

偏波情報によるレーダー
ターゲットの識別と分類

課題番号 09650460

平成10年度科学研究費補助金 (基盤研究(C))

研究 成 果 報 告 書

平 成 11 年 3 月

研究代表者 山 口 芳 雄

(新潟大学工学部情報工学科)

I はしがき

この報告書は平成9-10年度の文部省科学研究費補助金，基盤研究(C)，課題番号09650460「偏波情報によるレーダターゲットの識別と分類」の成果をまとめたものである。

レーダを使ったりリモートセンシングは，人工衛星や航空機による地球環境計測のみならず，地中探査，雪中探査，自動車の安全走行補助装置など，身近なところでも多くの注目を集めている。現在，人工衛星などに搭載されたイメージングレーダは地表面の高精度の画像を得ている。パルス圧縮によってレンジ方向の分解能を向上させ、さらにクロスレンジ（方位）方向には合成開口法によって高分解能化を達成している。レンジ分解能とは、レンジ方向に並んだ2つのターゲットを識別できる最小距離であり、レーダの送信電波の周波数帯域幅によって決まる。クロスレンジ方向では、合成開口法の原理にしたがって実開口アンテナの物理的な長さが最小の分解能となる。レーダ画像では、分解能が高いほど、1ピクセルに相当する領域の面積は小さい。現在の人工衛星に搭載された合成開口レーダでは分解能は20 m * 20 m程度である。一方、航空機に搭載された合成開口レーダでは、さらに分解能が向上しており、3 m四方や1.5 m四方のものが登場している。

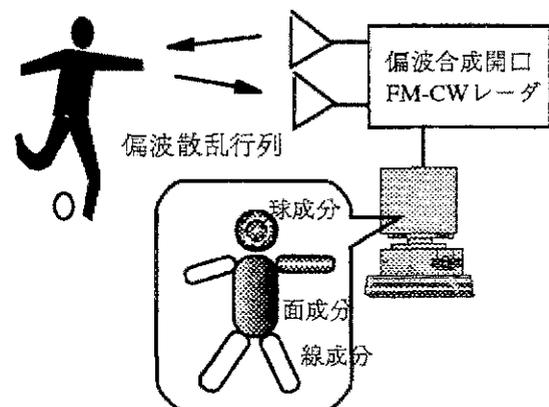
しかし、最終的に得られたレーダ画像が何を意味しているのか？あるいは何が明らかになったのか？といった基本問題に対しては、簡単に答は出せない状況にある。光学画像と比べて何に特徴があり、何が利点であるか等、研究成果を待たねばならない点も数多くある。レーダ画像を正しく解釈し、利用するためには、電波の性質を理解した上で画像解析を行わなければならない。

ところで、ハードウェアとして従来のレーダでは、信号取得に対して、電波の一つの偏波情報しか用いていない。センサーとしての電波は、ベクトル的な性質をもつ量であるにもかかわらず、既存のレーダはベクトル中の一成分しか利用していないことになる。そのベクトル量（偏波情報）を全て計測し偏波散乱行列を取得すれば、ターゲットに関する様々な情報を引き出せる可能性がある。

筆者等は、今までに周波数領域を動作原理とする独自の合成開口FM-CWレーダの研究と開発を行ってきた。そして、従来のレーダには無い電波の偏波情報を取り扱えるよう理論的・実験的な検討を重ねてきた。その中で、偏波によってターゲットの散乱特性が大きく変わり、偏波情報がレーダターゲットの検出，認知，分類に非常に有効であることを見出している。

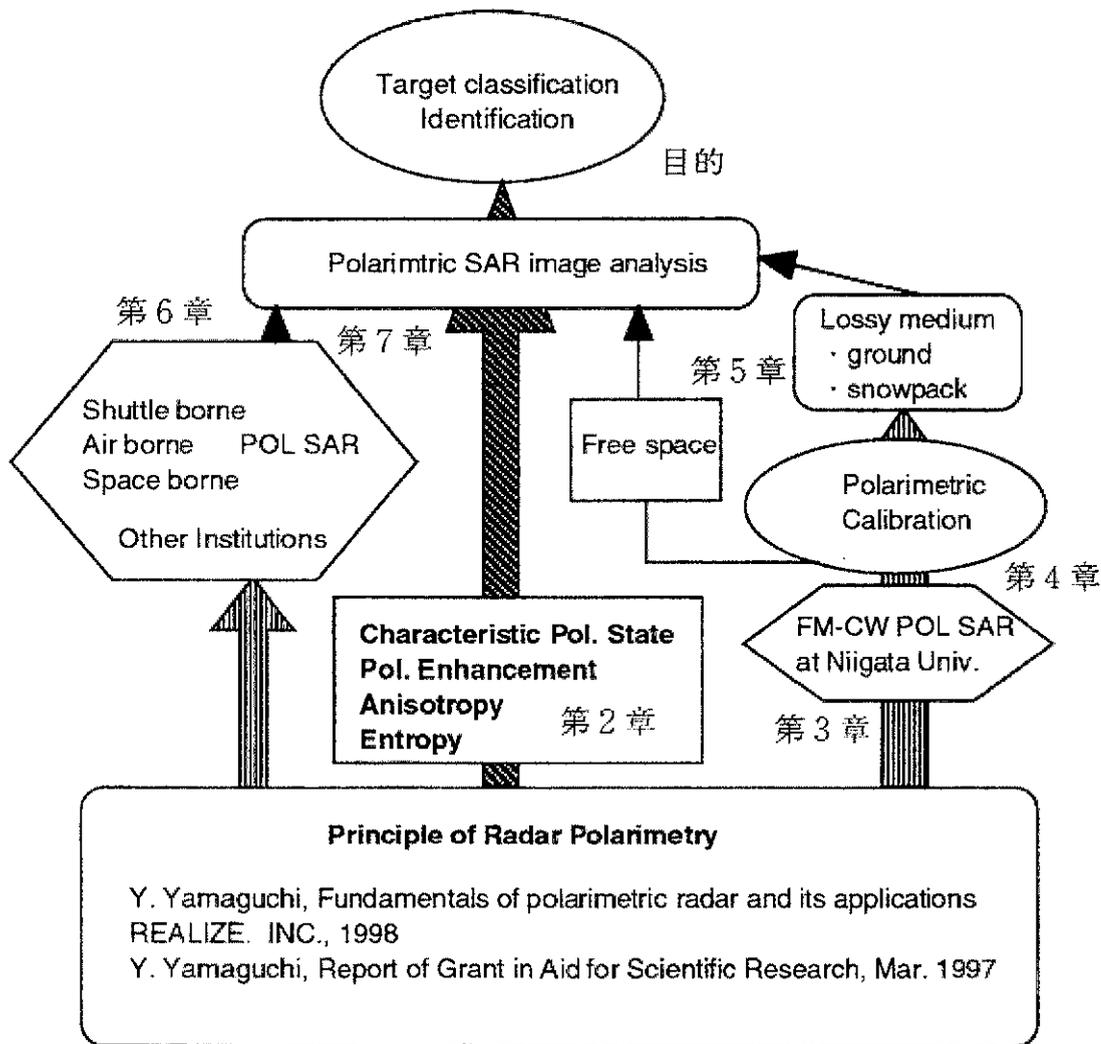
この研究では、この偏波情報を扱える航空機やSpace Shuttleに搭載の合成開口レーダデータや、我々の研究室で開発した偏波FM-CWレーダを用いて、ターゲットの散乱行列を取得し、それによってターゲットの分類・認識がどこまで可能かを研究目的とした。偏波散乱行列を調べることによって、

- (1) ターゲットがどのような散乱体の成分でできているのか？ 一般に、ターゲットは種々の散乱体（線状，面状，球状）の複合で構成されているが、その分解方法の検討
- (2) あるいは、どのような傾きで配置されているのか？
- (3) どのような偏波基底・偏波チャンネルがターゲット分類に最も適しているか？
- (4) また、不変量は何か？



などの事柄を調べた。

この研究は逆問題に相当し、偏波情報をいかにターゲットの認識に使うかが最大の目的であった。下図参照。そして、それを追求するために、実験的にも検証できる偏波合成開口FM-CWレーダの開発も目的とした。このFM-CWレーダの利点は単純なハードウェアでも高分解能化が達成でき、そして、偏波散乱行列が取得できるので、任意の偏波状態で物体のイメージングができること、さらに散乱行列を通じて物体の分類・識別に応用できることである。このレーダを用いて、想定していたことが実証されたのでその結果を報告する。



本文では、2章で偏波利用のための理論や項目を示し、3章以降は散乱行列を通じて、どのようなことが可能となるのかを具体例を挙げて報告する。この成果は今後、3次元物体のイメージング、埋没物体への応用などさらなる発展が期待できる。この研究を進めるにあたり、日頃お世話になっている新潟大学工学部情報工学科・仙石正和教授に感謝する。お手伝いいただいた新潟大学工学部情報工学科・阿達透技官、さらに、共同研究者でもある大学院学生（森山敏文君、楊健さん、高柳雄二君、中村政文君、永井健君、北山健志君）、卒業生（保坂裕之君、吉田行男君）に感謝します。

研究組織

研究代表者 山口芳雄 新潟大学・工学部・情報工学科・教授
研究分担者 山田寛喜 新潟大学・工学部・情報工学科・助教授

研究経費

平成9年度	1800千円
平成10年度	1500千円
計	3300千円

研究発表

(1) 学会誌等

- (1) Yoshio Yamaguchi, Masafumi Nakamura, Hiroyoshi Yamada, "Decomposition of radar target based on the scattering matrix obtained by FM-CW radar," *IEICE Trans. Communication*, vol.E80-B, no.10, pp.1564-1569, Oct. 1997
- (2) Jian Yang, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, Shiming Lin, "The formulae of the characteristic polarization states in the Co-Pol channel and the optimal polarization state for contrast enhancement," *IEICE Trans. Communication*, vol.E80-B, no.10, pp.1570-1575, Oct. 1997
- (3) Takeshi Nagai, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, "Use of multi-polarimetric enhanced images in SIR-C/X-SAR land-cover classification," *IEICE Trans. Communication*, vol.E80-B, no.11, pp.1696-1702, Nov. 1997
- (4) 笠原一, 山田寛喜, 山口芳雄, "地中FM-CWレーダにおけるシステム校正について", 電子情報通信学会論文誌 B-II, vol.J80-B-II, no.7, pp.625-627, July 1997, 平成9年7月
- (5) 伊藤孝充, 山口芳雄, 山田寛喜, "任意物体からの散乱電界の振幅成分による Diffraction Tomography 実験," 電子情報通信学会論文誌 B-II, vol.J80-B-II, no.8, pp.739-741, Aug 1997, 平成9年8月
- (6) Toshifumi Moriyama, Masafumi Nakamura, Yoshio Yamaguchi, and Hiroyoshi Yamada, "Radar polarimetry applied to the classification of target buried in the underground", *Proceedings of SPIE Vol.3120*, pp.182-189, San Diego, USA, July 28, 1997.
- (7) Hiroyoshi Yamada, Kazunori Ohnishi, Toshiharu Yamakura, and Yoshio Yamaguchi, "Polarimetric superresolution technique for 2-D radar target imaging", *Proceedings of SPIE*, Vol.3120, pp.317-326, San Diego, USA, July 28, 1997.
- (8) Toshifumi Moriyama, Yoshio Yamaguchi and Hiroyoshi Yamada, "An application of polarization anisotropy coefficient to subsurface FM-CW radar," *Proceedings of Second International Conference on Archaeological Prospection*, pp.37, Ise, Japan, Sept. 1997
- (9) Yoshiyuki Wakita, Yoshio Yamaguchi and Hiroyoshi Yamada, "Measurement results on electromagnetic characteristics of soil using the dipole antenna," *Proceedings of Second International Conference on Archaeological Prospection*, pp.27, Ise, Japan, Sept. 1997
- (10) 山田寛喜, 山倉利春, 山口芳雄, "偏波平均化前処理によるスーパーレゾリューション法の分解能改善", 電子情報通信学会論文誌B-II, vol.J-81, no.3, pp.200-207, Mar.1998.
- (11) Toshifumi Moriyama, Hajime Kasahara, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, "Advanced polarimetric subsurface FM-CW radar," *IEEE Trans. Geoscience Remote Sensing*, vol.36, no.3, pp.725-731, May 1998
- (12) Jian Yang, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, Masakazu Sengoku, "Simple method for obtaining characteristic polarization states," *Electronics Letters*, vol.34, no.5, pp.441-443, 1998
- (13) Jian Yang, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, Masakazu Sengoku, Shiming Lin, "Stable decomposition of Mueller matrix," *IEICE Trans. Commun.*, vol.E81-B no.6, pp.1261-1268, June 1998
- (14) 脇田喜之, 山田寛喜, 山口芳雄, "ダイポールアンテナを用いた土壌の媒質定数の推定法", 電子情報通信学会論文誌B-II, vol.J-81, no.8, pp.797-804, Aug.1998.
- (15) 板羽直人, 山田寛喜, 山口芳雄, "改良型Root-MUSIC法による電磁波散乱の周波数分散性の検出精度に関する検討", 電子情報通信学会論文誌B-II, vol.J-81, no.10, pp.906-913, Oct.1998.
- (16) 北山健志, 山口芳雄, 高柳雄二, 山田寛喜, "平行平板ターゲットによるPolarimetric Calibration", 電子情報通信学会論文誌B-II, vol.J-81, no.10, pp.914-921, Oct.1998.
- (17) Yoshio Yamaguchi, Kenji Kitayama, Hiroyoshi Yamada, "Scattering matrix of line targets aligned in the range direction," *Proc. of 4-th International Workshop on Radar Polarimetry*, pp.96-105, July 1998
- (18) Toshifumi Moriyama, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, "3-Dimensional polarimetric imaging of metallic objects in snowpack using an FM-CW SAR" *Proc. of 4-th International Workshop on Radar Polarimetry*, pp.279-287, July 1998
- (19) Yoshio Yamaguchi, Kouji Kimura, Hiroyoshi Yamada, Kenji Inomata, Tadashi Fukae, "Road surface condition

observed by polarization ratio using a bistatic FM-CW radar," *Proc. of 4-th International Workshop on Radar Polarimetry*, pp.289-298, July 1998

- (20) Hiroyoshi Yamada, Motoki Yoshino, Yoshio Yamaguchi, "Resolution enhancement of the MUSIC algorithm with wave polarization," *Proc. of 4-th International Workshop on Radar Polarimetry*, pp.87-95, July 1998
- (21) Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, Yoshiyuki Wakita, Wolfgang -M. Boerner, "Challenging problems on the subsurface FM-CW radar system," *PIERS Workshop on Advances in Radar Methods*, p.52 July 1998
- (22) H.Yamada, Y.Igarashi, M.Yoshino, and Y.Yamaguchi, "High Resolution Indoor Propagation Estimation Using 2-D Polarization Averaging MUSIC Algorithm", *Proc. of 2rd International Symposium on Multi-Dimensional Mobile Communications (MDMC'98)*, Menlo Park, USA, Sept. 1998.
- (23) Y.Yamaguchi, M.Nakamura, H.Hosaka, T.Hara, H.Yamada, K.Mitani, M.Kobayashi, "On the surveillance system for disaster - Estimation of building collapse - using a polarimetric FM-CW radar", *Proc. of 1998 International Symposium on Noise Reduction for Imaging and Communication Systems (ISNIC'98)*, pp.313-317, Tokyo, Japan, Nov. 1998.
- (24) M.Nakamura, Y.Yamaguchi, H.Yamada, W.-M.Boerner, "Real-time and full polarimetric FM-CW radar and its applications to the decomposition of targets", *Proc. of 1998 International Symposium on Noise Reduction for Imaging and Communication Systems (ISNIC'98)*, pp.301-306, Tokyo, Japan, Nov. 1998.
- (25) Y.Wakita, H.Yamada, Y.Yamaguchi, "T-Bar slot antenna for ground penetrating radar", *Proc. of 1998 International Symposium on Noise Reduction for Imaging and Communication Systems (ISNIC'98)*, pp.151-155, Tokyo, Japan, Nov. 1998.
- (26) H.Yamada, T.Hara, Y.Yamaguchi, "An interferometric FM-CW radar using the ESPRIT algorithm for short-distance target detection", *Proc. of 1998 International Symposium on Noise Reduction for Imaging and Communication Systems (ISNIC'98)*, pp.55-59, Tokyo, Japan, Nov. 1998.
- (27) J.Yang, Y.Yamaguchi, H.Yamada, M.Sengoku, S.Lin, "Stable decomposition of a Muller matrix and extraction of a scattering matrix," *Proc. of 1998 International Symposium on Noise Reduction for Imaging and Communication Systems (ISNIC'98)*, pp.307-312, Tokyo, Japan, Nov. 1998.
- (28) Jian Yang, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, Masakazu Sengoku, Shi -Ming Lin, "Optimal problem for contrast enhancement in polarimetric radar remote sensing," *IEICE Trans. Commun.*, vol.E82-B, no.1, pp.174-183, Jan. 1999

(2) 口頭発表

- (29) 山口芳雄, "[特別講演] ポーラリメトリックレーダ," 電子情報通信学会技術研究報告SANE96-81, 1997-01, 平成9年1月
- (30) 森山敏文, 中村政文, 山口芳雄, 山田寛喜, "レーダポーラリメトリによる埋没物体の分類," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-68, 1997-7, 平成9年7月
- (31) 北山健志, 山口芳雄, 山田寛喜, "校正用平行平板ターゲットによるPolarimetric Calibrationの検討," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-69, 1997-7, 平成9年7月
- (32) 山田寛喜, 山倉利春, 山口芳雄, "偏波平均化MUSIC法による高分解能散乱中心推定," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-77, 1997-7, 平成9年7月
- (33) 板羽直人, 山田寛喜, 山口芳雄, "改良型Root-MUSIC 法を用いた電磁波散乱の周波数分散性検出について," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-79, 1997-7, 平成9年7月
- (34) 炭篤則, 脇田喜之, 山田寛喜, 山口芳雄, "地中探査用T-BarスロットアンテナのFDTD法解析," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-86, 1997-8, 平成9年8月
- (35) Jian Yang, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, "Stable Decomposition of Mueller Matrix," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-91, 1997-8, 平成9年8月
- (36) 原崇徳, 山口芳雄, 山田寛喜, 阿部武雄, "インターフェロメトリックFM-CWレーダに関する基礎的検討," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-119, 1997-10, 平成9年10月

- (37) 竹中宏, 山口芳雄, 山田寛喜, 阿部武雄, "反復法を用いた伝導体のTomographic Imaging," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-121, 1997-10, 平成9年10月
- (38) 脇田喜之, 山口芳雄, 山田寛喜, "アンテナを用いた土壌の電気定数の測定—降雨による時間変化の測定結果—", 電子情報通信学会技術研究報告, SANE97-90. pp.39-46, 平成9年11月
- (39) 中村政文・山口芳雄・山田寛喜, "Real-Time Full Polarimetric FM-CW Radar," 電子情報通信学会技術研究報告AP97-137, 1997-11, 平成9年11月
- (40) 山口芳雄, 森山敏文, 中村政文, 小林達治, 佐竹誠, 真鍋武嗣, 増子治信, 島田政信, "航空機搭載SARによるPreliminary Full Polarimetric 画像の分解について", 第420回電波研連F分科会資料, 平成9年12月
- (41) 山田寛喜, 大西和則, 山口芳雄, "スーパーレゾリューション法による高分解能ポーラリメトリックイメージング", 1997年電子情報通信学会春期総合大会, B-1-44, 1997年3月
- (42) 森山敏文, 山口芳雄, 山田寛喜, "Polarization anisotropy係数による埋没物体の分類", 1997年電子情報通信学会総合大会, B-1-46, 1997年3月
- (43) 北山健志, 中村政文, 山口芳雄, 山田寛喜, "距離方向におかれた2個のターゲットによる散乱行列について", 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-1-1, 平成9年9月
- (44) 森山敏文, 山口芳雄, 山田寛喜, "埋没探査用FM-CWレーダへの3成分分解法の適用", 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-1-3, 平成9年9月
- (45) 板羽直人, 山田寛喜, 山口芳雄, "改良型Root-MUSIC法を用いた電磁波散乱特性の高分解能推定", 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-1-10, 平成9年9月
- (46) 山田寛喜, 山口芳雄, "改良型MODE法による高分解能信号パラメータ推定", 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-1-11, 平成9年9月
- (47) 中村政文, 山口芳雄, 山田寛喜, "3成分分解法によるSIR-C/X-SAR画像の分類について", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, V2, 1997, 平成9年10月
- (48) 北山健志, 山口芳雄, 山田寛喜, "平行平板ターゲットを用いたPolarimetric Calibrationについて", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, V3, 1997, 平成9年10月
- (49) 板羽直人, 山田寛喜, 山口芳雄, 阿達透, "MUSIC法を用いた屈波数分散性の高分解能検出について", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, V4, 1997, 平成9年10月
- (50) 五十嵐ゆり, 山口芳雄, 山田寛喜, 阿達透, "マイクロコンピュータボードの不要電磁波の可視化について", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, V5, 1997, 平成9年10月
- (51) 原崇徳, 山口芳雄, 山田寛喜, 阿達透, "Interferometric FM-CWレーダに関する基礎的検討", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, F1, 1997, 平成9年10月
- (52) 竹中宏, 山口芳雄, 山田寛喜, 阿達透, "単一周波数トモグラフィックレーダを用いた伝導体の形状推定", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, F2, 1997, 平成9年10月
- (53) 脇田喜之, 山口芳雄, 山田寛喜, 阿達透, "降雨時の土壌の誘電率の時間変化について", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, F4, 1997, 平成9年10月
- (54) 炭 篤則, 脇田喜之, 山田寛喜, 山口芳雄, "FDTD法を用いた地中探査用T-barスロットアンテナの解析", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, F5, 1997, 平成9年10月
- (55) 山倉利春, 山田寛喜, 山口芳雄, 阿達透, "偏波平均化MUSIC法の高分解能化について", 平成9年電子情報通信学会信越支部大会, F6, 1997, 平成9年10月
- (56) 山倉利春, 山田寛喜, 山口芳雄, "偏波平均化MUSIC法におけるコヒーレント波の検出特性について", 電子情報通信学会技術研究報告, A・P97-170, pp.39-46, 平成10年1月
- (57) 山田寛喜・板羽直人・山口芳雄, "MODE法を用いたコヒーレント波の伝搬遅延推定," 電子情報通信学会技術研究報告AP98-21, 1998-6, 平成10年6月
- (58) Jian Yang, Yoshio Yamaguchi, Hiroyoshi Yamada, "The optimum polarization states for contrast enhancement," 電子情報通信学会技術研究報告AP98-23, 1998-7, 平成10年7月
- (59) Yoshio Yamaguchi, Masafumi Nakamura, Hiroyuki Hosaka, Takanori Hara, Hiroyoshi Yamada, Kenji Mitani,

- Masakazu Kobayashi, "On the estimation of building collapse using a polarimetric FM-CW radar," 1998 Korea-Japan AP/EMC/EMT Joint Conference Proceedings, pp.17-20, Sept. 1998
- (60) Naoto Itaba, Hiroyoshi Yamada, Yoshio Yamaguchi, "High-resolution delay-profile estimation using a MODE method," 1998 Korea-Japan AP/EMC/EMT Joint Conference Proceedings, pp.53-56, Sept. 1998
- (61) 原崇徳, 山田寛喜, 山口芳雄, "ESPRIT法を用いたInterferometric FM-CW レーダに関する検討," 電子情報通信学会技術研究報告AP98-109, 1998-11, 平成10年11月
- (62) 五十嵐ゆり, 山田寛喜, 山口芳雄, 阿達透, "偏波を用いたMUSIC法による室内伝搬推定," 電子情報通信学会技術研究報告AP98-111, 1998-11, 平成10年11月
- (63) 板羽直人, 山田寛喜, 山口芳雄, "MODE法による高分解能伝搬遅延時間推定", 1998年電子情報通信学会総合大会, B-1-17, 1998年3月.
- (64) 森山敏文, 山口芳雄, 山田寛喜, "L-band 3-D full polarimetric FM-CW SARの雪中埋没物体検出への応用", 1998年電子情報通信学会総合大会, SB-1-2, 1998年3月.
- (65) 脇田喜之, 山田寛喜, 山口芳雄, "T-bar slotアンテナによる地中探査実験", 1998年電子情報通信学会総合大会, B-1-5, 1998年3月
- (66) 山田寛喜, 吉野元樹, 山口芳雄, "2次元スーパーレゾリューション法の分離可能信号数について", 1998年電子情報通信学会総合大会, SB-1-6, 1998年3月
- (67) 山田寛喜, 荒木俊明, 山口芳雄, "ブラインド等化器を用いたスーパーレゾリューション伝搬遅延推定法", 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-1-36, 1998, 平成10年9月
- (68) 山口芳雄, "センシング技術," 電子情報通信学会ソサイエティ大会, TB-1-4, 1998, 平成10年10月
- (69) 北山健志, 山口芳雄, 山田寛喜, "距離方向に置かれた線状ターゲットの散乱行列", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (70) 荒木俊明, 山田寛喜, 山口芳雄, "Blind DeconvolutionとMUSIC法を併用した多重波検出", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (71) 板羽直人, 山田寛喜, 山口芳雄, "MODE法を用いた高分解能室内伝搬推定", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (72) 木村晃治, 山口芳雄, 山田寛喜, "Bistatic FM-CWレーダによる路面状況の識別", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (73) 原崇徳, 山田寛喜, 山口芳雄, "ESPRIT法を用いたInterferometric FM-CWレーダに関する基礎的検討", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (74) 五十嵐ゆり, 山田寛喜, 山口芳雄, 阿達透, "2D-MUSIC法を用いた室内伝搬推定", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (75) 脇田喜之, 山田寛喜, 山口芳雄, "地中探査レーダ用T-bar fed slot antennaの送受信間過渡応答について", 平成10年度電子情報通信学会信越支部大会, 1998, 平成10年10月
- (78) 脇田喜之, 山田寛喜, 山口芳雄, "T-bar fed slot antennaの地表面反射低減効果について", 電子情報通信学会技術研究報告A・P98-122, 平成10年12月
- (79) 木村晃治, 山口芳雄, 山田寛喜, "偏波比による路面状況の識別", 電子情報通信学会技術研究報告, A・P98-135, 平成11年1月
- (80) 山口芳雄 "散乱行列の3成分分解によるターゲットの分類", SAR WORKSHOP '98 ROPPONGI, Dec. 9, 1998

II 研究成果

研究経過の概要

レーダのハードウェア、信号処理、レーダ画像の作成、レーダ画像の利用方法はそれぞれがレーダ工学の大きな分野である。我々は従来からFM-CWレーダを用いて、全てについて検討を行ってきた。最終目的はレーダから得られる情報を使ってターゲットを詳細に探ることである。そして、ターゲットを識別したり、認識したりすることである。その中で、偏波情報の有効利用は従来にない分野であるため、特にその利用方法に焦点をあてて研究してきた。

研究期間全体を通して、試行錯誤的にターゲットの識別手法として考えたものは

- ◆特徴的偏波状態の利用
- ◆Poi Enhancementの利用
- ◆散乱行列の3成分分解と成分の構成比の利用
- ◆Polarization Anisotropy 係数の利用
- ◆Polarimetric entropyの利用

である。これらの理論を第2章にまとめて述べている。

第3章では実時間で動作するPolarimetric FM-CW Radarについて述べる。その中で、動作原理は既に分かっており、プロトタイプは完成しているので、実時間で動作するFull polarimetricなハードウェア構成と実時間動作確認、そして偏波校正について検討した。その結果、十分実用になる程度のレーダ装置を開発することができた。

第4章では偏波の校正：Calibrationについて詳しく調べた。線状ターゲットとしての散乱特性を持ち、かつ散乱断面積の大きなターゲットとしてParallel plate targetを以前から提案していたので、その動作原理、FM-CWレーダを用いた校正方法、さらに、その理論的裏付けとなるFD-TD解析結果について述べる。計算結果、測定結果より誤差推定を行い、非常に性質の良い校正用ターゲットを得ることができた。

第5章では散乱行列からターゲットの認識・識別を行うために、偏波FM-CWレーダを用いて自由空間中に置かれた平板、コーナーリフレクタ、線状ターゲットのイメージングを行い、球、diplane, helixの3成分分解の有効性を示す。さらに、実時間の偏波FM-CWレーダで毎秒44個の散乱行列を取得し、3成分分解が可能になった結果も示す。

一方、期間中に筆者は、日本の次期観測衛星：ALOS-PALSARシステムの基本設計やデータ利用の委員会に関わり、今後の合成開口レーダはどうあるべきかという問題に取り組んだ。そこで、航空機や人工衛星のレーダを模擬した災害監視システムを念頭に置き、偏波情報利用の観点から建物倒壊の検出についてモデル実験を行った。建物倒壊につれて3成分分解した結果がどのように変化していくかを観測した。またAnisotropy係数が使えるかどうかとも検討した。

散乱行列からターゲットの認識・識別を行うために、埋没物体探査への応用として、地中レーダに適用し、偏波成分と同時に3成分分解、Anisotropy, Polarimetric signatureがどのようにターゲット認識に役立つかを検討した。

第6章のSAR画像解析では、はじめにSAR画像が与えられたときを出発点として、その画像からターゲットを分類する方法を考えた。2次元画像の全てのピクセルが散乱行列に対応していることから最尤法分類にしたがって特徴ベクトルを作り、その特徴ベクトルの成分として

