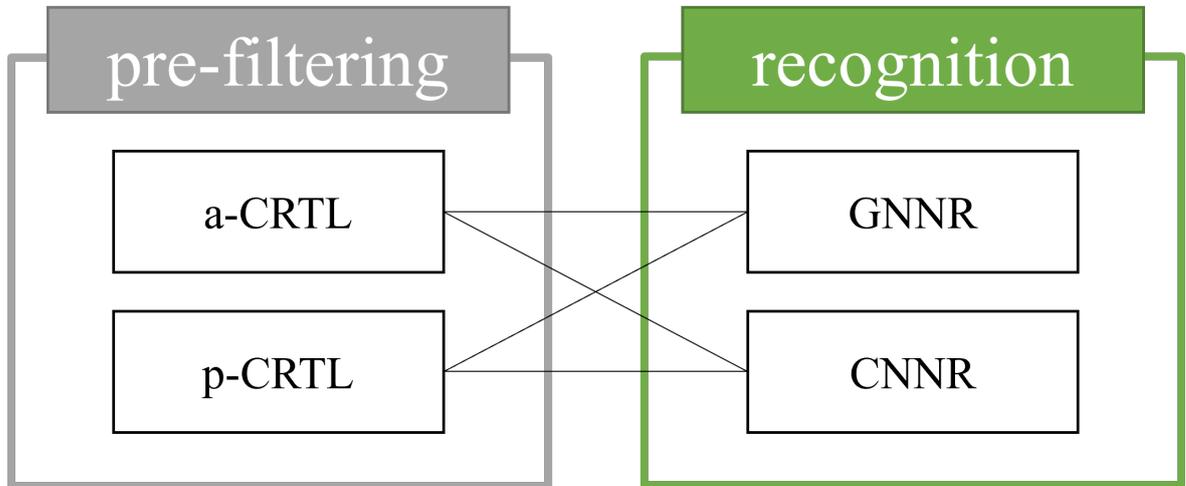


図 5.2: 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせ.

CNNR を用いて、英語音声の 0 から 9 までの離散単語認識を行う。学習データセットは、TI46 のトレーニングデータセットより男女 5 人による各数字の発話 5 セットから成る計 250 発話分の音声を用いる。テストには、TI46 のテストデータセットよりトレーニングデータとは異なる男女 5 人の各数字の発話 5 セットの計 250 発話分のデータを用いる。音声認識の前処理として a-CRTL と受動モデル (p-CRTL) を用いて、13 チャンネル分の入力データへ変換した後に、CNNR または GNNR へ入力する。このとき、図 5.2 に示すような 4 通りの組み合わせについて実験を行う。また、a-CRTL と CNNR とを組みあせた音声認識システムが雑音を含む音声に対して高い認識率を持つことを確認するために、第 4.2 節で定義した SNR を基に、白色性ガウス雑音を音声に付加した際の認識率の変化を確認する。この音声認識タスクの実験結果を図 5.3 に示す。

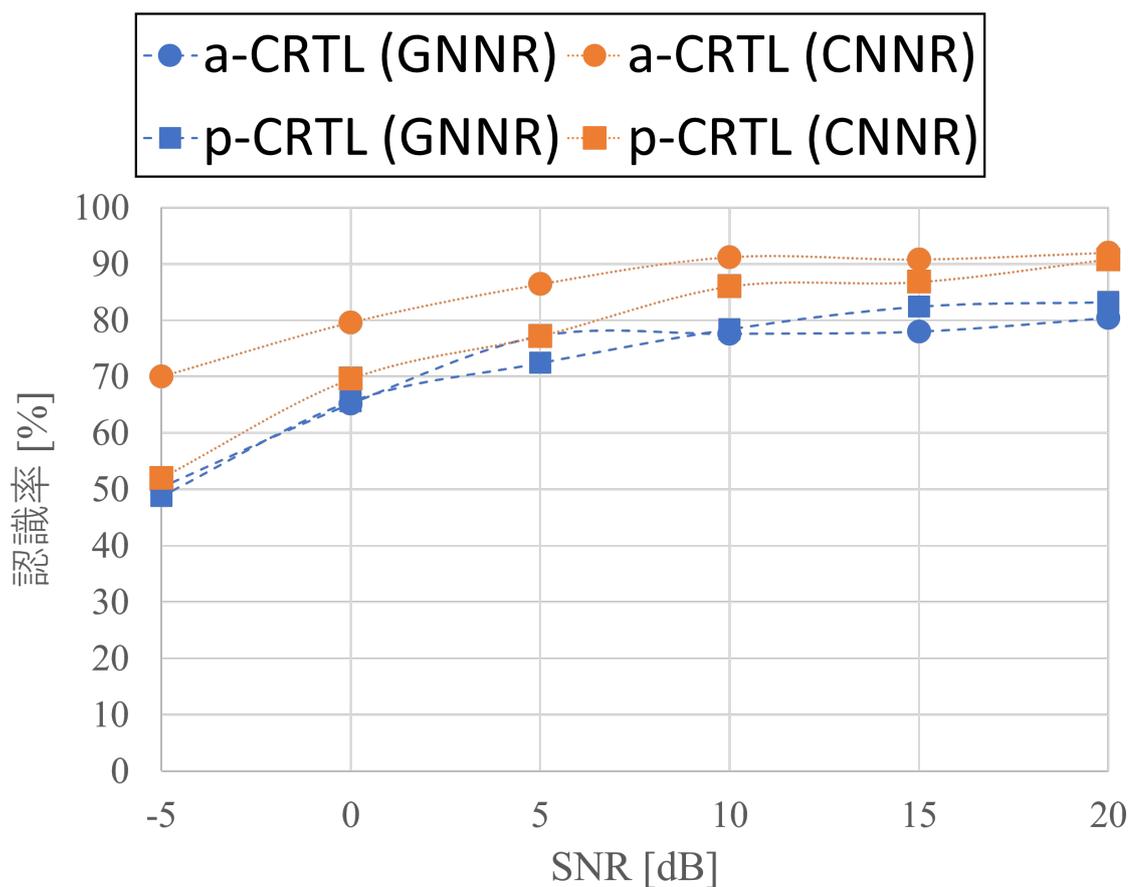


図 5.3: 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率. ○と□は, それぞれ, 前処理として a-CRTL を用いた場合と p-CRTL を用いた場合を示す. また, ブルーの破線とオレンジの点線は, それぞれ, GNNR と CNNR を認識エンジンとして用いた場合を表す.

図 5.3 中の○と□は、それぞれ、前処理として a-CRTL を用いた場合と p-CRTL を用いた場合を示す。また、ブルーの破線とオレンジの点線は、それぞれ、GNNR と CNNR を用いた場合を表す。図 5.3 の結果より、a-CRTL と CNNR を組み合わせた場合、高い雑音下 (SNR = -5 dB) においても高い認識率を示すことが確認できた。この結果からは高雑音下音声認識タスクにおいて a-CRTL と CNNR の相互作用により、高い認識性能を達成しているかは不明である。

そこで、まず、a-CRTL がどのような認識エンジンに対しても有効であるかを確認するため、前処理を a-CRTL と p-CRTL とし、他の認識エンジンを用いた場合について検討する。ここでは、認識エンジンとして一般によく使用される HMM[41, 42] と高い認識性能を持つ LSTM[43] を用いた場合について、雑音下音声認識タスクの性能を調査する。これらの組み合わせを図 5.4 にまとめる。図に示す 4 通りの組み合わせについて、上記と同様な実験を行った。その結果を図 5.5 に示す。図 5.5 中の○と□は、それぞれ、a-CRTL と p-CRTL を前処理に用いた場合を示す。また、グリーン破線とグレーの点線は、それぞれ、HMM と LSTM を用いた場合を表す。図 5.5 の結果より、HMM と LSTM においては、a-CRTL を前処理に用いた場合の雑音に対する有効性を確認することができなかった。また、HMM を認識エンジンに用いた場合、a-CRTL よりも p-CRTL と組みあせた方が、認識率が高くなる場合が存在することも判明した。図 5.3 と図 5.5 の結果を合わせると a-CRTL と CNNR の組み合わせの優位性が明らかになった。

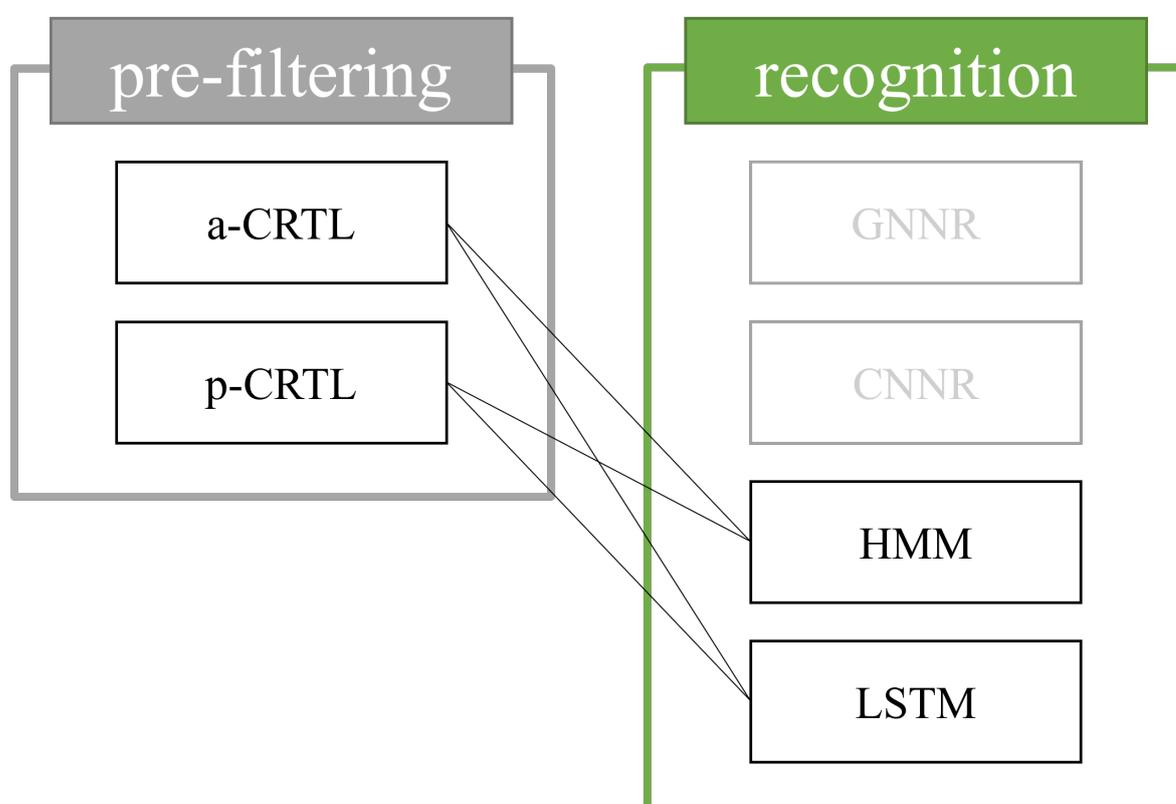


図 5.4: 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 HMM および LSTM との組み合わせ.

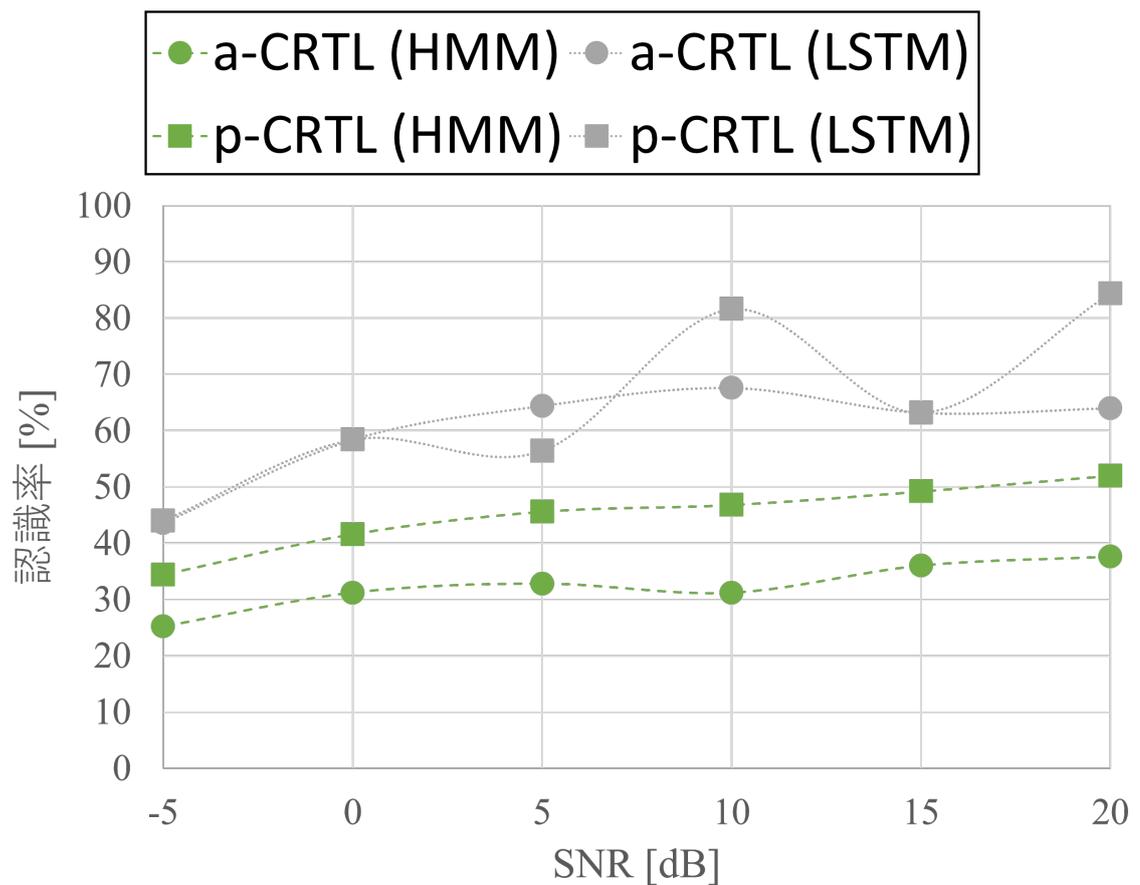


図 5.5: 音声認識システムの前処理 a-CRTL および p-CRTL と認識部分 HMM および LSTM との組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率. ○と□は, それぞれ, a-CRTL と p-CRTL を前処理に用いた場合を示す. グリーンの破線とグレーの点線は, それぞれ, HMM と LSTM を用いた場合を表す.

次に, CNNR がどのような前処理フィルタを用いても高い雑音下認識性能を示すかどうかを確認するために, 先ほどの条件とは反対に, 認識エンジンを GNNR または CNNR に固定し, a-CTRL とは異なる前処理と組み合わせたときの雑音下音声認識タスクにおける性能を調査する. 前処理として, 第4章で扱った, STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON の5つを用いる. この時の前処理と認識エンジンとの組み合わせを図 5.6 に示す. これらの組み合わせに対する実験結果を図 5.7 に示す.

