

2021年度 三重大学大学院
電気電子工学研究科 前期修士過程卒業論文

干渉信号を用いた Dither 法による距離推定に
基づく多辺測量技術の提案

研究室 通信工学研究室

提出者 420M244 堀内 星哉

目次

第1章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 本研究の目的	2
1.3 本論文の構成	3
第2章 関連技術	4
2.1 屋内無線測位	4
2.1.1 測位技術に用いられる無線信号	4
2.1.2 多辺測量	6
2.2 RSSI(Received Signal Strength Indicator)	14
2.2.1 受信信号強度 RSSI による距離の推定	15
2.2.2 RSSI 検出器の A/D 変換による受信信号強度 RSSI	18
2.3 確率共鳴現象	21
2.3.1 Dither 法	25
第3章 提案手法	29
3.1 提案する測位システム	29
3.1.1 屋内での端末配置	29
3.1.2 送受信機間の伝搬路と受信信号強度 RSSI	30

3.1.3	送受信機間距離 d_n の推定システム	31
3.1.4	コーディネータ CN による干渉信号の制御	32
3.2	距離推定手法	33
3.2.1	アンカーノード AN_n での受信信号電力 \tilde{P}_n	33
3.2.2	RSSI 検出器による受信信号電力 \tilde{P}_n の量子化	34
3.2.3	カーネル密度推定による観測値の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の 生成	35
3.2.4	理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ のモデル化	37
3.2.5	PDF パターンマッチングによる所望信号振幅 \hat{V}_{rn} の推定	43
3.2.6	フリスの伝達公式による電圧-距離変換	44
3.3	多辺測量を用いた位置推定	45
第 4 章	数値例	48
4.1	距離推定の各信号処理過程における例	48
4.1.1	アンカーノード AN_n での受信信号電力 \tilde{P}_n	49
4.1.2	RSSI 検出器による受信信号電力 \tilde{P}_n の量子化	49
4.1.3	カーネル密度推定による観測値の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の 生成	51
4.1.4	理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ のモデル化	51
4.1.5	PDF パターンマッチングによる所望信号振幅 V_{rn} の推定	53
4.2	距離推定の評価	56
4.2.1	評価指標の定義	56
4.2.2	距離推定の評価のパラメータ設定	56
4.2.3	距離推定の評価のシミュレーション結果	59

4.3	位置推定の評価	69
4.3.1	評価指標の定義	69
4.3.2	位置推定の評価のパラメータ設定	70
4.3.3	位置推定の評価のシミュレーション結果	73
第5章	まとめと今後の課題	86
5.1	まとめ	86
5.2	今後の課題	87
付録 A	フリスの伝達公式	90
付録 B	カーネル密度推定	93
付録 C	KL-ダイバージェンス	96
謝辞		98
参考文献		99
研究業績		110

目 次

2.1	信号送信機 Tx_n と信号受信機 Rx	12
2.2	信号送信機 Tx と信号受信機 Rx	15
2.3	信号受信強度 RSSI の A/D 変換器後の出力値	16
2.4	信号受信強度 RSSI の測定値による信号送信機 Tx と信号受信機 Rx の 誤差	17
2.5	アナログ信号	19
2.6	A/D 変換の一連の流れ	19
2.7	標本化	20
2.8	量子化	20
2.9	デジタル信号	21
2.10	確率共鳴現象の概念図	22
2.11	しきい値系の確率共鳴現象の概念図	22
2.12	線形系システムの流れ	24
2.13	確率共鳴現象を用いた非線形系システムの流れ	24
2.14	0, 1 の割り当て	27
2.15	一般的な白黒画像	27
2.16	Dither 法を用いた白黒画像	28

3.1	屋内レイアウト	30
3.2	測位システムモデル	31
3.3	距離推定手法	33
3.4	RSSI 検出器内の ADC による量子化	34
3.5	到来信号のモデル	36
4.1	受信信号電力 \tilde{P}_k , $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$	50
4.2	RSSI 検出器後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$, $r = 5[\text{dB}]$	50
4.3	各信号処理過程における数値例	52
4.4	理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$	55
4.5	KL-ダイバージェンスの結果, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$, $r = 5[\text{dB}]$, パターンマッチング $V_{rk} = \text{真値} \pm 15[\text{dBm}]$, 増 加分 = 1.0	55
4.6	所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ を変化させたときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果	66
4.7	RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ を変化させたときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果	67
4.8	屋内の中心部から壁の角までの距離とその半分の距離に相当する所望 信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ の大きさのときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果	68
4.9	提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 1.25[m]	80
4.10	提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 2.5[m]	81

4.11	提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 3.75[m]	82
4.12	提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 1.25[m]	83
4.13	提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 2.5[m]	84
4.14	提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 3.75[m]	85
A.1	フリスの伝達公式	91
B.1	ガウス分布を用いたカーネル密度推定による任意の分布関数 $f(x)$ の例	94
B.2	バンド幅 h による各標本点 x_i の影響度の例	95
C.1	KL-ダイバージェンスによる類似性の例	97

表 目 次

4.1 シミュレーションパラメータ諸元	58
4.2 提案測位手法のシミュレーション諸元	72
4.3 提案測位手法の測位結果のまとめ	74

第1章

序論

1.1 研究背景

近年，ネットワーク内にある無線通信端末の位置を正確に推定する技術は，屋内や屋外環境を含む様々な用途において有益であり，ますます需要あると見込まれており，盛んに研究が行われている [1]-[5]．屋外測位技術を代表する衛星を用いた測位技術は，複数の衛星からの電波を受信し測位を実現している．地下街もしくは建物内といった屋内では，良好な電波を受信することや，測位に必要な数だけの衛星を補足することが困難である．そのため，衛星測位技術を屋内には適用することは困難である．

測位を実現するための技術では，一般的に無線信号がよく使用される．無線信号を用いた測位技術の中でも，使用可能なパラメータまたは無線送信信号は多数ある．その中でも特に受信信号強度 RSSI(Received Signal Strength Indicator) を用いた測位技術は，原理が単純かつ明確であり，また，低コストであるため，屋内測位技術として盛んに研究されている [6]-[10]．この受信信号強度 RSSI を用いて正確に測位するためにその測定値に着目する．受信信号強度 RSSI を得るための測定値は，無線送信信号が伝搬環境に影響されやすく，また，伝搬環境は逐次的に変動しやすいために不安定となる．そのため，測位対象となる無線通信端末の推定位置に誤差が生

じ、位置推定精度が劣化する。また、受信信号強度 RSSI は、受信信号電圧または受信信号電力をアナログ/デジタル変換 (A/D 変換 : Analog to Digital Conversion) することで得られる値であるために、離散値であり、RSSI 検出器内の A/D 変換器 (ADC : Analog to Digital Converter) の分解能に依存する。そのため、RSSI 検出器内のこの量子化誤差によって受信信号強度 RSSI の測定値が劣化してしまい、推定位置の誤差が増加し、位置推定精度が劣化する。そこで、RSSI 検出器内の A/D 変換器によって生じる信号送信機と信号受信機間の推定距離の誤差について着目する。高分解能を有する A/D 変換器を使用すれば推定距離精度の劣化を防ぐことができるが、消費電力、回路面積やコストが増加する。屋内における受信信号強度 RSSI を用いた測位技術では、長時間稼働する必要がある。また、設置によるインテリアデザインを損ねないために、コンパクトな装置が求められる。さらに、高分解能を有する高機能 A/D 変換器はコスト的にも好ましくない。一方で、低分解能を有する A/D 変換器を使用すれば推定距離精度が劣化してしまう。これらのトレードオフを解決するためには低分解能を用いた A/D 変換器を使用しても、その A/D 変換器の分解能以上の A/D 変換の性能を発揮できる処理を考える必要がある。

低分解能によって生じる量子化誤差を低減し、距離推定精度、位置推定精度を向上させるための距離推定手法、位置推定手法を提案した研究はない。そこで、本研究は上記の内容について新たに取り組んでいく。

1.2 本研究の目的

屋内における受信信号強度 RSSI を用いた位置推定技術では、信号送信機と信号受信機間の推定距離に含まれる量子化誤差が位置推定精度の劣化の一因である。そこで、信号送信機と信号受信機間の推定距離の精度向上のために、本研究では干渉

信号を用いた Dither 法による距離推定を行う多辺測量手法を提案する。干渉信号を用いた Dither 法による距離推定手法 [11] では、受信信号電力の確率密度関数、つまり、受信信号強度 RSSI の確率密度関数を導出し、距離推定に適用することを可能とする。導出した受信信号電力の確率密度関数を処理することにより、RSSI 検出器内の A/D 変換器による量子化によって生じた受信信号電力の誤差を低減させる。受信信号電力の量子化誤差の低減により、信号送信機と信号受信機間の推定距離の精度が向上する。さらに、向上した距離推定結果を用いて多辺測量による位置推定を行う。これにより位置推定精度を向上することが期待できる。計算機シミュレーションによる多辺測量を用いた位置推定の評価を通して従来手法と比較し、提案手法の有効性を明らかにする。

1.3 本論文の構成

本論文は次のように構成される。第2章では、主に関連技術の一般的な内容について述べる。第3章では、本研究における想定環境、距離推定手法をはじめとした提案手法について述べる。第4章では、計算機シミュレーションを用いた本提案手法の特性評価を行い、第5章で、本研究の総括を行う。第5.2章では、第3章で用いたそれぞれの用語の一般的な内容について述べる。

第2章

関連技術

第2章では本研究の目的のために用いた関連技術について述べる。第2.1章では、屋内測位技術を実現するための用いられる無線信号と無線信号を用いた測位アルゴリズムの一つである多辺測量について述べる。第2.2章では、多辺測量による位置推定を実現するために要求される送受信機間の測距に用いられる受信信号強度 RSSI の特性及び測定値について述べる。第2.3章では、RSSI の測定値の劣化に起因する距離推定誤差の低減のために用いる確率共鳴現象について述べる。

2.1 屋内無線測位

第2.1章では、屋内測位を実現させる様々な測位技術の中でも、無線信号を用いた位置推定について述べる。第2.1.1章では、様々な無線信号の特徴を述べる。また、第2.1.2章では、本研究において着目した無線信号を用いて屋内測位を実現する測位アルゴリズムの一つである多辺測量について述べる。

2.1.1 測位技術に用いられる無線信号

屋内における測位技術では、無線信号を用いることによって位置推定が実現される。無線信号の種類として、音響信号、赤外線、周波数変調 (FM : Frequency Mod-

ulation), ZigBee, 無線周波数識別 (RFID : Radio-Frequency Identification), 超広帯域無線 (UWB : Ultra Wide Band), Wi-Fi(Wireless Fidelity) や Bluetooth などがある。後者の四つについて, それぞれの無線信号の特徴を簡単に説明する。

RFID とは, 無線信号を用いた通信を介して, ID 情報などのデータを保持している専用の RF タグからデータを読み込んでデータの内容を認識する自動認識技術の一つとして知られている [12][13]。専用の読み込み装置であるリーダライタと専用の RF タグ間の無線通信によって, データの読み込みが可能となっている。

次に UWB とは, 数百 MHz 以上に及ぶ極めて広い周波数の帯域幅を用いた無線通信技術の一つとして知られている [14][15]。UWB を用いた測位技術では, 無線信号の到着時間 (ToA : Time of Arrival), 到着時間差 (TDoA : Time Difference of Arrival), 到達角度 (AoA : Angel of Arrival) や飛行時間 (TOF : Time of Frigth) などを用いて, 通信間の距離を導出し, 測位アルゴリズムによって位置推定を行う。わずかに異なる周波数をもつ複数の無線信号を組み合わせることにより, 目的の無線信号の周波数軸のインパルス応答を得ることで通信間の距離を導出している。そのため, 任意の時刻に正確なインパルス応答を得るために, 広い周波数の帯域幅が必要であり, UWB が用いられている。UWB は通信範囲が狭く近距離での通信間では優れた位置推定性能を発揮することができるという特徴を持つ。

次に Wi-Fi とは, 無線 LAN の規格である IEEE802.11 規格で定められた無線通信端末間の相互接続が認められたことを総称して呼ばれている [16][17]。Wi-Fi 基地局からは周期的にビーコンと呼ばれる特有の MAC アドレスを含む無線信号を発信する。無線通信端末はこのビーコンを受信することで, 近隣の Wi-Fi 基地局の存在を認識, 通信品質の把握, 相互接続の開始及び継続をすることができる。Wi-Fi 基地局からのビーコンと呼ばれる無線信号から無線通信端末は信号強度, つまり受信信号強度 (RSSI : Received Signal Strength Indicator) を得ることができ, 既知である

Wi-Fi 基地局と無線通信端末間の距離を推定することができる。Wi-Fi を用いた測位技術では、複数の既知である Wi-Fi 基地局からのいくつかのビーコンを受信し、複数の Wi-Fi 基地局と無線通信端末間の距離を用いた測位アルゴリズムによって位置推定を行う。

最後に Bluetooth とは、無線 LAN の規格である IEEE802.15.1 規格で定められた無線通信端末同士が無線通信が認められたことを総称して呼ばれている [18][19]。Bluetooth を用いた測位技術では、Wi-Fi と同様に受信信号強度 RSSI から無線通信端末同士の距離を導出し、既知である複数の無線通信端末との距離を用いた測位アルゴリズムによって位置推定を行う。Wi-Fi と比較すると、通信速度は遅く通信距離も狭くなってしまいが、消費電力が小さいので、長時間起動することができる。また、BLE(Bluetooth Low Energy) を用いた屋内の測位技術では、低コスト、小型、低消費電力という特徴があり、注目されている。BLE におけるビーコンを特に i beacon と呼ぶ。

以上より、本研究では Wi-Fi, Bluetooth などの無線信号を用いた測位技術に着目し、第 2.1.2 章に無線信号を用いた測位技術の中で、測位アルゴリズムの一つとして知られている多辺測量について紹介をする。また、第 2.2 章に多辺測量を用いるために必要である送受信機間の距離について述べるために、送受信機間の距離の推定に用いられる受信信号強度 RSSI について述べる。

2.1.2 多辺測量

多辺測量を用いた測位アルゴリズムでは、最小二乗法を用いることによって目的の無線通信端末の位置推定が行われる。以下、最小二乗法の導出過程の例を示す。

修正量の要素行列を V 、計測値の要素行列を A 、変数の要素行列を X 、観測値の

要素行列を L とし、それぞれ次のように定義する。

$$V = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix}, \quad (2.1)$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix}, \quad (2.2)$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

$$L = \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \end{bmatrix}. \quad (2.4)$$

これらを用いて、観測方程式は式 (2.5) の行列式のように表すことができる。

$$AX = L + V. \quad (2.5)$$

つまり、修正量の要素に関する方程式は式 (2.6) のように表すことができる。

$$V = AX - L. \quad (2.6)$$

また、修正量の二乗 S^2 の行列式は式 (2.7) のように表すことができる。

$$S^2 = v_1^2 + v_2^2 + v_3^2 = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & v_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} = V^T V. \quad (2.7)$$

式 (2.7) を変形すると,

$$\begin{aligned} S^2 &= V^T V = (AX - L)^T (AX - L), \\ &= ((AX)^T - L^T)(AX - L), \\ &= (X^T A^T - L^T)(AX - L), \\ &= X^T A^T AX - X^T A^T L - L^T AX - L^T L \end{aligned} \quad (2.8)$$

となる. ここで, 第2項と第3項の行列式をそれぞれ計算する.

$$\begin{aligned} X^T A^T L &= \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \end{bmatrix}, \\ &= x_1 l_1 a_{11} + x_2 l_1 a_{12} + x_1 l_2 a_{21} \\ &\quad + x_2 l_2 a_{22} + x_1 l_3 a_{31} + x_2 l_3 a_{32}, \\ &= x_1 (l_1 a_{11} + l_2 a_{21} + l_3 a_{31}) \\ &\quad + x_2 (l_1 a_{12} + l_2 a_{22} + l_3 a_{32}). \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$\begin{aligned} L^T A X &= \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \\ &= x_1 l_1 a_{11} + x_1 l_2 a_{21} + x_1 l_3 a_{31} \\ &\quad + x_2 l_1 a_{12} + x_2 l_2 a_{22} + x_2 l_3 a_{32}, \\ &= x_1 (l_1 a_{11} + l_2 a_{21} + l_3 a_{31}) \\ &\quad + x_2 (l_1 a_{12} + l_2 a_{22} + l_3 a_{32}). \end{aligned} \tag{2.10}$$

よって,

$$X^T A^T L = L^T A X \tag{2.11}$$

となる。つまり、修正量の二乗 S^2 の行列式は式 (2.12) のように表すことができる。

$$S^2 = V^T V = X^T A^T A X - 2X^T A^T L - L^T L. \tag{2.12}$$

修正量の二乗 S^2 が最小となる値を導出するために、修正量の二乗 S^2 を偏微分をして極値を導出する。

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial(S^2)}{\partial X} &= \frac{\partial(V^T V)}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial(V^T V)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(V^T V)}{\partial x_2} \end{bmatrix}, \\
 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T A^T A X - 2X^T A^T L - L^T L)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T A^T A X - 2X^T A^T L - L^T L)}{\partial x_2} \end{bmatrix}, \\
 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T A^T A X)}{\partial x_1} - 2\frac{\partial(X^T A^T L)}{\partial x_1} - \frac{\partial(L^T L)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T A^T A X)}{\partial x_2} - 2\frac{\partial(X^T A^T L)}{\partial x_2} - \frac{\partial(L^T L)}{\partial x_2} \end{bmatrix}, \\
 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T A^T A X)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T A^T A X)}{\partial x_2} \end{bmatrix} - 2 \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T A^T L)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T A^T L)}{\partial x_2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\partial(L^T L)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(L^T L)}{\partial x_2} \end{bmatrix}.
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

ここで、第3項目の行列式の偏微分を計算すると、

$$L^T L = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \end{bmatrix} = l_1^2 + l_2^2 + l_3^2, \tag{2.14}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial(L^T L)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(L^T L)}{\partial x_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{2.15}$$

となる。また、第2項目の行列式の偏微分を計算すると、

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T A^T L)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T A^T L)}{\partial x_2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} l_1 a_{11} + l_2 a_{21} + l_3 a_{31} \\ l_1 a_{12} + l_2 a_{22} + l_3 a_{32} \end{bmatrix}, \\
 &= \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \end{bmatrix} = A^T L.
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

となる．最後に第1項目の行列式の偏微分を計算する．第1項目の行列式の偏微分を計算を行う前に K を対象行列と仮定し，行列式 $K^T K X$ の偏微分を計算すると，

$$K = \begin{bmatrix} k_1 & k_3 \\ k_3 & k_2 \end{bmatrix}, \quad (2.17)$$

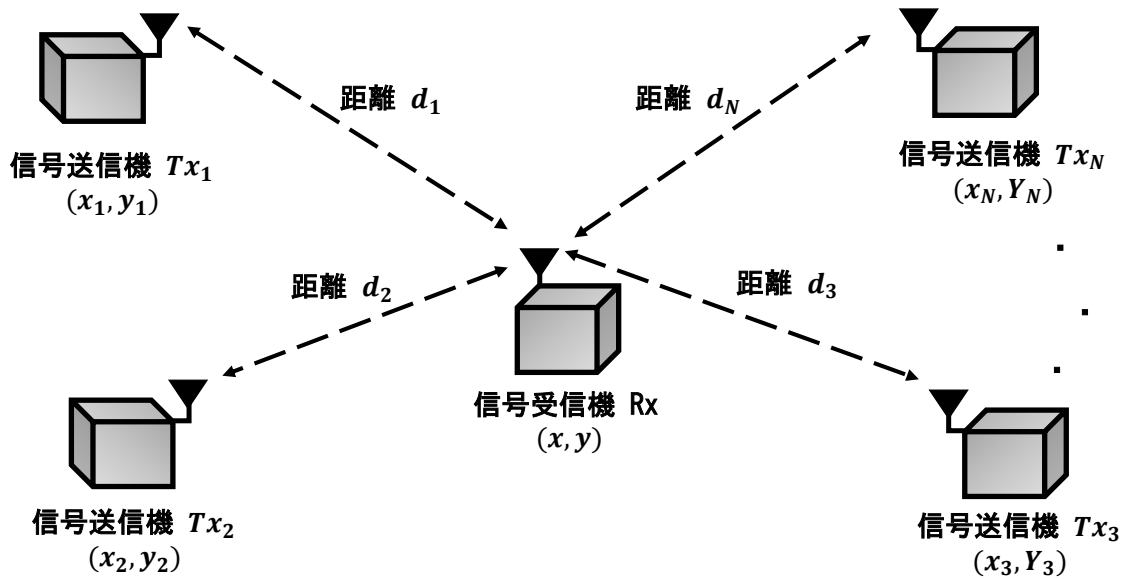
$$\begin{aligned} X^T K X &= \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 & k_3 \\ k_3 & k_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \\ &= x_1^2 k_1 + 2x_1 x_2 k_3 + x_2^2 k_2. \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T K X)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T K X)}{\partial x_2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 2x_1 k_1 + 2x_2 k_3 \\ 2x_1 k_3 + 2x_2 k_2 \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} x_1 k_1 + x_2 k_3 \\ x_1 k_3 + x_2 k_2 \end{bmatrix}, \\ &= 2 \begin{bmatrix} k_1 + k_3 \\ k_3 + k_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 2KX \end{aligned} \quad (2.19)$$

と計算することができる．そこで，同様に考え，第1項目の行列式の偏微分を計算すると，

$$A^T A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{31} \\ a_{12} & a_{22} & a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix}, \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned} &= \begin{bmatrix} a_{11}^2 + a_{21}^2 + a_{31}^2 & a_{12}a_{11} + a_{22}a_{21} + a_{32}a_{31} \\ a_{12}a_{11} + a_{22}a_{21} + a_{32}a_{31} & a_{12}^2 + a_{22}^2 + a_{32}^2 \end{bmatrix}, \\ &\quad \begin{bmatrix} \frac{\partial(X^T A^T A X)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial(X^T A^T A X)}{\partial x_2} \end{bmatrix} = 2A^T A X \end{aligned} \quad (2.21)$$

図 2.1: 信号送信機 Tx_n と信号受信機 Rx

となる。よって、修正量の二乗 S^2 の極値，つまり，最小二乗法は式 (2.22) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial(S^2)}{\partial X} &= \frac{\partial(V^T V)}{\partial X} = 2A^T A X - 2A^T L = 0, \\ 2A^T A X - 2A^T L &= 0, \\ A^T A X &= A^T L, \\ X &= (A^T A)^{-1} A^T L. \end{aligned} \tag{2.22}$$

次に，信号送信機 Tx_i の座標を $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, N)$ とし，信号受信機 Rx の座標を (x, y) とするときの，多辺測量における位置推定アルゴリズムを示す。図 2.1 に信号送信機 Tx_i の座標と信号受信機 Rx の座標を (x, y) の関係を示す。信号送受信機間の距離の関係は式 (2.23) のように表すことができる。

$$\begin{aligned}
(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 &= d_1^2, \\
(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 &= d_2^2, \\
&\vdots \\
(x - x_N)^2 + (y - y_N)^2 &= d_N^2.
\end{aligned} \tag{2.23}$$

式(2.23)をそれぞれを展開し、信号受信機の座標 x , y についてそれぞれ打ち消すと式(2.24)のように表すことができる。

$$\begin{aligned}
2(x_1 - x_N) + 2(y_1 - y_N) &= \\
x_1^2 - x_N^2 + y_1^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_1^2, \\
2(x_2 - x_N) + 2(y_2 - y_N) &= \\
x_2^2 - x_N^2 + y_2^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_2^2, \\
&\vdots \\
2(x_{N-1} - x_N) + 2(y_{N-1} - y_N) &= \\
x_{N-1}^2 - x_N^2 + y_{N-1}^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_{N-1}^2.
\end{aligned} \tag{2.24}$$

よって、計測値の要素行列 A 、観測値の要素行列 L 、変数の要素行列 X に関してまとめることができるので、右辺と左辺は式(2.25)のような行列式でそれぞれ表すことができる。

$$A = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_N) & 2(y_1 - y_N) \\ 2(x_2 - x_N) & 2(y_2 - y_N) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_{N-1} - x_N) & 2(y_{N-1} - y_N) \end{bmatrix}, \tag{2.25}$$

$$L = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_N^2 + y_1^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_N^2 + y_2^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_2^2 \\ \vdots \\ x_{N-1}^2 - x_N^2 + y_{N-1}^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_{N-1}^2 \end{bmatrix}, \quad (2.26)$$

$$X = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

観測方程式，修正量の要素に関する方程式は式(2.28)のように表すことができる。

$$AX = L + V, \quad (2.28)$$

$$V = AX - L.$$

よって，多辺測量における位置推定アルゴリズムは式(2.29)のように表すことができる。

$$\begin{aligned} 2A^T AX - 2A^T L &= 0, \\ A^T AX &= A^T L, \\ X &= (A^T A)^{-1} A^T L. \end{aligned} \quad (2.29)$$

2.2 RSSI(Received Signal Strength Indicator)

受信信号強度 RSSI とは，無線信号を用いた端末における受信信号の強度を示す指標である [20]-[23]。受信信号強度 RSSI は，主に無線 LAN や Bluetooth などの無線通信において，送受信機間距離の測定，端末位置の測位や送信範囲の制御などの目的で利用されている。

