

博士論文

複素ニューラルネットワークによる
複素テクスチャ識別ミリ波
コヒーレントイメージングシステム
(Millimeter-wave Coherent Imaging System
Discriminating Complex Texture
using Complex-valued Neural Networks)

平成 29 年 12 月 1 日提出

指導教官 廣瀬 明 教授

東京大学大学院工学系研究科
電気系工学専攻

37-157065

有馬 悠也

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景	1
1.2	問題点と目指す将来像	1
1.3	本論文の構成	2
第 2 章	ミリ波イメージングの基礎	3
2.1	ミリ波	3
2.2	イメージング方式 —アクティブ手法とパッシブ手法—	4
2.3	ミリ波アンテナとミリ波回路	6
2.4	従来方式システム	6
第 3 章	ステップト周波数変調と複素自己組織化マップによる基本システム構成	10
3.1	はじめに —提案するシステムの特徴—	11
3.2	システム構成	13
3.2.1	測定と処理の全体図	13
3.2.2	Bulk LTSA を使用したミリ波包絡線位相検波レーダシステム	13
3.2.3	局所テクスチャ特徴量の抽出	16
3.2.4	CSOM における複素内積を利用した勝者決定	18
3.2.5	CSOM の参照ベクトルの更新	19
3.3	基本実験	21
3.3.1	測定	21
3.3.2	画像処理	22
3.4	まとめ	24
第 4 章	システム性能を規定するパラメータとその最適化	26
4.1	システムを構成するパラメータ要素	26
4.2	可視化精度のステップト周波数変調設定への依存性	26

4.3	可視化精度のウィンドウサイズ依存性	28
4.4	歩行する人体を含む実験	33
4.5	構成パラメータまとめ	36
第 5 章	オートエンコーダによる特徴量の自動精製	38
5.1	コヒーレント計測における干渉による影響	38
5.2	オートエンコーダについて	38
5.3	複素オートエンコーダによる特徴量の自動精製	40
5.4	オートエンコーダの学習と特徴量の精製	42
5.5	オートエンコーダにより精製された特徴量の区分結果	47
5.6	隠れ層ニューロンの独立性	53
5.7	まとめ	56
第 6 章	結論	57
	謝辞	58
	参考文献	59
	発表文献	62

第 1 章

序論

1.1 背景

光学イメージセンサーや各種レーダーなど、遠隔非接触のイメージング技術は様々な分野で利用され、研究も盛んに行われている。これらのイメージング技術では目的に応じて可視光やマイクロ波、X 線など様々な波長の電磁波が利用されている。それらのうち、ミリ波はセキュリティを含めた生活の場面でますます利用されることが期待されている。

イメージング技術の殆どは人間がその画像を見て識別判定する前提で作られている。その為に対象物の特徴をより詳細・鮮明に再現することが求められ、解像度や分解能 (SN 比) の向上に主眼が置かれることが多い。しかし、測定の解像度や分解能を上げる手法は装置コストの増大やセンサー構造の物理的限界で制限される。さらに、単に測定の解像度や分解能を上げるだけでは処理すべきデータが増加し、処理コストの増大を招く。また、解像度が上がったとしてもそれが人間にとって分かりやすい表現形式になるとは限らない。一方、人間を含めた生物の知覚には高い補間能力と耐ノイズ性が備わっており、解像度が低くノイズの多い画像でも物体を識別したり、文字を読んだりすることが可能である。その優れた人間の認知機能を模倣したニューラルネットワークを利用することによって、低品質な画像を補完したり特徴を識別したりすることが可能である。また、そのようなシステムでは X 線の透過特性や光の偏波のように本来人間には知覚できない情報を用いたり加えたりすることによって、より高機能化を実現することも可能である。

1.2 問題点と目指す将来像

ミリ波はプラスチックや衣服、紙などに対する高い透過性を持つことから、空港などで衣服の下に隠し持った危険物を検知する全身ボディスキャナーにも利用されている [1]。同様の機能は後方散乱 X 線検査装置 [2] でも可能であるが、人体に対して安全であるとい

う点で優位性がある。しかし、これらのシステムでは対象をそのシルエットで判断するために高い解像度が必要となり、長い走査時間やプライバシー上の問題が生じてしまう。また、ミリ波のような高周波を取り扱う回路は減衰に対する設計コストが高く、装置全体のコスト増大につながる。

我々の提案するイメージングシステムでは次のようなことを目指す。

1. 安全：人体に影響がないこと。
2. 安易：測定対象の通常の行動を妨げないこと。立ち止まる必要がなく、測定を意識する必要がない。
3. 安価：普及のためにはローコストである方がよい。
4. 安心：プライバシー上の懸念を減らす。

各目標の具体的内容とその解決方法については後にさらに詳しく述べる。

1.3 本論文の構成

本論文は以下のような構成になっている。

まず、ミリ波およびイメージング手法について示す。次にセキュリティイメージング分野について従来の手法とその問題点について説明する。この問題を解決するために我々は複素テクスチャを弁別するニューラルネットワークを用いたミリ波イメージングシステムを提案し、構築した試作システムの構成と性能について説明する。次に、システムを構成するパラメータが可視化精度に与える影響について調査するためにいくつかの実験と考察を行う。さらに、測定時の干渉によって生じるノイズを除去するため、処理過程に複素オートエンコーダを導入することを提案し、実験と考察を行う。最後に結論を述べる。

第 2 章

ミリ波イメージングの基礎

2.1 ミリ波

ミリ波 (MMW) とはその名の通り、波長が 1~10mm の電磁波のことで周波数では 30~300GHz にあたる (図 2.1)。一般的にイメージングや通信に使用される周波数は、電波の特性とそれを扱う回路、アンテナの制限によって選択される。周波数が低いほど誘電体に対する透過性が高くなり、また、障害物に対して回り込みやすくなる。逆に周波数が高いほど高解像度にしたり、より多くのデータを乗せることが可能になる。そして、低い周波数であるほど口径の大きいアンテナが必要になり、高い周波数であるほど、低減衰、低雑音の回路、増幅器が必要になる。イメージングに使用する場合ミリ波には以下のような特徴がある。

- 減衰が少なく、雲や霧、布などを透過しやすい
- 直進性が高い
- 波長が短いため分解能を高くすることができる
- 人体に対して無害

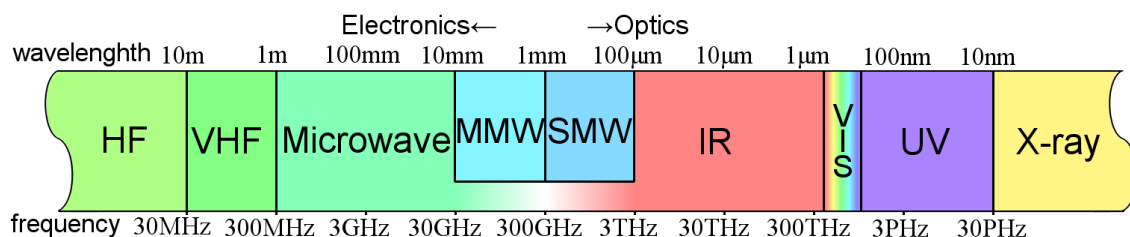


図 2.1 電磁波の周波数と波長

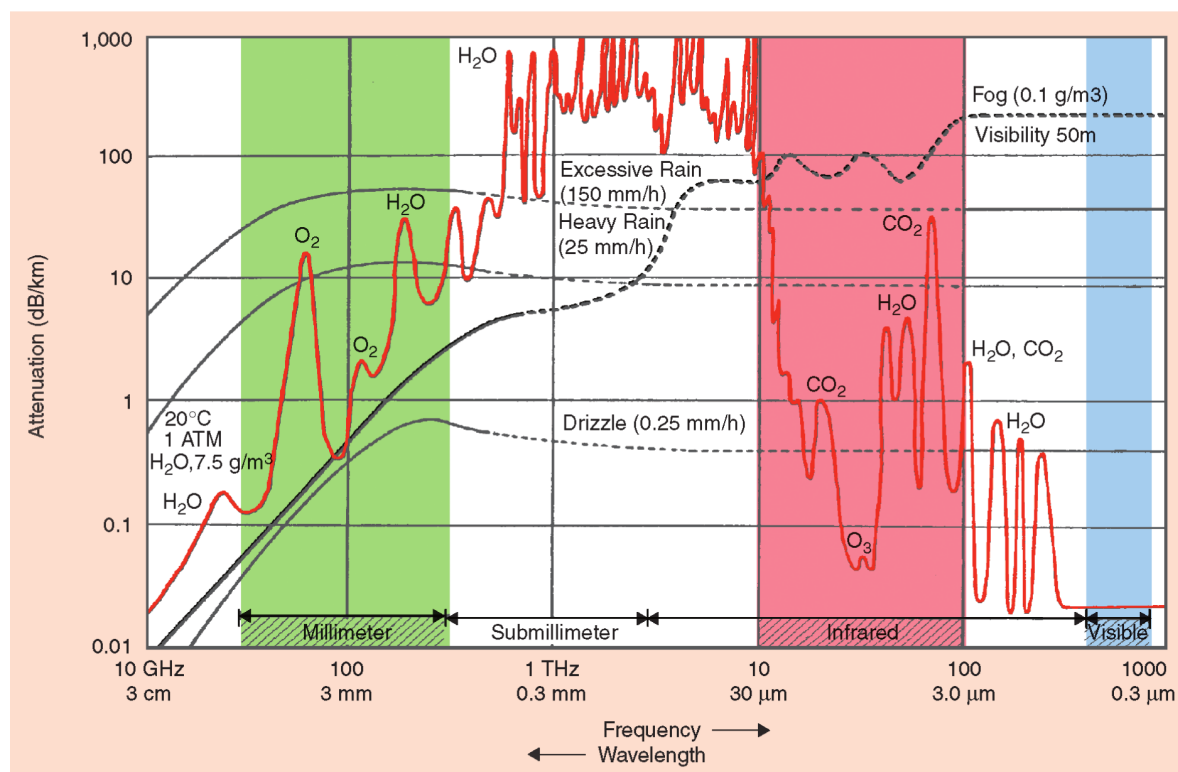


図 2.2 電磁波の周波数と大気成分、雨、霧などによる減衰 [3]

これらの特徴を生かし、セキュリティイメージングの分野では衣服の下に隠し持った危険物を発見するために応用されている。図 2.2 に示すように、大気による電波の減衰は周波数によって大きく異なる。これは大気中に含まれる水蒸気や酸素、二酸化炭素などの成分がそれぞれ異なる吸収率を持つからである。周囲の波長に比べ、特に減衰率の低い波長域は「大気の窓」と呼ばれている。ミリ波帯では 35, 94, 140, 220GHz 周辺がそれにあたる。そのため、ミリ波イメージングでは 35GHz、94GHz 前後がよく用いられる。

2.2 イメージング方式 —アクティブ手法とパッシブ手法—

イメージングとは対象の情報を様々な方法で測定して画像化・視覚化することである。イメージング方式には図 2.3 に示すように、大きく分けてパッシブイメージングとアクティブイメージングの 2 種類の方法が存在する。

温度を有する全ての物体はその温度に応じて一定のスペクトルを持つ電磁波を発している、黒体放射と呼ばれる。人間の体温や日常的な温度 (300K 前後) ではミリ波～サブミリ波帯の電磁波が多く発せられる。パッシブイメージング方式ではこの黒体放射の電磁波を検出して画像化する [4]。また、屋外では太陽からの電磁波の反射・散乱も利用でき

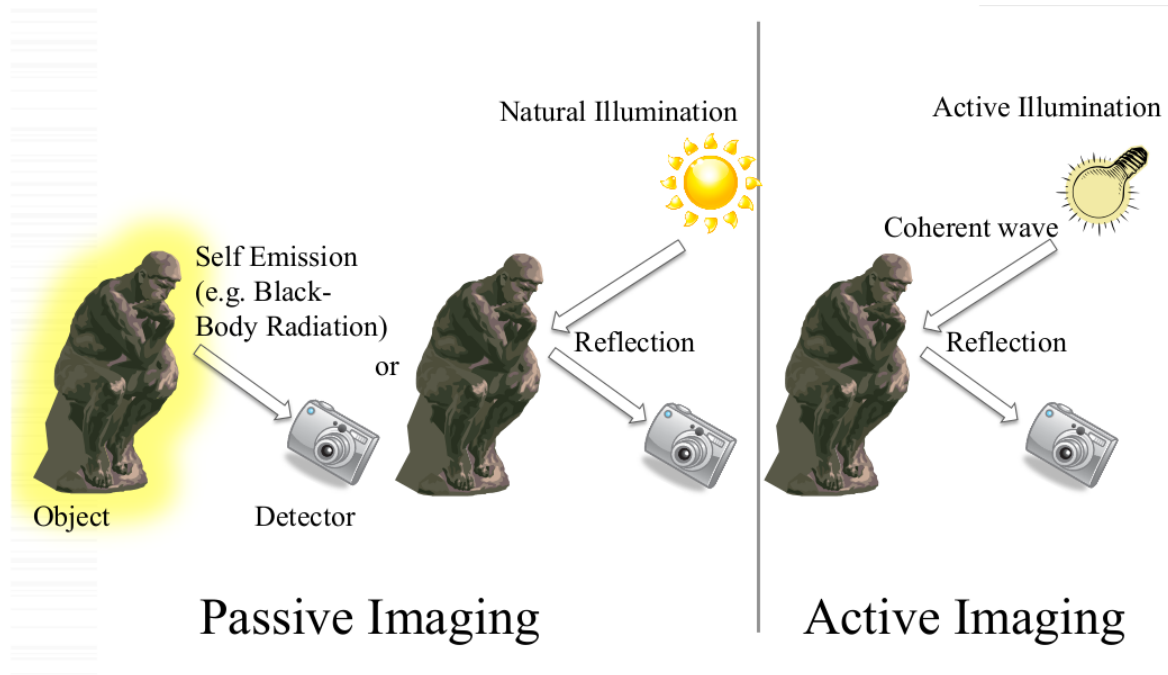


図 2.3 アクティブイメージング方式とパッシブイメージング方式

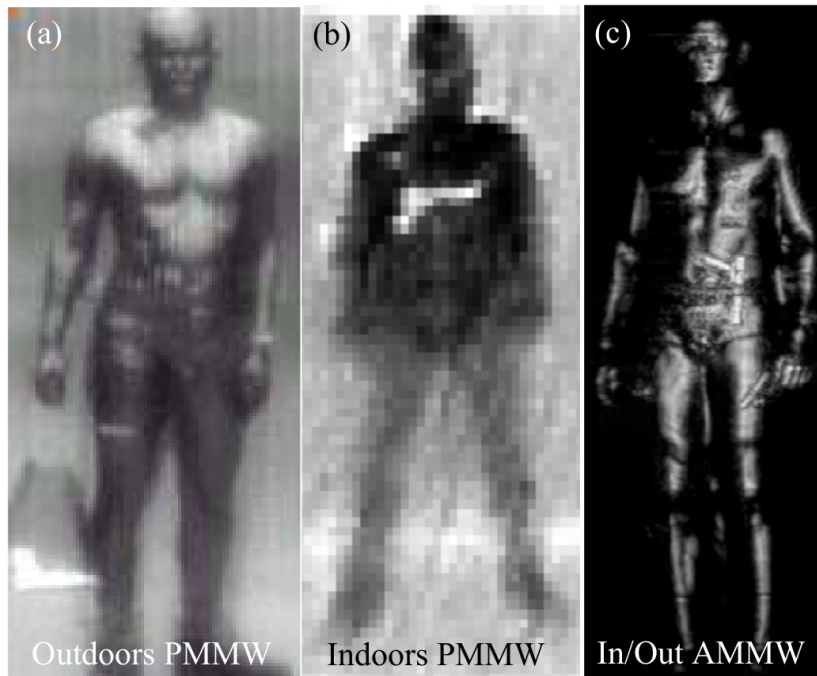


図 2.4 ミリ波イメージングシステムで取得される画像。(a) バッグの中に銃を持った人物の屋外パッシブ方式画像 (94GHz) (b) 衣服の下に銃を隠し持った人物の屋内パッシブ方式画像 (94GHz) (c) 衣服の下に銃を隠し持った人物のアクティブ方式画像 (27-33GHz) (cited from: www.vision4thefuture.org (a), www.alfaimaging.com (b) and [1] (c).)

る。画像はアンテナ、信号増幅器、そしてショットキーダイオードなどの高周波検出器によって取得される。パッシブイメージング方式は非コヒーレントであり、対象の形状を直接取得するのに向いているという点で写真撮影に似ている [5]。しかし、黒体放射は温度に依存するため、特に室内では十分なコントラストが得られないこともある。屋外での画像図 2.4(a) にくらべ、屋内での画像図 2.4(b) では画像がぼやけていることが分かる。また、黒体放射の電力は小さいため、広帯域に渡って低雑音増幅を行う必要があり、計測に時間がかかる。

一方アクティブイメージング方式では、既知の電磁波によって対象物を照らし、その反射波や散乱波を検出するため、高いコントラストを得ることが出来る (図 2.4(c))。このことは高速な画像取得を可能にする [6]。また、照射する電磁波を変調することによって位相情報を利用することもできる [7]。しかし、アクティブ方式ではスペックルと呼ばれる高いコヒーレンスに起因するノイズ [8] の影響を受ける。そのため、対象の形状を直接的に取得するのには向いていない。そこで高い計算コストを要する合成開口技術や高速適応処理のためのニューラルネットワークが用いられる。

パッシブ方式の研究は水野ら [9] をはじめとする多くの研究機関で行われている。水野らのシステムでは 35GHz 帯でレンズ直径が 100mm のコラゲート付きフェルミアンテナが用いられている。アクティブ方式も、Sheen らのグループによる衣服下の武器や液体入りボトルの可視化システムなどが開発されている [10]。スペックルを減少させる研究も、アダマール変換を用いるものなどが行われている [11]。

2.3 ミリ波アンテナとミリ波回路

2.4 従来方式システム

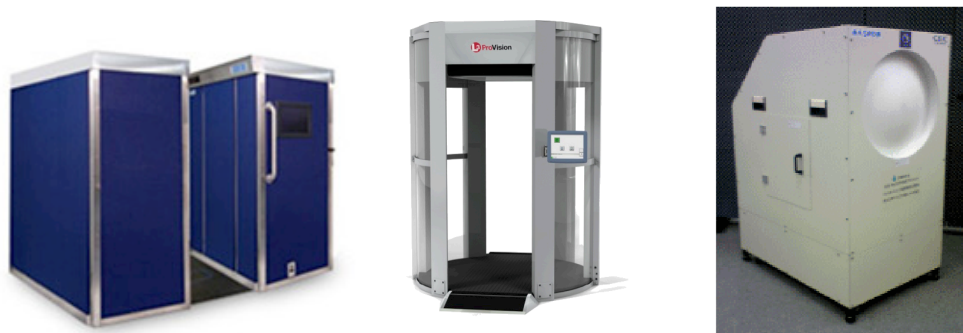
近年テロ対策が世界的な課題となっている。特に空港でのセキュリティチェックは年々厳しくなっている。空港では以前から図 2.5 に示すような金属探知機と X 線手荷物検査装置が用いられている。金属製の拳銃や刃物であればこれらの探知機によって対応することが可能である。しかし、樹脂製の銃やセラミック製のナイフのような非金属に対しては不十分である。特に近年問題となっているのが液体爆弾である。2006 年に起こったロンドン旅客機爆破テロ未遂事件でも用いられたこの液体爆弾の本体はペットボトルに詰められた 2 種類の液体であり、信管もカメラのフラッシュのような身近なもので代用できる。そのため、容器内の液体が可燃性であるか検査できる装置も導入されている。しかし、あくまでも容器が検知されていることが前提であるため、手荷物ではなく衣服の下に隠し持たれた場合、発見することは困難である。

そこで、対抗するために、図 2.6 に示すような X 線やミリ波を用いた全身透視スキャ



	金属探知機	X線手荷物検査装置	ボトル内液体物検査装置	
測定量	磁場の変化	X線(透過)	電流(PET)	温度(缶)
判定基準	材質(金属)	形状、材質	誘電率	比熱
欠点	非金属製の危険物は検出できない	手荷物のみ	ボトルが検出されていることが前提	

図 2.5 空港で用いられている保安検査機器 (Pictures are cited from: www.takex-eng.co.jp, www.tsa.gov, www.tokyo-gas.co.jp)



	後方散乱X線検査装置	ミリ波ボディスキャナー(アクティブ方式)	ミリ波ボディスキャナー(パッシブ方式)
測定量	X線(反射)	ミリ波(反射・散乱)	ミリ波(黒体放射)
判定基準	形状	形状	形状、温度
利点	高解像度	安全 高解像度	安全
欠点	人体への影響 装置が高額	装置が高額	コントラストが低い

図 2.6 全身透過ボディスキャナーの例 (Pictures are cited from: www.tsa.gov, www.cec.co.jp, www.propublica.org)

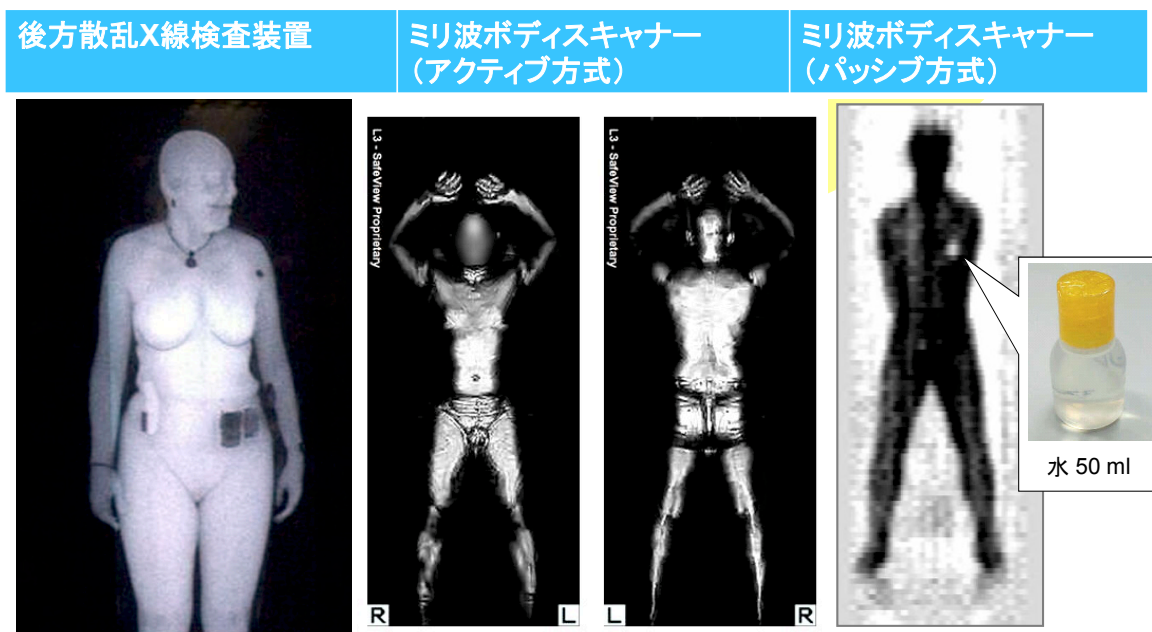


図 2.7 全身透過ボディスキャナーで取得される画像 (Pictures are cited from: www.tsa.gov, www.cec.co.jp, www.propublica.org)

ナーが開発され、一部では実用化されている。これらの透視スキャナーで取得される画像の例を図 2.7 に示す。

後方散乱 X 線検査装置は X 線の透過ではなく反射を測定し画像化するシステムである[2]。後方散乱 X 線は衣服などの薄い物質を透かして、中の物体の表面を見ることができるため、衣服の下に隠し持った物体の検出を行うことができる。透過型の X 線装置に比べ照射される X 線の量は大幅に少なく、1 回の検査での照射量は胸部 X 線の $1/600$ ほどであり安全であるとされている。それでも X 線を使用する以上、乗客の不安は拭いきれない。

アクティブ方式のミリ波ボディスキャナーでは対象にミリ波を照射しその反射散乱を検出し画像化を行う。ミリ波は紙やプラスチック、衣服などの誘電体を透過しやすい性質を持っているため、X 線検査装置と同様に衣服の下に隠し持った物体の検出を行うことができる。また、X 線と異なりミリ波は人体に対して安全であるとされている。

ミリ波パッシブ撮像装置は東北大学などが中心となって実証実験を行っている段階のもので、人体が発する熱雑音を直接検出して画像化する。そのため人体との温度差が大きい物が可視化されやすい。パッシブ方式であり電磁波を照射しないため人体に対する安全性は高い。しかし、熱雑音の電力が低いためコントラストが低いという問題がある。

これらの装置に共通した欠点として検査するために装置の前に立ち止まる必要があるた

め、通過するだけで済む金属探知機と比較するとスループットが低いというものがある。また、装置の非常に高額であるという問題もある。また、後方散乱 X 線検査装置やアクティブ方式のミリ波スキャナーの画像では図 2.7 に示すように衣服の下の体のラインがはっきりと画像に現れるためプライバシー上の懸念が存在する。

