

ITU AI/ML in 5G Challenge | Challenge Program 「Site specificな電波伝搬損失の推定」

2024年9月6日

株式会社KDDI総合研究所

- 安定したモバイル通信の実現には、場所毎(Site Specific)での電波の受信状況の把握が重要
- 受信状況は、建物などの環境の影響で場所毎に異なる、電波の伝搬損失を知ることで把握可能

基地局が直接見えない場合、ビル等の反射・回折によって電波が到達(NLOS環境)
⇒ 周辺環境により、電波が様々な経路で到達し、場所毎で伝搬損失が変化

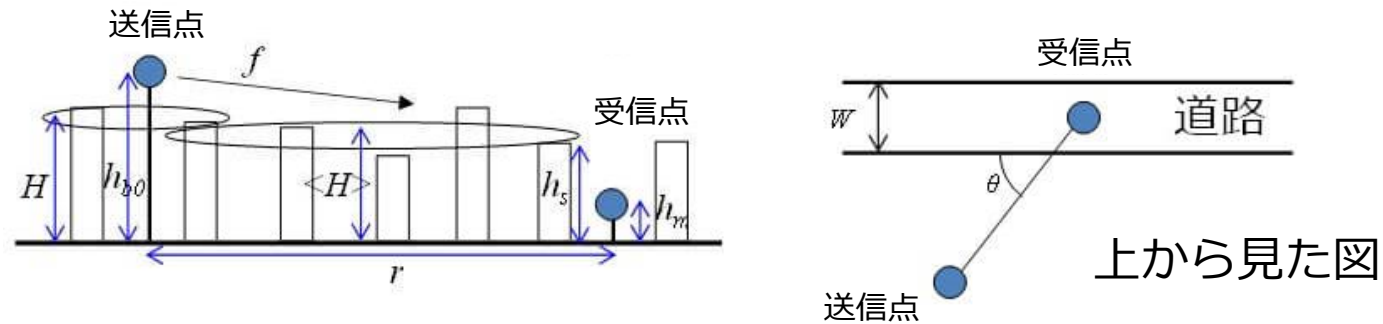


基地局が直接見える場合、電波は直接端末に到達(LOS環境)
⇒ 主に基地局からの距離で伝搬損失が変化

LOS : Line of sight, NLOS: Non line of sight

- 測定データと周辺環境の平均建物高や平均道路幅など統計パラメータで回帰したモデル
⇒ 場所全体での統計的には合うが、個々の場所でみると実際の伝搬損失値との差異が発生

従来手法の例 (拡張坂上式^[1]より一部抜粋・加筆)



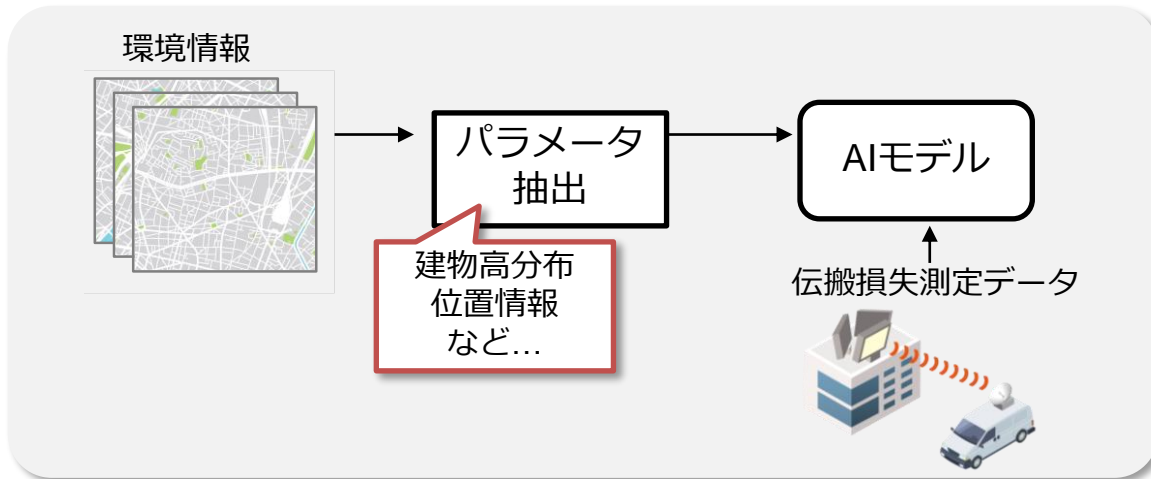
$$L = 100 - 7.1 \log W + 0.023\theta + 1.4 \log h_s + 6.11 \log \langle H \rangle - \dots$$