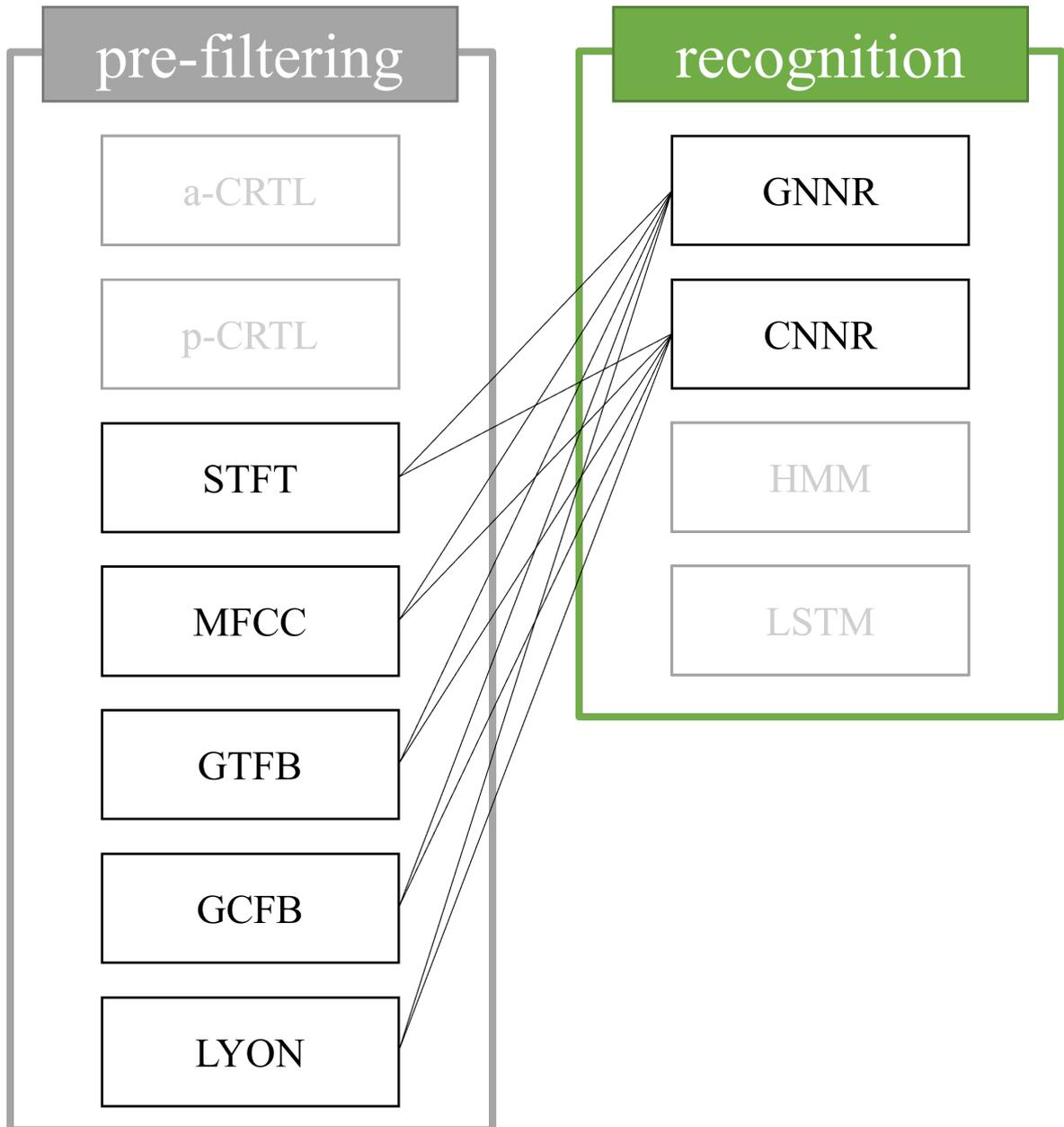


図 5.6: 音声認識システムの前処理 STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせ.

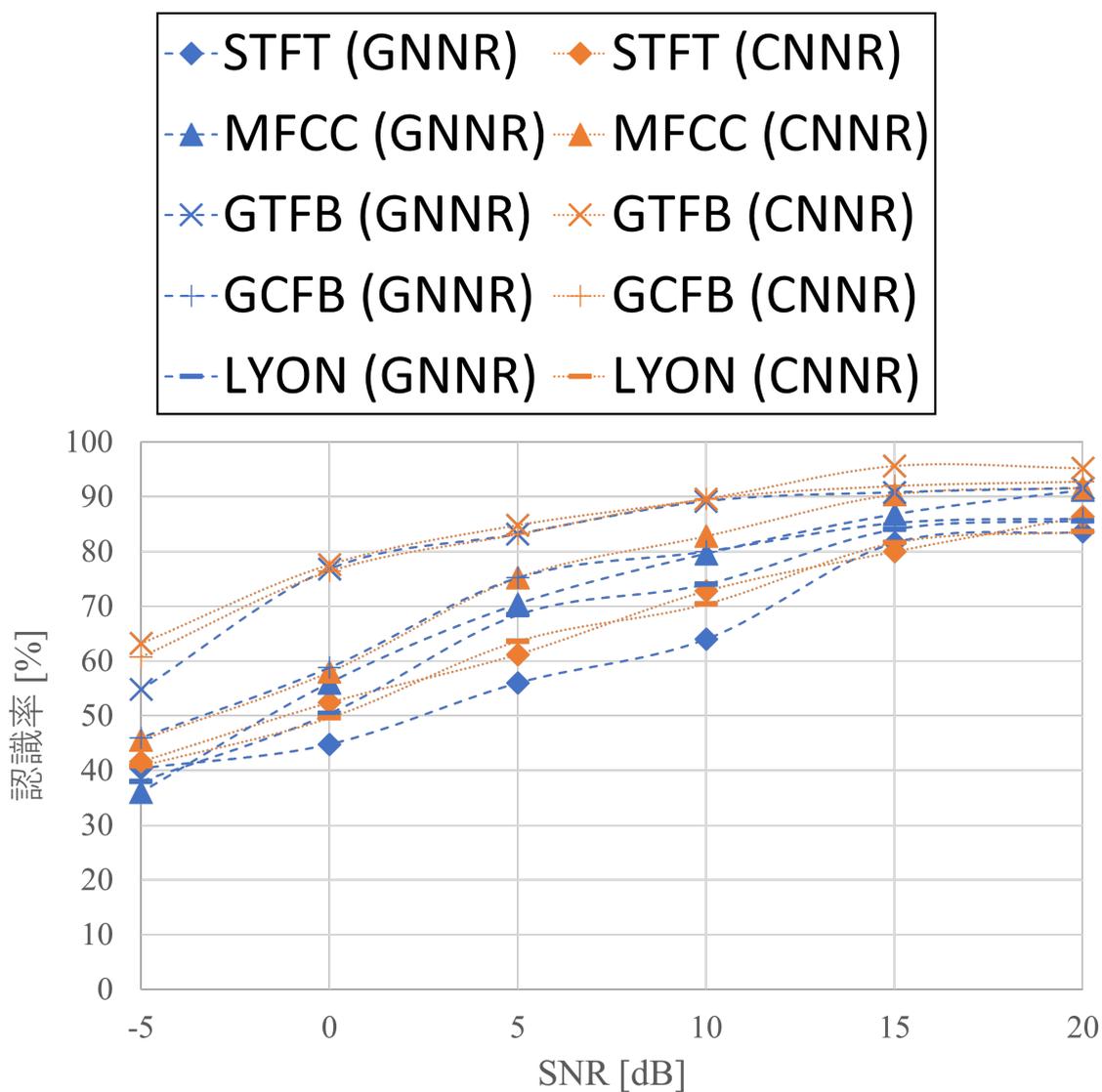


図 5.7: 音声認識システムの前処理 STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON と認識部分 GNNR および CNNR との組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率. \diamond , \triangle , \times , $+$ および $-$ は, それぞれ, STFT, MFCC, GTFB, GCFB および LYON を前処理として用いた場合を示す. ブルーの破線とオレンジの点線は, それぞれ, GNNR と CNNR を示す.

図5.7において、◇, △, ×, +および-は、それぞれ、STFT, MFCC, GTFB, GCFBおよびLYONを前処理として用いた場合を示す。また、図5.3と同様に、ブルーの破線とオレンジの点線は、それぞれ、GNNRとCNNRを示す。この結果より、GTFBまたはGCFBとCNNRを組み合わせたとき、雑音に対して高い認識率を示すことが確認できる。

しかし、CNNRが常にGNNRよりも雑音に対して高い認識性能を示すことは確認できなかった。これらの結果より、雑音に対する認識性能には前処理と認識エンジンが独立に影響しあうのではなく、それらの組み合わせが重要であることが示唆される。

そこで、図5.8に示す前処理と認識エンジンとの組み合わせを全てについて認識性能を確認することにより、最良の雑音耐性を持つ音声認識システムを構築できる前処理と認識エンジンの組み合わせについて検討する。図5.8の組み合わせに対する雑音下音声認識性能を図5.9に示す。図5.3と図5.9の結果を総合すると、GCFBとLSTMを組み合わせたときと、a-CRTLとCNNRを組み合わせた時はおおよそ同じ認識性能を示すことがわかる。しかし、LSTMはハードウェアコストが高く、エッジAIシステムへ応用には向かないと考えられる。すなわち、a-CRTLとCNNRを組み合わせた音声認識システムは、リアルタイム・常時学習を小型・低消費電力で行う必要があるエッジAIハードウェアによる雑音下音声認識ハードウェアに対して有効であると結論付けできる。

そこで、次章では、a-CRTLとCNNRのハードウェア実装について検討する。

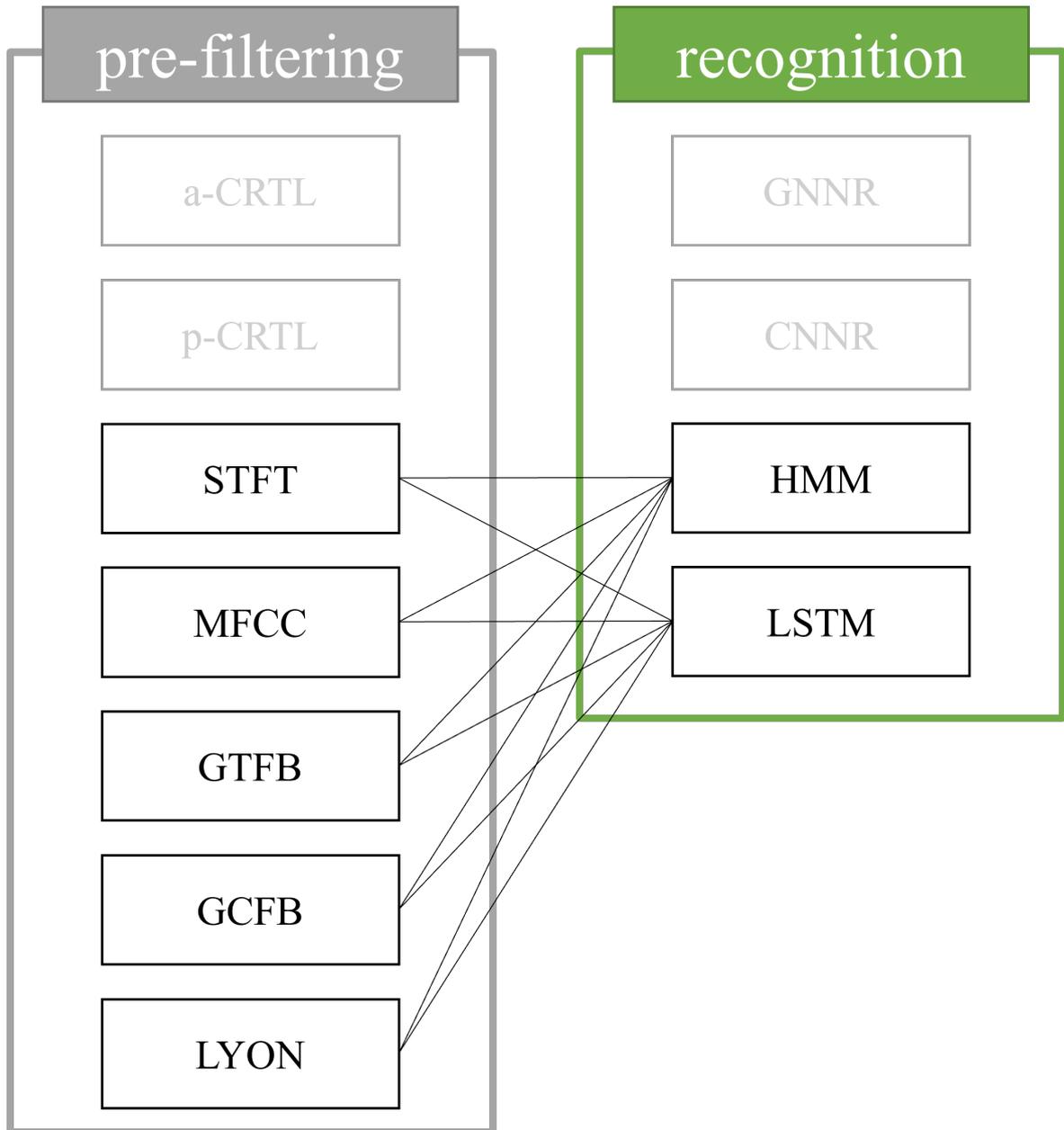


図 5.8: 音声認識システムの前処理と認識部分との組み合わせ.

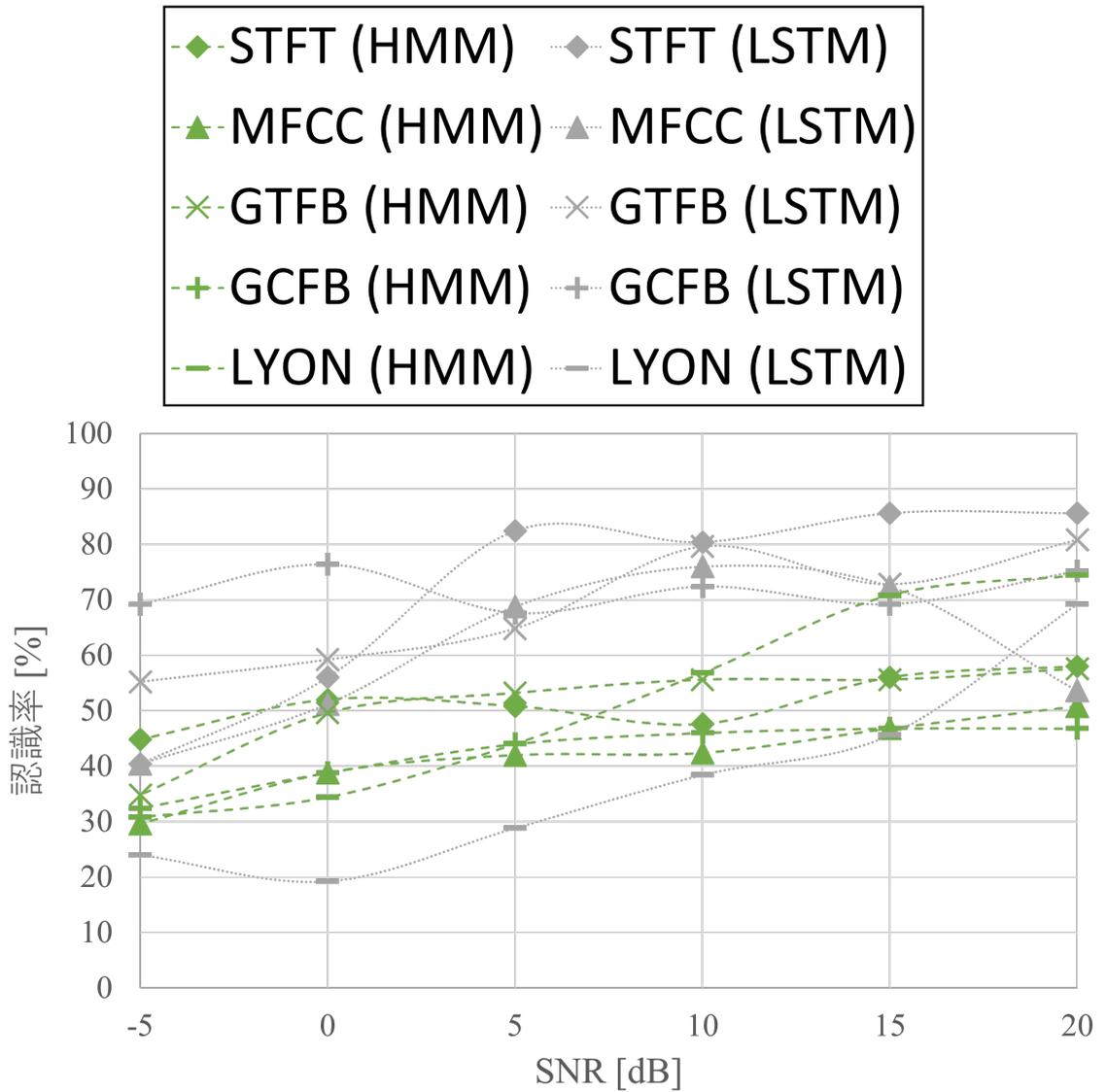


図 5.9: 図 5.8 に示す前処理と認識エンジンの組み合わせにおける SNR の変化に対する認識率.