我々のシステムはこれらの問題点を解決することを目指す。次章から提案するシステムの特徴と、試作した実験装置について詳しく説明する。

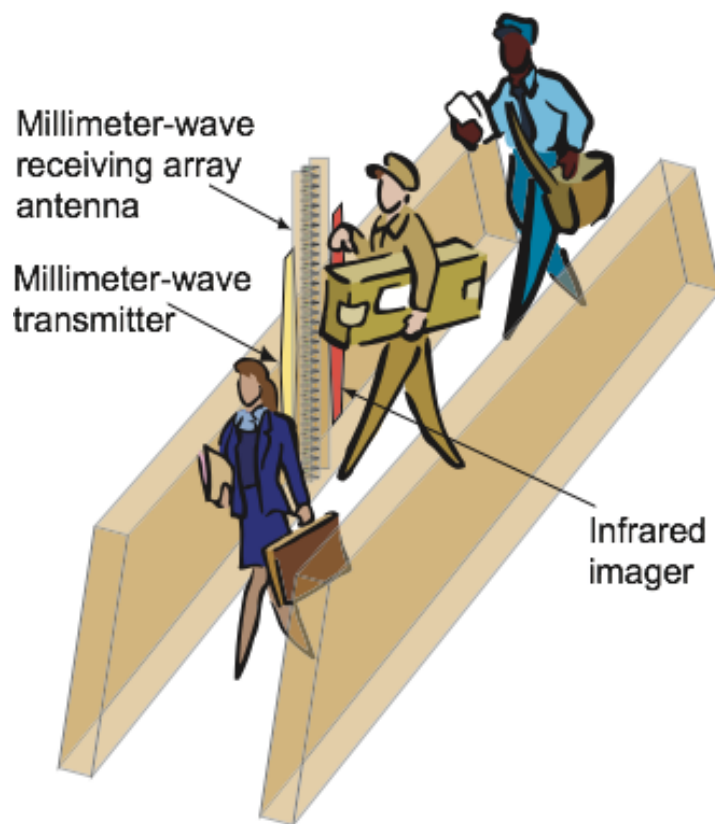


図 3.1 新幹線改札などでの使用を想定した歩行者を対象とするセキュリティイメージングシステム

第 3 章

ステップト周波数変調と複素自己組織化マップによる基本システム構成

3.1 はじめに —提案するシステムの特徴—

図 3.1 のような新幹線改札を通過する乗客などの移動する対象を可視化する、一次元アレイアンテナと複素自己組織化マップ (CSOM) を組み合わせたミリ波アクティブイメージングシステムを提案する。主なターゲットは、服の下に隠された PET ボトル入り液体爆弾である。1 ゲートあたり 1 時間に 1000 人測定することを想定している。

アレイ状のアンテナを用いることは移動する対象を可視化する強力な手段の一つである [12]。その場合、一般にミリ波システムの重大な課題の一つであるコストを低減するために低コストの並列フロントエンドの開発が必要となる。我々の新型アンテナである bulk linearly-tapered slot antenna (bulk LTSA) [13] を envelope phase detection (EPD) [14] と組み合わせることによって解決策を提示する。

プライバシーの問題と計測時間の長さを解決するために、我々のシステムでは低解像度の画像からでも可視化できるよう CSOM を利用する。CSOM は地中に埋まった地雷を可視化する ground penetrating radar (GPR) システムにおいて有効であった [15][16][17]。石や土、金属片、地雷の反射率の値は非常に近いが、GPR において我々はそれらの複素振幅テクスチャの差異に注目した。これは現在の乗客の状況と類似している。液体爆弾の入った PET ボトルは人体とほぼ同じ反射率を持つ。そこで、我々は位相情報あるいは複素振幅全体のテクスチャに注目する。

システムは以下のような特徴を持つ。

1. 一列に並べた 16 本の並列アンテナ用い、前方を通過する対象を測定する。
2. 照射信号として 900MHz 前後の正弦波で振幅変調したミリ波を用い、受信アンテナ

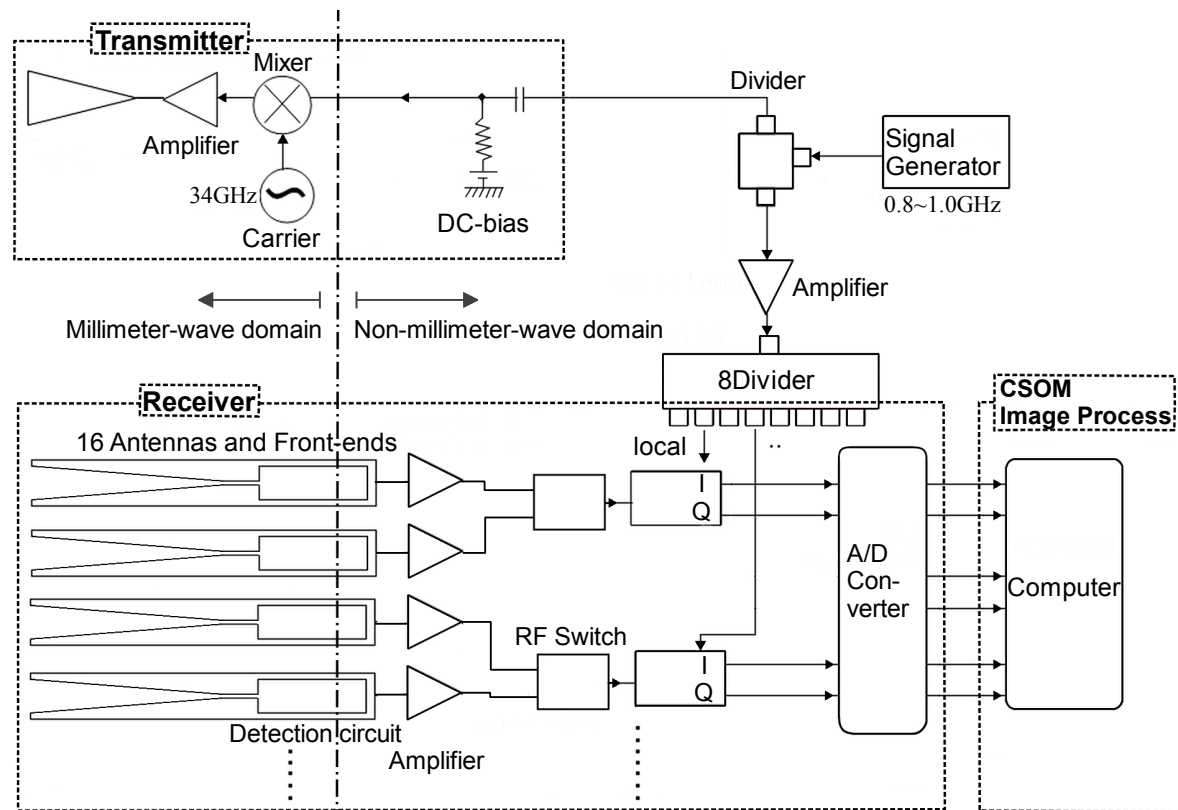


図 3.2 一次元アレイ状並列アンテナを含むフロントエンドと CSOM による画像処理部によって構成されるミリ波アクティブイメージングシステムの概要図

ナに直結した検波回路によって包絡線検波を行う。

3. 画像処理に複素自己組織化マップ (CSOM) を用い、低い解像度のデータからでも適応的に画像を区分できるようにする。

1) により測定対象を静止させる必要がなくなり、測定のスループットを上げることが可能になる。2) により、ミリ波を取り扱うのは図 3.2 の Millimeter-wave domain のみでよく、Non-millimeter-wave domain では変調周波数である 900MHz 前後の周波数帯用のコンポーネントを用いることができ、コストを抑えることが可能となる。3) によって高解像度のデータを取得する必要がなくなり、前述のようなプライバシー上の問題を減らすことができる。また、高解像度のデータを取得する必要がないことは測定時間の短縮にも寄与する。

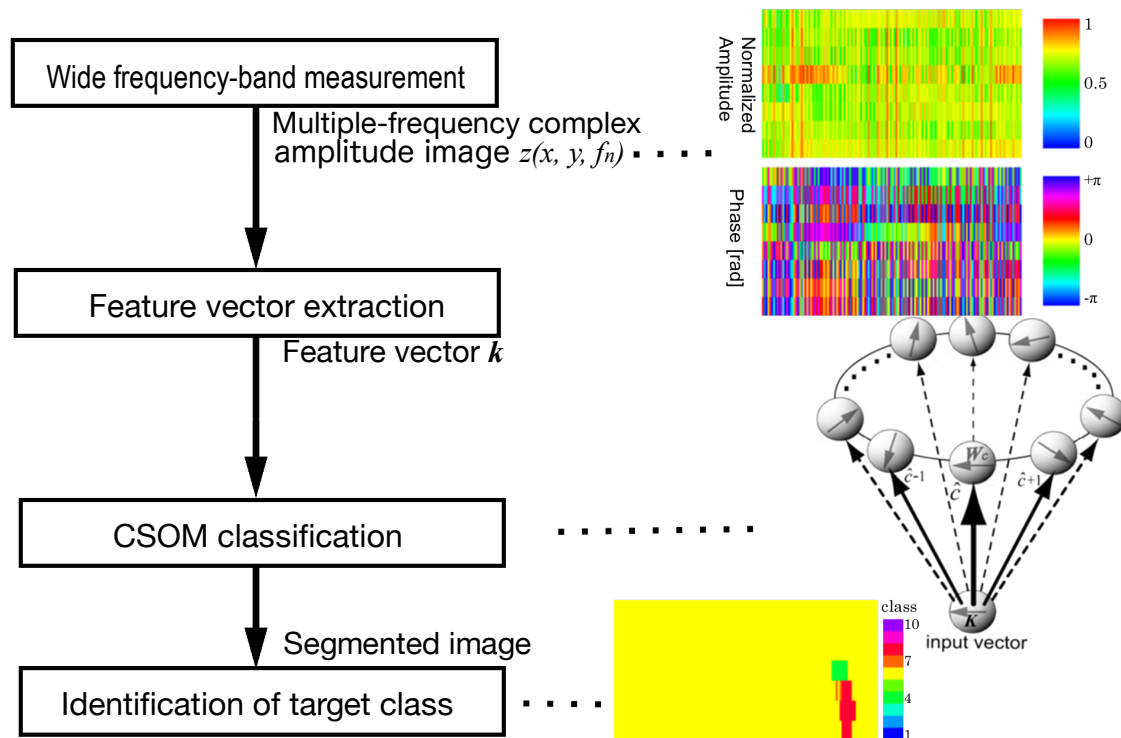


図 3.3 CSOM を用いた画像処理の流れ

3.2 システム構成

3.2.1 測定と処理の全体図

試作したシステムの概略を図 3.2 に示す。システムは送信部、受信部、画像処理部から構成されている。

画像処理部では受信部から送られてきた測定データを複素自己組織化マップ (Complex-valued Self-Organizing Map : CSOM) によって処理し、区分化する。画像処理の流れを図 3.3 に示す。測定により取得されたデータは位相と振幅からなる複素数のデータである。この複素振幅データから局所領域のテクスチャを算出し特徴量ベクトルとする。特徴量ベクトルを SOM に入力してクラス分けを行い、クラスに対応した色として元のデータ位置に出力することにより区分画像を得る。

3.2.2 Bulk LTSA を使用したミリ波包絡線位相検波レーダシステム

一定範囲の情報をセンサーで取得しようとする場合、アレイセンサーを用いる手法と走査を行う手法が考えられる。アレイセンサーは並列測定を可能にするため速度の点で有利

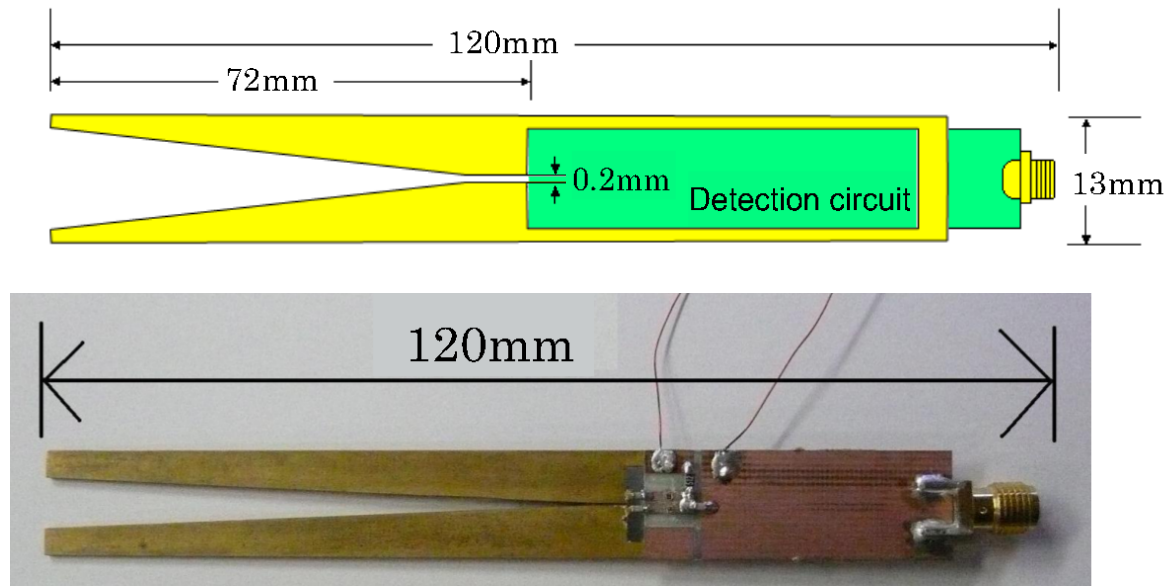


図 3.4 Bulk LTSA の図と写真

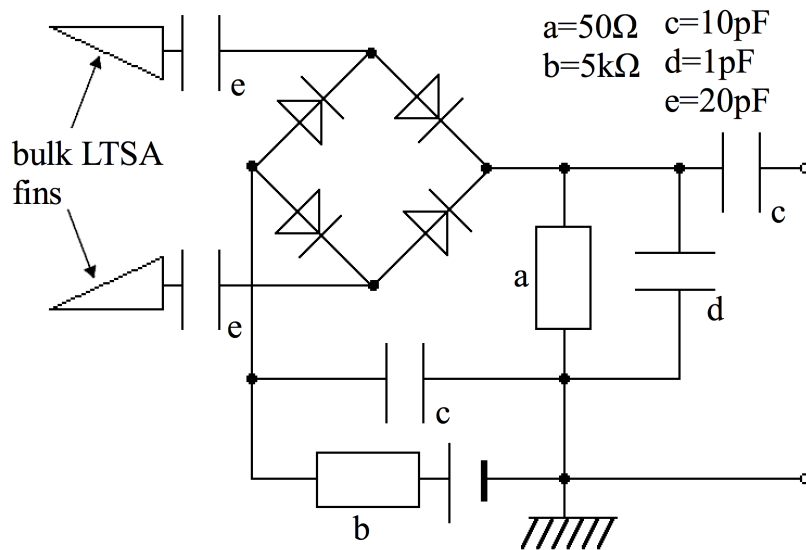


図 3.5 Bulk LTSA に直結された包絡線検波回路の回路図

になる。しかし、分解能はセンサーの配置によって固定されるため集積の限界によって分解能が制限されてしまう。一方、走査では計測速度とのトレードオフとなるがより高い分解能を実現することが可能となる。2次元の画像取得の場合、センサーの配置と走査の組み合わせによって、単一のセンサーもしくは測定点を2方向に走査する手法、リニアセンサー（1次元アレイセンサー）を用いて1方向に走査する手法、エリアセンサー（2次元アレイセンサー）を用いて一度に撮像する手法の3通りが考えられる。

本システムではリニアセンサーを用い、センサーを動かすかわりに測定対象が移動する

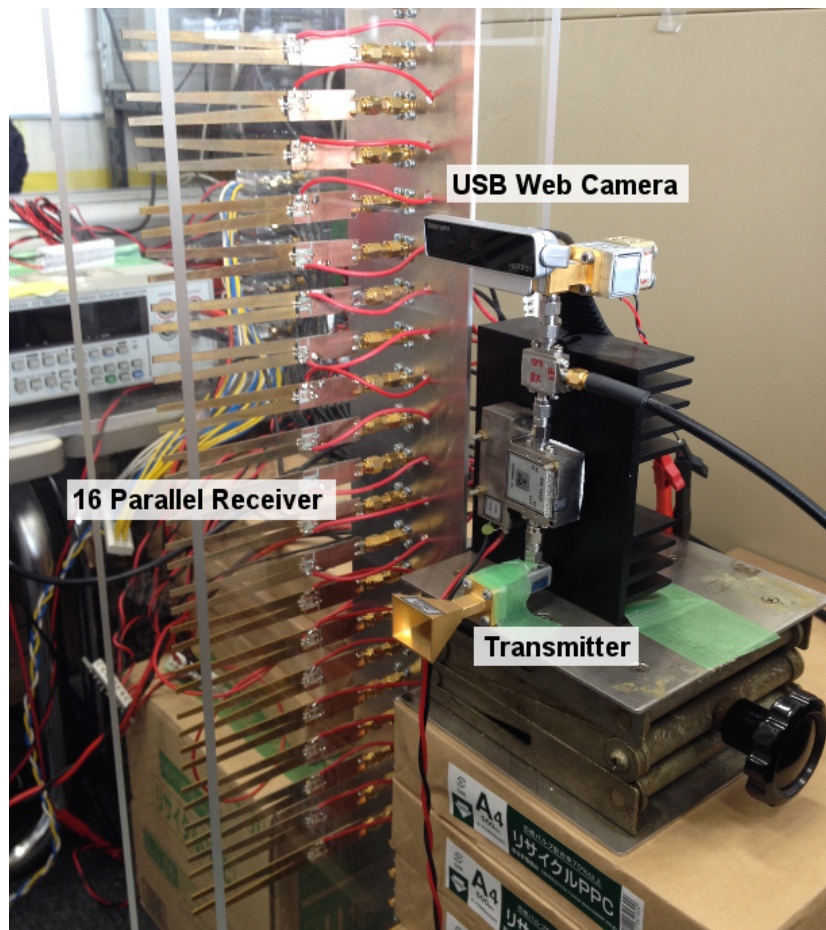


図 3.6 受信部の 16 並列アンテナと送信部の写真

ことによって、相対的に走査した場合と同様の画像を取得する。アレイ状のアンテナを用いることは移動する対象を可視化する強力な手段の一つである [12]。しかし、一般にミリ波増幅器は高価であり、並列受信フロントエンドに使用するとシステム全体の価格が急騰する。そこで、図 3.4 に示す、我々の研究室で開発された新型のアンテナである bulk linearly-tapered slot antenna (bulk LTSA) を利用する [18]。図 3.4 はこのシステムで用いるアンテナである bulk LTSA の (a) 構造と (b) 写真である [13]。bulk-LTSA はミリ波を広帯域で放射・受信することができ、またそのアンテナインピーダンスが低いため、ミリ波検波回路を直接接続することができる。そのためミリ波の引き回しが不要であり、ミリ波増幅器を回避できる。回路はアンテナに組み込まれており、その回路図を図 3.5 に示す。またこのアンテナは高い指向性を持つため、対象を近接場として観測することが可能である。すなわち、送受信アンテナの正面の空間のみを観測することになり、周辺環境の影響を受けにくい。高い直進性のため、合成開口操作が不要である

測定部のフロントエンドの写真を図 3.6 に示す。写真は 16 本の bulk-LTSA によって

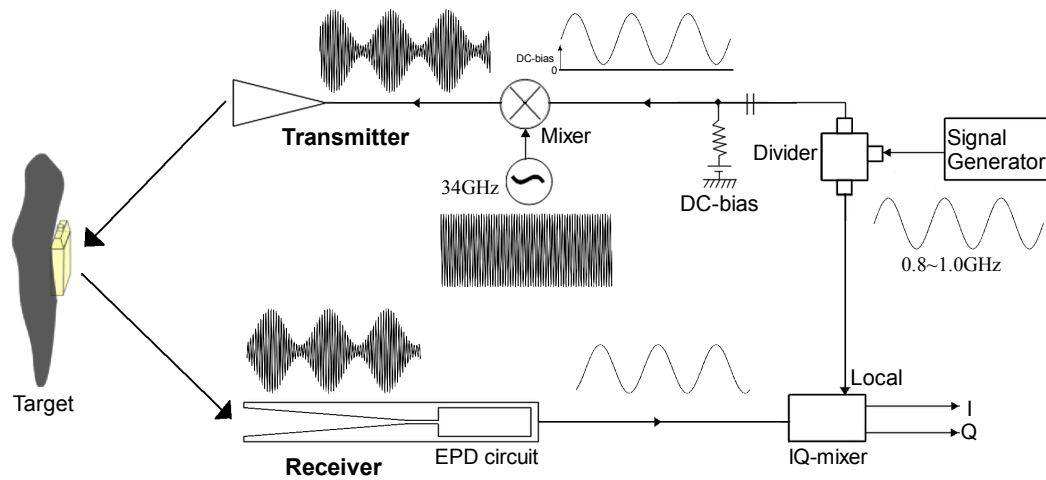


図 3.7 振幅変調と包絡線位相検波（EPD）による検波の模式図

構成された受信部の並列フロントエンドと送信部、ミリ波での測定と同期して画像を取得するための光学カメラを示している。16本のbulk-LTSAは高周波スイッチを経由して8台の検波部に接続されており同時に8信号の検出が可能になっている。高周波スイッチを高速で切り替える事によって16点の測定を行う。各アンテナの間隔は23mmになっており、全体でおよそ36cmの幅を測定可能である。

本システムでもアクティブイメージング方式を使用している。照射信号としてGunn発振器で発生させた34GHzのミリ波を信号発生器で発生させた800–1000MHzの正弦波で振幅変調したものを用いる。ホーンアンテナから送信された信号は対象に当たって反射・散乱される。反射・散乱されたミリ波はbulk-LTSAで受信され、アンテナに直結された図3.5に示す包絡線検波回路で整流されて変調周波数にまで落とされる。これにより、ミリ波を直接扱う範囲を限定することができ、ミリ波帯のアンプの使用を減らしシステムコストを抑えることが可能となる。その後、信号は増幅され、IQ復調器で変調信号とのホモダイン検波によって変調周波数に対応する位相変化と振幅として観測される。変調周波数を高速に切り替え測定を行うことで、周波数多重化した測定データを取得する。全体の流れを図3.7に示す。この包絡線位相検波[14]によって、ミリ波の直進性と透過性を利用しながら、変調信号の30cm前後の波長を利用することができ、人体やペットボトル程度の大きさを検出するのに最適な位相情報を得ることができる。

3.2.3 局所テクスチャ特徴量の抽出

取得された反射/散乱画像は空間的な2次元の広がり、変調信号の周波数切り替え（最小周波数： f_1 、ステップ幅： Δf 、ステップ数： N_f ）による周波数の広がり、計3次元

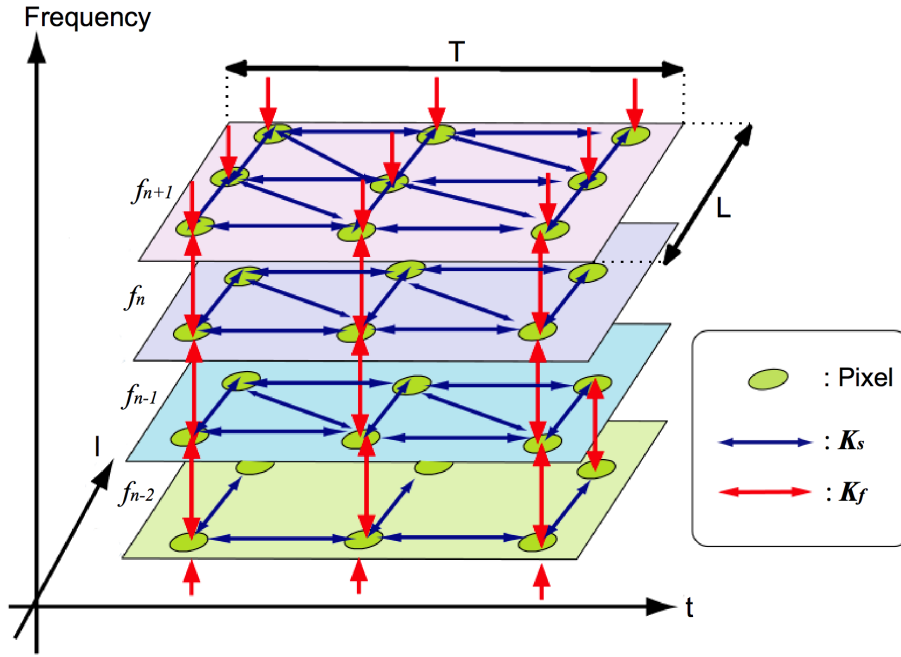


図 3.8 実空間上、周波数空間上の局所テクスチャ特徴量の抽出

の広がりを持つ。対象の存在しない状態での測定データ z_{coup} も取得し、式 3.1 に示すように測定データ z_{raw} から引くことで直接結合の影響を軽減している。

$$z(l, t, f_n) = (z_{raw}(l, t, f_n) - z_{coup}(l, t, f_n)) \cdot \exp(-i \arg(z_{coup}(l, t, f_n))) \quad (3.1)$$