L は伝搬損失、 W は受信点近傍の道路幅、 θ は送受信点を結ぶ線と道路の方向との成す角、 h_s は道路際の建物高、 $\langle H \rangle$ は送受信間にある建物高の平均を表す

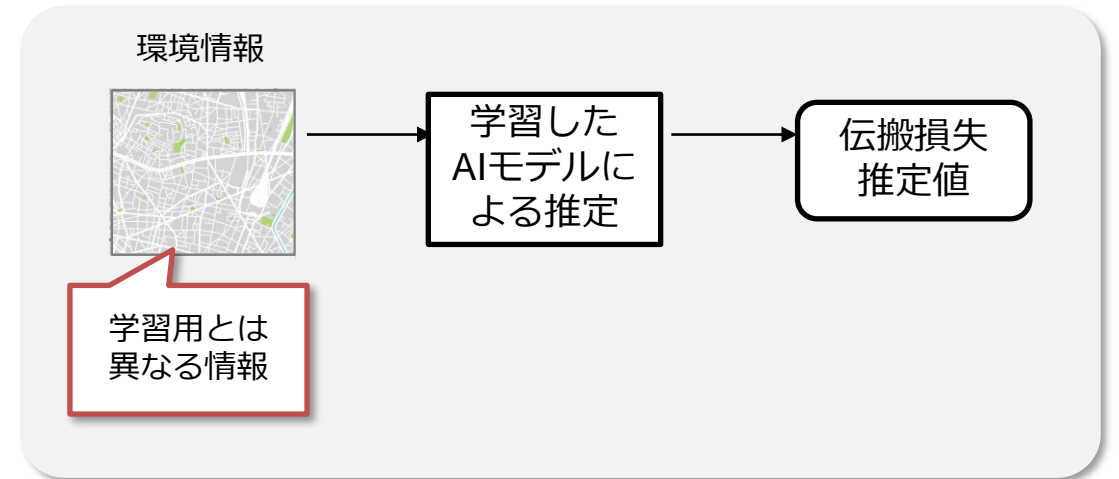
- [1] https://www.ieice.org/cs/ap/misc/denpan-db/prop_model_db/model_list/extended_sakagami/ (in Japanese)
- [2] T. Fujii, "Delay profile modeling for wideband mobile propagation," IEEE 60th Vehicular Technology Conference, 2004. VTC2004-Fall. 2004, Los Angeles, CA, USA, 2004, pp. 38-42 Vol. 1, doi: 10.1109/VETECONF.2004.1399914. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/1399914>)

- 環境情報をAIが学習し、Site Specificな電波伝搬より精度よく推定する手法が検討
 - 地図データ等の環境情報から抽出したパラメータや伝搬損失の測定データを用いてAIモデル化
- AIで学習した電波伝搬損失モデルにより、異なる条件での電波伝搬の推定が可能

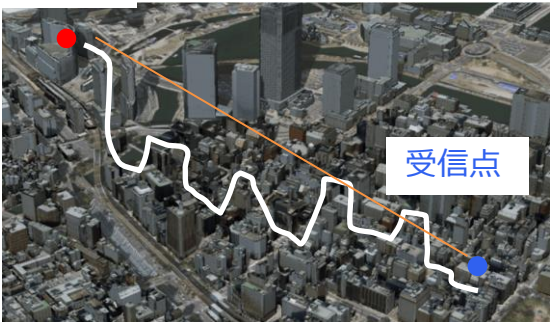
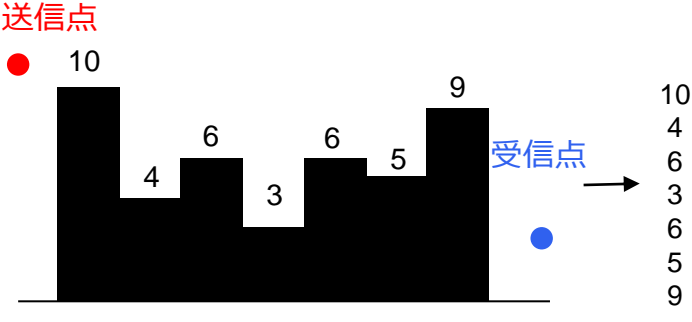
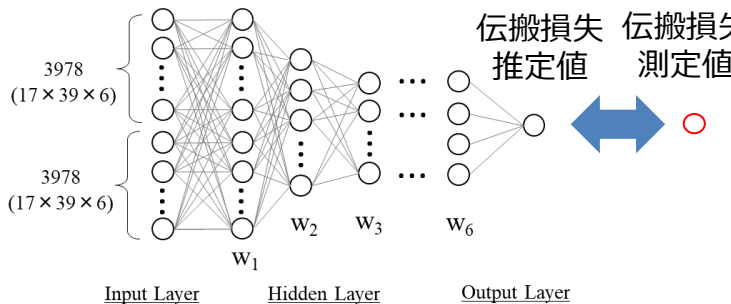
学習フェーズ



