

920MHz 帯電波受信レベルのウェーブレット解析に基づいた k 近傍法による屋内在室不在判定手法の提案

堀田 禎之介[†] 小林 真[†] 新 浩一[†] 西 正博[†]

[†]広島市立大学大学院情報科学研究科

1 はじめに

防犯対策や高齢者の見守り、働き方改革による労働者の勤務状況の把握など、屋内の在室不在判定の需要が高まっている。ヒトの動きを判定するシステムとして、電波を用いた様々な判定システムがいくつか提案されている [1, 2]。特に観測結果と学習器を組み合わせた手法として、k-means 法を適用した手法やニューラルネットワークを適用した手法などが提案されている。本研究では、920MHz 帯電波の受信レベル変動をウェーブレット解析して導出される係数に対して k 近傍法を用いる屋内在室不在判定手法を提案する。

2 920 MHz 帯電波の受信レベルを用いた屋内在室不在判定システム

2.1 提案手法の概要

提案手法では、マルチパスフェージングやヒトによるシャドウイングにより 920 MHz 帯電波の RSSI (Received Signal Strength Indicator) が変動するという原理に基づいて、屋内のヒトを検知する。IoT (Internet of Things) で用いられる周波数帯のひとつである 920 MHz 帯はスマートメーターやセンサネットワーク、HEMS (Home Energy Management System) などで利用されている。920MHz 帯電波を用いたデバイスは益々普及していくと期待される。920 MHz 帯機器が通信を行う際に、RSSI を取得することで、職場、病院、家庭といった様々な場所で在室不在判定システムを導入することができる。

本研究では、ウェーブレット変換を用いた k 近傍法による在室不在判定手法を提案する。電波は通信機器の設置される環境によって、RSSI 値及びその変動が異なることから、判定結果が大きく変わることが考えられる。前処理としてウェーブレット変換処理をした値を用いて判定性能の向上を目指す。提案手法では、RSSI のウェーブレット変換結果を用いて、ヒトの在室不在を k 近傍法により判定する。

2.2 ウェーブレット変換

提案手法では、RSSI の測定結果から在室との相関が強い波形を抽出するため、ウェーブレット変換を用いる。代表的な周波数解析の 1 つであるフーリエ変換は、変換対象が定常的かつ、時間不変で統計的特性を備えていることを前提としている。RSSI の信号は送信機と受信機の距離や高さ、遮蔽物やヒトの動きの影響を受けるため、非定常かつ、急激な変動の高周波数成分と長時間にわたる変動の低周波数成分が含まれている。ウェーブレット変換はこのような非定常信号を調べるために開発された [3, 4]。ウェーブレット変換は解析の周波数と時間幅を合わせて変化させることで、非定常的な信号をより抽出可能にした。

信号 $y(\tau)$ のウェーブレット変換 W は以下のように定義される。

$$W(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} y(\tau) g^* \left(\frac{\tau - t}{a} \right) dt$$

g^* はマザーウェーブレット、 τ は中心座標、 a はスケールに関するパラメータである。ウェーブレットは $a > 1$ の場合に拡張され、 $a < 1$ の場合に収縮する。 a は周波数の逆数に対応して、 g^* の窓幅に対応する周波数を示す定数 f_0 を用いて以下のように定義される。

$$a = \frac{f_0}{f}$$

a が小さいほど、窓幅がより狭くなる。本稿ではマザーウェーブレットとして Morse を用いた [5]。

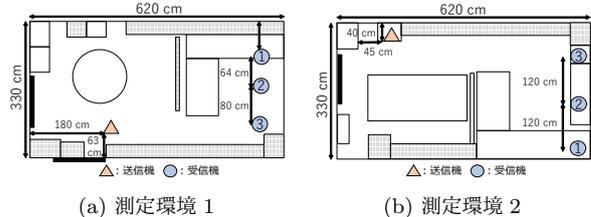


図 1: 測定環境の概要図

2.3 k 近傍法による学習

k 近傍法は学習データをベクトル空間上にプロットする。検証データが入力されたとき、入力データから距離が近い順の任意の k 個のデータを取得して、多数決でデータを判定する。データ間の距離は、ユークリッド距離により算出する。本研究ではチューニングの結果から、 $k = 75$ とした。

3 評価

2021 年 7 月 16 日から 7 月 31 日の測定値を学習データとして、8 月 1 日から 9 月 9 日までの測定値を検証データとして用いた。判定精度の評価として、正解率、F 値、再現率、適合率を用いた。