ここでアンテナ l 、時刻 t 、変調周波数 f_n の点における複素振幅を $z(l, t, f_n)$ と表現している。

この画像を図 3.8 に示すように $L \times T$ の大きさのウィンドウで区切った局所領域における複素テクスチャを特徴量ベクトルとして抽出する。実空間上、周波数空間上それぞれの局所的なピクセルの相関を計算することによって、テクスチャ特徴量を抽出する。抽出の手順は以下のようになる。

- i) 注目するピクセルに対し $L \times T$ (L, T : ウィンドウサイズの値) の局所的な領域を切り出す。
- ii) 特徴量としてこの局所領域において (3.4) に示す実空間上の相関係数 K_s と (3.5) に示す周波数空間上の相関係数 K_f を計算する。
- iii) これらの値と (3.3) に示す局所領域の複素平均 M とを成分に持つベクトルを特徴量ベクトル \mathbf{K} とする ((3.2))。

$$\mathbf{K} = [M \ K_s(0,0) \ K_s(0,1) \ K_s(1,0) \ K_s(1,1) \ K_f(f_1) \dots K_f(f_{N_f-1})]^\top \quad (3.2)$$

$$M = \frac{1}{LTN_f} \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^{N_f} z(l, t, f_n) \quad (3.3)$$

$$K_s(i, j) = \frac{1}{(L-i)(T-j)N_f} \sum_{l=1}^{L-i} \sum_{t=1}^{T-j} \sum_{n=1}^{N_f} \{z^*(l, t, f_n) z(l+i, t+j, f_n)\} \quad (i, j \in \{0, 1\}) \quad (3.4)$$

$$K_f(f_n) = \frac{1}{LT} \sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T z^*(l, t, f_n) z(l, t, f_{n+1}) \quad (3.5)$$

ここで $(\cdot)^\top$ と $(\cdot)^*$ はそれぞれ転置行列と複素共役を表している。

特徴量ベクトルはひとつの複素平均、4つの実空間上の相関、 $(N_f - 1)$ 個の周波数空間上の相関を持つので $(N_f + 4)$ 次元の複素ベクトルとなる。

3.2.4 CSOM における複素内積を利用した勝者決定

抽出された特徴量は CSOM に入力されクラス分けされる。SOM はニューラルネットワークの一種であり、大脳皮質の視覚野をモデル化したものである [19][20]。SOM の最大の特徴は、様々な高次元データを教師信号無しにクラスタリングできる点である。この教師なしの学習を自己組織化と言う。本システムでは、振幅と位相のデータ、つまり複素振幅のデータを扱うため複素振幅に対応した SOM である CSOM (Complex-valued SOM) を利用する [21]。

参照ベクトルの勝者 \hat{c} を決定するには次式で表される複素内積 $\mathbf{K}^H \mathbf{W}_c$ を元にしたメトリックを用いている。

$$\hat{c} = \operatorname{argmax}_c \left(\left| \frac{\mathbf{K}^H \mathbf{W}_c}{\|\mathbf{K}\| \|\mathbf{W}_c\|} \right| \right) \quad (c : \text{class index}) \quad (3.6)$$

ここで $(\cdot)^H$ 、 $|\cdot|$ 、 $\|\cdot\|$ はそれぞれ転置行列の複素共役（エルミート転置）、複素数の絶対値、ベクトルのノルムを表している。そして、 \mathbf{K} と \mathbf{W}_c は次の式で表される、入力ベクトルと CSOM の分類クラス c に対応するニューロンの持つ参照ベクトルである。

$$\mathbf{K} \equiv \begin{bmatrix} r_1 \exp(i\theta_1) \\ r_2 \exp(i\theta_2) \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\mathbf{W}_c \equiv \begin{bmatrix} q_{c1} \exp(i\psi_{c1}) \\ q_{c2} \exp(i\psi_{c2}) \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

そして、内積の絶対値は

$$\begin{aligned} |\mathbf{K}^H \mathbf{W}_c| &= \left| \sum_{j=1}^{N_f+4} [r_j \exp(-i\theta_j)] [q_{cj} \exp(+i\psi_{cj})] \right| \\ &= \left| \sum_{j=1}^{N_f+4} r_j q_{cj} \exp(i(\psi_{cj} - \theta_j)) \right| \end{aligned} \quad (3.9)$$

のように表される。

一方でユークリッド距離による勝者参照ベクトルの選択は次式のようになる。

$$\hat{c} = \arg \min_c \|\mathbf{K} - \mathbf{w}_c\| \quad (c : \text{class index}) \quad (3.10)$$

ユークリッド距離で特徴量ベクトル \mathbf{K} と参照ベクトル \mathbf{W}_c の距離を測る操作は、具体的には以下のように計算式される。

$$\|\mathbf{K} - \mathbf{w}_c\|^2 = (\mathbf{K} - \mathbf{w}_c)^*(\mathbf{K} - \mathbf{w}_c) \quad (3.11)$$

$$= \|\mathbf{K}\|^2 + \|\mathbf{w}_c\|^2 - (\mathbf{K}^* \mathbf{w}_c + \mathbf{w}_c^* \mathbf{K}) \quad (3.12)$$

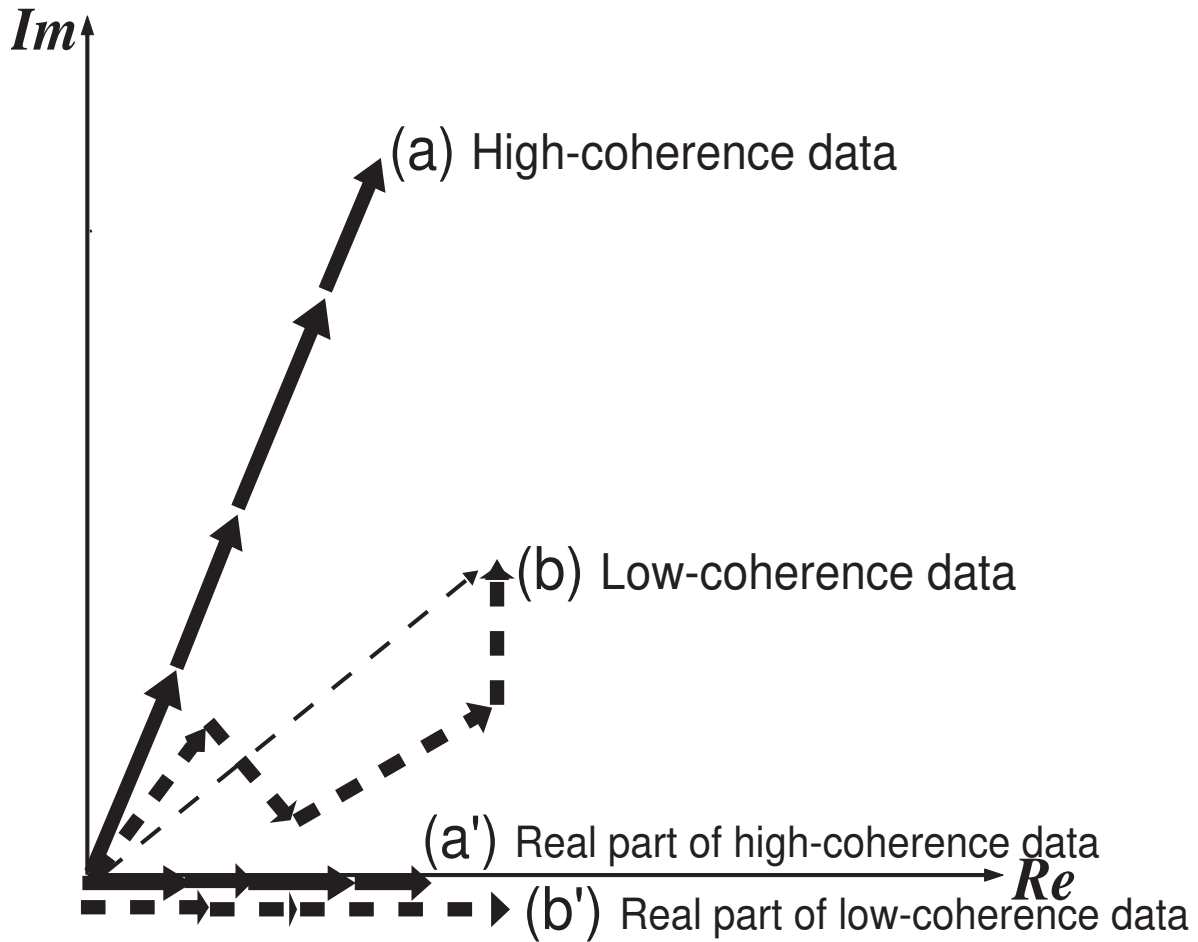
$$= \|\mathbf{K}\|^2 + \|\mathbf{w}_c\|^2 - 2\text{Re}(\mathbf{K}^* \mathbf{w}_c) \quad (3.13)$$

式 (3.13) の $\|\mathbf{K}\|^2 + \|\mathbf{w}_c\|^2$ の項を無視すると、ユークリッド距離で近さを見ることは、内積の実部のみを見ることになる。

複素内積のメトリックを用いることで、ユークリッド距離を用いた場合に比べ、より位相情報を重視したクラスタリングを行うことができる。この理由について、図 3.9 を用いて説明する [22]。アクティブイメージングではコヒーレントな信号が得られる。それは元の信号の複素振幅特性を含む。よって位相のそろった high coherence な領域における特徴量ベクトルと参照ベクトルの内積をとった場合、図 3.9(a) のように直線的に内積は増加する。一方で位相がランダムな low coherence な領域における特徴量ベクトルと参照ベクトルの場合は、図 3.9(b) にあるように内積は大きくならない。測定対象とその背景の反射・散乱強度に差が小さい場合、振幅情報だけでは測定対象の検出は難しい。よって、イメージングシステムの受信部と反射・散乱面の距離特性、すなわち位相情報を生かすような処理が望ましい。その意味では、式 (3.9) は式 (3.13) よりも位相情報を反映しているため、アクティブイメージングの処理に適していると考えられる。

3.2.5 CSOM の参照ベクトルの更新

CSOM ネットワーク形状としては環状のものを利用しており、各ピクセルの特徴量の類似度を 1 次元空間に表現する。

図 3.9 複素内積 $\mathbf{K}^* \mathbf{w}_c$ を用いたメトリック [22]

CSOM の学習は次の式に示す通りである。

$$\mathbf{w}_{\hat{c}}(t+1) = \mathbf{w}_{\hat{c}}(t) + \alpha(t)(\mathbf{K} - \mathbf{w}_{\hat{c}}(t)) \quad (3.14)$$

$$\mathbf{w}_{\hat{c}\pm 1}(t+1) = \mathbf{w}_{\hat{c}\pm 1}(t) + \beta(t)(\mathbf{K} - \mathbf{w}_{\hat{c}\pm 1}(t)) \quad (3.15)$$

- \hat{c} : 勝者クラス
- $\mathbf{w}_{\hat{c}}(t)$: 勝者クラス \hat{c} の参照ベクトル (荷重)
- $\mathbf{w}_{\hat{c}\pm 1}(t)$: 勝者クラスの隣の参照ベクトル (荷重)
- \mathbf{K} : 入力特徴ベクトル
- t : 現在の学習回数
- T : 最大学習回数
- $\alpha(t)$: 勝者クラスの自己組織化係数
- $\beta(t)$: 勝者クラスの近傍クラスの自己組織化係数
- C : CSOM の素子数

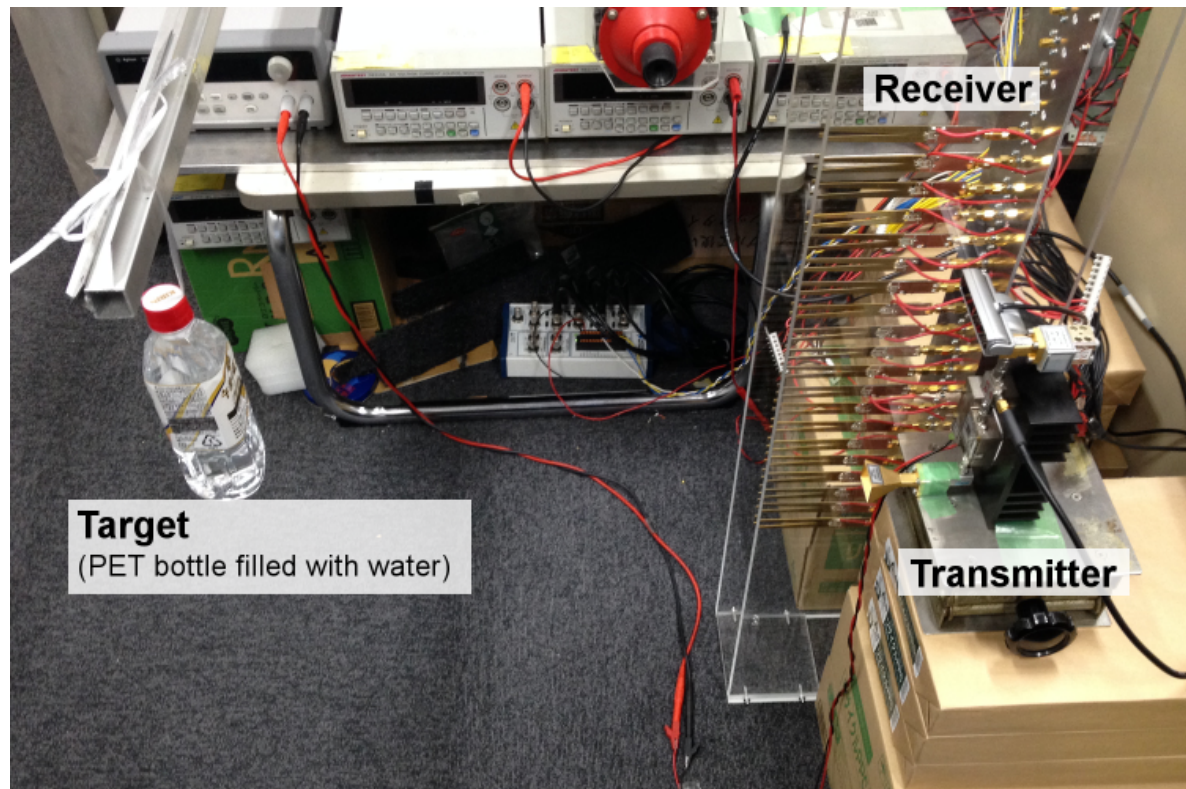


図 3.10 水の入った PET ボトルを対象とした測定の様子

準備しているクラスが 10～20 個と少ないため、CSOM における近傍の学習は隣接する二つのクラスに行っている。この近傍クラスの学習をすることにより、特徴ベクトルをより適応的にクラス分けすることが期待でき、また特徴ベクトルの互いに類似したクラス同士が隣り合うように CSOM 空間にクラスベクトルを配置することができるようになる。このときの自己組織化の速度は自己組織化係数 α, β によって決まる。

3.3 基本実験

3.3.1 測定

水の満たされた 500mL の PET ボトルを測定対象として実験を行った。そのシステム構築と画像取得の様子を図 3.10 に示す。PET ボトルはアンテナからおよそ 40cm 離れた位置にある 2cm/s の一定速度で移動する棒に固定されており、図中の奥側へと移動する際にアンテナ正面を通過する。PET ボトルの下端は地面からおよそ 35cm の高さであり、受信アンテナの下端はおよそ 23cm の高さである。また、送信アンテナと受信アンテナの水平距離はおよそ 12cm である。測定時間は約 26s であり、およそ縦 36cm×横 52cm に相当する画像を取得することができる。PET ボトルの背景は、およそ 1m 離れた壁に電

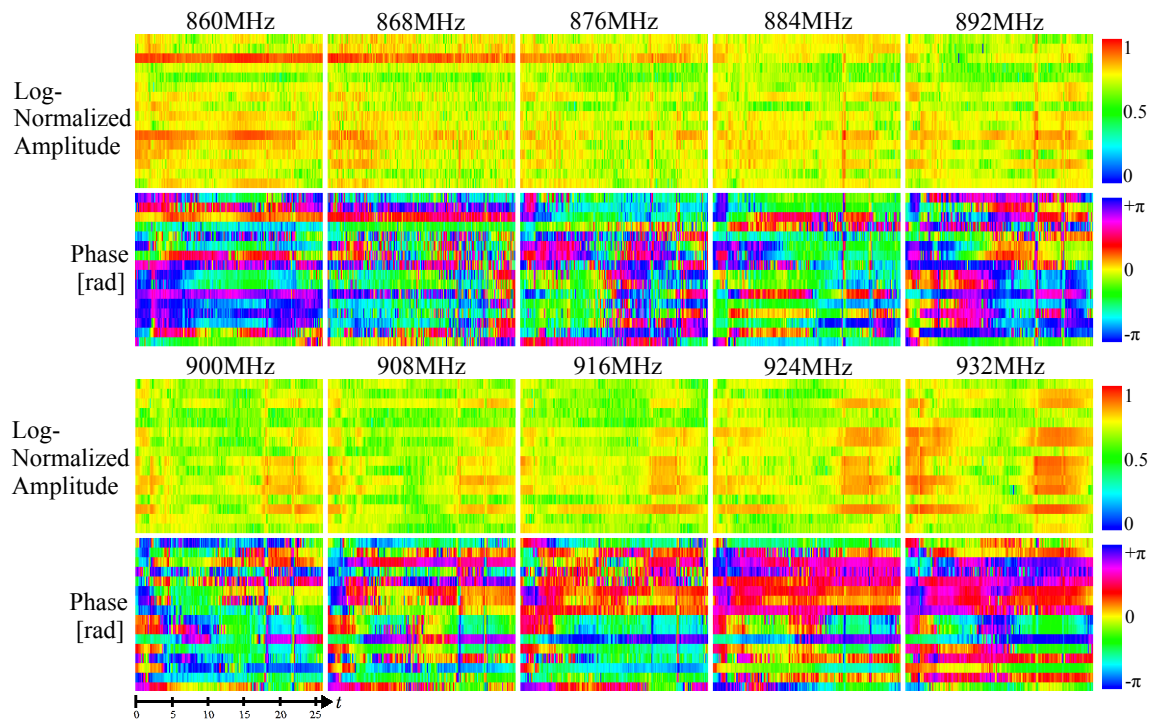


図 3.11 取得された生データの例

波吸収体を設置し反射の少ない状態にしている。変調信号は周波数点数 $N = 10$ とし、初期値 $f_1 = 860\text{MHz}$ 、周波数間隔 $\Delta f = 8\text{MHz}$ とした。

図 3.11 に取得した生データの一例を示す。照射信号の 10 の変調周波数ごとの測定結果を並べており、Log 正規化した振幅と位相 [rad] の値が色で表現されている。振幅は最大約 30dB の差あるデータを 0 から 1 の範囲に正規化している。水平方向は測定時刻を意味し、測定頻度約 7.5Hz、対象の移動速度 2cm/s より、2.7mm に相当する分解能を持つ。垂直方向の目盛りは各並列アンテナの位置に対応しており、分解能はアンテナ間隔である 23mm に相当する。取得したデータのサイズは 16×195 ピクセルで、画像では縦方向は 10 倍に引き延ばされている。この生データには一見したところで有意には対象物の形状は表れていない。

3.3.2 画像処理

取得した測定データから画像処理を行う。図 3.12 にウィンドウサイズ $L = 5$ 、 $T = 10$ として抽出された特徴量ベクトルを示す。14 次元の複素数ベクトルとして得られる特徴量を動径と偏角として 28 の画像に示している。ウィンドウをとったことによって画像サイズは 12×186 ピクセルになっている。各画像における座標は図 3.11 と対応している。さきほどの生データに比べるといくらか構造らしきものが見えている画像もあるが、はっ

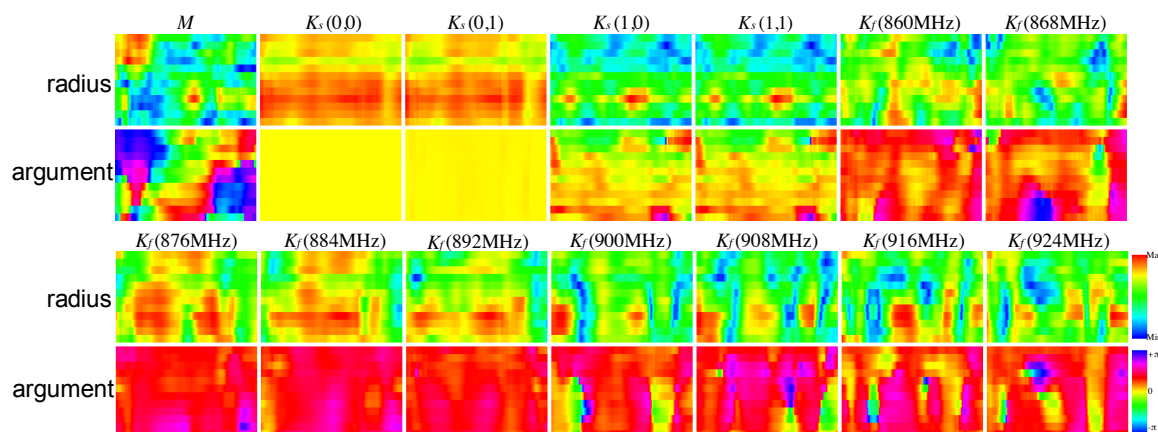


図 3.12 特徴量ベクトルの例

きりとは判明していない。

特徴量ベクトルを CSOM に入力して自己組織化を行い、区分結果を出力した。自己組織化係数 α, β を変えて複数回処理を行い、それぞれの結果を図 3.13 に示した。 α の値は 0.008 から 0.128、 β の値は 0.01α から 0.32α である。

α と β の値によって区分結果は大きく左右される。図 3.13 の左上、つまり α と β が小さい場合と右下、つまり α と β が大きい場合を比較すると、右下の方がより多くの色が現れている。つまり、 α と β が小さい時には少数のクラスのみが区分に使われ、逆に α と β が大きい時にはより多数のクラスが区分に使われている。その結果、左上の方では対象物と背景が同じクラスに区分され判別できなくなり、右下では多くのノイズに埋もれてしまい対象物をはっきりと弁別することができない。このように α と β の値は大きすぎても小さすぎてもいけなく、適切な値を取る必要があることが分かる。対象の光学画像と比較すると $\alpha = 0.032, \beta = 0.02\alpha$ の時が最も良く区分化されている。 $\alpha = 0.032, \beta = 0.02\alpha$ の時の区分結果を取り出し、ミリ波での測定に同期して取得した光学画像と並べたものを図 3.14 に示す。計測ごとに PET ボトルがゆれたり回転したりして、画像取得ごとに区分結果はさまざまになるが、だいたいこの範囲の値にパラメータを設定することにより比較的安定に対象を表現することができる。

また、ミリ波の透過性を示すために対象の前に薄い布を設置した場合の結果を図 3.15 に示す。この場合も対象の位置に対応する場所が色分けされている。形状の相違は PET ボトルの回転に困っている。この場合も可視化ができていていることを示せた。

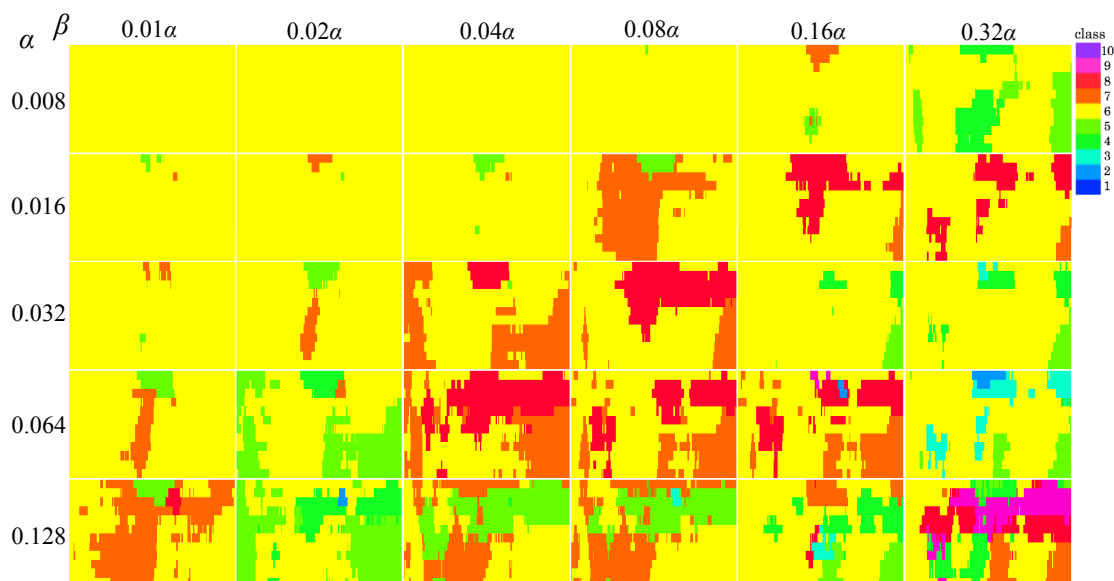


図 3.13 CSOM の画像処理結果の自己組織化係数への依存性

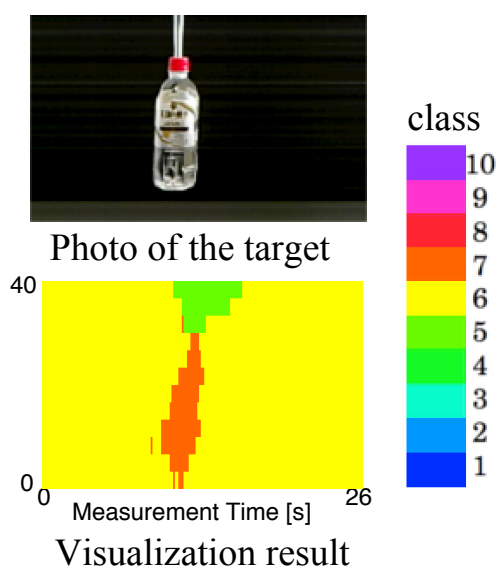


図 3.14 対象の正面画像と可視化結果

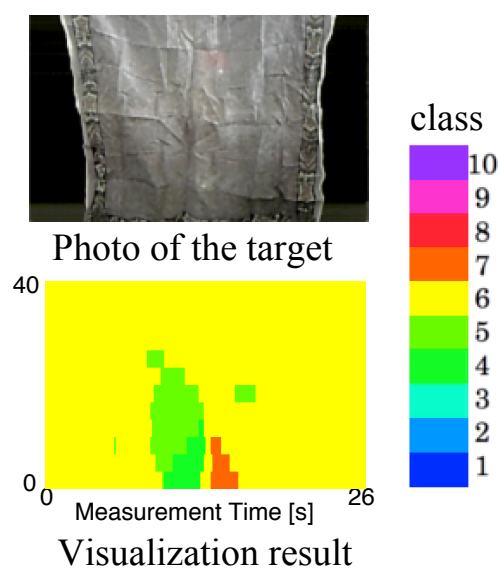


図 3.15 遮蔽物がある場合の可視化結果

3.4 まとめ

我々は一次元アレイアンテナと並列フロントエンド、CSOM 処理部によって構成される移動する対象用のミリ波イメージングシステムを提案した。実験により、ランダムなデータと見分けが付かないような測定データからでも CSOM は対象の可視化に成功する