推定フェーズ



- (1)環境を示す特徴、(2)パラメータ、(3)学習モデルをどのように設計するかを検討が必要
 - 本課題への取り組みに関する中心となる部分である
- 以下の記載はあくまで「例」であり、**電波伝搬損失の推定精度が高くなるように検討を行う**

項目	(1) 環境を示す特徴	(2) パラメータの抽出方法	(3) 学習モデル
例	送信点(Tx)と受信点(Rx)間の建物高さ 	送受信点間の線上の一定間隔ごとの高さを数値化 	同じ座標の伝搬損失測定値を教師データに、結合ネットワークのウェイトを学習 
検討内容	電波伝搬損失に相関のありそうな環境の特徴を検討する	特徴をどのように抽出し、どのように処理 (そのままor正規化など)し、どのように表現するのかを検討する	パラメータからどのようなAIモデルを用いて伝搬損失を推定するかを検討する

◆ 3D地図データと複数の送信点(Tx)からの伝搬損失データを用いて、異なるTx点からある範囲の伝搬損失を推定

◆ 課題

- タスク1 (ベーシック) : 周波数=800MHz
- タスク2 (アドバンスド) : 周波数 = 7GHz
- タスク3 (アドバンスド) : 周波数 = 28GHz
 - ・ タスク1→3の順番で周辺環境の影響をより強く受けるため、難易度が高くなる

◆ 利用するデータセット

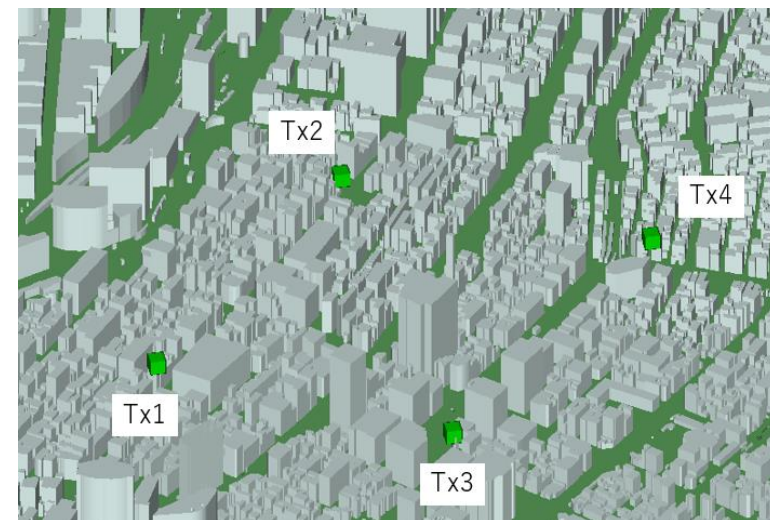
1. 3D地図データ
 - ・ PLATEAUデータのファイル形式を変換して作成(*)
 - ・ OBJファイル形式
2. Tx点ごとの伝搬損失データ
 - ・ 最大で反射4回、回折1回まで考慮した、レイトレーシングシミュレーションにより作成
 - ・ Tx点ごとに、Rx座標ごとの伝搬損失値が得られる

(*) 「PLATEAUオープンデータ 3D都市モデル 中央区[1]、千代田区[2]」 (国土交通省)のデータを用いてファイルフォーマット形式を変換して作成

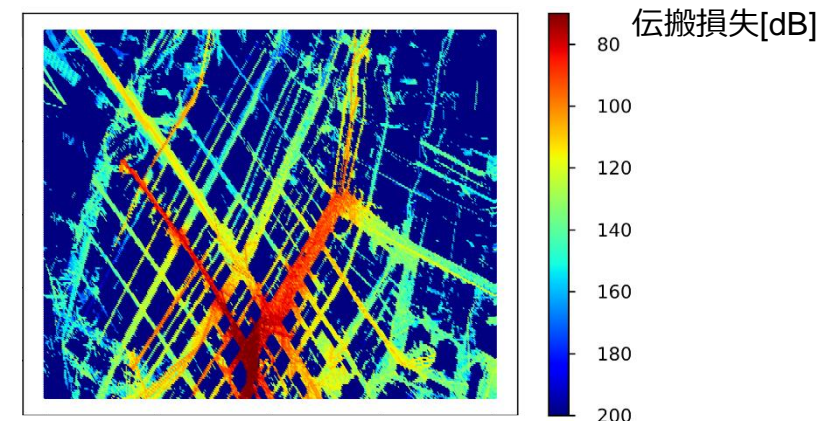
[1] <https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/plateau-13102-chuo-ku-2023>