第6章 ハードウェア実装

本章では第5章で提案した雑音下音声認識システムをエッジ AI ハードウェアとして実装することを目的とし、その構成要素である能動モデルと CNNR のハードウェア化について検討する。なお、パラメータの設定や変更の容易性を考慮し、能動モデルはデジタルフィルタ回路として実装する。

一方、パラメータの変動に対しての許容性が大きい CNNR については、小型化・低消費電力化を勘案して、アナログ集積回路による実装を検討する。

6.1 蝸牛無反射伝送線路モデルのデジタルフィルタ実装

能動モデルのデジタル回路によるハードウェア実装を検討する。そのため、まず、受動モデルのデジタルフィルタとしての実装を行う。受動モデルのデジタルフィルタによる構成を図 6.1 に提案する。図に示すように、図 2.8 中の直列インピーダンス $Z'_s(n, \omega)$ の伝達関数 $H_s[n, s]$ と並列インピーダンス $Z'_p(n, \omega)$ の伝達関数 $H_p[n, s]$ を、それぞれ IIR フィルタによって実装し、これらを図 6.1 に示すようなカスケード接続する。

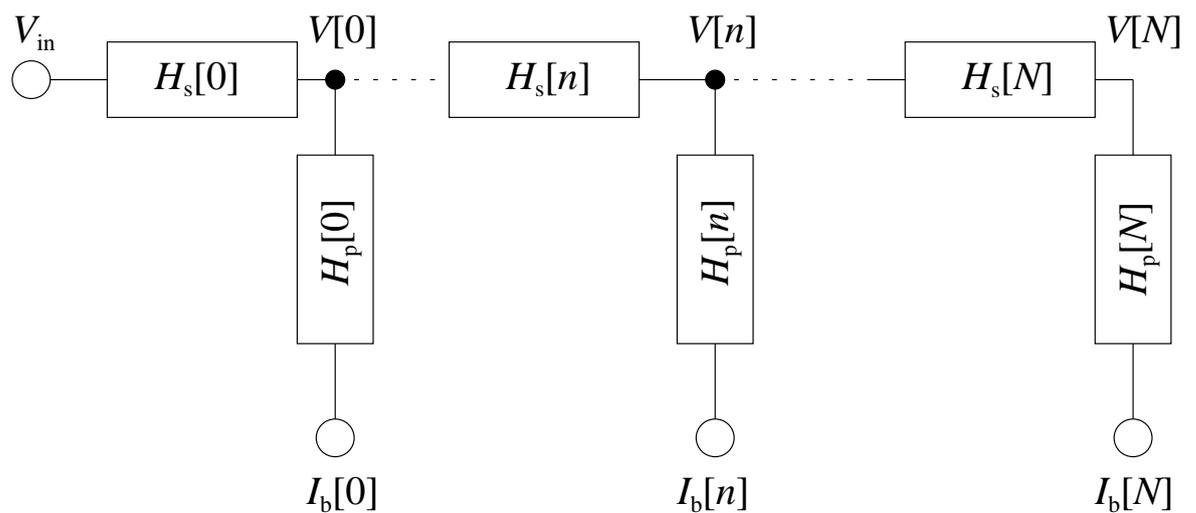


図 6.1: 受動的蝸牛無反射伝送線路モデル (受動モデル) のデジタルフィルタの構成

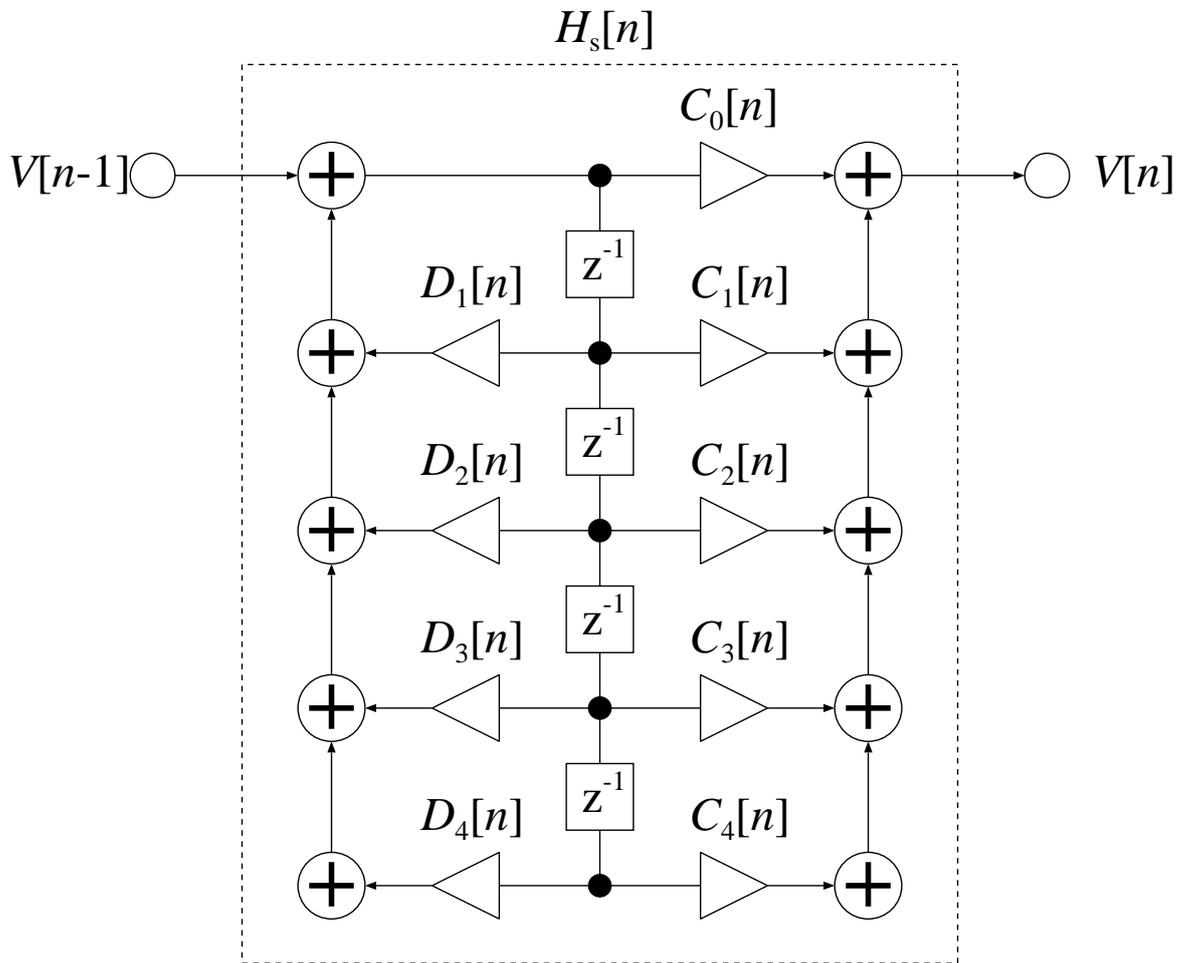


図 6.2: 直列インピーダンス $Z'_s(n, \omega)$ の伝達関数 $H_s[n, s]$ を実現する IIR フィルタの構成.

図 6.3 は, IIR フィルタにより実装された受動モデルの各チャンネル毎の入力信号に対する応答である.

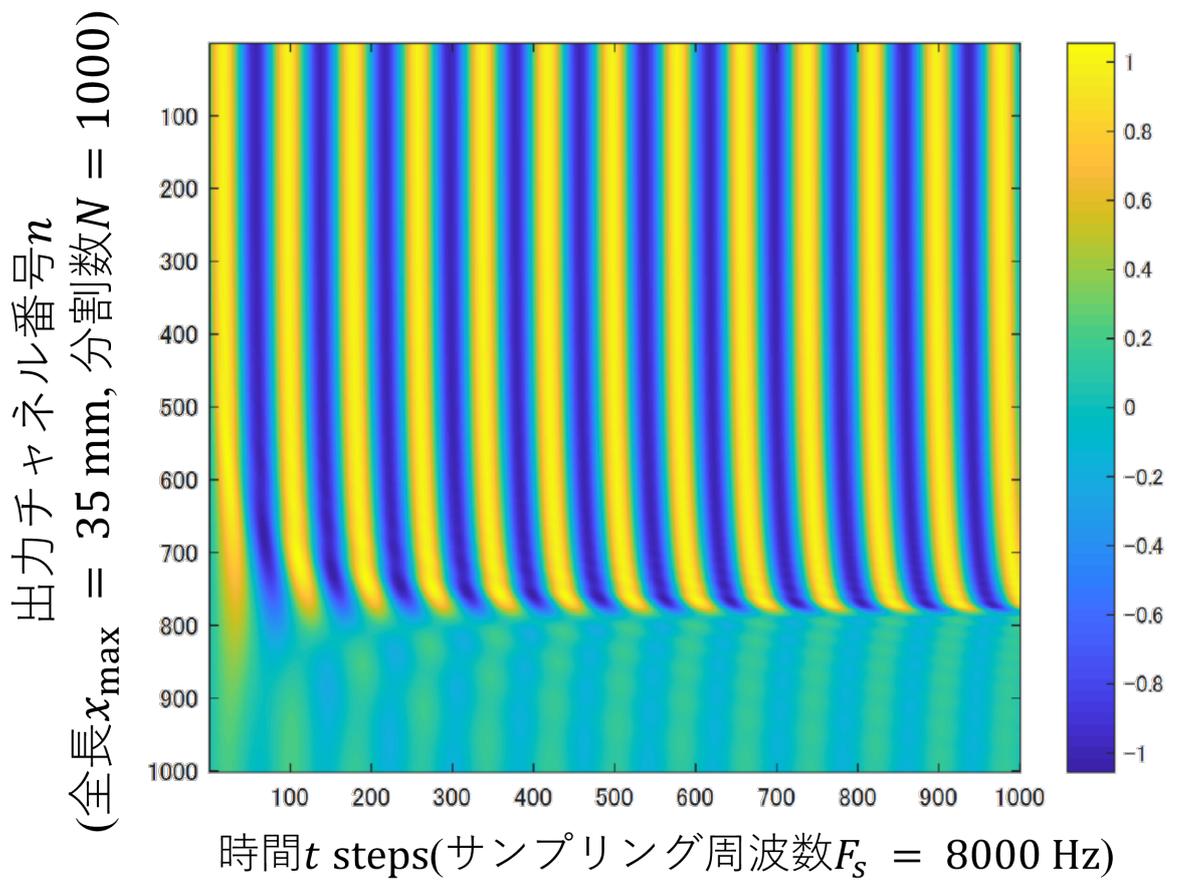


図 6.3: デジタルフィルタ内の電圧 $V[n]$ の出力結果

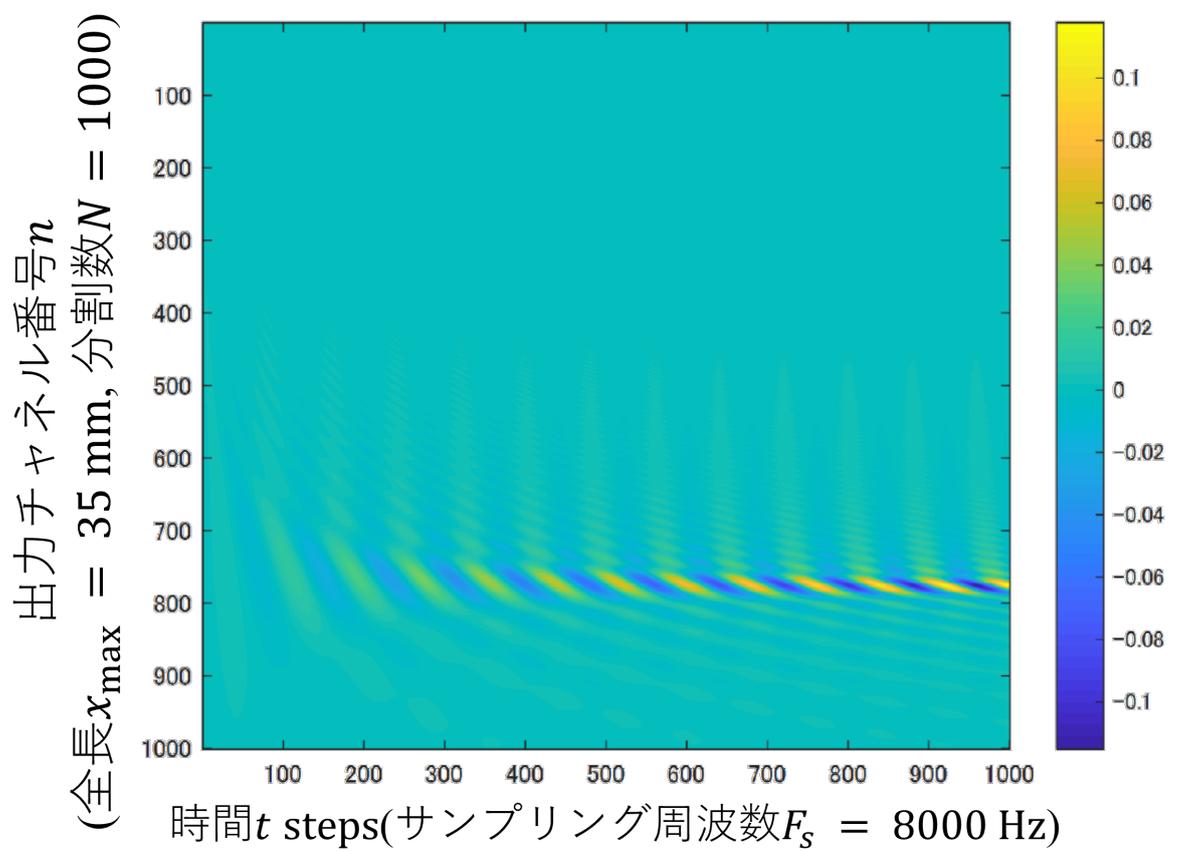


図 6.4: デジタルフィルタ内の電流 $I_b[n]$ の出力結果

6.2 CNNRのアナログ集積回路実装

エッジデバイス向けの音声認識システムの認識部分としてCNNRが最適であることを第5に示した。そこで、本節ではCNNRのアナログ集積回路実装について検討する。

CNNRを構成するカオスニューロンは、出力と内部状態に自己フィードバック結合を持つため、再帰的な回路構成により実装されることが求められる。そこで、図6.5に示すようなサイクリック型ニューロン回路によりCNNRのリザバー層内のカオスニューラルネットワークを構築する。図6.5の回路をTSMC 180 nmプロセスを用いて、アナログ集積回路化した。集積

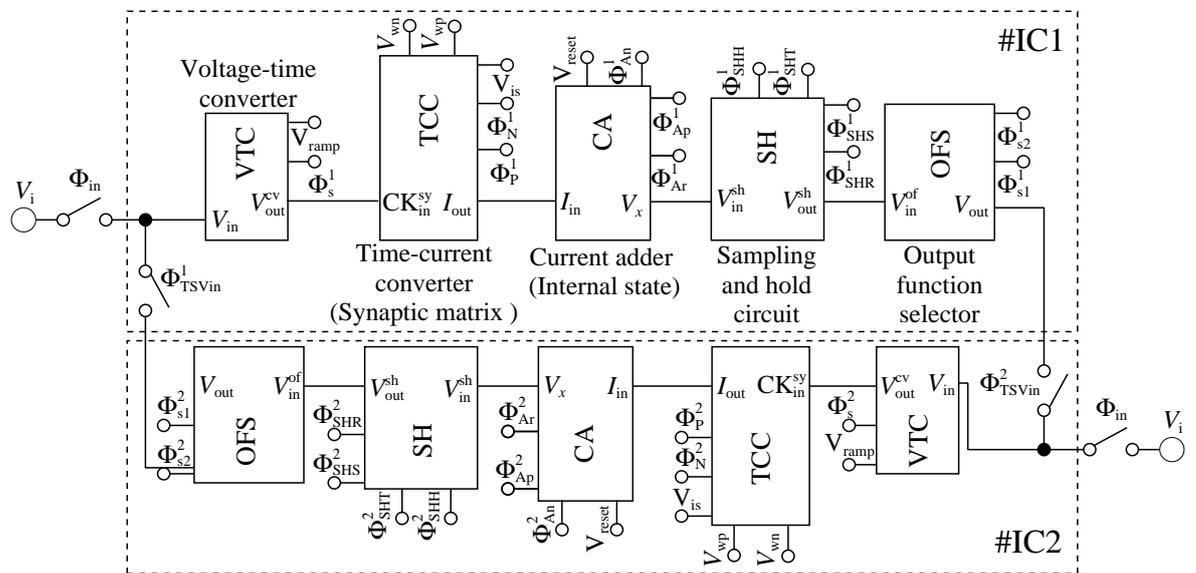


図 6.5: サイクリック型ニューロンのブロック図。

回路のチップ写真を図6.6に示す。また、図6.5に示すサイクリック型ニューロン回路をカオスニューロンとして動作させるためのクロック動作のタイミングチャートを図6.7に示す。このタイミングチャートに従った回路の動作は以下の通りである。