ということを示した。システムの利点と欠点を明らかにするために、様々な背景条件のもとさらなる実験を進めていく。

第 4 章

システム性能を規定するパラメータとその最適化

4.1 システムを構成するパラメータ要素

基礎的な実験により対象の可視化が可能であることを示した。しかし、実用性を考えた場合、測定性能や可視化精度にはまだまだ不足がある。そこで、性能がシステムのどのような物理的特性やパラメータ設定に依存して規定されているかについて検証し、パラメータ設定の最適化を行えるように実験を行った。

測定には図 4.1 内に示す受信アンテナの指向性： θ 、配列（数： n 、間隔： p ）、距離： D 、発信器と受信機の距離： d 、対象の移動速度： V や、照射信号搬送波の周波数： f_b 、変調周波数（最大： f_H 、最小： f_L ）、変調ステップ数： N 、スキャン速度： v などの構成パラメータが存在する。これらの構成パラメータが CSOM による可視化にどのような影響を与えるのかを検証することが今回の実験の目的である。

4.2 可視化精度のステップ周波数変調設定への依存性

本システムでは水平方向の解像度は対象の移動速度 V とスキャン頻度 f_s によって $\frac{f_s}{V}$ の形に決まる。そのためより速い速度で移動する対象に対応するためにはスキャン速度の向上が必要になる。照射信号の変調周波数を短時間で切り替えて測定を行っているため測定時間は周波数ステップ数にほぼ比例する。そこで CSOM による対象の可視化を行うのに十分な範囲で周波数ステップ数を減らすことによりスキャン速度の向上を狙う。そのため、実験を行い周波数ステップ数と可視化の精度の関係について調査を行った。

今回の実験では前述の実験で取得したデータを用い、必要に応じて周波数データを間引くことによって異なる周波数ステップでの可視化結果を出力した。その結果が図 4.2 であ

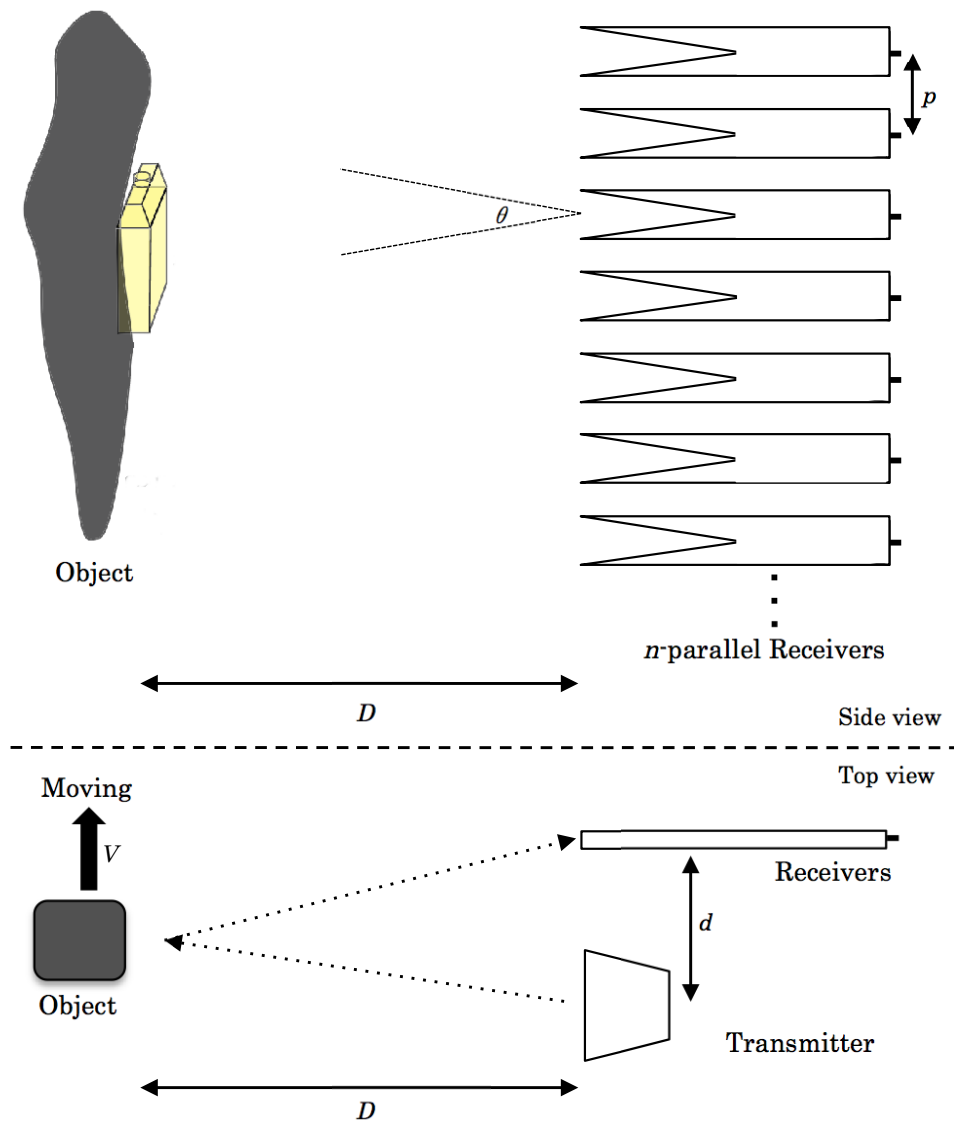


図 4.1 測定において想定される構成パラメーター

る。10 周波数全てを用いた画像では、対象が存在する位置がはっきりと区分されているのに対し、9 周波数の画像ではそれよりもやや広い範囲が対象を表すクラスに区分されている。さらに 5 周波数ではより広い範囲が複数のクラスに区分されており、さらに少ない周波数を用いた画像ではもはや対象の位置を区別することが出来なくなっている。

実験により測定に用いる変調周波数点が多いほど CSOM による検知性能が高く、測定速度と可視化品質がトレードオフの関係を持つということが検証できた。本システムではホモダイン検波によって位相差を検出しているため、送信アンテナ-対象-受信アンテナ間の距離情報が位相情報として取得データに含まれることになる。実際には距離情報は変調信号の波長であるおよそ 30cm ごとに $[-\pi, \pi]$ の範囲に折りたたまれて含まれており、曖

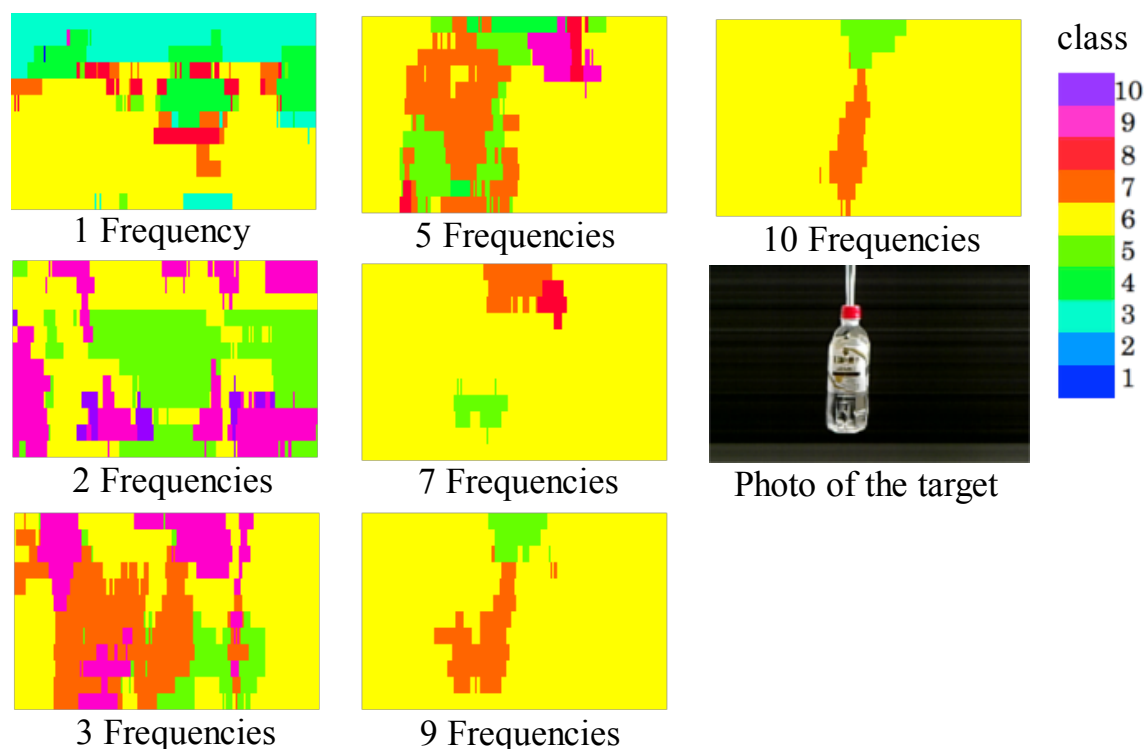


図 4.2 画像処理に使用する変調周波数点の数への区分結果の依存性

味が存在する。そこで複数の周波数での測定データを合わせて処理することによって CSOM がより正確な距離情報を得ることが出来るようになっていいると考えられる。今回の実験では、単純に測定に用いる変調周波数点を間引くのでは可視化品質を落とすことになるということが分かった。周波数ステップ幅の変更によってより広い帯域での測定を行うことによって、より少ない変調周波数点でも可視化品質を維持できる可能性があるかもしれない。今後は測定点を減らしても可視化品質を維持する、あるいは同じ測定点でより可視化品質を上げる手法を探索したい。例えば、周波数ステップの幅を変えることによって、より広い、あるいは、より狭い周波数の範囲で測定を行った場合の検知性能について調査する。

4.3 可視化精度のウィンドウサイズ依存性

特徴量を抽出するためのウィンドウサイズが可視化画像に与える影響を調べるため、ウィンドウサイズ (T, L) を変化させて区分化を行った画像を並べて図 4.3 に示す。この図の通りウィンドウサイズの設定によって可視化の精度は大きく影響を受ける。そこで最適なウィンドウサイズを決定する要素について検証を行った。

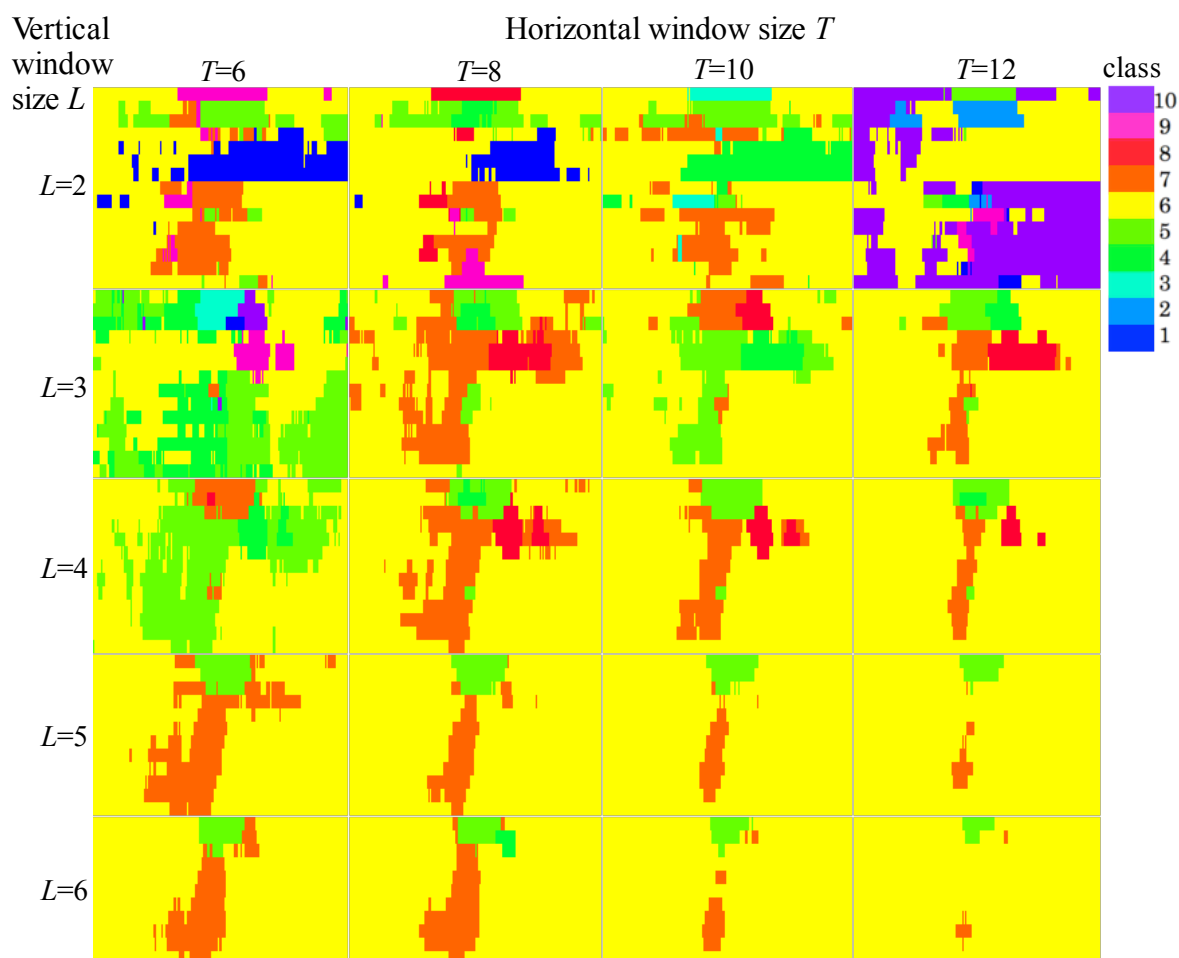
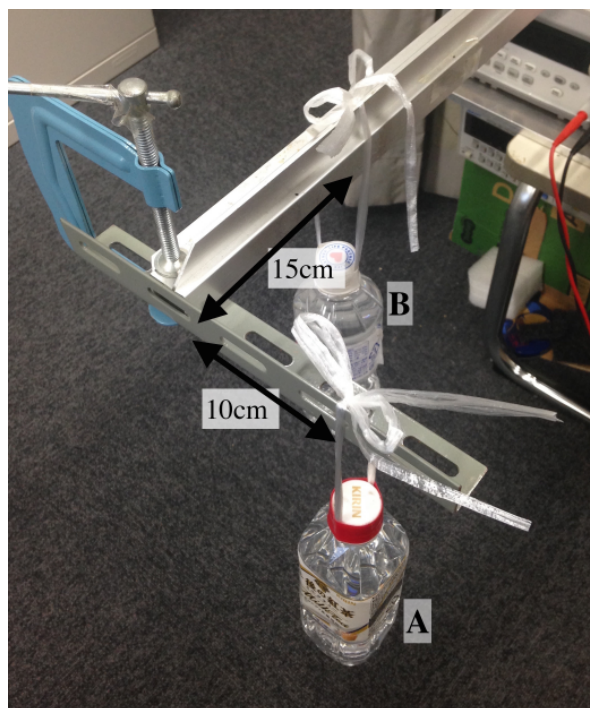


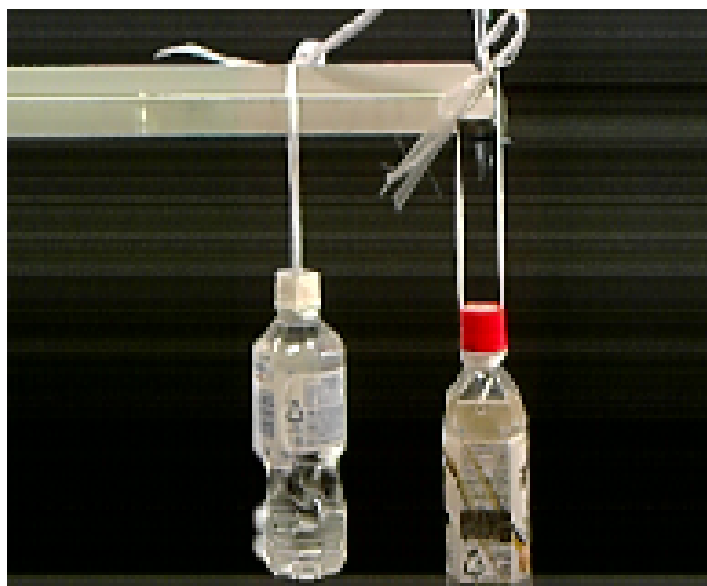
図 4.3 特徴量抽出のウィンドウサイズへの区分結果の依存性

アンテナと測定対象との距離が適切なウィンドウサイズに影響を与えるか調べるために図 4.4(a) のように 2 つの PET ボトル (A,B) をアンテナからの距離が異なるように設置し測定を行った。2 つの PET ボトルの水平距離は 15cm、それぞれの PET ボトルとアンテナとの距離は A がおよそ 30cm、B がおよそ 40cm である。図 4.4(b) はミリ波での測定と同期して取得した光学画像で、取得データを時系列順に左から並べているためミリ波での取得画像同様 (a) の写真とは左右が反転している。この測定データを用い、ウィンドウサイズを変化させて区分化を行った結果を図 4.5 に示す。アンテナとの距離が近い PET ボトル A はウィンドウサイズが小さい画像でよく区分されており、特に ($L = 4, T = 10$) ではっきりとしている。一方、アンテナとの距離が遠い PET ボトル B は ($L = 5, T = 22$) や ($L = 6, T = 16$) では区分されているが、それよりウィンドウサイズの小さい画像では区分されていないことが分かる。このように対象とアンテナとの距離と適切なウィンドウサイズに関係があるということが判明した。

実験により対象とアンテナとの距離と適切なウィンドウサイズには何らかの関係性がある



(a)



(b)

図 4.4 2つのPETボトルを用いた測定の (a) 配置と (b) 正面画像

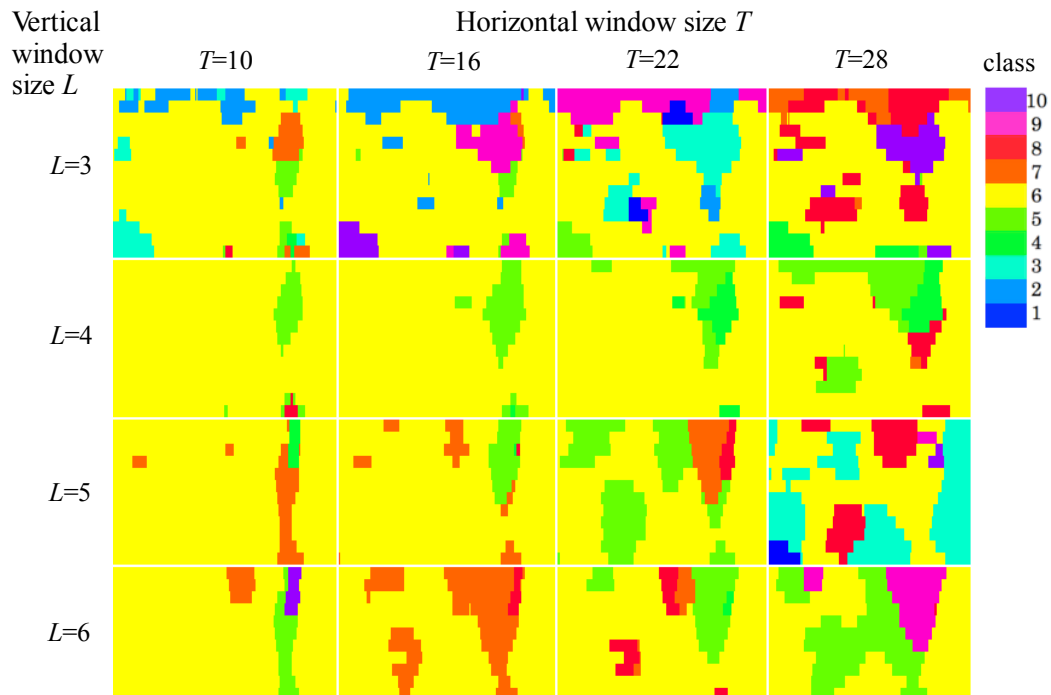


図 4.5 2つの PET ボトルを用いた測定におけるウィンドウサイズの違いへの区分結果の依存性

ることが判明した。その関係性がどのような物理的性質によるものなのか検討を行った。これまで局所領域のテクスチャを考えるに当たって、各アンテナは正面の1点を測定しているという前提で考えていた。しかし、実際には各 bulk LTSA は水平方向、垂直方向の指向性 θ_h, θ_v を持っている。そのため、各アンテナは一定の範囲を測定しており、逆に対象のある一点に注目すると図 4.6 に示すように複数のアンテナ、および複数の測定時刻にわたって測定されていることになる。その測定されるアンテナ本数、時間幅は対象とアンテナとの距離 D によって変わるため、これらの値に合わせてウィンドウサイズを設定することで CSOM での可視化精度が向上するのではないかと考えられる。アンテナとの距離 D である対象のある点を測定するアンテナの数は幾何学的に (4.1) を満たす L として得られる。同様に測定される時間幅は対象の移動速度 V 、測定速度 v として、(4.2) を満たす T として得られる。つまり T と L は対象とアンテナとの距離 D とアンテナの指向性 θ_h, θ_v によって決定される。

$$\frac{(L-1)p}{2 \tan \frac{\theta_v}{2}} \leq D < \frac{Lp}{2 \tan \frac{\theta_v}{2}} \quad (4.1)$$

$$\frac{VT}{2f_s \tan \frac{\theta_h}{2}} \leq D < \frac{V(T+1)}{2f_s \tan \frac{\theta_h}{2}} \quad (4.2)$$