[2] <https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/plateau-13101-chiyoda-ku-2023>

3D地図データ



可視化した伝搬損失データ



- 「Txごとの伝搬損失データ」には、
同一周波数帯及び場所で4カ所の送信点(Tx#1から#4)のデータセットが含まれる
- クロスバリデーション(CV)で、次の例のようにして、電波伝搬損失のAIモデルの評価を行う
 - CV #1ではTx #1～3の環境データと伝搬損失データ値で学習し、Tx #4の環境データで伝搬損失を推定
 - Tx #4の伝搬損失データ値で、前項の推定値の精度を評価

	Tx #1	Tx #2	Tx #3	Tx #4
CV #1	学習	学習	学習	評価
CV #2	学習	学習	評価	学習
CV #3	学習	評価	学習	学習
CV #4	評価	学習	学習	学習

■ 方法

- (1) 各CVの学習用データで電波伝搬損失のAIモデルを作成
- (2) AIモデルにより各CVの評価用データの受信点(X, Y, Z)の電波伝搬損失を推定
- (3) 評価用データに含まれる伝搬損失値 M と(2)の推定値 E から、Root Mean Square Error (RMSE) を計算

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - M_i)^2}$$

■ 条件

- (a) 各CVで、評価用データを学習に用いてはならず、(3)の評価のみに用いること
- (b) 学習/評価は同一周波数帯のデータを用いて行う
- (c) AIモデル化の手法や学習方法は自由に検討可能
 - ・ 各CVの学習時に、3個あるTxごとの伝搬損失値をどこまで使うか
 - ・ データセットからの特徴量の選択
 - ・ 学習に用いるAIモデル

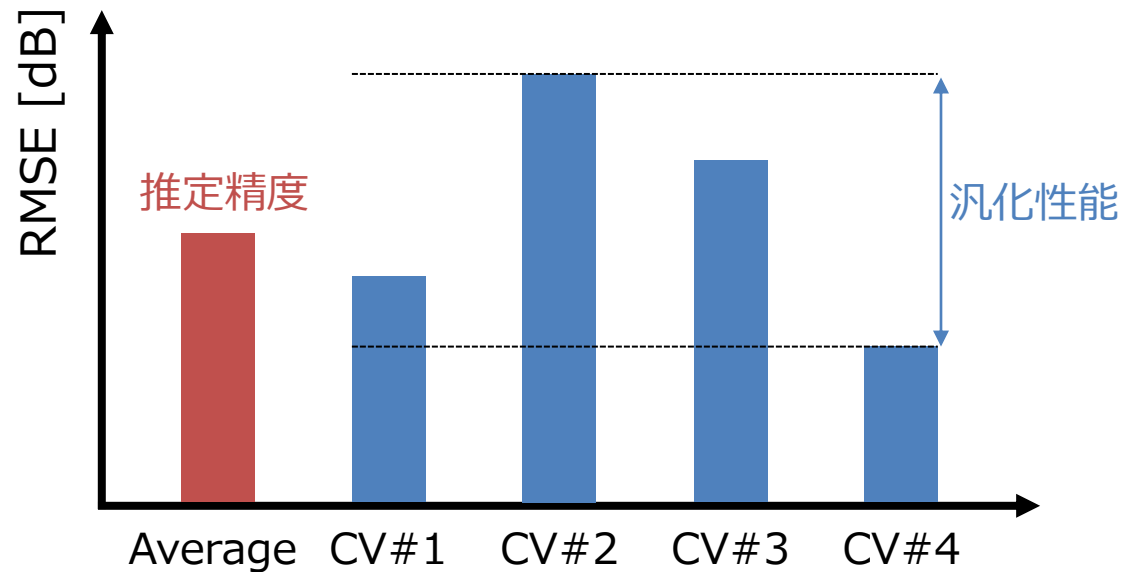
■ 基準1：モデルの有用性

- 推定精度：CV#1からCV#4のRMSEのdB平均値
- 汎化性能：CV#1からCV#4のRMSEの分散
- 推定精度、汎化性能の双方が良い手法が有用と判断

■ 基準2：モデル化の方法

- オリジナリティ、複雑性を総合的に評価

評価基準のイメージ



2種類のファイルを提出してください

■ (1) プレゼン資料 (PDFファイル、最大20ページ程度)