3.1 評価環境

広島市立大学情報科学部棟内の 2 つの部屋を用いて測定を行った。図 1(a)、図 1(b) にそれぞれ測定環境 1、測定環境 2 を示す。部屋の大きさは 330 cm × 620 cm である。両環境ともにドア付近に送信機を設置し、対角線上に受信機 1、直線状に受信機 3、受信機 1 と受信機 3 の間に受信機 2 を設置した。測定環境 1 において、受信機 1 の高さを 130 cm、受信機 2、受信機 3、送信機の高さを 100 cm とした。測定環境 2 において、受信機、送信機の高さは 80 cm とした。測定環境に測定対象者のみがいる状態で測定を行った。

測定対象者の部屋への在室不在については、部屋の電気錠を用いた在室不在管理システムを用いて記録した。在室不在管理システムの記録は約 1 分間隔で行った。

3.2 比較手法

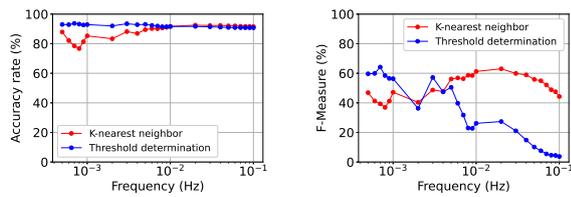
本研究では k 近傍法と閾値決定法による判定結果を比較した。閾値決定法では、不在時における各周波数成分のウェーブレット係数を用いて閾値を決定する。学習データにおける不在ラベルのウェーブレット係数の最大値を閾値とする。その閾値を検証データが越えた場合、在室と判定する。

また、k 近傍法を用いた学習、閾値決定法の比較とともに、異なる入力を用いた手法を評価した。入力形式は以下の通りである。

- r3-rssi : 受信機 1, 2, 3 の RSSI
- r3-wlet1: 受信機 1, 2, 3 の RSSI に対する 1 つの周波数におけるウェーブレット変換の係数
- r3-wlet3 : 受信機 1, 2, 3 の RSSI に対する 3 つの周波数におけるウェーブレット変換の係数
- rave-wlet3 : 受信機 1, 2, 3 の RSSI に対する 3 つの周波数におけるウェーブレット変換の係数の平均値

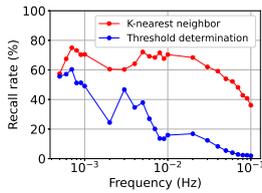
3.3 ウェーブレット変換の周波数を変更した評価

r3-wlet1 を入力として、複数の周波数における k 近傍法、閾値決定法の精度比較を行った。図 2、図 3 にそれぞれ測定環境 1, 2 の着目する周波数を変更した際の正解率、F 値、

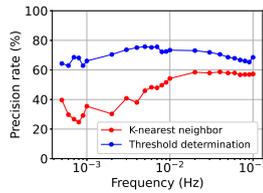


(a) 正解率

(b) F 値

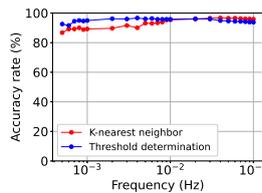


(c) 再現率

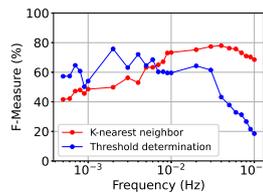


(d) 適合率

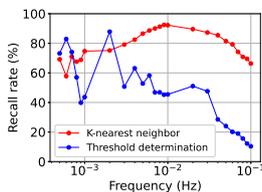
図 2: ウェーブレット変換の周波数を変化させた場合の判定精度 (測定環境 1)



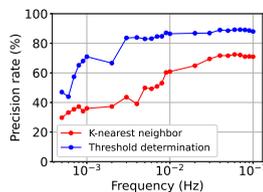
(a) 正解率



(b) F 値



(c) 再現率



(d) 適合率

図 3: ウェーブレット変換の周波数を変化させた場合の判定精度 (測定環境 2)

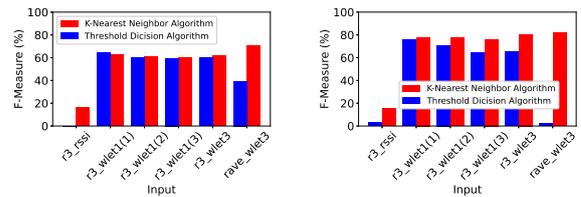
再現率, 適合率を示す. k 近傍法では両環境ともに, F 値においてウェーブレット変換の周波数 0.01 Hz から 0.05 Hz で高い精度を達成している. 閾値決定法では特定の周波数特性が見られず, 精度が周波数ごとに大きく変動していることが分かる.