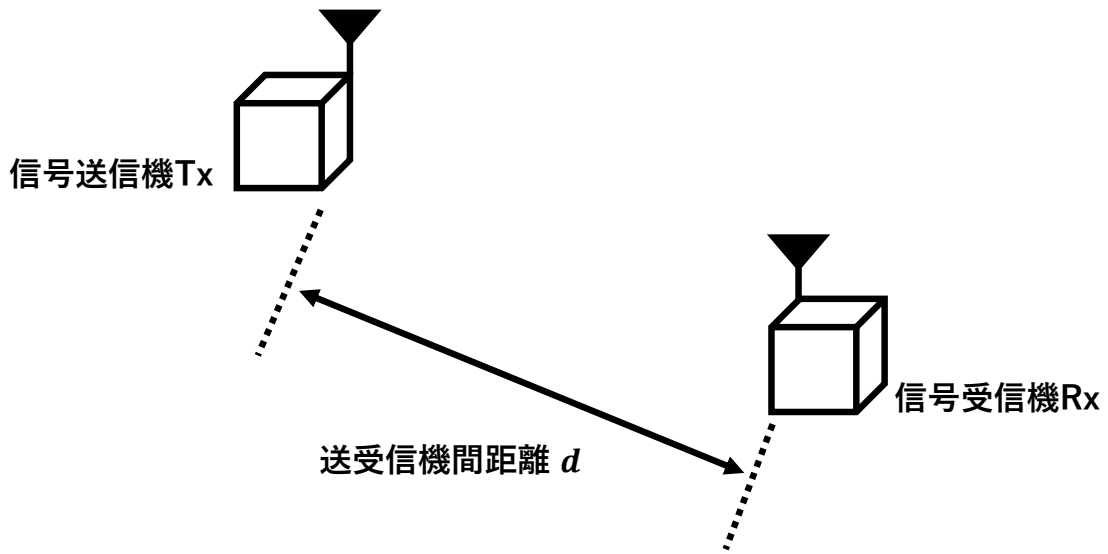


図 2.2: 信号送信機 Tx と信号受信機 Rx

2.2.1 受信信号強度 RSSI による距離の推定

図 2.2 に送受信機間距離の測定における簡略図を示す。また、受信信号強度 RSSI から得られる受信信号強度 V_{RSSI} は、受信信号 V を RSSI 検出器内の A/D 変換器によって量子化されて得られる値である。図 2.3 に、受信信号 V の RSSI 検出器内の A/D 変換器による量子化の流れを示す。RSSI 検出器内の A/D 変換器による量子化については第 2.2.2 章で後述する。測位対象となる端末が観測する受信信号強度 RSSI は、信号送信機 Tx と信号受信機 Rx の距離に応じて減衰するという特徴がある。これを対数距離減衰モデルという。信号送信機 Tx と信号受信機 Rx の距離を d とする。信号受信強度 RSSI の対数距離損失モデル例は式 (2.30) で表すことができる。

$$RSSI = P_0 - 10 \alpha \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) - L_F - L_S. \quad (2.30)$$

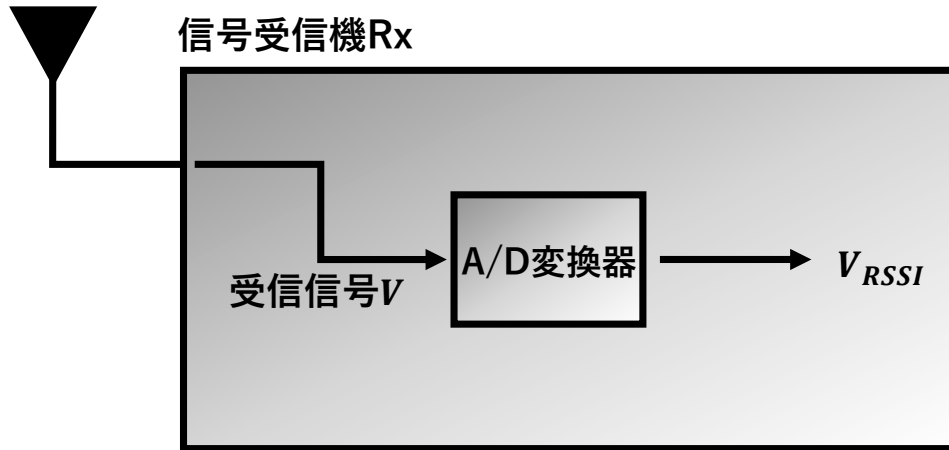


図 2.3: 信号受信強度 RSSI の A/D 変換器後の出力値

ここで、 P_0 は任意の距離 d_0 における $RSSI$ であり、 α は距離減衰定数、 L_F はフェージング定数、 L_S はシャドウイング定数である。上記の式 (2.30) のモデル例において、信号受信機 Rx での各受信信号は距離減衰、レイリーフェージング、対数正規シャドウイングに従うと仮定している。

以下、式 (2.30) について詳しく説明する。距離減衰定数は、信号受信機 Rx が信号送信機 Tx から離れるにつれて電波の強さが減衰する距離に依存した伝播損失を表している。電波は広がりながら伝播するため、信号送信機 Tx と信号受信機 Rx の距離によって、電波の密度が変化するためである。信号送信機 Tx から発信された電波は、市街の複雑な構造物、樹木などによって反射・回折・散乱をし信号受信機 Rx に到達する。また、信号受信機 Rx が移動することにより、信号送信機 Tx から信号受信機 Rx への電波伝播の様子が変わる。このように、電波が複雑に重なり合って干渉し、電波の受信強度が時間的に激しく変動する現象のことをフェージン

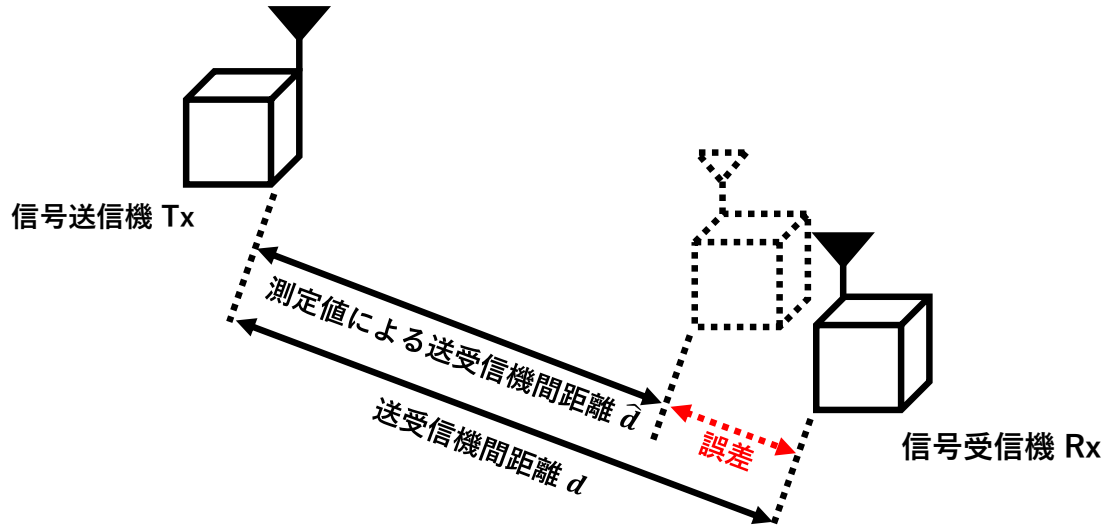


図 2.4: 信号受信強度 RSSI の測定値による信号送信機 Tx と信号受信機 Rx の誤差

グといい、レイリーフェージングとは、強力な見通し波が存在しない場合の電波環境のことである。シャドイングとは、信号送信機 Tx と信号受信機 Rx との間にある大きな構造物などによって電波が遮蔽され、信号受信機 Rx の電波の到達量が大きく変動してしまう現象のことである。

以上より、対数距離損失モデル例の式 (2.30) に示したように信号送信機 Tx と信号受信機 Rx の距離を信号受信強度 RSSI から求めるとすると、信号受信機 Tx と信号送信機 Rx 間の真の距離よりも誤差がある距離を推定してしまう問題が起こりうる。図 2.4 に信号受信機 Tx と信号送信機 Rx における送受信機間の距離誤差の図を示す。この信号受信機 Tx と信号送信機 Rx 間の距離誤差が距離推定精度の劣化、すなわち、位置推定精度の劣化の要因となる。

2.2.2 RSSI 検出器の A/D 変換による受信信号強度 RSSI

自然界の情報を電気信号に変換したものは、すべてアナログ信号であるため、これらの信号をデジタル処理するために、まずアナログ信号をデジタル信号への変換が必要となる [24]-[26]。この変換を A/D 変換という。アナログ信号とは時間と振幅 (電圧や電流の大きさ) に対して連続的に変化する信号のことをいい、図 2.5 に示す。以後、A/D 変換についての詳細を述べる。図 2.6 に A/D 変換の一連の流れを示す。A/D 変換を行うために標本化またはサンプリングといわれる操作をする (図 2.7)。これは、振幅をアナログ信号のまま一定周期のパルスに変換する操作である。一定周期のパルスに変換するので標本化またはサンプリングされた信号は離散時間の信号となる。次に、量子化といわれる操作を行う (図 2.8)。これは、標本化またはサンプリングされた信号の振幅を一定間隔のビンで区切り、量子化レベルの振幅に近い振幅に近似する操作である。最後に、その量子化された信号はその量子化レベルに対応した 2 進符号に変換される、符号化といわれる操作が行われる。そして、デジタル信号が出力される (図 2.9)。このように、連続的なアナログ信号を量子化レベルに近似した振幅をもつデジタル信号に変換する際に生じる量子化誤差と呼ぶ。A/D 変換器の分解能とは一定間隔のビンの大きさを決定するものであり、A/D 変換器の分解能が量子化誤差に影響することがわかる。量子化誤差は A/D 変換器の分解能に依存しているといえる。

以上のことから、受信信号強度 RSSI を得るために A/D 変換、量子化をすること、つまり、RSSI 検出器の A/D 変換による量子化誤差に起因する距離誤差が距離推定精度の劣化、位置推定精度の劣化の要因となる。

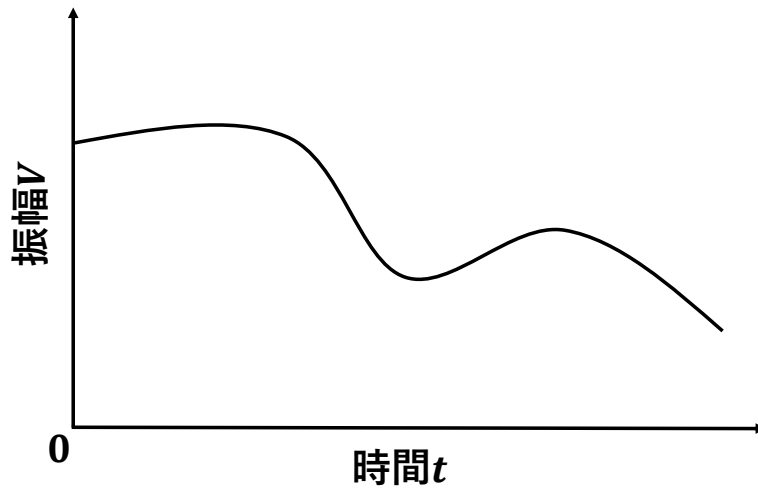


図 2.5: アナログ信号

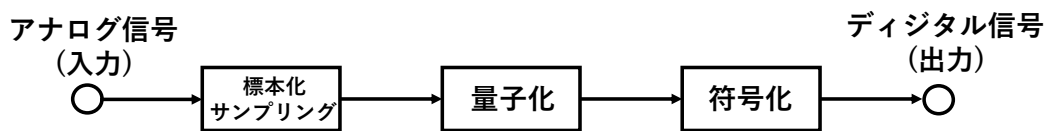


図 2.6: A/D 変換の一連の流れ

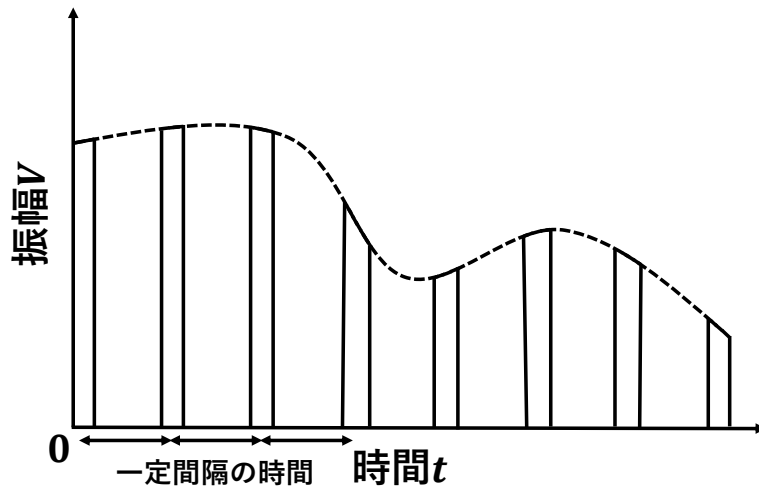


図 2.7: 標本化

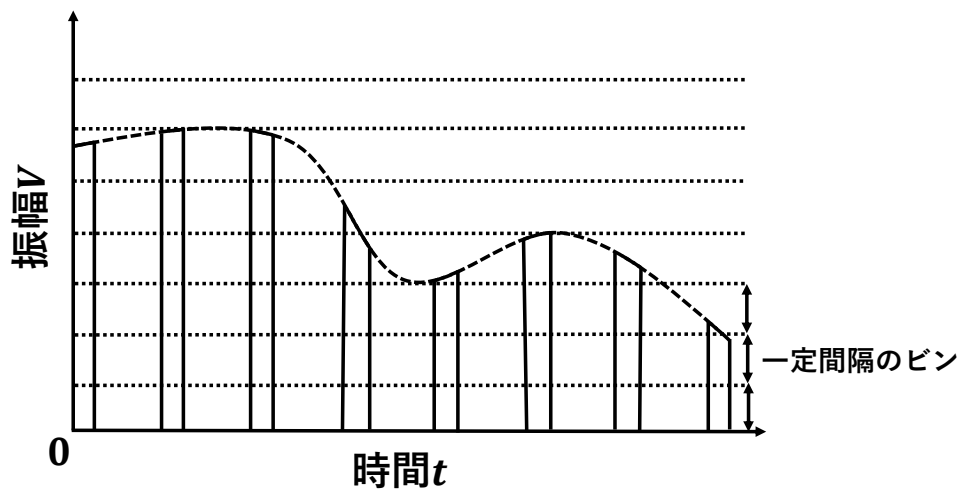


図 2.8: 量子化

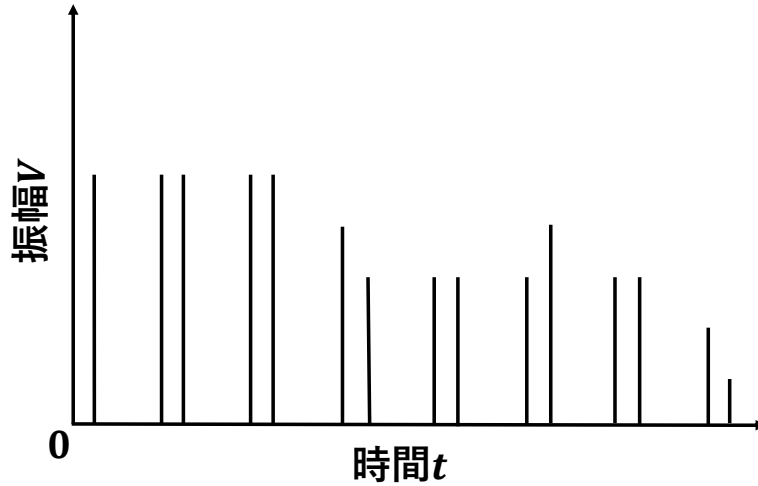


図 2.9: デジタル信号

2.3 確率共鳴現象

確率共鳴現象とは、適切な雑音加わることによって微弱な入力信号の検出性能が確率的に向上する非線形現象として知られている [27]-[31]。図 2.10 に確率共鳴現象の概念図を示す。線形現象では、入力信号に対して雑音の付加の増加と共に入力信号の検出性能は劣化する。しかし、非線形現象においては、入力信号に対して雑音の付加の増加とともに入力信号の検出性能は向上していき、適切な雑音の付加により検出性能が最大となる。そして、過度の雑音の付加とともに入力信号の検出性能は劣化していく。

さらに、確率共鳴現象の概念の理解を深めるためにしきい値系の確率共鳴現象について述べる。図 2.11 にしきい値系の確率共鳴現象についての概念図を示す。しきい値以下の微弱な信号が非線形系に入力されるとする。雑音付加がない場合では、微

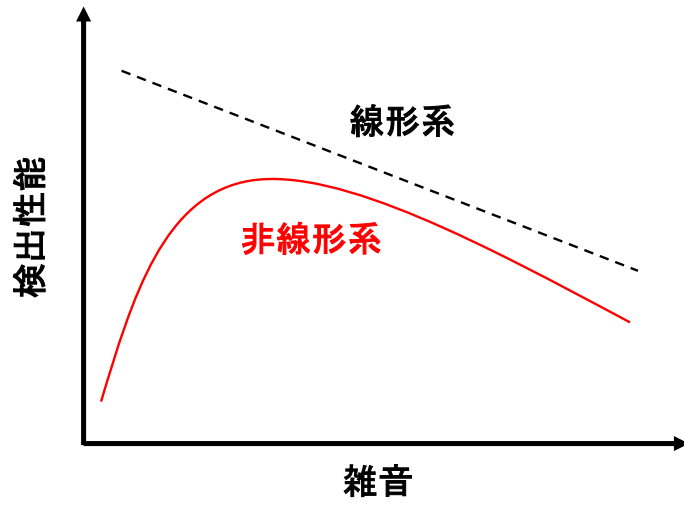


図 2.10: 確率共鳴現象の概念図

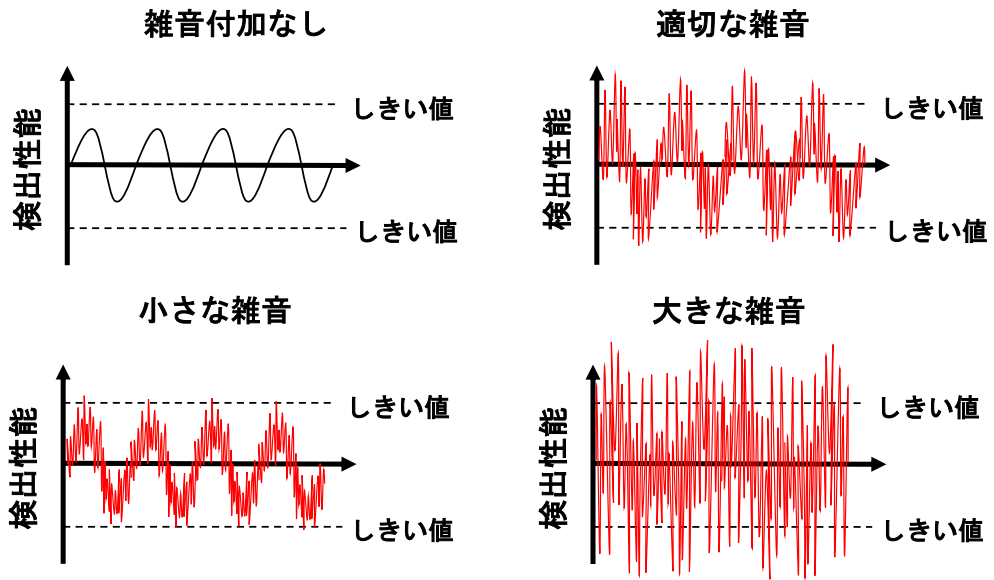


図 2.11: しきい値系の確率共鳴現象の概念図

弱な信号はしきい値を超えないため、非線形系は入力信号を検出することはできない。また、小さな雑音を付加した場合でも、微弱な信号はしきい値を超えることはできず、非線形系は入力信号を検出することはできない。しかし、適切な雑音を付加した場合、微弱な信号はしきい値を超えることができる。最大振幅にときに確率的にしきい値を超え、また、最小振幅のときは確率的にしきい値を超えていないことが分かる。つまり、適切な雑音を付加した場合、しきい値を超えることがない微弱な信号の特性を検出することができる。しかし、大きな雑音を付加した場合、微弱な信号の特性は雑音に埋もれてしまい、検出することはできなくなってしまう。

ここで、雑音を加えることで非線形系の検出性能が向上するメカニズム例を説明する。図2.11のように、例えば、任意のしきい値をもつ非線形系システムに信号が入力されているとし、信号はしきい値以下な微弱な信号と想定する。このとき、しきい値以下の微弱な入力信号であるために、システムはその入力信号を検出及び応答することができない。しかし、雑音を加えることで入力信号がゆらぎ、確率的にしきい値を超える信号となり、非線形系システムは微弱な信号を検出及び応答することが可能となる。しきい値以下の微弱な入力信号が確率的にしきい値を超えることで、多サンプリングにより微弱な入力信号の特性を導出することができる。非線形系システムでは、入力信号のみに依存して出力信号0及び1が判定されるため、微弱な信号がしきい値を超えることで、非線形系システムにより多くの信号を入力することができ、非線形系システムの出力信号0及び1の判定が統計的に分析することができ、検出性能が向上する。

次に、線形系システムと確率共鳴現象を用いた非線形系システムのシステムモデルの流れの違いを説明する。図2.12、2.13に線形系システムの一般的なシステムモデルを示す。また、図2.12に確率共鳴現象を用いた非線形システムの一般的なシステムモデルを示す。線形系システムでは、確率共鳴現象による雑音の付加がない方

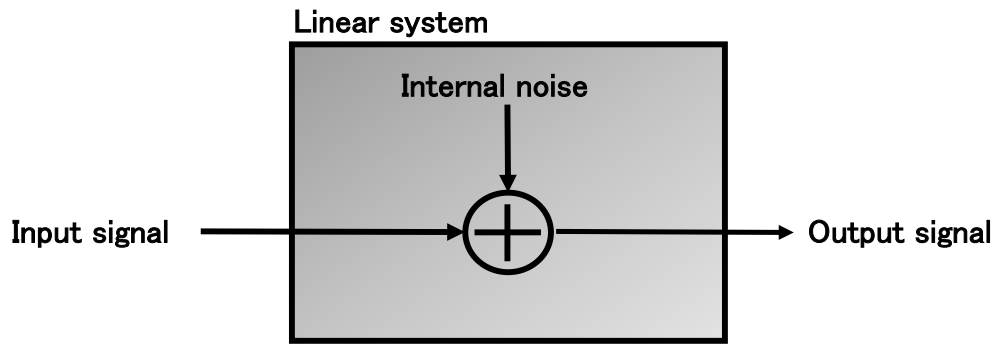


図 2.12: 線形系システムの流れ

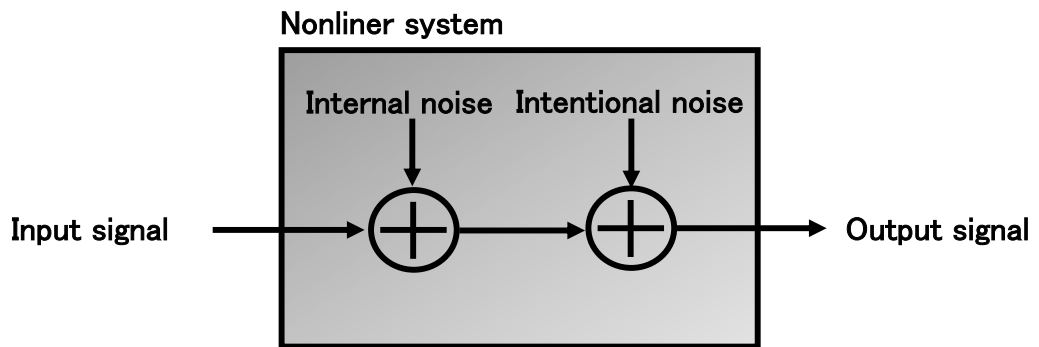


図 2.13: 確率共鳴現象を用いた非線形系システムの流れ

が検出性能は向上するので、入力信号へ内部雑音を加算され出力信号となる。一方で、非線形システムでは、確率共鳴現象のための雑音を意図的に付加するので入力信号へ内部雑音を加算されたものに、さらに、意図的な雑音を加算されて出力信号となる。

以上より、受信信号強度 RSSI は RSSI 検出器内の A/D 変換により量子化された測定値であるため、入力信号をしきい値、量子化レベルを意図的に超えさせるためにこの確率共鳴現象を利用し、多サンプリングにより入力信号の特性を導出する。

2.3.1 Dither 法

確率共鳴現象と似通った手法として Dither 法と呼ばれる手法がある。Dither 法とは、アナログ信号のデジタル信号に変換、つまり、A/D 変換の際に信号へ意図的に雑音を加え、量子化レベルに伴う量子化誤差の影響を低減させる手法として知られている [32]-[40]。デジタル信号の処理技術の一つであり、見かけ上のビット数、すなわち、A/D 変換器の見かけ上の分解能を増加させる目的として使用される。また、多サンプリングにより、量子化されていない入力信号の分布関数を導出することが可能となる。

ここで、音声処理における一般的な Dither 法について説明する。音声信号のように連続型のデータを処理する際、処理結果を記録可能なビット数に収めるために、連続型のデータに丸め込み処理を行う。その結果、離散型のデータは周期性を持った誤差が生じる。これが、人の耳では不自然な音の歪みとして聞こえてしまう。不自然な音の歪みを防ぐために、連続型のデータへ意図的に雑音を加え、離散型のデータに確率的な誤差を生じるように処理を行う。

