

ミリ波イメージングへの機械学習の適用

Application of Machine Learning to Millimeter Wave Imaging

西村 陸^{*1} 前田 淳朗^{*2} 佐藤 弘康^{*2} 陳 強^{*2}
Riku Nishimura Atsuro Maeda Hiroyasu Sato Qiang Chen

^{*1}東北大学工学部

^{*2}東北大学院工学研究科

School of Engineering, Tohoku University Graduate School of Engineering, Tohoku University

1. はじめに

パッシブイメージングは周囲温度環境に応じて画質が劣化する問題がある[1]. これまでインコヒーレント照射源を用いたアクティブイメージングについて検討し、コントラストが大幅に向上する知見を得た[2]. 本報告では、アクティブイメージングに機械学習を適用して物体の検知特性を評価した結果を述べる.

2. インコヒーレントアクティブイメージング

インコヒーレント照射源を用いたアクティブイメージングの概念図を図 1 に示す. 人体が熱として放射しているミリ波を、イメージング素子からの受信電圧の出力として計測する. 照射を行うことで物体からの散乱が大きくなり、人体からのミリ波強度に対する物体のコントラストを向上することが可能である.

3. 機械学習の適用

代表的な機械学習の手法である k 近傍法を使用して物体の有無の判別を行った. k 近傍法の概念図を図 2 に示す. k 近傍法は、特徴量がテストデータから近い順に k 個のトレーニングデータをカウントし、テストデータをトレーニングデータの多いクラスに分類して判別する方法である. 物体を所持していない画像を A-class, 所持している画像を B-class とすると、例えば k=3 の場合、トレーニングデータのうち A-class の画像が 1 枚、B-class の画像が 2 枚であった場合、テストデータは B-class に分類される.

機械学習による検知特性の評価に良く用いられる指標として識別率 $A=(NN+PP)/(NN+NP+PN+PP)$ を用いた. ここで例えば NN は、物体を持っていない(Negative)ときに機械が持っていないと判断した枚数を表す. 図 3 に示した Confusion Matrix において、NN と PP が多いほど識別率が高いと評価できる. 被写体として、図 3 に示すようにアルミホイルで表面に粗さを与えた散乱体を所持した人体にインコヒーレント照射源からのミリ波を照射してイメージングを行った. 機械学習では、物体を所持していない場合を 34 枚、散乱体を所持している場合を 34 枚、合計 68 枚のミリ波画像をテストデータとした.

機械学習により物体を持っている場合の 34 枚中 34 枚すべて物体を持っていると判断できた. また、物体を持っていない場合の 34 枚中 24 枚は物体を持っていないと判断できた. 物体を持っていると判断された 10 枚は、物体を持っていない場合であっても照射したミリ波が人体の凹凸で散乱し、その部分に物体があると判断したためと考えられる. 以上の結果から識別率 A は 85 % が得られた.

4. まとめ

照射源を用いたアクティブイメージングにおいて機械学習を用いた物体検知を行い、物体の有無を判断させた.

参考文献 [1] 佐藤, 陳, "ミリ波パッシブイメージング装置," 株式会社シーエムシー出版, 最新ミリ波技術, 第 10 章, pp.1-12, Jul. 2015. [2] 前田, 佐藤, 陳, "前方照射源を利用したパッシブイメージング," 信学総大, C-2-74, p.74, 2019 年 3 月.

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 20K04515 の助成を受けて行われた

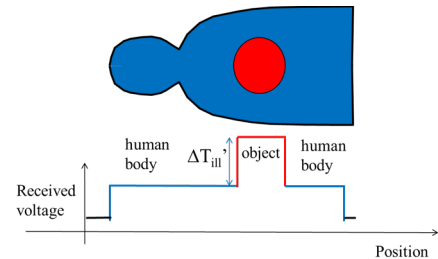


図 1 インコヒーレントアクティブイメージングの概念図

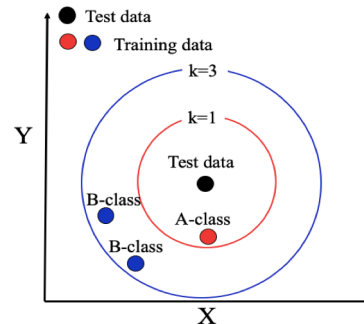


図 2 k 近傍法の概念図

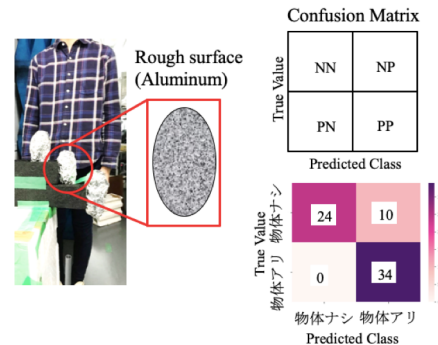


図 3 被写体の写真と散乱体の検知結果