- 各偏波成分
- Pol Enhancement
- エントロピー
- ウェーブレット変換

などいろいろな成分を取り込み、識別、分類を行ってみた。その結果、偏波情報が分類精度向上に役立つことを示した。

さらに、第7章では偏波データとして蓄えられているstokes, mueller 行列から精度の良い散乱行列への変換方法についても示した。

本書の構成は以下の目次のようにになっている。この報告書は、平成8年度の報告書「偏波による2次元合成開口FM-CW映像レーダの研究」の続編の形で書いたものであるが、いたらない点はお詫びしたい。

目次

第1章 偏波状態の表現方法

第2章 偏波情報の利用方法

- 2.1 特徴的偏波状態
- 2.2 Polarimetric Enhancement
- 2.3 散乱行列の3成分分解と3成分の構成比による識別
- 2.4 Polarization Anisotropy 係数による分類
- 2.5 Polarimetric Entropy

第3章 Polarimetric FM-CW Radar

- 3.1 FM-CW Radarの原理
- 3.2 FM-CW Radarと散乱行列
- 3.3 Real-Time Full Polarimetric FM-CW Radar

第4章 Polarimetric Calibration

- 4.1 はじめに
- 4.2 動作原理
- 4.3 散乱行列とPolarimetric Calibration
- 4.4 偏波と受信電力
- 4.5 FD-TD法解析
- 4.6 校正実験
- 4.7 校正誤差に関する考察
- 4.8 むすび

第1章 偏波状態の表現方法

1.1 はじめに

レーダポーラリメトリは最近の高精度レーダセンシング、イメージングには欠かせないものとなってきている。レーダセンシングは地中埋設物体の探査のみならず各種民生用、軍用、さらに地球環境、惑星、宇宙など様々で広大な分野がある。初期のレーダでは、ある周波数における電磁波の振幅のみを計測する比較的単純なものだったが、その後、広帯域のレーダシステムが構築され、周波数、散乱物体からの振幅情報に加え、相対や絶対位相が計れる様になった。しかし、一般に偏波についてはあまり考慮されておらず、仮に偏波を取り入れても、2偏波で取得したデータの比較等の程度であった。そこで、従来のレーダをさらに発展させるには周波数、振幅、相対・絶対位相に加えて、偏波情報を積極的に取り入れる必要がある。偏波を取り入れることにより、電磁波のすべての性質を利用したイメージコントラスト機能をもつ高精度なレーダを作ることができる。高性能レーダポラリメトリックイメージングレーダでは、完全な電波のベクトル性質を利用することが目的である。つまり、送信・受信電磁波の偏波状態を信号処理やイメージングに取り込むことである。レーダによる散乱物体の偏波の様子を表現するのにコヒーレント波の場合、 2×2 のSinclair散乱Matrix, 3×3 のCovariance Matrix, 4×4 のMueller (Kennaugh) Matrix, また、インコヒーレント波の場合は 4×4 のMueller (Kennaugh) Matrix が用いられる。本章では、まずレーダポーラリの基礎となる偏波状態の表現方法について簡単に紹介する。

1.2 偏波状態の表現

偏波とは、空間のある定まった点で単一の周波数をもつ電波の進行方向の後ろ側から電界ベクトルの先端を観測したときに、時間の関数として得られる軌跡のことである。一般に、時間的に調和振動している平面波の軌跡はだ円形となることが知られている。だ円を表わすのにellipticity angle, tilt angle, size, 相対位相, 偏波変換比, ストークスパラメータ, ポアンカレ球(Poincare Sphere)などがある。以下に偏波を表現する際に使われるいくつかの記号とその定義およびそれらの関係を示す。

◆ 直線偏波基底(HV)における偏波比 ρ_{HV} について

直線基底(HV)では偏波状態は
$$\mathbf{E}(HV) = E_H \widehat{\mathbf{H}} + E_V \widehat{\mathbf{V}} \quad (1.1)$$
 偏波比 ρ_{HV} の定義は

$$\rho_{HV} = \frac{E_V}{E_H} = \frac{|E_V|}{|E_H|} e^{j(\phi_V - \phi_H)} = \tan \gamma_{HV} e^{j\phi_{HV}} \quad (1.2)$$

ここで γ_{HV} は図1.1に定義される角度である。この偏波比を使った表現方法として

$$\mathbf{E}(AB) = \frac{1}{\sqrt{1 + \rho_{AB} \rho_{AB}^*}} \begin{bmatrix} 1 \\ \rho_{AB} \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

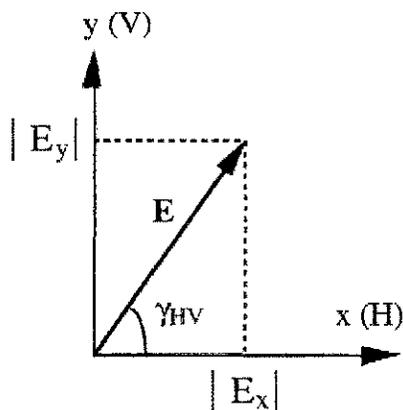


図1.1 電界成分

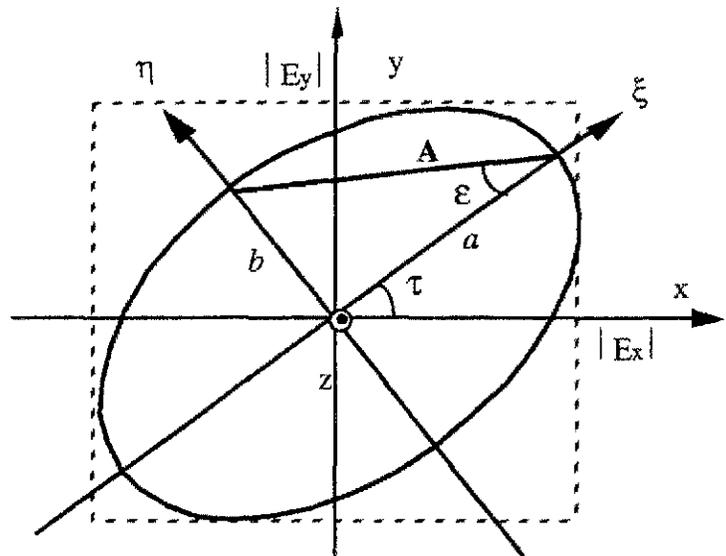


図1.2 だ円偏波のパラメータ

◆幾何学的なパラメータの (τ, ϵ, A) を使っただ円偏波表現

電界ベクトルの先端の軌跡は一般にだ円を描くので、だ円偏波を表現するのに図1.2に示すような幾何学的なパラメータの (τ, ϵ, A) をつかったほうが便利ことが多い。これらのパラメータはそれぞれ傾き角(orientation (tilt) angle) τ , ellipticity angle ϵ , size A であり、次のように定義されている。

ellipticity angle ϵ は

$$\epsilon = \tan^{-1} \frac{b}{a} \quad \left(-\frac{\pi}{4} \leq \epsilon \leq \frac{\pi}{4}\right) \quad (1.4)$$

で、 b はだ円の短軸、 a はだ円の長軸の長さである。左回りのだ円偏波に対して $\epsilon > 0$ 、右回りのだ円偏波に対しては $\epsilon < 0$ である。

傾き角 τ はだ円の長軸と正の x 軸のなす角度であり、その範囲は $(-\frac{\pi}{2} \leq \tau \leq \frac{\pi}{2})$ である。

だ円の大きさは

$$A = \sqrt{a^2 + b^2} \quad (1.5)$$

によって与えられる。 A^2 は電力を表す。

◆ Stokes ベクトルによる表現

ストークスベクトルはコヒーレントな波でもインコヒーレントな波でも扱うことができ、コヒーレントな波の場合は、以下のようになる。

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |E_H|^2 + |E_V|^2 \\ |E_H|^2 - |E_V|^2 \\ 2|E_H||E_V|\cos\phi \\ 2|E_H||E_V|\sin\phi \end{bmatrix} = A^2 \begin{bmatrix} 1 \\ \cos 2\tau \cos 2\epsilon \\ \sin 2\tau \cos 2\epsilon \\ \sin 2\epsilon \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

また、時間平均を取ったものはインコヒーレント成分を含むストークスベクトルとなる。

◆ Poincare Sphere表現

視覚的に偏波状態を表現するのに最もよく使われるものがポアンカレ球である。図1.3にストークスベクトルの成分と幾何学的パラメータの関係を示す。

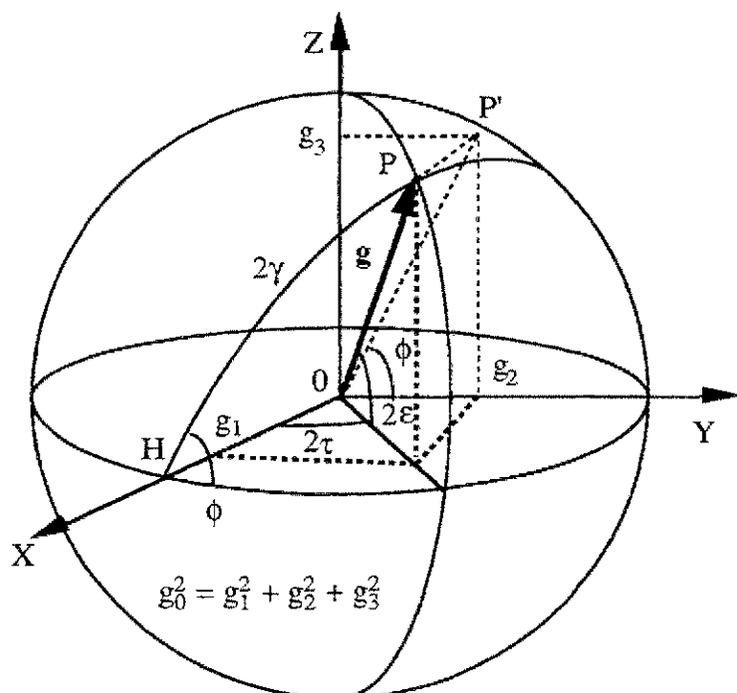


図1.3 ポアンカレ球(Poincare Sphere)

また、偏波比と幾何学的パラメータの相互関係を下の図に示す。

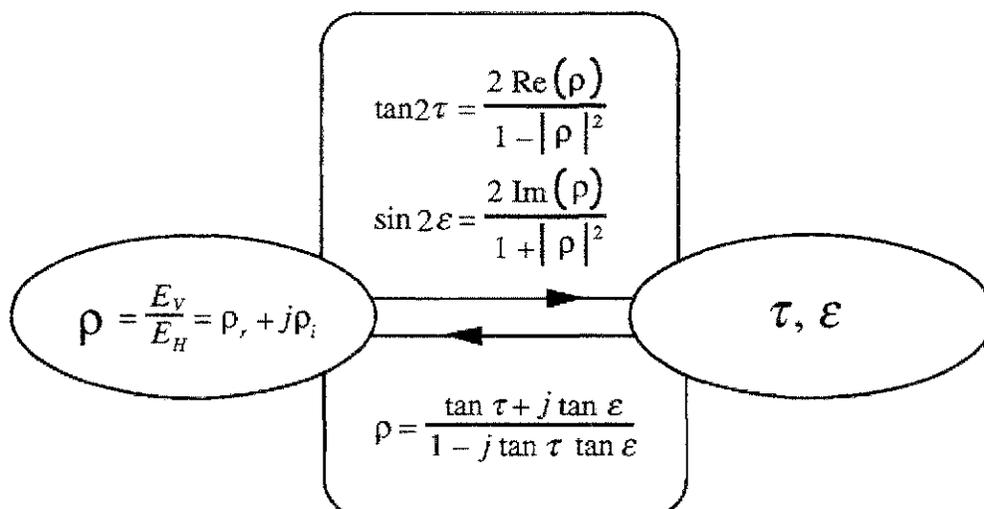


図1.4 偏波比と幾何学的パラメータ

パラメータ間の関係は以下の図1.5のようにになっている。

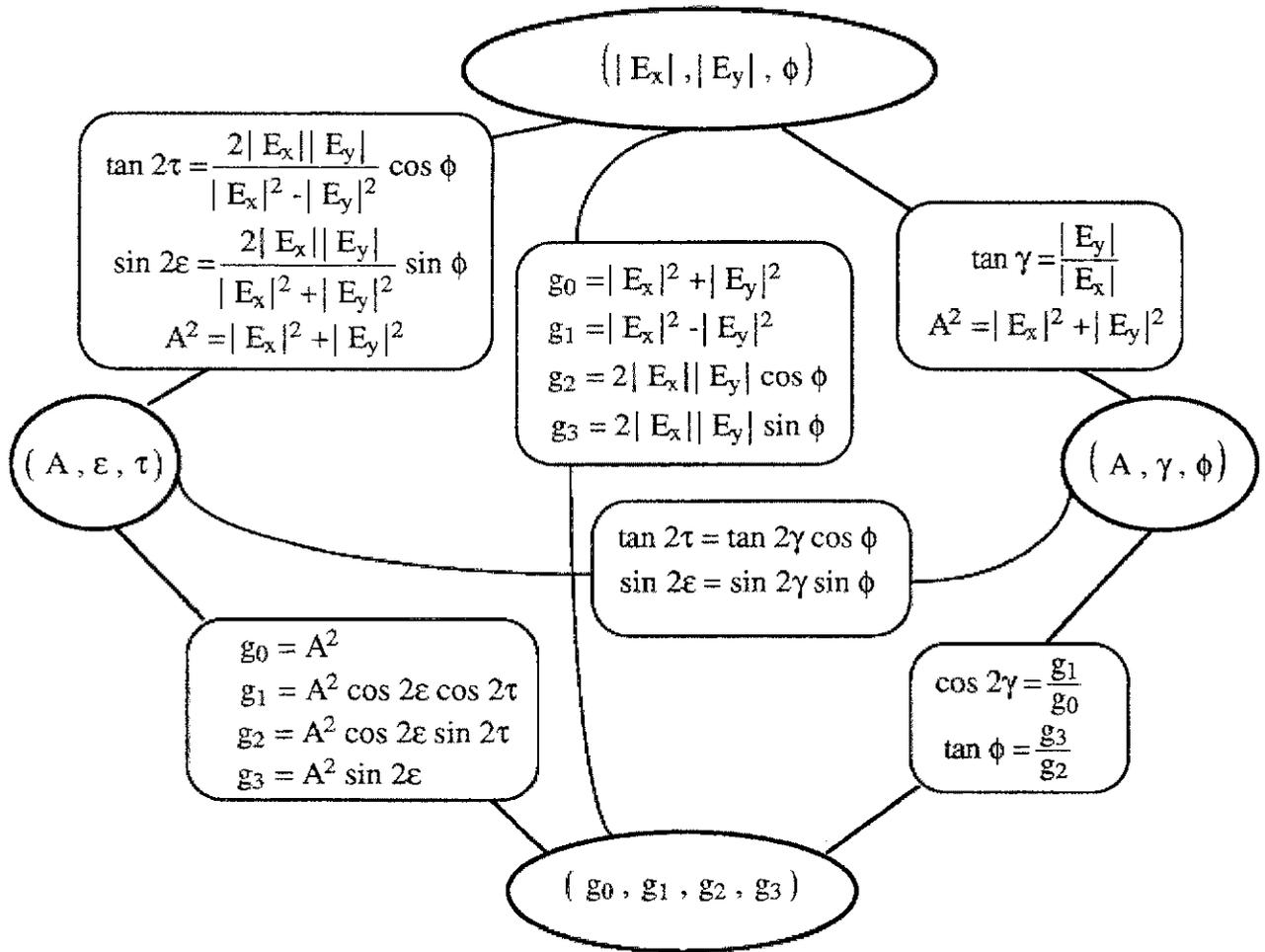


図1.5 パラメータ相互関係

第2章 偏波情報の利用方法

散乱行列が与えられた場合、ターゲットの識別と分類手法として考えたものは

- ◆特徴的偏波状態
- ◆Pol Enhancement
- ◆散乱行列の3成分分解
- ◆Polarization Anisotropy 係数による分類
- ◆エントロピー

の利用である。これらのFactorを単独、あるいは組み合わせて使うことにより、従来できなかったことが可能になることがある。そこで、これらの項目に対して理論的な検討と、研究室の総力を挙げて第3章以降の可能な実験・解析を繰り返した。第2章ではその理論的な事柄をまとめて述べる。

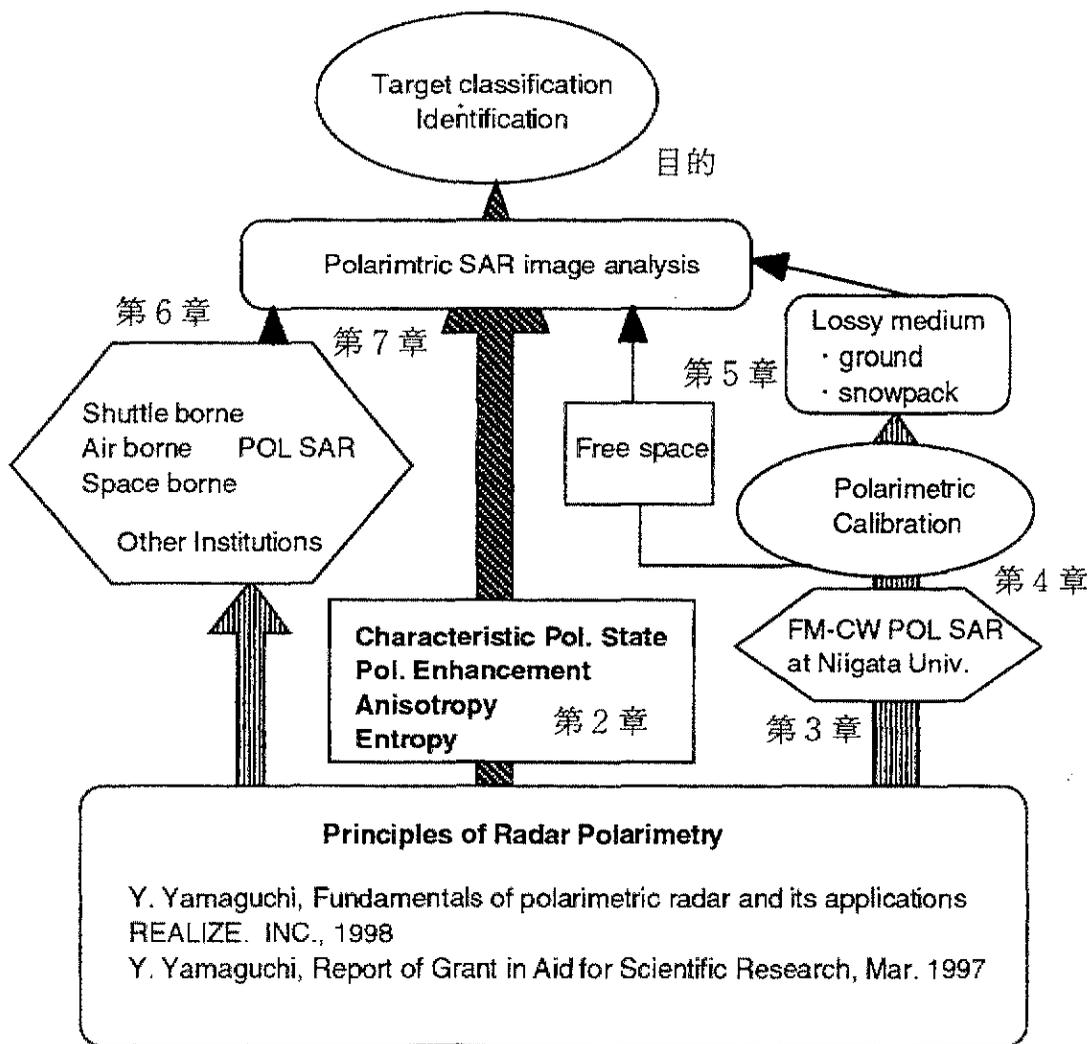


図2.1 研究の流れ

2.1 特徴的偏波状態

レーダポーラリメトリの基本式として、アンテナの受信電圧は次の形で与えられる。

$$V = \mathbf{h}^T [S] \mathbf{E}^i \quad (2.1.1)$$

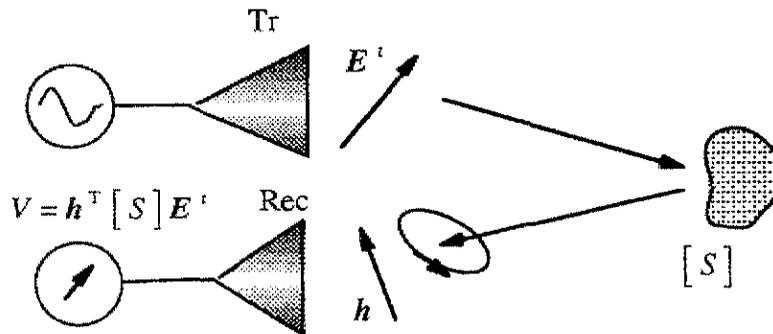


図2.1.1 レーダの送信受信偏波と受信電圧

ここに、 \mathbf{h} は受信アンテナが送信アンテナとして動作したときの実効長で、 $[S]$ は 2×2 の複素数行列である。 $[S]$ はターゲットの偏波散乱特性を示し、一般にレーダではコントロールできない。この受信電圧をレーダ側でコントロールできるのは \mathbf{E}^i と \mathbf{h} である。そこで、図 2.1.2 のように \mathbf{h} に対して、送信と同じ偏波状態のチャンネルを Co-Pol、送信と直交する偏波チャンネルを X-Pol、散乱波の全電力を受信する偏波チャンネルを M-Pol として偏波チャンネルを考える。

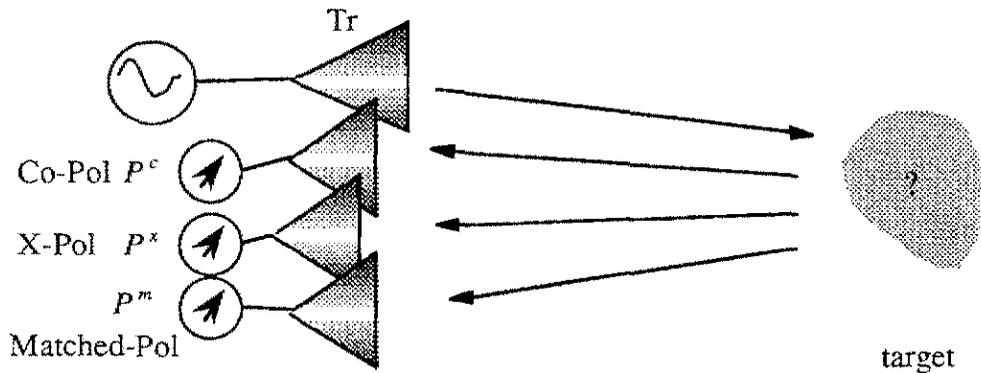


図2.1.2 受信電力の最適化

P^c は送信と同じ偏波状態のチャンネルで検出されるパワーを示し、 P^x は送信と直交する偏波チャンネルで検出されるパワーである。一方、 P^m はレーダに返って来る電波の強度を全て受信するものである。

一旦、散乱行列が測定されれば、後で送信偏波状態を変えて、受信電力の signature を描くことができる。例えば、図 2.1.3 のようになる。

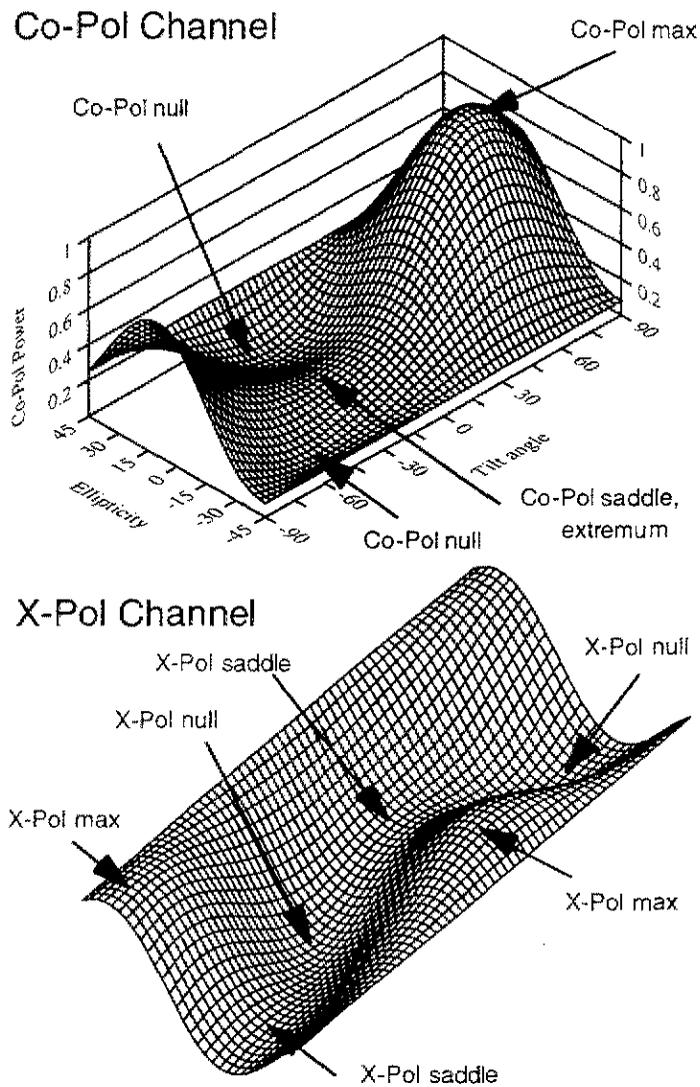


図2.1.3 Polarimetric signature
(電力の極値を与える点=特徴的偏波状態)

図2.1.3に電力の極値を与える点も示す。これらのsignatureで、極値の数は

Co-Pol maximum (= X-Pol null)	1個
Co-Pol saddle (= X-Pol null)	1個
Co-Pol nulls	2個
X-Pol saddles	2個
X-Pol maximums	2個
X-Pol nulls	2個

位置する点を調べるとCo-Pol maximum, Co-Pol saddleはX-Pol nullsと等しい。また, Matched-Pol Channelでも極値を与える点はCo-Pol maximum, Co-Pol saddleに等しい。したがって, 理論上はターゲット毎に合計8個の極値のポイントがあることになる。ただし, これらの点のうち, 縮退しているものもあり, 実際の数ターゲットのタイプに依存する。これらの点(偏波状態)はターゲット固有のものであり, ターゲットの特徴的偏波状態

(Characteristic Polarization States)と呼ぶ。この偏波状態はターゲットの偏波散乱特性の解明や、認識・同定に役立てることができる。

ポアンカレ球上でその特徴的偏波状態の配置を見ると一般的に次のような形になっていることが分かる。

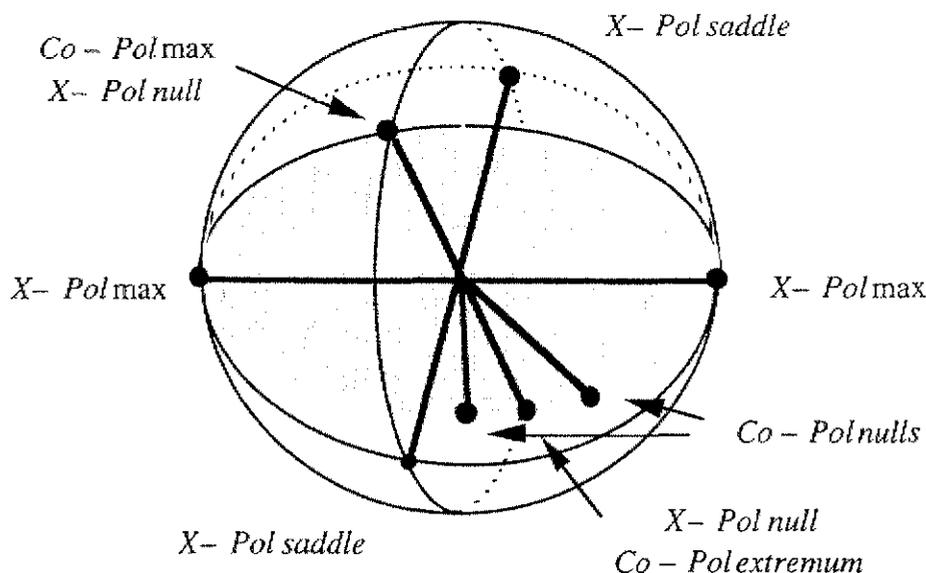


図2.14 ポアンカレ球上での特徴的偏波状態の配置 (Polarization Fork)

特徴的偏波状態のうち、Co-Pol Max, Co-Pol saddle, Co-Pol nullsはフォークの形を形成しているので、HuynennによってPolarization Forkと呼ばれた。その後、BoernerらによってX-Pol Maxs, X-Pol saddlesが追加されている。この図から、逆に2つのCo-Pol nullsが決定されれば、残りの偏波状態は決められることが予想されるであろう。したがって、Co-Pol nullsの果たす役割は大きい。

散乱行列が与えられたら、偏波状態は以下の式で求められる。

$$\text{Co-Pol null} \quad \rho_{xn1}, \rho_{xn2} = \frac{-S_{HV} \pm \sqrt{S_{HV}^2 - S_{HH} S_{VV}}}{S_{VV}} \quad (2.1.2)$$

$$\text{Co-Pol Maxは} \quad \rho_{cm1,2} = \frac{-B \pm \sqrt{B^2 - 4AC}}{2A} \quad (2.1.3)$$