さらに理解を深めるために、白黒画像を用いて Dither 法を説明する。図 2.14 のよ

うに、2値でしか表現することしかできないタイルを想定する。図2.14では、任意に0と1を割り当てているとする。ここで、0を白色、1を黒色として色彩すると、図2.15のように、白と黒でしかタイルは表現することができない。図2.15で示されたタイルは、一般的な白黒画像であると言える。ここで、一般的な白黒画像をより鮮明にするために、Dither法を用いるとする。第2.3章で述べたように、Dither法を用いることで確率的に0, 1の判定にあいまいさが生じるようになる。よって、図2.16のように、0と1の判定が確率的に変動し、白と黒の色彩の他にグレーを表現することができる。つまり、白、黒そしてグレーを用いた3色でタイルを彩ることが可能である。本来、2値でしか表現することができなかつたタイルが3色目を用いることが可能となっているので、これが、Dither法を用いたことによる見かけ上の分解能の増加である。

以上より、A/D変換、量子化の際に入力信号に対して意図的に雑音の付加する手法であるDither法を用いることにより、RSSI検出器のA/D変換による量子化誤差に起因する距離誤差の低減、すなわち、距離推定精度、位置推定精度の向上が見込まれる。このDither法を利用すべく、屋内における位置推定を行うために想定する環境、また、送受信機間の距離推定手法を提案する。

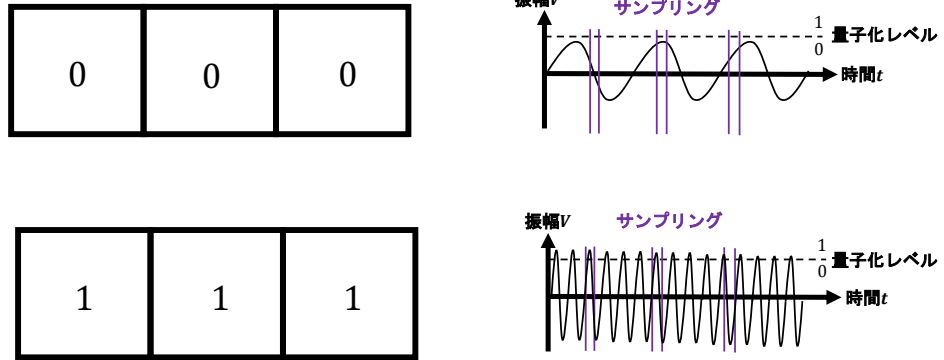


図 2.14: 0, 1 の割り当て

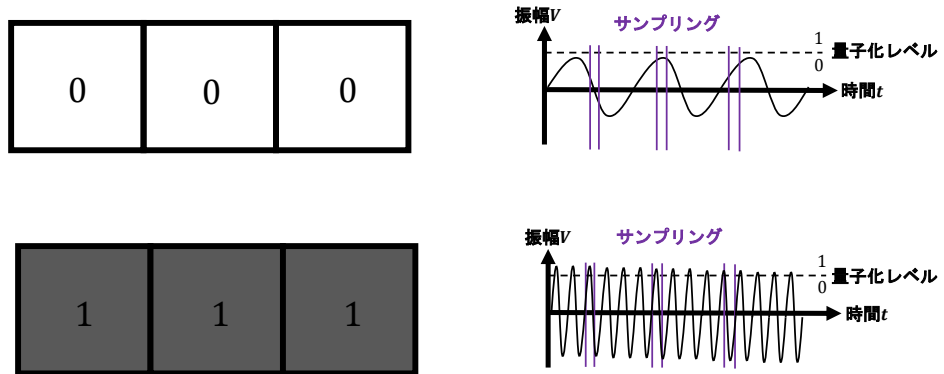


図 2.15: 一般的な白黒画像

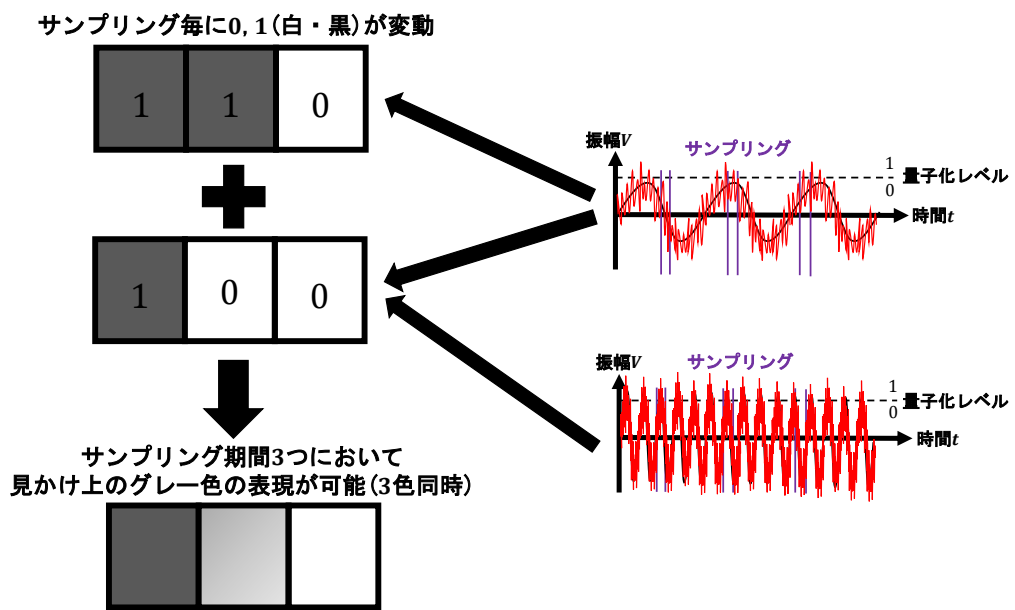


図 2.16: Dither 法を用いた白黒画像

第3章

提案手法

第3章では、本研究の提案手法について述べる。屋内における受信信号強度 RSSI を用いた測位手法では、その測定値を RSSI 検出器の A/D 変換器で量子化する際に発生する量子化誤差が測位性能の劣化の一因であった。本研究では干渉信号による Dither 法を用いて量子化誤差の影響を低減させ、位置推定性能を向上させる手法を提案する。

3.1 提案する測位システム

第3.1章では、本研究が屋内における位置推定を行うために提案するシステムについて述べる。第3.1.1章では、無線通信端末となるノードの配置について述べる。第3.1.2章では、受信信号強度 RSSI と送受信機間の距離の関係である伝搬路について述べる。第3.1.3章では、各ノードから送信される信号について述べる。第3.1.4章では、Dither 法を利用すべく利用した干渉信号の制御について述べる。

3.1.1 屋内での端末配置

図3.1に屋内におけるアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN を配置したレイアウトを示す。屋内には N 台のアンカーノード $AN_n (n = 1, 2, k, \dots, N)$,

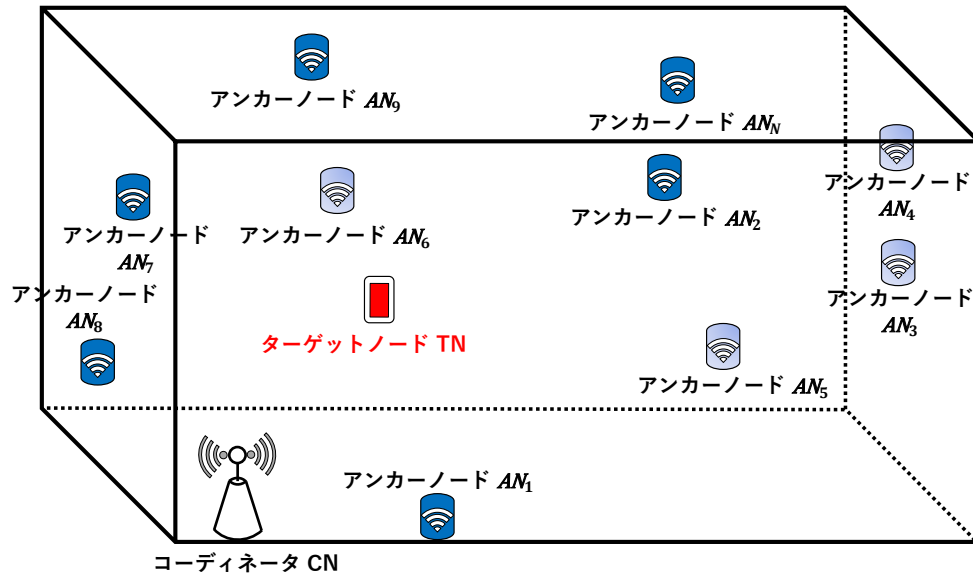


図 3.1: 屋内レイアウト

任意のターゲットノードと1台のコーディネータ CN が配置されているとする。ここで、 N 台のアンカーノード AN_n は屋内の側面及び天井それぞれに接して固定配置されているとする。これらのアンカーノード AN_n とコーディネータ CN を利用してターゲットノード TN の位置を推定する。

3.1.2 送受信機間の伝搬路と受信信号強度 RSSI

アンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間は全て見通し内伝搬であり、構造物によるシャドウイングの電波損失、及び任意のターゲットノード TN の移動によるマルチパス・フェージングの伝搬損失は考慮しない状況を想定する。伝搬路では距離に依存した伝搬損失のみを考慮する。本研究で用いたアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間における RSSI と距離の関係を式 (3.1) に示す。

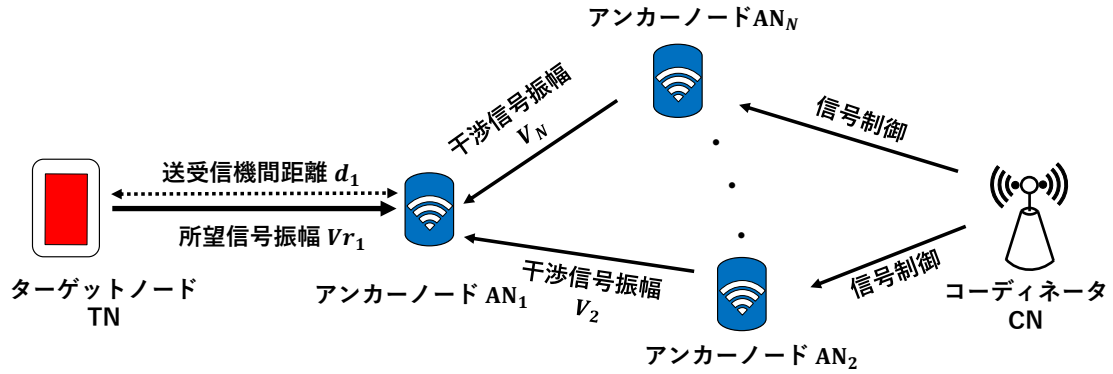


図 3.2: 測位システムモデル

$$RSSI \text{ [dBm]} = 10 \log_{10} c - 10 \times \eta \log_{10} d_n \text{ [m]} + 30. \quad (3.1)$$

ここで、 c はフリスの伝達公式中の定数、 η は伝搬損失係数、そして d_n は任意のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間の送受信機間距離を表す。上式はフリスの伝達公式を用いて導出している。詳細は付録 A で詳述しているが、さらに、単位を dBm となっていることに注意されたい。

3.1.3 送受信機間距離 d_n の推定システム

図 3.2 に本研究における距離の推定環境を示す。ここでは、 k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード TN 間の一対について図示されている。図 3.2 では、アンカーノード AN_1 が選択されている。測距を行うためにターゲットノード

TN から k 番目のアンカーノード AN_k に信号を送信する。この信号の信号振幅を所望信号振幅 $V_{rk}(n = 1, 2, \dots, N)$ とする。アンカーノード AN_k にはその所望信号振幅 V_{rk} 以外に次項で述べる干渉信号も到来する。この所望信号振幅 V_{rk} を推定することにより、 k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード TN 間の送受信機間距離 d_k を推定する。 k 番目のアンカーノード AN_k の送受信機間距離 d_k の推定距離が導出されたとき、新たに別のアンカーノード AN_n の送受信機間距離 d_n の距離推定を行う。アンカーノード AN_n の設置台数、すなわち、 N 本の送受信機間距離 d_n の推定を行う。

3.1.4 コーディネータ CN による干渉信号の制御

$N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に干渉信号を送信する。この干渉信号の信号振幅を干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ とする。ここで、コーディネータ CN は N 台のアンカーノード AN_n のそれぞれの位置が既知であるとする。そのため、コーディネータ CN により、 $N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される干渉信号を制御できるとする。 $N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ が従う分布の標準偏差を σ とする。本研究では、 $N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ を Dither 法にし適用する。

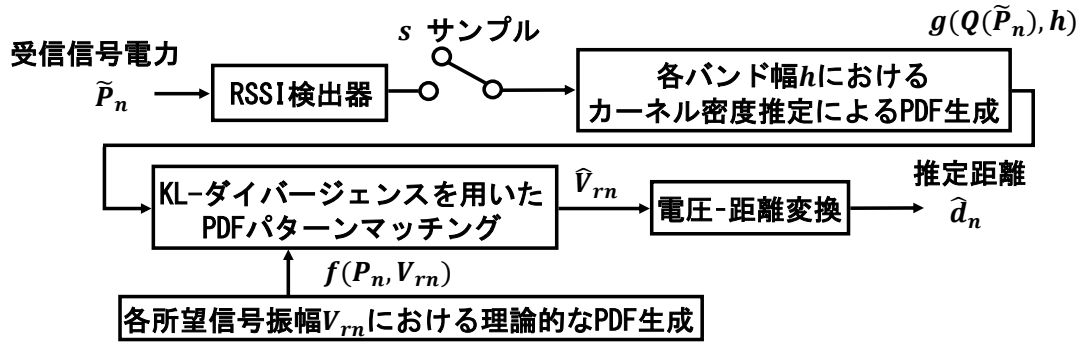


図 3.3: 距離推定手法

3.2 距離推定手法

本節では、アンカーノード AN_n とターゲットノード TN 間の距離推定手法について述べる。図 3.3 に想定環境における Dither 法を適用した距離推定手法の処理の流れを示す。各構成要素について順に示していく。

3.2.1 アンカーノード AN_n での受信信号電力 \tilde{P}_n

k 番目のアンカーノード AN_k では、任意のターゲットノード TN から送信される所望信号振幅 V_{rk} と $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n \{n \in N, n \neq k\}$ から送信される干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の和が受信される。つまり、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_k は式 (3.2) のように表すことができる。

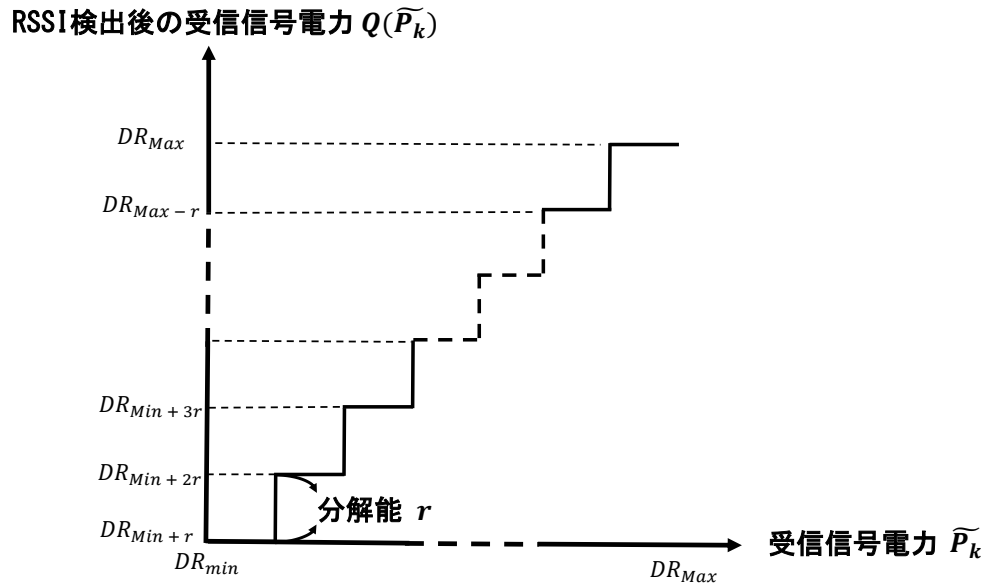


図 3.4: RSSI 検出器内の ADC による量子化

$$\tilde{P}_k = V_{rk} + \sum_{n=1\{n|N \neq n\}}^N V_n \text{ [dBm]}. \quad (3.2)$$

ここで、 $\tilde{}$ は観測値を表す。

3.2.2 RSSI 検出器による受信信号電力 \tilde{P}_n の量子化

図 3.4 に RSSI 検出器内の ADC による量子化の例を示す。 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_k は RSSI 検出器内の ADC の分解能 r により量子化される。 k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ は式 (3.3) のように表すことができる。

$$Q(\tilde{P}_k) \text{ [dBm]} = \begin{cases} DR_{Min+r} & (if\ DR_{Min} < \tilde{P}_k \leq DR_{Min+r}) \\ DR_{Min+2r} & (if\ DR_{Min+r} < \tilde{P}_k \leq DR_{Min+2r}) \\ \vdots & \\ DR_{Max} & (if\ DR_{Max-r} < \tilde{P}_k \leq DR_{Max}) \end{cases} . \quad (3.3)$$

ここで、 $Q(\cdot)$ は量子化演算子であり、 DR_{Min} 、 DR_{Max} はそれぞれ RSSI 検出器のダイナミックレンジの最小値 (DR_{Min} : Minimum Dynamic Range) と最大値 (DR_{Max} : Maximum Dynamic Range) である。また、 k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ の出力値の数は式 (3.4) のように表すことができる。

$$\text{Number of Output } Q(\tilde{P}_k) = \left\lfloor \frac{DR_{Min} - DR_{Max}}{r} \right\rfloor + 1. \quad (3.4)$$

k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ は式 (3.3), (3.4) で定義されたように離散値になる。

3.2.3 カーネル密度推定による観測値の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の生成

カーネル密度推定を用いて k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号の確率密度関数 (PDF : Probability Density Function) を生成する。カーネル密度推定とは、少ないサンプル数 s であっても滑らかで精度の高い確率密度関数を生成することができる手法であり、詳細は付録 B を参照されたい。本研究では、周辺のアンカーノード AN_n から干渉信号の振幅分布をなるべく少ないサンプル数 s で生成すべく、カーネル密度推定を利用していく。 k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後

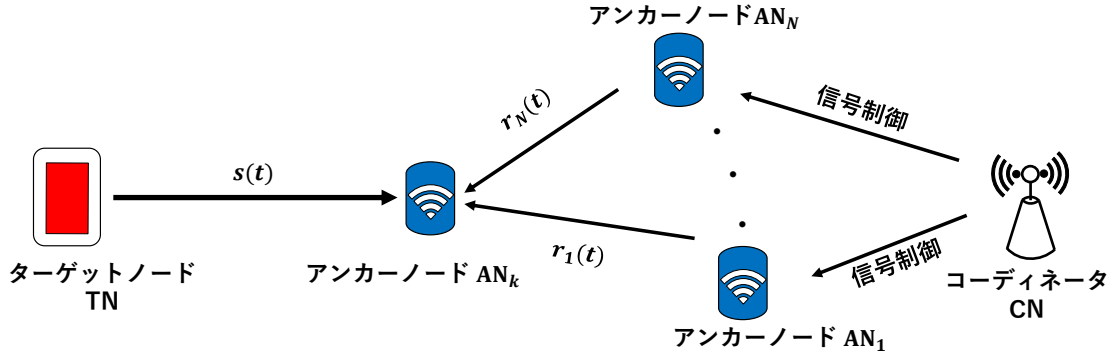


図 3.5: 到来信号のモデル

の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ を s サンプル用いることによって、受信信号の確率密度関数を生成する。カーネル密度推定を用いた k 番目のアンカーノード AN_k における確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ は式 (3.5) のように表すことができる。

$$g(Q(\tilde{P}_k), h) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}} \exp\left(-\frac{(\tilde{P}_k - Q(\tilde{P}_{ki}))^2}{2h^2}\right) \text{ [dBm]}. \quad (3.5)$$

ここで、 h はバンド幅、 \tilde{P}_k は k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力であり、 $Q(\tilde{P}_{ki})$ は k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後の i 番目のサンプリング時の受信信号電力 ($i = 1, 2, \dots, s$) である。

3.2.4 理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ のモデル化

k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_k についての理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ を導く. まずはじめに, k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電圧 \tilde{V} についての理論的な確率密度関数 $f(V, V_{rk})$ を導く. 図 3.5 に示すように, k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号は式 (3.6) のように表すことができる.

$$r(t) = s(t) + \sum_{n=1\{n \in N, n \neq k\}}^N r_n(t), \quad (3.6)$$

$$= \{V_{rk} + x(t)\} \cos(2\pi f_c t) - y(t) \sin(2\pi f_c t), \quad (3.7)$$

$$x(t) = \sum_{n=1\{n \in N, n \neq k\}}^N x_n(t), \quad (3.8)$$

$$y(t) = \sum_{n=1\{n \in N, n \neq k\}}^N y_n(t). \quad (3.9)$$

ここで, f_c は搬送波周波数である. また, $s(t)$, $r_n(t)$ はそれぞれ任意のターゲットノード TN と $N-1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n \{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k へ到来する信号であり, それぞれ式 (3.10), 式 (3.11) と表される.

$$s(t) = V_{rk} \cos(2\pi f_c t), \quad (3.10)$$

$$r_n(t) = x_n(t) \cos(2\pi f_c t) - y_n(t) \sin(2\pi f_c t). \quad (3.11)$$

$x_n(t)$ と $y_n(t)$ はそれぞれ受信信号における同相成分と直交成分を表している. これらを用いて式 (3.6) を変形する. $x_k(t)$, $y_k(t)$ の値が互いに独立で, 平均値 0, 分散 σ^2 の正

規分布に従うと仮定すると式(3.6)中の $N-1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号の和の項の確率密度関数は式(3.12)のように表すことができる。

$$p(x(t), y(t)) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x(t)^2 + y(t)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3.12)$$

ここで式(3.7)に表される $x'(t) = V_{rk} + x(t)$ とすると $x'(t)$ と $y(t)$ の結合確率密度関数 $p(x'(t), y)$ は、式(3.13)のように表すことができる。

$$p(x'(t), y(t)) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(x'(t) - V_{rk})^2 + y(t)^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (3.13)$$

k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電圧 V と位相 θ は、 $x'(t)$ と $y(t)$ を用いて、次のように表される。

$$\begin{aligned} V &= \sqrt{(V_{rk} + x(t))^2 + y(t)^2}, \\ \theta &= \tan^{-1} \frac{y(t)}{V_{rk} + x(t)}. \end{aligned} \quad (3.14)$$

k 番目のアンカーノード AN_k の受信信号電圧 V と位相 θ の確率密度関数 $p(V, \theta)$ は結合確率密度関数 $p(x'(t), y(t))$ を変数変換することで得られる。 $x'(t) = V \cos \theta$, $y(t) = V \sin \theta$ であるので、式(3.13)に代入すると式(3.15)を得ることができる。

$$p(V, \theta) = \frac{V}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{V^2 + V_{rk}^2 - 2VV_{rk} \cos \theta}{2\sigma^2}\right). \quad (3.15)$$

k 番目のアンカーノード AN_k の受信信号電圧 V に関する確率密度関数 $p(V)$ は式(3.15)を θ に関して 0 から 2π まで積分することで得ることができる。よって、任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k へ送信される信号振幅が所望信号振幅 V_{rk} であるという条件における k 番目のアンカーノード AN_k の受信信号電圧 V の理論的な確率密度関数 $f(V, V_{rk})$ は次式となる。

$$f(V, V_{rk}) = \frac{V}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{V_{rk}^2 + V^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{V_{rk}V}{\sigma^2}\right) [\text{V}]. \quad (3.16)$$

ここで、 σ は $N-1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される干渉信号の信号振幅である干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差であり、 I_0 は第一種0次変形ベッセル関数である。以上より、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電圧 V の理論的な確率密度関数 $f(V, V_{rk})$ は式 (3.16) のようにモデル化することができた。

次に k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 P_k についての理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ を導く。一変数における確率変数の変数変換を用いて、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電圧 \tilde{V} の理論的な確率密度関数 $f(V, V_{rk})$ から受信信号電力 P_k についての理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ を導く。一変数における確率変数の変数変換では、任意の確率変数の確率密度関数を目的の確率変数の積分範囲で積分することにより目的の確率変数の分布関数を導出する。その目的の確率変数の分布関数を目的の確率変数に関して微分することで、目的の確率変数の確率密度関数を導出することができる。 k 番目のアンカーノード AN_k における理論的な確率密度関数 $f(V, V_{rk})$ の確率変数である受信信号電圧 V を受信信号電力 P_k に変換する。受信信号電力 P_k と受信信号電圧 V との関係を

$$P_k = V^2 [\text{W}] \quad (3.17)$$

とすると、この関係から変数変換は次式となる。

$$\begin{aligned}
P_k &= V^2, \\
\frac{d}{dP}P_k &= \frac{d}{dV}V^2, \\
\frac{d}{dP} &= \frac{d}{dV}2V, \\
\frac{1}{2V} &= \frac{dP}{dV}.
\end{aligned} \tag{3.18}$$

式 (3.18) により, 任意の確率変数の積分範囲は $-\sqrt{P_k} \leq V \leq +\sqrt{P_k}$ であることが分かる. つまり, 目的の確率変数の分布関数 $F(P_k, V_{rk})$ は式 (3.19) のように表すことができる.

$$\begin{aligned}
F(P_k, V_{rk}) &= \int_{-\sqrt{P_k}}^{+\sqrt{P_k}} f(V, V_{rk})dV, \\
&= \int_{-\sqrt{P_k}}^0 f(V, V_r)dV + \int_0^{+\sqrt{P_k}} f(V, V_r)dV.
\end{aligned} \tag{3.19}$$

よって, k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_k についての理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ は式 (3.20) のように表すことができる.