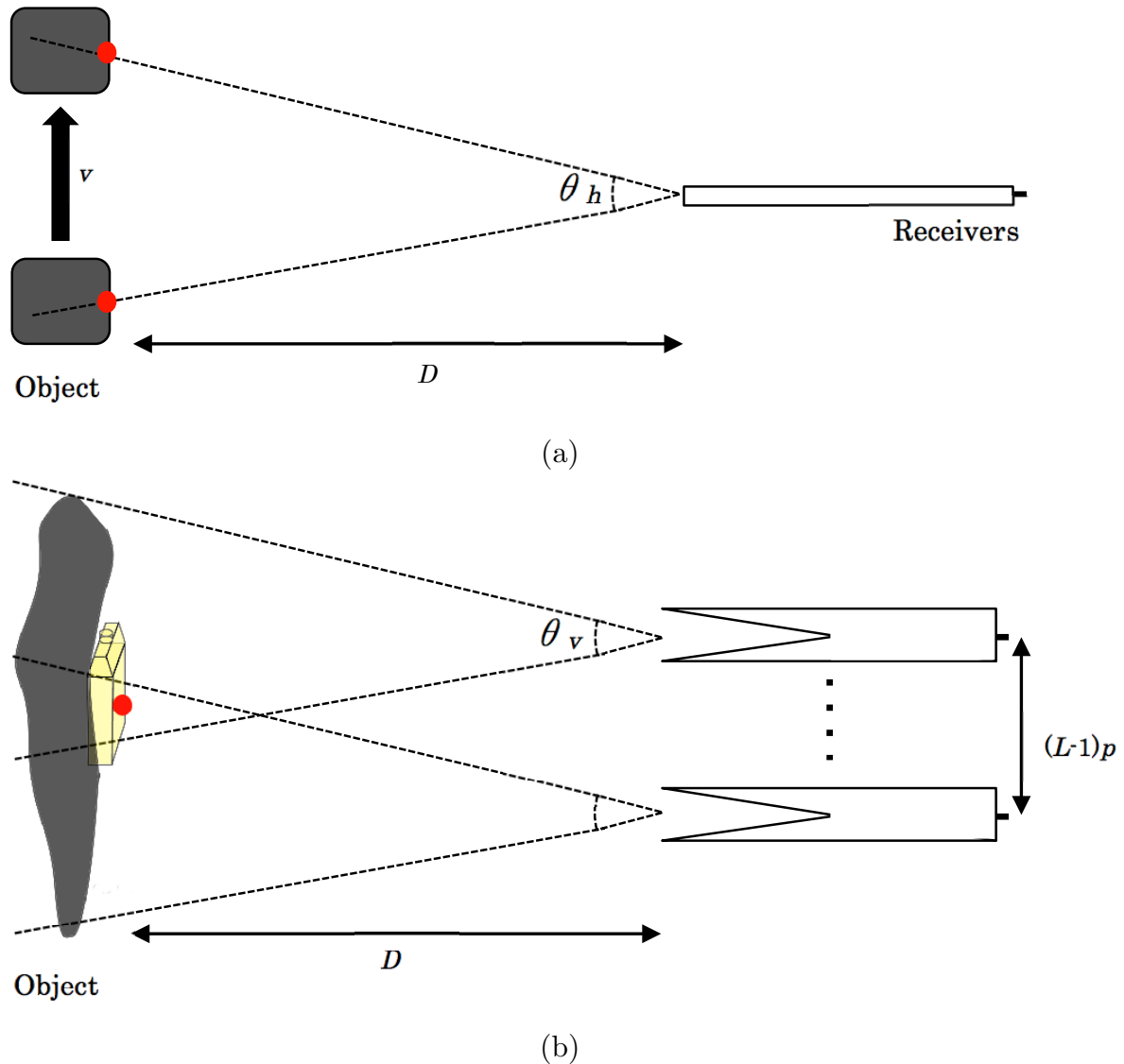


図 4.6 アンテナの指向性による水平方向、鉛直方向の測定範囲

垂直方向の指向性と対象点を測定可能なアンテナ本数について具体的な値を考える。図 4.7 は θ_v の指向性を持つ L 本のアンテナで測定できる距離 D_L を示したものである。図 4.3 の結果より 40cm の距離に対し $L = 5$ が最適であると考えると θ_v の値はおよそ 15° になる。図 4.8 に示す bulk LTSA の放射パターンの測定値によると確かに $\pm 7.5^\circ$ のあたりで放射が落ちており、妥当性があると考えられる。実験で得られたように対象との距離によって最適なウィンドウサイズが異なるということは、一度の測定データで画像処理のパラメータを変えることによって特定の距離に焦点を合わせられるということにより応用の可能性が広がる。

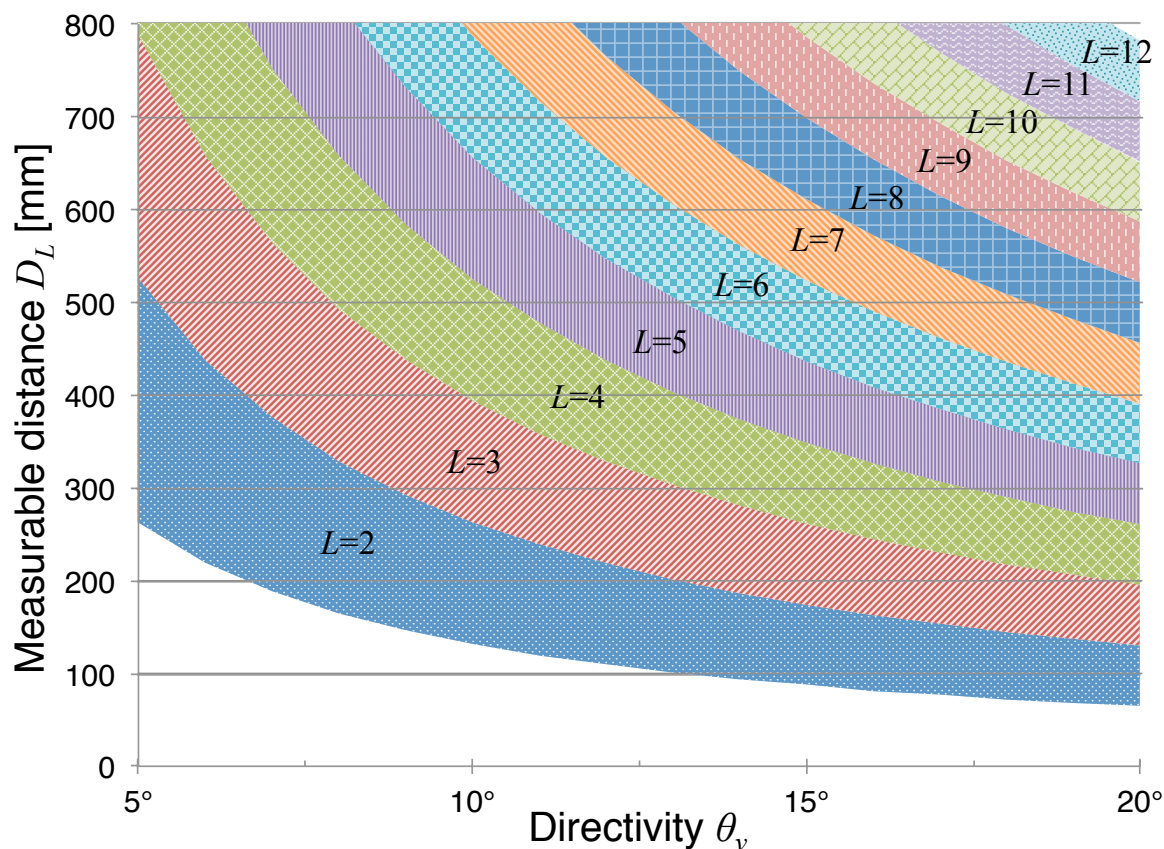


図 4.7 アンテナの指向性 θ_v と L 本のアンテナで焦点を合わせることが可能な距離 D_L の関係

4.4 歩行する人体を含む実験

PET ボトル単体を対象として行ったものとは異なる条件での実験も行った。この実験では水で満たされた 500mL の PET ボトルを手を持った歩行者を対象としている。歩行者は図 4.9 内の白い矢印に沿って歩行する。歩行者の背後にはアンテナからおよそ 90cm の距離を置いて厚さ 1cm の電波吸収体を天井から吊している。さらにその背後にはおよそ 5m 先に窓があり、間に椅子や机などが置いてある。歩行者はアンテナからおよそ 30cm 離れた位置を通過する。PET ボトルはアンテナから遠い方の手に持っており、PET ボトルのアンテナからの距離はおよそ 60cm となる。システムの測定速度に合わせ、歩行速度はおよそ 4cm/s としている。電動式ステージを用いていた先の実験とは異なり、この速度は一定でない。今回、変調周波数は 880MHz から 943MHz まで 7MHz 間隔で 10 点を取った。計測時間は 30s である。

取得された複素振幅の例を図 4.11 に示す。図 4.10 に示す光学画像と比較すると、歩行者がいるあたりで振幅が大きくなっていることが読み取れる。

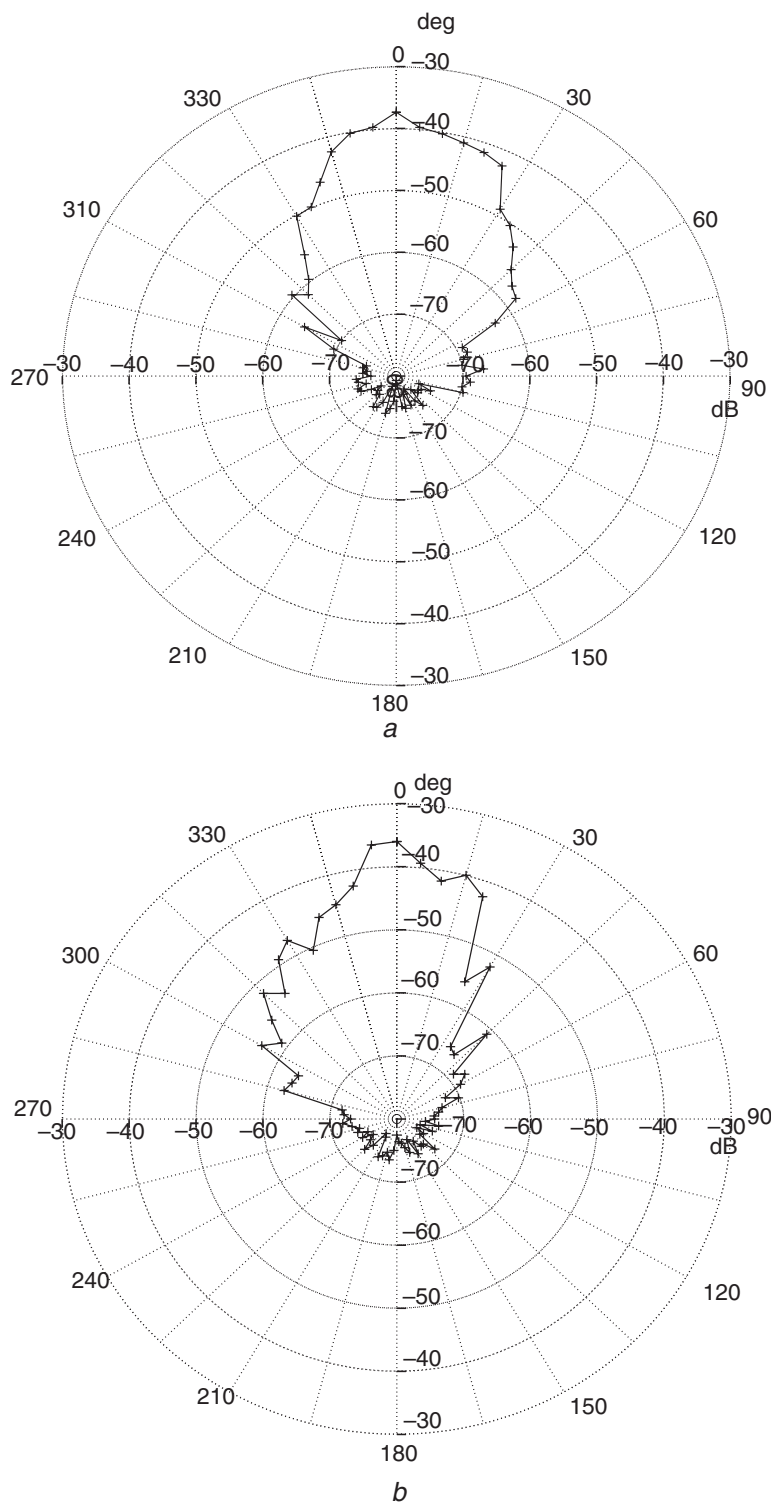
図 4.8 bulk-LTSA の指向性 (a: θ_h , b: θ_v)[18]



図 4.9 歩行者を対象とした実験のセットアップ

この測定データをウィンドウサイズを変えて CSOM で処理したものを図 4.12 に示す。全体として、ウィンドウサイズが広がるほど背景に相当するクラス 6 の範囲が広がっているという傾向は、図 4.3 に示した結果に見られるものと同様である。 $T = 12$ の場合に注目すると、 $L = 3$ や $L = 4$ では歩行者に相当する位置が広く背景と異なるクラスに区分されているのに対し、 $L = 6$ や $L = 7$ では特に体の下方が区分されていないことが分かる。一方、PET ボトルに相当する位置は $L = 6$ や $L = 7$ でもはっきりと区分されている。同様にウィンドウサイズ T に注目してみても、歩行者は小さいウィンドウサイズでよく区分され、PET ボトルはそれよりも大きいウィンドウサイズでも区分されるという傾向が見られる。測定対象、背景状況などの異なるシナリオでの実験においても、4.3 の実験と同様に対象との距離と可視化に有効なウィンドウサイズとの間に相関があること

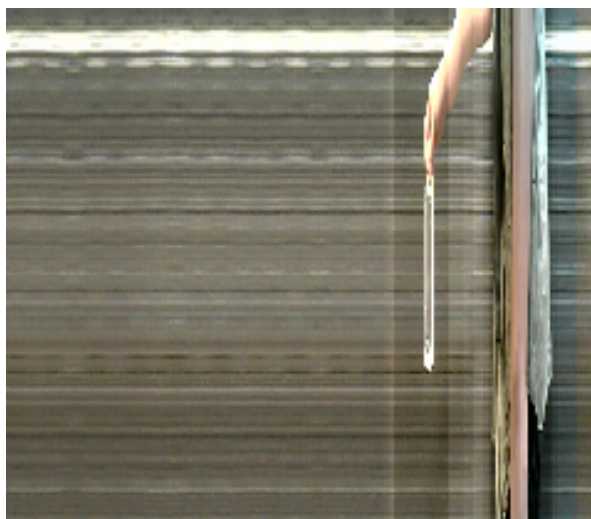


図 4.10 500mL の PET ボトルを手を持った歩行者

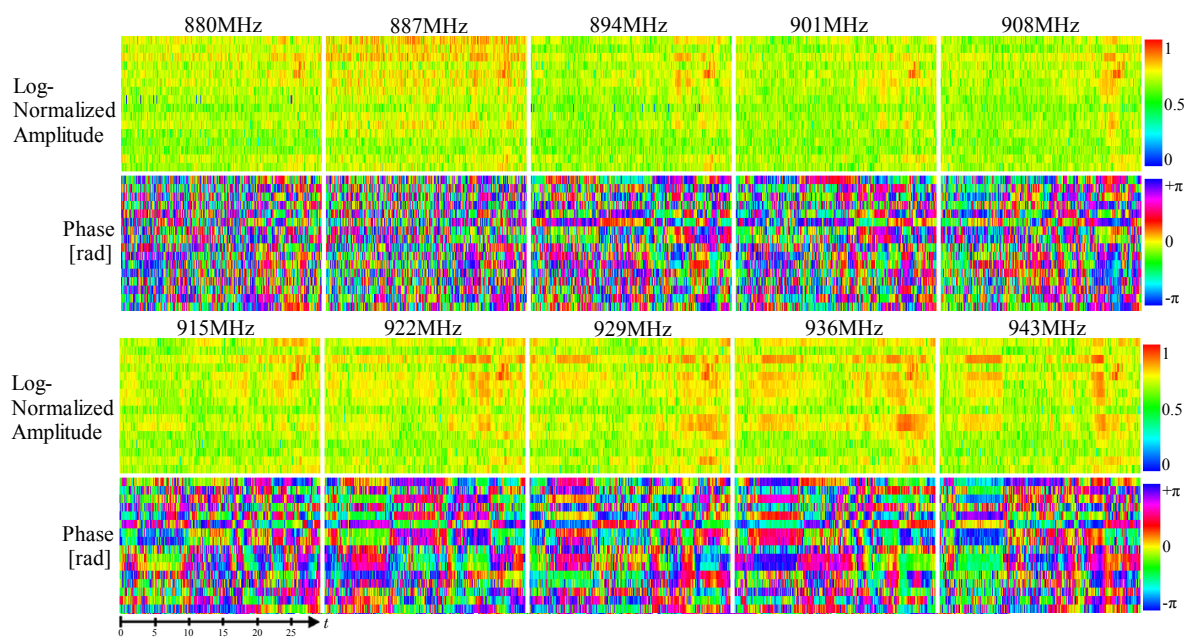


図 4.11 実験によって取得されたデータのデシベル正規化された振幅と位相

を示した。

4.5 構成パラメータまとめ

この論文では構成パラメータ、処理パラメータが可視化のパフォーマンスに与える影響について実験を通して定量的に評価を行い、その理由について議論を行った。特に測定に用いる変調周波数点数と画像処理におけるウィンドウサイズが与える影響を調べた。その

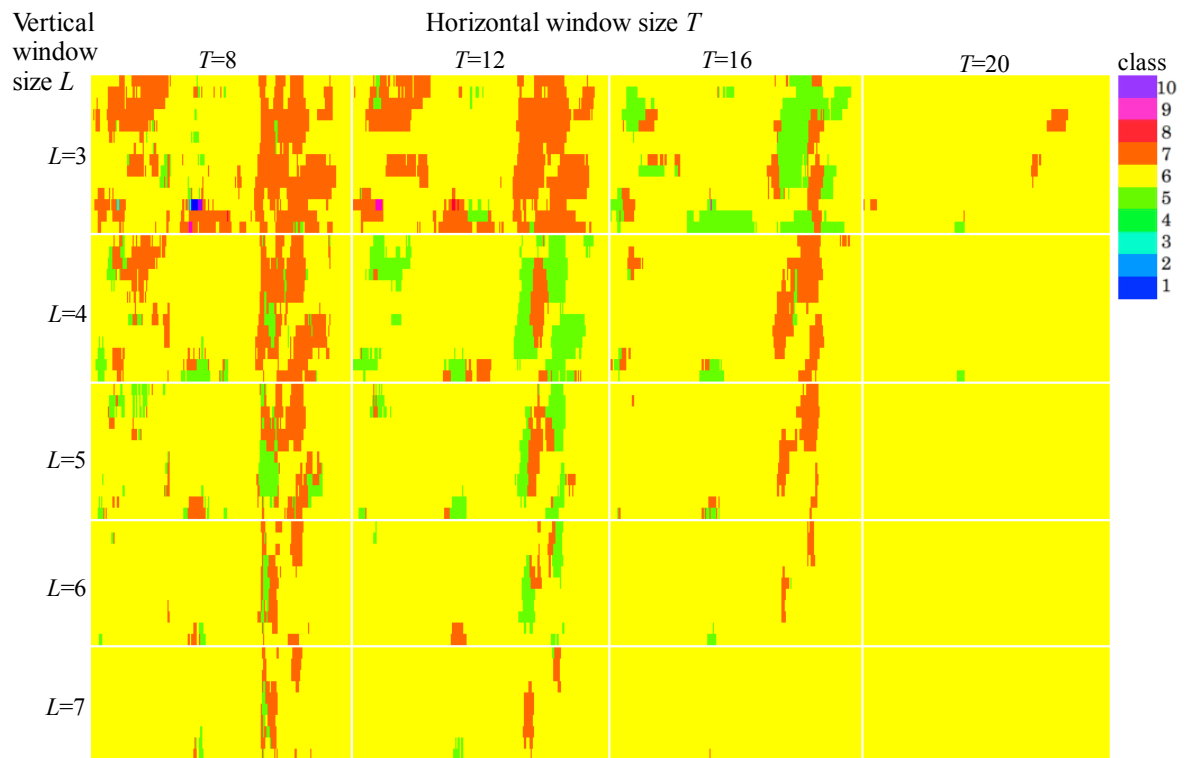


図 4.12 歩行者の測定におけるウィンドウサイズの違いへの区分結果の依存性

結果、測定時間と可視化精度とのトレードオフとの関係を明示し、処理パラメータと可視化に有効な奥行き範囲との関係を得た。これらは実用システムを構成する際に重要な知見である。

第 5 章

オートエンコーダによる特徴量の自動精製

5.1 コヒーレント計測における干渉による影響

我々の提案するシステムでは移動する対象をコヒーレンス性の高い信号で測定するため、干渉により振幅変動や位相歪が生じやすい。図 5.2 に PET ボトルを手に持った歩行者を対象とした計測の位相振幅画像を示す。画像中央やや後方に、歩行者の通過に対応して振幅が大きくなっている部分と位相の変化が見られる。それ以外の部分では電波吸収体を背景としているため、本来、振幅は小さく位相は一定であるべきである。しかし、背景部分でも振幅や位相が変動している部分が見られる。このような振幅変動や位相歪は CSOM による可視化において偽像を発生させ、精度に悪影響を与える。これまでは、異なる変調周波数で測定したデータを組み合わせることや特徴量を抽出するウィンドウサイズを大きくとることによって、特徴量ベクトルにおける個々の振幅変動や位相歪の影響を小さくし、可視化精度を保ってきた。しかし、変調周波数の切り替えを増やすことは測定時間が長くなることにつながり、ひいては対象の移動方向の分解能を低下させ、また、ウィンドウサイズを大きくとることも実質的な分解能を低下させることにつながる。そこで、干渉による振幅変動や位相歪の影響を低減させる新たな手法として、オートエンコーダを用いた特徴量精製の導入を行う。

5.2 オートエンコーダについて

オートエンコーダは多層フィードフォワードニューラルネットワークの一種で図 5.3 の模式図に示すように入力層と出力層のニューロン数が同じく、隠れ層のニューロン数がそれより小さい砂時計型の構造をしている。入力と教師に同じ信号を与えて逆伝搬で学習す

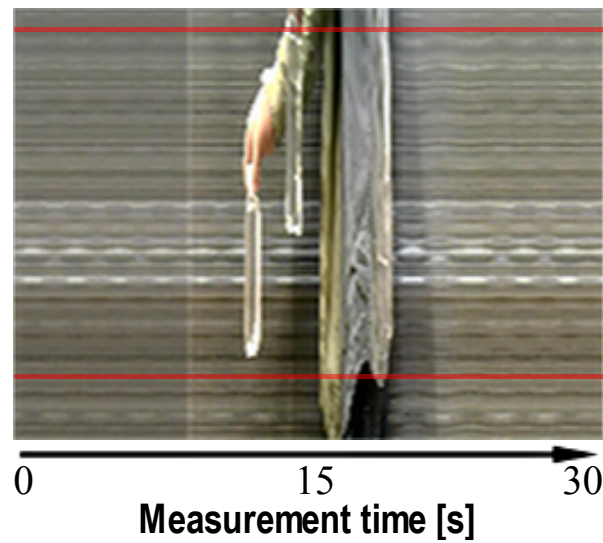


図 5.1 PET ボトルを持って歩く測定対象の光学画像

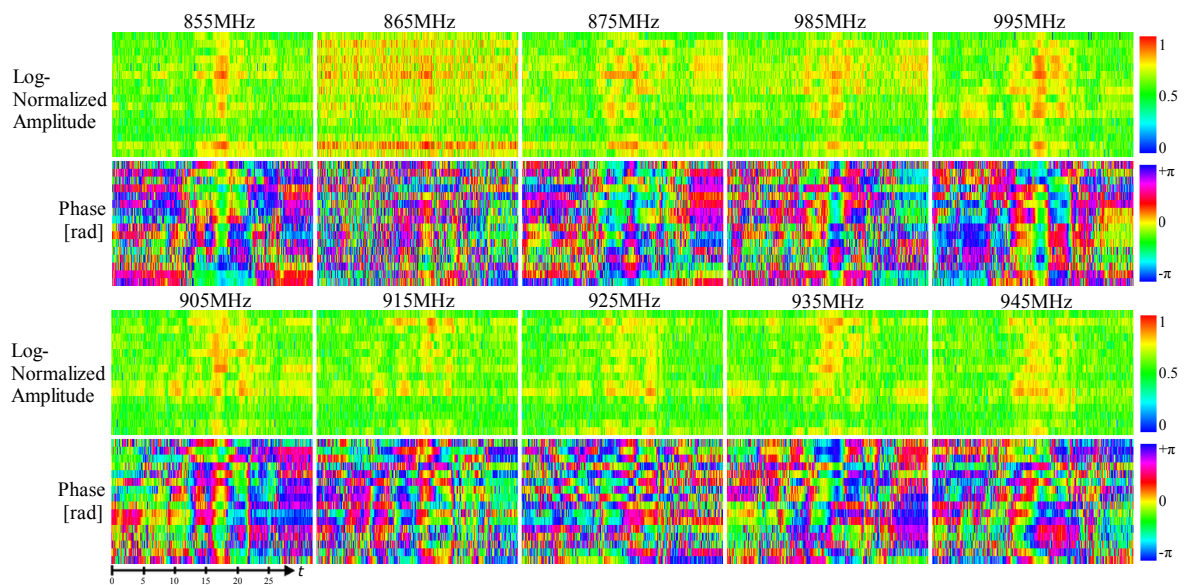


図 5.2 取得された複素振幅データ

ることにより、隠れ層では対象データの特徴をより少ない次元で効果的に表す表現形式を獲得することとなる。学習が完了したオートエンコーダの隠れ層の値を取り出すことで対象データの特徴を保ったまま次元の削減を行うことができる [23, 24, 25]。この処理は一般的な画像のノイズ除去手法と似ている [26, 27, 28]。つまり、対象データの特徴表現に対する寄与度の低い次元を削減することでノイズ除去が可能となる。