ただし、 $A = S_{HH}^* S_{HV} + S_{HV}^* S_{VV}$, $B = |S_{HH}|^2 - |S_{VV}|^2$, $C = -A^*$

2.2 Polarimetric Enhancement

送信と受信の位置が同じレーダで取得される散乱行列は、非対角項が等しいので、完全に独立な成分は5個ある。

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{HV} & S_{VV} \end{bmatrix}$$

各要素は複素数であるが、行列全体にかかる位相を省いて S_{HH} は実数とおくことができるためである。そこで、少なくともその5成分で5枚の画像を作ることができる。偏波による画像情報として従来最も多く用いられてきたものは、次の各要素の電力値である。

$$\begin{bmatrix} |S_{HH}|^2 \\ |S_{HV}|^2 \\ |S_{VV}|^2 \end{bmatrix}$$

しかし、散乱行列が与えられれば、Co-Pol, X-Polチャンネル合計で8個の特徴的な偏波状態が存在することが分かっている。これらの偏波状態を使うことによって、あるピクセルの電力値を最大にしたり、最小にしたり、また、位相ではその変化を観察できる。

一方、画像の中には、幾万ものピクセルがあるため、各々のピクセルを取り出して、偏波状態を調べ、すべてのピクセルに対して特別な偏波状態を使うことは無理がある。そこで、画像の中で希望するターゲットに属するピクセルを抽出して、それらの平均的な偏波状態を求め、その平均的な値に対して、再度その偏波状態を使って受信電力を求める手法がある。つまり、Full Polarimetricデータでは偏波によるフィルタリングが可能である。

なお、ここではターゲットの占める領域が、ピクセルの大きさよりも大きいことを想定している。そして、一つのピクセル内には、仮に数多くの独立したターゲットがあったとしても、それらを一つの散乱行列で代表させている。その意味で、ターゲットサイズとピクセルサイズ（分解能）の関係が問題となるが、ピクセルはできるだけその領域の偏波散乱特性を代表し、かつ小さい方が望ましい。

2.2.1 受信電力のコントラスト強調

レーダ画像の中で着目する2つのターゲットA, Bがあるとき、AをBに対して強調したい場合、あるいはAだけを見たい場合、偏波状態を使ってフィルタリングをかけることができる。図2.2.1にその考え方を示す。一方はターゲットAの最大化をねらうもの、他方はターゲットBを消して結果的にターゲットAのみを表示するものである。後者は、例えばクラッタに埋もれたターゲットを検出する場合や、埋没物体の検出等に大きな威力を発揮する。ターゲットを最大化する偏波状態を使ってフィルタリングを行なうものとは少し手法が異なる。

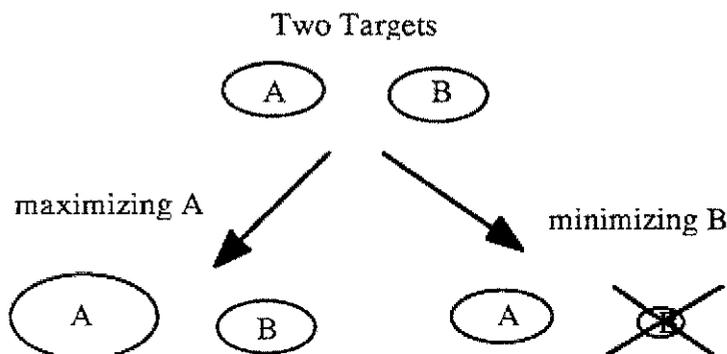


図2.2.1 偏波フィルタリングの考え方 (ターゲットAの強調)

そこで、クラッタ・ノイズなどの不要なピクセルから得られる電力と、こちらが希望するターゲットの電力を用いて、次式のように偏波によるコントラストを定義しよう。希望するターゲットに添字1、クラッタなど不要なターゲットに添字2を付けて表すとすれば、受信電力の比は

$$C = \frac{\text{desired power}}{\text{undesired power}} \quad (2.2.1)$$

これを偏波コントラスト強調ファクター(polarimetric contrast enhancement factor)と呼ぼう。すると我々は3つの偏波チャンネルを持っているのでチャンネル毎にコントラストファクターを定義することができる。

$$\text{Co-Pol Channel : } C^c = \frac{P_1^c}{P_2^c} = \left| \frac{E_t^T [S]_1 E_t}{E_t^T [S]_2 E_t} \right|^2 = \frac{g_t^T [K]_{c,1} g_t}{g_t^T [K]_{c,2} g_t} \quad (2.2.2)$$

$$\text{X-Pol Channel : } C^x = \frac{P_1^x}{P_2^x} = \left| \frac{E_{t\perp}^T [S]_1 E_t}{E_{t\perp}^T [S]_2 E_t} \right|^2 = \frac{g_t^T [K]_{x,1} g_t}{g_t^T [K]_{x,2} g_t} \quad (2.2.3)$$

$$\text{Matched Channel : } C^m = \frac{P_1^m}{P_2^m} = \left| \frac{E_t^{*T} [G]_1 E_t}{E_t^{*T} [G]_2 E_t} \right|^2 = \frac{g_t^T [K]_{m,1} g_t}{g_t^T [K]_{m,2} g_t} \quad (2.2.4)$$

コントラストを最適化することは、Cが最大となる偏波状態を選ぶことであり、その偏波状態で、再度イメージングを行えば、最もコントラストのよい画像が得られる。完全偏波(コヒーレント波)の場合、この偏波状態は、いわゆる不要なピクセルのNull Polarization Stateで、これによって、不要なターゲットを消すことができる。チャンネル毎に行える。水中にある物体を見るとき、水面が光の反射で見にくい場合、カメラで偏光フィルターを使うと、よく見えるようになることと本質的に等価である。

2.3 散乱行列の3成分分解と3成分の構成比による識別

ポーラリメトリックレーダ画像には数多くのピクセルがある。そのピクセル1個が1つの散乱行列に対応している。ここでは、散乱行列が与えられたとき、その散乱行列の分類について考える。あるターゲットを表していると思われるピクセルの散乱行列を選び出し、その散乱行列を基本的な散乱行列の和に分解してみる。基本的な散乱行列とは、球成分、コーナーリフレクタ成分、そして円偏波発生成分である。これらの3成分要素の構成割合を調べ、その構成割合からターゲットの散乱メカニズムを求め、ターゲットを分類したり、推定する手法である。

2.3.1 散乱行列と偏波基底

散乱行列自体は取得する偏波基底によって変化する。例えば、表2.3.1のように直線偏波基底で測定したターゲットの散乱行列は円偏波基底で測定したものと異なる値をとる。また、ターゲットが傾いたら、同じ直線偏波基底の中でも散乱行列の値が変わる。

表2.3.1 HV and LR polarization basis

	Linear basis (HV)	Circular basis (LR)
$[S]_{plate}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$
$[S]_{diplane}$	$\begin{bmatrix} \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ \sin 2\theta & -\cos 2\theta \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 0 \\ 0 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix}$
$[S]_{wire}$	$\begin{bmatrix} \cos^2 \theta & \sin \theta \cos \theta \\ \sin \theta \cos \theta & \sin^2 \theta \end{bmatrix}$	$\frac{1}{2} \begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 1 \\ 1 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix}$
$[S]_{L-helix}$	$\frac{e^{-j2\theta}}{2} \begin{bmatrix} 1 & j \\ j & -1 \end{bmatrix}$	$e^{-j2\theta} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
$[S]_{R-helix}$	$\frac{e^{j2\theta}}{2} \begin{bmatrix} 1 & -j \\ -j & -1 \end{bmatrix}$	$e^{j2\theta} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

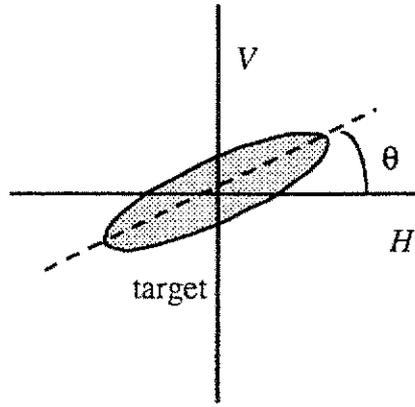


図2.3.1 傾いたターゲット

ここで、傾くとは図2.3.1のようにある基準軸に対して傾いていることである。

2.3.2 散乱行列の分解 --- 基本3成分 (sphere, diplane, helix)分解 ---

まず、任意の散乱行列が与えられたとき、直線偏波基底で分解してみる。散乱行列はモノスタティックレーダを想定すると、電磁界の相反定理により一般に

$$[S] = \begin{bmatrix} a+b & c \\ c & a-b \end{bmatrix} \quad (2.3.1)$$

のように書くことができる。要素はすべて複素数である。 HV 基底で展開すると次式が得られる。

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{HV} & S_{VV} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a+b & c \\ c & a-b \end{bmatrix} = a \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + |b| e^{j\varphi_b} \begin{bmatrix} 1 & c' \\ c' & -1 \end{bmatrix} \quad (2.3.2)$$

$$\left(a = |a| e^{j\varphi_a}, b = |b| e^{j\varphi_b}, c = |c| e^{j\varphi_c}, c' = \frac{|c|}{|b|} e^{j(\varphi_c - \varphi_b)} \right)$$

$$= a \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + |b| e^{j\varphi_b} \begin{bmatrix} |c'_{im}| - |c'_{im}| + 1 & c'_{re} \pm j |c'_{im}| \\ c'_{re} \pm j |c'_{im}| & |c'_{im}| - |c'_{im}| - 1 \end{bmatrix}$$

$$= a \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + |b| e^{j\varphi_b} \left\{ \begin{bmatrix} 1 - |c'_{im}| & c'_{re} \\ c'_{re} & -(1 - |c'_{im}|) \end{bmatrix} + |c'_{im}| \begin{bmatrix} 1 & \pm j \\ \pm j & -1 \end{bmatrix} \right\}$$

$$= e^{j\varphi_s} \left\{ K_s \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + e^{j\varphi_r} \left(K_d \begin{bmatrix} \cos 2\theta_d & \sin 2\theta_d \\ \sin 2\theta_d & -\cos 2\theta_d \end{bmatrix} + K_h \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & \pm j \\ \pm j & -1 \end{bmatrix} \right) \right\} \quad (2.3.3)$$

$$= e^{j\varphi_s} \left\{ K_s [S]_{sphere} + e^{j\varphi_r} \left(K_d [S]_{diplane} + K_h [S]_{helix} \right) \right\} \quad (2.3.4)$$

式(2.3.3), (2.3.4)の散乱行列と表2.3.1を比べて, 任意の散乱行列は球成分, diplane成分, helix成分の和で書けることが分かる。そしてその構成比は係数の K_s, K_d, K_h により表されていることが分かる。

各行列の大きさ K_s, K_d, K_h や, ターゲットの方向角 θ_d は次式から求めることができる。

$$K_s = |a| \quad (2.3.5)$$

$$K_d = |b| \sqrt{(1 - |c_{im}'|)^2 + |c_{re}'|^2} \quad (2.3.6)$$

$$K_h = 2|b| |c_{im}'| \quad (2.3.7)$$

$$\theta_d = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{c_{re}'}{1 - |c_{im}'|} \right) \quad (2.3.8)$$

3つの行列が示す物理的な意味は, Sphere成分は奇数回反射したときの散乱, Diplane成分は偶数回反射したときの散乱, Helix成分は直線偏波を円偏波に変換する散乱を表している。また, Diplane成分が存在するならば θ_d によってターゲットの方向角を求めることが可能である。

但し, Diplane成分 K_d とらせん成分 K_h が同時に大きな値を持ってあらわれる場合には, 両方が関連を持っているために θ_d と K_h が一意に決定できない。そのため, 固有値問題などにより別に方向角 θ_d を決定し, それを用いることによって K_h を決定する必要がある。しかし, 実際には表2.3.1に示すように, K_d と K_h が同時にあらわれるようなターゲットは一般には存在しにくく, 誤差としてあらわれる程度であるため十分利用可能である。

一方, この直線偏波基底では, 散乱行列の要素が方向角によって変化してしまう。航空機や人工衛星の合成開口レーダでは, ターゲットに対しaspect角が変化することに対応し, 頻繁に起こる現象である。従って, 傾き角に依存しない基底がとれれば, 飛行経路や入射角に依存しないことになり, SAR画像解析にとっては望ましい。

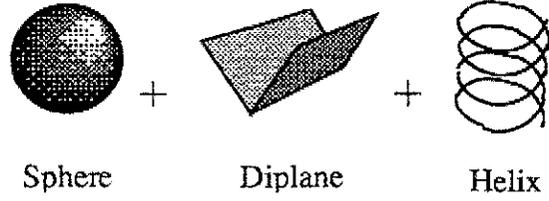
表2.3.1から分かるように, 円偏波基底では非対角項は角度によって変化しない。さらに重要な点は, 円偏波基底で非対角項の大きさによってターゲットを分類できる可能性である。そこで, 円偏波基底で取り扱うこととし, 散乱行列の要素の大きさのみに着目し, 散乱行列を分解するアルゴリズムを考える。なお, 測定では直線偏波基底で散乱行列を取得し, それを円偏波基底に変換すればよい。直線偏波と円偏波の間では次の関係がある。

$$S_{LL} = \frac{1}{2} (S_{HH} - S_{VV}) + j S_{HV} \quad S_{LR} = \frac{1}{2} (S_{HH} + S_{VV}) \quad (2.3.9)$$

$$S_{LR} = \frac{1}{2} (S_{HH} + S_{VV}) \quad S_{RR} = \frac{1}{2} (S_{HH} - S_{VV}) - j S_{HV} \quad (2.3.10)$$

Krogager, Czyzらは, 円偏波基底で次のようにsphere, diplane, helixの3成分に分解した。

$$[S] = e^{j\varphi} \left\{ e^{j\varphi_s} K_s [S]_{sphere} + K_d [S]_{diplane} + K_h [S]_{helix} \right\} \quad (2.3.11)$$



LR基底では、右回りHelix成分を含むターゲットに対して、

$$\left[S_{(LR)} \right] = e^{j\varphi} \left\{ e^{j\varphi_s} K_s \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} + K_d \begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 0 \\ 0 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix} + K_h \begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \right\} \quad (2.3.12)$$

または、左回りHelix成分を含むターゲットに対して、

$$\left[S_{(LR)} \right] = e^{j\varphi} \left\{ e^{j\varphi_s} K_s \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} + K_d \begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 0 \\ 0 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix} + K_h \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix} \right\} \quad (2.3.12)$$

係数 K_s, K_d, K_h は各sphere, diplane, helix散乱行列の大きさを示す。物理的に K_s はターゲットでの奇数回反射成分の大きさを、 K_d は偶数回反射成分の大きさを、 K_h は直線偏波を円偏波に変える(Helix)成分の大きさを示す。また、 θ はターゲットの方向角であり、 φ は絶対位相、 φ_s はDiplane成分に対するSphere成分の変位位相である。

K_s, K_d, K_h を求める式は以下の通り。

$$\left[S_{(LR)} \right] = e^{j\varphi} \begin{bmatrix} (K_d + K_h) e^{j2\theta} & K_s e^{j\varphi_s} \\ K_s e^{j\varphi_s} & K_d e^{-j2\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |S_{LL}| e^{j\varphi_{LL}} & |S_{LR}| e^{j\varphi_{LR}} \\ |S_{LR}| e^{j\varphi_{LR}} & |S_{RR}| e^{j\varphi_{RR}} \end{bmatrix} \quad (2.3.13)$$

この式の要素を比較して、大きさから、

$$K_s = |S_{LR}|, \quad K_d = |S_{LL}|, \quad K_h = |S_{RR}| - |S_{LL}| \quad \text{for } |S_{RR}| > |S_{LL}| \quad (2.3.14)$$

$$K_s = |S_{LR}|, \quad K_d = |S_{RR}|, \quad K_h = |S_{LL}| - |S_{RR}| \quad \text{for } |S_{RR}| < |S_{LL}| \quad (2.3.15)$$

角度は

$$\theta = \frac{1}{4} (\varphi_{LL} - \varphi_{RR}) \quad (2.3.16) \text{ 表2 } K_s, K_d, K_h \text{ 成分と基本散乱ターゲット}$$

$$\varphi = \frac{1}{2} (\varphi_{LL} + \varphi_{RR}) \quad (2.3.17)$$

$$\varphi_s = \varphi_{LR} - \frac{1}{2} (\varphi_{LL} + \varphi_{RR}) \quad (2.3.18)$$

このようにして得られた K_s, K_d, K_h を、表2と比較することにより、ターゲットの特徴を把握することが出来る。

	K_s	K_d	K_h
Sphere, Plate, Trihedral	1	0	0
Corner reflector, Diplane	0	1	0
Wire, 線状物体	0.5	0.5	0
right > left Helix	0	0	1

2.3.3 方向角について

方向角が重要であるターゲットとしては、Corner reflector (Diplane), Wire, 線状物体がある。Corner reflectorについては、 90° 回転したターゲットに対して、式(2.3.19), (2.3.20)の様に絶対位相が 180° 異なる同型の散乱行列が得られる。現在のところ絶対位相を考慮することは困難であるため、Corner reflectorの方向角は正しいか若しくは 90° ずれた角度としてあらわれてしまう。

$$[S]_{diplane(\theta)} = \begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 0 \\ 0 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix} \quad (2.3.19)$$

$$[S]_{diplane(\theta+\pi/2)} = \begin{bmatrix} e^{j2(\theta+\pi/2)} & 0 \\ 0 & e^{-j2(\theta+\pi/2)} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} e^{j2\theta} & 0 \\ 0 & e^{-j2\theta} \end{bmatrix} \quad (2.3.20)$$

Wireについては、3成分分解法によりSphere成分とDiplane成分に分解されてしまう。このためCorner reflectorと同様に正しいか若しくは 90° ずれた角度があらわれるが、Sphere成分とDiplane成分の位相差がゼロという条件、すなわち $\varphi_s = 0$ （実際には、誤差を考慮して $\varphi_s = -90 \sim 90^\circ$ となるように φ_{LL} を1周期変化させる。）を考慮することにより正しい角度が得られる。

2.3.4 分類アルゴリズム

散乱行列の分類アルゴリズムは、要素の大きさを基本として図2.3.2のように行うことができる。任意の散乱行列を円偏波基底での成分の大きさに着目して分類していく方法で、ほとんどが基本散乱行列に分類される。

このようにして分解された散乱行列とその構成要素の K_s, K_d, K_h から、求めたいピクセルを

$$\frac{K_i}{K_s + K_d + K_h} \quad (i = s, d, h) \quad (2.3.21)$$

の割合で評価する。もし、ある特定の要素が90%を越えているようなら、それで代表する方法である。ただし、ワイヤ成分に対しては

$$[S]_{wire} = \frac{1}{2} \left([S]_{diplane} + [S]_{sphere} \right) \quad (2.3.22)$$

のようにsphere, diplane成分が50%ずつである。

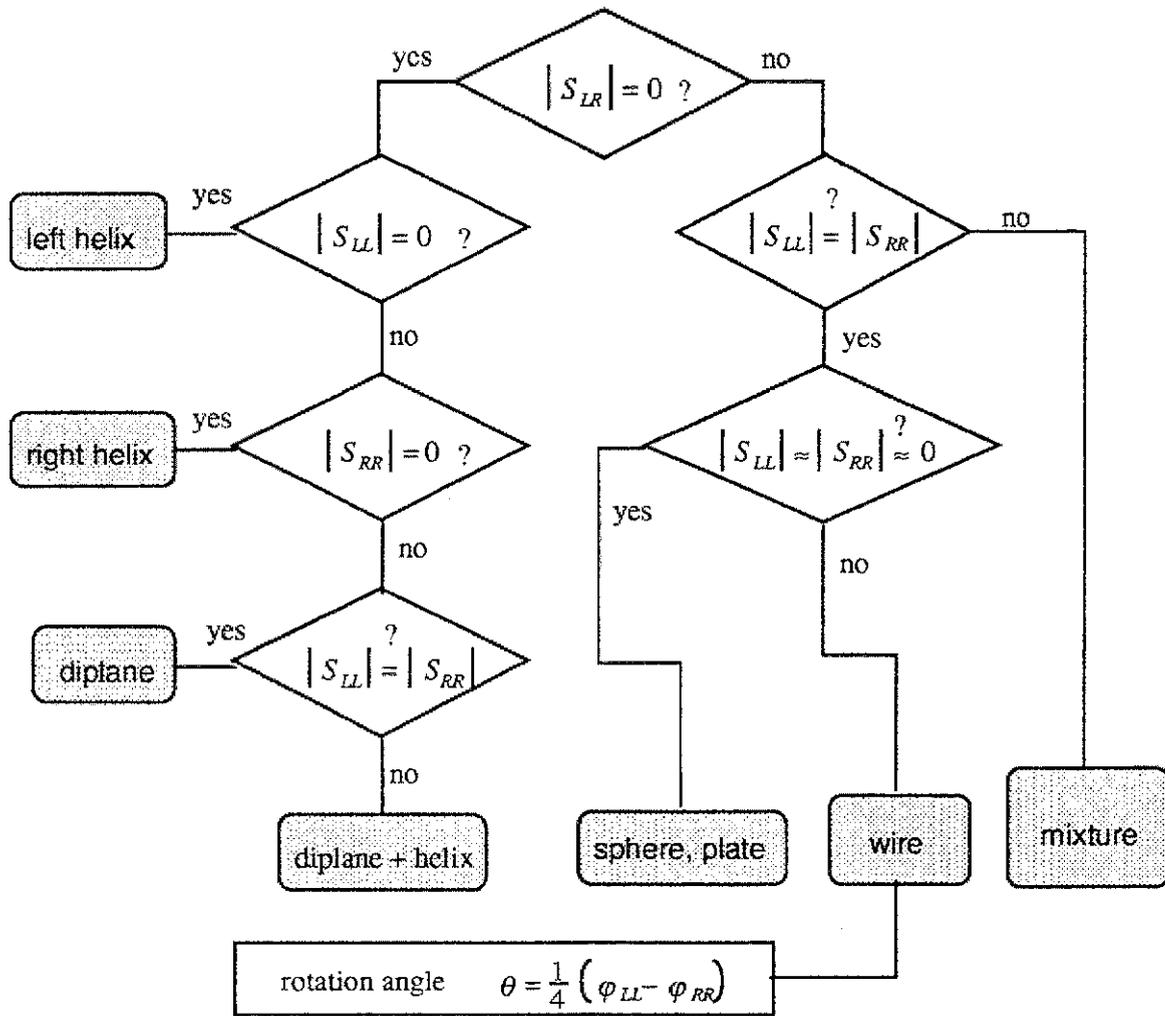


図2.3.2 円偏波基底での散乱行列分類アルゴリズム

2.3.5 各種ターゲットの分解結果

複数のターゲットを並べ、分解・認識を行った。ターゲットの配置は図2.3.3に示すとおりである。奇数回反射するターゲットとしてPlateを2種類，偶数回反射するターゲットとしてCorner reflectorを4種類，図に示すような角度で配置し，Wireの様なターゲットとして線状物体を1個配置した。この線状物体とは，10cm×8cmで厚さ1mmのPlateを垂直に立て，8mm間隔で10枚並べたものである。分解結果を図2.3.4に示す。非常によく分類できていることが分かる。

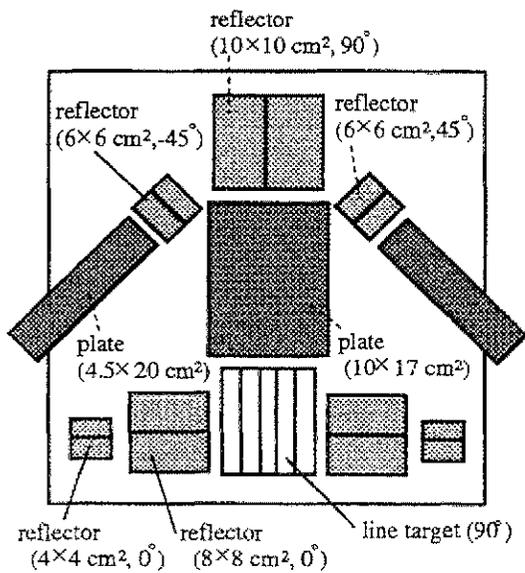


図2.3.3 ターゲットの配置

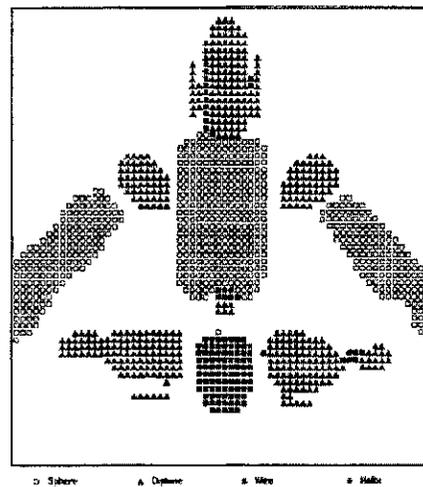
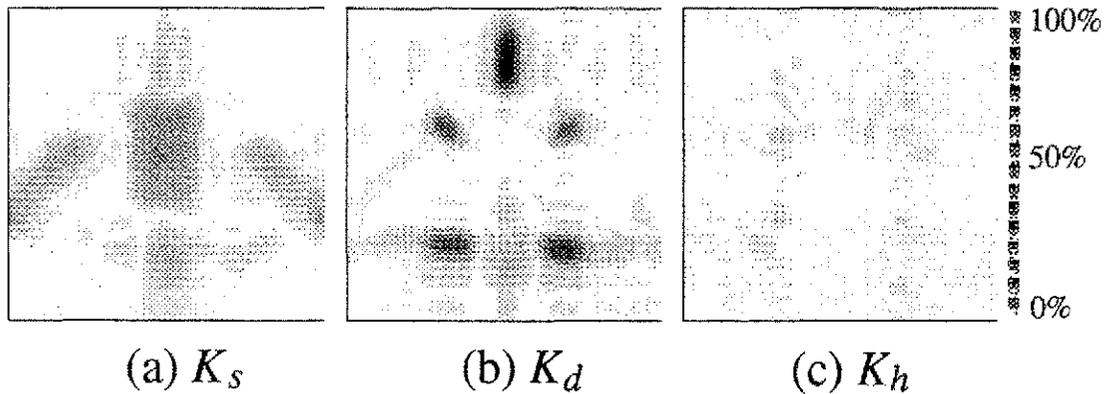


図2.3.4 分解結果



Three component distribution

2.3.6 むすび

散乱行列は今後のレーダーで必須となる観測量である。散乱行列を使うことによって、ここで述べたようなターゲットの分解が可能になり、ターゲットの識別可能性が大きくなる。NASDA/CRL SARによる新潟地域の分類やSIC-C/X-SARによるサロベツ原野の分類などもこの方法で行った。また、散乱行列によって、他にターゲットの強調とクラッタの抑圧、さらにそれを利用した分類もできる。一方、偏波基底に依存しない不変量に基づく解析もできる。

2.4 Polarization Anisotropy 係数による分類

レーダポーラリメトリによるターゲット識別方法のひとつとして、A. I. Kozlovらによって提案されたAnisotropy coefficientを用いる方法がある。このAnisotropy coefficientは、散乱行列の固有値から導出される量であり、偏波基底に依存しない量である。人工物などは比較的偏波依存性の高いものが多いため、散乱行列からターゲットの特徴を推定したり、見つけだす場合に有効である。

2.4.1 Anisotropy coefficient q

まず、散乱行列を固有基底に変換すると、

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \Rightarrow [S(\rho)] = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \quad (|\lambda_1| > |\lambda_2|) \quad (2.4.1)$$

のように対角化される。ここで λ_1 、 λ_2 は固有値である。このとき、得られた固有値から次の二つの関係が導かれる。

$$A = |S_{HH}|^2 + 2|S_{HV}|^2 + |S_{VV}|^2 = |\lambda_1|^2 + |\lambda_2|^2 \quad (2.4.2)$$

$$B = |S_{HH}S_{VV} - S_{HV}^2| = |\lambda_1\lambda_2| \quad (2.4.3)$$

散乱行列が偏波基底であっても、必ず成立する関係式であり、A, Bは偏波基底によらない量である。そしてこの二式より、Anisotropy coefficient q は

$$q = \sqrt{1 - 4 \frac{B^2}{A^2}} = \frac{|\lambda_1|^2 - |\lambda_2|^2}{|\lambda_1|^2 + |\lambda_2|^2} \quad (|\lambda_1| > |\lambda_2|) \quad (2.4.4)$$

として定義される。この値も固有値の大きさのみによって決まる量であり、偏波基底によらない量である。

2.4.2 Anisotropy coefficient q の性質

q の値は、式(2.4.4)より0から1までの範囲に限定される。固有値 λ_1 、 λ_2 が

$$\begin{aligned} &|\lambda_1| = |\lambda_2| \text{ のとき} && q = 0 \\ &|\lambda_1| \neq 0, |\lambda_2| = 0 \text{ のとき} && q = 1 \end{aligned}$$

$q=0$ のときのターゲットは、固有基底が直交する偏波状態において両方の偏波を反射するターゲットでありIsotropic targetと呼ばれる。このような性質のターゲットには、金属平板や球がある。また、この場合は位相を無視しているのでコーナリフレクタもあてはまる。

一方、 $q=1$ のときのターゲットは、固有基底においてある偏波状態の電波は反射するが、

それに直交する偏波状態の電波は反射しないターゲットであり、Anisotropic targetと呼ばれる。このような性質のターゲットとしてはダイポール（ワイヤ）やヘリックスが相当する。