図6.8に、図6.5中でVTCと書かれた電圧-時間変換回路を示す。図に示すように、入力電圧 $V_{in}(\tau)$ は、クロック Φ_s がONのときにサンプルされ、参照電圧 $V_{ramp}(\tau)$ と比較される。 $V_{ramp}(\tau)$ は、図6.8に示すようにコモン電圧 V_{cm} から電源電圧 V_{DD} まで時間 τ_{ramp} で線形に増加するランプ波である。VTCの出力電圧 $V_{out}^{cv}(\tau)$ は、 $V_{ramp}(\tau) = V_{in}(\tau)$ を満たす間、電源電圧 V_{DD} を出力する。ここで、 $V_{ramp}(\tau) = V_{in}(\tau)$ となる時間の長さ $pw_{on}(\tau)$ を次式のように表す。

$$pw_{on}(\tau) = \begin{cases} \tau_{ramp} \times \left(\frac{V_{in}(\tau)}{V_{cm}} - 1 \right) & (V_{in}(\tau) > V_{cm}), \\ 0 & (V_{in}(\tau) \leq V_{cm}), \end{cases} \quad (6.1)$$

ここで、 $V_{DD} = 1.8 \text{ V}$ 、 $V_{cm} = 0.9 \text{ V}$ 、および $\tau_{ramp} = 2.4 \mu\text{sec}$ である。このように、入力電

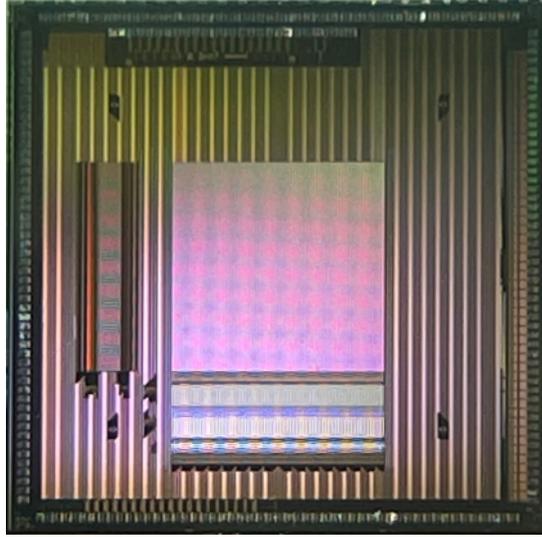


図 6.6: TSMC 180 nm プロセスを用いて製作されたサイクリック型ニューロン回路チップ.

圧 $V_{in}(\tau)$ は, VTCによりパルス幅 $pw_{on}(\tau)$ を持つ電圧波形 $V_{out}^{cv}(\tau)$ に変換される.

次に, VTCの出力電圧 $V_{out}^{cv}(\tau)$ は, 図 6.5 に示す時間-電流変換回路 (TCC) へ入力され, TCCのスイッチ電圧 CK_{in}^{sy} に印加される. TCCの回路図を図 6.9 に示す. 図に示すように VTCの出力電圧 $V_{out}^{cv}(\tau)$ が電源電圧 V_{DD} のとき, TCCの定電圧源 V_{is} から電流が流れる. これにより, この電流の値は, 等価的に入力電圧 $V_{in}(\tau)$ とシナプス重み w_{ij} との積となり, TCCの出力電流 $I_{out}(\tau)$ として出力される. シナプス重み w_{ij} の値は, 図 6.9 中に示したゲート電圧 V_{wp} または V_{wn} によって決定される. また, 定電圧源 V_{is} は, シナプス素子のドレイン電圧に接続されており, トランジスタが線形領域で駆動するように設定されている. 図 6.9 の回路で, クロック Φ_P が ON かクロック Φ_N が ON の時のシナプスの出力電流 $I_{out}^P(\tau)$ または $I_{out}^N(\tau)$ は次式で与えられる.

$$I_{out}^P(\tau) = K \left\{ (V_{wp} - V_{cm} - V_{th})(V_{is} - V_{cm}) - \frac{1}{2}(V_{is} - V_{cm})^2 \right\} \quad \Phi_P : \text{ON}, \Phi_N : \text{OFF}, \quad (6.2)$$

$$I_{out}^N(\tau) = K \left\{ (V_{wn} - V_{cm} - V_{th})(V_{is} - V_{cm}) - \frac{1}{2}(V_{is} - V_{cm})^2 \right\} \quad \Phi_P : \text{OFF}, \Phi_N : \text{ON}, \quad (6.3)$$

ここで, K と V_{th} は, それぞれ, シナプス素子のトランジスタのゲインパラメータと閾値電圧である.

図 6.5 に示すように, TCCの出力電流 $I_{out}(\tau)$ は図 6.10 に示す電流加算器 (CA) へ入力される. 図 6.10 の回路の入力電流 $I_{in}(\tau) = I_{out}(\tau)$ であり, コンデンサ $3C$ へ流れる. クロック Φ_{Ap} が ON のとき, コンデンサには正の電荷として充電されるため正の加算となる. 一方, クロック Φ_{An} が ON のとき, 負の加算となる. 例えば, 図 6.7 において時刻 $\tau = \tau_w^{24}$ のとき, ク

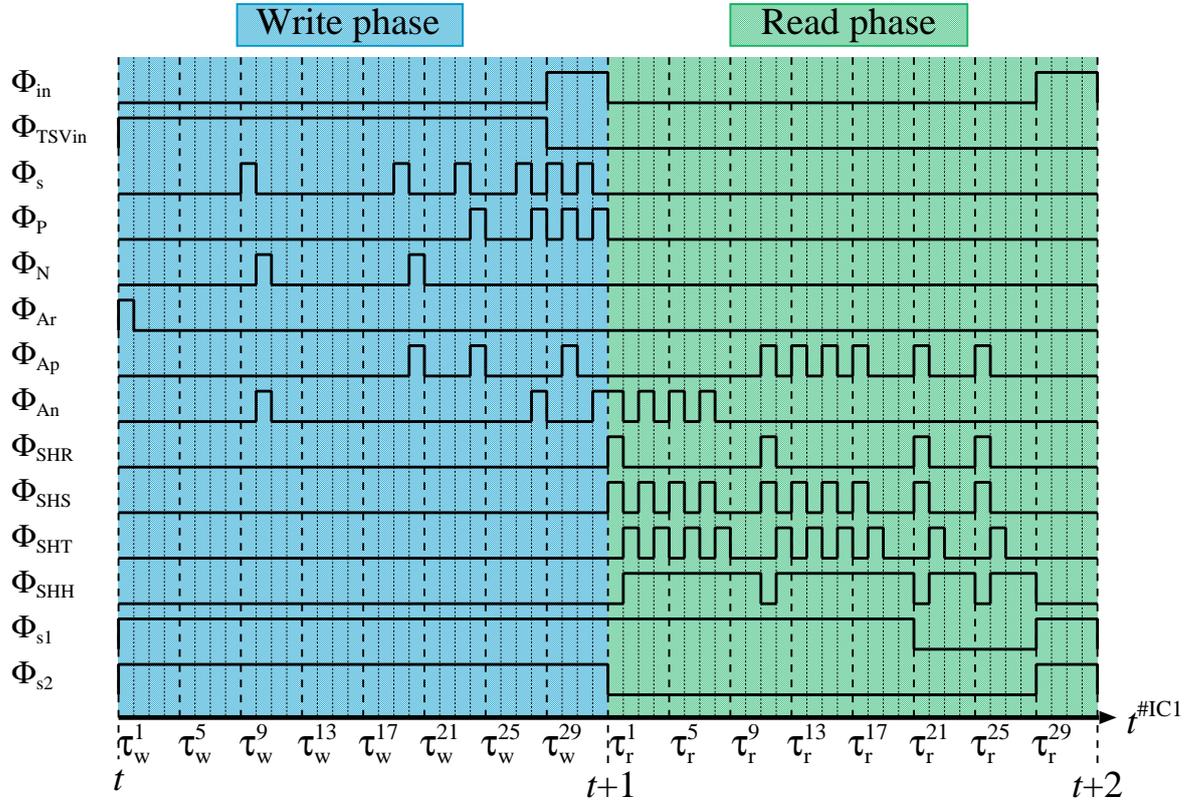


図 6.7: サイクリック型ニューロンの制御クロックのタイミングチャート.

ロック Φ_{Ap} が ON で TCC の出力電流 $I_{out}^P(\tau)$ が加算されるため、興奮性のシナプスによる電流が正の加算としてコンデンサへ電荷が充電される. 一方、時刻 $\tau = \tau_w^{28}$ のとき、クロック Φ_{An} が ON で TCC の出力電流 $I_{out}^N(\tau)$ が加算されるため、抑制性のシナプスによる電流が負の加算としてコンデンサへ電荷が充電される. 結果として、時刻 $\tau = \tau_w^{32}$ のとき、CA の出力電圧 $V_x(\tau)$ は

$$\begin{aligned}
 V_x(\tau_w^{32}) &= \frac{1}{3C}(Q_y + Q_x + Q_\theta) \\
 Q_y &= -I_{out}^N(\tau_w^{10})pw_{on}(\tau_w^{10}) + I_{out}^N(\tau_w^{20})pw_{on}(\tau_w^{20}) \\
 Q_x &= I_{out}^P(\tau_w^{24})pw_{on}(\tau_w^{24}) - I_{out}^P(\tau_w^{28})pw_{on}(\tau_w^{28}) \\
 Q_\theta &= I_{out}^P(\tau_w^{30})pw_{on}(\tau_w^{30}) - I_{out}^P(\tau_w^{32})pw_{on}(\tau_w^{32})
 \end{aligned} \tag{6.4}$$

となる. ここで、電圧 $V_x(\tau_w^{32})$ は、式 (5.4) のニューロンの内部状態 $x_i(t+1)$ 実装している. すなわち、電圧 $Q_x/3C$, $Q_y/3C$ および $Q_\theta/3C$ は、それぞれ、式 (5.4) における $kx_i(t)$, $-\alpha y_i(t)$ および θ_i に対応する.

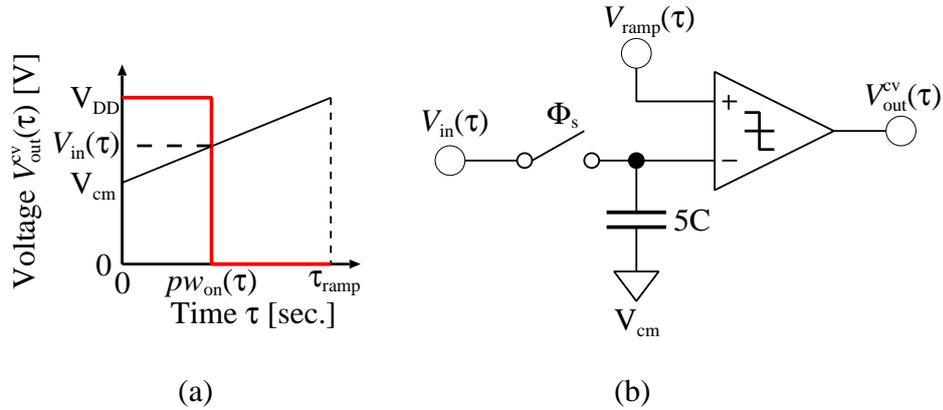


図 6.8: 電圧-時間変換器 (VTC). (a) $V_{ramp}(\tau)$ の波形と VTC の出力パルス幅. $V_{in}(\tau)$ と等しくなるまで, V_{DD} を出力. (b) コンパレータにより実装された VTC.

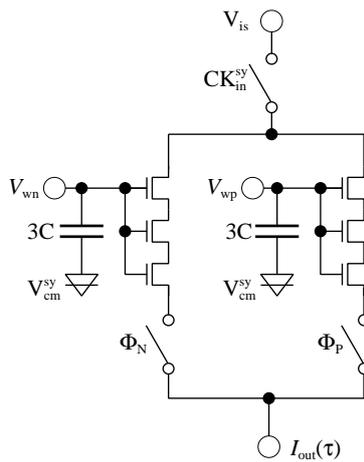


図 6.9: 時間-電流変換器 (TCC).

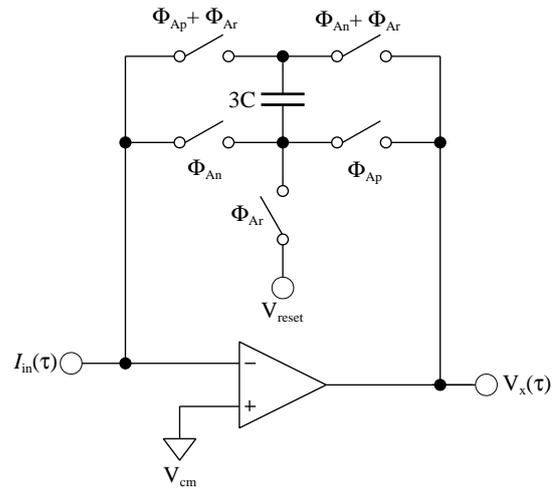


図 6.10: 電流加算器 (CA).

式 (6.1) から (6.4) より, 式 (5.4) 中の不応性のパラメータ k および α は

$$k = s \cdot \frac{K \cdot \tau_{ramp}}{3C \cdot V_{cm}} \left\{ (V_{wp} - V_{th} - V_{cm})(V_{is} - V_{cm}) - \frac{1}{2}(V_{is} - V_{cm})^2 \right\}, \quad (6.5)$$

$$\alpha = s \cdot \frac{K \cdot \tau_{ramp}}{3C \cdot V_{cm}} \left\{ (V_{wn} - V_{th} - V_{cm})(V_{is} - V_{cm}) - \frac{1}{2}(V_{is} - V_{cm})^2 \right\}, \quad (6.6)$$

で与えられる. ここで, s はスケーリングパラメータである. 式 (6.4) から (6.6) より, 提案した 3D サイクリック型ニューロン回路は, 式 (5.4) で表すカオスニューロンのモデルを再現していることがわかる.