- 言語：日本語または英語
 - ・日本語で作成いただいた場合、優勝者・チームは英語のプレゼン資料を作成いただく必要があります
- 内容
 - ・表紙
 - ・参加した体制：組織、参加者、果たした役割
 - ・評価基準1の結果
 - ・作成したモデルに関する説明（評価基準2の評価に利用）
 - 本資料の「電波伝搬損失モデルの構築にあたり検討する事項」の(1)環境を示す特徴、(2)パラメータ、(3)学習モデルをどのように設計したかを説明してください
 - 必要に応じて、参考文献を付けてください
 - 設計にあたり、工夫した内容を述べてください
 - ・処理に要した時間の計測結果
 - 実施環境：OS、開発環境、CPU、メモリ、ストレージ、GPU(利用した場合)
【例】 Windows10、Python3 with XXX library、Intel Core i5-10310U、32GB、256GB SSD、Nvidia GeForce 4080 SUPER(16GB)
 - CV#1から#4の各々の処理に要した時間(秒数)
データの変換や読み込みの時間は含まなくてもよく、学習や推論に要した時間を計測してください

■ (2) 考案したAI/MLモデルで評価した結果のデータ

- 1周波数(タスク)あたり、4ファイル(Tx分)を提出してください
- CSV形式のフォーマットは次のとおりです
 - ・ 配布したデータセットの伝搬損失データに対して、作成したモデルによる推定値として14列目を追加してください
 - ・ 伝搬損失データのフォーマット形式については、「配布するデータセットの説明」を参照ください

COLS	1	2	3	4	5	6	7
Header	X	Y	Z	PL	Lon	Lat	Attitude
Name	Rx点の座標 (x, y, z)			伝搬損失値 [dB]	Rx点の緯度経度、地上からの高さ[m]		

COLS	8	9	10	11	12	13	14
Header	X	Y	Z	Lon	Lat	Attitude	Predicted_PL
Name	Tx点の座標 (x, y, z)			Tx点の緯度経度、地上からの高さ[m]			伝搬損失推定値 [dB]

■ 提出方法

- 期限：2024年11月1日(金)
- ITUの提出用フォームから提出ください

■ 質問

- 期限：2024年10月25日(金) 23:59JST(UTC+9)
- 以下のフォームからご質問ください。2営業日程度で回答いたします
<https://forms.office.com/r/TrNK6As1h9>
- ファイル送信を行いたい場合は、ファイル転送サービスを利用し、URL、ダウンロード用ユーザ名やパスワード等の必要事項をフォームに入力ください

■ スケジュール(2024)

- 10/25 質問締切
- 11/1 応募締切
- 11/15まで 優勝者・チームの決定
- 11/25週 優勝者・チームによるTTCでのプレゼン (英語)
- 12月中旬 優勝者・チームによるITUでのプレゼン (英語)

伝搬損失の推定方法の具体例 及びデータセットの説明

伝搬損失の推定に関する具体的な流れ

- 伝搬損失の推定には、下表の(1)から(3)の手順を行う必要があります
- 以降で具体的な例について述べています。しかし、あくまで一例であるので、各参加者で**伝搬損失の推定結果が良くなる(=実際の値と近くなる)方法を検討ください**
 - 以降で説明している内容の詳細について、学会で発表したプレゼン資料を参考資料として含めています

項目	(1) 環境を示す特徴	(2) パラメータの抽出方法	(3) 学習モデル
例	送信点(Tx)と受信点(Rx)間の建物高さ 	送受信点間の線上の一定間隔ごとの高さを数値化 	同じ座標の伝搬損失測定値を教師データに、結合ネットワークのウェイトを学習
検討内容	電波伝搬損失に相関のありそうな環境の特徴を検討する	特徴をどのように抽出し、どのように処理(そのままor正規化など)し、どのように表現するのかを検討する	パラメータからどのようなAIモデルを用いて伝搬損失を推定するかを検討する