このことから、Anisotropy coefficient q が0に近い値を示したとき、ターゲットはプレートやコーナリフレクタに近い特性を示し、1に近い値を示した場合は、ワイヤに近い特性を示すことが分かる。図2.4.1参照。

しかし、 q は散乱行列の各成分がもつ位相を考慮してないため、プレートとコーナリフレクタを同一のターゲットとしてとらえてしまう。こうした状況を回避し、より詳細なターゲット特性の解析を行うためには、散乱行列の位相情報を含めた一般的な解析手段を講じる必要がある。そこで次に示すAnisotropy coefficient μ' を考える。

2.4.3 Anisotropy coefficient μ'

位相項を考慮した場合も式 (2.4.1) と同様に、ターゲットから得られる散乱行列を固有基底に変換し対角化する。

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \Rightarrow [s(\rho)] = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \quad (|\lambda_1| > |\lambda_2|) \quad (2.4.1)$$

ここで得られた複素固有値 λ_1 , λ_2 から次式の μ' を定義する。

$$\mu = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{|\lambda_1| e^{j\varphi_1} - |\lambda_2| e^{j\varphi_2}}{|\lambda_1| e^{j\varphi_1} + |\lambda_2| e^{j\varphi_2}} \quad (2.4.5)$$

$$= \frac{|\lambda_1|^2 - |\lambda_2|^2 + 2j|\lambda_1||\lambda_2|\sin(\varphi_1 - \varphi_2)}{|\lambda_1|^2 + |\lambda_2|^2 + 2j|\lambda_1||\lambda_2|\cos(\varphi_1 - \varphi_2)}$$

$$\Rightarrow \mu' = \frac{|\mu| - 1}{|\mu| + 1} \quad (2.4.6)$$

ここで上式は、複素平面上で λ_1 , λ_2 がとりうる範囲を、 μ の複素平面上に射影する等角射像変換を表すことになる。そして、この μ の大きさのみを注目して定義した μ' を Anisotropy coefficient として使用すれば、 μ' の範囲は拡張される ($-1 \leq \mu' \leq 1$)。

このように、散乱行列の位相項を考慮しない q と位相項を考慮した μ' では、違いがある。 μ' は Pol SAR 画像の全ての pixel を受信電力による表示だけでなく、位相に関する量を取り込んでいるので、この値からターゲットの特性を調べることや認識、分類が可能であると考えられる。

2.4.4 Anisotropy coefficient μ' の性質

Anisotropy coefficient μ' の値は、-1から1までの範囲に拡張される。以下に代表的な散乱行列に対する q と μ' の値を示す。

target	$[S]$	eigenvalue	q	μ'
	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\lambda_1 = 1$ $\lambda_2 = 1$	0	-1
	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\lambda_1 = 1$ $\lambda_2 = 0$	1	0
	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\lambda_1 = 1$ $\lambda_2 = -1$	0	1

2.4.5 μ の偏角 θ

ここで注意しなければならないことは、Anisotropy coefficient μ' は μ の大きさのみを取り出して定義しているという点である。従って μ の位相情報は使用されていない。この位相情報が、実際のターゲットの特性とどのような関わりをもち、いかなる物理的意味をもつかという点については、今後の検討が必要である。しかし、ターゲットの特性を様々な角度から解析するためには、この μ の位相情報も積極的に処理過程に組み込むことがポイントになると考えられる。

そこで、 μ から大きさ μ' のみでなく、位相情報として μ からの偏角 θ を定義し、 μ' と併せて利用することは意義があると考えられる。

$$\mu = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{|\lambda_1| e^{j\varphi_1} - |\lambda_2| e^{j\varphi_2}}{|\lambda_1| e^{j\varphi_1} + |\lambda_2| e^{j\varphi_2}} = A + jB$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{B}{A} \right) \quad (2.4.7)$$

2.5 Polarimetric Entropy

Polarimetric SAR画像解析を行うため、ターゲットの識別方法の候補としてエントロピーと α angleを使った方法を考える。S.R.Cloud and E.Pottierによって提案された方法であり、Coherency Matrixの固有値と固有ベクトルからエントロピーを定義している。散乱行列は3つの独立な複素成分を持つため、3つの要素を持つCoherencyベクトル k を定義し、 3×3 の行列で散乱特性を表現したものがCovariance matrixである。

2.5.1 Coherency matrix と polarimetric entropyの定義

まず、後方散乱行列 $[S]$ とPauli matrixの積のTraceとりCoherency vector k_p を定義する。

$$k_p = \left[\frac{1}{2} \text{Trace}([S] \sigma_0), \frac{1}{2} \text{Trace}([S] \sigma_1), \frac{1}{2} \text{Trace}([S] \sigma_2) \right]^T \quad (2.5.1)$$

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad \sigma_0 = \sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \sigma_1 = \sqrt{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \sigma_2 = \sqrt{2} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2$: Pauli matrix

この行列は以下の式と同等である。

$$k_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \quad (2.5.2)$$

Covariance matrix $[T]$ を以下のように定義し、その固有値、固有ベクトルを求める。

$$[T] = k_p k_p^{*T} = \begin{bmatrix} \frac{|S_{HH} + S_{VV}|^2}{2} & \frac{(S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^*}{2} & (S_{HH} + S_{VV}) S_{HV}^* \\ \frac{(S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^*}{2} & \frac{|S_{HH} - S_{VV}|^2}{2} & (S_{HH} - S_{VV}) S_{HV}^* \\ S_{HV} (S_{HH} + S_{VV})^* & S_{HV} (S_{HH} - S_{VV})^* & 2 S_{HV} S_{HV}^* \end{bmatrix} \quad (2.5.3)$$

$[T]$ の固有ベクトルを $e_i = [a \ b \ c]^T$ と置いたとき、 e_i が固有ベクトルになるためには式(2.5.4)を満たさなければならない。

$$|a|^2 + |b|^2 + |c|^2 = 1 \quad (2.5.4)$$

$$e_i = \begin{bmatrix} r_a e^{j\theta_a} & r_b e^{j\theta_b} & r_c e^{j\theta_c} \end{bmatrix}^T = e^{j\theta_a} \begin{bmatrix} r_a & r_b e^{j(\theta_b - \theta_a)} & r_c e^{j(\theta_c - \theta_a)} \end{bmatrix}^T \text{ とすると}$$

式(2.5.4)より $|a| \leq 1$ なので $|a| = \cos \alpha_1$ と置くと

$$|b|^2 + |c|^2 = \sin^2 \alpha_1 \quad (2.5.5)$$

よって

$$|b| = \sin \alpha_1 \cos \beta_1 \quad (2.5.6)$$

$$|c| = \sin \alpha_1 \sin \beta_1 \quad (2.5.7)$$

と書くことができる。以上より固有ベクトルは次のように置くことができる。

$$e_1 = e^{j\theta_a} \left[\cos \alpha_1 \quad \sin \alpha_1 \cos \beta_1 e^{j\delta_1} \quad \sin \alpha_1 \sin \beta_1 e^{j\gamma_1} \right]^T \quad (2.5.8)$$

$$e_2 = e^{j\theta_a} \left[\cos \alpha_2 \quad \sin \alpha_2 \cos \beta_2 e^{j\delta_2} \quad \sin \alpha_2 \sin \beta_2 e^{j\gamma_2} \right]^T \quad (2.5.9)$$

$$e_3 = e^{j\theta_a} \left[\cos \alpha_3 \quad \sin \alpha_3 \cos \beta_3 e^{j\delta_3} \quad \sin \alpha_3 \sin \beta_3 e^{j\gamma_3} \right]^T \quad (2.5.10)$$

これから、covariance matrix $[T]$ は次のように対角化することができる。そして、 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ は固有値である。

$$[T] = [U] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} [U]^T \quad [U] = [e_1 \ e_2 \ e_3] \quad (2.5.11)$$

$[U]$: ユニタリ行列

以上より $[T]$ の固有ベクトルによって角度 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ を求めることができ、固有値を用いてエントロピー H と α を定義する。

$$H = \sum_{i=1}^3 P_i (-\log_3 P_i) \quad \text{但し, } P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \quad (2.5.12)$$

$$\alpha = P_1 \alpha_1 + P_2 \alpha_2 + P_3 \alpha_3 \quad (2.5.13)$$

2.5.2 平均化されたcovariance matrixとエントロピー

単一のピクセルからの散乱行列だけでは、教師付きデータを作成しても誤差が含まれるため、ターゲットの領域を表している数個のピクセルや、平均化した代表値としての値が必要になる。そこで、統計量的なデータに対して画像の各ピクセルごとに得られた covariance matrix $[T_i]$ の平均 $\langle T \rangle$ とエントロピー H を以下のように定義する。

$$k_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \quad (2.5.14)$$

$$T_i = k_i k_i^{*T} \quad \langle T \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i \quad (2.5.15)$$

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \quad H = \sum_{i=1}^3 P_i (-\log_3 P_i) \quad (2.5.16)$$

さて、同じターゲットであるが、各ピクセルごとに傾き角が異なるような散乱行列が得られた場合を想定する。傾き角が異なっても、本質的に同じターゲットからの散乱行列なので、その散乱行列は以下のような対角行列形でかける。この形式は散乱行列を固有基底で見たものに相当する。

$$[S] = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & d \end{bmatrix} \quad (2.5.17)$$

この場合、

$$k_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} a+d \\ a-d \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.5.18)$$

$$[T] = \begin{bmatrix} \varepsilon & \mu & 0 \\ \mu^* & \nu & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{|a+d|^2}{2} & \frac{(a+d)(a-d)^*}{2} & 0 \\ \frac{(a-d)(a+d)^*}{2} & \frac{|a-d|^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\varepsilon = \frac{|a+d|^2}{2} \quad \mu = \frac{(a+d)(a-d)^*}{2} \quad \nu = \frac{|a-d|^2}{2} \quad (2.5.19)$$

次に、傾き角 θ を考慮した一般的な $[T_i]$ は以下のような回転行列を掛けて次式になる。

$$[T(\theta)] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\theta & -\sin 2\theta \\ 0 & \sin 2\theta & \cos 2\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon & \mu & 0 \\ \mu^* & \nu & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ 0 & -\sin 2\theta & \cos 2\theta \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \varepsilon & \mu \cos 2\theta & \mu \sin 2\theta \\ \mu^* \cos 2\theta & \nu \cos^2 2\theta & \nu \cos 2\theta \sin 2\theta \\ \mu^* \sin 2\theta & \nu \cos 2\theta \sin 2\theta & \nu \sin^2 2\theta \end{bmatrix} \quad (2.5.20)$$

そこで、全ての角度 θ について平均をとると、

$$\langle T(\theta) \rangle = \frac{1}{\pi} \int_0^\pi [T(\theta)] d\theta = \begin{bmatrix} \varepsilon & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\nu}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\nu}{2} \end{bmatrix} \quad (2.5.21)$$

例えば，例題を考えてみよう。

(1) ワイヤの場合

$$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \langle T(\theta) \rangle = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{4} \end{bmatrix} \quad H = 0.95$$

(2) リフレクタの場合

$$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \langle T(\theta) \rangle = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H = 0.63$$

(3) プレータの場合

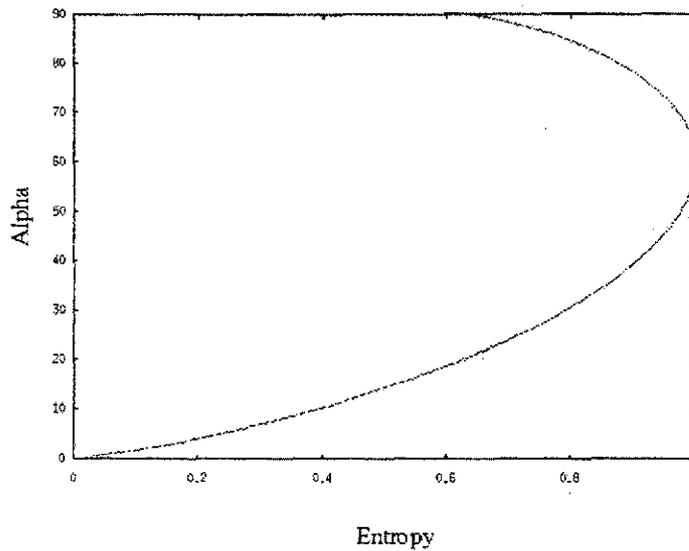
$$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \langle T(\theta) \rangle = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad H = 0$$

従って，この例題によって分かるように，得られたHが各ターゲットのエントロピーの上
 限值である。さらに，エントロピーが最も高くなるような $\langle T(\theta) \rangle$ は次のような形になる。

$$\langle T(\theta) \rangle = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 2\varepsilon & 0 & 0 \\ 0 & \nu & 0 \\ 0 & 0 & \nu \end{bmatrix} \quad (2.5.22)$$

このようにエントロピーHは0から1までの範囲をとり，散乱のランダム性を表している。
 H=0ならば同じの散乱となり，H=1で完全ランダムな散乱を表現している。

角度 α は偏波依存性を表す値で0°でプレート，45°でワイヤ，90°でコーナーリフレクタ
 になる。



曲線は各 α に対してエントロピーの上限を表している。曲線の内部に値は必ず入る。

参考文献

- [1] S.R.Cloud and E.Pottier, "A review of target decomposition theorems in radar polarimetry," *IEEE Trans.Geosci.Remote Sensing*, vol.34, pp.498-518, Mar.1996.
- [2] S.R.Cloud and E.Pottier, "A Entropy Based Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR," *IEEE Trans.Geosci.Remote Sensing*, vol.35, no.1, pp.68-78, Jan.1997.

第3章 Polarimetric FM-CW Radar

3.1 FM-CW Radarの原理

周波数変調 (FM) を施した連続波 (CW) を送信信号として目標物体に照射し、送信信号とその物体からの反射信号のビート周波数を取り、このビート周波数によって物体までの距離を求める、という方法を利用したものがFM-CWレーダである。

鋸波状波での周波数変調を行うとすれば送信信号の角周波数は、

$$\omega_i(t) = \omega_0 + \frac{\Delta\omega}{\Delta t} t \quad (3.1)$$

但し ω_0 : 初期角周波数
 $\Delta\omega$: 掃引角周波数幅
 Δt : 掃引時間

そのとき、位相 $\theta_i(t)$ は式(3.1)を積分して得られ、

$$\theta_i(t) = \int \omega_i(t) dt = \omega_0 t + \frac{\Delta\omega}{2\Delta t} t^2 \quad (3.2)$$

従って、送信信号 $V_i(t)$ は次式となる。

$$V_i(t) = V_T \cos \left(\omega_0 t + \frac{\Delta\omega}{2\Delta t} t^2 \right) \quad (3.3)$$

但し V_T : 振幅

この信号が送信され物体で反射しアンテナに戻るまでに τ だけ遅れる。また、反射によって位相が ϕ だけ遅れるので、受信信号は式(3.4)のようになる。

$$V_r(t) = g V_R \cos \left(\omega_0(t - \tau) + \frac{\Delta\omega}{2\Delta t} (t - \tau)^2 + \phi \right) \quad (3.4)$$

但し V_R : 振幅 g : 物体での反射係数

この送信信号と受信信号を用いて2乗検波を行うと、次式からビート信号が得られる。

$$V_b(t) = \left\{ V_i(t) + V_r(t) \right\}^2 \quad (3.5)$$

但し $V_i(t) = V_T \cos \alpha$ $V_r(t) = g V_R \cos \beta$

ここで、 $\alpha = \omega_0 t + \frac{\Delta\omega}{2\Delta t} t^2$ $\beta = \omega_0(t - \tau) + \frac{\Delta\omega}{2\Delta t} (t - \tau)^2 + \phi$
 とすると式(3.5)は、

$$V_b(t) = \frac{V_T^2}{2} (\cos 2\alpha + 1) + \frac{g^2 V_R^2}{2} (\cos 2\beta + 1) + g V_T V_R \left\{ \cos(\alpha + \beta) + \cos(\alpha - \beta) \right\} \quad (3.6)$$

この式において、 $(\cos 2\alpha + 1)$ 、 $(\cos 2\beta + 1)$ 、 $\cos(\alpha + \beta)$ は不要成分なので、ノイズも含め、ハイパスフィルタ、ローパスフィルタで取り除く。その結果、ビート信号は式(3.7)となる。

$$V_b(t) = gV_T V_R \cos \left\{ \left(\omega_0 \tau + \frac{\Delta \omega}{2\Delta t} \tau^2 \right) + \frac{\Delta \omega}{\Delta t} \tau t \right\} \quad (3.7)$$

このとき、ビート周波数 f_b は式(3.8)で表される。ここまでの説明を図3.1に示す。

$$f_b = \frac{\Delta f}{\Delta t} \tau \quad (3.8)$$

もし比誘電率 ϵ_r の媒質中でのアンテナ-物体間の距離を R とすると、

$$\tau = \frac{2R\sqrt{\epsilon_r}}{C} \quad (3.9)$$

式(3.8)、(3.9)より距離 R は、
$$R = \frac{C\Delta t}{2\sqrt{\epsilon_r}\Delta f} f_b \quad (3.10)$$

よって、比誘電率 ϵ_r が分かれば f_b により R を求めることができる。これがFM-CWレーダの原理である。

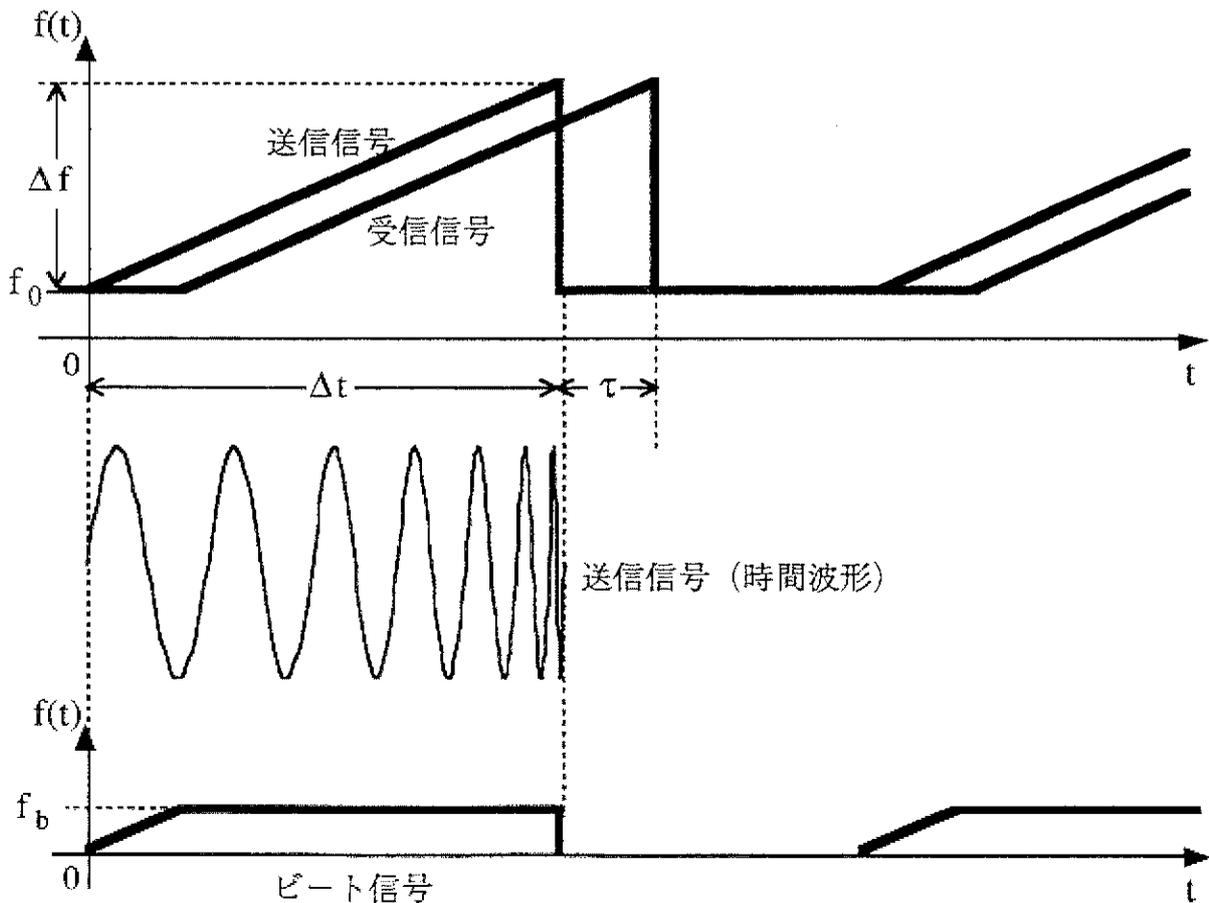


図3.1 ノコギリ波とビート信号

実際には、図3.2のようにフーリエ変換により周波数領域での強度分布を求めることにより、ターゲットの距離が得られる。

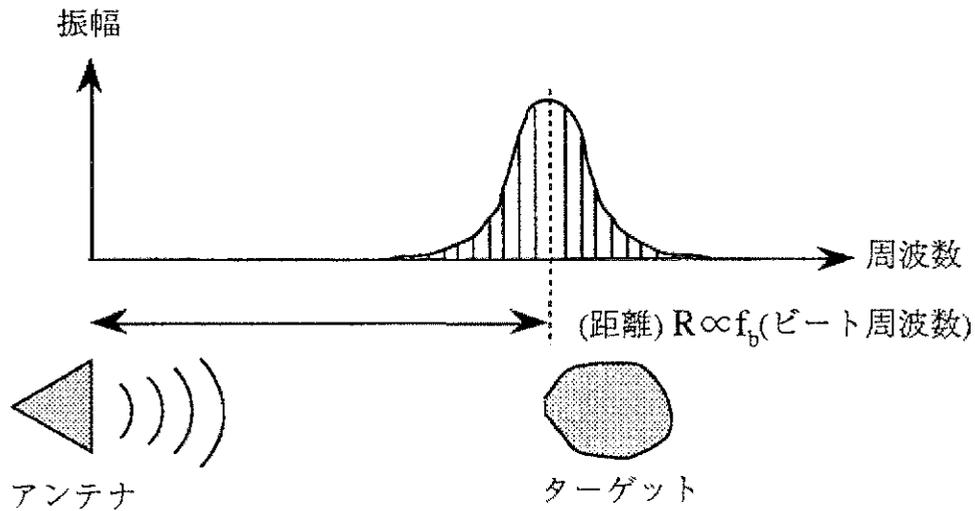


図3.2 ビート周波数とターゲットまでの距離

3.2 FM-CW Radarと散乱行列

従来FM-CWレーダを，図3.3のようにアンテナの向きを変えて測定を繰り返し行うことにより，偏波を考慮した物体の反射係数を得ていた。この反射係数は物体の散乱情報を表しており散乱行列の各要素として利用することができる。但しH: 水平偏波，V: 垂直偏波，また，後方散乱なので， $S_{HV} = S_{VH}$ となる。

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{HV} & S_{VV} \end{bmatrix} \doteq \begin{bmatrix} g_{HH} & g_{HV} \\ g_{HV} & g_{VV} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

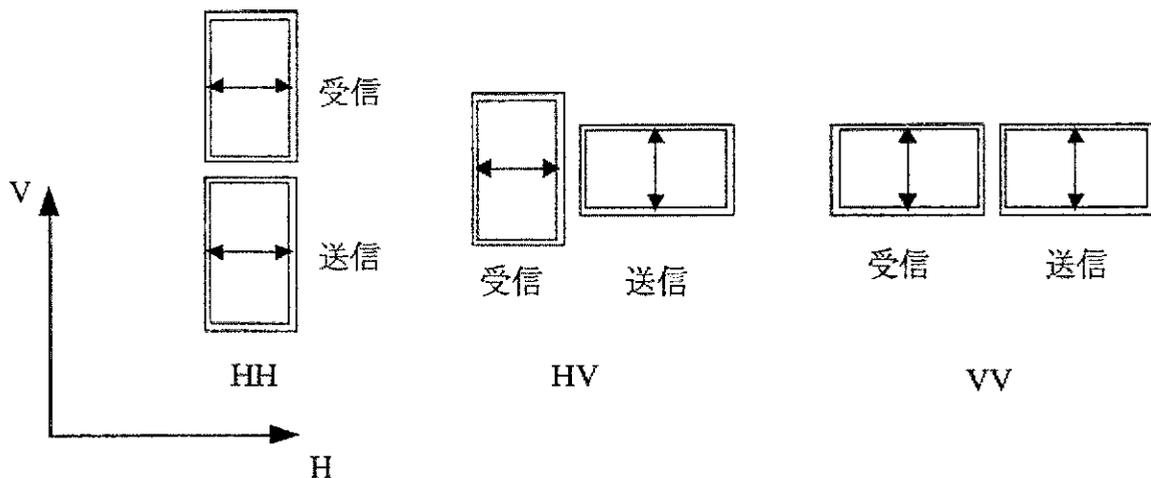


図3.3 散乱行列の各成分とアンテナ配置の関係

3.3 Real-Time Full Polarimetric FM-CW Radar

アンテナの配置を換えて測定を繰り返す測定では，動作しているターゲットの測定や，車に乗せ，走りながらの散乱行列取得などは不可能である。そこでReal-Timeで散乱行列を

取得することが必要であり、そのためのハードウェアを構成した。

3.3-1 ハードウェア構成

図3.4にシステム構成を示す。装置全体は同期クロックによって動作している。鋸歯状波発生回路から掃引発振器へ鋸歯状波が送られ、それを基に周波数変調した波を発生させ、送信信号としている。受信アンテナによって受信された信号は、送信信号と共にD・Bミキサによってビート信号が作られる。ビート信号は各フィルタを通り、不要な成分を除去したのちA/Dコンバータによってデジタルに変換し、外部RAMに記録される。

ここでFull Polarimetric 測定を行うため、受信アンテナから外部RAMまでの部分を2つ設けて、2チャンネル同時測定を行っている。これにより、H又はV偏波送信時に受信偏波H,Vの同時測定が可能となる。測定されたデータは順にコンピュータに送られ、以後の処理を行う。

また、送信偏波を切り換えるために、各偏波送信アンテナを用意し制御信号により送信アンテナを切り換える。図3.5にそのタイムチャートを示す。制御信号はパソコンからの初期化コマンドによりlowとなり、システム内カウンタからのリセット信号により、high, lowをくりかえし、その信号に従って図3.6のSwitch（ピンダイオード）が送信波を③、④のアンテナに切り替える。

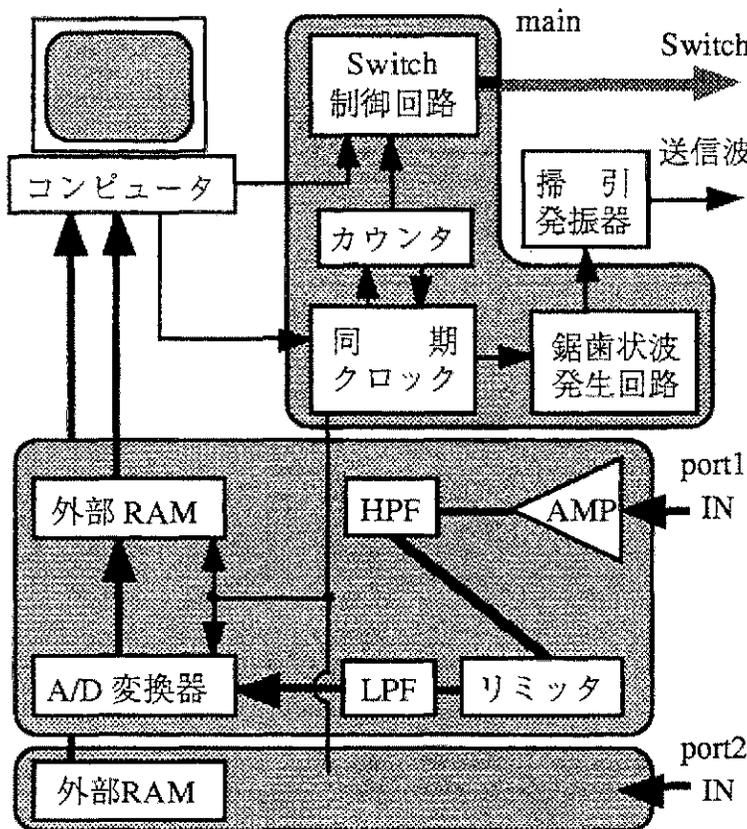


図3.4 システム構成図

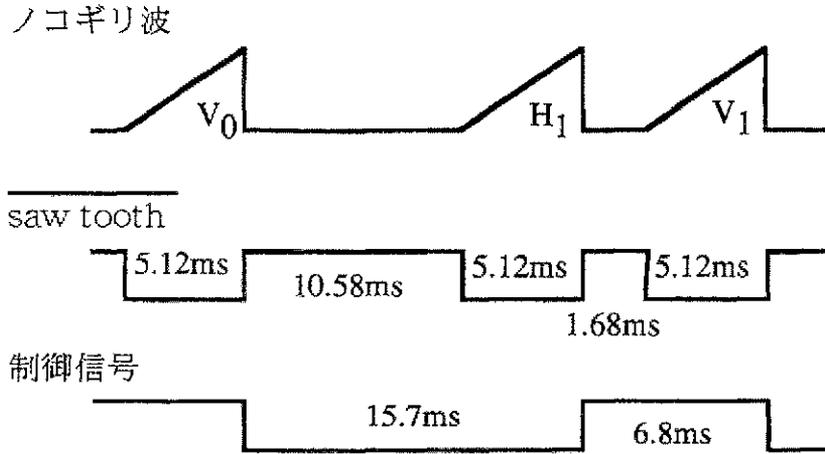


図3.5 タイムチャート

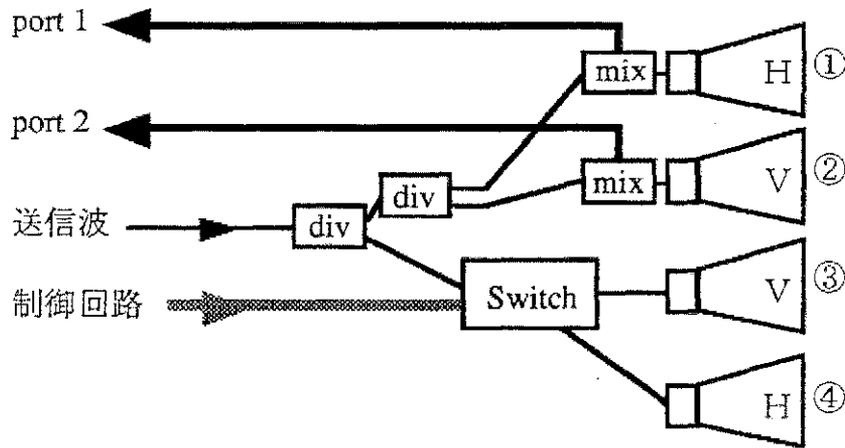


図3.6 アンテナ部分

3.3-2 アンテナの配置

monostatic radarを仮定すると、送受信のアンテナは同じ位置になければならない。この点を考慮し、図3.7のようにFM-CWレーダのアンテナ配置を考えた。HH, VV成分測定時には、アンテナ中心は全体の中心と一致するが、HV, VH成分測定時にはそれぞれ左右にずれてしまう。全てのアンテナ中心が一致するような配置は不可能であり、monostaticなレーダとするためにコンパクトにすることを優先した。