次に, 実験について述べる. 図 6.11 に示す測定基板を作成した. この基板を用いて測定した各回路要素の測定結果と HSPICE によるシミュレーションとの比較を図 6.13 から図 6.16 に示す. 図 6.13 から図 6.16 の結果より, 実装された集積回路は, HSPICE のシミュレーション結

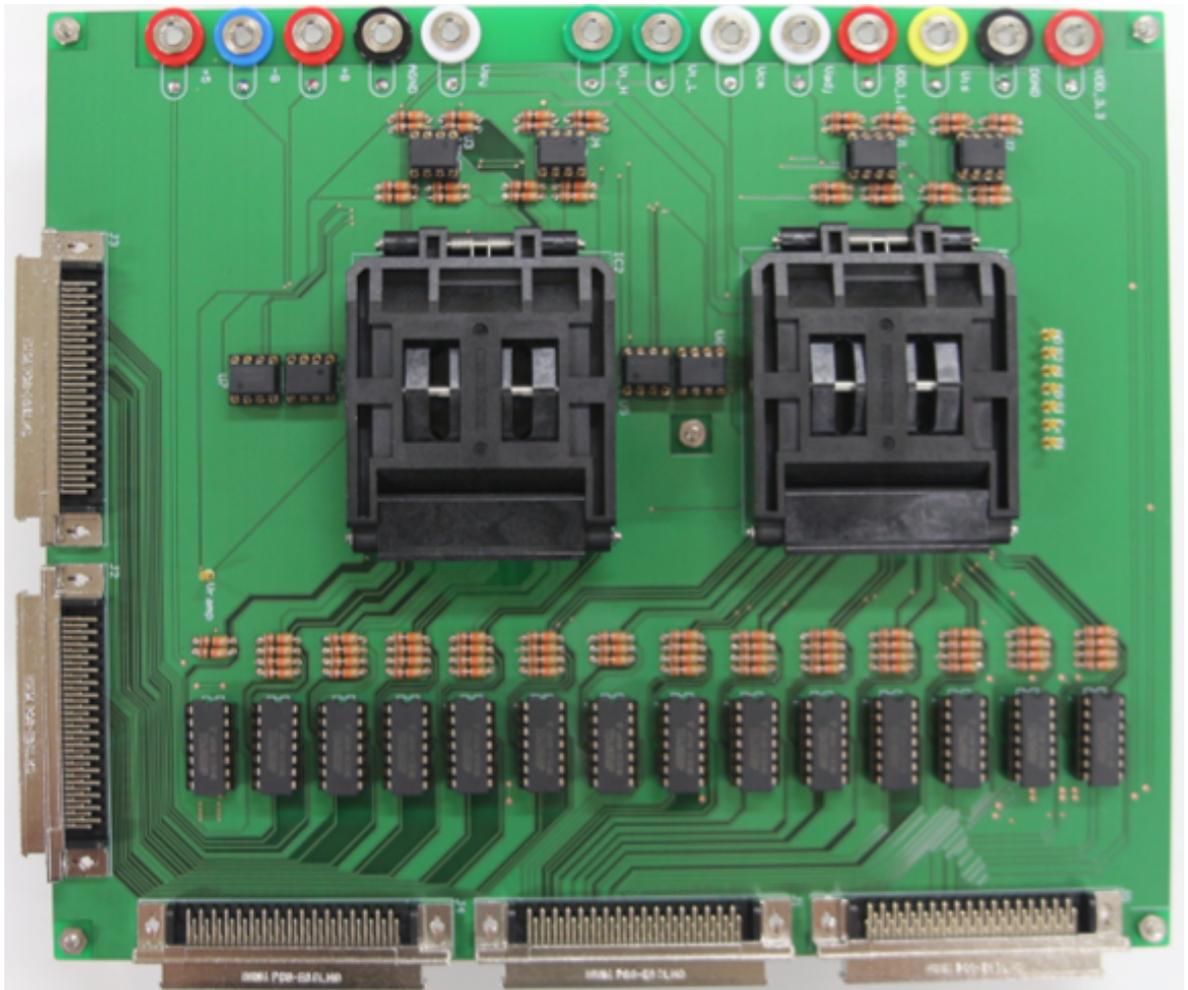


図 6.11: POC チップの測定評価基板.

果とおおよそ合っていることが確認できる。この測定結果を用いて回路エミュレータを作成し、図 6.5 のサイクリック型ニューロン回路がカオスニューロン回路として動作するかを確認する。図 6.17 に外部バイアスに対する内部状態の分岐図を、図 6.18 に外部バイアスが 0.8 V の時の内部状態の分岐図をそれぞれに示す。これらの結果より、POC チップにより構成するサイクリック型カオスニューロン回路が正常に動作することが確認できた。

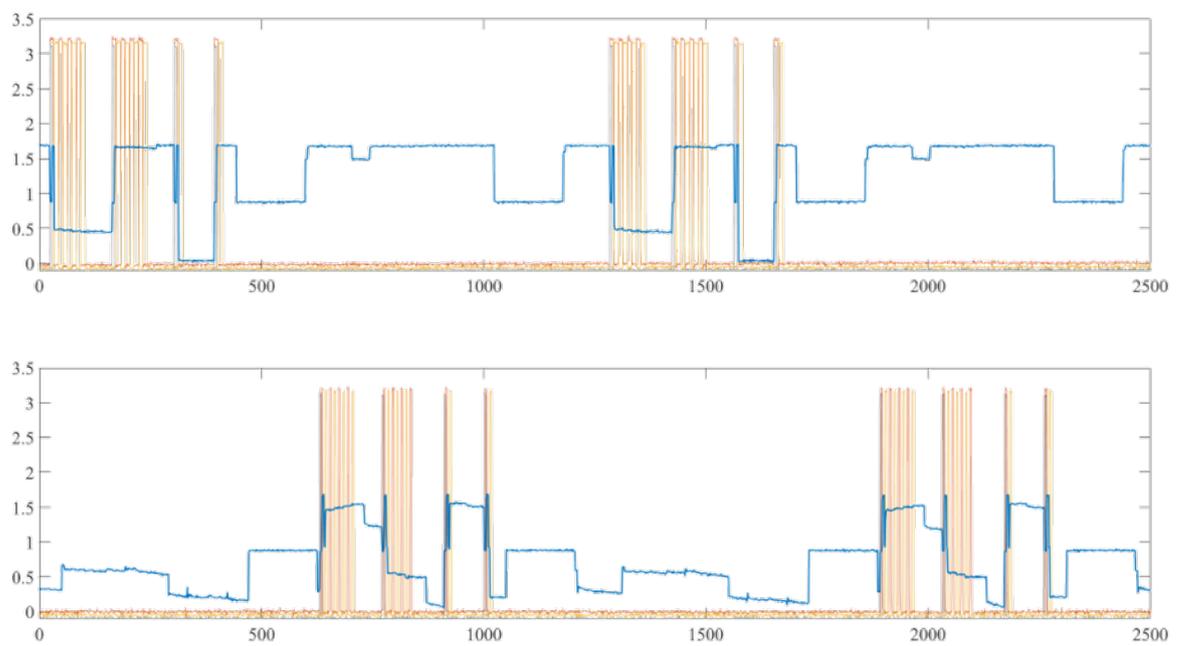


図 6.12: サイクリック型ニューロン回路のサイクリック動作の結果.

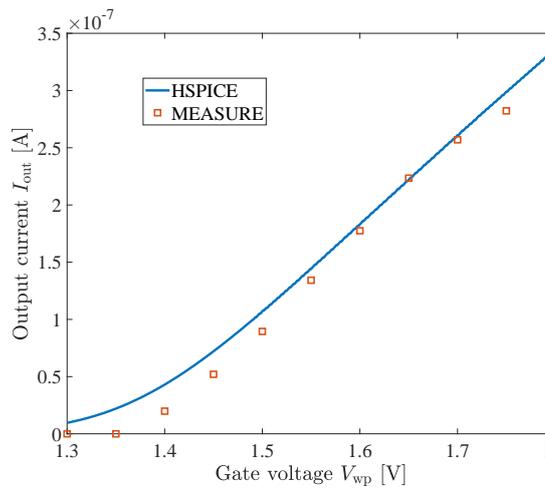


図 6.13: TCC の特性

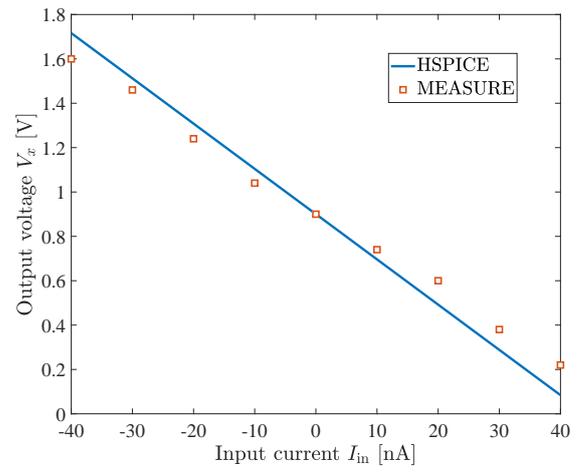


図 6.14: CA の特性

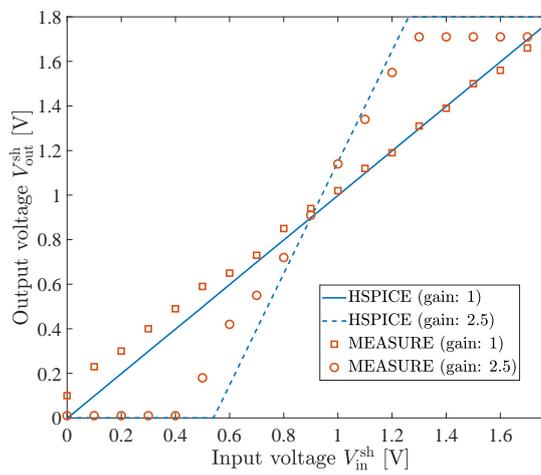


図 6.15: SH の特性

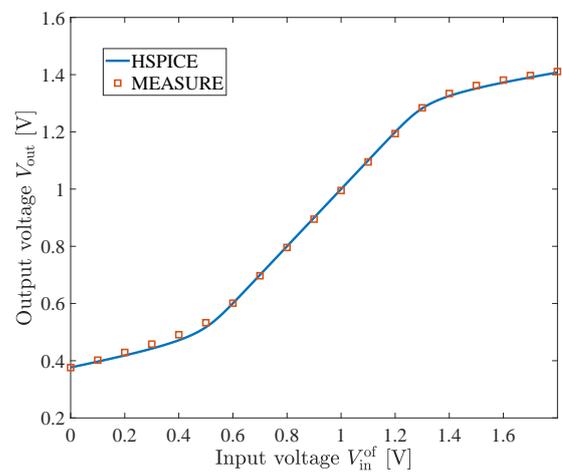


図 6.16: OFS の特性

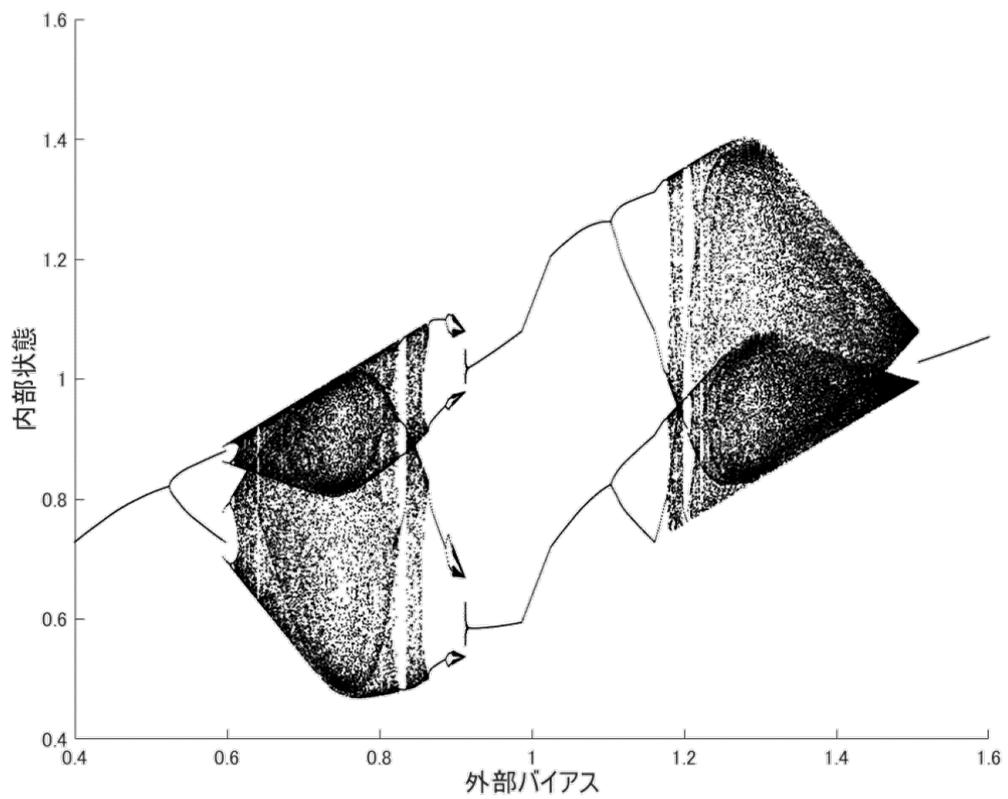


図 6.17: 測定結果をもとに作成したエミュレータによるカオスニューロン回路の内部状態の外部バイアスに対する分岐図特性.

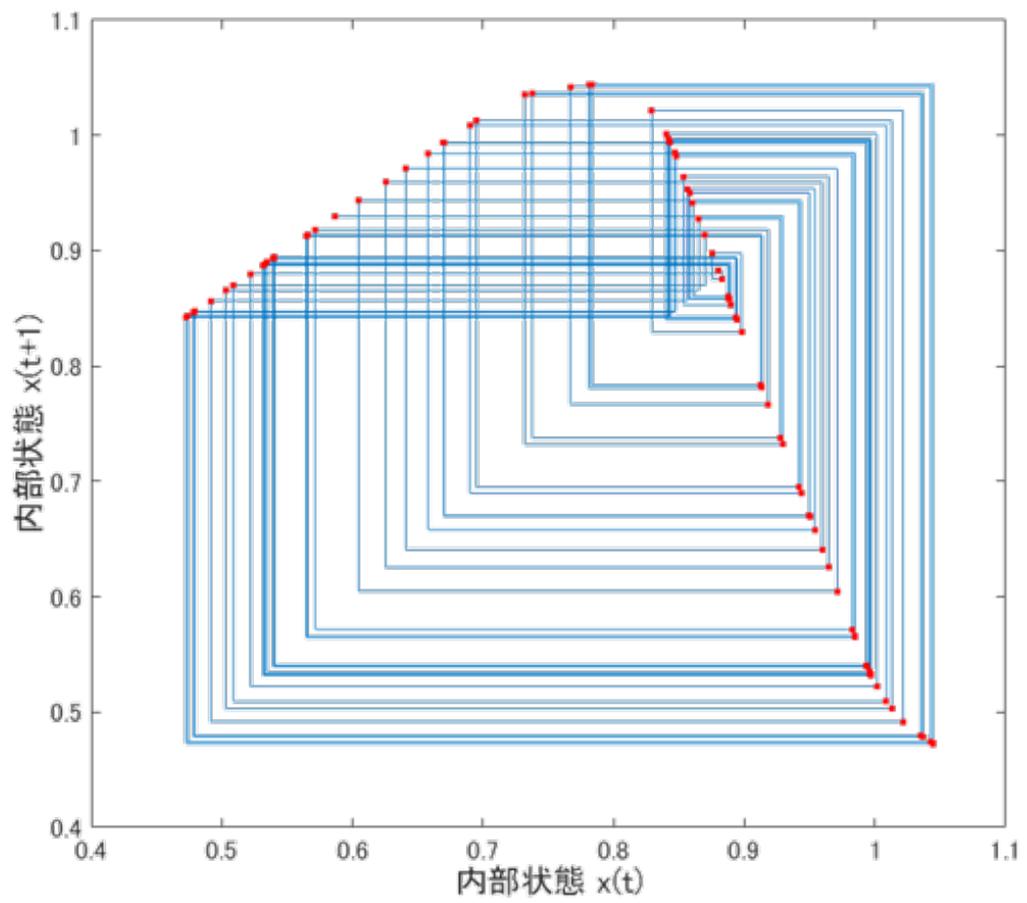


図 6.18: 図 6.17 における外部バイアスが 0.8 V のときの内部状態のリターンマップ.