$$\begin{aligned}
 f(P_k, V_{rk}) &= \frac{d}{dP_k} F(P_k, V_{rk}), \\
 &= \frac{d}{dP_k} \int_{-\sqrt{P_k}}^{+\sqrt{P_k}} f(V, V_{rk}) dV, \\
 &= \frac{d}{dP_k} \left(\int_{-\sqrt{P_k}}^0 f(V, V_{rk}) dV + \int_0^{+\sqrt{P_k}} f(V, V_{rk}) dV \right), \\
 &= \frac{d}{dP_k} \int_{-\sqrt{P_k}}^0 f(V, V_{rk}) dV \times \frac{dP_k}{dV} \frac{dV}{dP_k} \\
 &\quad + \frac{d}{dP_k} \int_0^{+\sqrt{P_k}} f(V, V_{rk}) dV \times \frac{dP_k}{dV} \frac{dV}{dP_k}, \\
 &= \frac{d}{dP_k} \int_{-\sqrt{P_k}}^0 f(V, V_{rk}) dP_k \times \frac{dV}{dP_k} \\
 &\quad + \frac{d}{dP_k} \int_0^{+\sqrt{P_k}} f(V, V_{rk}) dP_k \times \frac{dV}{dP_k}, \\
 &= \left(f(0, V_{rk}) - f(-\sqrt{P_k}, V_{rk}) \right) \times \frac{1}{-2\sqrt{P_k}} \\
 &\quad + \left(f(+\sqrt{P_k}, V_{rk}) - f(0, V_{rk}) \right) \times \frac{1}{+2\sqrt{P_k}}, \\
 &= f(-\sqrt{P_k}, V_{rk}) \times \frac{1}{+2\sqrt{P_k}} + f(+\sqrt{P_k}, V_{rk}) \times \frac{1}{+2\sqrt{P_k}}, \\
 &= \frac{1}{2\sqrt{P_k}} \left(f(-\sqrt{P_k}, V_{rk}) + f(+\sqrt{P_k}, V_{rk}) \right), \\
 &= \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{V_{rk}^2 + P_k}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{V_{rk}(-\sqrt{P_k})}{\sigma^2}\right) (P_k \leq 0), \\
 &\quad + \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{V_{rk}^2 + P_k}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{V_{rk}\sqrt{P_k}}{\sigma^2}\right) (P_k \geq 0) \text{ [W]}. \tag{3.20}
 \end{aligned}$$

ここで、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 P_k は $P_k \geq 0$ である。よって、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 P_k についての理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ は式 (3.21) のように表される。

$$f(P_k, V_{rk}) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{V_{rk}^2 + P_k}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{V_{rk}\sqrt{P_k}}{\sigma^2}\right) \text{ [W]}. \tag{3.21}$$

次に、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 P_k について受信信号電力 P_k を単位 [W] から単位 [dBm] に変換する。

$$P_k [\text{W}] = P_k \times 10^3 [\text{mW}] \quad (3.22)$$

であるので，単位 [W] と単位 [dBm] の単位変換は式 (3.23) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} P_k [\text{dBm}] &= 10 \log \frac{P_k \times 10^3 [\text{mW}]}{1 [\text{mW}]}, \\ P_k [\text{dBm}] &= 10 \log_{10} P_k [\text{W}] + 30, \\ P_k [\text{W}] &= 10^{\frac{P_k [\text{dBm}] - 30}{10}}. \end{aligned} \quad (3.23)$$

また，ヤコビアン（ヤコビ行列）を用いて， k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 P_k についての理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ の単位変換を行う [41]-[46]。一次元の一変数における単位変換であるので，ヤコビアン（ヤコビ行列）は式 (3.24) のように表すことができる。

$$|J| = \left[\frac{\partial P_k [\text{W}]}{\partial P_k [\text{dBm}]} \right] = 10^{\frac{P_k [\text{dBm}] - 40}{10}} \log_e 10 \quad (3.24)$$

よって，式 (3.21)，(3.23)，(3.24) から k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_k が単位 [dBm] での理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ は式 (3.25) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} f(P_k, V_{rk}) &= f(P_k [\text{W}], V_{rk}) \times |J| \\ &= \frac{10^{\frac{P_k - 40}{10}} \log_e 10}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{V_k^2 + 10^{\frac{P_k - 30}{10}}}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{V_{rk} \sqrt{10^{\frac{P_k - 30}{10}}}}{\sigma^2}\right) [\text{dBm}]. \end{aligned} \quad (3.25)$$

ここで、 P_k は k 番目のアンカーノード AN_k におけるターゲットノード TN からの受信信号電力、 V_{rk} は k 番目のアンカーノード AN_k における所望信号振幅、 σ は干渉信号を生成させる $N-1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差であり、 I_0 は第一種 0 次変形ベッセル関数である。

3.2.5 PDF パターンマッチングによる所望信号振幅 \hat{V}_{rn} の推定

PDF パターンマッチングでは、カルバック・ライブラー情報量 (KL-ダイバージェンス: Kullback-Leibler divergence) を用いる。KL-ダイバージェンスとは 2 つの確率分布の類似度を計る指標であり、詳細は付録 C を参照されたい。本研究では、図 3.3 で示した通り、ノード間の距離を意味する RSSI 検出器の受信信号電力 P_n から得られた観測値の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ と予め準備された様々な距離に値する受信信号電力 P_n を有する理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rn})$ とを本指標を用いて照合する。本研究ではカーネル密度推定より、離散値である k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ を用いて連続の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ を生成している。よって、連続確率分布における KL-ダイバージェンスの一般的な式 (C.1) を用いる。本研究における KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングは式 (3.26) によように表すことができる。

$$D_{KL} \left(g(Q(\tilde{P}_k), h), f(P_k, V_{rk}) \right) = \int_{-\infty}^{\infty} g(Q(\tilde{P}_k), h) \log \frac{g(Q(\tilde{P}_k), h)}{f(P_k, V_{rk})} dP_k. \quad (3.26)$$

ここで、 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ はカーネル密度推定による k 番目のアンカーノード AN_k における RSSI 検出後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ を s サンプル用いて生成した確率密度関数であり、 $f(P_k, V_{rk})$ は k 番目のアンカーノード AN_k における所望信号振幅 V_{rn} によ

る理論的な確率密度関数である。次に、所望信号振幅 V_{rk} の異なるいくつかの理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ を用いて、KL-ダイバージェンスが最も小さいときの所望信号振幅 V_{rk} を推定された推定所望信号振幅 \hat{V}_{rk} とする。つまり、推定所望信号振幅 \hat{V}_{rk} は式 (3.27) のように表すことができる。

$$\hat{V}_{rk} = \arg \min_{V_{rk}} D_{KL} \left(g(Q(\tilde{P}_k), h), f(P_k, V_{rk}) \right). \quad (3.27)$$

3.2.6 フリスの伝達公式による電圧-距離変換

フリスの伝達公式を用いた電圧-距離変換変換を行うことにより、 k 番目のアンカーノード AN_k における推定された所望信号振幅 \hat{V}_{rk} を用いて、 k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード TN との送受信機間の推定距離 \hat{d}_k を推定する。フリスの伝達公式についての詳細は付録 A を参照されたい。 k 番目のアンカーノード AN_k における推定された所望信号振幅 \hat{V}_{rk} を用いて、 k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード TN との送受信機間の推定距離 \hat{d}_k は式 (3.28) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} \hat{d}_k &= \sqrt{\frac{c}{\hat{P}_{rk}}}, \\ &= \sqrt{\hat{V}_{rk}^2}. \end{aligned} \quad (3.28)$$

ここで、 c はフリスの伝達公式中の定数とし、式 (A.7) である。

3.3 多辺測量を用いた位置推定

N 台のアンカーノード AN_n における N 個の推定距離 \hat{d}_n を用いた多辺測量によって位置推定を行う。アンカーノード AN_n の座標を (x_n, y_n) とする。また、任意のターゲットノード TN の座標を (x, y) とする。各アンカーノード AN_n における任意のターゲットノード TN との送受信機間距離 \hat{d}_n は式 (3.29) のように表すことができる。

$$\begin{aligned}
 (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 &= d_1^2, \\
 (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2 &= d_2^2, \\
 &\vdots \\
 (x - x_N)^2 + (y - y_N)^2 + (z - z_N)^2 &= d_N^2.
 \end{aligned} \tag{3.29}$$

式 (3.29) を展開し、左辺に一次式、右辺に二次式の項としてまとめると式 (3.30) のように表すことができる。

$$\begin{aligned}
 2(x_1 - x_N) + 2(y_1 - y_N) &= \\
 x_1^2 - x_N^2 + y_1^2 - y_N^2 + z_1^2 - z_N^2 + d_N^2 - d_1^2, \\
 2(x_2 - x_N) + 2(y_2 - y_N) &= \\
 x_2^2 - x_N^2 + y_2^2 - y_N^2 + z_2^2 - z_N^2 + d_N^2 - d_2^2, \\
 &\vdots \\
 2(x_{N-1} - x_N) + 2(y_{N-1} - y_N) &= \\
 x_{N-1}^2 - x_N^2 + y_{N-1}^2 - y_N^2 + z_{N-1}^2 - z_N^2 + d_N^2 - d_{N-1}^2.
 \end{aligned} \tag{3.30}$$

式 (3.30) を行列で表現すると、

$$\begin{aligned} AX &= B + V, \\ V &= AX - B \end{aligned} \tag{3.31}$$

となる。ここで、行列 X は任意のターゲットノード TN の座標に関する行列であり、

$$X = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \tag{3.32}$$

となる。また、行列 A 及び行列 B はそれぞれ一次式、二次式としてまとめた項の行列であり、

$$A = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_N) & 2(y_1 - y_N) & 2(z_1 - z_N) \\ 2(x_2 - x_N) & 2(y_2 - y_N) & 2(z_2 - z_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2(x_{N-1} - x_N) & 2(y_{N-1} - y_N) & 2(z_{N-1} - z_N) \end{bmatrix}, \tag{3.33}$$

$$B = \begin{bmatrix} x_1^2 - x_N^2 + y_1^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_N^2 + y_2^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_2^2 \\ \vdots \\ x_{N-1}^2 - x_N^2 + y_{N-1}^2 - y_N^2 + d_N^2 - d_{N-1}^2 \end{bmatrix} \tag{3.34}$$

となる。誤差ベクトル V を

$$V = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_N \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

と定義し，式(3.31)が最小となる任意のターゲットノードTNの座標を求めていく。
つまり，

$$\begin{aligned} 2A^TAX - 2A^TB &= 0, \\ A^TAX &= A^TB, \\ X &= (A^TA)^{-1}A^TB \end{aligned} \quad (3.36)$$

となる。

第4章

数値例

第4章では、計算機シミュレーションによる特性評価について述べる。提案手法の特性を把握すべく、第4.1章では距離推定手法のそれぞれの処理についての計算機シミュレーションによる特性評価、第4.2章では距離推定性能についての計算機シミュレーションによる特性評価、第4.3章では位置推定についての計算機シミュレーションによる特性評価について順に述べる。

4.1 距離推定の各信号処理過程における例

第4.1章では、距離推定手法の計算機シミュレーションによる特性評価について述べる。第4.1.1章では、 k 番目のアンカーノード AN_k で受信された受信信号電力 \tilde{P}_k [dBm] の例について述べる。第4.1.2章では、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] を RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] により量子化された例について述べる。第4.1.3章では、カーネル密度推定により生成された観測値による確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性の例について述べる。第4.1.4章では、様々な所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさにより生成される理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の特性の例について述べる。最後に第4.1.5章では、KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングの例について述べる。距離推定の各信号処理過程における

結果の数値例をまとめており、各数値例をもとに順に詳細に述べていく。

4.1.1 アンカーノード AN_n での受信信号電力 \tilde{P}_n

図 4.1 に、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_k [dBm] の結果の例を示す。 k 番目のアンカーノード AN_k には、任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された所望信号振幅 V_{rk} [dBm] と $N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ が受信される。図 4.1 では、任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された所望信号振幅 V_{rk} [dBm] の大きさは -42 [dBm] であり、 $N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ の大きさは 0.00008 [V] である。サンプル数 $s = 100$ の受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] を観測した。 $N - 1$ 台のアンカーノード $ANn\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ により、受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] の大きさが変動していることが確認できる。

4.1.2 RSSI 検出器による受信信号電力 \tilde{P}_n の量子化

図 4.2 に、 k 番目のアンカーノード AN_k における観測された受信信号電力 \tilde{P}_k [dBm] を RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] により量子化された結果の例を示す。ここで、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r = 5$ [dB] を用いた。RSSI 検出器内の ADC の分解能による k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] の量子化について、式 (3.3) を用いた。RSSI 検出器後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_n)$ [dBm] は RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] により量子化されたのが確認できる。

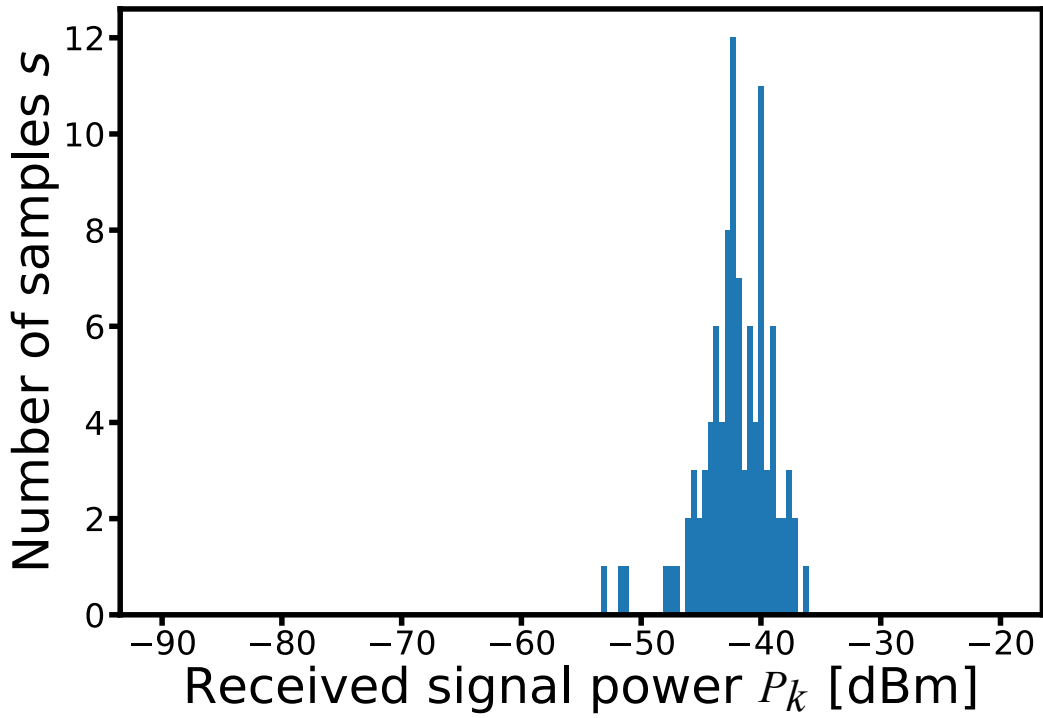


図 4.1: 受信信号電力 \tilde{P}_k , $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$

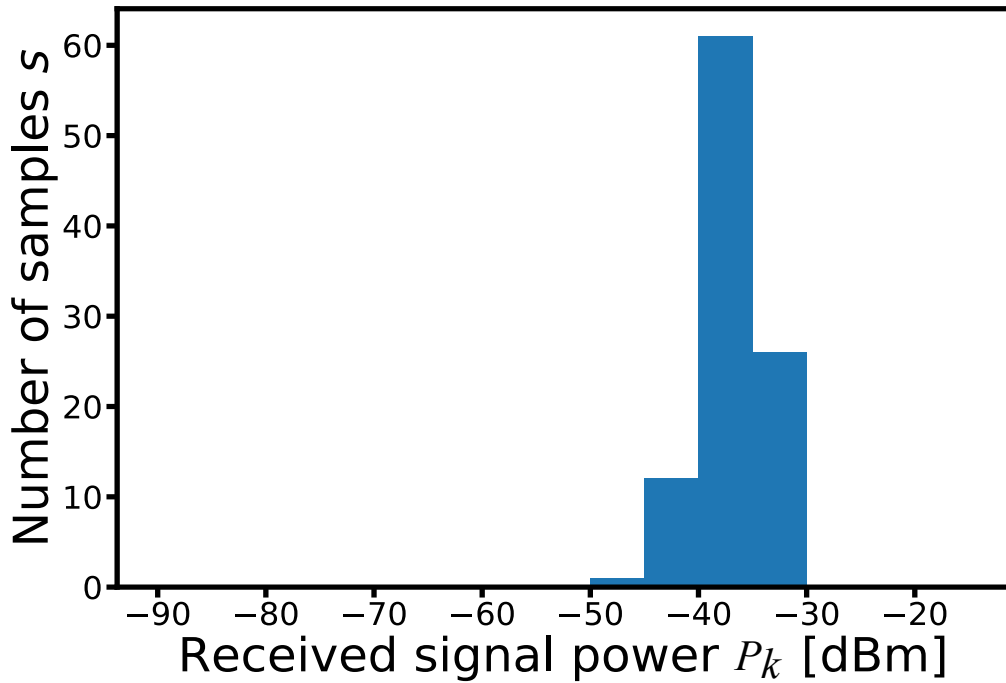


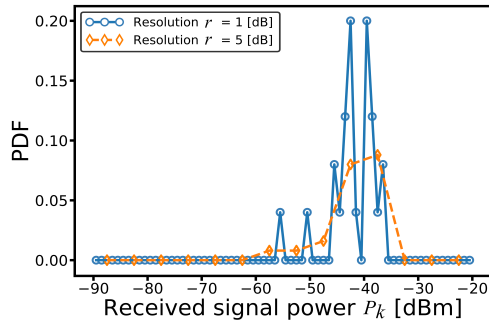
図 4.2: RSSI 検出器後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$,
 $r = 5[\text{dB}]$

4.1.3 カーネル密度推定による観測値の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の生成

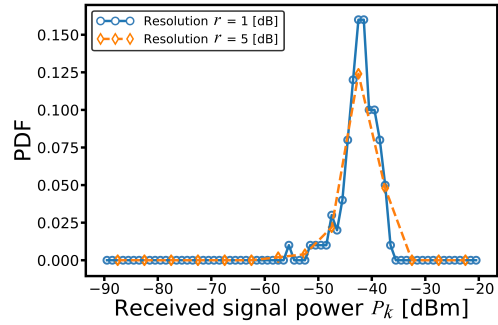
図 4.3a, 4.3b, 4.3c, 4.3d に、カーネル密度推定を用いなかった場合とカーネル密度推定を用いた場合のそれぞれの確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k))$, $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の結果の例を示す。図 4.3a, 4.3b のようにカーネル密度推定を用いていない場合、確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k))$ の特性は RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ の大きさに依存していることが確認できる。また、確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k))$ の特性はサンプル数 s の増減により大きく影響を受けていることが確認できる。一方、図 4.3c, 4.3d のようにカーネル密度推定を用いた場合、確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の特性は RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ の大きさに依存することなく滑らかな曲線であることが確認できる。また、確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の特性はサンプル数 s の増減による影響を軽減されていることが確認できる。つまり、カーネル密度推定を用いることにより、RSSI 検出器内の ADC の分解能の大きさ $r[\text{dB}]$ に依存してしまう観測された受信信号電力 $\tilde{P}_k[\text{dBm}]$ の量子化による確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の特性の劣化を防ぐことができる。さらに、サンプル数 s を増加させることなく確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の特性を得ることができる。

4.1.4 理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ のモデル化

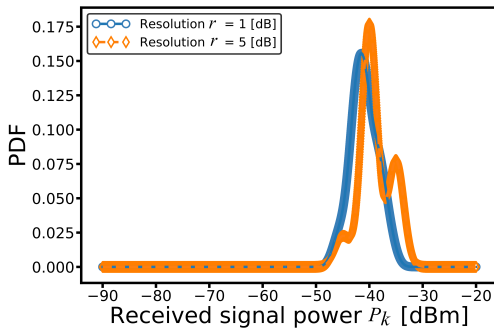
図 4.4 に理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の結果の例を示す。図 4.4 は任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ がそれぞれ所望信号振幅 $V_{rk} = -50, -40, -30[\text{dBm}]$ のときの結果である。所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ が小さいほど、理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ のピーク値と所望信



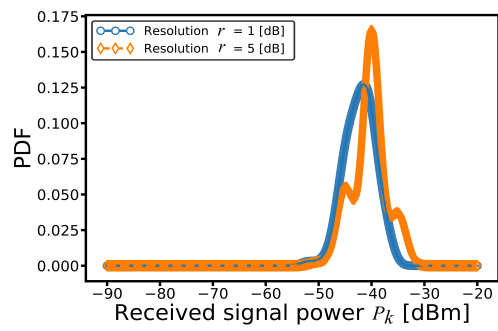
(a) 確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k))$, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 25$



(b) 確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k))$, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$



(c) カーネル密度推定による確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 25$, $h = 0.5$



(d) カーネル密度推定による確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[\text{V}]$, $s = 100$, $h = 0.5$

図 4.3: 各信号処理過程における数値例

号振幅 V_{rk} [dBm] の大きさと異なることが確認できる。また、理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ の特性は滑らかな曲線になっていることが確認できる。一方で、所望信号振幅 V_{rk} [dBm] が大きいほど、理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ のピーク値が所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさに近づいていることが確認できる。また、理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$ の特性は鋭い曲線になっていることが確認できる。よって、これらの理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の特性の変化は任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された所望信号振幅 V_{rk} [dBm] の大きさと $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の大きさによるものであることが確認できる。

4.1.5 PDF パターンマッチングによる所望信号振幅 V_{rn} の推定

図 4.5 に KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングの結果の例を示す。図 4.5 は、任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された所望信号振幅 V_{rk} [dBm] の大きさは -42 [dBm] であり、 $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の大きさは 0.00008 [V] である。また、カーネル密度推定を用いた RSSI 検出器後の受信信号電力 $Q(\tilde{P}_k)$ [dBm] による確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の特性を正確に得るためにサンプル数 $s = 100$ とした。さらに、KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングが正確に計算されるように、PDF パターンマッチングのための理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の所望信号振幅 V_{rn} [dBm] を十分に準備をした。カーネル密度推定を用いて確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ の特性を生成するためのバンド幅 h の値を変化させた。図 4.5 から、KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングでは

最小となる KL-ダイバージェンスの値があることが確認できる。つまり、KL-ダイバージェンスの値が最小値となる点で k 番目のアンカーノード AN_k における観測された受信信号電力 \tilde{P}_k [dBm] から生成した確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_k), h)$ が理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ との確率密度関数の特性の誤差が最も小さくなっていることが確認できる。

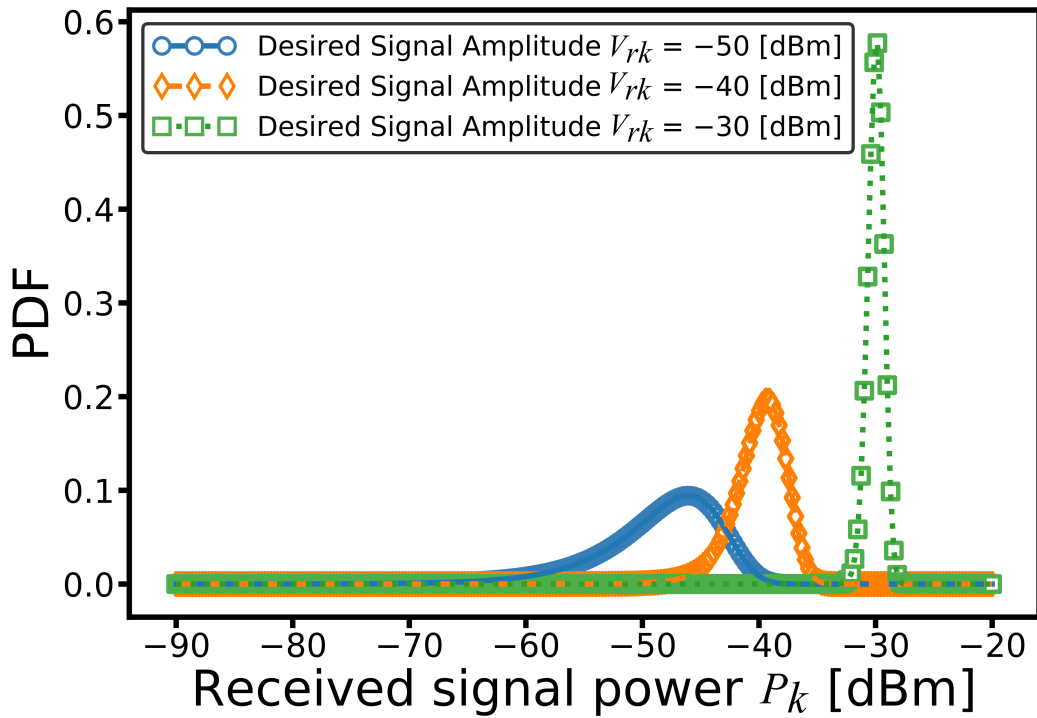


図 4.4: 理論的な確率密度関数 $f(P_k, V_{rk})$, $\sigma = 0.00008[V]$

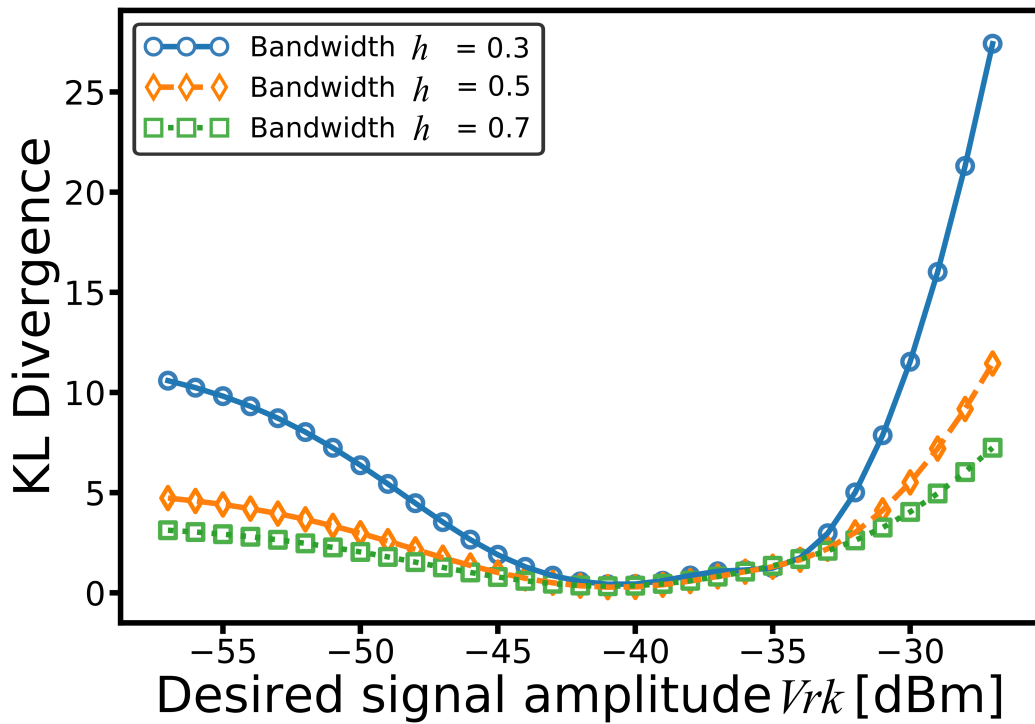


図 4.5: KL-ダイバージェンスの結果, $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, $\sigma = 0.00008[V]$, $s = 100$, $r = 5[\text{dB}]$, パターンマッチング $V_{rk} = \text{真値} \pm 15[\text{dBm}]$, 増加分 = 1.0