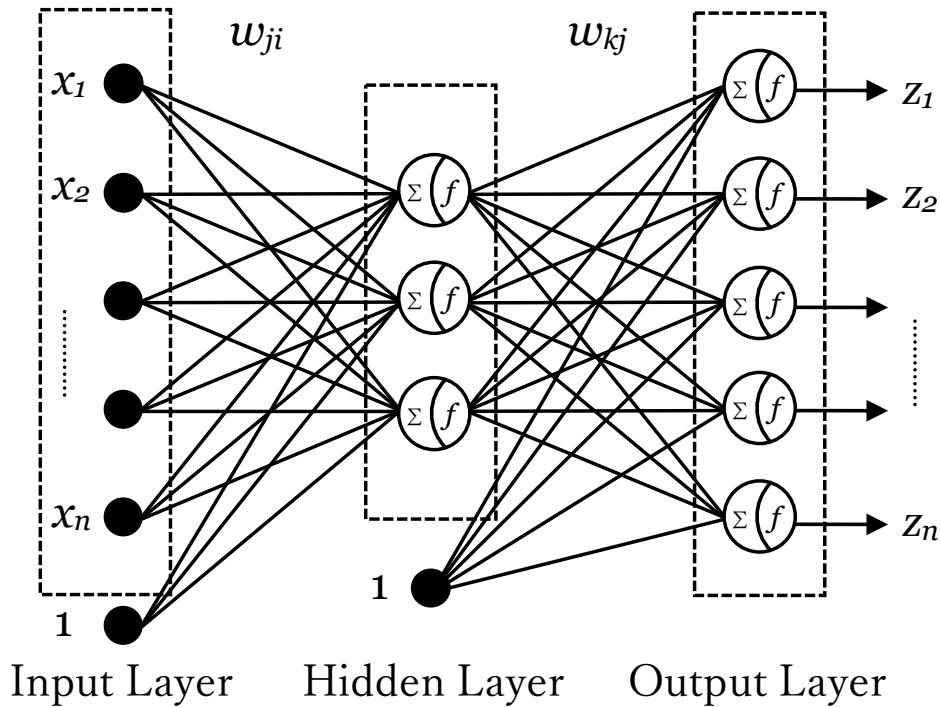


図 5.3 オートエンコーダー模式図

5.3 複素オートエンコーダによる特徴量の自動精製

これまでは、3.2.3 節の手法で抽出された特徴量ベクトルをそのまま CSOM に入力して区分してきた。今回は図 5.4 に示すように特徴量抽出と CSOM 入力にオートエンコーダでの特徴量精製過程を追加する。つまり、測定データから抽出された特徴量ベクトルのセットを用いてオートエンコーダを学習させ、その中間層出力を新たな特徴量ベクトルとして CSOM に入力して区分を行う。測定データから抽出された特徴量ベクトルは複素数ベクトルであるので、オートエンコーダも複素数に対応したものをを用いる。

実数のニューラルネットワークで活性化関数として一般に用いられるシグモイド関数 $\tanh u$ は、複素領域では発散する点を持つため、複素ニューラルネットワークにそのまま用いることができない。そこで以下の式に示すような振幅-位相型の活性化関数を用いる。

$$f(u) = \tanh(|u|) \exp(i\angle u) \quad (5.1)$$

これは複素数の偏角はそのまま、絶対値にのみ飽和的な性質を与える操作である。この関数は実軸、虚軸のとり方によらない関数であり、原点に関する回転が意味を持つような情報処理に向いている。つまり、今回のように波動の位相と振幅を扱うのに都合がよい [21]。

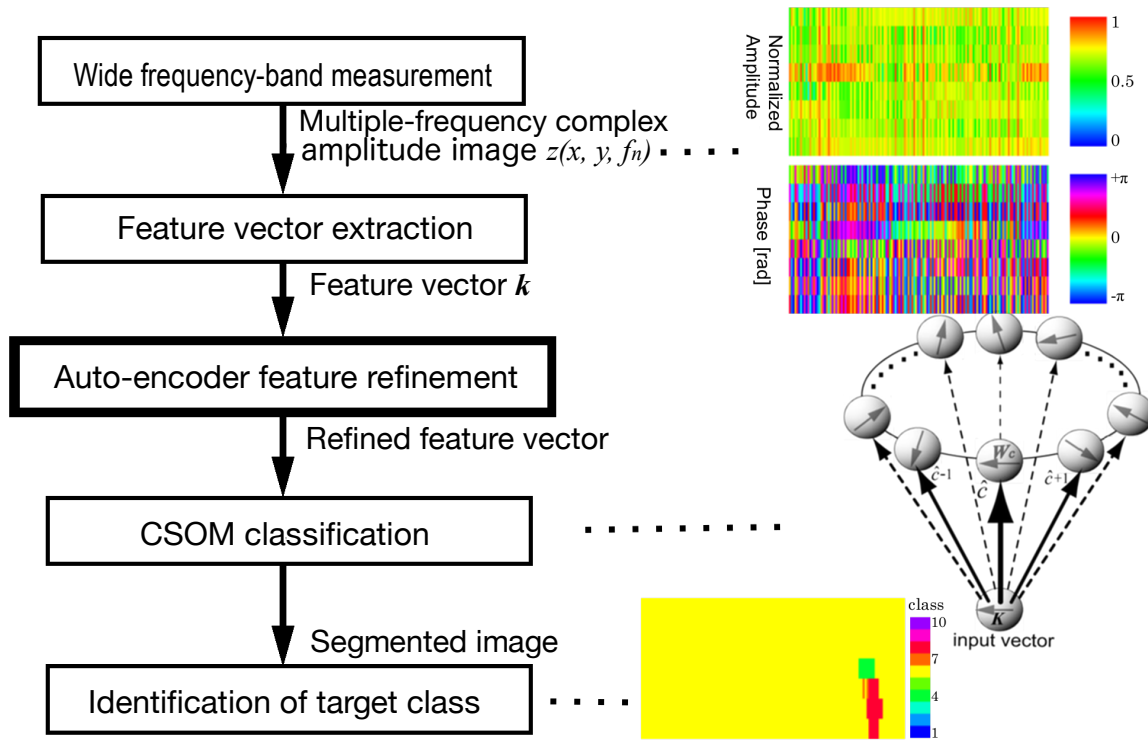


図 5.4 オートエンコーダによる特徴量精製を挟んだ画像処理の流れ

活性化関数 $f(u)$ と行列 $\mathbf{W}_{\text{hidden}}, \mathbf{W}_{\text{output}}$ を用いて、各層の出力 \mathbf{y}, \mathbf{z} は

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{W}_{\text{hidden}} \cdot \mathbf{x}) \quad (5.2)$$

$$\mathbf{z} = f(\mathbf{W}_{\text{output}} \cdot \mathbf{y}) \quad (5.3)$$

のようになる。各層の教師を $\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{z}}$ とする。オートエンコーダの学習では出力層の教師は入力ベクトルであるので $\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{x}$ である。一方、隠れ層の教師 $\hat{\mathbf{y}}$ は

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{W}_{\text{output}}^H \cdot \mathbf{z}) \quad (5.4)$$

に示す逆伝搬により得られる。行列 $\mathbf{W}_{\text{hidden}}, \mathbf{W}_{\text{output}}$ の各成分

$$w_{\text{hidden } ji} = |w_{\text{hidden } ji}| \exp(\theta_{\text{hidden } ji})$$

$$w_{\text{output } kj} = |w_{\text{output } kj}| \exp(\theta_{\text{output } kj})$$

の更新則は

$$|w_{\text{hidden } ji}(t+1)| = |w_{\text{hidden } ji}(t)| - \varepsilon \left\{ (1 - |y_j|^2)(|y_j| - |\hat{y}_j| \cos(\theta_j - \hat{\theta}_j))|x_i| \cos \theta_{ji}^{\text{rot}} - |y_j||\hat{y}_j| \sin(\theta_j - \hat{\theta}_j) \frac{|x_i|}{|u_j|} \sin \theta_{ji}^{\text{rot}} \right\} \quad (5.5)$$

$$\theta_{\text{hidden } ji}(t+1) = \theta_{\text{hidden } ji}(t) - \varepsilon \left\{ (1 - |y_j|^2)(|y_j| - |\hat{y}_j| \cos(\theta_j - \hat{\theta}_j))|x_i| \sin \theta_{ji}^{\text{rot}} + |y_j||\hat{y}_j| \sin(\theta_j - \hat{\theta}_j) \frac{|x_i|}{|u_j|} \cos \theta_{ji}^{\text{rot}} \right\} \quad (5.6)$$

$$|w_{\text{output } kj}(t+1)| = |w_{\text{output } kj}(t)| - \varepsilon \left\{ (1 - |z_k|^2)(|z_k| - |\hat{z}_k| \cos(\theta_k - \hat{\theta}_k))|y_j| \cos \theta_{kj}^{\text{rot}} - |z_k||\hat{z}_k| \sin(\theta_k - \hat{\theta}_k) \frac{|y_j|}{|v_k|} \sin \theta_{kj}^{\text{rot}} \right\} \quad (5.7)$$

$$\theta_{\text{output } kj}(t+1) = \theta_{\text{output } kj}(t) - \varepsilon \left\{ (1 - |z_k|^2)(|z_k| - |\hat{z}_k| \cos(\theta_k - \hat{\theta}_k))|y_j| \sin \theta_{kj}^{\text{rot}} + |z_k||\hat{z}_k| \sin(\theta_k - \hat{\theta}_k) \frac{|y_j|}{|v_k|} \cos \theta_{kj}^{\text{rot}} \right\} \quad (5.8)$$

のようになる。ただし、 ε は学習の係数である。ベクトル \mathbf{u}, \mathbf{v} はそれぞれ活性化関数を通す前の出力であり、

$$\mathbf{u} = \mathbf{W}_{\text{hidden}} \cdot \mathbf{x}, \quad \mathbf{v} = \mathbf{W}_{\text{output}} \cdot \mathbf{y}$$

である。ベクトル $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \mathbf{u}, \mathbf{v}$ の各成分を極座標表示で

$$|x_i| \exp(\theta_i), |y_j| \exp(\theta_j), |z_k| \exp(\theta_k), |u_j| \exp(\theta_j), |v_k| \exp(\theta_k)$$

と表記している。また、

$$\theta_{ji}^{\text{rot}} = \theta_j - \theta_i - \theta_{\text{hidden } ji}, \quad \theta_{kj}^{\text{rot}} = \theta_k - \theta_j - \theta_{\text{output } kj}$$

である。抽出した局所テクスチャ特徴量のセットを対象とした学習完了後、隠れ層の出力 \mathbf{y} を新たな特徴量ベクトルとして CSOM での処理に用いる。

5.4 オートエンコーダの学習と特徴量の精製

オートエンコーダによる特徴量精製で変換後の特徴量ベクトルの次元は隠れ層のニューロン数によって決まる。隠れ層のニューロン数が大きすぎると入力の特徴を完全に再現してしまい、今回の目的である振幅変動や位相歪の除去が行われなくなると思われる。また、逆に隠れ層のサイズが小さすぎると、特徴の再現が不足して CSOM で区分できなくなることが予想される。そこで、適切な隠れ層のサイズを探るために、隠れ層のサイズの異なる

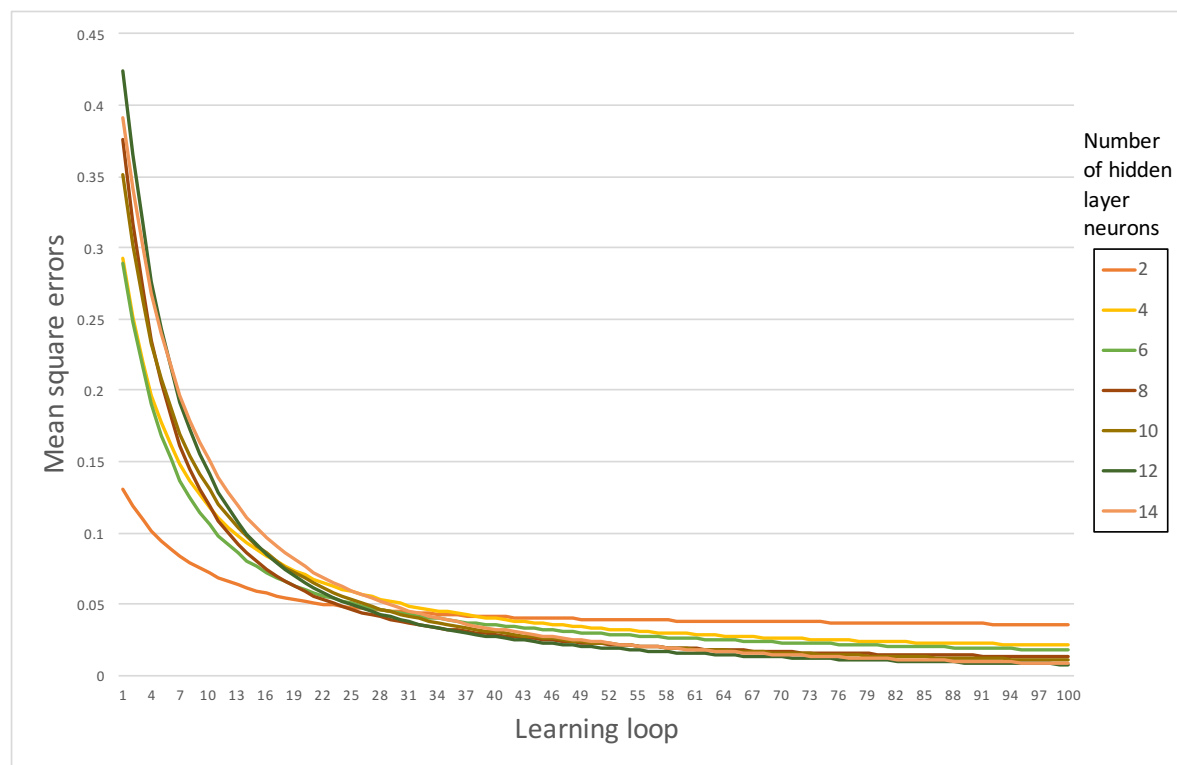


図 5.5 オートエンコーダーの隠れ層のニューロン数ごとの学習ループと平均二乗誤差

オートエンコーダを作成し実験により検証する。実験では 10 の変調周波数点で測定したデータから 3.2.3 節の手法で抽出した 14 次元の特徴量ベクトルのセットを用いる。ウィンドウサイズは $T = 7 \times L = 4$ としている。オートエンコーダにおいて隠れ層は入力層・出力層より小さいので、隠れ層の最大サイズは 14 である。オートエンコーダでの特徴の再現度の指標として入力と出力の平均二乗誤差 (Mean square error: MSE) を用いる。

図 5.5 はオートエンコーダの学習の進行のグラフである。横軸は特徴量ベクトルのセットを各 1 回学習するのを 1 ループとして学習ループの回数を示しており、縦軸は入力と出力の平均二乗誤差を示している。学習ループが増えるにつれ平均二乗誤差が減少しており、学習の進行が示されている。減少度合いは学習ループが進むごとに緩やかになっており、特定の値で下げ止まることが分かる。隠れ層のサイズごとに漸近する平均二乗誤差の値を比較すると、より大きな隠れ層サイズを持つオートエンコーダの方がより平均二乗誤差が小さくなることが分かる。これは隠れ層のサイズが小さいと特徴の再現度が下がるという予想に合致している。しかし、平均二乗誤差による評価では、除去したいノイズの再現度も含まれているため、平均二乗誤差が低いほど良いというわけではない。

オートエンコーダによる精製前後の特徴量を図 5.6、図 5.7、図 5.8 に示す。図は特徴量ベクトルの各次元を個別に振幅 (動径) を上段、位相 (偏角) を下段として並べて表示したものである。各画像内における位置関係は図 5.1 における画像内の位置関係に対応

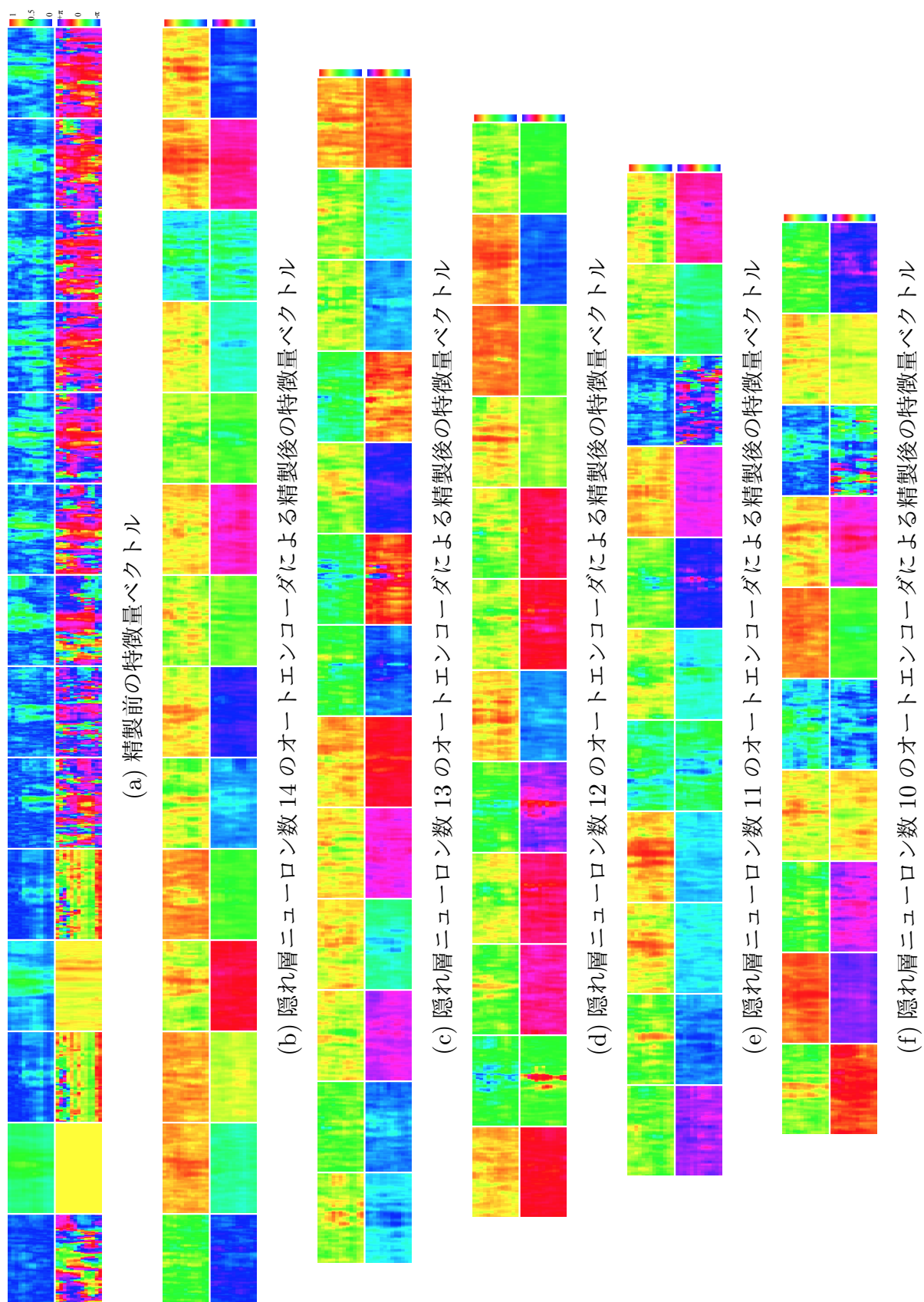


図 5.6 複素オートエンコーダによる精製前後の特徴量ベクトル (1)

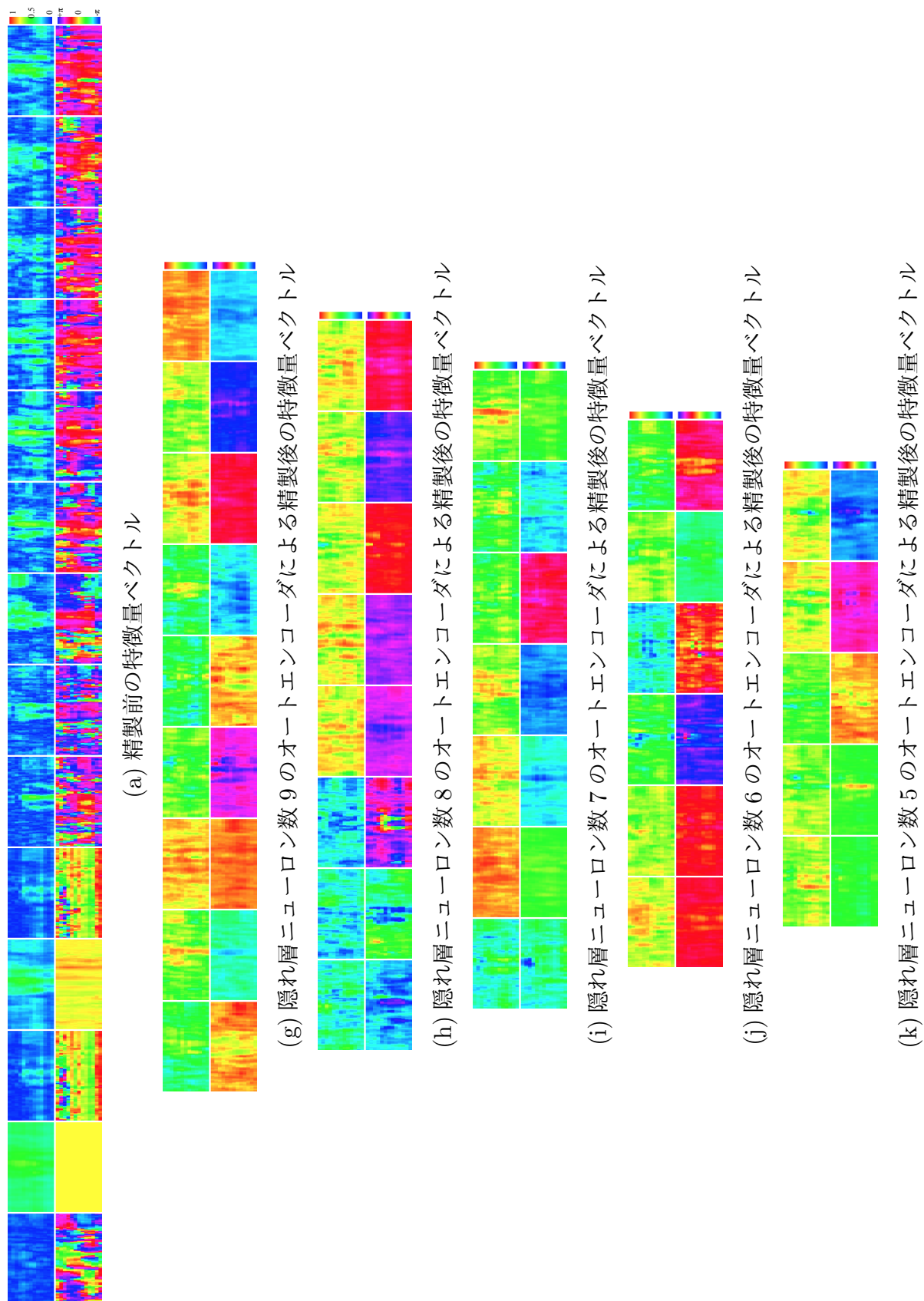


図 5.7 複素オートエンコーダによる精製前後の特徴量ベクトル (2)

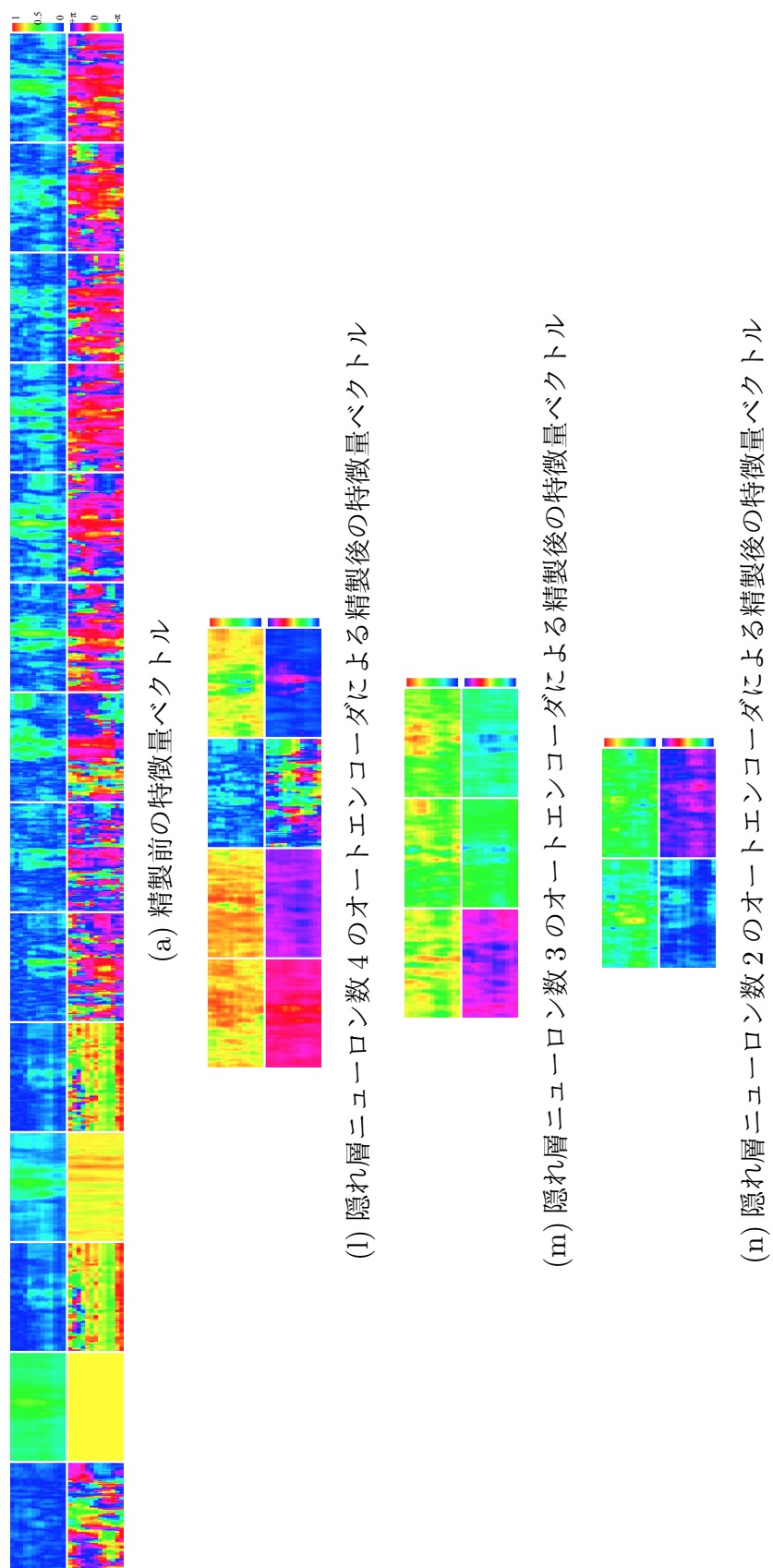


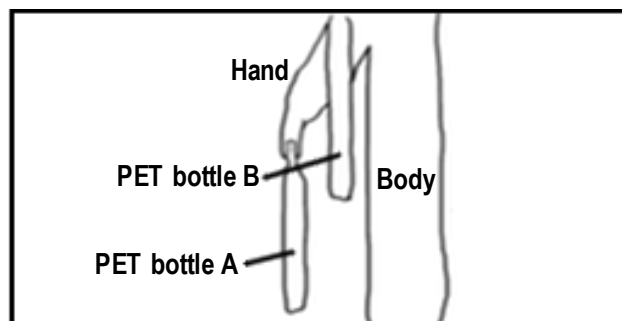
図 5.8 複素オートエンコーダによる精製前後の特徴量ベクトル (3)