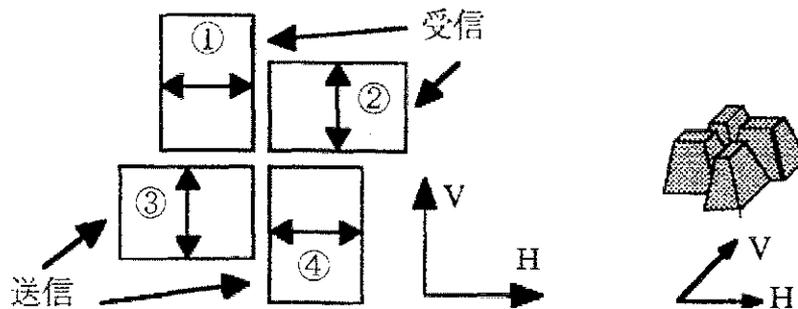


図3.7 アンテナ配置図

3.3-3 Real-Time 測定

Real-Time測定を行うためには、ビート信号の周波数を実時間で求めることが必要である。ここでは、図3.8のように、測定したデータは次のデータ測定中にDSPボードでFFTをするという具合に、擬似的な並列処理を行っている。また、結果のグラフィック表示には、アセンブラを用いてグラフィックRAMの領域に直接データを書き込んでいる。このため、測定してから分類結果表示までに22.5~33msecの時間が必要となるが、1秒間に44.4回(22.5msec/回)の測定表示が可能である。

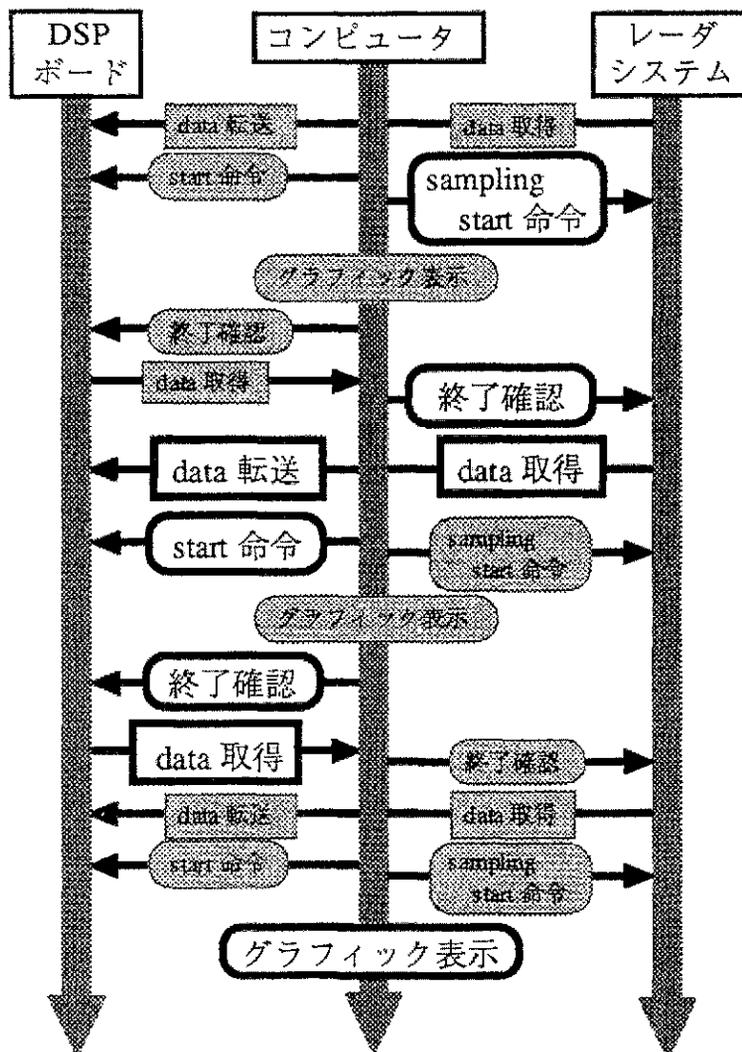


図3.8 測定までの流れ

3.3-4 Polarimetric Calibration

以上のシステムから得られる散乱行列は、図3.9のように各成分の測定経路が異なるために相関がとれておらず、また、アンテナ配置の誤差などを含んだものとなっている。そこで、Polarimetric Calibrationを行い、正しい散乱行列を求める。ターゲットでの実際の散乱行列を[S]、システムにより測定される散乱行列を[Z]とすると式(3.12)のような関係が成り立つ。

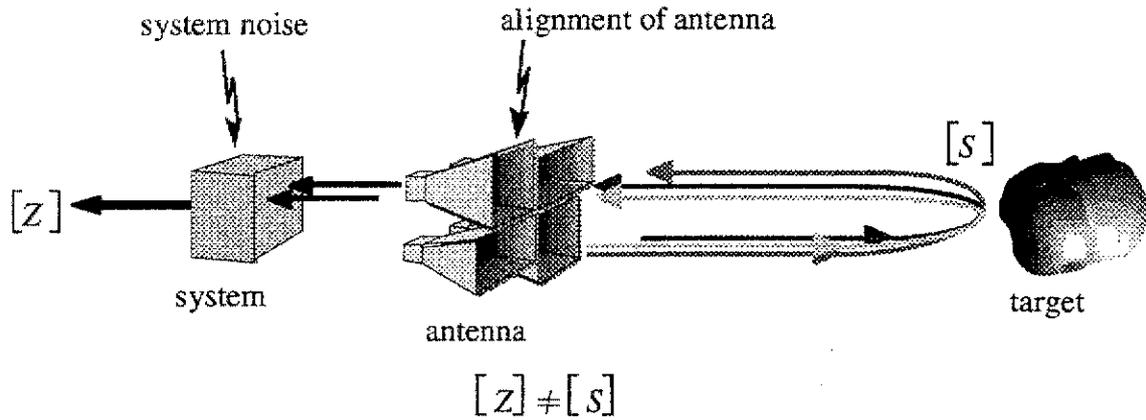


図3.9 測定経路の違いと散乱行列

$$\begin{bmatrix} Z_{HH} & Z_{HV} \\ Z_{HV} & Z_{VV} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & f_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{HH} & f_2 S_{HV} \\ f_2 S_{HV} & S_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & f_1 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

ここで f_1 はCo-pol channel imbalance, f_2 はX-pol channel imbalance という。この f_1, f_2 を求めることにより, Calibration が可能となる。

f_1, f_2 の導出には 45° に配置した線状物体を用いた。このときの散乱行列の理論値を式(3.13)に示す。

$$[S] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

この行列は式(3.14), (3.15)のような性質を持っているため,

$$\arg(S_{HH}^* S_{VV}) = 0, \quad \arg(S_{HH}^* S_{HV}) = 0 \quad (3.14)$$

$$\frac{S_{VV}^* S_{VV}}{S_{HH}^* S_{HH}} = 1, \quad \frac{S_{HV}^* S_{HV}}{S_{HH}^* S_{HH}} = 1 \quad (3.15)$$

f_1, f_2 は,

$$|f_1| = \left| \frac{Z_{VV}^* Z_{VV}}{Z_{HH}^* Z_{HH}} \right|^{1/4}, \quad \arg(f_1) = \frac{1}{2} \arg(Z_{HH}^* Z_{VV}) \quad (3.16)$$

$$|f_2| = \left| \frac{Z_{HV}^* Z_{HV}}{(Z_{HH}^* Z_{HH})(f_1^* f_1)} \right|^{1/2}, \quad \arg(f_2) = \arg\left(\frac{Z_{HH}^* Z_{HV}}{f_1}\right) \quad (3.17)$$

として求めることができる。これにより, ターゲットでの実際の散乱行列[S]は[Z]から式(3.18), (3.19), (3.20)として求めることができる。

$$S_{HH} = Z_{HH} \quad (3.18)$$

$$S_{HV} = \frac{Z_{HV}}{f_1 f_2} \quad (3.19)$$

$$S_{Vv} = \frac{Z_{HV}}{f_1 f_1} \quad (3.20)$$

3.3-5 データの取り扱い

作製したシステムは、400kHzのサンプリングで2048点のデータを外部RAMに書き込んでいるが、距離精度はそれほど必要ではなく、また、データ数を減らして時間を短縮するため、20点置きにデータを取得している。つまり、20kHzのサンプリングで102点のデータを用いている。しかし、DSPボードによるFFT処理の段階ではゼロパディングにより、見かけ上のデータを増やし、512点にしている。更に、グラフィック表示の際には、時間短縮のために3点おきに88点（264点分、測定可能距離の約半分）だけ表示している。

第4章 Polarimetric Calibration

4.1 はじめに

Polarimetricレーダを実現するには、散乱行列の4要素を正確に測る必要がある。アンテナをはじめとする各種デバイスについて直交する偏波基底で位相情報、振幅情報を合わせておく必要がある。しかし、レーダシステムを作る立場からは4つの偏波チャンネルを同時に合わせることは不可能である。そのため、レーダシステムを作成後に偏波特性が既知の校正用ターゲットを用いて、データを取得し、そのデータを用いて偏波チャンネル間の補正を行うPolarimetric Calibrationが行われている。

校正用ターゲットの種類として、球状、面状、線状ターゲットがある。広帯域な周波数を使う高分解能レーダでは、校正用ターゲットは、使用する周波数帯域に依存しない偏波特性を持つことが重要である。現在実用化されているレーダの比帯域（周波数帯域幅と中心周波数との商）は、約5%程度である。研究面では、それ以上の比帯域で実験や解析を行っている。これまでパルスレーダで行われているPolarimetric Calibrationでは、球状の性質を持つtrihedral corner reflector、面状の性質を持つdihedral corner reflectorが広帯域の校正用ターゲットとして用いられている。一方、ここでは直線偏波基底で扱い易く、球状及び面状ターゲットと異なる散乱行列を持つ性質に着目して(表4.1)、線状ターゲットを用いたPolarimetric Calibrationを検討した。線状ターゲットとは、波長に比べて十分細い半径の線状導体で長さは無限長のものを指す。その線状ターゲットとして直線状wireがある。しかし、球状及び面状ターゲットと比較するとRCSが非常に小さい。そこで現在実用化されているレーダの比帯域よりも十分広帯域でwireと同じ偏波特性を持ち、かつRCSが大きい平行平板ターゲットを考案した。

表4.1 基本ターゲットの散乱行列

Calibrator	Scattering matrix $[S]$ in the linear polarization basis (hv)
Trihedral corner reflector	$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
Dihedral corner reflector	$[S] = \begin{bmatrix} \cos 2\psi & \sin 2\psi \\ \sin 2\psi & -\cos 2\psi \end{bmatrix}$
Wire	$[S] = \begin{bmatrix} \cos^2 \psi & \sin \psi \cos \psi \\ \sin \psi \cos \psi & \sin^2 \psi \end{bmatrix}$

Ψ : 方向角 (Orientation angle)

以下に提案した平行平板ターゲットの偏波散乱特性を、その後にPolarimetric Calibrationを示す。実験及び理論解析から、このターゲットによるPolarimetric Calibrationが有効であるこ

とを示す。

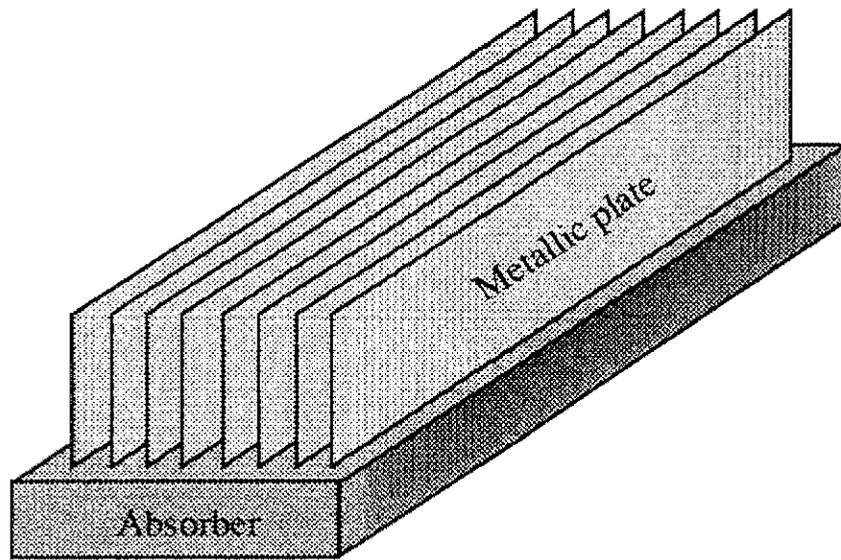


図4.1 平行平板ターゲット

4.2 動作原理

線状の性質を持つターゲットとして、直線状wireがある。しかし、RCSが小さいため実現が難しく、大きなRCSを持つ線状ターゲットが望まれていた。そこで、図4.1に示すような大きなRCSを持つ線状ターゲットを考案した。これを平行平板ターゲットと呼ぶ。平行平板ターゲットは、電波吸収体上に金属板を歯形に配列して構成されているものである。図4.2は、ターゲットの概念的な偏波散乱機構を示している。但し、金属板のエッジに平行な偏波を水平偏波 h 、同様に垂直な偏波を垂直偏波 v とする。

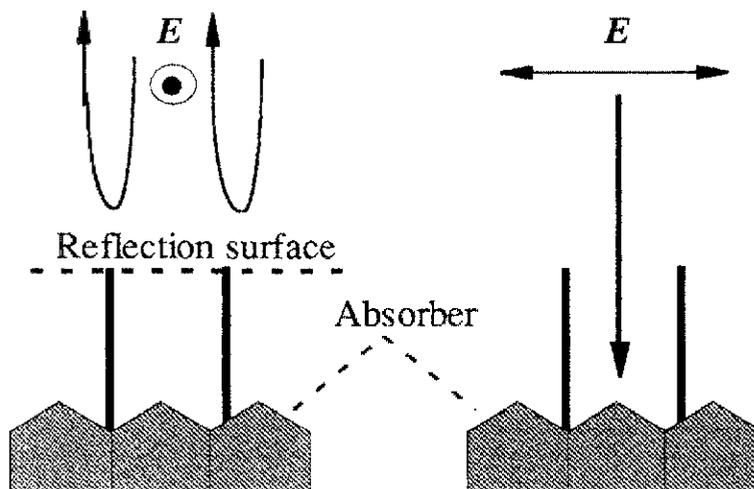


図4.2 散乱機構

右側の v 偏波入射時に、電波は平板の影響を受けずに通過し、電波吸収体により吸収されるが、左側の h 偏波入射時には、平行平板導波路のCut off条件のため電波は内部に侵入できず、エッジ面で反射する。そのため、面全体の反射から大きなRCSが得られると予想される。さらにCut off周波数以下では、周波数によらず全く同じ反射形態となるので、非常に広帯域である。

4.3 散乱行列とPolarimetric Calibration

Polarimetricレーダで取得される情報は 2×2 の複素振幅を要素に持つSinclair散乱行列である。直線偏波基底（水平h, 垂直v）とし、さらにmonostaticなレーダを仮定すると散乱行列は次のように表現できる。

$$[S_{hv}] = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad S_{vh} = S_{hv} \quad (4.1)$$

レーダから得られる散乱行列（校正前の散乱行列，以下，測定散乱行列とする） $[Z]$ は，アンテナのアライメント，実験環境及びシステムに起因する誤差などにより，行列の要素間で微小な相対情報の誤差を含んでいる(図4.3)。

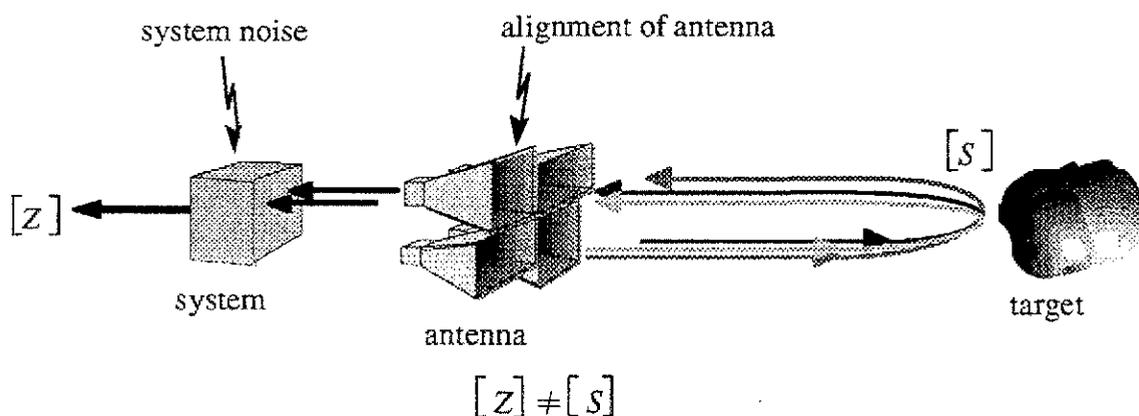


図4.3 測定経路の違いと散乱行列

要素間の相対情報（振幅・位相）の誤差成分は次のように定義される。

$$\begin{aligned} Z_{hh} - Z_{vv} &: \text{Co-Pol channel imbalance} \\ Z_{hh} - Z_{hv} &: \text{X-Pol channel imbalance} \end{aligned}$$

Polarimetric Calibrationの概念は， Z_{hh} を基準とし，Co-Pol channel imbalance，X-Pol channel imbalanceを修正し， $[Z]$ から $[S]$ を求めることである。校正の際に必要な誤差成分は次のようにVan Zylにより提案された方法を一部変更することで求めることができる。

まず，測定散乱行列 $[Z]$ は，校正された散乱行列（理論上の散乱行列）を $[S]$ とすると，次のような関係式で表現できる。

$$[Z] = [R][S][T] \quad (4.2)$$

$[R]$ ， $[T]$ は，受信及び送信でシステムに依存する偏波誤差要因に関する行列である。また，相反性により次式が成立する。

$$[R] = [T]^T \quad (4.3)$$

各行列の成分を次のように展開する。

$$\begin{bmatrix} Z_{hh} & Z_{hv} \\ Z_{hv} & Z_{vv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \delta_2 \\ \delta_1 & f_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \delta_1 \\ \delta_2 & f_1 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

但し、 δ_1 、 δ_2 は送受信システム間のcross-talkを表す変数である。 f_1 はCo-Pol channel imbalanceを示す変数であり、例えばhh、vv偏波で、同じターゲットを測定した際に生ずる振幅及び位相誤差を表す。 δ_1 、 δ_2 を求めるための校正法は、cross-talk calibrationと呼ばれ、 f_1 を求めるための校正法は、relative phase and relative amplitude calibrationと呼ばれている。

δ_1 、 δ_2 は一般に微小な値となることから、relative phase and relative amplitude calibrationの手法を利用する。この校正法を使用する場合、式(4.4)は簡略化され、次式となる。

$$\begin{bmatrix} Z_{hh} & Z_{hv} \\ Z_{kv} & Z_{vv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & f_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & f_1 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

上式で、 f_1 を導出すれば、Co-Pol channel imbalanceの除去が可能である。さらに、X-Pol channel imbalanceを除去するために、式(4.2)、(4.5)を次のように置き換える。

$$\begin{aligned} [\mathbf{Z}] &= [\mathbf{R}][\mathbf{W}][\mathbf{T}] \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & f_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{hh} & f_2 S_{hv} \\ f_2 S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & f_1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.6)$$

$$[\mathbf{W}] = \begin{bmatrix} S_{hh} & f_2 S_{hv} \\ f_2 S_{hv} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

f_2 はX-Pol channel imbalanceを示し、 S_{hv} 成分にのみ関係していると考えられる。 $[\mathbf{W}]$ は、 f_2 を除去する前の仲介行列である。以下に f_1 、 f_2 の導出過程を示す。

(1) X-Pol channel imbalanceを含んだ $[\mathbf{W}]$ に対し、relative phase and relative amplitude calibrationを行い、 f_1 を求める

(2) W_{hv} に対し、同様な計算方法で f_2 を求める

ここで、45°傾いたwireを校正用ターゲットとして使用したとすると、

$$[\mathbf{S}] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & i \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

この行列は次のような性質を持っているため、Co-Polチャネル、X-Polチャネルにおける散乱行列の各要素は理論的に次式を満たさなくてはならない。

$$\begin{aligned} |S_{hh}| &= |S_{vv}| = 1 & \arg(S_{hh}^* S_{vv}) &= 0 \\ |S_{hh}| &= |S_{hv}| = 1 & \arg(S_{hh}^* S_{hv}) &= 0 \end{aligned} \quad (4.9)$$

式(4.9)の条件を用いると非常に簡単に f_1 、 f_2 を以下のように導出できる。

$$\begin{aligned}
|f_1| &= \left| \frac{Z_{vv}^* Z_{vv}}{Z_{hh}^* Z_{hh}} \right|^{\frac{1}{2}} & \arg(f_1) &= \frac{1}{2} \arg(Z_{hh}^* Z_{vv}) \\
|f_2| &= \left| \frac{Z_{hv}^* Z_{hv}}{Z_{hh}^* Z_{hh} f_1^* f_1} \right|^{\frac{1}{2}} & \arg(f_2) &= \arg\left(\frac{Z_{hh}^* Z_{hv}}{f_1}\right)
\end{aligned}
\tag{4.10}$$

1回の測定で上式によって f_1 , f_2 が決定でき、この点がwireを使う利点である。

4.4 偏波と受信電力

偏波状態は、幾何学的パラメータellipticity angle ε , tilt angle τ で示される(図4.4)。

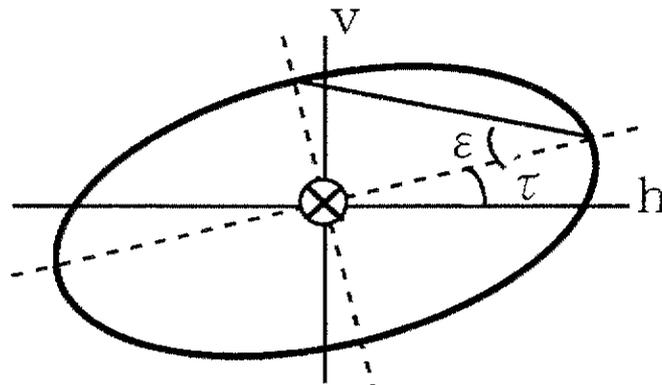


図4.4 だ円偏波の幾何学的パラメータ

各偏波状態での散乱行列による受信電力を平面上にプロットした図を、偏波シグネチャと呼び、偏波シグネチャからターゲットの偏波特性を視覚的にとらえることができる。また、受信電力が極値(max, saddle, null)となる ε , τ の組は特徴的偏波状態である。これは散乱行列の固有値解析により求められ、ターゲットの偏波特性が数値的に捉えられる。Co-PolチャネルにおけるwireのCo-Pol maxにおける偏波状態は、直観的・物理的にもわかるように直線偏波($\varepsilon=0^\circ$)で、方向角($\tau=\psi$)である。そこで、特徴的偏波状態のCo-Pol maxを用いて偏波特性の評価を行う。

4.5 FD-TD法解析

平行平板ターゲットの想定される特性を確認するために、FD-TD法を用いて理論解析を行った。図4.5に解析空間、図4.6にターゲットモデルの設定を示す。格子サイズは $100 \times 100 \times 100$ 、格子間隔1cm、単位ステップ時間を16.7psに設定した。

金属平板のモデル化は、表面で電界の接線成分を0とし、ターゲットモデルの長さ a , c , d は実験で使用する周波数帯の最高周波数における波長 λ_0 で正規化した。この解析では、 $\lambda_0=20$ cmを想定している。平板間隔 a は、Cut off周波数を考慮に入れて $0.4\lambda_0$ とし、エッジの長さ b は変数として解析を行ったため $b=n\lambda_0$ としている。計算を行う際、解析境界をMurの1次吸収境界条件とした。解析方法として、平行平板ターゲットの偏波特性及び

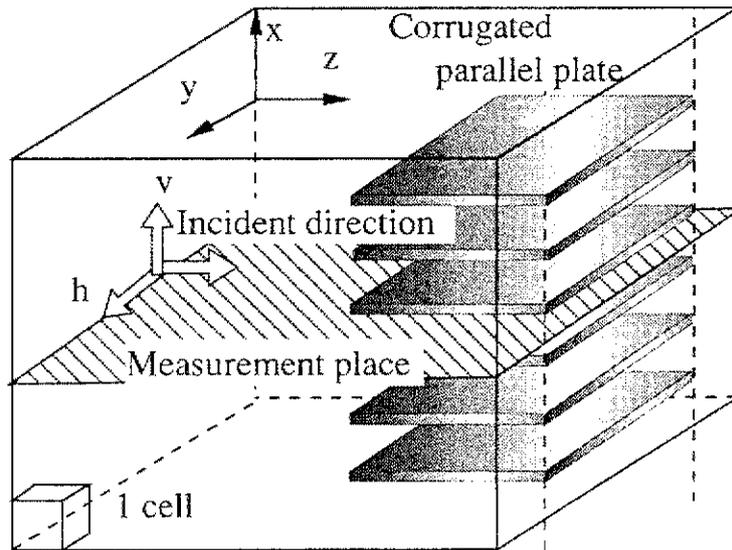


図4.5 解析空間

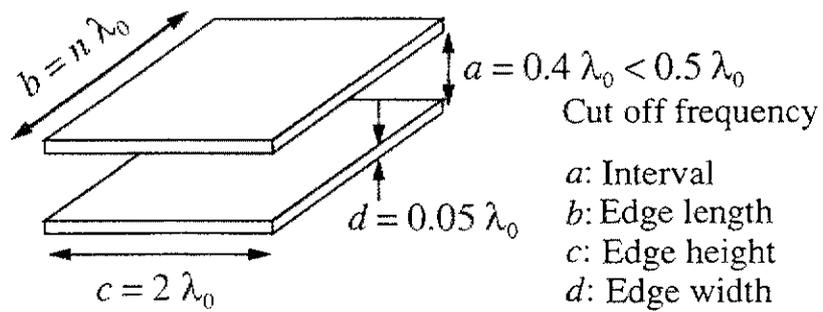
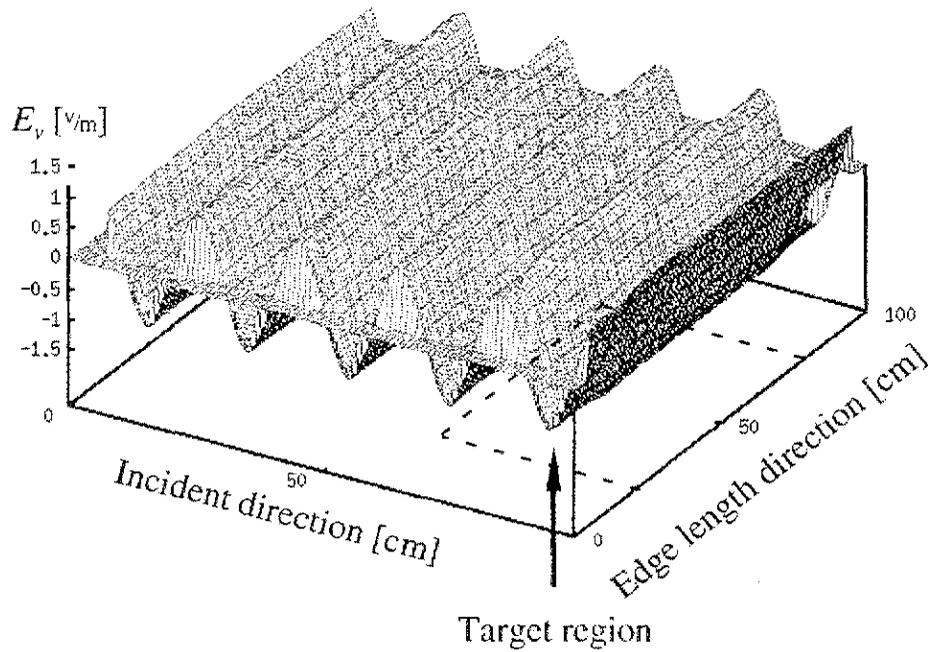
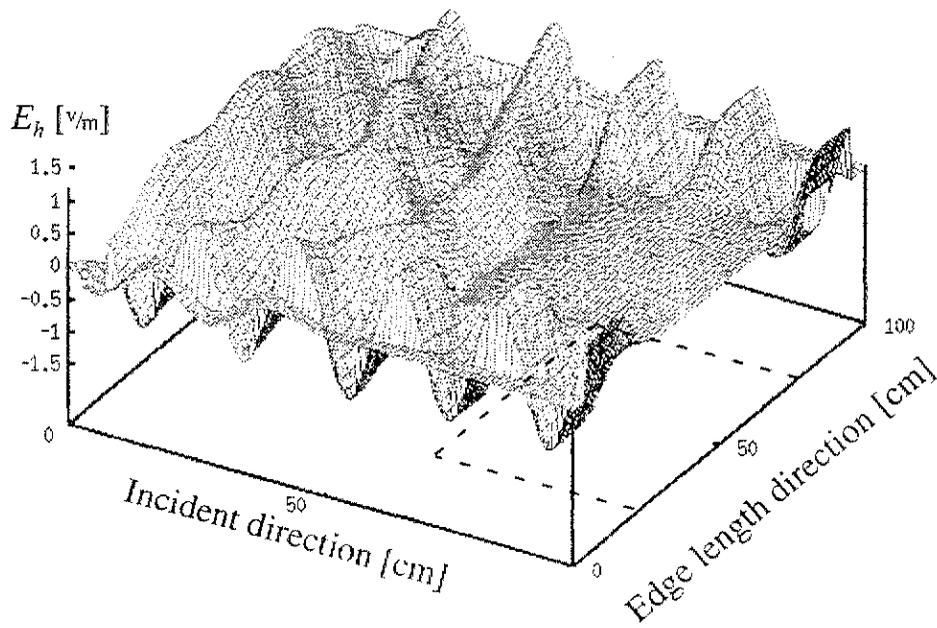


