

ディープラーニングによる電波強度を用いた 位置推定に関する研究

315501 Ashish Adhikari

1. はじめに

現在、人工知能(AI)においてディープラーニング(DL)¹⁾がメインとなった研究課題が主流である。DLでは、自動機械学習、画像処理、写真のオブジェクト分類、自動手書き認識、自動ゲーミング、データ測定など様々な場面に適用されている。

本研究では、電波強度による位置推定に対してDLの適用を試みた。これまで屋外ではGPSや携帯電話の電波による位置特定が行われている。また、屋内では無線LANのアクセスポイントからの電波を利用した位置推定の研究が行われており、これまで機械学習手法の一つであるSVMを利用した方法が提案されている²⁾。

本研究では、無線LANの電波強度を利用した位置推定にDLを適用し、どの程度の精度で位置推定が可能であるかを実験的に明らかにした。

2. 実験環境およびデータ収集

図1は実験環境を示しており、図のように9つのアクセスポイント(AP1からAP9)を配置した。アクセスポイントは、Buffalo AirStation Pro WAPM-APG300Nを利用し、2.4GHzの電波を発信するように設定した。

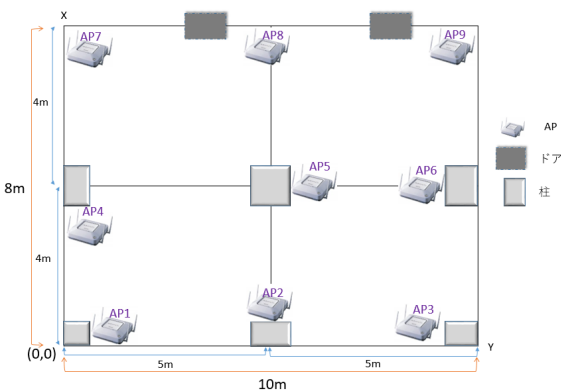


図1 実験環境およびAPの配置

電波強度の測定には Apple MacBook Air を利用した。図1の左下を原点として、1m 間隔(99地点)で9つの AP からの電波強度(RSSI 値)を測定した。

表1には、収集したデータの一部を示した。AP から得られるデータには(X,Y)地点を設け各地点で 5 個ずつのデータを収集した。なお全部で 17820 個(99 地点×180 回)のデータの収集を行った。

表1:収集データの例

X	Y	AP1	AP2	AP3	...	AP8	AP9
0	0	-30	-43	-54	...	-54	-49
0	0	-30	-42	-52	...	-54	-49
...
8	10	-52	-49	-49	...	-43	-30
8	10	-52	-48	-49	...	-43	-30

3. データ解析

DL 解析ツールとしてワイカト大学によって開発された Java 系のデータマイニングツール Weka を使用した。解析は GPU 付 DL 専用パソコン(CPU Xeon E5-1620v4 4core/8thread 3.5GHz, メモリ 64GB, GPU : NVIDIA GeForce GTX 1080Ti 11GB, OS: ubuntu 16.04 LTS)で行った。

本研究の位置推定において、入力情報は、表1における AP1 から AP9 の値であり、出力は位置座標となる X と Y である。しかしながら、問題を簡単にするために、今回は、X と Y を別々に推定するように解析を行なった。

図2には、今回、解析を行なった基本的な DL

のレイヤー構成を示した。データの入力に対し、GravesLSTMレイヤーを一層目とし、入力9に対し出力を27に設定した。Activation Functionをsigmoidとgate activation functionをTanHにした。GravesLSTMによって解析された結果を2層目であるDense Layerに渡され、Dense Layerにも出力を27とActivationSigmoidを設定する。最後にOutput LayerがLossMCXENTとActivationSoftmaxを使って出力をする仕組みになっている。最適化アルゴリズムはStochastic Gradient Descentである。

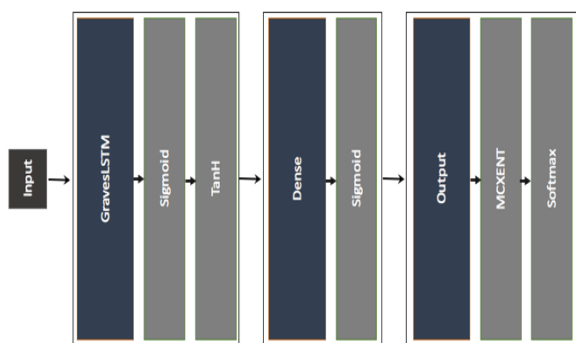


図2 DLのレイヤー構成

本研究では、図2に示したレイヤー構成を基本とし、どのようなレイヤー構成に設定すれば、最も精度が良くなるかを実験的に検証した。

4. 実験結果

この実験には全てで4種類のニューラルネットワーク構成を用いた。第一構成は図2の終わりに示されているOutput Layerだけを使用している。第二構成としてDense LayerとOutput Layerのみを設定している。第三構成には、図2に示す通りの構成である。第四構成は、図2の構成において、Dense LayerをOutput Layerの前に追加した構成である。

ここでXを出力とする場合の解析では、epochs数として50と学習レートを0.01に設定した。Weight Initialization MethodをXAVIER FAN IN実験形式として、Cross-Validationの5 foldsを試した。これが本実験で精度が一番良かった組み合わせであり、表2のXには、その時の精度を示した。

次に、Yに対し行われた解析では epochs 数として50と学習レートを0.01に設定した。Weight Initialization MethodをXAVIER FAN IN実験形式としてCross-Validationの10 foldsを試してみた。表2のYには、その時の精度を示した。

表2:実験結果 (%)

構成	X	Y
第一構成	32.5253	31.2121
第二構成	61.2626	57.2727
第三構成	81.9697	81.1616
第四構成	70.00	69.596

表2の結果より、一番精度が良かった構成は第三構成だった。

5. おわりに

本研究を通して無線LANの電波強度を利用した位置推定に対して、いくつかのニューラルネットワークで実験を行った。DLにおいて、ニューラルネットワークの組み合わせによって結果が異なる。今回はGravesLSTMレイヤーとDenseレイヤーの組み合わせが最も効果的だった。一番結果が良かったのがXで81.9697%だった。それに対しYが81.1616%だった。しかし、データ数をさらに増やすことで精度を挙げられると考えられる。

今後の課題は、データ数と精度の関係を明らかにすることや、他のレイヤー構成の検討などが挙げられる。

6. 参考文献

- 1) 書籍 ゼロから作るDeep Learning ②—自然言語処理編 斎藤 康毅
- 2) 小野嵩晃, 平石広典, “電波強度と加速度センサーによるハイブリッドな位置推定方式”, 情報処理学会第75回全国大会, Vol.3, pp.197-198, 2013.3.