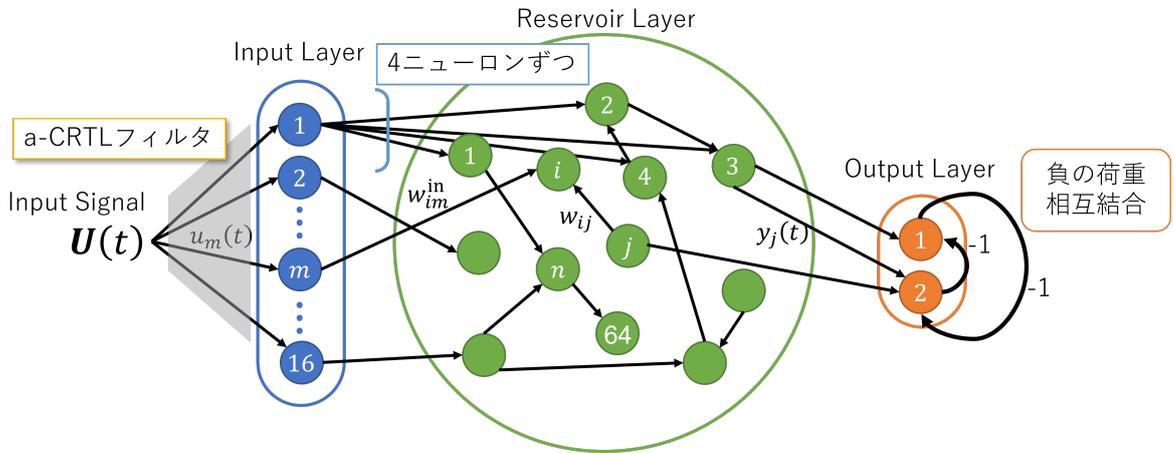


図 6.19: a-CRTL と CNNR で構築された音声認識システム。

6.3 雑音下音声認識システムの構築

第 6.1 節で実装した受動モデルのデジタルフィルタ回路と第 6.2 節で提案したカオスニューラルネットワーク回路を用いたりザバーネットワーク集積回路を用いて、エッジデバイス向け雑音下音声認識システムを構築し、実環境下での音声認識実験を行うことを検討する。そのためには、カオスニューラルネットワークリザバー回路におけるリザバー層内の結合重みを適切に設定する必要がある。そこで、本節では、前節で作成した回路エミュレータを用いて、簡単な音声認識タスクを行い、リザバー層内の内部重みを決定する。

音声認識タスクでは、TI46 データセットから”0”と”1”の2つの音声を学習させる。この時利用した CNNR の構成を図 6.19 に示す。また、ネットワークパラメータを表に示す。この CNNR において、リザバー層内の結合重みを変化させて応答を確認する。”0”と”1”を、それぞれ、25 回ずつの学習した後に、”0”あるいは”1”を入力した時の応答を図 6.20 および図 6.21 に示す。この例では、CNNR 回路は良好な応答を示すことがわかる。この時得られたリザバー層内の重み結合を表に示す。

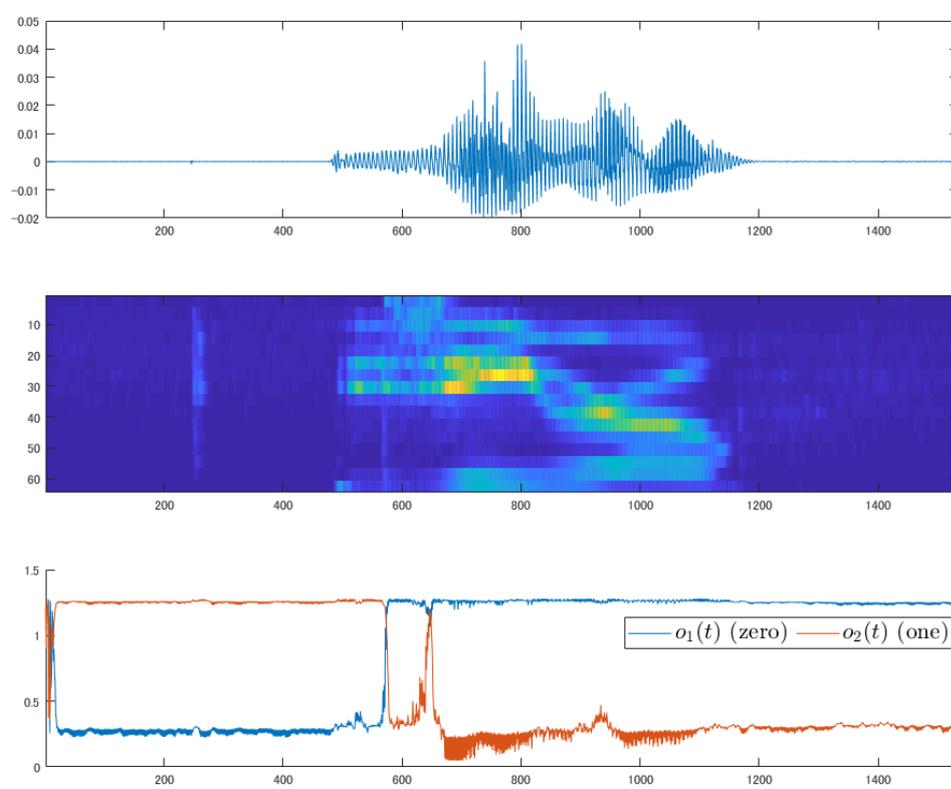


図 6.20: エミュレータを用いた音声認識タスクにおける zero の認識結果.

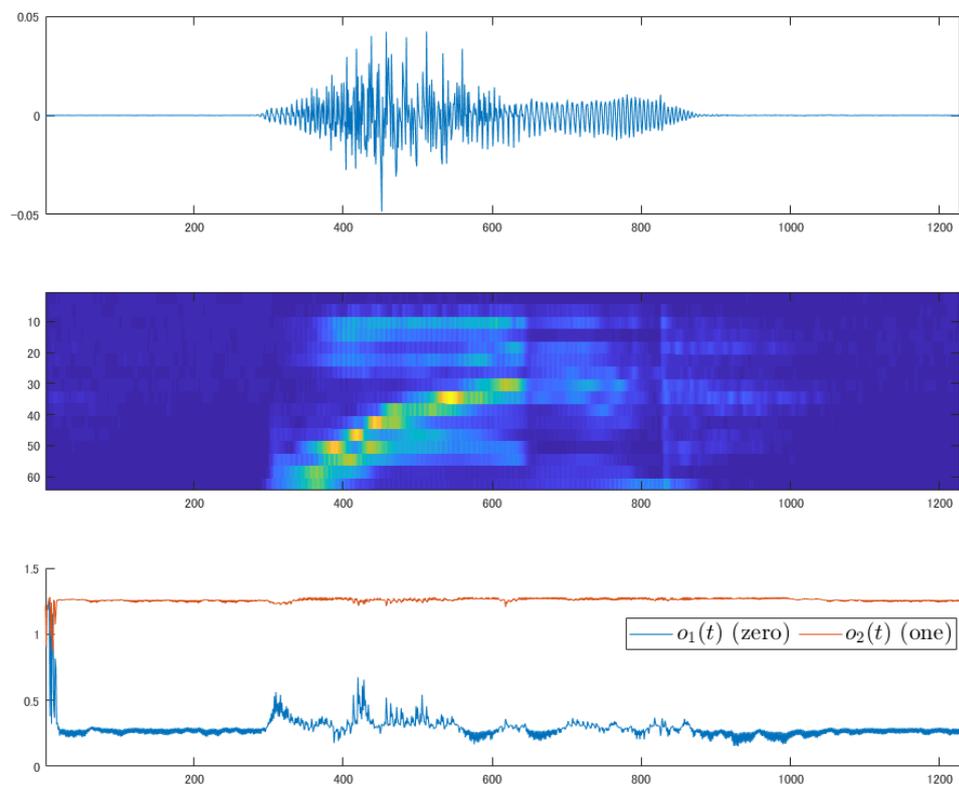


図 6.21: エミュレータを用いた音声認識タスクにおける one の認識結果.

現状では、上記に述べた事前事件に留まっているが、今後、より大きなリザーバーを用いて実験を行い、リザーバー層内の結合重みを決定する設計指針を導出する次第である。

第7章 結論

本論文では、蝸牛無反射伝送線路モデルの定量的な設計手法を提案し、これを用いることにより能動モデルの優れた特性を明らかにした。さらに、能動モデルをカオスニューラルネットワークリザバー (CNNR) を用いた雑音下音声認識システムへと応用した。加えて、能動モデルと CNNR のハードウェア化手法を提案した。

第2章においては、本論文の基礎となる蝸牛無反射伝送線路モデル (受動モデルおよび能動モデル) について述べた。

第3章においては、受動モデルにおけるパラメータ値の決定手法として、定性的手法と定量的手法について検討した。提案したパラメータ値の定性的な決定手法を用いることにより、距離 x における先鋭度 $Q_{10}(x)$ 、中心周波数 $\omega_c(x)$ および共振周波数時の位相 $p_c(x)$ に対しては、パラメータ値を順次調整することにより、それらの目標値にかなり近づけることができた。しかし、最大利得 $g_{\max}(x)$ をこれらと独立に設計することはできなかった。そこで、重み付き多重最適化手法を導入した設計方法を提案した。これにより、全ての特徴量を定量的に目標値へ近づけることができることを、シミュレーションより確認した。次に、香田らによって提案された $Q_{10}(x)$ をより回路実装に適した先鋭度 $Q'_{10}(x)$ として定義し直した。これを提案した定量的設計手法に応用することにより、生理または心理物理実験結果を良く再現する能動モデルの設計を可能とした。

第4章においては、能動モデルのフィルタとしての性能を評価するために、時間とともに周波数が増えるチャープ信号を入力として用いて、時間・周波数分解性能を評価した。この際、短時間フーリエ変換 (STFT)、メル周波数ケプストラム係数 (MFCC)、ガンマトーンフィルタバンク (GTFB)、ガンマチャープフィルタバンク (GCFB)、および Lyon フィルタ (LYON) と比較した。その結果、能動モデルが優れた時間・周波数分解能を持つことを示した。さらに、白色性ガウス雑音を含む信号を入力に重畳した際の雑音耐性についても評価を行った。その結果、能動モデルのみが雑音に埋もれた信号を検出可能であることを明らかにした。第3章で述べたように、多重最適化問題解法を導入した受動モデルの定量的な設計手法を能動モデルの設計へと拡張した結果、世界で初めて能動モデルが高い雑音耐性を示すことを明らかに出来た。この結果より、能動モデルは、高雑音下における音声認識システムの前処理として有望であることが示唆された。

第5章では、第4章で明らかにした、能動モデルの高い時空間分解能と優れた耐雑音特性を工学的に応用した例として、雑音下音声認識システムについて検討した。その際、エッジ AI システムへの実装を勘案し、認識エンジンとしてニューラルネットワークリザバーを用いた。ニューラルネットワークリザバーとして、通常用いられるニューラルネットワークリザバー (GNNR) とカオスの挙動も導入可能なカオスニューラルネットワークリザバー (CNNR) の2種類について検討した。その結果、CNNR が良好な雑音下の認識特性を示すことを明らかにした。次に、能動モデルを前処理として用いる音声認識エンジンとして、隠れマルコフモデル (HMM)、長・短期記憶モデル (LSTM)、および GNNR を適用した場合について、それらの雑音下認識性能を、能動モデルと CNNR を組み合わせた場合と比較した。その結果、HMM と LSTM においては能動モデルの有効性が確認されなかった。さらに、第4章で比較に用いた他のフィルタを CNNR と組み合わせ、それぞれの認識性能を能動モデルを用いた場合と比較した。その結果、能動モデル、GTFB および GCFB が高い雑音下認識性能を示すことが明らかになった。ただし、GNNR も良好な特性を示すことがわかった。最後に、全ての前処理フィルタと全ての認識エンジンの組み合わせについて雑音下音声認識性能を比較した。その結果、全ての組み合わせの内、能動モデルと CNNR の組み合わせと、GCFB と LSTM の組み合わせが高い性能を示した。しかし、小型・低消費電力で常時学習可能な CNNR を能動モデルと組み合わせた方が、DNN よりエッジ AI ハードウェア実装に適していると考えられる。

第6章においては、第5章で雑音下音声認識エッジハードウェアシステムとして最適な組み合わせであることを明らかにした能動モデルと CNNR を、ハードウェアとして実装するための検討を行った。能動モデルについては、パラメータ変更の容易性を重視して、デジタルフィルタとして実装する手法を提案した。現状では、能動特性の回路化までには至っていないが、基本となる受動モデルのデジタルフィルタ化には成功した。一方、CNNR については、回路パラメータの変動に対する高い許容性や、小型化・低消費電力化を考慮して、アナログ集積回路として実装した。この際、小型化・低消費電力化が望める三次元積層集積回路をターゲットとした。基本回路の特性を測定・評価するための TEG チップと、スイッチト・キャパシタ回路によるサイクリック状態更新方式を採用した Proof of Concept (POC) チップを TSMC 180nm プロセスにより製作し、実験により提案回路の特性を確認した。さらに、測定データを埋め込んだ回路エミュレータを作成した。このエミュレータを用いて、簡単な音声認識テストを行い、提案回路が音声認識システムへ応用可能であることを示した。なお、現在は、デジタル能動モデル回路とアナログ CNNR 回路を接続することにより、全体の音声認識ハードウェアシステムを構築しているところである。

以上のように、本論文では能動的蝸牛無反射伝送線路モデルの定量的設計手法を確立し、これを CNNR と組み合わせることにより、エッジ AI 向けの雑音下音声認識システムへと応用した。

今後は、雑音下音声認識ハードウェアシステム全体を実装し、実環境下における有効性や、ハードウェアとしての性能評価を行う予定である。

参考文献

- [1] A. Muchnik, “WHO: 1 in 4 people projected to have hearing problems by 2050,” World Health Organization, <https://www.who.int/news/item/02-03-2021-who-1-in-4-people-projected-to-have-hearing-problems-by-2050>, (参照 2022-07-06).
- [2] 齋藤毅, “「聴覚末梢系に係る最近の研究事例」にあたって,” 日本音響学会誌, vol. 73, no. 10, p. 638, 2017.
- [3] K. D. Wise, P. T. Bhatti, J. Wang, and C. R. Friedrich, “High-density cochlear implants with position sensing and control,” *Hearing Research*, vol. 242, no. 1-2, pp. 22–30, 2008.
- [4] E. Fragniere, “A 100-channel analog CMOS auditory filter bank for speech recognition,” *ISSCC. 2005 IEEE International Digest of Technical Papers. Solid-State Circuits Conference, 2005.*, pp. 140–141, 589, vol. 1, 2005, doi: 10.1109/ISSCC.2005.1493908.
- [5] 鵜木祐史, “聴覚特性に基づいた音響情報ハイディング技術,” 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ *Fundamentals Review*, vol. 13, no. 4, pp. 284–293, 2019.
- [6] D. F. Albuquerque, J. M. N. Vieira, N. B. Carvalho and J. R. Pereira, “Analog Filter Bank for Cochlear Radio,” *2010 IEEE International Microwave Workshop Series on RF Front-ends for Software Defined and Cognitive Radio Solutions (IMWS)*, pp. 1-4, 2010. DOI: 10.1109/IMWS.2010.5441014.
- [7] 大野克郎, 香田徹, “基底膜の変位に関する分布定数回路モデル,” 電子通信学会論文誌, vol. 57-D, no. 8, pp. 463–470, 1974.
- [8] G. V. Békésy, “*Experiments in Hearing*,” McGraw-Hill Book Co., New York, 1960.
- [9] 香田徹, “蝸牛の分布定数回路モデルと能動性の導入,” 日本音響学会誌, vol. 41, no. 8, pp. 519–526, 1985.
- [10] T. Kohda, T. Une, and K. Aihara, “An active, reflectionless transmission-line model of the cochlea: Revisited,” in *AIP Conf. Proc.*, vol. 1403, no. 1, pp. 578–583, 2011; DOI:10.1063/1.3658152

- [11] 大塚翔, “聴覚末梢の個人差,” 日本音響学会誌, vol. 73, no. 10, pp. 645–649, 2017.
- [12] 木谷俊介, “聴覚末梢系の能動性,” 日本音響学会誌, vol. 73, no. 10, pp. 650–655, 2017.
- [13] 吉田康太, 藤野毅, “エッジ AI デバイスのハードウェアセキュリティ,” 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review, vol. 15, no. 2, pp. 88–100, 2021.
- [14] H. Jaeger, “The ‘echo state’ approach to analysing and training recurrent neural networks,” Technical Report GMD, Report 148, German National research Center for Information Technology, 2001.
- [15] M. Lukoševičius and H. Jaeger, “Reservoir computing approaches to recurrent neural network training,” Computer Science Review, vol. 3, no. 3, pp. 127–149, 2009. DOI:10.1016/j.cosrev.2009.03.005.
- [16] G. Zweig, R. Lipes, and J. R. Pierce, “The cochlear compromise*,” J. Acoust. Soc. Am., vol. 59, no. 4, pp. 975–982, 1976.
- [17] M. A. Ruggero, N. C. Rich, “Application of a commercially-manufactured Doppler-shift laser velocimeter to the measurement of basilar-membrane vibration,” Hear Res., vol. 51, no. 2, pp. 215–230, 1991. DOI: 10.1016/0378-5955(91)90038-b. PMID: 1827787; PMCID: PMC3579526.
- [18] R. D. Patterson and I. Nimmo-Smith, “Off-frequency listening and auditory-filter asymmetry,” J. Acoust. Soc. Am., vol. 67, pp. 649–664, 1977.
- [19] R. D. Patterson, J. Holdsworth, I. Nimmo-Smith and P. Rice, “SVOS final report: The Auditory filterbank,” APU report, p. 2341, 1987.
- [20] T. Irino and R. D. Patterson, “A dynamic compressive gammachirp auditory filterbank,” IEEE Trans. Audio Speech and Language Process., vol. 14, no. 6, pp. 2222–2232, 2006.
- [21] R. F. Lyon, “A computational model of filtering, detection and compression in the cochlea,” in Proc. of the IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, 1982.
- [22] 村上泰樹, “聴覚の機械モデリング,” 日本音響学会誌, vol. 73, no. 10, pp. 656–661, 2017.
- [23] S. Wang, T. J. Koickal, A. Hamilton, R. Cheung, L. S. Smith, “A bio-realistic analog CMOS cochlea filter with high tunability and ultra-steep roll-off,” IEEE Trans. on Biomedical Circuit and Systems, vol. 9, no. 3, pp. 297–311, 2015.