している。(a)に示す精製前の特徴量ベクトルでは背景部分のところどころに位相の大きな変動が見られるが、精製後の特徴量ベクトルではなだらかになっていることが分かる。図 5.6 (d) の 2 番目の次元のように精製後の画像のいくつかの次元で対象の位置の振幅や位相の変化が強調されているのが見られる。また、(a)に示される精製前の特徴量は 3.2.3 節で示したように次元要素ごとに、複素平均、実空間上での相関、周波数空間上での相関のようにそれぞれ異なる算出方法で値を求めているため、それぞれ傾向が大きく異なっている。このことは CSOM の学習において初期値の設定の不適切さや更新の偏りなどにつながり、学習精度に悪影響を与えている可能性がある。一方で精製後の特徴量ベクトルではそれらの特徴が混ぜ合わされているため、次元ごとの均一性が高く、そのような心配がない。

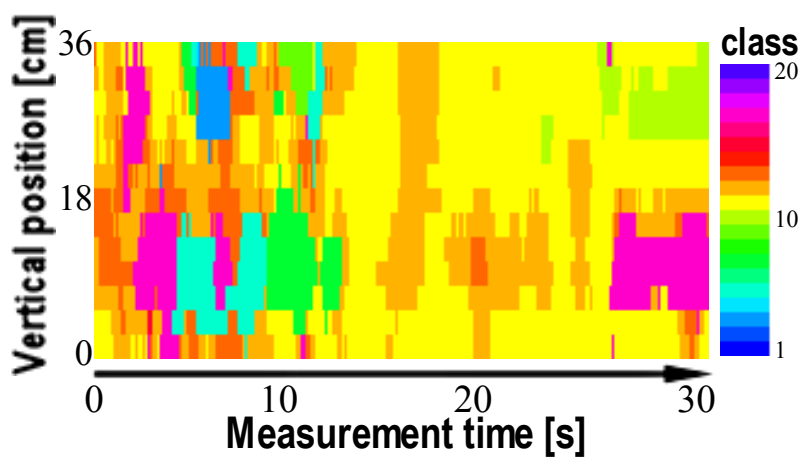
5.5 オートエンコーダにより精製された特徴量の区分結果

これらの特徴量ベクトルを用いて CSOM で学習と区分を行った。オートエンコーダによる特徴量の精製無しでの区分結果と、オートエンコーダによる特徴量の精製ありでの区分結果のうち、隠れ層のニューロン数ごとにひとつずつを図 5.9 から 5.13 に示す。図 5.9 (b) に示すオートエンコーダによる特徴量精製なしの区分結果では特に測定前半(対象前方)に相当する部分が複数のクラスに分類されて多くの偽像が生じており、一方で測定対象が存在するはずの部分では少数のクラスしか分類に使用されておらず、人体と PET ボトルとを判別することはできていない。測定前半の偽像は測定された複素振幅データや抽出された特徴量に見られる位相歪の影響が大きく出ているために生じていると考えられる。オートエンコーダによる特徴量精製ありでの区分結果のうち、図 5.12 (l) と図 5.13 (n) に示す結果では図 5.9(b)に見られたような測定前半部分での偽像が減少しており、背景部分と対象が存在する部分が判別できるようになっている。さらに、図 5.9 (c)、図 5.10 (e)、図 5.11 (g),(h),(i)、図 5.12 (j),(k)、図 5.13 (m) に示す結果では対象の歩行者と PET ボトルがそれぞれ異なるクラスに分類されて判別できるようになっており、可視化精度が向上していると言える。一方で、図 5.10 (f)、図 5.13 (o) に示す結果のようにオートエンコーダによる特徴量精製があっても可視化精度の向上していない結果もあった。

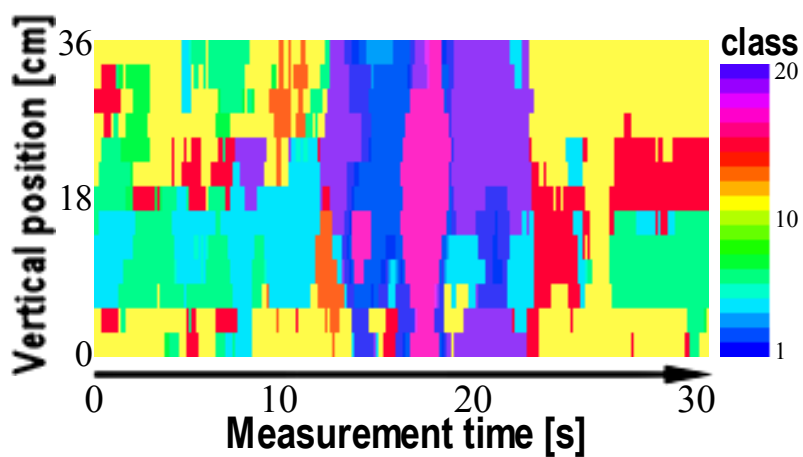
図 5.13 (m),(n),(o) のように隠れ層ニューロン数が少ない範囲では隠れ層ニューロン数が増えるごとに対象が人体と PET ボトルとに詳しく分類されていくという傾向が見られる。これは隠れ層ニューロン数が少ない場合には対象を分類するのに十分な特徴成分が表現できていないためであると考えられる。一方で、隠れ層ニューロン数が 5 よりも大きいような範囲では、隠れ層ニューロン数と可視化精度には一定の傾向があるようには見えない。隠れ層ニューロン数が大きすぎる場合には特徴量の次元削減効果が少なく、ノイズが



(a) 測定範囲のスケッチ

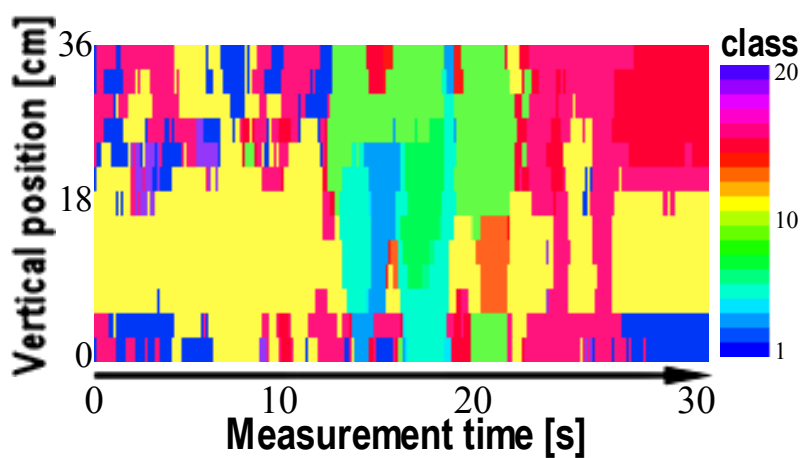


(b) AE による特徴量精製なしの区分結果

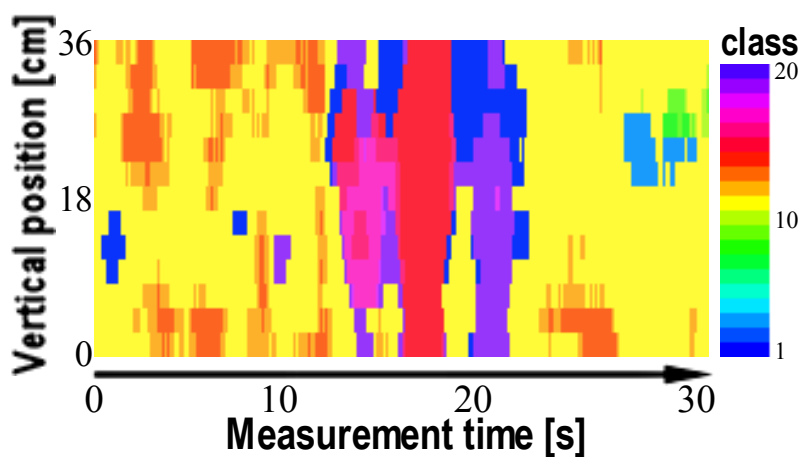


(c) 隠れ層ニューロン数 14 の AE による特徴量精製ありの区分結果

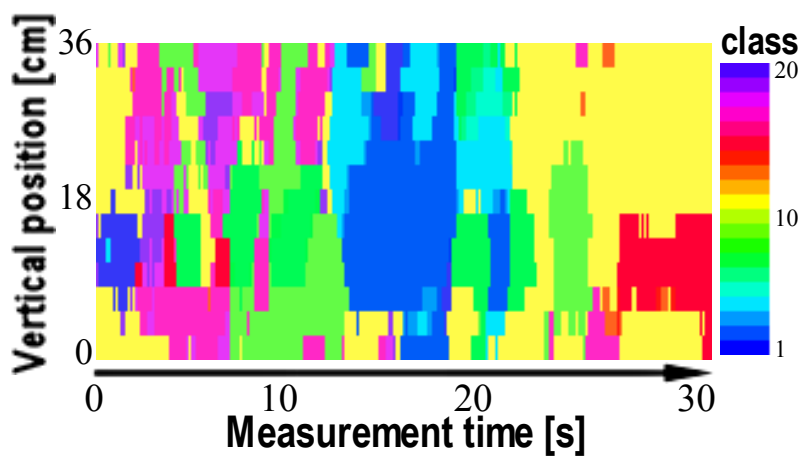
図 5.9 オートエンコーダによる特徴量精製を利用した区分結果 (1)



(d) 隠れ層ニューロン数 13 の AE による特徴量精製ありの区分結果

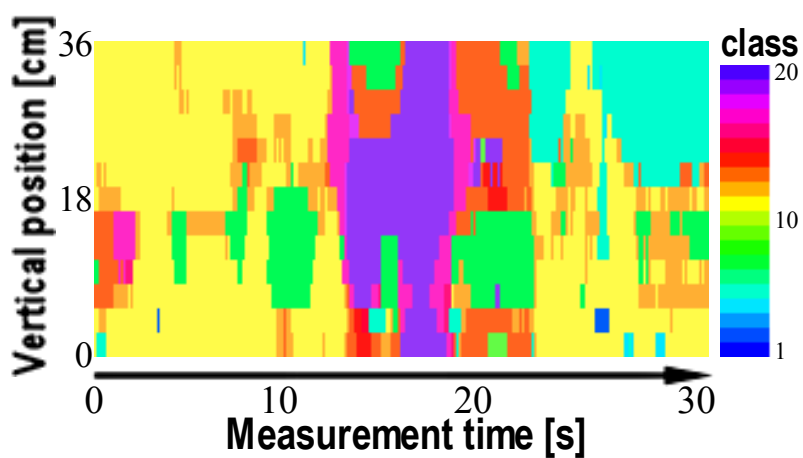


(e) 隠れ層ニューロン数 12 の AE による特徴量精製ありの区分結果

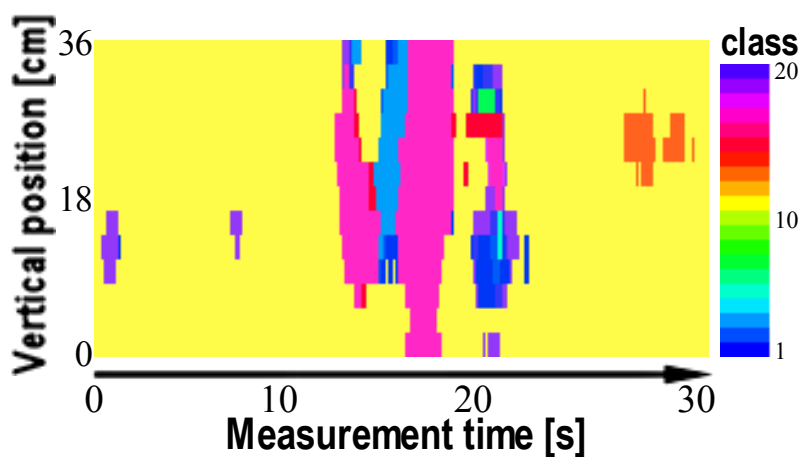


(f) 隠れ層ニューロン数 11 の AE による特徴量精製ありの区分結果

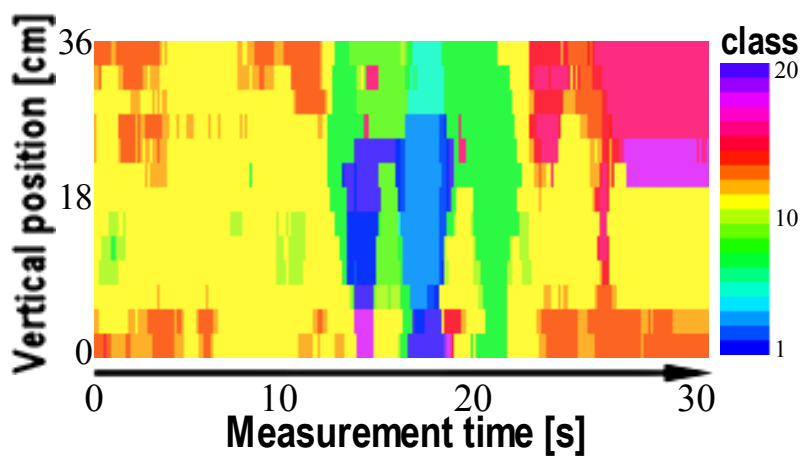
図 5.10 オートエンコーダによる特徴量精製を利用した区分結果 (2)



(g) 隠れ層ニューロン数 10 の AE による特徴量精製ありの区分結果

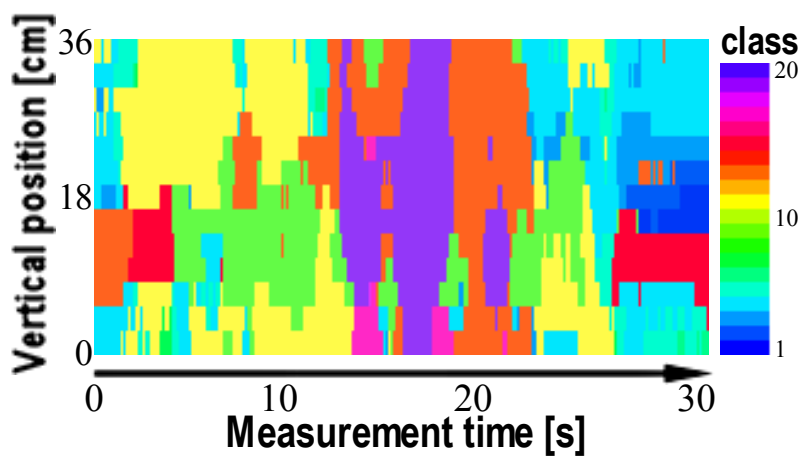


(h) 隠れ層ニューロン数 9 の AE による特徴量精製ありの区分結果

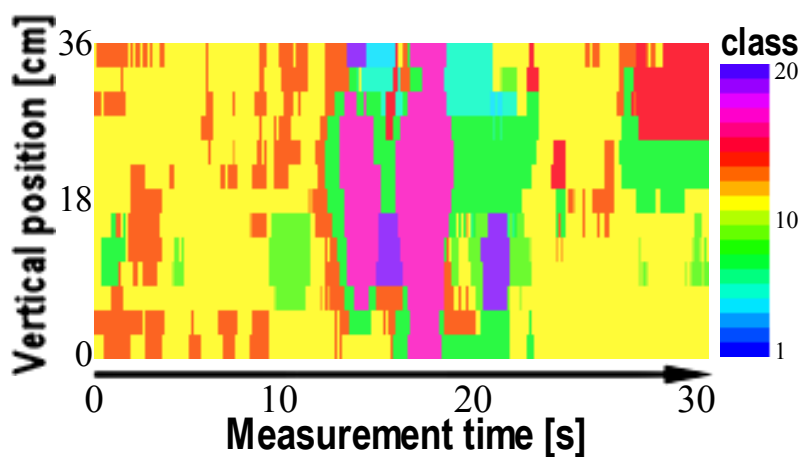


(i) 隠れ層ニューロン数 8 の AE による特徴量精製ありの区分結果

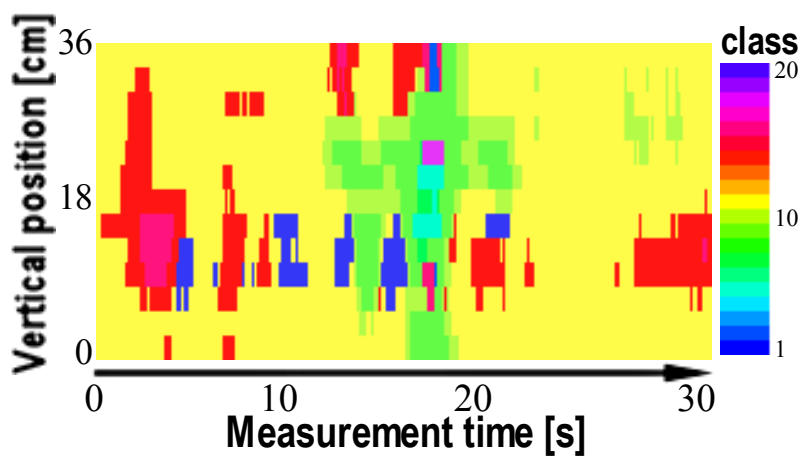
図 5.11 オートエンコーダによる特徴量精製を利用した区分結果 (3)



(j) 隠れ層ニューロン数7のAEによる特徴量精製ありの区分結果

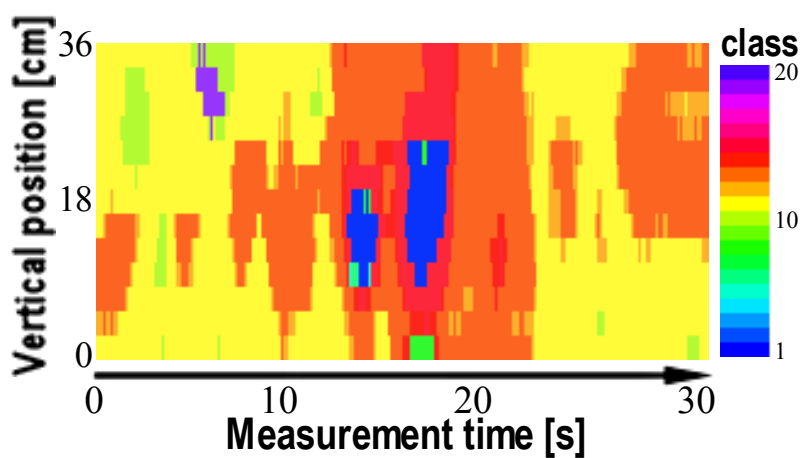


(k) 隠れ層ニューロン数6のAEによる特徴量精製ありの区分結果

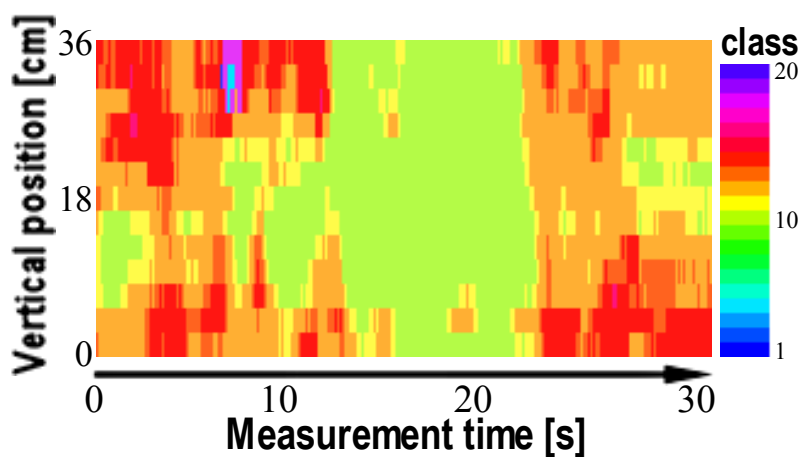


(l) 隠れ層ニューロン数5のAEによる特徴量精製ありの区分結果

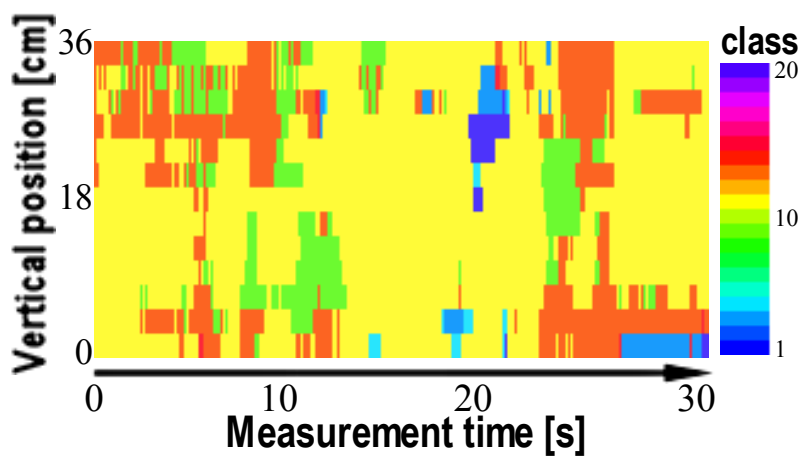
図5.12 オートエンコーダによる特徴量精製を利用した区分結果 (4)



(m) 隠れ層ニューロン数4のAEによる特徴量精製ありの区分結果



(n) 隠れ層ニューロン数3のAEによる特徴量精製ありの区分結果



(o) 隠れ層ニューロン数2のAEによる特徴量精製ありの区分結果

図5.13 オートエンコーダによる特徴量精製を利用した区分結果 (5)

除去されない結果、可視化精度が向上しないだろうという予測に反している。これは十分な隠れ層ニューロン数がある場合、あるニューロン出力が別のニューロン出力と縮退し、結果、有効的に働く次元数が適切な範囲に納まったためではないかと考えられる。

実装したオートエンコーダは荷重ベクトルの初期値を乱数で設定し学習を行っている。そのため、隠れ層のニューロン数や学習の回数 ε などの設定が同一であっても、オートエンコーダを作成するたびに学習結果が異なることになる。図 5.14 は隠れ層ニューロン数 7 で初期値以外の同一条件で学習を行った複数のオートエンコーダによる特徴量精製を示したものである。初期値によって、図 5.14 (b),(e) のように偽像が抑制されたり、図 5.14 (c) のように人体と PET ボトルが区別されたりといった精製の効果が出ているものもあるが、図 5.14 (g),(h) のように効果が薄く、可視化が上手く行かない結果もあった。このように実装したオートエンコーダは初期値に対する依存性が大きく結果が安定しない。そこで、より適切な初期値のとり方や、初期値に依存しにくい学習手法などについて検討する必要がある。

5.6 隠れ層ニューロンの独立性

オートエンコーダの隠れ層ニューロン出力の縮退状況について検証を行った。学習後のオートエンコーダの隠れ層の荷重行列 $\mathbf{W}_{\text{hidden}}$ を以下のように表記する。

$$\mathbf{W}_{\text{hidden}} \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{w}_n \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1(m+1)} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2(m+1)} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{n(m+1)} \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

