

機械学習を活用したネットワークデザイン手法

情報通信ネットワーク研究室では、近年注目を集めている機械学習の技術を活用したネットワークデザイン手法の研究に取り組んでいます。

本日は、主に右記の各テーマについて概要を説明させていただきます。

1. 深層学習を活用した屋内位置検出
GPS*などの電波受信が難しい屋内で位置情報を利用するサービスの需要が拡大しています。BLE (Blue-tooth Low Energy) の電波強度 (RSSI) を機械学習により分析して位置検出を行う手法を研究しています。

2. IoTネットワークのルーティング方式
IoT向けの低消費電力ワイヤレスネットワークにおいて通信ルートを制御するルーティング方式を研究しています。
3. その他の研究課題
機械学習を活用したドローン制御方式、可視光LED通信の応用システム、気象予測検討など。

1. 深層学習を活用した屋内位置検出

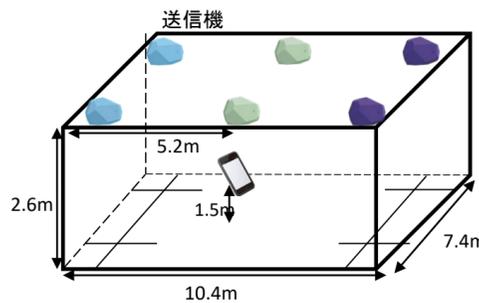
図1に屋内位置検出の実験構成を、図2に機械学習による位置検出手法を示します。図示のように部屋の天井にBLE送信機を6個配置し、部屋の平面を6x8に分割した1.2m x 1.3mの48区画でのRSSIをスマートフォンのBLE受信機で測定します。1つの区画につき200組、合計9600組のデータを学習データとして利用し、位置検出時に測定したRSSIのテストデータを用いてスマートフォンがどの区画にあるかを推定します。

今回の実験では4つの機械学習アルゴリズムを用いて位置検出を行い、検出精度を比較しました。表1に基本的な3つの機械学習アルゴリズムを適用した場合の結果を示します。深層学習を適用した場合の結果を図3に、適用したパラメータ等を表2に示します。深層学習では表3の各方式に比べてかなり改善が見られ、58.5%の位置識別成功率(1.2m x 1.3mの位置識別)が得られました。今後は更に改善を目指して、BLE受信機を配置する方式を検討しています。

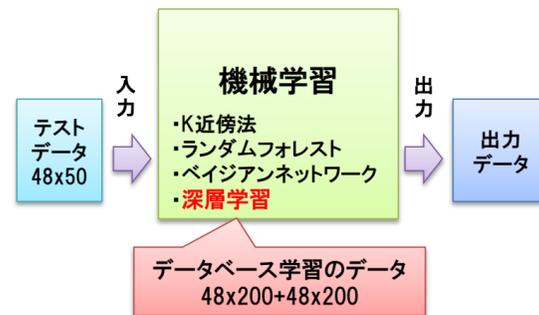
<学会発表>

- (1) 中垣内ほか、電気関係学会関西大会、G7-13, 2017
- (2) N.Yamamoto et al., Vietnam-Japan Joint Workshop on Ambient Sensor Networks, Nov.29.2018

GPS* = Global Positioning System



<図1: 屋内位置検出の実験構成>

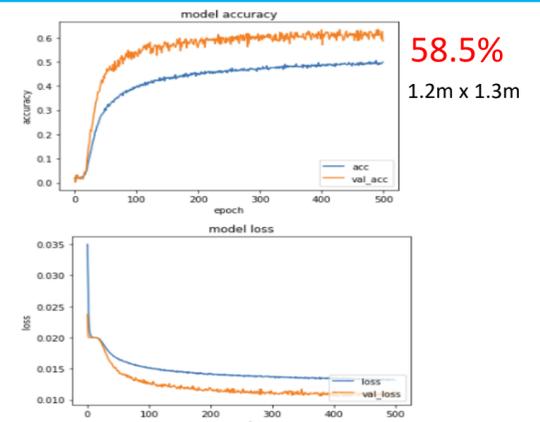


<図2: 機械学習を用いた屋内位置検出手法>

<表1: 基本的な機械学習を適用時の識別成功率>

	各地点の識別成功率	隣接点含む識別成功率
ベイジアンネットワーク	33.1%	55.3%
K近傍法	32.3%	57.6%
ランダムフォレスト	31.2%	59.5%