4.2 距離推定の評価

第4.2章では、距離推定の計算機シミュレーションによる特性評価について述べる。第4.2.1章では、距離推定の評価指標の定義について述べる。第4.2.2章では、距離推定手法の評価を行うために設定したシミュレーションパラメータについて述べる。第4.2.3章では、距離推定におけるシミュレーション結果について述べる。

4.2.1 評価指標の定義

評価指標として次式で定義する平均距離推定誤差 \bar{e} を用いる。

$$\bar{e} = \frac{\sum^M |\hat{d}_n - d_n|}{M} \text{ [m]}. \quad (4.1)$$

ここで、 M は k 番目のアンカーノード AN_k における観測された受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] から生成した確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の推定を行った回数、つまり、距離推定における試行回数である。また、 \hat{d}_n [m] は k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード TN との送受信機間における推定距離であり、 d_n [m] は k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード TN との送受信機間における真の距離である。

4.2.2 距離推定の評価のパラメータ設定

表4.1に、提案された距離推定手法の評価を行うために設定したシミュレーションパラメータ諸元を示す。任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信された所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさについて述べる。RSSI 検出器内の ADC の任意の分解能 $r = 5$ [dB] を用いた場合、ある範囲の量子化レベル内における量子化による変化の評価を行うために所望信号振幅 V_{rn} [dBm] を -44 , -43 , -42 ,

-41, -40[dBm] と設定した。サンプル数 s については、距離推定の評価が行える十分なサンプリングに設定した。RSSI 検出器のダイナミックレンジについては、 k 番目のアンカーノード AN_k における観測された受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] から生成した確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ と理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の特性が十分に得られるように設定した。任意の所望信号振幅 V_{rn} [dBm] が -42[dBm] における RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] を変化させた場合の距離推定の評価を行うために、RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] を 1, 2, 3, 4, 5[dB] と設定した。KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングが十分に計算され、KL-ダイバージェンスが最も小さいときの推定所望信号振幅 V_{rn} の導出に劣化が生じないように、バンド幅 h とパターンマッチングのための所望信号振幅 V_{rn} [dBm] を設定した。フリスの伝達公式の定数 c については、所望信号振幅 V_{rn} が -60[dBm] のときに任意のターゲットノード TN と k 番目のアンカーノード AN_k の送受信機間の距離 d が 1[m] となるような 1.0×10^{-9} と設定した。同様に、所望信号振幅 V_{rn} が -70[dBm] のときに任意のターゲットノード TN と k 番目のアンカーノード AN_k の送受信機間の距離 d が 10[m] となるような 1.0×10^{-8} と設定した。試行回数 M [回] についても、距離推定の評価が行える十分な値に設定した。

表 4.1: シミュレーションパラメータ諸元

所望信号振幅 [dBm]	V_{rn}	-44, -43, -42, -41, -40 -73, -67
サンプル数	s	25, 50, 100, 200
干渉信号振幅の分散 [V]	σ	各結果の図のパラメータ
RSSI 検出器のダイナミックレンジ [dBm]	DR_{min}	-65, -90
	DR_{max}	-20
RSSI 検出器の分解能 [dB]	r	5, 4, 3, 2, 1
バンド幅	h	0.1~1.0, 刻み 0.1
パターンマッチングのための 所望信号振幅 [dBm]	V_{rn}	真値 $V_{rn} \pm 15$, 刻み 0.10
フリスの伝達公式中の定数	c	1×10^{-9} , 1×10^{-8}
試行回数	M	500

4.2.3 距離推定の評価のシミュレーション結果

図 4.6, 4.7, 4.8 にそれぞれ $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n \{n \in N, n \neq k\}$ から送信された干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ を変化させた場合における, 距離推定手法によって推定された推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果を示す. Dither 法を適用した距離推定では, 加える干渉信号の度合いである $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ に距離推定精度は依存する. 図 4.6 は任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k へ送信される所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ を変化させたときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果である. また, 図 4.7 では, 任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k へ送信される所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ が一定値の場合における, RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ を変化させたときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果である. さらに図 4.8 では図 4.6, 4.7 で用いた所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ をさらに変化させている. 特に, 図 4.8c, 4.8d では第 4.3 節の位置推定の特性評価で想定した屋内環境に合わせた所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ を設定した. 具体的には, 図 4.8c では, 屋内の中心部から壁の角までの距離に相当する所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ であり, 任意のターゲットからの所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ の大きさは $-73[\text{dBm}]$ である. また, 図 4.8d では, 屋内の中心部から壁の角までの距離の半分の距離に相当する所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ であり, 任意のターゲットからの所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ の大きさは $-67[\text{dBm}]$ である.

この干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の影響を評価すべく, 図 4.6a に, $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ の結果を示す. 図 4.6a は, RSSI 検出器の分解能 $r[\text{dB}]$ を $5[\text{dB}]$ と任意の値に固定し, 任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k へ送信される所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ を変化させたときの推定

距離 \hat{d}_n [m] を調査するための結果の一つである。サンプル数 s の増加とともに平均推定距離誤差 \bar{e} [m] の変動は軽減していることが確認できる。これは、サンプル数 s の増加によって、受信信号電力 $Q(\tilde{P}_n)$ [dBm] から生成された受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が変動しなくなり、試行回数毎に似通った受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性を生成しているためである。また、サンプル数 s が小さいほど、平均推定距離誤差 \bar{e} [m] の変動が大きいのは、任意のターゲットノード TN から送信された所望信号振幅 $V_{rn} = -44$ [dBm] に対して、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r = 5$ [dB] による量子化が最も大きく、また、隣接する量子化レベルに近いからである。そのため、サンプル数 s が小さいほど、試行回数毎の受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が変動しやすいことが確認できる。平均推定距離誤差 \bar{e} [m] が最小値となる点において、受信信号電力 $Q(\tilde{P}_n)$ [dBm] から生成された受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が任意のターゲットノード TN から送信された所望信号振幅 $V_{rn} = -44$ [dBm] の理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の特性と比較し、KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングにおいて最も確率密度関数が似通っていることが確認できる。従来手法では、任意のターゲットノード TN から送信された所望信号振幅 $V_{rn} = -44$ [dBm] を RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] により量子化し距離を導出している。今回、従来手法における距離誤差は 0.058 [m] である。提案手法と従来手法と比較すると、提案手法の方が平均推定距離誤差 \bar{e} [m] が小さくなっていることが確認できる。よって、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r = 5$ [dB] であり、任意のターゲットノード TN から送信された所望信号振幅 $V_{rn} = -44$ [dBm] であるとき、提案された距離推定手法を用いた方が有効であることが確認できる。

次に、任意のターゲット TN と k 番目のアンカーノード AN_k との距離に相当する所望信号振幅 V_{rn} [dBm] が変化したときの特性を確認する。図 4.6a, 4.6b, 4.7a,

4.8a 及び 4.8b に結果を示す. 図 4.6a についてはすでに述べた. 図 4.6b について, $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ の結果を示す. 任意のターゲットノード TN から送信される所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ の大きさは $-43[\text{dBm}]$ である. サンプル数 s の増加とともに平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が小さくなっていることが確認できる. これは, サンプル数 s の増加によって, 受信信号電力 $Q(\tilde{P}_n)[\text{dBm}]$ から生成された受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が向上していることが確認できる. $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$ が小さすぎると, k 番目におけるアンカーノード AN_k の受信信号電力 $\tilde{P}_n[\text{dBm}]$ が RSSI 検出内の ADC の分解能 $r = 5[\text{dB}]$ による任意の量子化レベル内に全て検出されるようになり, 従来手法と変わらない性能となる. また, $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$ が大きすぎると, 任意のターゲットノード TN から送信された所望信号振幅 $V_{rn} = -43[\text{dBm}]$ に対して, k 番目におけるアンカーノード AN_k の受信信号電力 $\tilde{P}_n[\text{dBm}]$ が RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r = 5[\text{dB}]$ による任意の隣接する量子化レベルのその隣の量子化レベルにも検出されるようになり, 受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が劣化するため, 従来手法より平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が増加していることが確認できる. 平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が最小値となる点において, 受信信号電力 $Q(\tilde{P}_n)[\text{dBm}]$ から生成された受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が任意のターゲットノード TN から送信された所望信号振幅 $V_{rn} = -43[\text{dBm}]$ の理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の特性と比較して, KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングにおいて最も確率密度関数が似通っていることが確認できる. 図 4.6a における, 平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が最小値となった $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$

の値に対して，図 4.6b における平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が最小値となった $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値は小さくなっていることが確認できる．これは，図 4.6a, 4.6b の所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ がそれぞれ $-44, -43[\text{dBm}]$ に対して，RSSI 検出器のダイナミックレンジが最小値 $DR_{min} = -65$ ，最大値 $DR_{max} = 20[\text{dBm}]$ であり，RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r = 5[\text{dB}]$ である RSSI 検出器において，式 (3.3) を用いた量子化を行っていることで，平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が最小値となる $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値が変化していることが確認できる．

図 4.7a に， $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ の結果を示す．図 4.7a の結果では，図 4.6b と同様な考察ができる結果が得られた．サンプル数 s の増加による平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ の減少， $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ が小さいとき，従来手法と同等な量子化となること， $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ が大きいとき，受信信号の確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性が劣化してしまうことが確認できる．さらに，平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が最小値となる点において，最適な $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値がさらに小さくなっていることが確認できる．

次に RSSI 検出器の分解能 $r[\text{dB}]$ の影響を確認すべく，任意のターゲット TN から k 番目のアンカーノード AN_k へ送信される所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ を $-42[\text{dBm}]$ と固定したときの結果を示す．図 4.7 に所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ を $-42[\text{dBm}]$ と固定したときの結果をまとめる．図 4.7b, 4.7c, 4.7d 及び 4.7e に， $N - 1$ 台のアンカーノード

ド $\text{ANn}\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ の結果をそれぞれ示す。RSSI 検出器の分解能 $r[\text{dB}]$ の大きさを変化させたときの結果である。平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が最小値となる点において、最適な $N-1$ 台のアンカーノード $\text{ANn}\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値が確認できる。また、任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ が $-42[\text{dBm}]$ であり、RSSI 検出器内の ADC の分解能 r がそれぞれ 4, 3, 2[dB] であるので、RSSI 検出器のダイナミックレンジが最小値 $DR_{min} = -65$, 最大値 $DR_{max} = 20[\text{dBm}]$ であり、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ がそれぞれ 4, 3, 2[dB] である RSSI 検出器において、式 (3.3) を用いた量子化を行っていることで、平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が最小値となる $N-1$ 台のアンカーノード $\text{ANn}\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値はあまり変化していないことが確認できる。

図 4.7e に、 $N-1$ 台のアンカーノード $\text{ANn}\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ の結果を示す。任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ が $-42[\text{dBm}]$ であり、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ が 1[dB] であるため、従来手法の平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ は生じない。提案手法においては、サンプル数 s の増加とともに、平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が減少していることが確認できる。また、平均推定距離誤差 $\bar{e}[m]$ が最小値となった $N-1$ 台のアンカーノード $\text{ANn}\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値は、図 4.6a の最適な干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値と比べ、かなり小さくなっていることが確認できる。これは、任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノード AN_k に送信される所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ の大きさが同じでも、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ による量子化が異なると、 $N-1$ 台のアンカーノード $\text{ANn}\{n \in N, n \neq k\}$

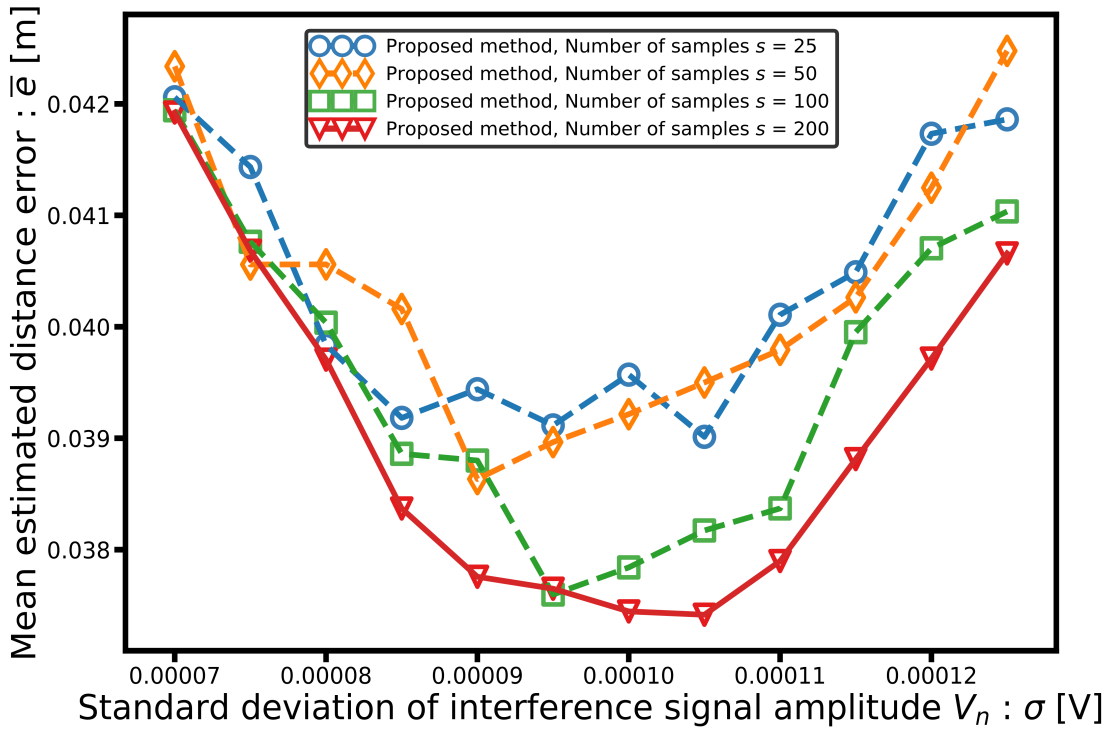
からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の最適な値が変化することが確認できる。また、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ が $1[\text{dB}]$ であるため、 k 番目のアンカーノード AN_k における受信信号電力 \tilde{P}_n の量子化による受信信号電力 \tilde{P}_n の出力誤差が小さくなり、結果として、平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が小さくなっていることが確認できる。

図 4.8a に、 $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ の結果を示す。図 4.8a は、任意のターゲット TN と k 番目のアンカーノード AN_k との距離に相当する所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ が変化したときの特性を評価するための結果である。任意のターゲットノード TN から送信される所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ の大きさは $-41[\text{dBm}]$ である。平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が最小値となる点において、最適な $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値があることが確認できる。また、最適な $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値は、図 4.7a~4.7e における、最適な $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値に比べ、大きな値となっていることが確認できる。これは、単に任意のターゲットノード TN から k 番目のアンカーノードへ送信される所望信号振幅 V_{rn} の大きさが増加したため、それに伴い、最適な $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値も増加していると考えられる。

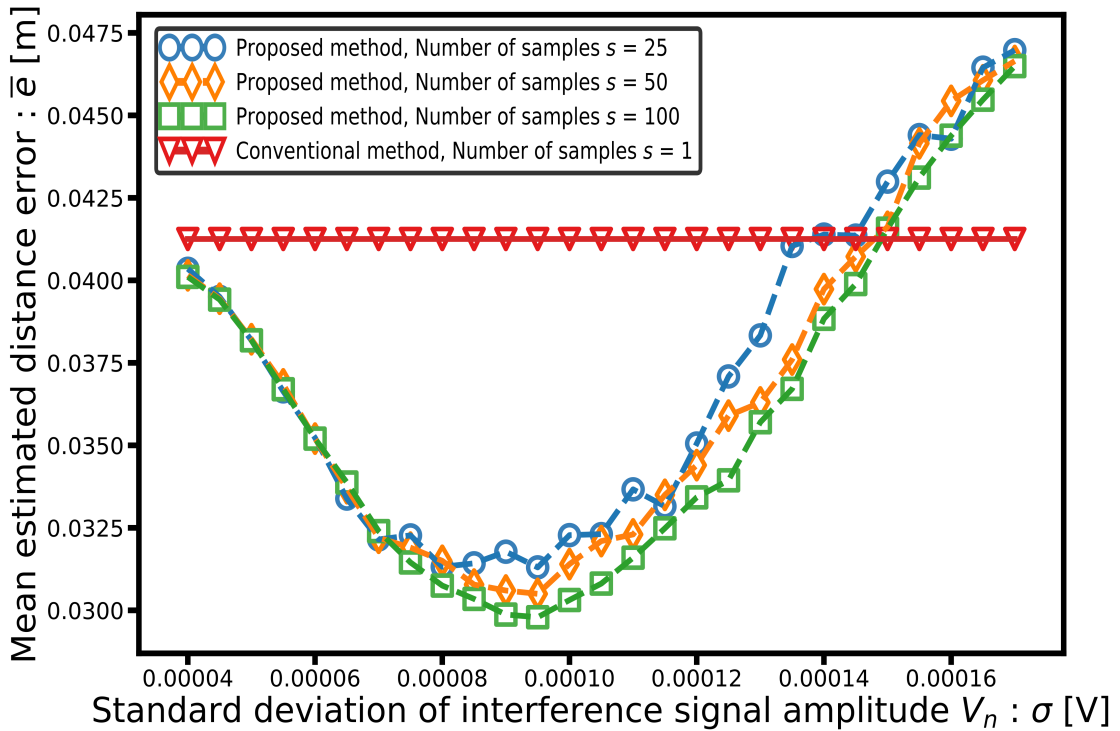
図 4.8b に、 $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ 対平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ の結果を示す。図 4.8a と同じく、任意のターゲット TN と k 番目のアンカーノード AN_k との距離に相当する所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ が変化したときの特性を評価するための結果である。任意のター

ゲットノード TN から送信される所望信号振幅 V_{rn} の大きさは $-40[\text{dBm}]$ である。所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ の大きさが $-40[\text{dBm}]$ であり、RSSI 検出器の分解能 $r[\text{dB}]$ の大きさが $5[\text{dB}]$ であるため、所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ は量子化レベル上で量子化される。そのため、サンプル数 s を増加させ受信信号電力 $Q(\tilde{P}_n)$ から生成した確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の精度を上げることで、平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ の結果の特性を得ることはできない。所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ を RSSI 検出器の分解能 $r[\text{dB}]$ によって量子化を行うが、所望信号振幅 $V_{rn}[\text{dBm}]$ が量子化レベル上と一致しているため、最適な $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$ の値の大きさは図 4.8a と比べかなり変化していることが確認できる。

最後に、図 4.8c, 4.8d では、屋内の中心部から壁の角までの距離とその半分の距離に相当する所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ の大きさのときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ に関する平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ の結果を示している。所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ の大きさはそれぞれ $-73, -67[\text{dBm}]$ としている。平均推定距離誤差 $\bar{e}[\text{m}]$ が最小となる $N - 1$ 台のアンカーノード $\text{AN}n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$ の最適な値がそれぞれ存在することが確認できる。第 4.3 章では、この干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[\text{V}]$ の最適な値を用いて位置推定の評価を行う。

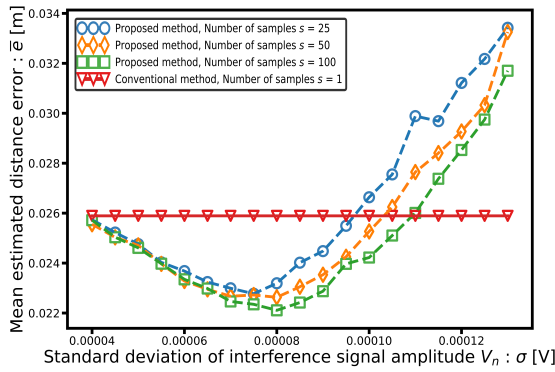


(a) 所望信号振幅 $V_{rk} = -44$ [dBm], 分解能 $r = 5$ [dB], 従来誤差 0.058[m]

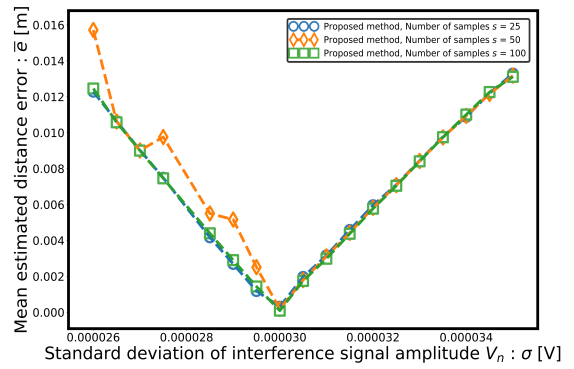


(b) 所望信号振幅 $V_{rk} = -43$ [dBm], 分解能 $r = 5$ [dB]

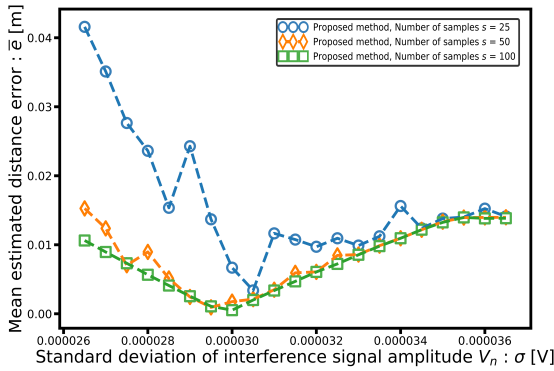
図 4.6: 所望信号振幅 V_{rk} [dBm] を変化させたときの推定距離 \hat{d}_n [m] の結果



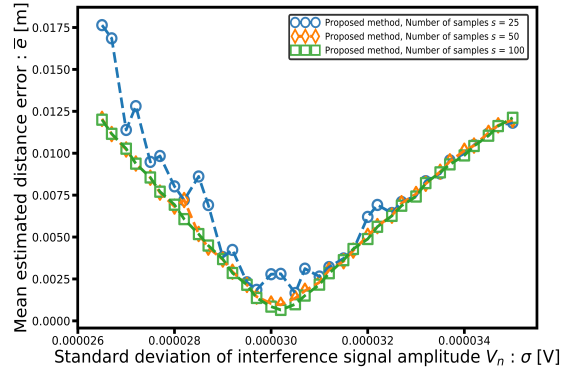
(a) 所望信号振幅 $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 5[\text{dB}]$



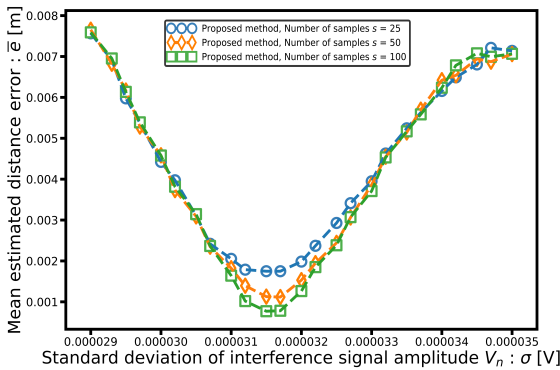
(b) 所望信号振幅 $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 4[\text{dB}]$, 従来誤差 0.014[m]



(c) 所望信号振幅 $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 3[\text{dB}]$, 従来誤差 0.014[m]