ただし、 m は入力層のニューロン数、 n は隠れ層のニューロン数である。この時、入力の特徴ベクトル \mathbf{x} に対する隠れ層のあるニューロンの出力 y_j ($1 \leq j \leq n$) は、

$$y_j = f(\mathbf{w}_j \mathbf{x}) = f\left(\sum_{i=1}^m w_{ji} x_i + w_{j(m+1)} \cdot 1\right) \quad (5.10)$$

となる。

各隠れ層ニューロン出力同士の独立性を検証するために荷重ベクトル \mathbf{w}_j と \mathbf{w}_k の内積による相関 d_{jk} ($1 \leq j \leq n$, $1 \leq k \leq n$, $j \neq k$) を以下のように定義する。

$$d_{jk} \equiv \frac{|\mathbf{w}_j \mathbf{w}_k^H|}{\|\mathbf{w}_j\| \|\mathbf{w}_k\|} = \frac{1}{\|\mathbf{w}_j\| \|\mathbf{w}_k\|} \left| \sum_{i=1}^{m+1} w_{ji} w_{ki}^* \right| \quad (5.11)$$

このとき $0 \leq d_{jk} \leq 1$ であり、 d_{jk} の値が小さいほど独立性が高く、 $d_{jk} = 1$ であれば完全に縮退していることを意味する。

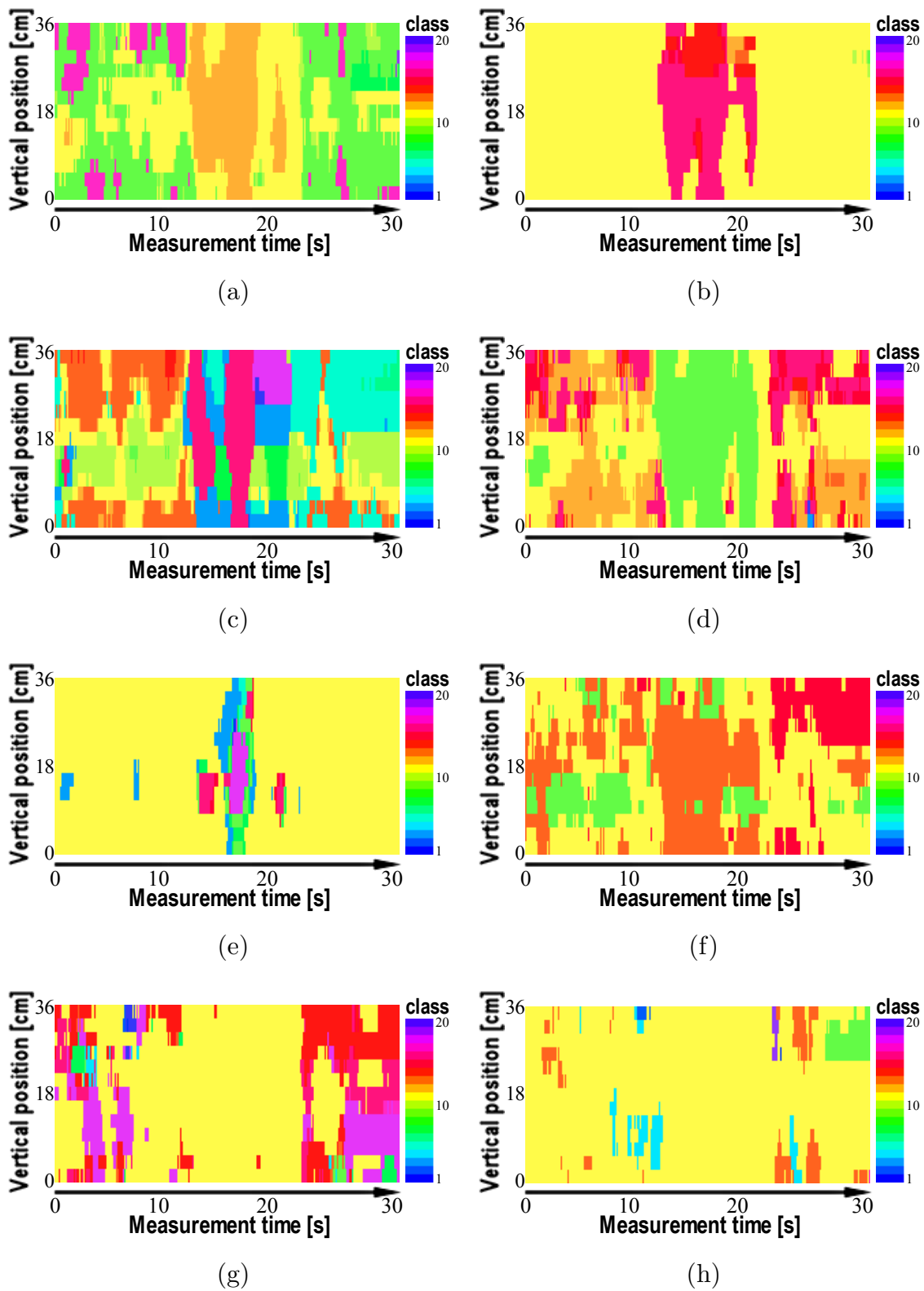


図 5.14 隠れ層ニューロン数 7 のオートエンコーダによる特徴量精製ありの区分結果の初期値依存性

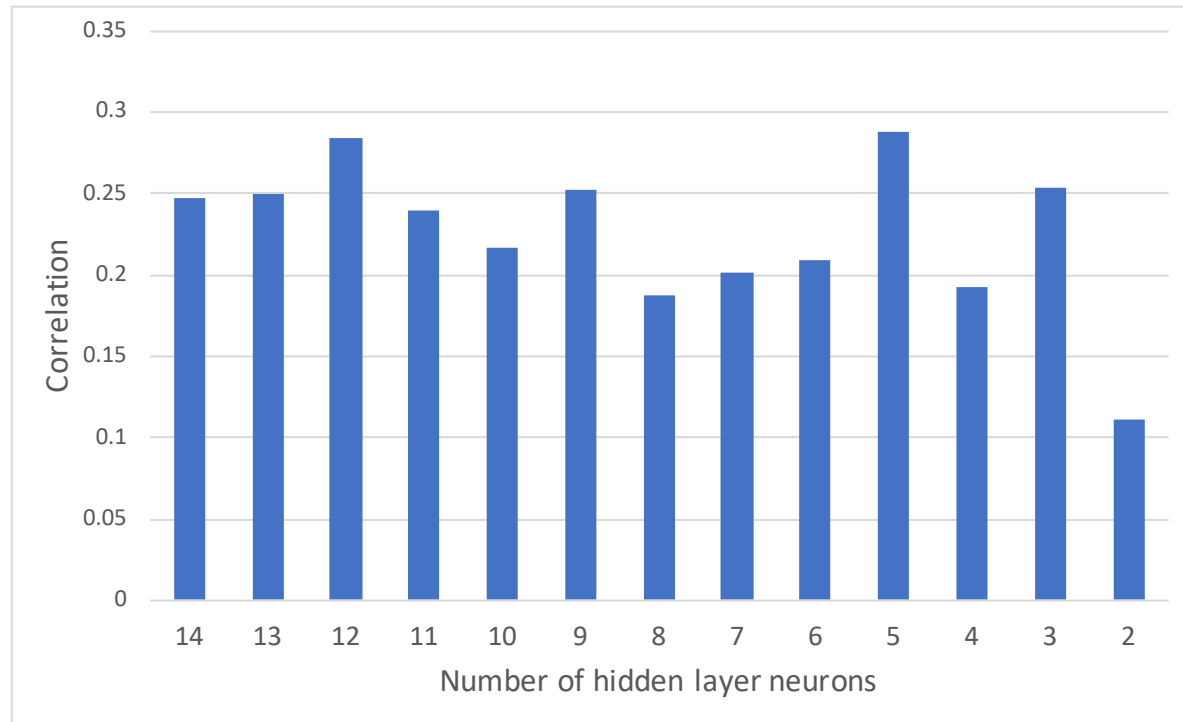


図 5.15 各隠れ層ニューロン数オートエンコーダの荷重ベクトルの相関 Mean square error with number of hidden layer neurons of the auto-encoder.

隠れ層のニューロン数の異なる各オートエンコーダの隠れ層出力の独立性を比較するため、各隠れ層ニューロン数オートエンコーダについて荷重ベクトルの相関 d_{jk} の i, j に関する平均を算出した。図 5.15 は図 5.9 から 5.13 の結果を出力するために用いた各オートエンコーダの相関を示している。つまり、比較的良い可視化結果を出力したオートエンコーダの相関を示している。相関の変化の傾向を見ると、隠れ層ニューロン数 8 より大きい範囲で、ニューロン数が大きくなるにつれ相関が上昇している傾向がある。これは隠れ層ニューロン数が増加してもニューロンの出力同士の相関が高まり実質的な次元数が減ることで、可視化精度が維持されていると考えられる。特に、相関の高い隠れ層ニューロン数 12 と 9 の可視化結果（図 5.10 (e) と図 5.11 (h)）ではその前後のニューロン数の結果より背景部分の偽像がより強く抑制されており関係性が見られる。さらに、隠れ層ニューロン数ごとに追加で 30 個ずつオートエンコーダを作成して、荷重ベクトルの相関 d_{jk} の平均を取ったものを図 5.16 に示す。こちらでは、各隠れ層ニューロン数において、可視化結果の良くなかったオートエンコーダのものも多く含まれている。図 5.16 では隠れ層ニューロン数に関わらず、相関はおおよそ一定の値となっている。5.3 節での複素オートエンコーダの実装では各隠れ層ニューロン出力の独立性を考慮していないため、初期値のランダム性によって出力が縮退してしまい隠れ層ニューロン数の設定に合わない結果が得られる可能性があることが分かった。オートエンコーダの生成・学習過程に各隠れ層

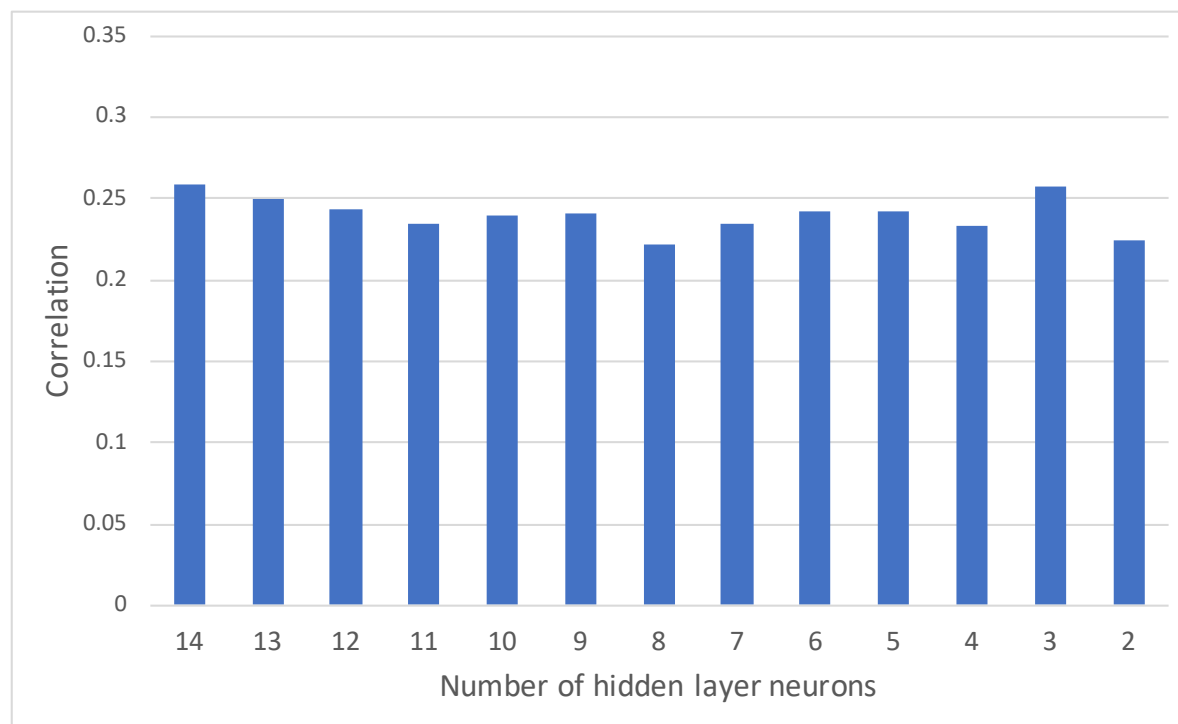


図 5.16 各隠れ層ニューロン数オートエンコーダーの荷重ベクトルの相関の平均

ニューロンの出力の独立性を増す要素を加えることで、初期値のランダム性に左右されにくい実装を検討する必要がある。

5.7 まとめ

われわれは、動く人や物を対象としたコヒーレントなイメージングシステムの一つであるミリ波アクティブイメージングを探求している。コヒーレントなイメージングは計測時の干渉の悪影響を受けやすく振幅変動や位相歪を生じやすい。特徴量抽出の処理に複素オートエンコーダによる特徴量の精製を導入した。オートエンコーダによる特徴量の次元削減量を適切に設定することで、これら振幅変動や位相歪によるノイズを上手く除去し、これらの影響のもとでも適切に特徴量を抽出することが出来ることを示した。

第 6 章

結論

我々は局所領域の複素テクスチャにより対象を弁別する複素ニューラルネットワークを用いたミリ波イメージングについて提案し、試作システムを構築して模擬的な実験によってその性能を確かめた。このシステムはリニアアレイ状の並列アンテナで移動する対象を測定し、粗いデータからでも適応的に区分を行うことのできる複素自己組織化マップによる画像処理を利用することで、従来のミリ波ボディスキャナのように計測中静止する必要をなくし、プライバシー上の懸念も解決する。さらに、照明信号のミリ波を振幅変調し、包絡線位相検波により位相と振幅情報を取得することで、システムのコストを抑え、ミリ波の透過性と直進性を生かしつつ、人体を計測するのに適切なスケールの位相情報を利用することができる。測定や画像処理には多くのパラメータがあり、検知性能はそれらに依存して規定されている。そこで、システムの性能向上のため、パラメータが検知性能に与えている影響について定量的に検証を行った。変調周波数のステップ数による可視化精度と計測時間のトレードオフの関係について検証した。また、特徴量抽出のウィンドウサイズの適切な設定が、測定対象とアンテナとの距離およびアンテナの指向性によって決まる関係式を導出した。また、コヒーレントイメージングの測定時の干渉によって生じる振幅変動や位相歪による悪影響を軽減するため、複素オートエンコーダによる特徴量精製を導入し、それらの影響下でも適切に特徴量を抽出し、CSOM による可視化精度の向上に寄与するというを示した。得られたこれらの知見は本システムのみならず、別の目的や異なる周波数でのシステムにも応用できるものである。

謝辞

学士から6年間もの長きにわたり熱心な指導をしてくださった廣瀬明先生に深く感謝申し上げます。また、多大な助言をいただいた研究室の皆様、私生活を支えてくださった家族、友人にも御礼申し上げます。

参考文献

- [1] D. Sheen, D. McMakin, and T. Hall, “Three-dimensional millimeter-wave imaging for concealed weapon detection,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 49, no. 9, pp. 1581–1592, 2001.
- [2] A. Chalmers, “Three applications of backscatter x-ray imaging technology to homeland defense,” in *Defense and Security*. International Society for Optics and Photonics, 2005, pp. 989–993.
- [3] L. Yujiri, M. Shoucri, and P. Moffa, “Passive millimeter wave imaging,” *Microwave Magazine, IEEE*, vol. 4, no. 3, pp. 39–50, 2003.
- [4] A.-I. Sasaki and T. Nagatsuma, “Millimeter-wave imaging using an electrooptic detector as a harmonic mixer,” *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, vol. 6, no. 5, pp. 735–740, 2000.
- [5] A. Mizutani, K. Sakakibara, N. Kikuma, and H. Hirayama, “Grating lobe suppression of narrow-wall slotted hollow waveguide millimeter-wave planar antenna for arbitrarily linear polarization,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 55, no. 2, pp. 313–320, February 2007.
- [6] V. Tavakol, Q. Feng, I. Ocket, D. Schreurs, and B. Nauwelaers, “System modeling for active mm-wave imaging systems using an enhanced calculation method,” in *2008 European Radar Conference*. IEEE, 2008, pp. 56–59.
- [7] F. Qi, I. Ocket, V. Tavakol, D. Schreurs, and B. Nauwelaers, “Millimeter wave imaging: System modeling and phenomena discussion,” in *International Conference on Applied Electromagnetics and Communications (ICECom) 2007 Dubrovnik*, September 2007, pp. 1–4.
- [8] G. Koers, I. Ocket, Q. Feng, V. Tavakol, I. Jaeger, B. Nauwelaers, and J. Siens, “Study of active millimeter-wave image speckle reduction by Hadamard phase pattern illumination,” *Journal of Optical Society of America, Part A*, vol. 25, no. 2, pp. 312–317, February 2008.

- [9] K. Mizuno, H. Matono, Y. Wagatsuma, H. Warashina, H. Sato, S. Miyanaga, and Y. Yamanaka, "New applications of millimeter-wave incoherent imaging," in *IEEE MTT-S International Microwave Symposium*, June 2005, pp. 629–632.
- [10] D. M. Sheen, D. L. McMakin, and T. E. Hall, "Three-dimensional millimeter-wave imaging for concealed weapon detection," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 49, no. 9, pp. 1581–1592, September 2001.
- [11] I. Jaeger, J. Stiens, G. Koers, G. Poesen, and R. Vounckx, "Hadamard speckle reduction for millimeter wave imaging," *Microwave and Optical Technology Letters*, vol. 48, no. 9, pp. 1722–1725, September 2006.
- [12] S. Masuyama and A. Hirose, "Walled LTSA array for rapid, high spatial resolution, and phase sensitive imaging to visualize plastic landmines," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 8, pp. 2536–2543, August 2007.
- [13] D. Radenamad, T. Aoyagi, and A. Hirose, "High-sensitivity millimeter-wave imaging front-end using a low impedance linearly-tapered slot antenna," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 59, no. 12, pp. 4868–4872, December 2011.
- [14] A. Hirose, S. Hamada, and R. Yamaki, "Envelope phase detection for millimeter-wave active imaging," *Electronics Letters*, vol. 45, no. 6, pp. 331–332, March 2009.
- [15] T. Hara and A. Hirose, "Plastic mine detecting radar system using complex-valued self-organizing map that deals with multiple-frequency interferometric images," *Neural Networks*, vol. 17, no. 8-9, pp. 1201–1210, November 2004.
- [16] S. Masuyama, K. Yasuda, and A. Hirose, "Multiple mode selection of walled-ltsa array elements for high resolution imaging to visualize antipersonnel plastic landmines," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5, no. 4, pp. 745–749, October 2008.
- [17] Y. Nakano and A. Hirose, "Taper-walled linearly tapered slot antenna," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 4, no. 4, pp. 779–784, 2011.
- [18] D. Radenamad, T. Aoyagi, and A. Hirose, "Low impedance bulk LTSA," *Electronics Letters*, vol. 46, pp. 882–883, 2010.
- [19] T. Kohonen, *Self-Organization and Associative Memory*, 3rd ed. Springer-Verlag, 1989.
- [20] —, *Self-Organizing Maps*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, 1995.

- [21] A. Hirose, *Complex-Valued Neural Networks, 2nd Edition*. Heidelberg, Berline, New York: Springer, 2012.
- [22] T. Aoyagi, D. Radenamad, Y. Nakano, and A. Hirose, “Complex-valued self-organizing map clustering using complex inner product in active mmillimeter-wave imaging,” in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) 2010 Barcelona*. Barcelona: IEEE/INNS, July 2010, pp. 1346–1351.
- [23] G. W. Cottrell, P. Munro, and D. Zipser, “Image compression by back propagation: An example of extensional propagation,” *ICS report*, vol. 8702, p. 321, 1987.
- [24] G. W. Cottrell and P. Munro, “Principal components analysis of images via back propagation,” *Proc. SPIE*, vol. 1001, pp. 1070–1077, 1988.
- [25] D. DeMers and G. W. Cottrell, “Non-linear dimensionality reduction,” *Adv. Neural Inform. Process. Sys*, vol. 5, pp. 580–587, 1993.
- [26] P. Vincent, H. Larochelle, I. Lajoie, Y. Bengio, and P.-A. Manzagol, “Stacked denoising autoencoders: Learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 11, no. Dec, pp. 3371–3408, 2010.
- [27] S. Rifai, P. Vincent, X. Muller, X. Glorot, and Y. Bengio, “Contractive autoencoders: Explicit invariance during feature extraction,” in *Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11)*, 2011, pp. 833–840.
- [28] J. Xie, L. Xu, and E. Chen, “Image denoising and inpainting with deep neural networks,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, pp. 341–349.

発表文献

論文誌論文

1. Shogo Onojima, Yuya Arima, and Akira Hirose, “Millimeter-wave security imaging using complex-valued self-organizing map for visualization of moving targets,” *Neurocomputing*, Elsevier, Volume 134, pp. 247-253, 2014.6
2. 有馬悠也、廣瀬明、「複素自己組織化マップ画像処理とリニアアレー状アンテナによる移動する対象のためのアクティブミリ波イメージングシステム」、電子情報通信学会和文論文誌 C、Vol.J99-C、No.11、pp. 534-542、2016 年 11 月【招待論文】
3. Yuya Arima and Akira Hirose, “Performance Dependence on System Parameters in Millimeter-wave Active Imaging Based on Complex-valued Neural Networks to Classify Complex Texture,” *IEEE Access*, Volume 5, Issue 1, pp. 22927-22939 2017.11
4. Yuya Arima and Akira Hirose, “Improvement of Texture Clustering Performance in Complex-valued SOM by using Complex-valued Auto-encoder for Millimeter-wave Coherent Imaging,” in preparation

国際会議論文

1. ○ Yuya Arima, Akira Hirose, “Millimeter-wave Active Imaging using Complex-Valued Self-Organizing Map for Visualization of Moving Targets for Security Purpose,” *Asia-Pacific Microwave Conference (APMC) 2014*, Proc. (Nov. 4-7, 2014, Sendai) 1031-1033, Sendai, November 2014, Proc. pp.1031-1033
2. ○ Yuya Arima, Akira Hirose, “Improvement of Texture Clustering Performance in Complex-valued SOM by using Complex-valued Auto-encoder for Millimeter-wave Coherent Imaging,” *International Conference On Neural Information Processing (ICONIP 2017)*, Guangzhou, China, November 2017, Proc. pp. 722-730

国内学会・研究会発表（口頭）

1. 小野島昇吾、○有馬悠也、廣瀬明、「複素自己組織化マップによるセキュリティ用ミリ波イメージングの提案」、電子情報通信学会 ニューロコンピューティング研究会 (NC)、NC2012-177、東京、2013 年 3 月
2. ○有馬悠也、廣瀬明、「ミリ波イメージングにおける適応的区分化のための複素自己組織化マップのダイナミクス」、計測自動制御学会 第 5 回コンピューテーション・インテリジェンス研究会、PG0008-14 (2014) 97-103、東京、2014 年 7 月
3. ○有馬悠也、廣瀬明、「複素自己組織化マップ画像処理による複数周波数を用いたミリ波アクティブイメージング」、電子情報通信学会 マイクロ波研究会 (MW)、MW2014-182、東京、2015 年 1 月【依頼講演】
4. ○有馬悠也、廣瀬明、「複素自己組織化マップを用いたミリ波アクティブイメージングにおけるウィンドウサイズの最適化」、電子情報通信学会 ニューロコンピューティング研究会 (NC)、NC2015-115、東京、2015 年 3 月
5. ○有馬悠也、廣瀬明、「複素ニューラルネットワーク画像処理を用いた包絡線検波によるアクティブミリ波イメージングシステム」、電子情報通信学会 2015 年ソサイエティ大会、CS-1-3、仙台、2015 年 9 月
6. ○有馬悠也、廣瀬明、「複素自己組織化マップ画像処理を用いた包絡線検波によるミリ波アクティブイメージングシステム」、第 44 回電磁界理論シンポジウム (EMT)、EMT15-69、宮崎、2015 年 10 月
7. ○有馬悠也、廣瀬明、「複素ニューラルネットワーク画像処理を用いたアクティブミリ波イメージングシステム-処理パラメータ最適化-」、電子情報通信学会 2016 年ソサイエティ大会、C-2-93、札幌、2016 年 9 月
8. ○有馬悠也、廣瀬明、「リニアアレイ状アンテナとニューラルネットワーク処理による移動する対象のための連続ミリ波イメージングシステム」、電子情報通信学会 2017 年ソサイエティ大会、東京、2017 年 9 月

国内学会・研究会発表（ポスター）

1. ○ Yuya Arima, Shogo Onojima, Akira Hirose, “Dynamics of complex-valued self-organizing map for adaptive classification of complex texture in millimeter-wave active security imaging systems”, Neuro 2013, P2-1-247, Kyoto, June 2013.
2. ○有馬悠也、廣瀬明、「複素自己組織化マップ画像処理を用いたステップ周波数ミリ波アクティブイメージング-周波数ウィンドウの影響-」、第 25 回 日本神経回路

学会 全国大会 (JNNS 2015)、Proc., P42 (2015) 30-31、東京、2015 年 9 月