- [24] B. C. J. Moore and A. J. Oxenham, "Psychoacoustic consequences of compression in the peripheral auditory system," *Psychological Review*, vol. 105, no. 1, pp. 108–124, 1998.
- [25] 織間健守, 堀尾喜彦, "蝸牛に基づく能動的無反射伝送線路モデルのパラメータ値の決定手法," *電子情報通信学会技術報告*, vol. 119, no. 209, NLP2019-53, pp. 93-97, 2019.
- [26] 織間健守, 堀尾喜彦, 香田徹, "蝸牛無反射伝送線路モデルのパラメータ値の一決定手法," *電子情報通信学会技術研究報告書*, vol. 115, no. 34, pp. 45–50, 2015.
- [27] 織間健守, 堀尾喜彦, 香田徹, "蝸牛無反射伝送線路モデルのパラメータ値の決定手法の改良," *第28回回路とシステムワークショップ*, pp. 323–328, 2015.
- [28] D. D. Greenwood, "A cochlear frequency-position function for several species—29 years later," *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 87, No. 6, pp. 2592–2605, 1990.
- [29] T. Orima, Y. Horio, and T. Kohda, "A parameter value optimization technique for a reflectionless transmission-line model of the cochlea," in *Proc. of 2015 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, pp. 503–506, 2015.
- [30] 香田徹, "聴覚モデル," コロナ社, 東京, 2011.
- [31] R. D. Patterson, "Auditory filter shape," *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 55, no. 4, pp. 802–809, 1974.
- [32] R. M. Arthur, R. R. Pfeiffer and N. Suga, "Properties of two-tone inhibition in primary auditory neurons," *J. Physiol.*, vol. 212, pp. 593–609, 1971.
- [33] 赤木正人, "聴覚特性を考慮した波形分析," *日本音響学会誌*, vol. 54, no 8, pp. 575–581, 1998.
- [34] M. D. Gall, J. R. Lucas, "Sex differences in auditory filters of brown-headed cowbirds (*Molothrus ater*)," *J Comp Physiol A Neuroethol Sens Neural Behav Physiol.*, vol. 196, no. 8, pp. 559-67, 2010. doi: 10.1007/s00359-010-0543-3.
- [35] 河原田弘, 亀井宏之, 中西達郎, "基底膜のデジタル回路モデル," *電子通信学会論文誌*, vol. J61-D, no. 4, pp. 237–244, 1978.
- [36] H. Sakoe, S. Chiba, "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," *IEEE Trans. on Acoustics, speech, and signal processing*, vol. ASSP-26, no. 1, pp. 43–49, 1978.

- [37] 朱治, 川村美帆, 鶴木祐史, “雑音・残響環境における雑音駆動音声の非言語情報の知覚に関する検討,” 日本音響学会誌, vol. 76, no. 6, pp. 317–326, 2020.
- [38] K. Aihara, T. Tanabe, and M. Toyoda, “Chaotic neural network,” *Phy. Lett. A*, vol. 144, no. 6–7, pp. 333–340, 1990. DOI: 10.1016/0375-9601(90)90136-C.
- [39] Y. Horio, “Chaotic neural network reservoir,” in *Proc. of IJCNN*, vol. 18, no. 4, pp. 17–22, 2019. DOI: 10.1109/IJCNN.2019.8852265.
- [40] T. Tassy and Y. Horio, “Time series prediction through chaotic neural network reservoir,” in *Proc. of IEICE general conference*, N-1-2, 2018.
- [41] M. Gales and S. Young, “The application of hidden markov models in speech recognition,” Now, 2008.
- [42] S. Young, G. Evermann, M. Gales, T. Hain, D. Kershaw, X. Liu, G. Moore, J. Odell, D. Ollason, D. Povey, V. Valtchev, and P. Woodland, “The HTK book (v3.4),” Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2006.
- [43] H. Sepp and S. Jurgen, “Long short-term memory,” *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.

付録A 伝達関数の導出

A.1 1次元流体力学的モデルの偏微分方程式の解

角周波数 ω を入力した際の距離 x における電圧 $V(x, \omega)$, 電流 $I(x, \omega)$ は, それぞれ

$$\begin{aligned}\frac{\partial V(x, \omega)}{\partial x} &= -Z_s(x, \omega)I(x, \omega) \\ \frac{\partial I(x, \omega)}{\partial x} &= -\frac{V(x, \omega)}{Z_p(x, \omega)}\end{aligned}\quad (\text{A.1})$$

となる. ここで, 特性インピーダンス Z_0 と伝搬定数 $\gamma(x, \omega)$ を用いて, 式 (A.1) を書き直すと

$$\begin{aligned}\frac{\partial V(x, \omega)}{\partial x} &= -Z_0\gamma(x, \omega)I(x, \omega) \\ \frac{\partial I(x, \omega)}{\partial x} &= -\frac{\gamma(x, \omega)}{Z_0}V(x, \omega)\end{aligned}\quad (\text{A.2})$$

さらに, 両辺を距離 x で偏微分すると

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 V(x, \omega)}{\partial x^2} &= -Z_0\frac{\partial \gamma(x, \omega)}{\partial x}I(x, \omega) - Z_0\gamma(x, \omega)\frac{\partial I(x, \omega)}{\partial x} \\ \frac{\partial^2 I(x, \omega)}{\partial x^2} &= -\frac{1}{Z_0}\frac{\partial \gamma(x, \omega)}{\partial x}V(x, \omega) - \frac{\gamma(x, \omega)}{Z_0}\frac{\partial V(x, \omega)}{\partial x}\end{aligned}\quad (\text{A.3})$$

となる. 式 (A.3) を用いて書き直すと次式になる.

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 V(x, \omega)}{\partial x^2} &= \frac{1}{\gamma(x, \omega)}\frac{\partial \gamma(x, \omega)}{\partial x}\frac{\partial V(x, \omega)}{\partial x} + \gamma^2(x, \omega)V(x, \omega) \\ \frac{\partial^2 I(x, \omega)}{\partial x^2} &= \frac{1}{\gamma(x, \omega)}\frac{\partial \gamma(x, \omega)}{\partial x}\frac{\partial I(x, \omega)}{\partial x} + \gamma^2(x, \omega)I(x, \omega)\end{aligned}\quad (\text{A.4})$$

ここで, 伝搬定数 $\gamma(x, \omega)$ の積分を $\Gamma(x, \omega)$ とおく.

$$\Gamma(x, \omega) = \int_0^x \gamma(y, \omega) dy \quad (\text{A.5})$$

ここで, $\Gamma(x, \omega)$ について置換積分を行う. 距離 x の偏微分を $\partial x = 1/\gamma(x, \omega) \cdot \partial \Gamma$ に置換し, 電圧 $V(x, \omega)$ と電流 $I(x, \omega)$ について, それぞれ, 解くと

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 V(x, \omega)}{\partial \Gamma^2} &= V(x, \omega) \\ \frac{\partial^2 I(x, \omega)}{\partial \Gamma^2} &= I(x, \omega)\end{aligned}\quad (\text{A.6})$$

となり, $V(0, \omega) = Z_0 I(0, \omega)$ とすると

$$\begin{aligned} V(x, \omega) &= V(0, \omega) \exp(-\Gamma(x, \omega)) \\ I(x, \omega) &= I(0, \omega) \exp(-\Gamma(x, \omega)) \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

となる.

A.2 伝搬定数の積分 $\Gamma(x, \omega)$ の導出

伝搬定数の積分は

$$\Gamma(x, \omega) = \int_0^x \gamma(x, \omega) dx \quad (\text{A.8})$$

と定義され, 伝搬定数 $\gamma(x, \omega)$ は

$$\gamma(x, \omega) = \sqrt{\frac{Z_s(x, \omega)}{Z_p(x, \omega)}} = \frac{Z_0}{Z_p(x, \omega)} \quad (\text{A.9})$$

となるので, 式 (A.8) は

$$\Gamma(x, \omega) = \int_0^x \frac{Z_0}{Z_p(x, \omega)} dx \quad (\text{A.10})$$

と書き直せる. ここで, 並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ は

$$Z_p(x, \omega) = j\omega L(x) + R(x) + \frac{1}{j\omega C(x)} \quad (\text{A.11})$$

である. ここで, 各素子の値は

$$R(x) = R_0 e^{-ax}, \quad L(x) = L_0 e^{ax}, \quad C(x) = C_0 e^{ax} \quad (\text{A.12})$$

となり式 (2.10), (2.10) より

$$L(x) = R_0 Q_0 \beta(x)^{-1}, \quad R(x) = R_0^2 C_0 Q_0 \beta(x), \quad C(x) = 1/R_0 \beta(x) Q_0 \quad (\text{A.13})$$

と書き直すことができる. また, 式 (A.10) は

$$\Gamma(x, \omega) = \int_0^x \frac{Z_0}{j\omega L_0 e^{ax} + R_0 e^{-ax} + 1/j\omega C_0 e^{ax}} dx \quad (\text{A.14})$$

と表せる. 式 (A.13) より

$$\Gamma(x, \omega) = \int_0^x \frac{Z_0}{j\omega R_0 Q_0 \beta(x)^{-1} + R_0^2 C_0 Q_0 \beta(x) + R_0 \beta(x) Q_0 / j\omega} dx \quad (\text{A.15})$$

ここで, 基準化角周波数 $\zeta(x)$ を

$$\zeta(x) = \omega / \beta(x) \quad (\text{A.16})$$

とおくと、式 (A.15) より

$$\begin{aligned}\Gamma(x, \omega) &= \int_0^x \frac{Z_0}{j\zeta(x)\beta(x)R_0Q_0\beta(x)^{-1} + R_0^2C_0Q_0\beta(x) + R_0\beta(x)Q_0/j\zeta(x)\beta(x)} dx \\ &= \frac{Z_0}{R_0Q_0} \int_0^x \frac{j\zeta(x)}{-\zeta(x)^2 + j\zeta(0)/Q_0 + 1} dx\end{aligned}\quad (\text{A.17})$$

となる。ここで式 (A.16) より

$$\begin{aligned}\zeta(x) &= \frac{\omega}{\beta_0} e^{ax} \\ \frac{d\zeta(x)}{dx} &= a \frac{\omega}{\beta_0} e^{ax} \implies dx = \frac{1}{a\zeta(x)} d\zeta(x)\end{aligned}\quad (\text{A.18})$$

とおくと積分範囲は となる。式 (A.12), (A.17) および (A.18) より

表 A.1: 積分範囲

x	0	x
$\zeta(x)$	$\zeta(0)$	$\zeta(x)$

$$\begin{aligned}\Gamma(x, \omega) &= \frac{Z_0}{R_0Q_0} \int_{\zeta(0)}^{\zeta(x)} \frac{j\zeta(x)}{-\zeta(x)^2 + j\zeta(0)/Q_0 + 1} \cdot \frac{1}{a\zeta(x)} d\zeta(x) \\ &= \frac{jZ_0}{aR_0Q_0} \int_{\zeta(0)}^{\zeta(x)} \frac{1}{-\zeta(x)^2 + j\zeta(0)/Q_0 + 1} d\zeta(x)\end{aligned}\quad (\text{A.19})$$

ここで、次式のような積分を考える。

$$\int_{d_1}^{d_2} \frac{dx}{c_1x^2 + c_2}\quad (\text{A.20})$$

部分分数分解を行うと

$$\frac{1}{c_1x^2 + c_2} = \frac{1}{2j\sqrt{c_2}} \left(\frac{1}{\sqrt{c_1}x - j\sqrt{c_2}} - \frac{1}{\sqrt{c_1}x + j\sqrt{c_2}} \right)\quad (\text{A.21})$$

となり、式 (A.20) より

$$\int_{d_1}^{d_2} \frac{dx}{c_1x^2 + c_2} = \frac{1}{2j\sqrt{c_1c_2}} \left(\ln \frac{\sqrt{c_1}d_2 - j\sqrt{c_2}}{\sqrt{c_1}d_2 + j\sqrt{c_2}} - \ln \frac{\sqrt{c_1}d_1 - j\sqrt{c_2}}{\sqrt{c_1}d_1 + j\sqrt{c_2}} \right)\quad (\text{A.22})$$

となる。式 (A.19) と式 (A.22) より

$$\begin{aligned}\Gamma(x, \omega) &= \frac{jZ_0}{aR_0Q_0} \cdot \frac{1}{2j\sqrt{-j\zeta(0)/Q_0 + 1}} \\ &\times \left[\ln \frac{-\zeta(x) - j\sqrt{j\zeta(0)/Q_0 + 1}}{-\zeta(x) + j\sqrt{j\zeta(0)/Q_0 + 1}} - \ln \frac{-\zeta(0) - j\sqrt{j\zeta(0)/Q_0 + 1}}{-\zeta(0) - j\sqrt{j\zeta(0)/Q_0 + 1}} \right]\end{aligned}\quad (\text{A.23})$$

となり, 式 (A.23) を整理すると

$$\begin{aligned} \Gamma(x, \omega) &= -\frac{jZ_0}{2aR_0Q_0\sqrt{s(0)/Q_0-1}} \\ &\times \left[\ln \frac{s(x) - \sqrt{s(0)/Q_0+1}}{s(x) + \sqrt{s(0)/Q_0+1}} - \ln \frac{s(0) - \sqrt{s(0)/Q_0+1}}{s(0) + \sqrt{s(0)/Q_0+1}} \right] \end{aligned} \quad (\text{A.24})$$

ここで, $s(x)$ は基準化複素角周波数であり, $s(x) = j\zeta(x)$ とする.

また, 式 (2.10), (2.10) および (A.16) を用いて式 (A.24) を書き直すと

$$\begin{aligned} \Gamma(x, \omega) &= \frac{jZ_0}{2a\sqrt{L_0/C_0 + jR_0L_0\omega}} \times \left\{ \ln \left(\frac{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} + \sqrt{L_0C_0}e^{ax}\omega}{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} - \sqrt{L_0C_0}e^{ax}\omega} \right) \right. \\ &\quad \left. - \ln \left(\frac{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} + \sqrt{L_0C_0}\omega}{\sqrt{1 + jR_0C_0\omega} - \sqrt{L_0C_0}\omega} \right) \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.25})$$

となり, 式 (2.12) が導出される.