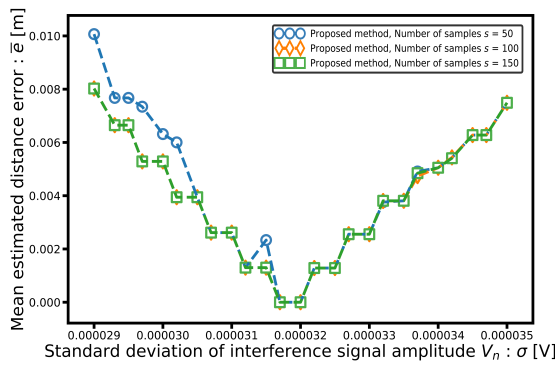


(d) 所望信号振幅 $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 2[\text{dB}]$, 従来誤差 0.014[m]

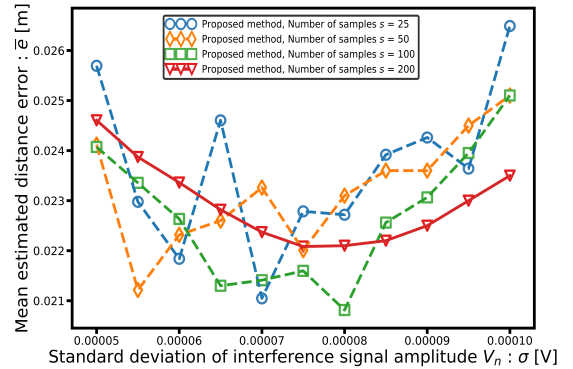


(e) 所望信号振幅 $V_{rk} = -42[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 1[\text{dB}]$, 従来誤差 0.000[m]

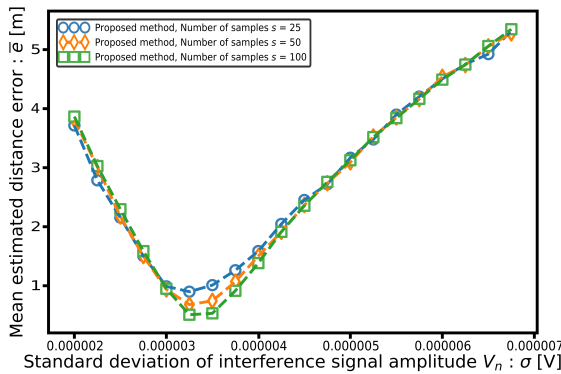
図 4.7: RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ を変化させたときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果



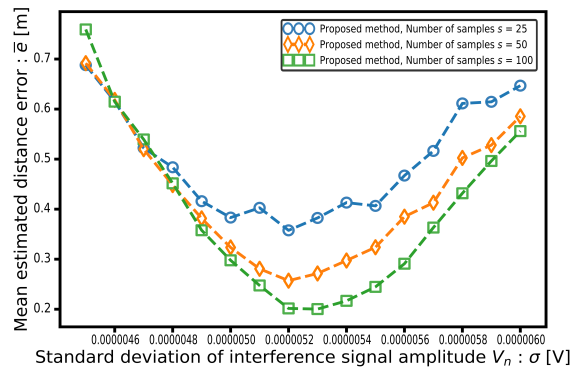
(a) 所望信号振幅 $V_{rk} = -41[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 5[\text{dB}]$, 従来誤差 $0.0122[\text{m}]$



(b) 所望信号振幅 $V_{rk} = -40[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 5[\text{dB}]$, 従来誤差 $0.000[\text{m}]$



(c) 所望信号振幅 $V_{rk} = -73[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 5[\text{dB}]$, $c = 1.0 \times 10^{-8}$, 従来誤差 $4.1254[\text{m}]$



(d) 所望信号振幅 $V_{rk} = -67[\text{dBm}]$, 分解能 $r = 5[\text{dB}]$, $c = 1.0 \times 10^{-8}$, 従来誤差 $1.4560[\text{m}]$

図 4.8: 屋内の中心部から壁の角までの距離とその半分の距離に相当する所望信号振幅 $V_{rk}[\text{dBm}]$ の大きさのときの推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の結果

4.3 位置推定の評価

第4.3章では、位置推定の計算機シミュレーションによる特性評価について述べる。第4.3.1章では、位置推定の評価指標の定義について述べる。第4.3.2章では、位置推定の評価を行うために設定したシミュレーションパラメータについて述べる。第4.3.3章では、位置推定におけるシミュレーション結果について述べる。

4.3.1 評価指標の定義

位置推定誤差増加量として次式で定義する評価指標 Evaluation を用いる。

$$\text{Evaluation} = \frac{\sum_{t=1}^T \text{Pro}(\cdot) - \text{Con}(\cdot)}{T} \text{ [m]}. \quad (4.2)$$

ここで、 $\text{Pro}(\cdot)$ 、 $\text{Con}(\cdot)$ は、それぞれ提案測位手法を用いた場合における、任意のターゲットノード TN の真位置の座標と推定された推定位置座標との誤差、従来手法を用いた場合における、任意のターゲットノード TN の真位置の座標と導出された位置座標との誤差である。つまり、 $\text{Pro}(\cdot)$ 、 $\text{Con}(\cdot)$ は、式(4.3)のように定義される。

$$\begin{aligned} \text{Pro}(\cdot) &= \sqrt{(x - x_t)^2 + (y - y_t)^2 + (z - z_t)^2} \text{ [m]}, \\ \text{Con}(\cdot) &= \sqrt{(x - x'_t)^2 + (y - y'_t)^2 + (z - z'_t)^2} \text{ [m]}. \end{aligned} \quad (4.3)$$

ここで、 T は、提案手法を用いて、任意のターゲットノード TN の位置の推定を行った回数、つまり、位置推定における試行回数である。式(4.2)では、提案手法における位置推定誤差と従来手法における位置推定誤差の差を評価しており、提案手法を用いた場合の位置推定精度の精度向上について評価を行うことができる。

4.3.2 位置推定の評価のパラメータ設定

表 4.2 に、提案された距離推定手法の評価を行うために設定したシミュレーションパラメータ諸元を示す。屋内の広さについて、工場、体育館やオフィスなどを想定し設定した。屋内の縦、横、高さ、つまり、 x 軸を 20[m]、 y 軸を 20[m]、そして、 z 軸を 5[m] とした。次に、ターゲットノード TN の配置について述べる。 x 及び y 軸上を格子状にその交点上で任意のターゲット TN の位置推定を行った。 x 軸方向、 y 軸方向それぞれに対して 20 分割 (19 地点) し、 x 及び y 軸上で 361 地点で位置推定を行った。また、ターゲットノード TN の z 座標に関しても 3 点移動させ、ターゲットノード TN の配置による位置依存性をできる限り評価を行えるようにした。アンカーノード AN_k に関して、 $N = 10$ 台であれば、干渉信号における包絡線振幅の直交成分、同相成分の分布が正規分布と仮定することができ、理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の導出が可能となるので、アンカーノード AN_n の台数を 10 台とした。また、アンカーノード AN_n における位置依存性による位置推定の評価を行うために、アンカーノード AN_n に関して固定配置とランダム配置での評価を行った。アンカーノード AN_n におけるランダム配置に関して、壁面、天井にそれぞれアンカーノード AN_n を 2 つずつ配置した。サンプル数 s に関して、サンプル数 s を増加させることによる位置推定の評価を行うために、サンプル数 s を変更した。アンカーノード AN_n における RSSI 検出器内の分解能 r [dB] は任意の値 5[dB] に設定した。 $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n \{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ に関して、第 4.1 章で評価したとおり、アンカーノード AN_k と任意のターゲット TN との送受信機間距離 d_n [m] 及び RSSI 検出器内の分解能 r [dB] によって適した干渉信号振幅 $V_{n \{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の大きさが異なる。今回、RSSI 検出器内の分解能 r [dB] を 5[dB] と固定している。アンカーノード AN_n と任意のターゲット

TN との送受信機間距離 d_n [m] に関しては、屋内の中心部から壁の角までの距離とその半分の距離に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値に設定した。屋内の中心部から壁の角までの距離の場合、任意のターゲットからの所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさは -73 [dBm] である。一方で、屋内の中心部から壁の角までの距離の半分の距離の場合では、任意のターゲットからの所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさは -67 [dBm] である。そのため、図 4.8c, 図 4.8d のそれぞれの結果から、 $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値をそれぞれ $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}$, 5.3×10^{-6} [V] と設定した。カーネル密度推定に用いるバンド幅 h と PDF パターンマッチングのための理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の所望信号振幅 V_{rn} [dBm] に関して、十二分な PDF パターンマッチングが行えるようなパラメータに設定した。フリスの伝達公式の定数 c については、所望信号振幅 V_{rn} [dBm] が -70 [dBm] のときに任意のターゲットノード TN と k 番目のアンカーノード AN_n の送受信機間の距離 d が 10 [m] となるような値 $c = 1.0 \times 10^{-8}$ と設定した。また、受信信号強度 RSSI と距離 d に関する経路損失係数 η に関して、電波の遮蔽がない自由空間の理想的な環境を想定し、 $\eta = 2.0$ と設定した。最後に、任意のターゲットノード TN のそれぞれの配置に対して試行回数 T 回、位置推定を行った。

表 4.2: 提案測位手法のシミュレーション諸元

屋内の大きさ [m]		20.0, 20.0, 5.0
ターゲットノード座標 [m]	TN	x 座標 1.0~19.0, 増加分 1.0 y 座標 1.0~19.0, 増加分 1.0 z 座標 1.25, 2.50, 3.75
アンカーノード座標 [m]	AN ₁	5.0, 0.0, 0.0
	AN ₂	15.0, 0.0, 5.0
	AN ₃	20.0, 5.0, 1.25
	AN ₄	20.0, 15.0, 3.75
	AN ₅	15.0, 20.0, 0.0
	AN ₆	5.0, 20.0, 5.0
	AN ₇	0.0, 15.0, 1.25
	AN ₈	0.0, 5.0, 3.75
	AN ₉	8.0, 10.0, 5.0
	AN ₁₀	12.0, 12.0, 5.0
	AN _n	ランダム (壁面, 天井に 2 つずつ)
サンプル数	s	50, 100
干渉信号振幅の標準偏差 [V]	σ	3.5×10^{-6} , 5.3×10^{-6}
RSSI 検出器のダイナミックレンジ [dBm]	DR_{min}	-90
	DR_{max}	-20
RSSI 検出器の分解能 [dB]	r	5
バンド幅	h	0.1 ~ 1.0, 増加分 0.1
パターンマッチングのための 所望信号振幅 [dBm]	V_{rn}	真値 $V_{rn} \pm 10$, 増加分 0.1
フリスの伝達公式中の定数	c	1×10^{-8}
経路損失係数	η	2.0
試行回数	T	10

4.3.3 位置推定の評価のシミュレーション結果

表 4.3 に、位置推定の評価のシミュレーション結果を示す。表 4.3 では、各パラメータ時の位置推定誤差増加量の図番号、改善地点率 [%]、平均位置推定増加量 [m] が示されている。図 4.9～4.11 では、屋内の中心部から壁の角までの距離の場合である任意のターゲットからの所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさ -73 [dBm] 相当における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}$ [V] を用いたときの位置推定の評価である。また、図 4.12～4.14 では、屋内の中心部から壁の角までの距離の半分の距離の場合である任意のターゲットからの所望信号振幅 V_{rn} [dBm] の大きさ -67 [dBm] 相当における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}$ [V] を用いたときの位置推定の評価である。

図 4.9 に、屋内の中心部から壁の角までに相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}$ [V] を用いた場合における位置推定の結果を示す。 N 台のアンカーノード AN_n に関して壁面、天井にそれぞれアンカーノード AN_n を 2 つずつ配置し、任意に配置した固定配置とランダムに配置したランダム配置についての位置推定の結果である。また、ターゲットノード TN の z 座標に関しては、 $z = 1.25$ [m] であり、サンプル数は $s = 50, 100$ の 2 通りでの位置推定の結果を示す。まず、はじめに図 4.9a, 4.9b についての、位置推定の評価の結果の考察を述べる。

表 4.3: 提案測位手法の測位結果のまとめ

図	番号	標準偏差 σ [V]	TN の z 座標 [m]	AN_n の配置	サンプル数 s	地点率 [%]	位置推定性能 (各 TN の Evaluation の平均) [m]	
図 4.9	4.9a	3.5×10^{-6}	1.25	固定配置	50	270/361 = 74.8	1.34(向上)	
	100				294/361 = 81.4	1.69(向上)		
	4.9c			ランダム配置	50	314/361 = 87.0	1.53(向上)	
	4.9d				100	341/361 = 94.5	1.92(向上)	
図 4.10	4.10a		3.5×10^{-6}	2.50	固定配置	50	271/361 = 75.1	1.31(向上)
	100					287/361 = 79.5	1.68(向上)	
	4.10c				ランダム配置	50	295/361 = 81.7	1.48(向上)
	4.10d					100	328/361 = 90.9	1.75(向上)
図 4.11	4.11a	3.5×10^{-6}		3.75	固定配置	50	262/361 = 72.6	1.38(向上)
	100					293/361 = 81.2	1.72(向上)	
	4.11c				ランダム配置	50	299/361 = 82.8	1.86(向上)
	4.11d					100	315/361 = 87.3	1.80(向上)
図 4.12	4.12a		5.3×10^{-6}	1.25	固定配置	50	143/361 = 39.6	0.63(劣化)
	100					155/361 = 42.9	0.52(劣化)	
	4.12c				ランダム配置	50	157/361 = 43.5	0.42(劣化)
	4.12d					100	107/361 = 29.6	0.95(劣化)
図 4.13	4.13a	5.3×10^{-6}		2.50	固定配置	50	146/361 = 40.4	0.70(劣化)
	100					153/361 = 42.4	0.61(劣化)	
	4.13c				ランダム配置	50	132/361 = 36.6	0.73(劣化)
	4.13d					100	160/361 = 44.3	0.53(劣化)
図 4.14	4.14a		5.3×10^{-6}	3.75	固定配置	50	136/361 = 37.7	0.81(劣化)
	100					136/361 = 37.7	0.70(劣化)	
	4.14c				ランダム配置	50	124/361 = 34.3	0.60(劣化)
	4.14d					100	120/361 = 33.2	0.91(劣化)

図 4.9a において、任意のターゲットノード TN の評価指標 Evaluation[m] が 0 より小さくなっている位置について、従来手法より位置推定性能が向上、つまり、位置推定誤差が低減したことが確認できる。一方で、任意のターゲットノード TN の評価指標 Evaluation[m] が 0 より大きくなっている位置について、従来手法より位置推定性能の劣化、つまり、位置推定誤差が増加したことが確認できる。また、評価指標 Evaluation[m] が屋内の中心から円弧上のように広がっているように確認できるのは、位置推定アルゴリズムに多辺測量を用いた影響であると考えられる。図 4.9a, 4.9b を比較すると、サンプル数 s の増加により評価指標 Evaluation[m] の向上があまり見られないことが分かる。これは、10 台のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN の距離に関わらず、屋内の半径に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値を固定して用いているので、受信信号電力 $\tilde{P}_n[\text{dBm}]$ から生成した確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性がかなり劣化してしまっているのが影響していると考えられる。つまり、提案した距離推定手法において、 k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード間の送受信機間距離 $d_n[\text{m}]$ の推定距離 $\hat{d}_n[\text{m}]$ の距離推定精度が劣化していると考えられる。図 4.9a において、任意のターゲットノード TN の座標 (x, y, z) が $(2.0, 5.0, 1.25)[\text{m}]$ と $(3.0, 5.0, 1.25)[\text{m}]$ を比較する。任意のターゲットノード TN の配置を x 座標に関して 1[m] 分移動させている。位置推定の評価指標 Evaluation[m] は全く異なった結果となっている。これは、10 台のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間の送受信機間距離 $d_n[\text{m}]$ に対応した 10 個の受信信号強度 RSSI について、任意のターゲットノード TN の座標 $(3.0, 5.0, 1.25)[\text{m}]$ の方が RSSI 検出器内の ADC による量子化による量子化誤差がより小さくなっているため従来手法の方が向上していることが確認できる。つまり、任意のターゲットノード TN を 1[m] 分移動させるだけでも、従来手法による位置推定精度と提案手法による位置推定精度の優劣が変化することが確認できる。

また、任意のターゲットノード TN の座標 $(4.0, 5.0, 1.25)$ [m] の周りで、位置推定の評価指標 Evaluation[m] があまり変化していないことが確認できる。これは、従来手法において、10 台のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間の送受信機間距離 d_n [m] に対応した 10 個の受信信号強度 RSSI の量子化による量子化誤差がほぼ変化していない、また、提案手法において、 k 番目のアンカーノード AN_k と任意のターゲットノード間の送受信機間距離 d_n [m] の 10 個の推定距離 \hat{d}_n [m] がほとんど変化していないことから、従来手法、提案手法のどちらも位置推定精度に変化がなかったためであると考えられる。

次に、図 4.9c, 4.9d についての、位置推定の評価の結果を考察する。図 4.9a, 4.9b と比較し、図 4.9c, 4.9d は、10 台のアンカーノード AN_n を屋内の壁面、天井に 2 つずつ試行回数 T [回] 毎にランダムに配置している。今回、試行回数 $T = 10$ [回] としているので、多辺測量を用いた位置推定特有の屋内の中心から円弧上のように広がっているように評価指標 Evaluation[m] の特性は確認することができなかつたと考えられる。しかし、試行回数 T [回] を増加させ、例えば、試行回数 $T = 1,000$ [回] のように十二分な試行回数であれば、多辺測量を用いた位置推定特有の評価指標 Evaluation[m] の特性が確認できるのではないかと推測することができる。つまり、多辺測量を用いた位置推定特有の屋内の中心から円弧上のように広がっているような評価指標 Evaluation[m] の特性は、10 台のアンカーノード AN_n の配置による影響であると考えられる。

以上は、図 4.9 を元にサンプル数 s やアンカーノード AN_n の配置を変化させた時の特性を考察した。加えて、ターゲットノード TN の z 座標や干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] を変化させた時の結果を図 4.10~4.14 まで示しており、参考までに特性の傾向として表 4.3 を用いて考察していく。

まず、屋内の半径に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V]

の値と、屋内の半径の半分に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値について、屋内の半径に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値を用いた方が、任意のターゲットノード TN の位置 361 点における改善点率とその任意のターゲットノード TN の各評価指標 Evaluation[m] の平均、位置推定性能は向上していることが確認できる。これは、屋内の半径に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値の方が、任意のターゲットノード TN と 10 台のアンカーノード AN_n までの送受信機間距離 $d_n[m]$ における最適な干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値に近い値を用いていたので、位置推定性能は向上していると考えられる。

次に、任意のターゲットノード TN の z 座標の移動について述べる。今回の計算機シミュレーションにおいて、RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ を $5[\text{dB}]$ としている。そのため、従来手法では、10 台のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間の送受信機間距離 $d_n[m]$ に対応した 10 個の受信信号強度 RSSI の量子化による量子化誤差がほぼ同じ値になってしまう。また、提案手法では、干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値が 10 台のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間の送受信機間距離 d_n に対して RSSI 検出器内の ADC の分解能 $r[\text{dB}]$ がとても粗く、屋内の半径に相当する距離における干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma[V]$ の値を用いているので、任意のターゲットノード TN の z 座標の移動に関しての位置推定性能の向上はあまり期待できないと考えられる。つまり、任意のターゲットノード TN の z 座標を移動しても、任意のターゲットノード TN の位置 361 点における改善点率とその任意のターゲットノード TN の各評価指標 Evaluation[m] の平均、位置推定性能に変化は見られないことが確認できた。

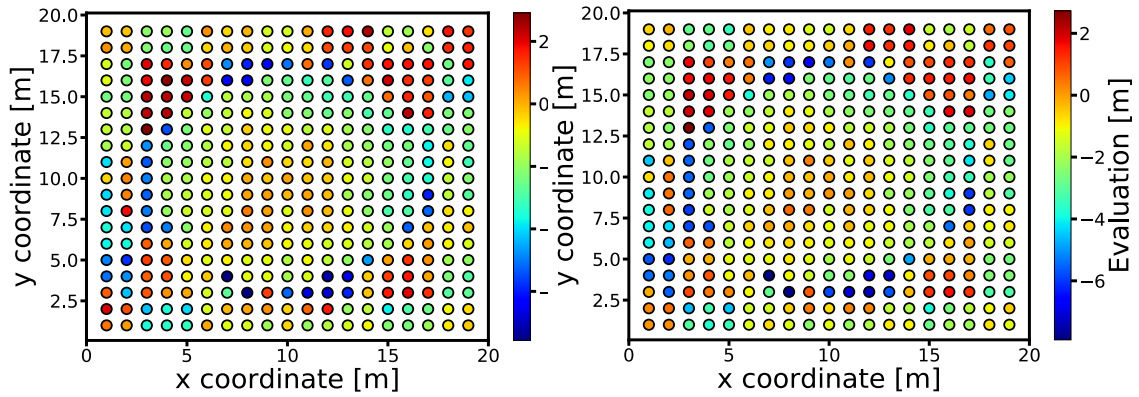
次に、10 台のアンカーノード AN_n が試行回数 $T[\text{回}]$ 毎に固定配置及びランダム配置による考察をする。10 台のアンカーノード AN_n が試行回数 T 毎に固定配置及び

ランダム配置による任意のターゲットノード TN の位置 361 点における改善点率とその任意のターゲットノード TN の各評価指標 Evaluation[m] の平均，位置推定性能の変化に明確な差異は生じてはいないことが確認できる．つまり，本研究の提案手法では，4つの壁面，天井に必ず2つずつある条件下でのアンカーノード AN_n の配置については，重要視する必要がないということが確認できた．

また，サンプル数 s の増減について，サンプル数 s を増加させると任意のターゲットノード TN の位置 361 点における改善点率とその任意のターゲットノード TN の各評価指標 Evaluation[m] の平均，位置推定性能は向上する傾向があることが確認できる．これは， k 番目のアンカーノード AN_k における観測された受信信号電力 \tilde{P}_n [dBm] から生成した確率密度関数 $g(Q(\tilde{P}_n), h)$ の特性の精度がより向上し，10 台のアンカーノード AN_n と任意のターゲットノード TN 間における各送受信機間距離 d_n [m] における理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の特性に近づいていると考えられる．

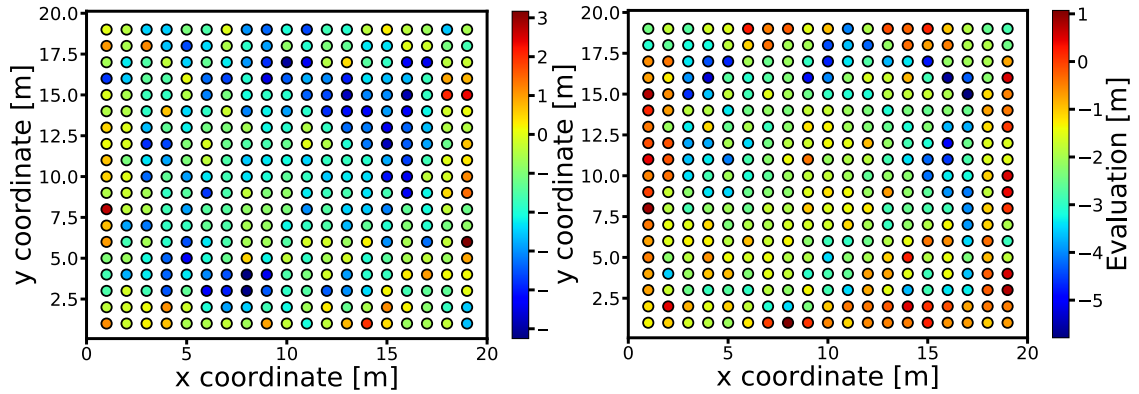
全体を通してみると，任意のターゲットノード TN の z 座標や N 台のアンカーノード AN_n の配置などのパラメータを変化させて本研究の提案手法による位置推定の評価を行ってきたが，各パラメータによる位置推定の評価に差異はあまり生じていないと結論付けることができる．つまり，本研究の提案手法における最も重要であり検討する必要があるパラメータは $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値であると考えられる．今回，任意のターゲットノード TN と N 台のアンカーノード AN_n 間の送受信機間距離 d_n [m] に関わらず， $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の値を設定しているので，任意のターゲットノード TN と N 台のアンカーノード AN_n 間の送受信機間距離 d_n [m] に応じた $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n \{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ [V] の

値にすること, RSSI 検出器内の ADC の分解能 r [dB] をより小さくすることで, 任意のターゲットノード TN の移動することによる評価指標 Evaluation[m] の特性, サンプル数 s の増減による評価指標 Evaluation[m] の特性が変化するのはないかと考えられる.