図4.6 ターゲットサイズ



(a) Incident of vertically polarized wave



(b) Incident of horizontally polarized wave

図4.7 瞬時電界による偏波特性結果

内部減衰特性を調べる際には、解析領域を入射波と反射波が存在するTotal領域、反射波のみ存在する散乱領域に分け、後方散乱行列、RCSを求める際には、散乱波のみ存在する領域で、遠方界変換を行った。以下に、解析内容及び結果を示す。

4.5.1 平行平板ターゲットの水平垂直偏波特性

水平・垂直偏波をそれぞれ入射させたときの最終ステップにおける瞬時電界を図4.7に示す。(a)は垂直偏波を入射した場合であるが、ターゲットの影響を受けずに伝搬していることがわかる。ターゲットの透過波は、ターゲットの下にある電波吸収体により吸収される。図4.7(b)は水平偏波を入射した場合で、ターゲット内部では波の伝搬が見られず減衰している。ターゲット外部では波の伝搬が見られる。これらの結果より平行平板ターゲットの偏波特性が確認できる。

4.5.2 平行平板ターゲット内部減衰特性

平行平板ターゲットは金属平板間を導波管とみなせる。実験及びシミュレーションを行う際には、 $b \rightarrow \infty$ におけるCut off周波数を考慮し、それより低い周波数を用いる。

エッジの長さ $b \rightarrow \infty$ とした場合の減衰定数は次式で表される。

$$\alpha = \sqrt{k^2 - \left(\frac{\pi}{a}\right)^2}, k = \frac{2\pi f}{c}, f = \frac{c}{\lambda_0} \quad (4.11)$$

上式を計算すると、 $\alpha = 2.0 \text{ dB/cm}$ となる。このときの減衰曲線を理論減衰曲線とする。

図4.8は、観測スライス面内の長さ b の中央における伝搬方向に対する電界強度を表している。この電界強度はsin波を入射し、十分定常とみなせる時間ステップから最終ステップまでDFTを施すことで得られる。

図4.8の結果より、ターゲット内部では急激に減衰し、ターゲットモデルから20cmで約40dB落ち込んでいることが分かり、理論減衰曲線と一致している。

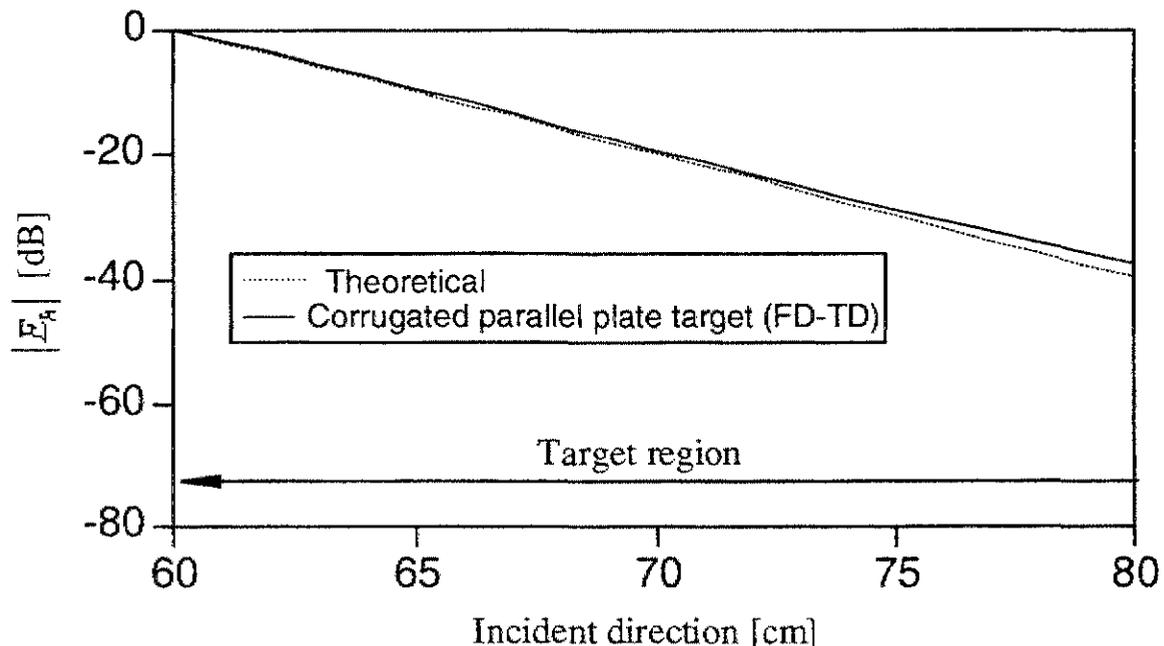


図4.8 観測スライス面内の長さ b の中央における伝搬方向に対する電界強度

4.5.3 Co-Polチャネルによる偏波特性結果

平行平板ターゲットが、wireと同様の偏波特性であることを確認するために、Co-Polチャネルにおける特徴的偏波状態を求めた。理論におけるwireの受信電力は、このターゲットに平行な直線偏波を入射しCo-Polチャネルで受信したとき、最も強い受信電力が得られる。そのことから、方向角 $\psi = 45^\circ$ のwireを配置したときの理論値は、 $\epsilon = 0^\circ$ 、 $\tau = 45^\circ$ で極大となる。

表4.2は、Co-Polにおける平行平板ターゲットの特徴的偏波状態を表している。結果から、平行平板ターゲットは、Co-Pol maxがwireと同様であることから、wireとして認識されていることがわかる。

表4.2 Co-Polにおける平行平板ターゲットの特徴的偏波状態

b (Edge length)	Co-Pol max	
	ϵ (degree)	τ (degree)
λ_0	0	45
$2\lambda_0$	0	45
$3\lambda_0$	0	45

4.5.4 平行平板ターゲットのRCS（後方散乱断面積）

平行平板ターゲットの定量的な解析を行うためにplateのRCSの比較を行った。比較方法を図4.9に示す。plateの大きさは、金属平板間及びエッジ部分を含む断面積としている。

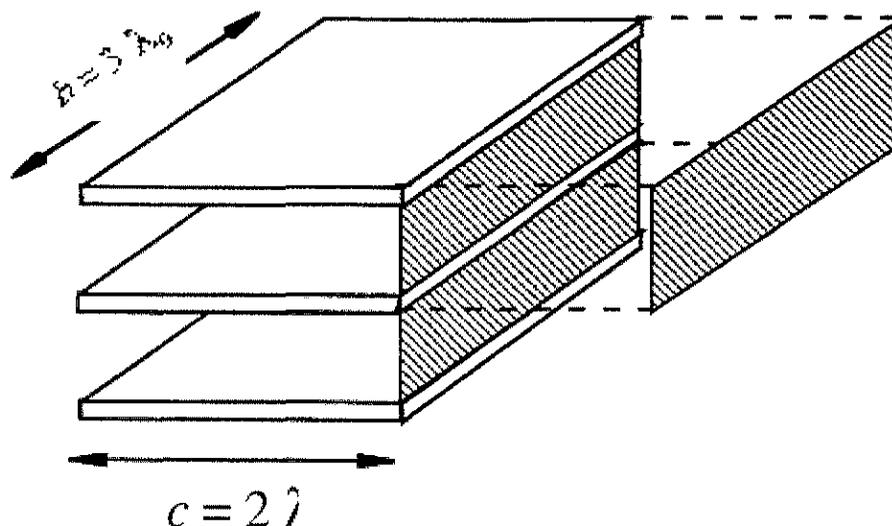


図4.9 RCSの比較面積

解析結果を図4.10に示す。比較するplateのRCS[8]は、PO近似を用いて次のように表現できる。

$$\begin{aligned} \text{RCS}_{\text{plate}} &= \frac{4\pi}{\lambda^2} (\text{plate area})^2 \\ &= \frac{4\pi}{\lambda^2} \left[\{n(a+d) - a\} b \right]^2 \end{aligned} \quad (4.12)$$

n は平板の枚数である。図4.10より、平行平板ターゲットは、plateと同様の特性を示し、RCSが大きいことが分かる。さらに、Cut off周波数以上では、RCSの減衰が見られる。これらより、当然ではあるが、平行平板ターゲットを用いる際は、導波管のCut off周波数以下で行うことが重要である。

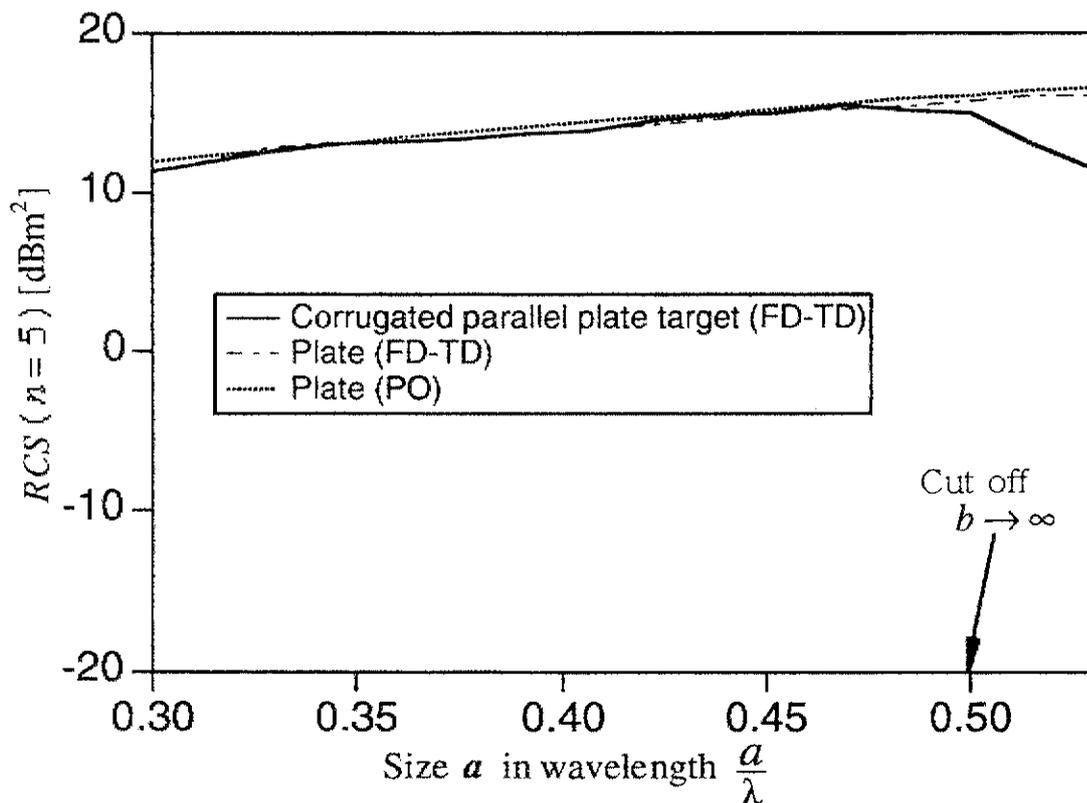


図4.10 プレートとのRCSの比較

4.6 校正実験

測定状況を図4.11に示す。レーダ方式はFM-CWレーダとし、掃引周波数を14.5～15.5GHzの1GHz（比帯域約7%）に設定して、校正用ターゲットを $\psi = 45^\circ$ に配置して測定を行った。校正用ターゲットは、金属板5cm×85cmのものを8mm間隔で20枚並べたものである。アンテナを2次元走査させて得られた測定データに合成開口処理を行い、高さ115cmにおけるスライス面(64×64ピクセル)の測定散乱行列を導出した。この測定散乱行列によるspan imageを図4.12に示す。span imageは散乱行列全要素の2乗和で与えられる。このimageからターゲットと想定される場所100ポイントを取り出し、3節で示した校正法により各ピクセルの f_1 , f_2 を導出した。この値の分布図を図4.13に示す。図において、 f_1 , f_2 の値は密集しており、ターゲット全体が同じ偏波特性であることがわかる。

各ピクセルに対応する導出した誤差成分 f_1 , f_2 に対して, 校正前と校正後の相対情報の変化を求めた。図4.14, 図4.15に示す。横軸が相対振幅(電力), 縦軸が相対位相である。この校正用ターゲットが理論の散乱行列として得られる場合, Co-Pol channel ($S_{hh} - S_{ww}$), X-Pol channel ($S_{hh} - S_{hv}$)の相対振幅, 相対位相はそれぞれ0dB, 0degとならなければならない。両図の校正前と校正後を比較すると, 校正後の値はほぼ図の中心部(もしくは相対位相 $\pm 180^\circ$ 近辺)に点在することがわかる。

次に, 同じターゲット(平行平板ターゲット)を用い, ψ を 0° , 30° , 60° , 90° , -30° , -60° 変化させ, 測定を行った。これまでと同様にピクセルを取り出し, 平均化した誤差成分及び測定散乱行列を求め, Polarimetric Calibrationを行った。表4.3に校正後における平行平板ターゲットのCo-Pol maxを示す。wireのCo-Pol maxの理論値は, 方向角に関係なく $\epsilon = 0^\circ$ で, τ は方向角に依存することから, 実験結果により平行平板ターゲットは, wireと同様の偏波特性を持つことがわかる。

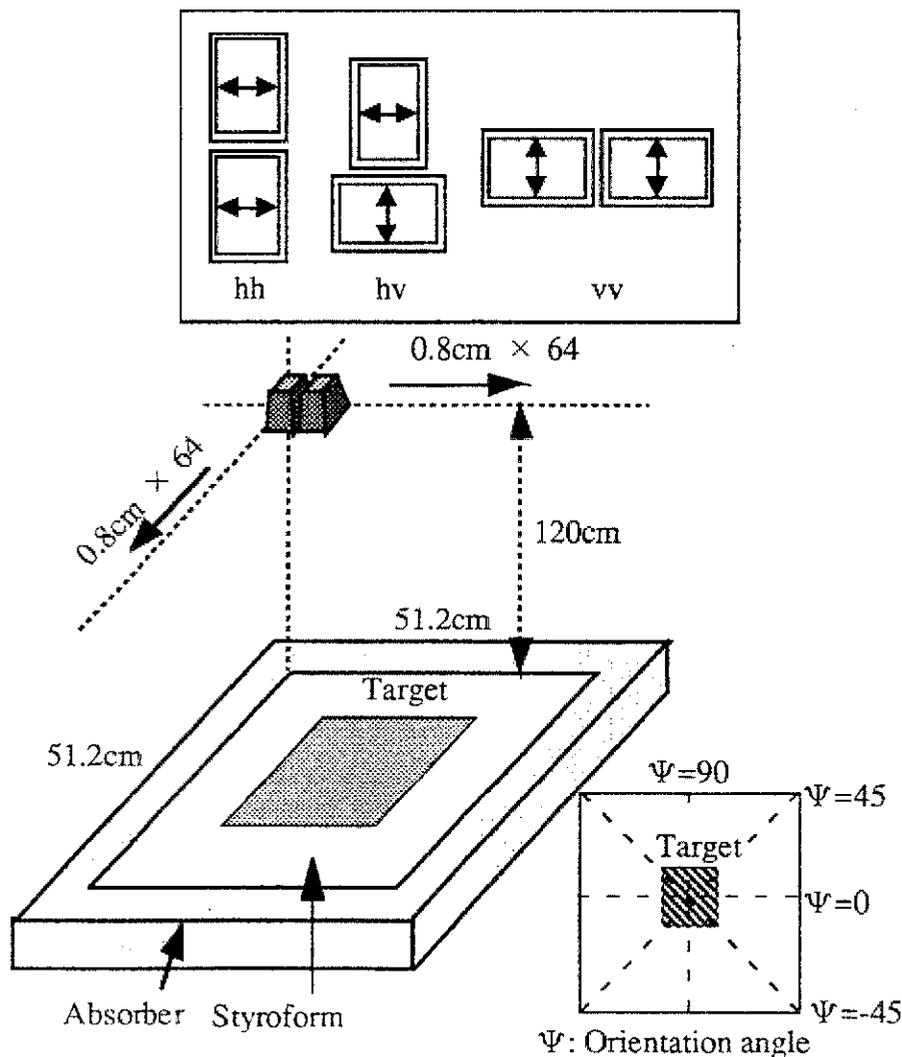


図4.11 測定状況

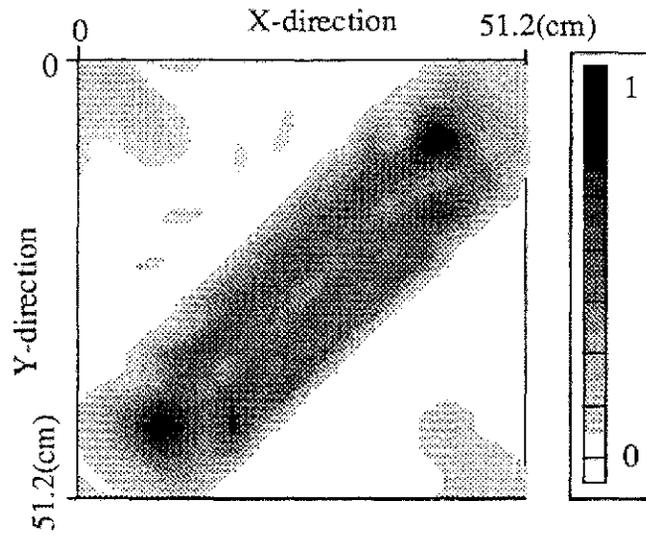


図4.12 Span Image

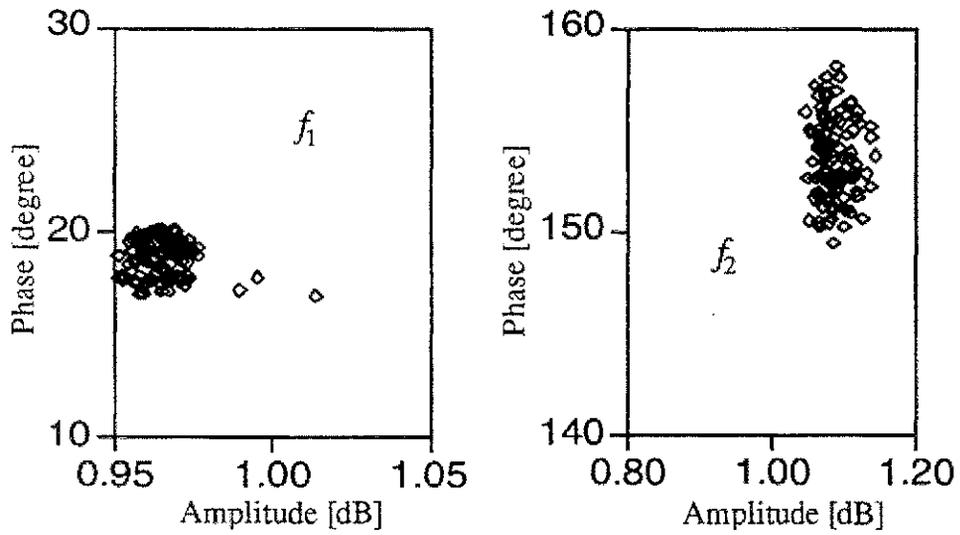


図4.13 平行平板ターゲットの校正ファクター

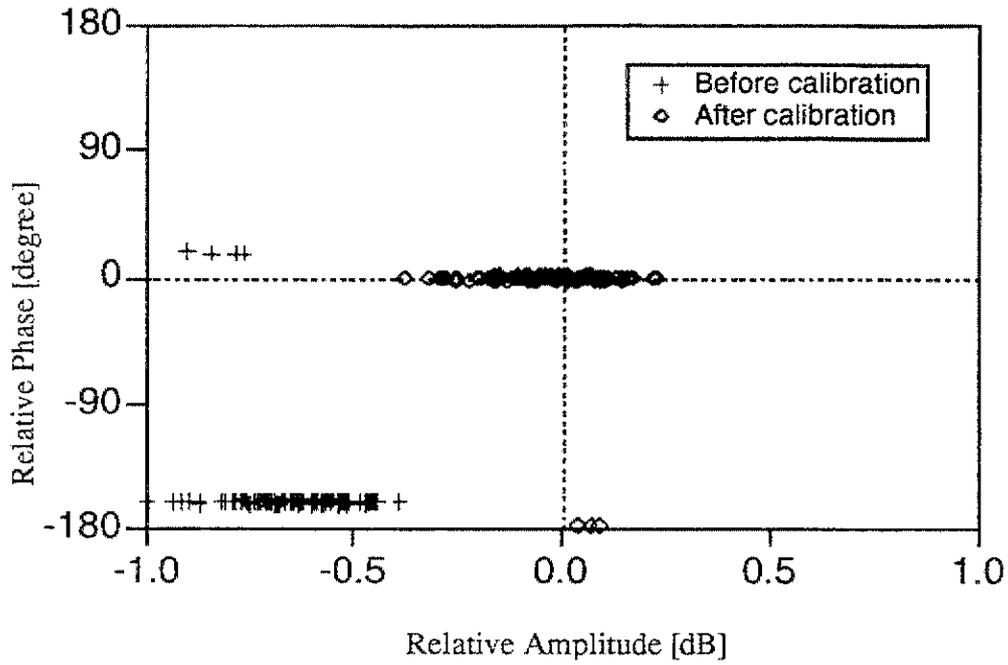


図14 Co-Pol チャンネルにおける平行平板ターゲット
($\Psi=45^\circ$) の相対振幅, 相対位相特性

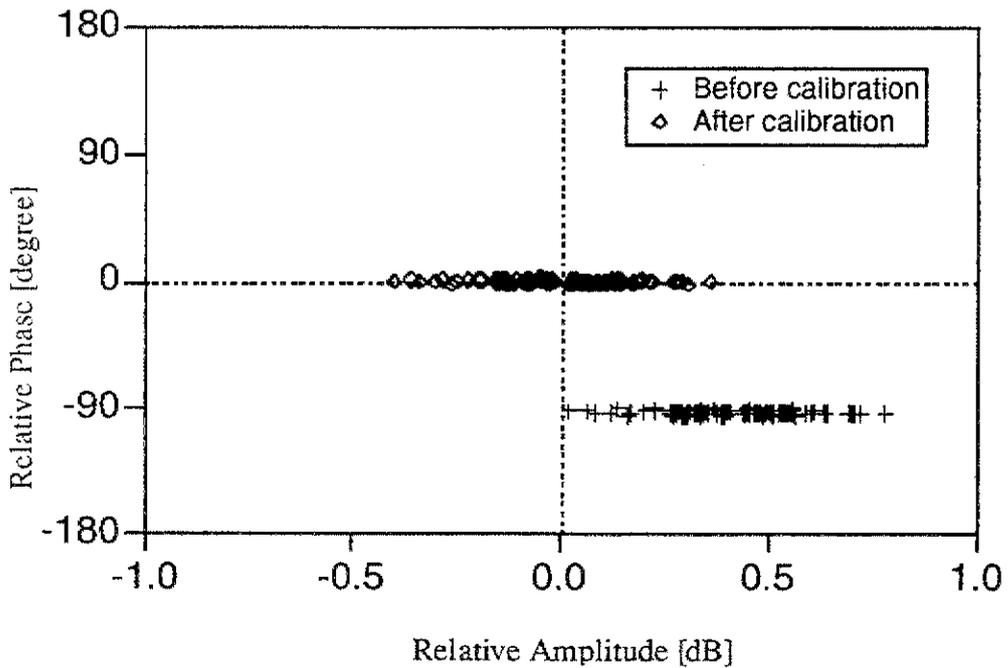
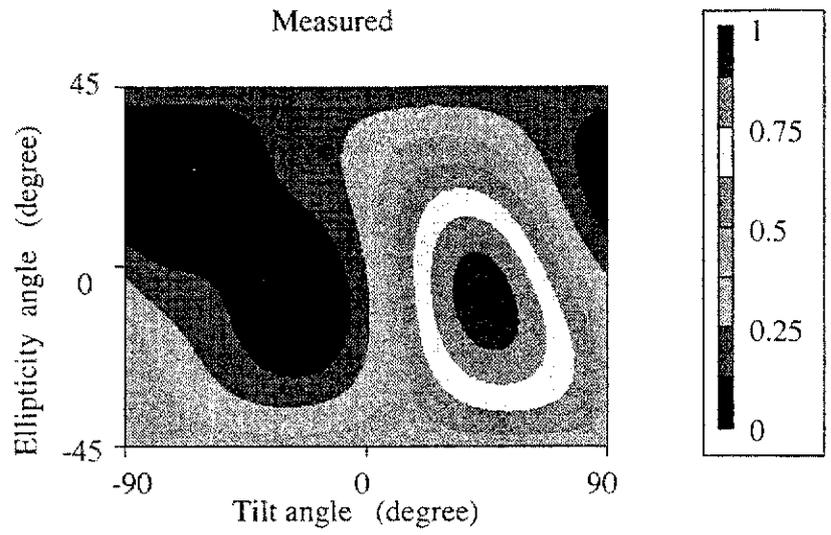
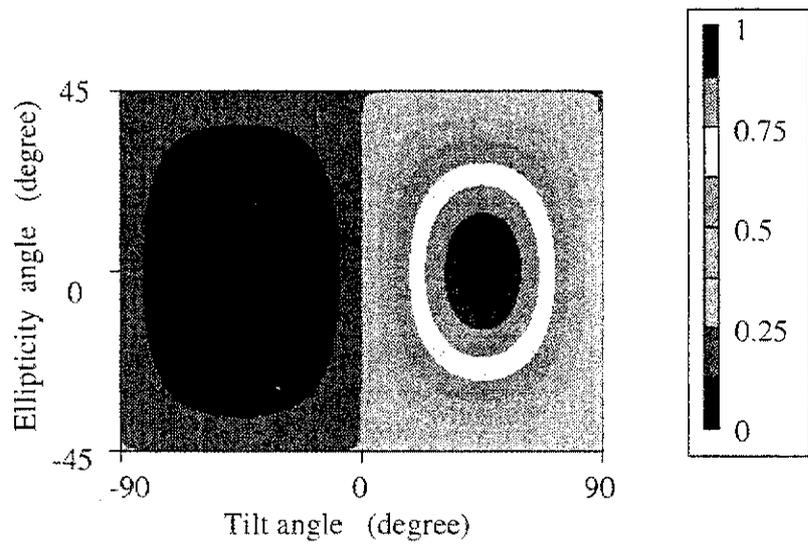


図15 X-Pol チャンネルにおける平行平板ターゲット
($\Psi=45^\circ$) の相対振幅, 相対位相特性

表4.3 校正後のCo-Pol max

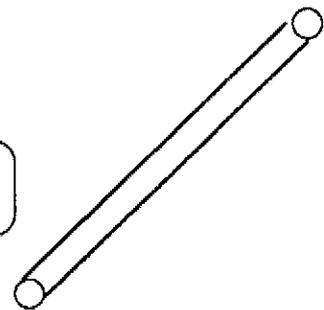


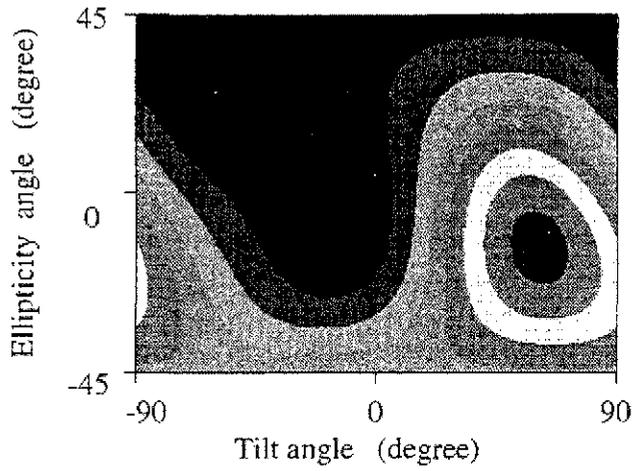
A polarimetric signature in the Co-Pol channel