A.3 中心周波数 $\omega_c(x)$ の導出

伝達関数 $F(x, \omega)$ の絶対値は, 次式のように表すことができる.

$$\begin{aligned} |F(x, \omega)| &= \frac{1}{|Z_p(x, \omega)|} |\exp(-\Gamma(x, \omega))| \\ &= \frac{1}{|Z_p(x, \omega)|} \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) \end{aligned} \quad (\text{A.26})$$

ここで, $\text{Re}[\cdot]$ は, 複素数の実部を表す. 式 (A.26) において, 距離 x について偏微分を行うと

$$\frac{\partial |F(x, \omega)|}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} \frac{1}{|Z_p(x, \omega)|} \cdot \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) + \frac{1}{|Z_p(x, \omega)|} \frac{\partial}{\partial x} \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) \quad (\text{A.27})$$

となる. 式 (A.27) 中の並列インピーダンス $Z_p(x, \omega)$ と伝搬定数の積分 $\Gamma(x, \omega)$ に関して, 距離 x についての偏微分は, 次式の通りである.

$$\frac{\partial}{\partial x} \frac{1}{|Z_p(x, \omega)|} = \frac{a}{|Z_p(x, \omega)|^3} \left(R_p^2(x) - \omega^2 L_p^2(x) + \frac{1}{\omega^2 C_p^2(x)} \right) \quad (\text{A.28})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) &= -\frac{\partial}{\partial x} \text{Re}[\Gamma(x, \omega)] \cdot \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) \\ &= -\frac{Z_0 R_p(x)}{|Z_p(x, \omega)|^2} \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) \end{aligned} \quad (\text{A.29})$$

式 (A.27) に式 (A.28) および式 (A.29) を代入すると

$$\begin{aligned} \frac{\partial |F(x, \omega)|}{\partial x} &= \frac{a}{|Z_p(x, \omega)|^3} \left(R_p^2(x) - \omega^2 L_p^2(x) + \frac{1}{\omega^2 C_p^2(x)} \right) \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) \\ &\quad - \frac{Z_0 R_p(x)}{|Z_p(x, \omega)|^3} \exp(-\text{Re}[\Gamma(x, \omega)]) \end{aligned} \quad (\text{A.30})$$

ここで, $\omega^2 = \Omega$ とし, 式 (A.30) が 0 となる Ω について解くと

$$L_p^2(x)\Omega^2 - \left(R_p^2(x) - \frac{Z_0 R_p(x)}{a}\right)\Omega - \frac{1}{C_p^2(x)} = 0$$

$$\Omega = \frac{1}{2L_p^2(x)} \left\{ R_p^2(x) - \frac{Z_0 R_p(x)}{a} \pm \sqrt{\left(R_p^2(x) - \frac{Z_0 R_p(x)}{a}\right)^2 + 4\frac{L_p^2(x)}{C_p^2(x)}} \right\} \quad (\text{A.31})$$

を得る. ここで, $\Omega > 0$ かつ $\omega > 0$ であるため, 式 (A.31) の解は

$$\omega = \mu(x)\omega_{\text{res}}(x) \quad (\text{A.32})$$

$$\omega_{\text{res}}(x) = \frac{1}{\sqrt{L_p(x)C_p(x)}} \quad (\text{A.33})$$

$$\mu(x) = \sqrt{\xi(x) + \sqrt{\xi^2(x) + 1}} \quad (\text{A.34})$$

$$\xi(x) = \frac{C_p(x)}{2L_p(x)} \left(R_p^2(x) - \frac{Z_0 R_p(x)}{a} \right) \quad (\text{A.35})$$

のみとなる.

付録B デジタルフィルタにおける伝達関数の導出

B.1 伝達関数 $H(n, s)$ の導出

伝達関数 $H_s(x, s)$ は、入力 $X(x, s)$ と出力 $Y(x, s)$ の比となるので、

$$H_s(x, s) = \frac{Z_p(x, s) \parallel Z_0}{Z_p(x, s) \parallel Z_0 + Z_s(x, s)} = \frac{Z_p^2(x, s)}{Z_p^2(x, s) + Z_0 Z_p(x, s) + Z_0^2} \quad (\text{B.1})$$

ここで、 $Z_s(x, s) = Z_0^2 / Z_p(x, s)$ である。また、並列インピーダンス $Z_p(x, s)$ は

$$Z_p(x, s) = R(x) + sL(x) + \frac{1}{sC(x)} \quad (\text{B.2})$$

であるため、式 (B.1) は、

$$\begin{aligned} H_s(x, s) &= \left(R^2(x) + s^2 L^2(x) + \frac{1}{s^2 C^2(x)} + 2sR(x)L(x) + 2\frac{L(x)}{C(x)} + 2\frac{R(x)}{sC(x)} \right) \\ &\times \left\{ R^2(x) + s^2 L^2(x) + \frac{1}{s^2 C^2(x)} + 2sR(x)L(x) + 2\frac{L(x)}{C(x)} + 2\frac{R(x)}{sC(x)} \right. \\ &\left. + Z_0 \left(R(x) + sL(x) + \frac{1}{sC(x)} \right) + Z_0^2 \right\}^{-1} \end{aligned} \quad (\text{B.3})$$

となる。ここで、 $\alpha(x) = R(x)C(x)$ 、 $\alpha'(x) = Z_0 C(x)$ 、および $\beta(x) = L(x)C(x)$ とおくと式 (B.3) は

$$\begin{aligned} H_s(x, s) &= \left(s^2 \alpha^2(x) + s^4 \beta^2(x) + 1 + 2s^3 \alpha^3(x) \beta(x) + 2s\alpha(x) \right) \\ &\times \left\{ s^2 \alpha^2(x) + s^4 \beta^2(x) + 1 + 2s^3 \alpha^3(x) \beta(x) + 2s\alpha(x) \right. \\ &\left. + s^2 \alpha(x) \alpha'(x) + s^3 \alpha'(x) \beta(x) + s\alpha'(x) + s^2 \alpha'^2(x) \right\}^{-1} \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

となる。さらに,

$$\begin{aligned}
 a_4(x) &= \beta^2(x), \\
 a_3(x) &= 2\alpha(x)\beta(x), \\
 a_2(x) &= \alpha^2(x) + 2\beta(x), \\
 a_1(x) &= 2\alpha(x), \\
 a_0(x) &= 1, \\
 b_4(x) &= \beta^2(x), \\
 b_3(x) &= \beta(x)(2\alpha(x) + \alpha'(x)), \\
 b_2(x) &= \alpha^2(x) + 2\beta(x)\alpha(x)\alpha'(x) + \alpha'^2(x), \\
 b_1(x) &= 2\alpha(x) + \alpha'(x), \\
 b_0(x) &= 1
 \end{aligned} \tag{B.5}$$

とおくと,

$$H_s(x, s) = \frac{a_4(x)s^4 + a_3(x)s^3 + a_2(x)s^2 + a_1(x)s + a_0(x)}{b_4(x)s^4 + b_3(x)s^3 + b_2(x)s^2 + b_1(x)s + b_0(x)} \tag{B.6}$$

となる。ここで、複素数周波数領域から時間領域へ z 変換を行うために,

$$s = \frac{2}{\Delta T} \cdot \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \tag{B.7}$$

と置換する。ここで、

$$\begin{aligned}
A_4(x) &= a_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 - a_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 + a_2(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^2 - a_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + a_0(x), \\
A_3(x) &= -4a_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 + 2a_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 - 2a_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + 4a_0(x), \\
A_2(x) &= 6a_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 - 2a_2(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^2 + 6a_0(x), \\
A_1(x) &= -4a_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 - 2a_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 + 2a_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + 4a_0(x), \\
A_0(x) &= a_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 + a_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 + a_2(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^2 + a_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + a_0(x), \\
B_4(x) &= b_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 - b_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 + b_2(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^2 - b_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + b_0(x), \\
B_3(x) &= -4b_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 + 2b_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 - 2b_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + 4b_0(x), \\
B_2(x) &= 6b_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 - 2b_2(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^2 + 6b_0(x), \\
B_1(x) &= -4b_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 - 2b_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 + 2b_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + 4b_0(x), \\
B_0(x) &= b_4(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^4 + b_3(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^3 + b_2(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right)^2 + b_1(x) \left(\frac{2}{\Delta T}\right) + b_0(x) \quad (\text{B.8})
\end{aligned}$$

とすると、式 (B.6) は

$$H_s(x, z) = \frac{A_4(x)z^{-4} + A_3(x)z^{-3} + A_2(x)z^{-2} + A_1(x)z^{-1} + A_0(x)}{B_4(x)z^{-4} + B_3(x)z^{-3} + B_2(x)z^{-2} + B_1(x)z^{-1} + B_0(x)} \quad (\text{B.9})$$

となる。ここで、距離 $x = n\Delta x$ と離散化したとき、 n 番目におけるフィルタの出力 $Y[n, z]$ は、伝達関数 $H[n, z]$ を使って表すと

$$\begin{aligned}
Y[n, z] &= C_0[n]X[n, z] + C_1[n]X[n-1, z] + C_2[n]X[n-2, z] \\
&+ C_3[n]X[n-3, z] + C_4[n]X[n-4, z] - D_1[n]Y[n-1, z] \\
&- D_2[n]Y[n-2, z] - D_3[n]Y[n-3, z] - D_4[n]Y[n-4, z] \quad (\text{B.10})
\end{aligned}$$

となる。ここで、係数 C と D は、それぞれ、

$$\begin{aligned}C_0[n] &= \frac{A_0[n]}{B_0[n]} \\C_1[n] &= \frac{A_1[n]}{B_0[n]} \\C_2[n] &= \frac{A_2[n]}{B_0[n]} \\C_3[n] &= \frac{A_3[n]}{B_0[n]} \\C_4[n] &= \frac{A_4[n]}{B_0[n]} \\D_1[n] &= \frac{B_1[n]}{B_0[n]} \\D_2[n] &= \frac{B_2[n]}{B_0[n]} \\D_3[n] &= \frac{B_3[n]}{B_0[n]} \\D_4[n] &= \frac{B_4[n]}{B_0[n]}\end{aligned}\tag{B.11}$$

付録C カオスニューラルネットワークリザバ－の設計

C.1 エコーステートプロパティ

時刻 $t+1$ における CNNR のリザバ－層の内部状態 $\mathbf{X}(t+1)$ と出力 $\mathbf{Y}(t+1)$ は

$$\mathbf{X}(t+1) = k\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}_\alpha \mathbf{Y}(t) + \Theta(t) \quad (\text{C.1})$$

$$\mathbf{Y}(t+1) = f(\mathbf{X}(t+1)) \quad (\text{C.2})$$

となる。ここで、 $\Theta(t)$ は時刻 t における外部バイアスである。 \mathbf{W}_α はリザバ－層の結合重みであり、 $\mathbf{W}_\alpha = \mathbf{W}_0 - \alpha \mathbf{I}$ と表すことができる。 \mathbf{W}_0 の対角成分は 0 であり、 \mathbf{I} は単位行列である。 k および α は、それぞれ、ニューロンの内部状態および出力の不応性の係数である。 $f(\cdot)$ はシグモイド関数であり、 $f(x) = 2\{1 + \exp(-x/\varepsilon)\}^{-1} - 1$ とする。 ε はシグモイド関数の傾きである。

時刻 $t=0$ のとき、初期値が異なる 2 つの CNNR の内部状態を、それぞれ、 $\mathbf{X}(0)$ と $\hat{\mathbf{X}}(0)$ とする。時刻 $t+1$ 後の 2 つの内部状態の誤差を次式のように定義する。

$$\|\mathbf{e}(t+1)\| = \|\mathbf{X}(t+1) - \hat{\mathbf{X}}(t+1)\| \quad (\text{C.3})$$

ここで、 $\|\cdot\|$ は行列のノルムを表す。式 (C.1)–(C.3) より

$$\begin{aligned} \|\mathbf{e}(t+1)\| &= \|k(\mathbf{X}(t) - \hat{\mathbf{X}}(t)) + \mathbf{W}_\alpha(\mathbf{Y}(t) - \hat{\mathbf{Y}}(t))\| \\ &\leq \|k\mathbf{I} + \frac{\mathbf{W}_\alpha}{2\varepsilon}\| \cdot \|\mathbf{X}(t) - \hat{\mathbf{X}}(t)\| \end{aligned} \quad (\text{C.4})$$

となり、CNNR が ESP を満たす条件は

$$\frac{\|\mathbf{e}(t+1)\|}{\|\mathbf{e}(t)\|} \leq \|k\mathbf{I} + \frac{\mathbf{W}_\alpha}{2\varepsilon}\| < 1 \quad (\text{C.5})$$

となる。このとき、スペクトル半径 ρ を $k\mathbf{I} + \mathbf{W}_\alpha/2\varepsilon$ の固有値の絶対値の最大値とすると、式 (C.5) より、CNNR が ESP を満たす必要条件是 $\rho < 1$ と表すことができる。

この結果より、 $k = \alpha/2\varepsilon$ のとき、CNNR のスペクトル半径 ρ は \mathbf{W}_0 の固有値の絶対値の最大値となる。これは、 $k = 0$ 、 $\alpha = 0$ である GNNR の ESP を満たす必要条件と等しくなる。そ

ここで、 $k = \alpha/2\varepsilon$ のとき、GNNR と CNNR の時間ステップに対する誤差の数値シミュレーション結果を図 C.1 に示す。図 C.1 より、GNNR と CNNR の ESP の特徴が一致していることが分かる。さらに、スペクトル半径 $\rho \geq 1$ とした場合でも、 $k = \alpha/2\varepsilon$ の条件が有効であることを確認できた。

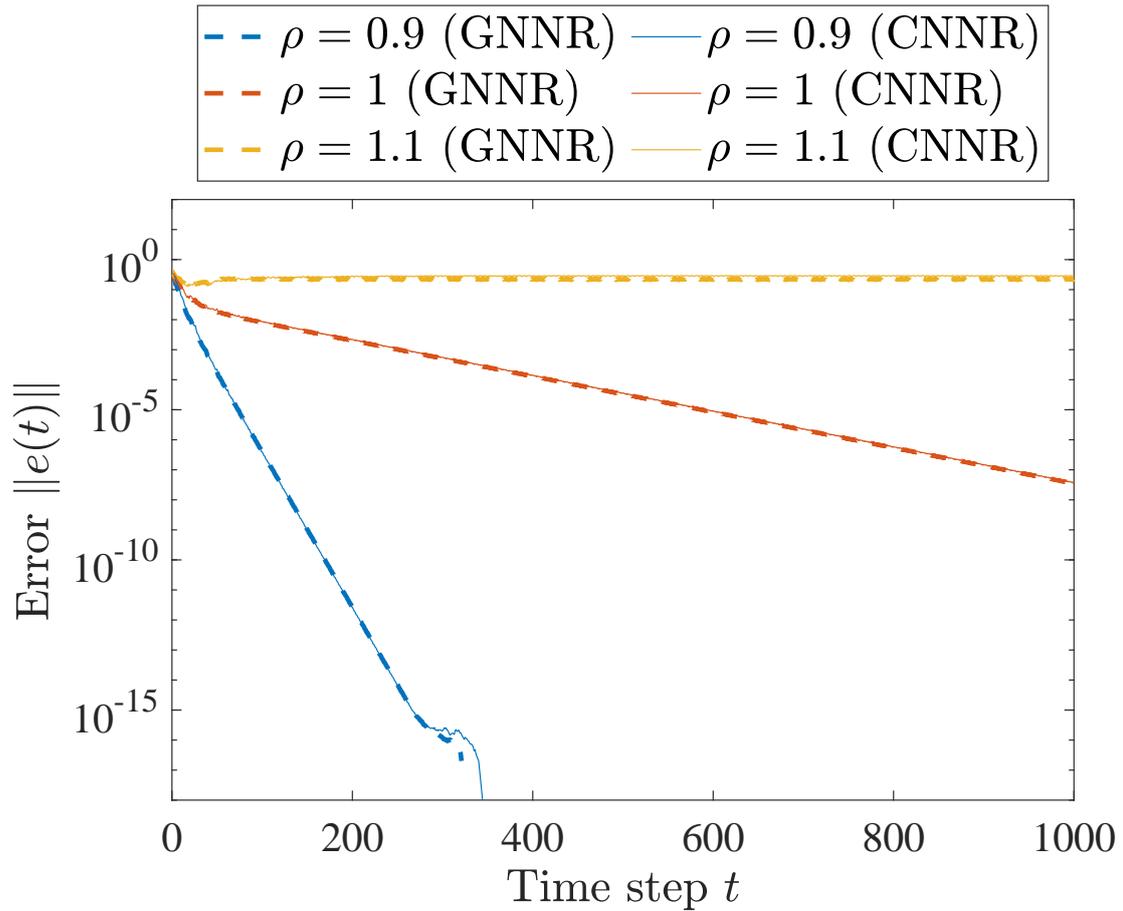


図 C.1: スペクトル半径を変化させたときの GNNR と CNNR における時間ステップに対する誤差の特性。GNNR の各パラメータ値は、 $k = 0$ 、 $\alpha = 0$ および $\varepsilon = 0.5$ 、CNNR の各パラメータ値は、 $k = 0.5$ 、 $\alpha = 0.5$ および $\varepsilon = 0.5$ 。