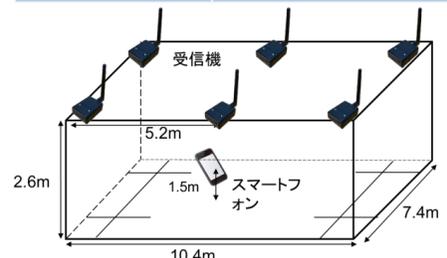
<1.2m x 1.3m> <3.6m x 3.9m>



<図3: 深層学習を適用した場合の識別成功率の例>

<表2: 深層学習に適用したパラメータ等>

入力層のサイズ	6
隠れ層の数	3
隠れ層のユニット	50
出力層のサイズ	49
活性化関数	Relu
誤差関数	mean_squared_error
勾配法	RMSprop()
学習回数	500回

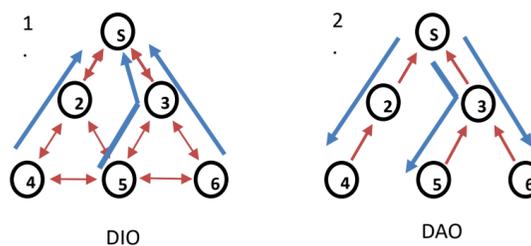


<図4: BLE受信機を配置した実験構成案>

2. IoTネットワークのルーティング方式

IoT向けの低消費電力・ワイヤレスセンサネットワーク (WSN) では、バッテリー駆動の多数センサノードが収容され、低速でパケット損失が生じるデータ通信方式が適用されます。通信ルートの制御にはRPL#と呼ばれるルーティング方式が国際標準の一つとして採用されています。

RPLにおけるアップリンクとダウンリンクのルート確立方式の模式図を図5に示します。2種類の制御信号DIO #、DAO #により近隣ノード間でデータをやり取りして親ノードを探索し、サーバノードSへのアップリンクを確立します。ダウンリンクは、通常は各ノードのルーティングテーブルを参照してアップリンクの逆ルートが適用されます。ノード数4~25、受信率25~100%を仮定して、RPLの性能評価を行った結果の一部を表3に示します。ノード数が多い場合にダウンリンクの信頼性が低下(表3の76.4~96.0%等)する問題が判明しています。本研究では、この問題に



<図5: アップリンクとダウンリンクのルート確立>

リンクは、通常は各ノードのルーティングテーブルを参照してアップリンクの逆ルートが適用されます。ノード数4~25、受信率25~100%を仮定して、RPLの性能評価を行った結果の一部を表3に示します。ノード数が多い場合にダウンリンクの信頼性が低下(表3の76.4~96.0%等)する問題が判明しています。本研究では、この問題に

<表3: RPLのパフォーマンス改善例>

ノード数	RX ratio	信頼度 Uplink(%)	信頼度 Downlink(%)
16	100	100	100
	50	100	96.0 → 100
	25	100	92.1 → 100
25	100	100	79.4 → 92.0
	50	100	79.2 → 90.3
	25	100	76.4 → 90.1

対して、各ノードのルーティングテーブルを同じランクレベルのノード間でシェアする形で最大限に活用する新しい方式を提案し、シミュレーション評価により、表3に示すパフォーマンスの改善(76.4→90.1%等)を検証しました。

<学会発表>

- (1) R.Matsubara et al., Vietnam-Japan Joint Workshop on Ambient Sensor Networks, Nov.29.2018
- (2) 松原ほか、電子情報通信学会ASN研究会、Jan 2019

3. その他の研究課題

(1) IoTネットワークを活用したドローン制御

災害時などのIoTネットワーク活用としてBLEやWiFiのRSSIを探索して機械学習により自律飛行するドローンの制御方式を検討しています。

(2) 可視光LED通信の応用システム

電波信号の利用が難しい病院や発電施設、水中などで可視光LED通信の応用範囲が広がっています。本研究課題では、屋内の位置情報システムへのLED可視光通信適用を検討しています。

(3) 気象データによる短期豪雨予測の検討

雨滴観測レーダによるオープンデータや枚方市周辺の雲の観測画像などの気象データを活用した短期豪雨の予測問題を検討しています。