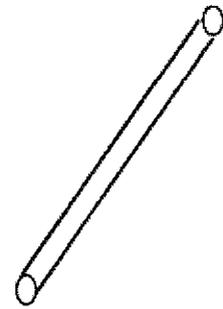
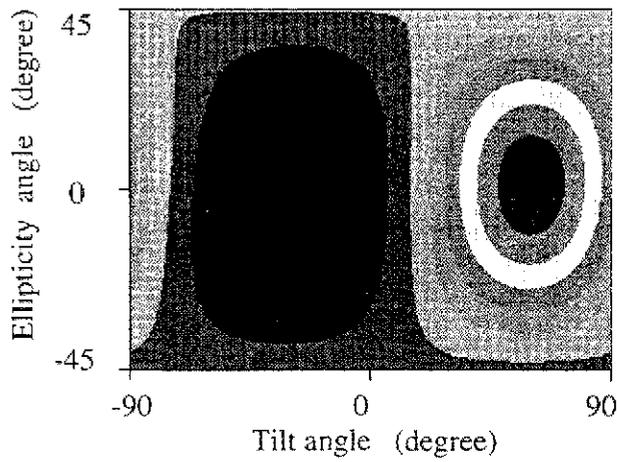
The calibrated polarimetric signature

45 degree oriented linear target

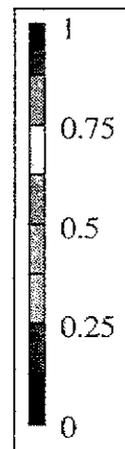
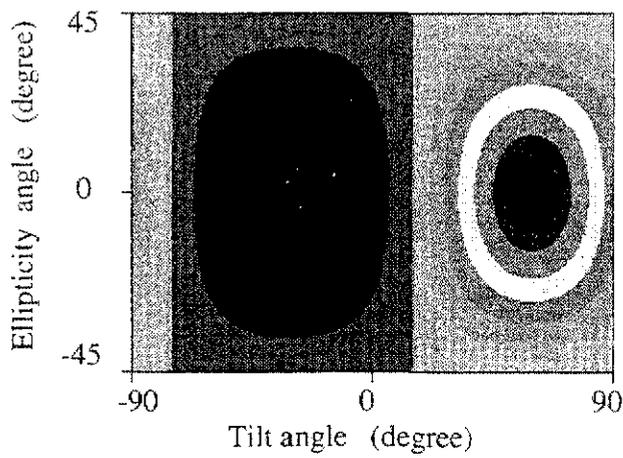




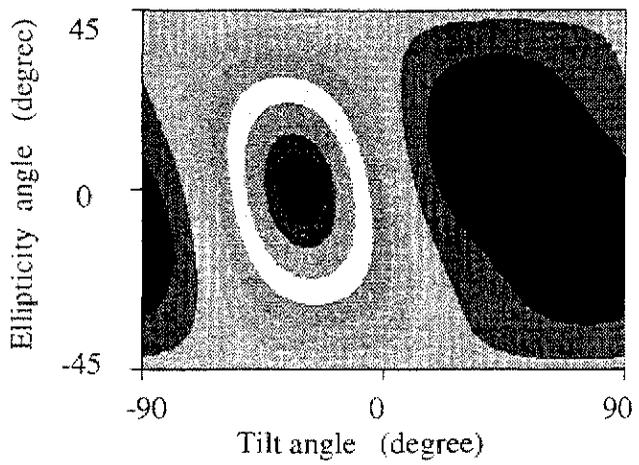
A polarimetric signature in the Co-Pol channel



The calibrated polarimetric signature

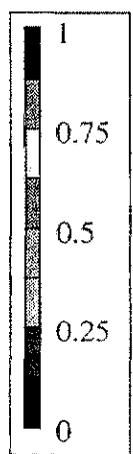
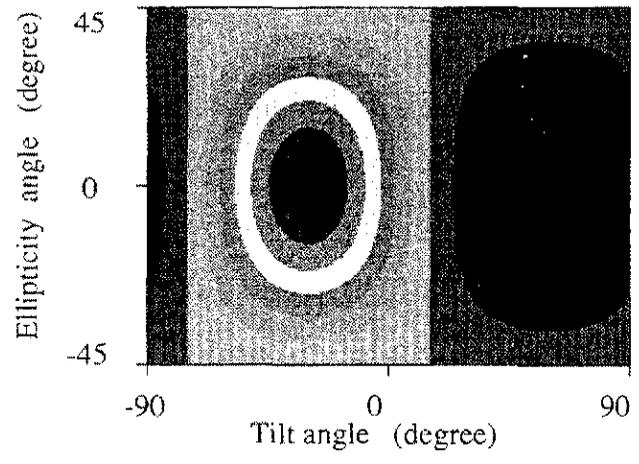
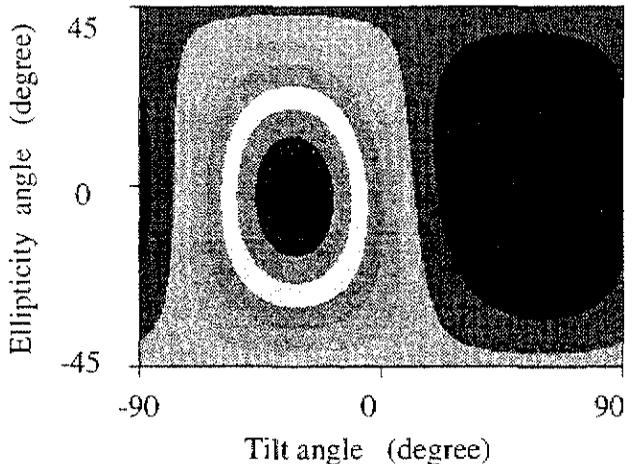
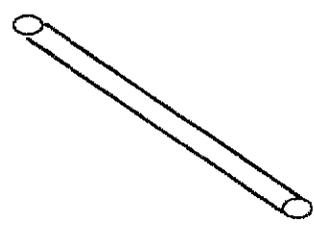


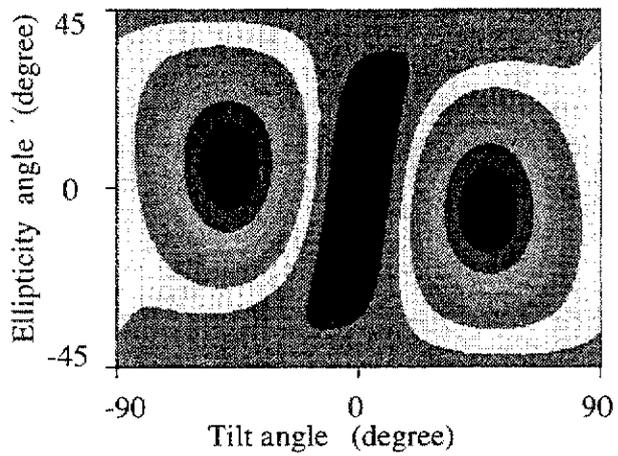
Theoretical polarimetric signature



-30 degree oriented linear target

A polarimetric signature in the Co-Pol channel

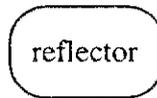
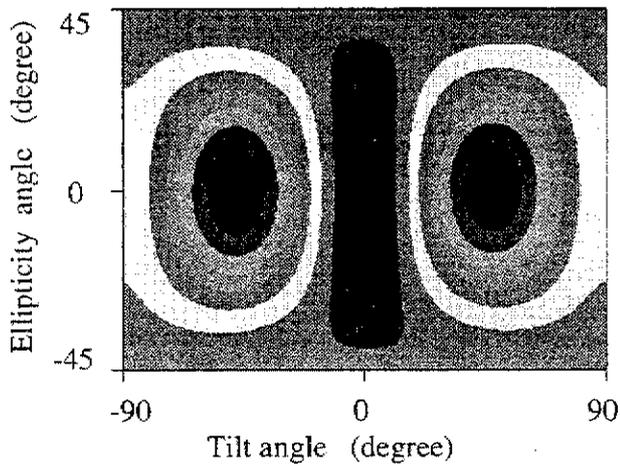




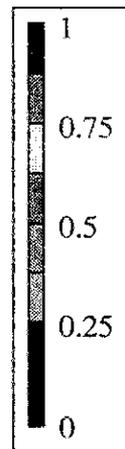
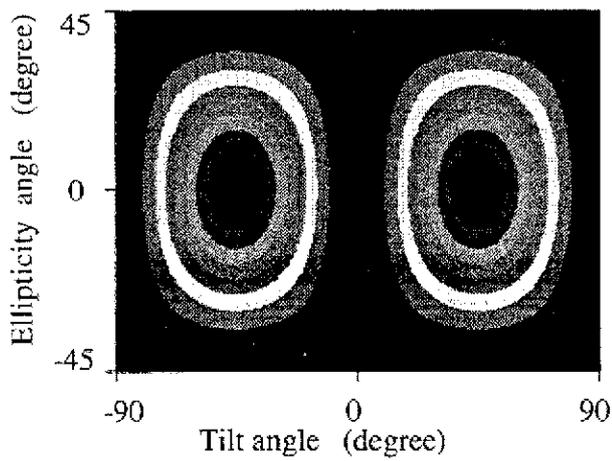
Measured



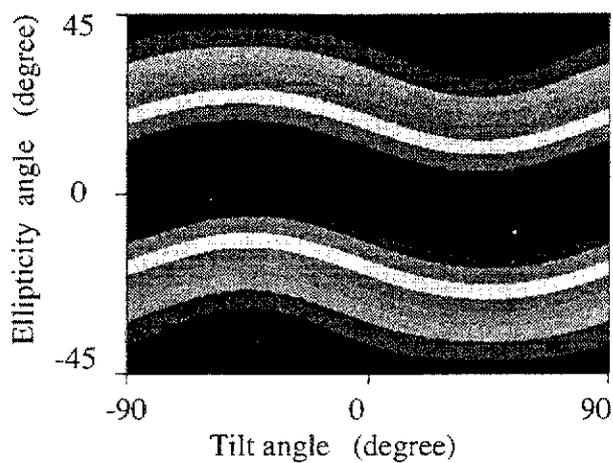
A polarimetric signature in the Co-Pol channel



The calibrated polarimetric signature

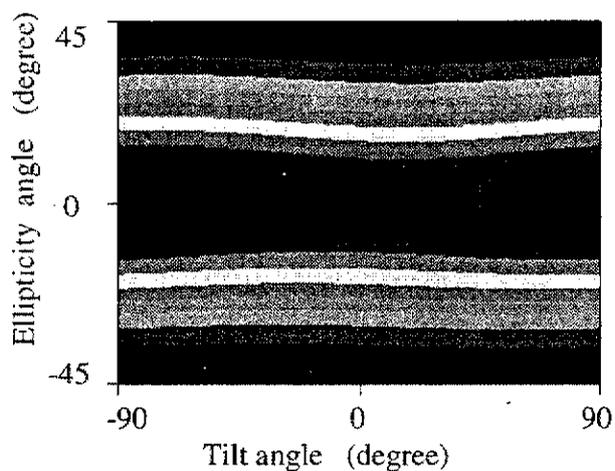


Theoretical polarimetric signature



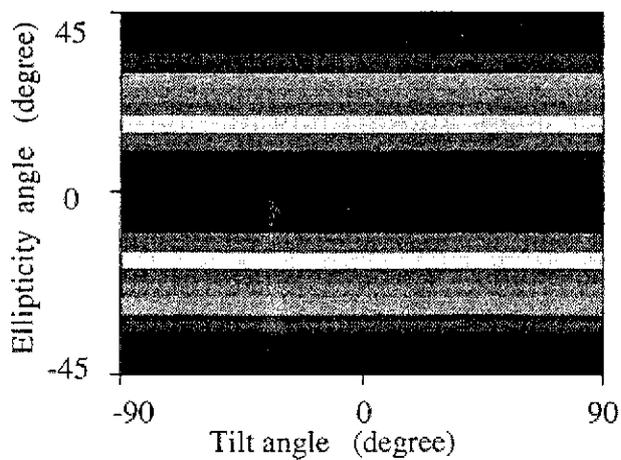
Measured

A polarimetric signature in the Co-Pol channel



plate

The calibrated polarimetric signature



Theoretical polarimetric signature

orientation angle (degree)	Co-Pol max	
	ε (degree)	τ (degree)
± 90	0.0	± 89.7
60	1.2	60.3
30	1.3	29.9
0	-0.5	-0.2
-30	-2.6	-32.4
-60	3.8	-62.0

4.7 校正誤差に関する考察

本章では、平行平板ターゲットにおける測定散乱行列の各要素に含まれる誤差成分が、Co-Pol maxの偏波状態に対してどのような影響を及ぼすか検討する。測定散乱行列を次のように表す。

$$[Z] = \begin{bmatrix} 1 & A_2 e^{j\phi_2} \\ A_2 e^{j\phi_2} & A_1 e^{j\phi_1} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

但し、 A_1 、 A_2 は振幅誤差成分、 ϕ_1 、 ϕ_2 は位相誤差成分である。上式で、方向角 $\phi = 0^\circ$ を考えると、このときの散乱行列の理論値は、hh偏波成分が1で残りの要素は0となる。このような散乱行列を測定する場合、1に比べて、どの程度の大きさの測定値を0とみなすかで測定精度は左右される。実験に用いたFM-CWレーダシステムでは、 $A_1 = A_2 = -23$ dB程度が測定限界であったので、 ϕ_1 、 ϕ_2 を $-180^\circ \sim 180^\circ$ 変化させてCo-Pol maxの偏波状態を導出してみた。その結果、誤差として現れる範囲は以下のものであった。

$$\sigma_\tau = 4.3^\circ, \sigma_\varepsilon = 4.3^\circ$$

但し、 σ_τ 、 σ_ε は、それぞれ τ 、 ε の誤差範囲を表している。表4.3より、校正実験では、誤差範囲は $\sigma_\tau = 2.4^\circ$ 、 $\sigma_\varepsilon = 3.8^\circ$ となっており、許容誤差範囲に入っている。

一方、本文の校正法は上に述べたような0の測定限界を調べる方法ではなく、 $\psi = 45^\circ$ としているため $[S]$ のすべての要素が同じ大きさになるような校正方法である。その評価としてCo-Pol maxを調べたが、この偏波状態はwireの方向角に直接関係しており、表4.3に示すように 3° 程度以下の方向角誤差は、実用上十分な精度があると考えられる。

4.8 むすび

PolarimetricレーダによるPolarimetric Calibrationにおいて、平行平板ターゲットを提案し、理論解析及び実験を行った。理論解析では、平行平板ターゲットの想定された特性を定性

的・定量的に評価し、瞬時電界による偏波特性・特徴的偏波状態から、wireと同様の偏波特性を持っていること、減衰特性とRCSの解析結果から、このターゲットを用いることの妥当性を確認した。更に校正実験では、レーダ方式としてFM-CWレーダを使用し、校正された散乱行列の特徴的偏波状態の値に関し、良好な結果が得られ、wireとして広帯域に動作していることを確認した。また、このターゲット全体を通して偏波特性の均一性がみられ、校正用線状ターゲットとして優れていることを示した。従って平行平板ターゲットによるPolarimetric Calibrationが有効であることを確認した。

第5章 ターゲットの認識・識別の実験例

この章では、自作したFM-CWレーダを使ったターゲットの識別についての実験結果を述べる。ターゲットは、媒質の影響を受けない自由空間におかれたターゲット、損失媒質中（積雪中、地中）でのターゲットなどがある。

5.1 自由空間におかれたターゲットの測定と3成分分解法の適用結果

製作したReal-Time FM-CWレーダにPolarimetric Calibrationを施し、校正されたレーダを使って取得した散乱行列に対し、3成分分解法を使ってターゲットの分類を行った。3成分分解法は、DSPボードによるFFT処理後のデータに対し、Real-Timeでの分類に適した方法である。ただし、この実験ではReal-Time性を重視し、実開口データに対して分解を行った。

5.1-1 測定と結果

測定条件を表5.1-1に示す。アンテナにはX-bandのホーンアンテナを使用した。掃引周波数は10.5～11.5GHz。測定速度は約44.4回/sで測定回数は300回。このときの測定時間は約7秒となる。測定状況図を図5.1-1に示す。

表5.1-1 測定条件

アンテナ	Horn antenna (X-band)
掃引周波数	10.5～11.5 GHz
測定速度	44.4 回 / s
測定ポイント数	300 回 (約 7 秒)

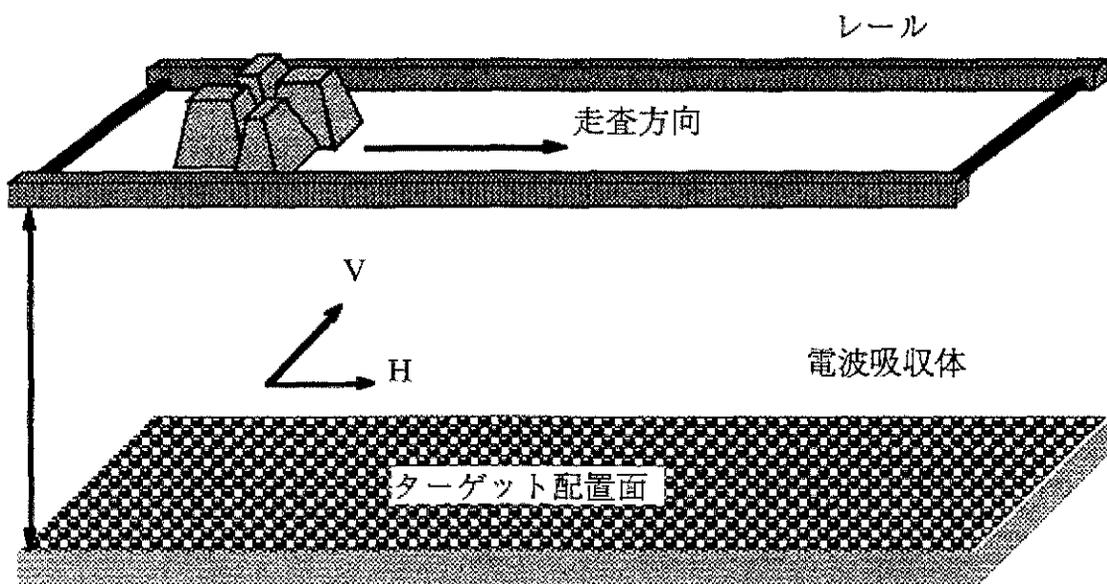


図5.1-1 測定状況

アンテナ部分をレールの上に配置し、地面に敷いた電波吸収体から、適当な高さのところをアンテナの開口面が走査できるようにし、測定時間7秒の間に約2mのレール上を手で可能な限り等速で走査させ、測定を行った。1回の測定では、距離方向に512点（距離分解能1.52 cmで約7mまでのデータ）の散乱行列が取得できる。この各点において、3成分分解法を用いて分解を行うことにより、ターゲットの分類とイメージングを行う。

測定1として、図5.1-2のようにターゲット3つを電波吸収体の上に配置して測定、分類を行った。アンテナ開口面と電波吸収体の間は115.5cmとした。ターゲットとしては25*25cmのプレートと方向角90度に置いた85*18cmの線状物体、方向角0度に置いた20cmのcorner reflectorを用いた。ここで、方向角とは水平方向、走査方向となす角度である。ターゲットを50cm間隔で配置し、手前40cmから向こう40cmまでを測定した。

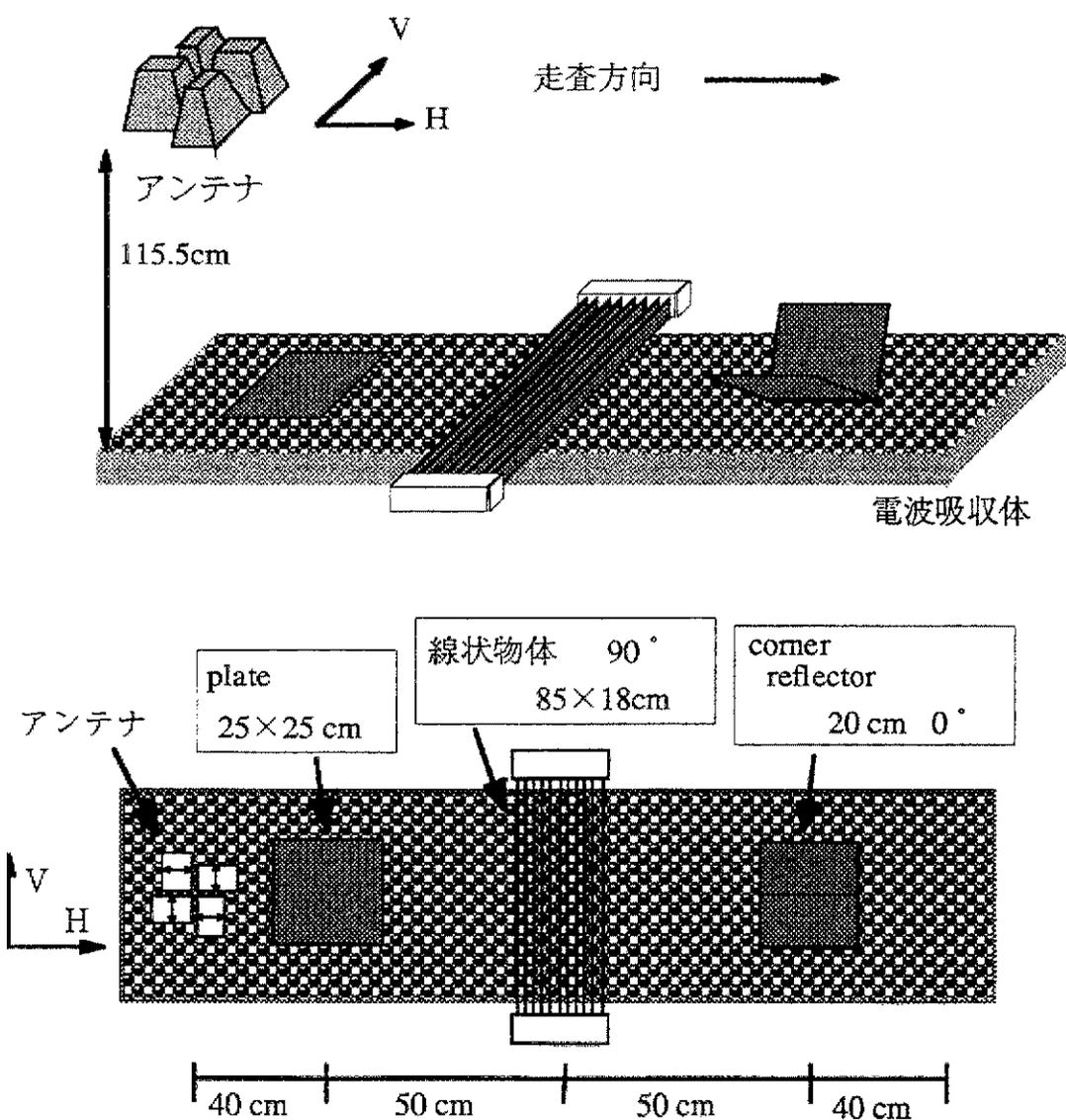


図5.1-2 ターゲット配置図（測定1）

測定2として、図5.1-3のように測定1と比べて小さめなターゲット4つを電波吸収帯の上に配置して測定、分類を行った。アンテナ開口面と電波吸収体の間は測定1と同様である。ターゲットとしては方向角0度と-45度に置いた10*6.5cmの線状物体、15*15cmのプレート、方

向角45度に置いた10cmのcorner reflectorを用いた。ターゲットを40cm間隔で配置し、手前30cmから向こう30cmまでを走査させ、測定した。

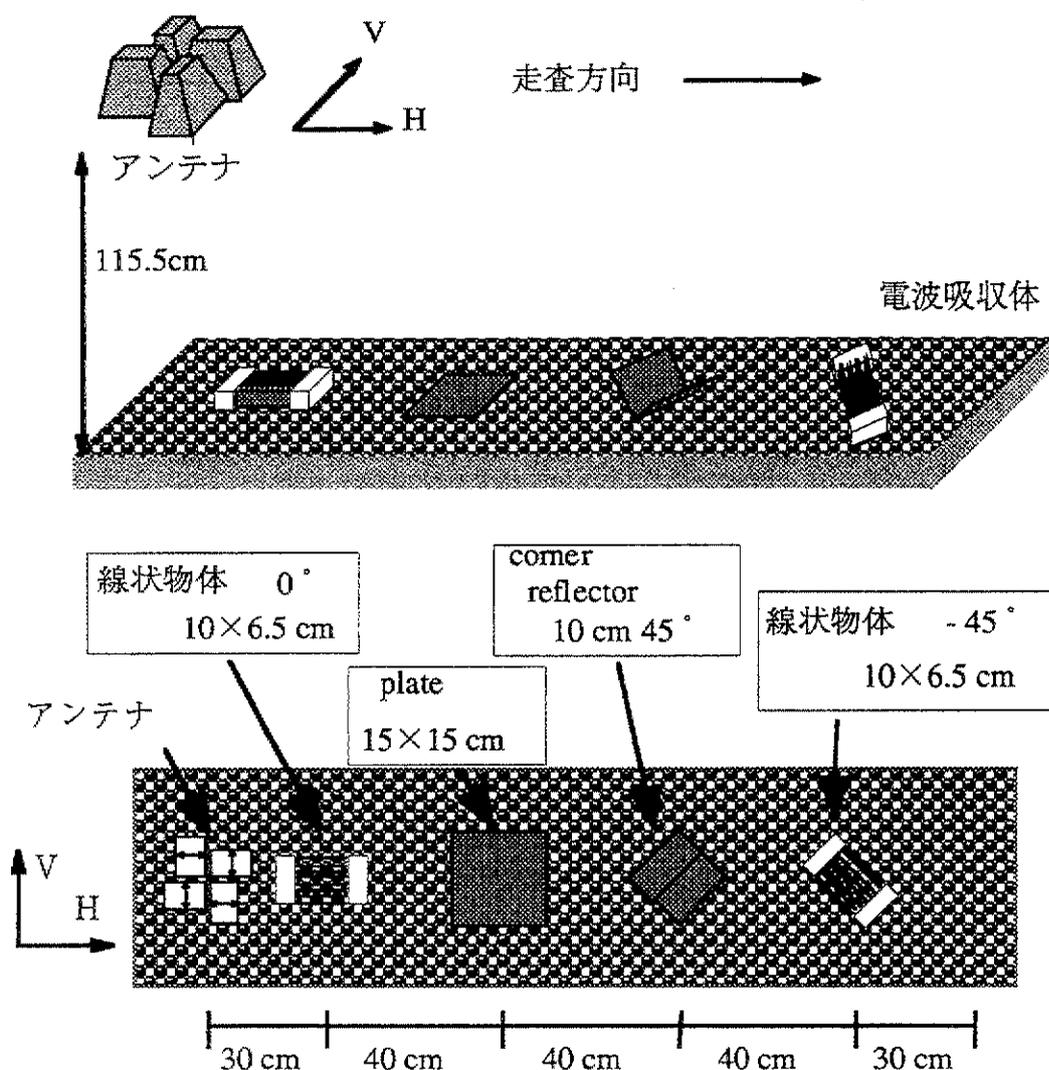


図5.1-3 ターゲット配置図 (測定 2)

測定3として、図5.1-4のように小さなターゲット5つを電波吸収体の上に30cm、10cm、0cmと高さを変えて配置して測定、分類を行った。アンテナ開口面と電波吸収体の間は182.5cmとした。ターゲットとしては方向角90度と45度に置いた10*6.5cmの線状物体、10*10cmのプレート、方向角45度と0度に置いた一辺が10cmのcorner reflectorを用いた。ターゲットを35cm間隔で配置し、手前30cmから向こう30cmまでを走査させ、測定した。