(a) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 50$

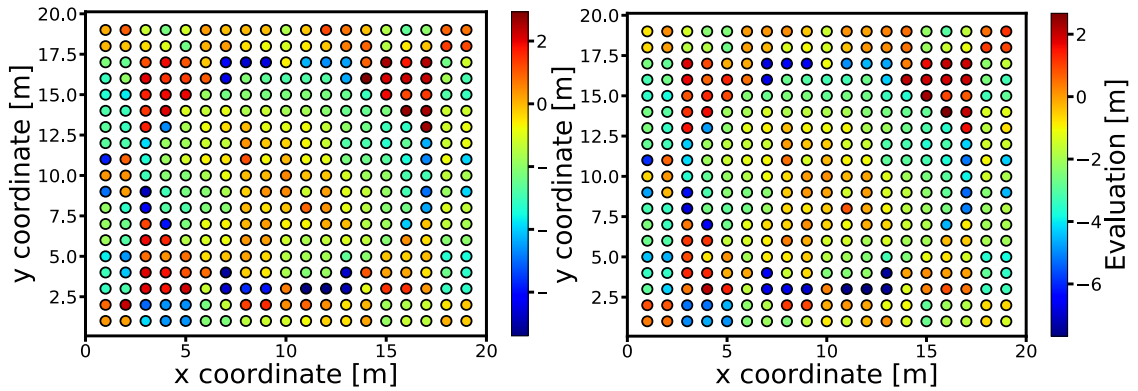
(b) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 100$,



(c) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 50$

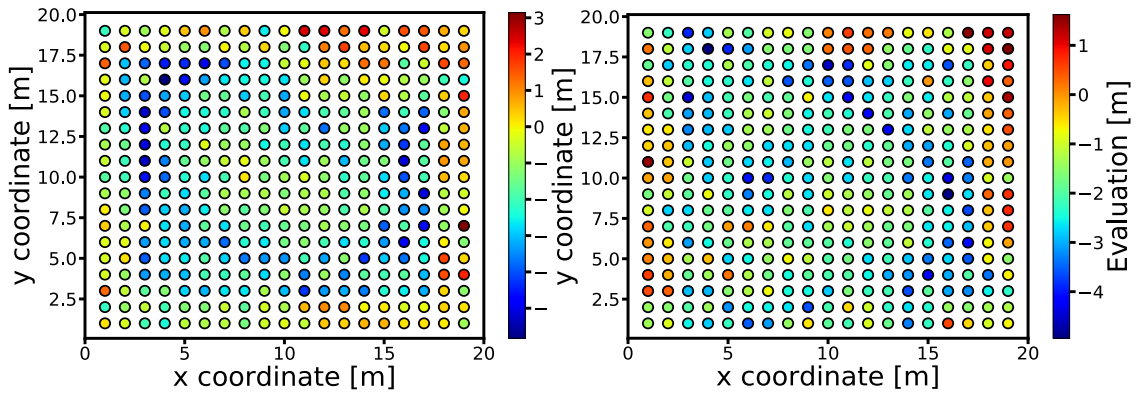
(d) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

図 4.9: 提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 1.25[m]



(a) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 50$

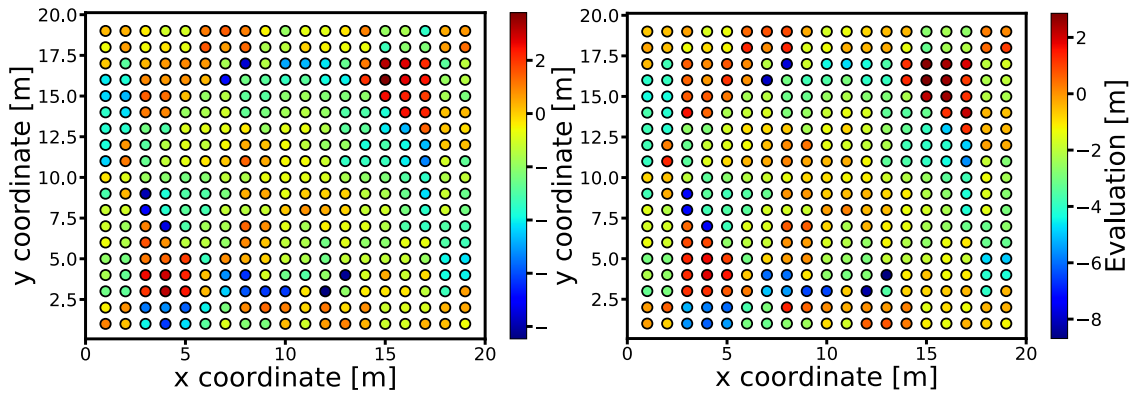
(b) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 100$



(c) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 50$

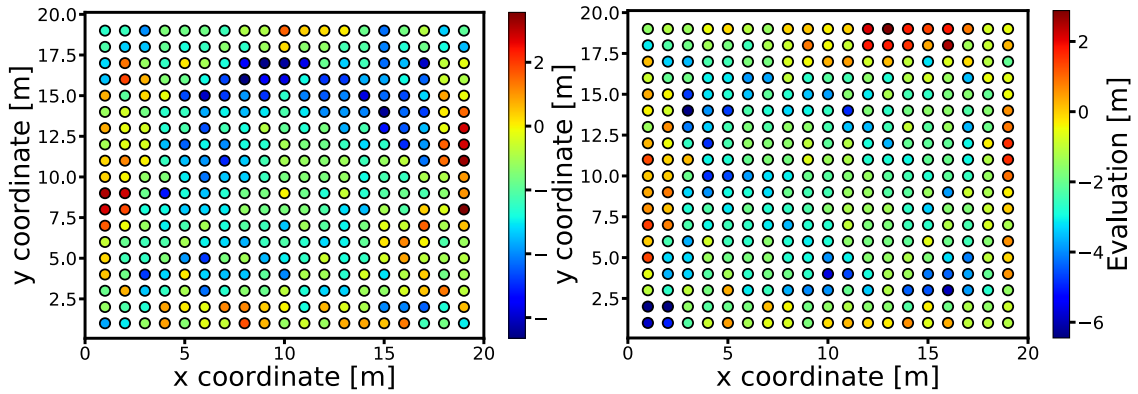
(d) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

図 4.10: 提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6} [V]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 2.5[m]



(a) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 50$

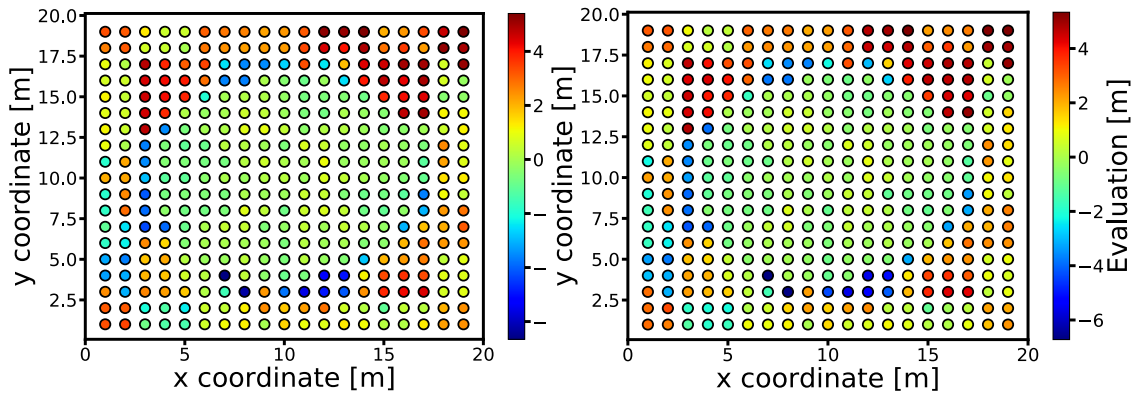
(b) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 100$



(c) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 50$

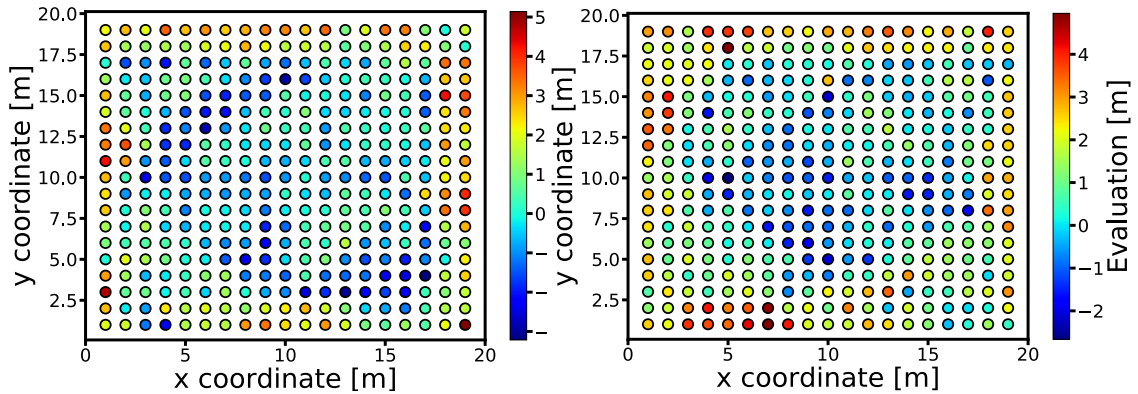
(d) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

図 4.11: 提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 3.5 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 3.75[m]



(a) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 50$

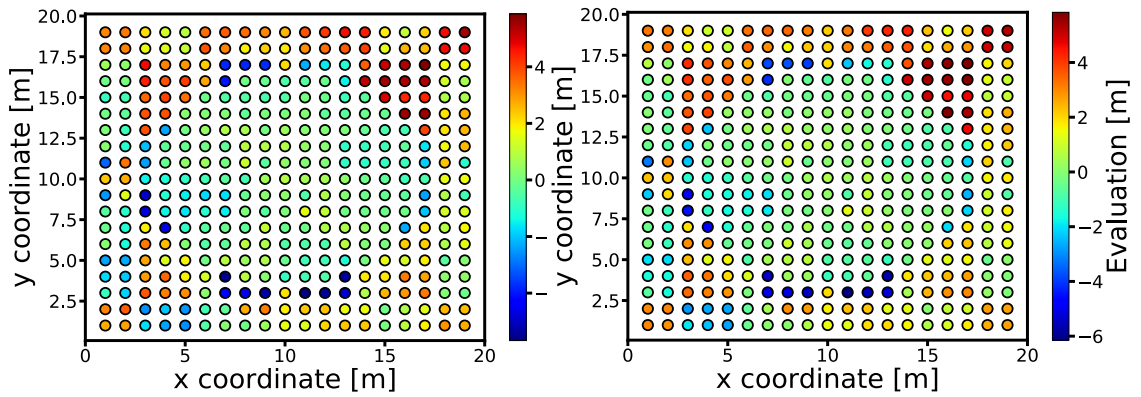
(b) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 100$



(c) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

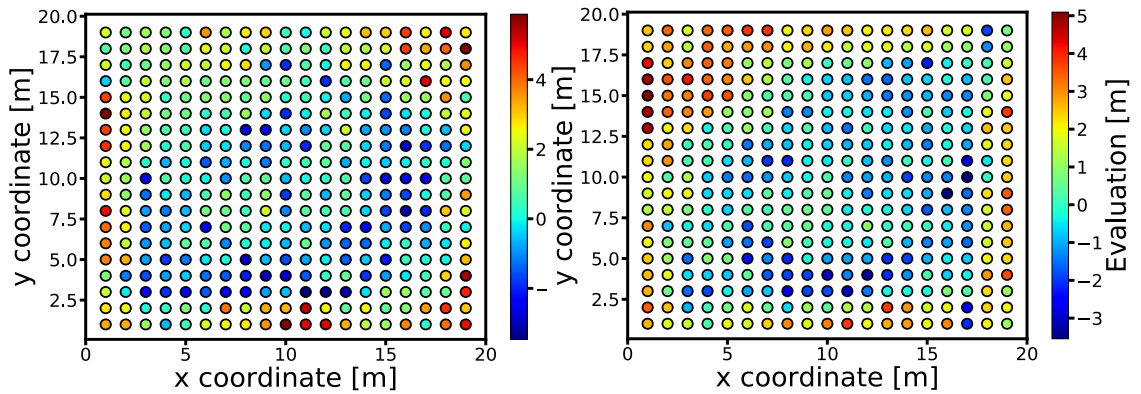
(d) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

図 4.12: 提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 1.25[m]



(a) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 50$

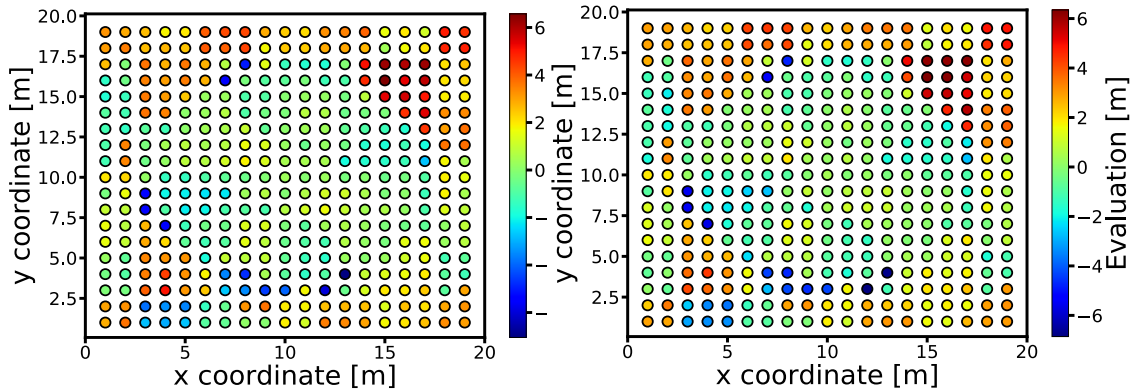
(b) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 100$



(c) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 50$

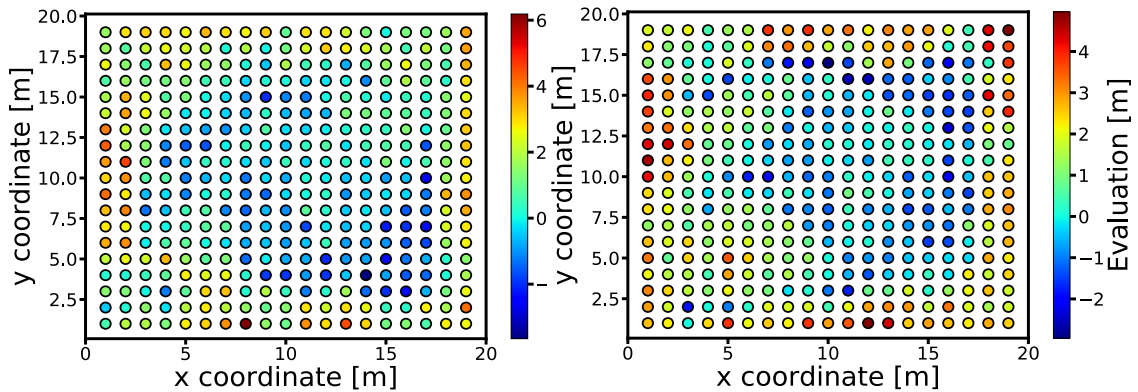
(d) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

図 4.13: 提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 2.5[m]



(a) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 50$

(b) アンカーノード AN_n 固定配置,
サンプル数 $s = 100$



(c) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 50$

(d) アンカーノード AN_n ランダム配置,
サンプル数 $s = 100$

図 4.14: 提案測位評価, 干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 $\sigma = 5.3 \times 10^{-6}[\text{V}]$, ターゲットノード TN の z 座標 = 3.75[m]

第5章

まとめと今後の課題

5.1 まとめ

本研究では無線通信端末の増加と発展に伴い、構築されたネットワーク内にある無線通信端末の位置を正確に推定する技術である屋内測位技術に着目した。無線信号を用いた屋内測位技術の中でも、特に汎用性が高く低コストであり、原理が単純かつ明確である受信信号強度 RSSI を用いた屋内測位技術に着目した。受信信号強度 RSSI は RSSI 検出器内の A/D 変換器により量子化される測定値であるので離散値である。そのため、受信信号強度 RSSI により推定される信号送信機と信号受信機間の推定距離は量子化誤差に伴う定量的な誤差が生じる。その結果、位置推定の精度劣化をもたらしてしまう。そこで本研究では、RSSI 検出器内の A/D 変換器による量子化誤差に着目した。量子化誤差を軽減する手法として知られている Dither 法を適用することを検討した。Dither 法を適用するために、複数の無線通信端末から任意の無線通信端末へ到来する干渉信号を意図的に想定した。本研究では、屋内測位技術のための測位アルゴリズムとして多辺測量を用いているので上記の想定が可能である。この干渉信号を利用することで、任意の無線通信端末における受信信号の確率密度関数を生成することを可能にした。また、無線通信端末間つまり信号送信機と信号受信機間の所望信号に関する理論的な確率密度関数を導出することを

可能にした。任意の無線通信端末における受信信号の確率密度関数の精度向上のために、カーネル関数密度推定を用いて確率密度関数を生成した。さらに、KL-ダイバージェンスを利用することで、カーネル密度推定により生成した任意の無線通信端末における受信信号の確率密度関数と理論的な確率密度関数の特性を活かしたパターンマッチングを行った。このKL-ダイバージェンスを用いたパターンマッチングにより受信信号強度 RSSI となる所望信号振幅を推定した。距離推定精度及び位置推定精度を評価すべく、計算機シミュレーションにより提案手法と従来手法の性能比較を行った。その結果、提案手法の有効性を確認することができた。

5.2 今後の課題

今後の課題について以下の7つを述べる。

1. コーディネータ CN で、 N 台のアンカーノード AN_n 内の RSSI 検出器内の ADC の分解能 r における任意のターゲットノード TN から N 台目のアンカーノード AN_n へ送信される所望信号振幅 V_{rn} に対する $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ の最適な値についてのデータベースを準備すること。
2. データベースではなく、 $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干渉信号振幅 $V_{n\{n \in N, n \neq k\}}$ の標準偏差 σ の最適な値についての数式化すること。
3. 距離推定手法の流れを一つのデバイスと考え、RSSI 検出器の前段に熱雑音、処理雑音を考慮し無相関な雑音を加えること。
4. 任意のターゲットノード TN から N 台目のアンカーノード AN_n へ送信される所望信号振幅 V_{rn} と $N - 1$ 台のアンカーノード $AN_n\{n \in N, n \neq k\}$ からの干

渉信号振幅 $V_{n\{n\in N, n\neq k\}}$ について、直接波だけを考えているが、散乱波に変更すること。

5. 任意のターゲットノード TN と N 台のアンカーノード AN_n ではない無線通信端末からの干渉信号を考慮した場合の、 N 番目のアンカーノード AN_n における受信信号電力 \tilde{P}_n の変動及び理論的な確率密度関数 $f(P_n, V_{rn})$ の導出をすること。
6. 任意のターゲットノード TN と N 台目のアンカーノード AN_n 間の送受信機間距離 d_n に応じた所望信号振幅 V_{rn} を N 台目のアンカーノード AN_n に送信しているが、RSSI に関する対数距離減衰の他に RSSI そのものの変動を考慮すること。
7. 距離推定手法における PDF パターンマッチングで、推定所望信号振幅 \hat{V}_{rn} の導出の際、KL-ダイバージェンスが空計算されているので、PDF パターンマッチングの精度が劣化しない程度の PDF パターンマッチングの計算量を考えること。

付録

付録では，第3章で用いた用語の一般的な内容について述べる．付録Aではフリスの伝達公式についての一般的な内容について述べる．付録Bではカーネル密度推定について，付録CではKL-ダイバージェンスについての一般的な内容について述べる．

付録 A

フリスの伝達公式

フリスの伝達公式の一般的な内容を述べる。一般的にフリスの伝達公式は無線通信の自由空間の電波伝搬基本式と呼ばれている [47]-[69]。図 A.1 に、フリスの伝達公式を導くためのアンテナの模式図を示す。送信アンテナの受信方向に対する利得を G_t とする。受信アンテナは、送信アンテナに対して十分遠方にあり、つまり、電波を平面波で受信できる位置にあり、送信アンテナと受信アンテナの距離を d とする。送信電力を P_t とすると、アンテナから放射されたエネルギーは球面上に広がるので、受信アンテナ点での電力密度は式 (A.1) のように表すことができる。

$$Power\ Density = \frac{P_t G_t}{4\pi d^2}. \quad (A.1)$$

また、受信アンテナが電波を集めることができる実効的な面積 (antenna effective area) を A_r とすると受信電力 P_r は式 (A.2) となる。

$$\begin{aligned} P_r &= A_r \times Power\ Density, \\ &= A_r \frac{1}{4\pi d^2} G_t P_t. \end{aligned} \quad (A.2)$$

アンテナの実効面積と利得の関係は、アンテナの形式によらず、式 (A.3) で与えられる。

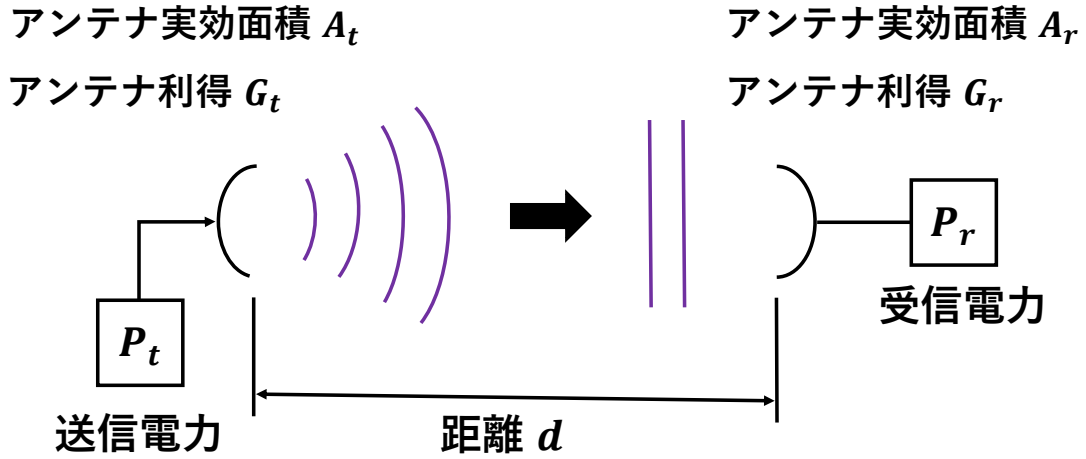


図 A.1: フリスの伝達公式

$$A_r = \frac{\lambda^2}{4\pi} G_r, \quad (\text{A.3})$$

ここで、 λ は電波の波長である。これより、受信電力 P_r は、送受信のアンテナ利得 G_t 、 G_r 、距離 d 、電波の波長 λ により式 (A.4) で表すことができる。

$$P_r = \frac{1}{L_p} G_r G_t P_t, \quad (\text{A.4})$$

$$L_p = \left(\frac{4\pi d}{\lambda} \right)^2. \quad (\text{A.5})$$

ここで、式 (A.5) の L_p は自由空間伝搬損 (free-space propagation loss) と呼ばれる。式 (A.4) は無線伝送の基本公式であり、frisの伝達公式である。式 (A.4) において式変形をすると距離 d についての式が得られる。

$$d = \sqrt{\frac{c}{P_r}}, \quad (\text{A.6})$$

$$c = G_t G_r P_t \left(\frac{\lambda}{4\pi} \right)^2. \quad (\text{A.7})$$

本研究では無線伝送の基本公式であるfrisの伝達公式を用いた送受信機間の測距を行う。

付録 B

カーネル密度推定

カーネル密度推定についての一般的な内容について述べる。カーネル密度推定とは、有限の標本点 x_i から任意の分布の密度関数 $f(x)$ を推定する手法の 1 つである [52]-[59]。言い換えれば、離散値である有限の標本点 x_i から連続値である任意の分布の密度関数 $f(x)$ を導出する手法である。カーネル密度推定では、一般的に任意の分布の密度関数 $f(x)$ を推定したいとき、ガウス分布、指数分布、一様分布などのようなパラメトリックモデルを想定した手法が用いられる。パラメトリックモデルのことをカーネル関数とも言う。パラメトリックモデルとは、任意のパラメータに基づいて分布の密度関数 $f(x)$ を推定していることである。つまり、任意のパラメータに基づいているので、特定の分布を想定している。一方で、任意のパラメータに基づくことなく分布の密度関数 $f(x)$ を推定する手法をノンパラメトリックを用いたカーネル密度推定という。本研究では、パラメトリックモデルを想定し、そのモデルとしてガウス分布を用いたカーネル密度推定を用いる。本研究でシミュレーション時に実装したカーネル密度推定の詳細については第 4.1.4 章で述べる。カーネル密度推定による任意の分布関数 $f(x)$ の一般的な式は式 (B.1) のように表される。

$$f(x) = \frac{1}{sh} \sum_{i=1}^s K\left(\frac{x - x_i}{h}\right). \quad (\text{B.1})$$

ここで、 s はサンプル数、 h はバンド幅、 x_i は標本点であり、 $K(\cdot)$ はパラメトリッ

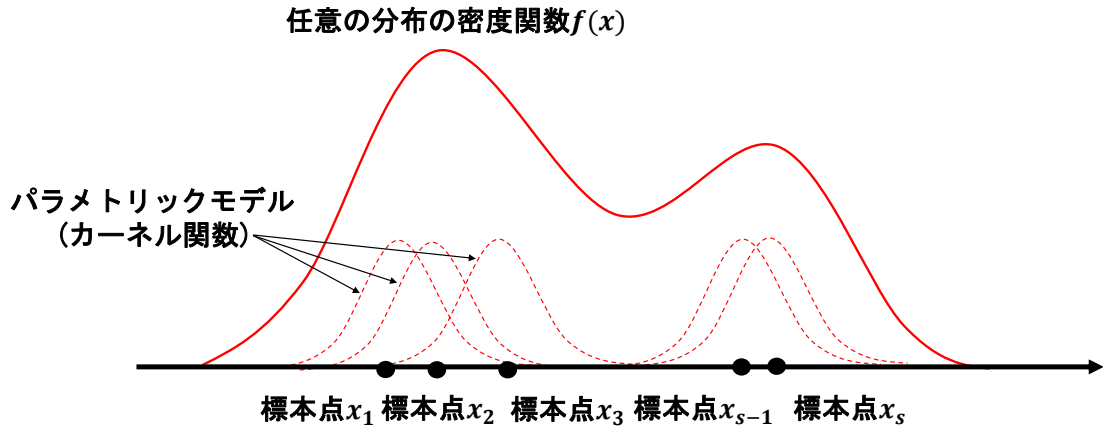


図 B.1: ガウス分布を用いたカーネル密度推定による任意の分布関数 $f(x)$ の例

クモデル (カーネル関数) である。また、パラメトリックモデルにガウス分布を想定したカーネル密度推定による任意の分布関数 $f(x)$ の一般的な式は式 (B.2) のように表される。

$$f(x) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}} \exp\left(-\frac{(x-x_i)^2}{2h^2}\right). \quad (\text{B.2})$$