Page5再掲

(1) 環境を示す特徴

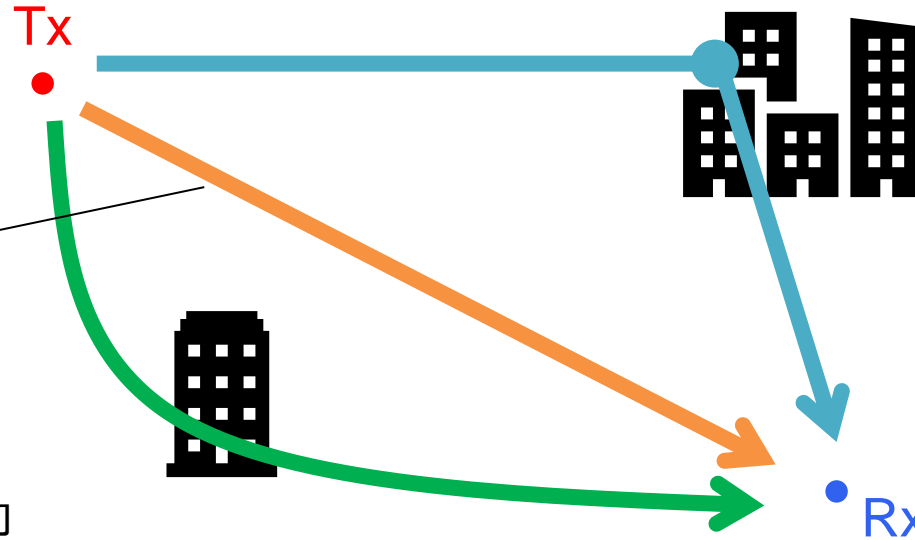
- 電波が通る経路(パス)を元に、伝搬損失に相関のありそうな環境の特徴を検討
- パスの種類と伝搬損失への影響

直接パス

- 送信点と受信点の間に構造物は存在しないパス
- 伝搬損失は小さい傾向

回折パス

- 電波が障害物の裏へ回り込むパス
- 伝搬損失は大きい傾向



反射パス

- 構造物で電波が反射して受信点に到達するパス
- 伝搬損失は直接パスより大きく、回折パスより小さい傾向

■ 検討例

- 伝搬損失との相関
 - パスが長くなる：伝搬損失が大きくなる
 - TxとRxの間の構造物が少ない：伝搬損失が小さくなる
 - 反射や回折を重ねる：伝搬損失が大きくなる



- 環境を示す特徴を『TxとRx間の距離』と『周囲の構造物』とする

(2) パラメータの抽出

■ (1)で決定した特徴の抽出方法を検討

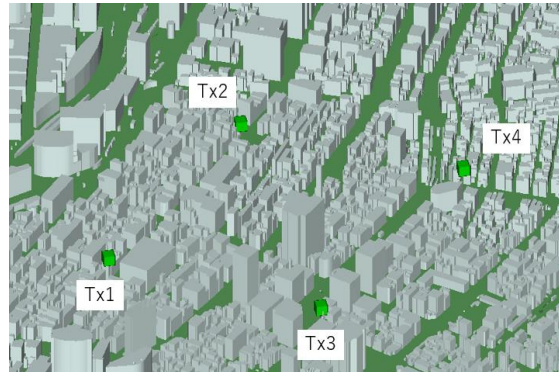
■ 検討例

- 「TxとRx間の距離」と「周囲の構造物」の特徴を抽出する方法を検討
⇒ 周辺の構造物の位置関係や形状を考慮するには、画像(二次元配列)としての抽出が有効



- データセットして配布する3D地図データから、次を画像で表現
 - ・ TxとRx間の距離
 - ・ TxとRxを基準にした周囲の構造物の相対的な高さ

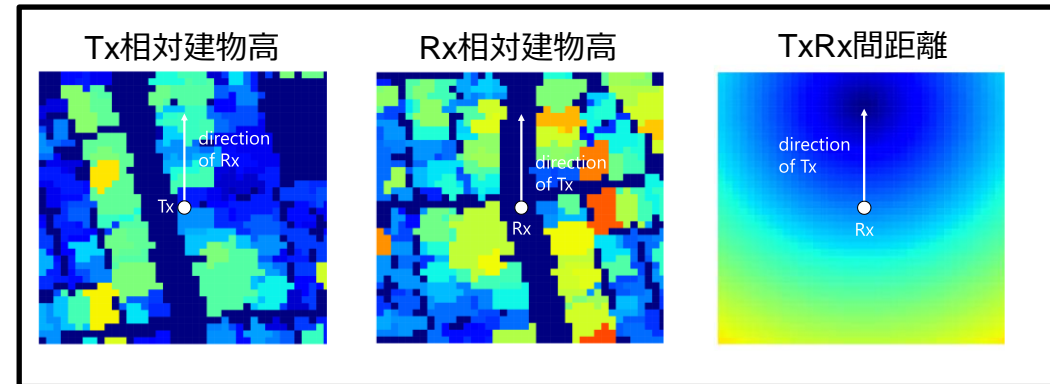
3D地図データ(データセットとして配布)