再現率, 適合率は性質上, トレードオフの関係になる傾向がある. 閾値決定法では再現率, 適合率がトレードオフの関係になっているが, k 近傍法では再現率, 適合率がどちらも周波数 0.01 Hz から 0.05 Hz で高い精度を達成していることが分かる.

3.4 入力を変更した評価

r3-wlet1, r3-wlet3, rave-wlet3 に用いるウェーブレット変換の周波数は 3.3 の比較結果において最も精度の高かった 3 つの周波数を用いた. 具体的には, 測定環境 1 における k 近傍法の入力として 0.01 Hz, 0.02 Hz, 0.03 Hz, 閾値決定法の入力として 0.0005 Hz, 0.0006 Hz, 0.0007 Hz を用いた. 測定環境 2 における k 近傍法の入力として, 0.03 Hz, 0.04 Hz, 0.05 Hz, 閾値決定法の入力として 0.002 Hz, 0.004 Hz, 0.0007 Hz を用いた.

図 4(a) に測定環境 1 における k 近傍法と閾値決定法の F 値を示す. 測定環境 1 において, 最も高い F 値を達成した



(a) 測定環境 1

(b) 測定環境 2

図 4: k 近傍法と閾値決定法の比較

のは k 近傍法の入力 rave-wlet3 で, F 値 70.6 % を達成した. 測定環境 1 の閾値決定法の入力 r3-rssi において, 在室判定ができていないことが分かる. これは, 測定期間中, 環境の変化を受けて, RSSI の平均的な値が変動したことが原因として考えられる. また, 複数の周波数解析を用いた入力において, 閾値決定法に比べて, k 近傍法の精度が高くなっていることが分かる.

図 4(b) に測定環境 2 における k 近傍法と閾値決定法の F 値を示す. 最も高い F 値を達成したのは k 近傍法の入力 rave-wlet3 の結果, F 値 81.9 % を達成した. 測定環境 1 と同様に, 閾値決定法の入力 r3-rssi の在室判定精度が低くなることが分かった.

両環境において, r3-wlet3 よりも rave-wlet3 の精度が高くなった. 要因として, k 近傍法における次元の呪いの影響が考えられる. 次元の呪いとは次元数が多くなることで学習データの分散が大きくなり, 判定の際に参照する学習データのラベルに誤差が生じ, 判定精度低下を起してしまう現象である. 本測定では, 事前に平均化処理を行うことで次元数が削減されたため, 精度が改善されたことが考えられる.

4 おわりに

本研究では, 屋内におけるヒトの在室不在判定を目的として, 920MHz 帯電波受信レベルのウェーブレット解析に基づいた k 近傍法による屋内在室不在判定手法を提案した. k 近傍法と閾値決定法におけるウェーブレット変換の周波数を変更して判定精度の評価を行った. その結果, k 近傍法において在室不在と相関が強い周波数は 0.02 Hz から 0.05 Hz に含まれていて, 閾値決定法では環境によって精度の高い周波数が異なることが分かった. また, k 近傍法と閾値決定法において, 複数の入力により在室不在の判定を行った. その結果, rave-wlet3 を入力とした k 近傍法による判定精度が両環境において最も高くなり, 測定環境 1, 2 でそれぞれ F 値が 70.6 %, 81.9 % を達成した.

謝辞 本研究の一部は, 総務省 SCOPE 社会展開指向型 191608001, JSPS 科研費 17K06437, 19K24352, 20K19787 のもとに行った.

参考文献

- [1] 野村祐太朗, 落合秀也, 江崎 浩, “受信電波強度分布を利用したデバイスフリー人体検知,” マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2017, pp.984–990, June 2017.
- [2] Y.-M. Huang, A.-H. Hsiao, C.-J. Chiu, K.-T. Feng, and P.-H. Tseng, “Device-free multiple presence detection using CSI with machine learning methods,” 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall), pp.1–5, Nov. 2019.
- [3] I. ドブシー, ウェーブレット 10 講, シュプリンガー・ジャパン株式会社, Nov. 2003.
- [4] 日本音響学会, 音・振動のスペクトル解析, コロナ社, March 1999.
- [5] S.C. Olhede and A.T. Walden, “Generalized Morse wavelets,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol.50, no.11, pp.2661–2670, Dec. 2002.