図 B.1 にパラメトリックモデルにガウス分布を想定したカーネル密度推定による任意の分布関数 $f(x)$ の例を模式図で示す。パラメトリックモデルにガウス分布を用いることにより各標本点 x_i におけるガウス分布の密度関数が形成されている。また、各標本点 x_i におけるガウス分布の密度関数の和により任意の分布関数 $f(x)$ を導出している。ここで、バンド幅 h について述べる。バンド幅 h とは、各標本点 x_i が任意の分布の密度関数 $f(x)$ へ及ぼす影響度を示す。図 B.2 にバンド幅 h の影響度の例を示す。バンド幅 h の影響度が小さいとき、各標本点 x_i におけるガウス分布の密度

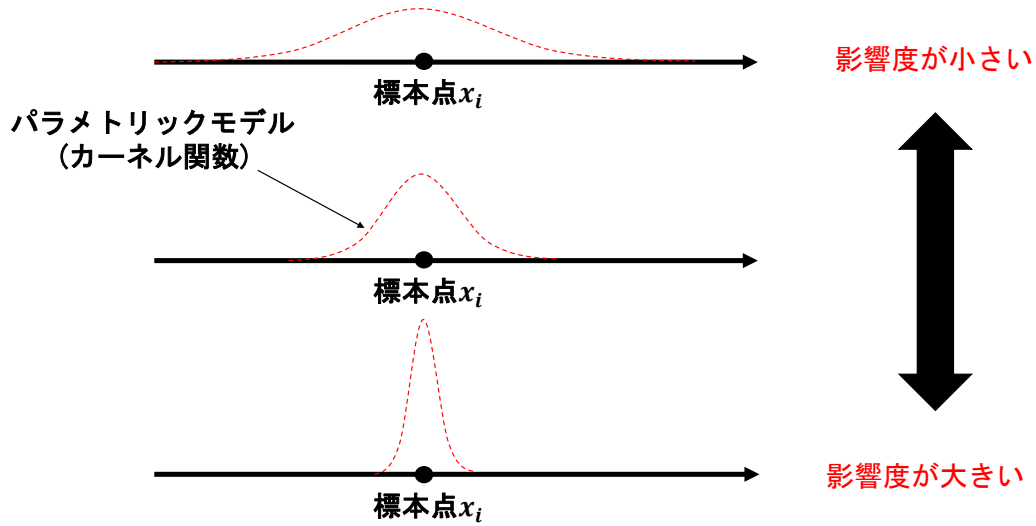


図 B.2: バンド幅 h による各標本点 x_i の影響度の例

関数は平らになる。対して、バンド幅 h の影響度が大きいとき、各標本点 x_i におけるガウス分布の密度関数は起伏になる。

本研究では有限の標本点 x_i から任意の分布の密度関数 $f(x)$ を推定するカーネル密度推定を用いた受信信号の確率密度関数の生成を行う。

付録 C

KL-ダイバージェンス

KL-ダイバージェンスの一般的な内容について述べる。KL-ダイバージェンスを用いることにより、確率密度分布における類似性を数量的に計算することができる [60]-[68]。真の確率分布 P と任意の確率分布 Q の確率密度関数をそれぞれ $p(x)$ と $q(x)$ とする。連続確率分布における KL-ダイバージェンスの一般的な式は式 (C.1) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} D_{KL}(Q||P) &:= \int_{-\infty}^{\infty} q(x) \log \frac{q(x)}{p(x)} dx, \\ &:= \int_{-\infty}^{\infty} (q(x) \log q(x) - q(x) \log p(x)) dx. \end{aligned} \tag{C.1}$$

一方で、離散確率分布における KL-ダイバージェンスの一般的な式は式 (C.2) のように表すことができる。

$$\begin{aligned} D_{KL}(Q||P) &:= \sum_i^s q(i) \log \frac{q(i)}{p(i)}, \\ &:= \sum_i^s (q(i) \log q(i) - q(i) \log p(i)). \end{aligned} \tag{C.2}$$

ここで、 $p(i)$ 、 $q(i)$ はそれぞれ真の確率分布 P と任意の確率分布 Q に従い、 i 番目のサンプリング時の確率である。式 (C.1)、(C.2) において、第一項は真の確率分布 P

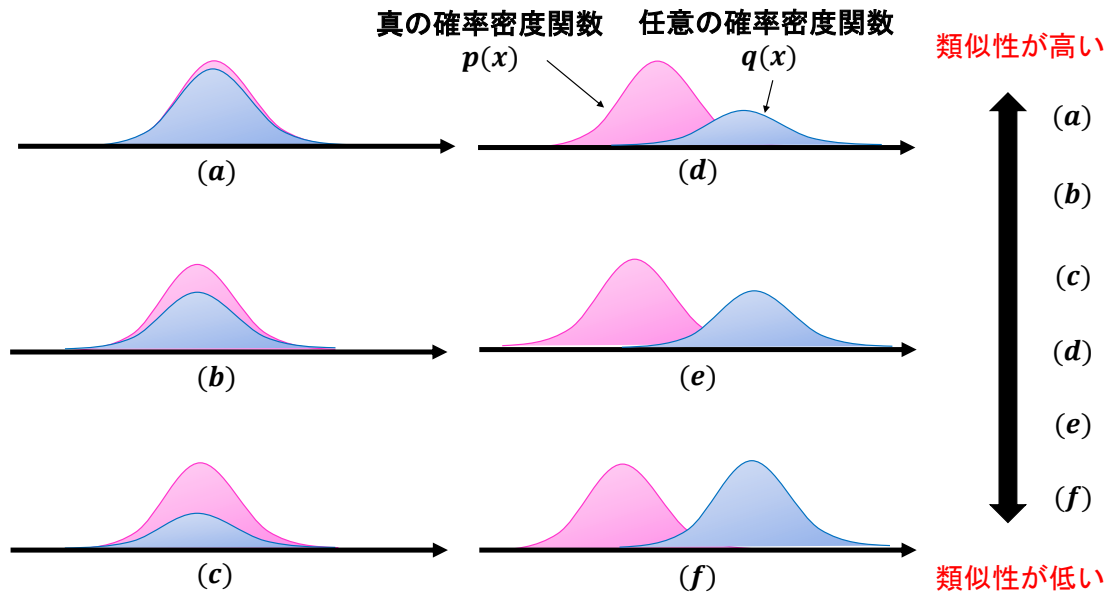


図 C.1: KL-ダイバージェンスによる類似性の例

におけるエントロピーであり、第二項は任意の確率分布 Q における真の確率分布 P との交差エントロピーである。エントロピーとは真の確率分布 P における任意の事象が起こりえる尺度を数量的に表しており、交差エントロピーとは真の確率分布 P における任意の事象が起きたとき、任意の確率分布 Q がその任意の事象が起こりえる尺度を数量的に表している。つまり、KL-ダイバージェンスとは、真の確率分布 P のエントロピーと任意の確率分布 Q の交差エントロピーとの差分を数量的に計算している。図 C.1 に KL-ダイバージェンスを用いたことによる確率分布の類似性の例を示す。KL-ダイバージェンスの値が小さいとき、真の確率分布 P と任意の確率分布 Q の確率分布の類似性は高い。また、KL-ダイバージェンスの値が大きいとき、真の確率分布 P と任意の確率分布 Q の確率分布の類似性は低い。

本研究では2つの確率分布における類似性を数量的に計算する KL-ダイバージェンスを用いた PDF パターンマッチングを行う。

謝辞

本研究の遂行，及び論文作成に当たり，ご多忙の中多大な御指導と御助言をしていただいた三重大学 羽多野 裕之准教授，森 香津夫教授，眞田 耕輔助教，に深く感謝申し上げます。

また，豊田中央研究所 田中宏哉様，田所幸浩様，名古屋大学 山里敬也先生，岡山理科大学 荒井伸太郎先生，琉球大学 齋藤将人先生には，有益な御助言，御討論を頂きまして，深く感謝申し上げます。

最後に，研究室の整備等で陰ながら支えてくださった山本 好弘技術長補佐，ならびに本研究のため御助力を注いでくださいました大学院生の皆様方，1年間お互いに切磋琢磨し助け合った学部生の皆様方に深く感謝いたします。

令和4年 堀内 星哉

参考文献

- [1] D. He, “A novel wireless sensor networks multilateration positioning method based on quartic double-well bistable stochastic resonance technique,” *IEICE, Nonlinear Theory and Its Applications*, vol. 8, no. 1, pp. 49–57, Jan. 2017.
- [2] S. Capkun, M. Hamdi, and J.-P. Hubaux, “GPS-free positioning in mobile ad hoc networks,” *Cluster Computing*, vol. 5, no. 2, pp. 157–167, Apr. 2002.
- [3] J. Park, E. D. Demaine, and S. Teller, “Moving-baseline localization,” in *Proceedings of the 7th International conference on information processing in sensor networks*, pp. 15–26, Apr. 2008.
- [4] Jooyoung Kim, Myungin Ji, Ju-il Jeon, Sangjoon Park and Y. Cho, “K-NN based positioning performance estimation for fingerprinting localization,” in *Proceedings of 2016 Eighth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, Jul. 2016.
- [5] A. Mussina and S. Aubakirov, “RSSI Based Bluetooth Low Energy Indoor Positioning,” in *Proceedings of 2018 IEEE 12th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*, pp. 1-4, Jun. 2018.

- [6] H. Papadopoulos, G. W. Wornell, and A. Oppenheim, "Sequential signal encoding from noisy measurements using quantizers with dynamic bias control," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no. 3, pp. 978–1002, Mar. 2001.
- [7] A. Ribeiro and G. B. Giannakis, "Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks-part II: Unknown probability density function," *IEEE Trans. Signal process.*, vol. 54, no. 3, pp. 2784–2796, Jul. 2006.
- [8] F. Gustafsson and R. Karlsson, "Statistical results for system identification based on quantized observations," *Elsevier Automatica*, vol. 45, no. 12, pp. 2794–2801, Dec. 2009.
- [9] O. Dabeer and A. Karnik, "Signal parameter estimation using 1-bit dithered quantization," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 12, pp. 5389–5405, Dec. 2006.
- [10] Y. Zhang, L. Deng and Z. Yang, "Indoor positioning based on FM radio signals strength," in *Proceedings of 2017 First International Conference on Electronics Instrumentation & Information Systems (EIIS)*, pp. 1-5, Jun 2017.
- [11] S. Horiuchi, H. Hatano, ... and H. Tanaka, "RSSI-Based Distance Estimation Enhanced by Interference Signals," in *Proceedings of the International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications*, pp. 101–104, Nov. 2020.
- [12] X. -l. Chen, F. -r. Cui, Y. -j. Liang and C. -q. Ang, "An overseeing and evaluating system of running training based on radio frequency identification," in *Proceedings of 2016 5th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT)*, pp. 25-29, Dec. 2016.

- [13] C. Liu, Z. Cheng, Y. Zhang and G. Wang, "An indoor positioning system based on RFID with rotating antenna and passive tags," in Proceedings of 2017 2nd International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE), pp. 455-459, Feb. 2017.
- [14] J. Blazek, J. Jiranek and J. Bajer, "Indoor Passive Positioning Technique using Ultra Wide Band Modules," in Proceedings of 2019 International Conference on Military Technologies (ICMT), pp. 1-5, May. 2019.
- [15] P. Dabove, V. Di Pietra, M. Piras, A. A. Jabbar and S. A. Kazim, "Indoor positioning using Ultra-wide band (UWB) technologies: Positioning accuracies and sensors' performances," in Proceedings of 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), pp. 175-184, Apr. 2018.
- [16] A. Poulouse and D. S. Han, "Indoor Localization using PDR with Wi-Fi Weighted Path Loss Algorithm," in Proceedings of 2019 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), pp. 689-693, Oct. 2019.
- [17] J. Ren, Y. Wang, C. Niu, W. Song and S. Huang, "A Novel Clustering Algorithm for Wi-Fi Indoor Positioning," IEEE Access, vol. 7, pp. 122428-122434, Aug. 2019.
- [18] C. S. Mouhammad, A. Allam, M. Abdel-Raouf, E. Shenouda and M. Elsabrouty, "BLE Indoor Localization based on Improved RSSI and Trilateration," 2019 7th International Japan-Africa Conference on Electronics, Communications, and Computations, (JAC-ECC), pp. 17-21, Dec. 2019.

- [19] C. Zhou, J. Yuan, H. Liu and J. Qiu, "Bluetooth indoor positioning based on RSSI and Kalman filter," *Wireless Personal Communications*, vol. 96, no. 3, pp. 4115-4130, Jul. 2017.
- [20] Kaibi Zhang, Yangchuan Zhang and Subo Wan, "Research of RSSI indoor ranging algorithm based on Gaussian - Kalman linear filtering," in *Proceedings of 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*, pp. 1628-1632, Oct. 2016.
- [21] Y. Aiboud, I. Elhassani, H. Griguer and M. Drissi, "RSSI optimization method for indoor positioning systems," in *Proceedings of 27th International Conference on Microelectronics (ICM)*, pp. 246-248, Dec. 2015.
- [22] N. N. Sumer, N. Ataklı and O. Kucur, "Using RSSI-Based Bluetooth Low Energy for Indoor Location Detection," in *Proceedings of 5th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, Sept. 2020.
- [23] L. Alsmadi, X. Kong, K. Sandrasegaran and G. Fang, "An Improved Indoor Positioning Accuracy Using Filtered RSSI and Beacon Weight," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 16, pp. 18205-18213, Aug. 2021.
- [24] H. Okajima, K. Sawada and N. Matsunaga, "Dynamic Quantizer Design Under Communication Rate Constraints," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 61, no. 10, pp. 3190-3196, Oct. 2016.
- [25] F. Talebi, V. TabatabaVakili and M. Adibi, "Some Results on Stochastic Resonance in One-Bit Quantizers," in *Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Signal Processing and Communications*, pp. 329-331, Nov. 2007.

- [26] P. Carbone, C. Narduzzi and D. Petri, "Performance of stochastic quantizers employing non-linear processing," in Proceedings of 1995 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference - IMTC, pp. 500-, Aug. 1995.
- [27] X. Fan, P. Bai, X. Liang, J. Zhang and B. Liu, "Detection Algorithm of BPSK Signal of Parameter-Adjusted Bistable Stochastic Resonance Model Based on Scale Change," IEEE Access, vol. 8, pp. 97643-97657, May. 2020.
- [28] J. Liu, Z. Li, L. Guan and L. Pan, "A Novel Parameter-Tuned Stochastic Resonator for Binary PAM Signal Processing at Low SNR," IEEE Communications Letters, vol. 18, no. 3, pp. 427-430, Mar. 2014.
- [29] G. Zhang, Y. Shu and T. Zhang, "Adaptive Modulation Stochastic Resonance of Two-Dimensional Asymmetric Bistable System and its Application in Bearing Fault Diagnosis," IEEE Access, vol. 9, pp. 104722-104733, Jul. 2021.
- [30] S. Mitaim and B. Kosko, "Adaptive stochastic resonance in noisy neurons based on mutual information," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 15, no. 6, pp. 1526-1540, Nov. 2004.
- [31] Jianhui Wang, Qian Xiao and Xing Li, "The high-frequency weak signal detection based on stochastic resonance," in Proceedings of International Conference on Test and Measurement, pp. 431-434, Feb. 2009.
- [32] L. Schuchman, "Dither signals and their effect on quantization noise," IEEE Trans. Technology, vol. 12, no. 4, pp. 162-165, Dec. 1964.

- [33] A. A. Eielsen and A. J. Fleming, “Improving digital-to-analog converter linearity by large high-frequency dithering,” *IEEE Trans. circuits and systems*, vol. 64, no. 6, pp. 1409–1420, Jun. 2017.
- [34] D. Jin, A. M. Zoubir, F. Yin, C. Carsten and F. Gustafsson, “Dithering in quantized RSS based localization,” *IEEE International workshop on computational advances in multi-sensor adaptive processing*, pp.245–248, Dec. 2015.
- [35] J. Rapp, R. M. A. Dawson and V. K. Goyal, “Estimation from quantized Gaussian measurements: when and how to use dither,” *IEEE Trans. signal processing*, vol. 67, no. 13, pp. 3424–3438, Jul. 2019.
- [36] P. Carbone, “Quantitative criteria for the design of dither-based quantizing systems,” *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 46, no. 3, pp. 656-659, Jun. 1997.
- [37] P. Carbone and D. Petri, “Effect of additive dither on the resolution of ideal quantizers,” *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 43, no. 3, pp. 389-396, Jun. 1994.
- [38] Feng-Hsiag Hsiao and Jiing-Dong Hwang, “Dither in linear systems with memoryless nonlinearity and optimal control,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, vol. 44, no. 5, pp. 412-421, May. 1997.
- [39] C. Chu, “Recognition of Dithering Patterns for Ordered Dither Technique,” in *Proceedings of 2016 International Computer Symposium (ICS)*, pp. 365-368, Dec. 2016.

- [40] A. K. Saxena, A. Mezghani and R. W. Heath, "Linear CE and 1-bit Quantized Precoding With Optimized Dithering," *IEEE Open Journal of Signal Processing*, vol. 1, pp. 310-325, Nov. 2020.
- [41] M. Kong, Y. Zhang, Z. Du and L. Sun, "A Novel Approach to Deriving the Unit-Homogeneous Jacobian Matrices of Mechanisms," in *Proceedings of International Conference on Mechatronics and Automation*, pp. 3051-3055, Aug. 2007.
- [42] J. -X. Peng, K. Li and G. W. Irwin, "A New Jacobian Matrix for Optimal Learning of Single-Layer Neural Networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 19, no. 1, pp. 119-129, Jan. 2008.
- [43] X. Wang and K. Turitsyn, "PMU-based estimation of dynamic state Jacobian matrix," in *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pp. 1-4, May. 2017.
- [44] A. Fettweis and N. K. Bose, "A property of Jacobian matrices and some of its consequences," *IEEE Trans. on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, vol. 50, no. 1, pp. 153-155, Jan. 2003.
- [45] Bei Gou, "Observability analysis by measurement Jacobian matrix for state estimation," in *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pp. 3881-3884 Vol. 4, May. 2005.
- [46] F. Schafer and M. Braun, "An efficient open-source implementation to compute the jacobian matrix for the Newton-Raphson power flow algorithm," in *Proceedings of IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe)*, pp. 1-6, Oct. 2018.

- [47] H.T. Friis, "A note on a simple transmission Formula," in Proceedings of the I.R.E. and waves and electrons, pp. 254–256, May. 1946.
- [48] B. Rankhamrat and S. Promwong, "Wireless ultra wideband transmission experiments," in Proceedings of International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems (ISPACS), pp. 1-5, Dec. 2011.
- [49] T. Tiengthong, S. Promwong and C. Deepunya, "Delay characteristics of UWB transmission waveform with human body for WBAN system," in Proceedings of International Conference on Digital Arts, Media and Technology (ICDAMT), pp. 233-237, Jun. 2018.
- [50] K. Sarfo, K. Wang and K. Ntiamoah-Sarpong, "Estimation of UAV to UAV Performance as a Hotspot by Proposed Friis Model on Downlink AF Co-operative NOMA," in Proceedings of IEEE 10th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC), pp. 5-9, Jul. 2020
- [51] S. Al-Majeed, Z. Samayeva and J. Karam, "Outdoor Propagation Link Budget Effect on Wireless Real Time Video Transmission," 2019 SoutheastCon, pp. 1-4, Apr. 2019.
- [52] Sheather, Simon J., and Michael C. Jones, "A reliable data- based bandwidth selection method for kernel density estimation." IEEE Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), vol. 53, pp. 683–690, 1991.
- [53] X. Yin and Z. Hao, "Adaptive Kernel Density Estimation using Beta Kernel," in Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp. 3293-3297, Aug. 2007.

- [54] D. Chen, H. Guo, J. Zuo, T. Cui, Y. Shen and L. Zhang, "Research on probability density modeling method of wind power fluctuation based on nonparametric kernel density estimation," in Proceedings of 3rd International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid (IGBSG), pp. 1-5, Apr. 2018.
- [55] M. Malarvel, H. Singh and S. R. Nayak, "An Improved Kernel Density Estimation with adaptive bandwidth selection for Edge detection," in Proceedings of Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV), pp. 982-986, Feb. 2021.
- [56] B. Smolka, K. N. Plataniotis, R. Lukac and A. N. Venetsanopoulos, "Kernel density estimation based multichannel impulsive noise reduction filter," in Proceedings of International Conference on Image Processing (Cat. No.03CH37429), pp. II-137, Sept. 2003.
- [57] Y. Wu, X. Zhou and Y. Zhang, "Target tracking based on non-linear kernel density estimation and Kalman filter," in Proceedings of IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), pp. 462-466, Jun. 2015.
- [58] P. Wang, W. Ser and Feng Qian, "Kernel-based error rate estimation for M-ary modulation," in Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW), pp. 146-148, Apr. 2013.
- [59] A. Tabibiazar and O. Basir, "Kernel-Based Optimization for Traffic Density Estimation in ITS," in Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall), pp. 1-5, Sept. 2011.

- [60] Hershey, John R., and Peder A. Olsen, “Approximating the Kullback Leibler divergence between Gaussian mixture models,” in Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), vol. 4, pp. 317-320, Apr. 2007.
- [61] Fuglede, Bent, and Flemming Topsøe, “Jensen-Shannon divergence and Hilbert space embedding,” in Proceedings of International Symposium on Information Theory, pp. 31–39, Jul. 2004.
- [62] Kullback, Solomon, and Richard A. Leibler, “On information and sufficiency,” *The annals of mathematical statistics*, vol. 22, no. 1, pp. 79–86, Mar. 1951.
- [63] S. Cui and M. Datcu, “Comparison of Kullback-Leibler divergence approximation methods between Gaussian mixture models for satellite image retrieval,” in Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 3719-3722, Jul. 2015.
- [64] Jia-Yu Chen, J. R. Hershey, P. A. Olsen and E. Yashchin, “Accelerated Monte Carlo for Kullback-Leibler divergence between Gaussian mixture models,” in Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 4553-4556, Mar. 2008.
- [65] J. -L. Durrieu, J. -P. Thiran and F. Kelly, “Lower and upper bounds for approximation of the Kullback-Leibler divergence between Gaussian Mixture Models,” in Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 4833-4836, Mar. 2012.

- [66] G. V. Weinberg and V. G. Glenny, “Optimal Rayleigh Approximation of the K-Distribution via the Kullback–Leibler Divergence,” in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, no. 8, pp. 1067-1070, Aug. 2016.
- [67] S. Ji, Z. Zhang, S. Ying, L. Wang, X. Zhao and Y. Gao, “Kullback-Leibler Divergence Metric Learning,” *IEEE Trans on Cybernetics*, pp. 1-12, Jul. 2020.
- [68] H. Li, J. Han, T. Zheng and G. Zheng, “Upper and lower bounds for approximation of the Kullback-Leibler divergence between Hidden Markov models,” in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 7609-7613, May. 2013.
- [69] P. Pezzeri, C. Wurster, M. Wollitzer, M. Fuchs and E. Leitgeb, “Power distribution of short free space optical propagation,” in *Proceedings of 16th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*, pp. 1-4, Jul. 2014.

研究業績

- 堀内星哉, 羽多野裕之, 眞田耕輔, 森香津夫, 山里敬也, 荒井伸太郎, 齋藤将人, 田所幸浩, 田中宏哉, “RSSIに基づく距離測定技術のための干渉信号を用いた Dither 法の適用に関する研究,” 電子情報通信学会総合大会講演論文集, A-13-ITS, p. 118, 2020年3月.
- Seiya Horiuchi, Hiroyuki Hatano, Kosuke Sanada, Kazuo Mori, Takaya Yamazato, Shintaro, Arai, Masato Saito, Yukihiro Tadokoro and Hiroya Tanaka, “RSSI-Based Distance Measurement Technique Using Interference Signal Characteristics,” Proceedings of The 10th International Symposium for Sustainability by Engineering at Mie University (Research Area C), Sept. 2020.
- Seiya Horiuchi, Hiroyuki Hatano, Kosuke Sanada, Kazuo Mori, Takaya Yamazato, Shintaro, Arai, Masato Saito, Yukihiro Tadokoro and Hiroya Tanaka, “RSSI-Based Distance Estimation Enhanced by Interference Signals,” in Proceedings of International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications, pp. 101–104, Nov. 2020.
- 堀内星哉, 羽多野裕之, 眞田耕輔, 森香津夫, 山里敬也, 荒井伸太郎, 齋藤将人, 田所幸浩, 田中宏哉, “干渉信号を用いた Dither 法による距離推定技術の誤差低減手法の提案,” 信学技法, vol.121, no 86, pp.1-6, 2021年7月.

- Seiya Horiuchi, Hiroyuki Hatano, Kosuke Sanada, Kazuo Mori, Takaya Yamazato, Shintaro, Arai, Masato Saito, Yukihiro Tadokoro and Hiroya Tanaka, “Error Reduction Method by using Dithering with Interference Signals for RSSI-Based Distance Estimation,” Proceedings of The 11th International Symposium for Sustainability by Engineering at Mie University (Research Area C), Sept. 2021.
- 堀内星哉, 羽多野裕之, 眞田耕輔, 森香津夫, 山里敬也, 荒井伸太郎, 齋藤将人, 田所幸浩, 田中宏哉, “干渉信号を用いた Dither 法を適用した RSSI に基づく位置推定技術の性能評価,” 電子情報通信学会総合大会講演論文集, A-13-ITS, 2022 年 3 月. (投稿済)