加工



抽出するパラメータ画像



- Tx周辺を上から見下ろした画像、Rxから周辺を見た360°パノラマ画像など3D地図データから得られる、様々な特徴の抽出方法を検討してみてください

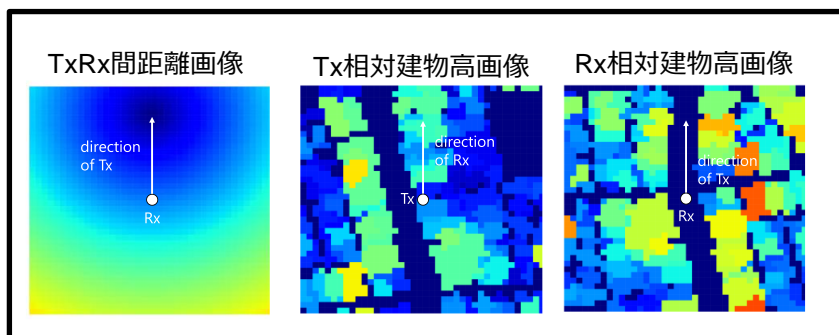
(3) 学習モデル

■ (2)で決定したパラメータを用いた学習方法を検討

■ 検討例

- 『TxRx間距離画像』と『Tx/Rx相対建物高画像』を用いた学習モデルを検討
- 画像認識等で利用され効率的に学習できるモデルが必要
⇒ ResNetを適用

学習モデルへ入力するパラメータ ※ (2)での内容

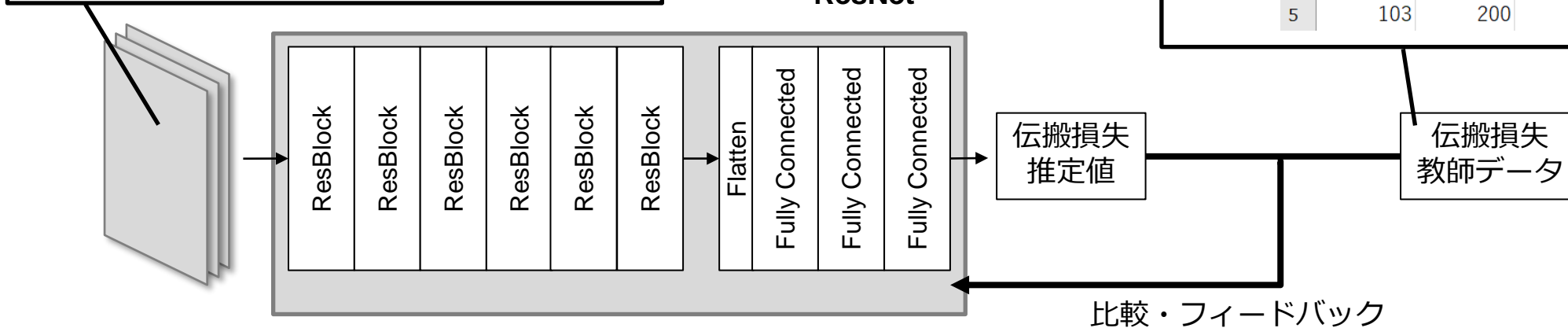


伝搬損失データ(データセットとして配布)

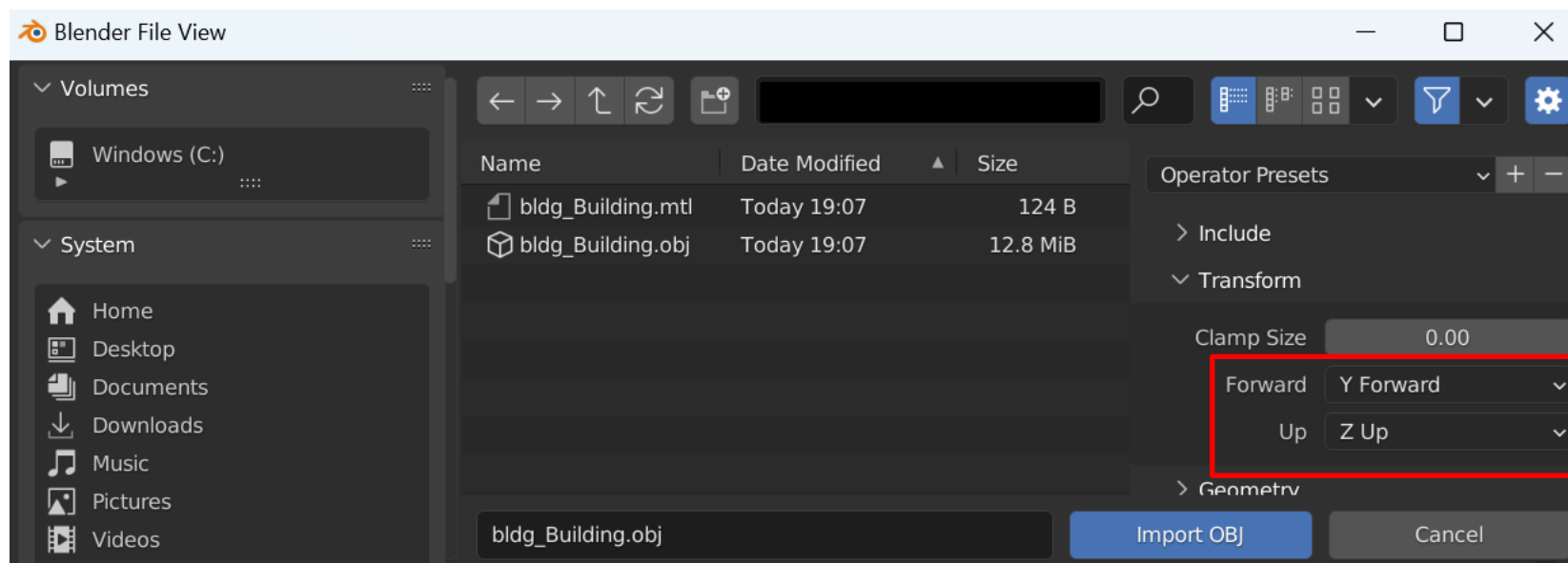
Tx, Rxの3D地図データ上の座標に紐づいた伝搬損失

	A	B	C	D
1	x	y	z	PL
2	100	200	75	101.173
3	101	200	75	113.739
4	102	200	75	119.734
5	103	200	75	110.604

ResNet



- 「(1)環境を示す特徴」の構造物などのデータを取得可能で、「(2) パラメータの抽出」で利用します
- OBJ形式のファイルです
 - ファイル形式については、Web上に多数の解説があります
 - https://en.wikipedia.org/wiki/Wavefront_.obj_file
 - 3DCGソフト Blenderなどで閲覧・編集できます
 - <https://www.blender.org/>
 - Blenderへインポートする際は次の設定が必要です： Forward=Y Forward, Up=Z Up



配布するデータセットの説明: (B) 伝搬損失データ

- 周波数(800MHz, 7GHz, 28GHz)ごとに、4Tx位置分で12ファイルがあります
- 周波数ごとに3Tx分を学習用、1Tx分を評価用にご利用します
- CSVファイル形式で、フォーマットは次のとおりです

COLS	1	2	3	4	5	6	7
Header	X	Y	Z	PL	Lon	Lat	Attitude
Name	Rx点の座標 (x, y, z)			伝搬損失値 (dB)		Rx点の緯度経度、地上からの高さ[m]	
Use for	伝搬損失値をAIモデルでの推定値と比較する際に、AIモデルでのRx位置として利用			<ul style="list-style-type: none"> • 伝搬損失の学習用(教師データ) • 評価用データ 		TxとRx間の実際の距離などのパラメータを抽出する際に利用	
Remarks	(A) 3D地図データと同じ座標系			レイトレーシングシミュレーションで取得		(2)パラメータ抽出の際に必要な応じて利用	

COLS	8	9	10	11	12	13
Header	X	Y	Z	Lon	Lat	Attitude
Name	Tx点の座標 (x, y, z)			Tx点の緯度経度、地上からの高さ[m]		
Use for	伝搬損失値をAIモデルでの推定値と比較する際に、AIモデルでのTx位置として利用			TxとRx間の実際の距離などのパラメータを抽出する際に利用		
Remarks	(A) 3D地図データと同じ座標系			(2)パラメータ抽出の際に必要な応じて利用		

- 様々な研究が行われている分野ですので、「radio propagation prediction machine learning」等で検索をしていただくと、多数の論文が出てきます

- KDDI総合研究所で検討している内容として、以下のような文献があります
 - AI/MLでどのように電波伝搬損失を推定するかの詳細手法を述べていますが、あくまで一例として扱ってください
 - T. Nagao and T. Hayashi, "A Study on Path Loss Modeling using ResNet and Pre-Training with Free Space Path Loss," 2022 IEEE 33rd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9977760>
 - 著作権の関係で、論文自体はIEEE Xplorerからダウンロードください
 - 本論文に関するプレゼン資料を入れてあります。本資料の検討例の詳細の参考にしてください
 - T. Hayashi, T. Nagao and S. Ito, "A study on the variety and size of input data for radio propagation prediction using a deep neural network," 2020 14th European Conference on Antennas and Propagation
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9135876>
 - T. Nagao and T. Hayashi, "A Study on Urban Structure Map Extraction for Radio Propagation Prediction using XGBoost," 2021 15th European Conference on Antennas and Propagation
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9411102>

KDDI

KDDI Research