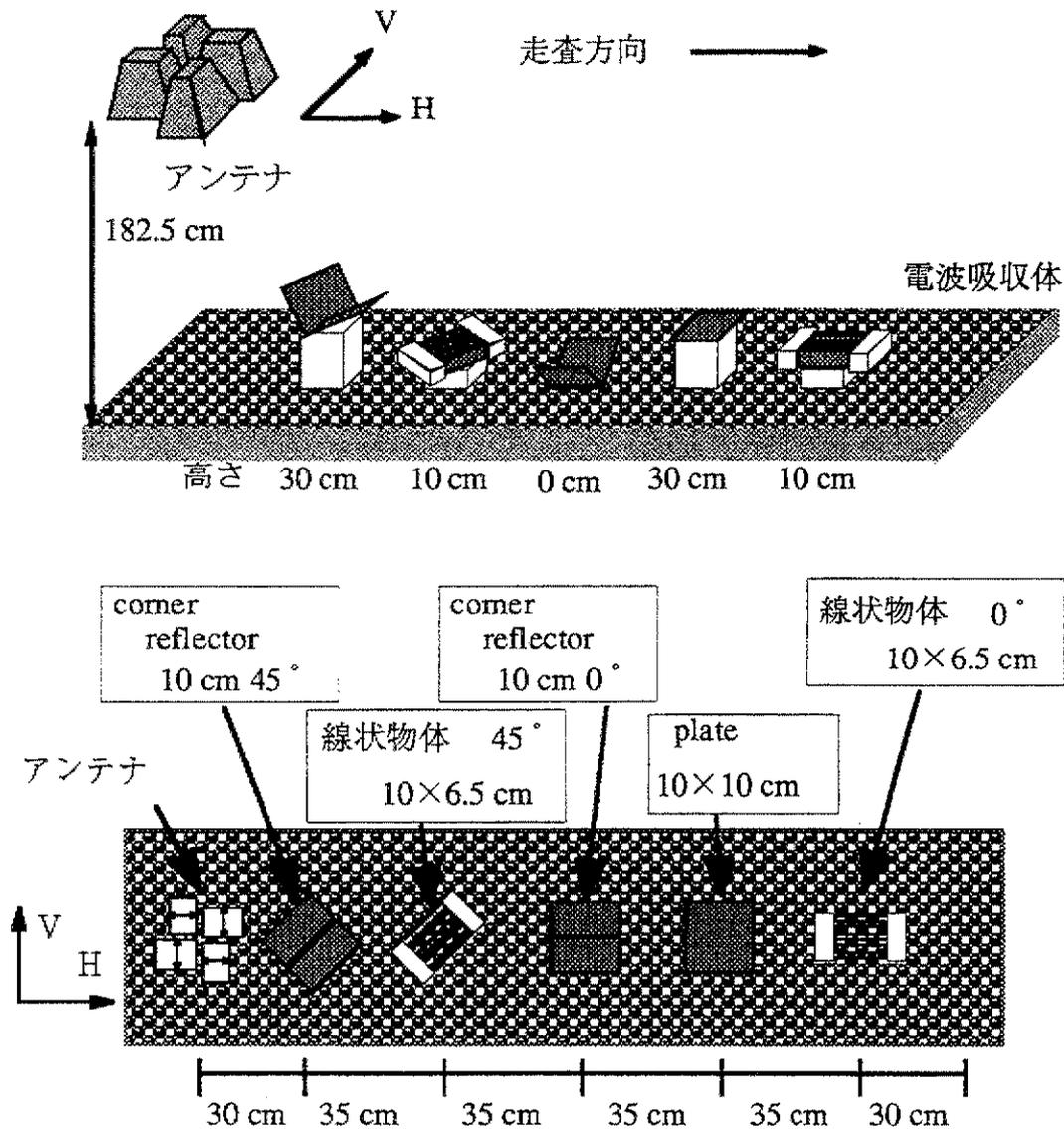


図5.1-4 ターゲット配置図 (測定3)

図5.1-5, 5.1-11, 5.1-18 に、測定後のコンピュータ画面のハードコピーを示す。左からHH, VH, VV成分, 分類後の結果を表示している。それぞれ左から右へ距離方向を, 下から上に向かって時間方向を示している。各偏波成分については大きい値ほど黒, 青から赤になり, 分類後の結果については, 赤がSphereやPlate, 青がDiplaneやcorner reflector, 黄色がWireや線状物体, 緑がHelixを表している。 K_s, K_d, K_h の和からターゲットの有無を求め, 基本ターゲットの4タイプにマッチングを行っている。Wireについては K_s と K_d の比が(1:2)~(2:1)までとしている。それぞれの特徴を良く捉えた結果が得られている。

図5.1-6, 5.1-12, 5.1-19 の, 詳細に処理した結果を示す。左から右へ時間を, 上から下に向かって距離方向を表している。表示の色については(K_s, K_d, K_h)の値をそれぞれ(赤, 青, 緑)の濃度に置き換えて表示している。この場合, 赤がSphereやPlate, 青がDiplaneやcorner reflector, 紫色がWireや線状物体, 緑がHelixとなる。

図5.1-7~9, 5.1-13~16, 5.1-20~24 には, 各ターゲットの中心での散乱行列による受信電力図と理論値による受信電力図を示す。

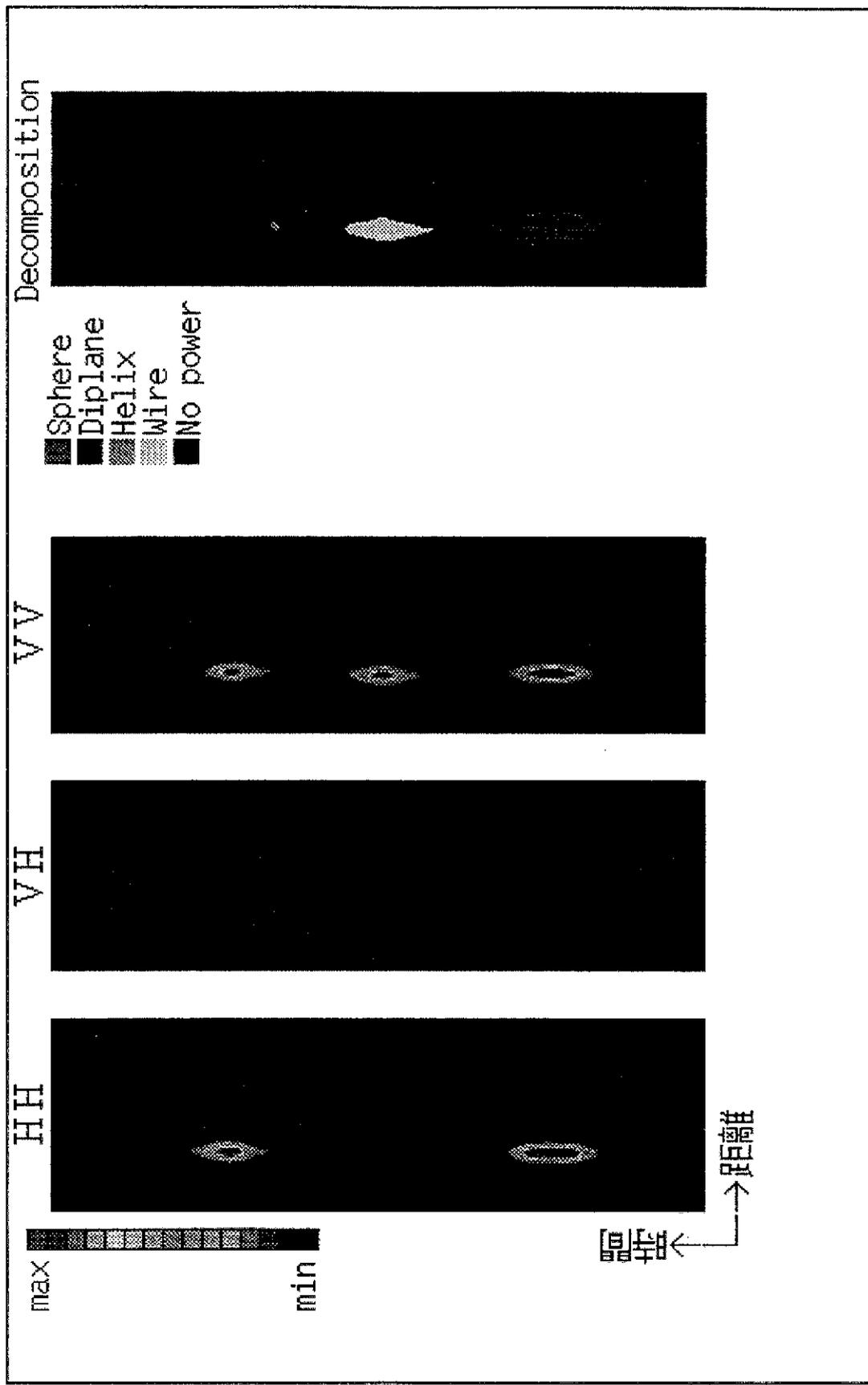


図5.1-5 測定後の画面 (測定1)

Helix
Sphere
Wire
Diplane

走査方向 (時間) →

→ 深さ方向 (距離)

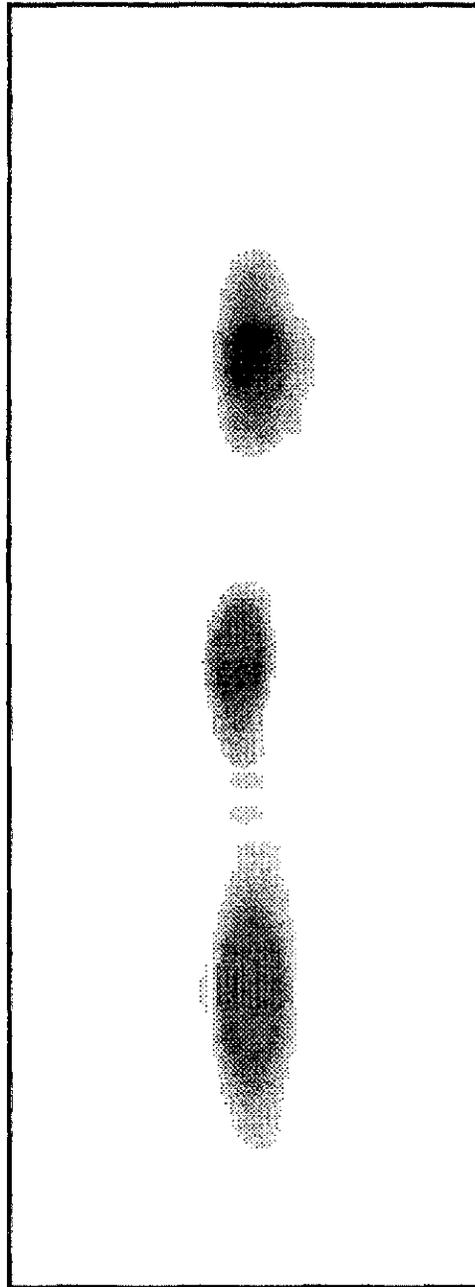
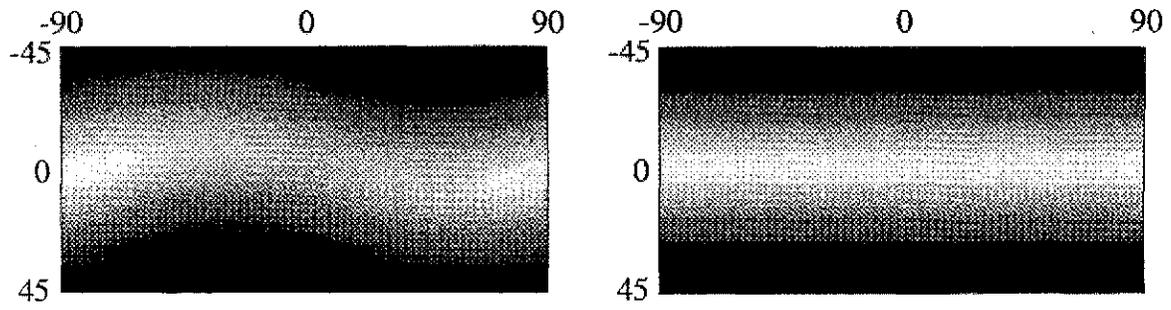


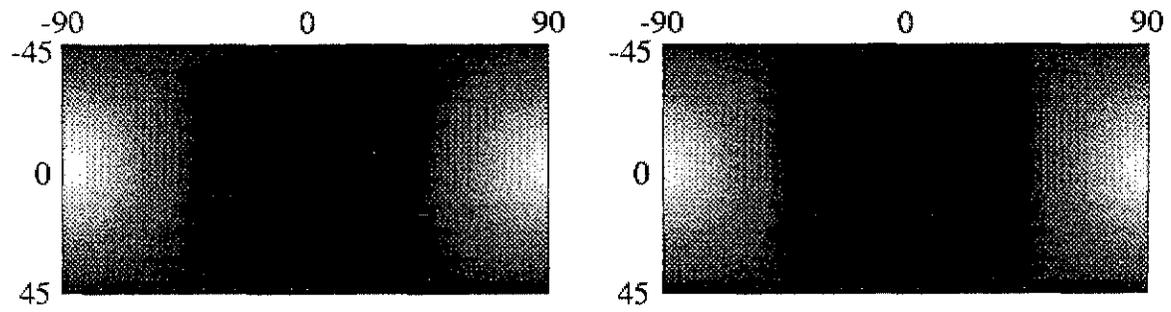
図5.1-6 詳細な結果 (測定1)



(a) 測定値

(b) 理論値

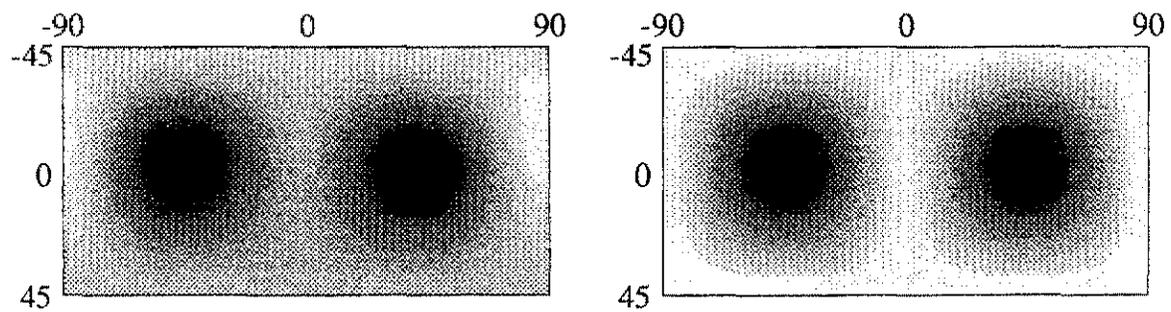
図5.1-7 Plate (測定1)



(a) 測定値

(b) 理論値

図5.1-8 線状物体 90° (測定1)



(a) 測定値

(b) 理論値

図5.1-9 Corner reflector 0° (測定1)

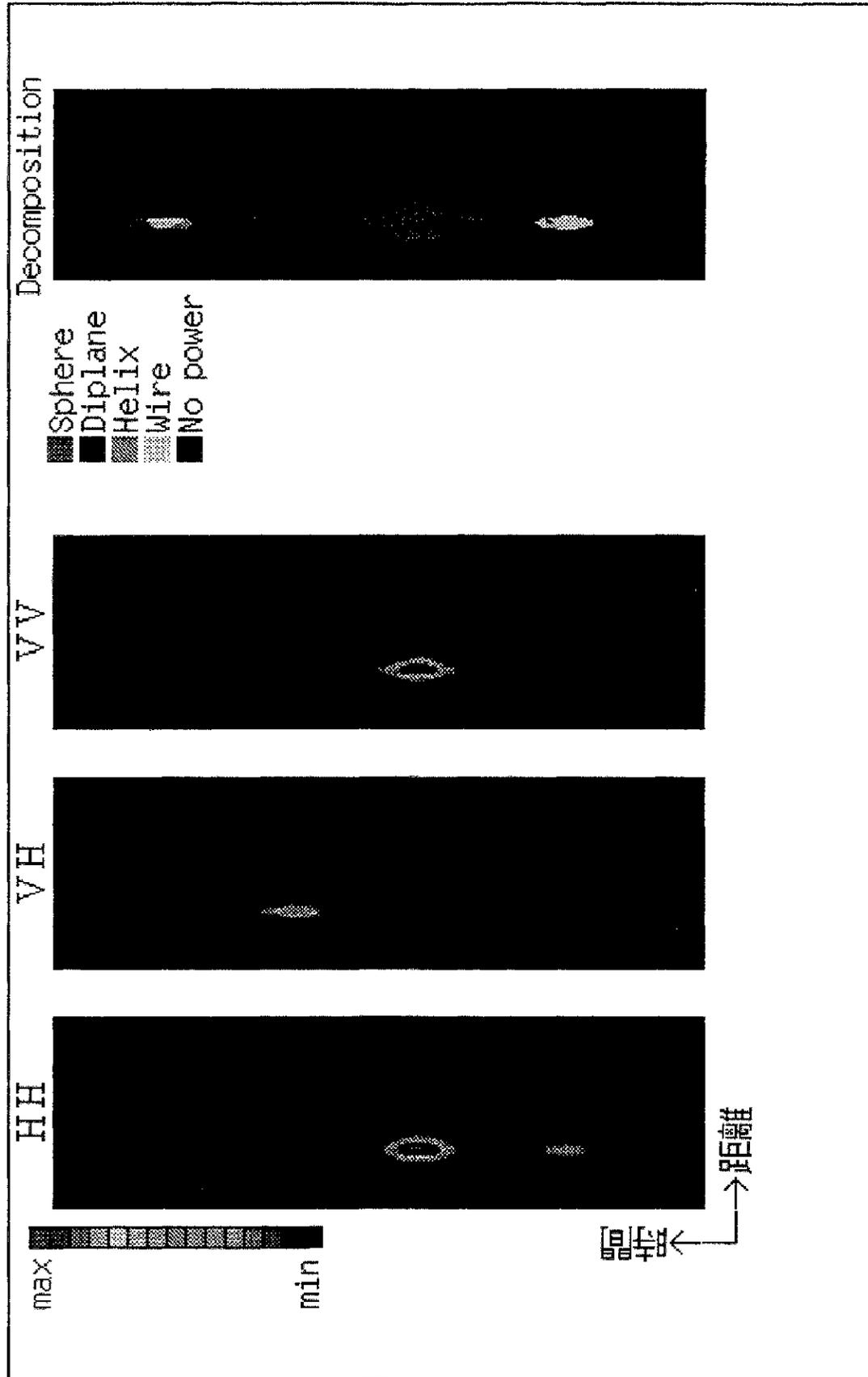
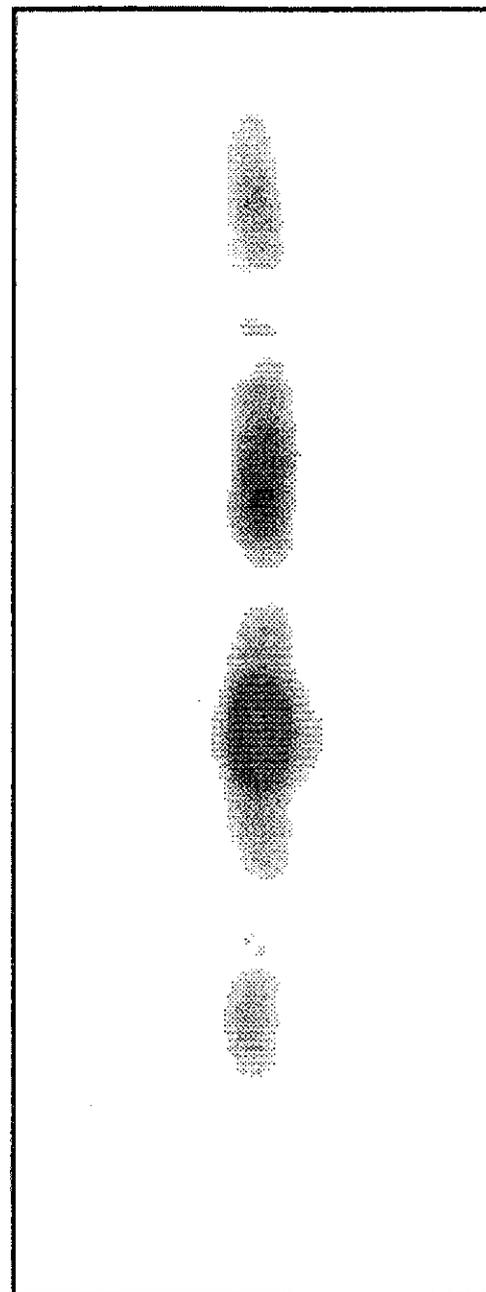


図5.1-11 測定後の画面 (測定 2)

Helix
Sphere
Wire
Diplane

走査方向 (時間) →



深さ方向 (距離) →

図5.1-12 詳細な結果 (測定2)

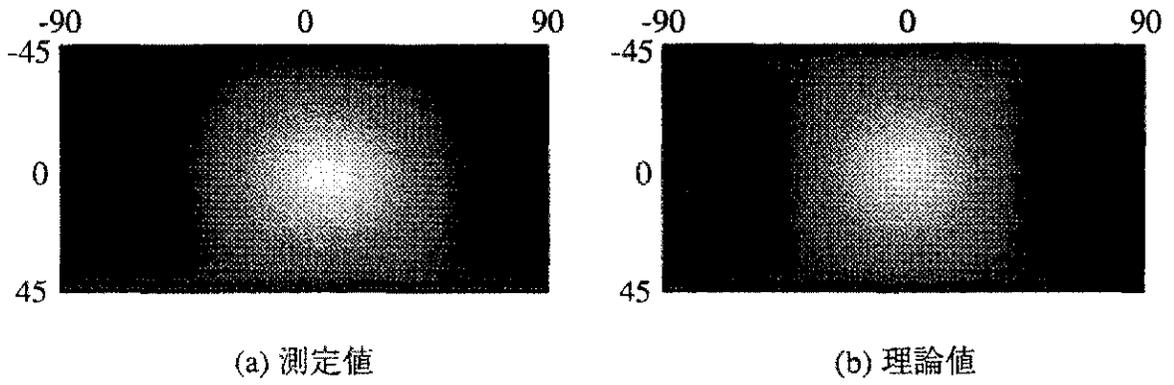


図5.1-13 線状物体 0° (測定2)

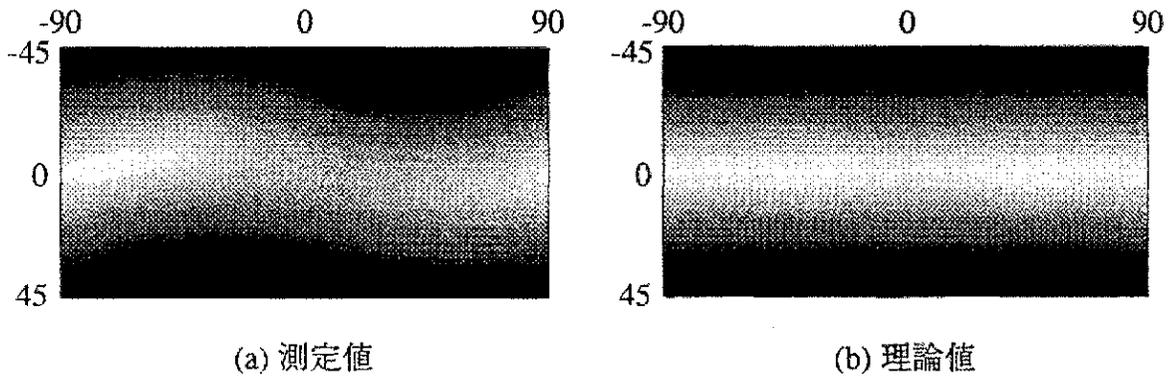


図5.1-14 Plate (測定2)

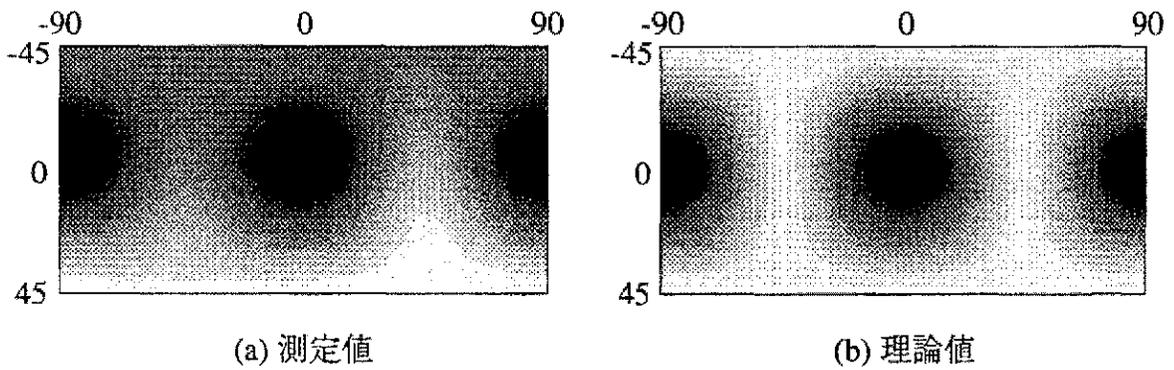
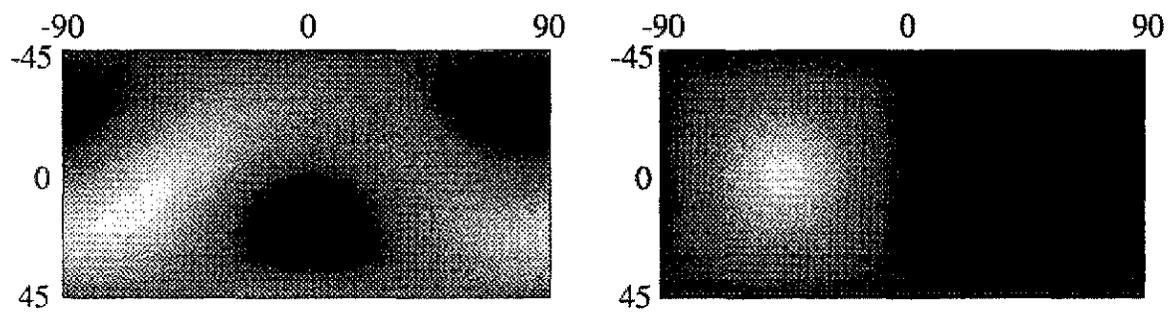


図5.1-15 Corner reflector 45° (測定2)



(a) 測定値

(b) 理論値

図5.1-16 線状物体 -45° (測定2)

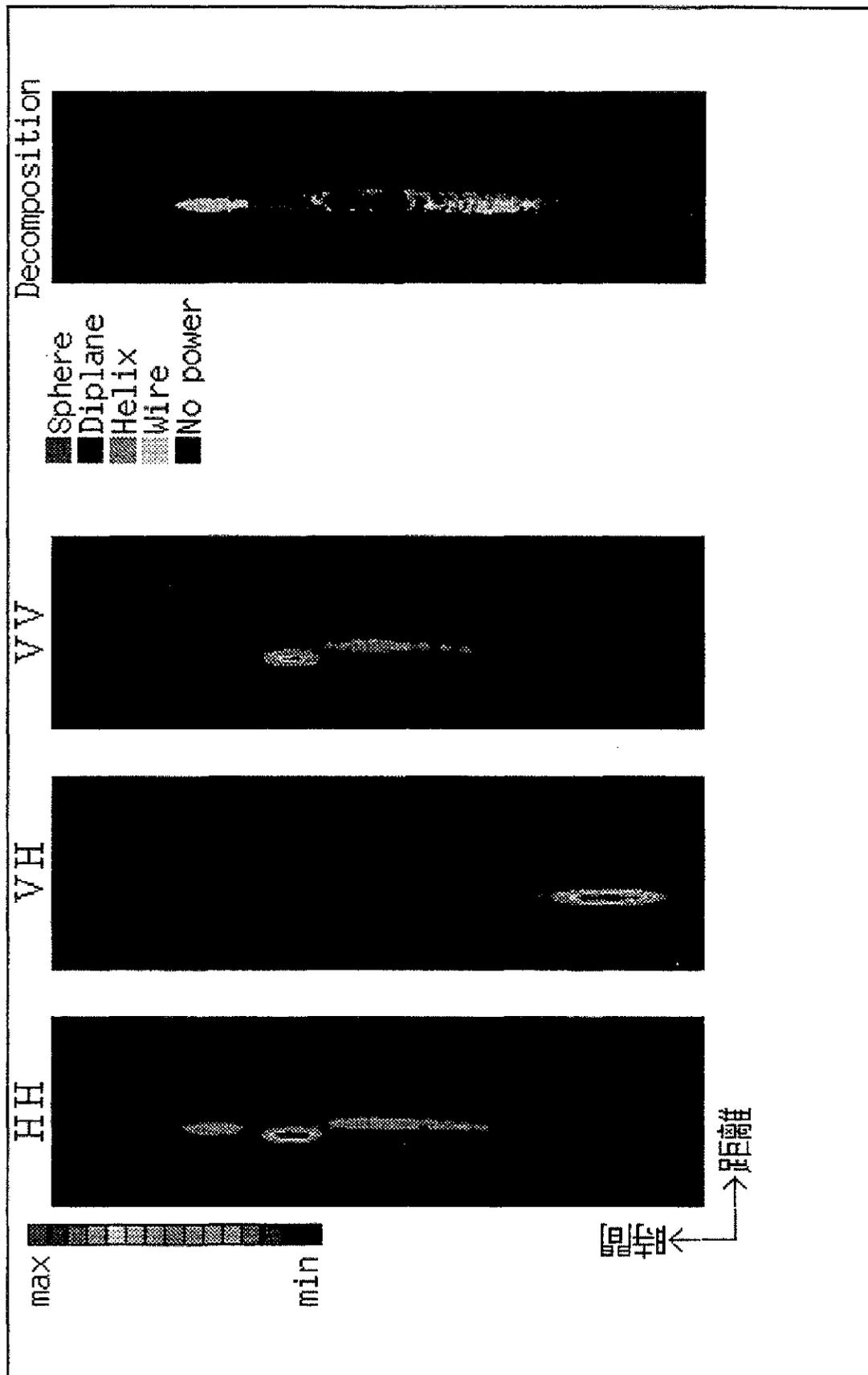


図5.1-18 測定後の画面 (測定3)

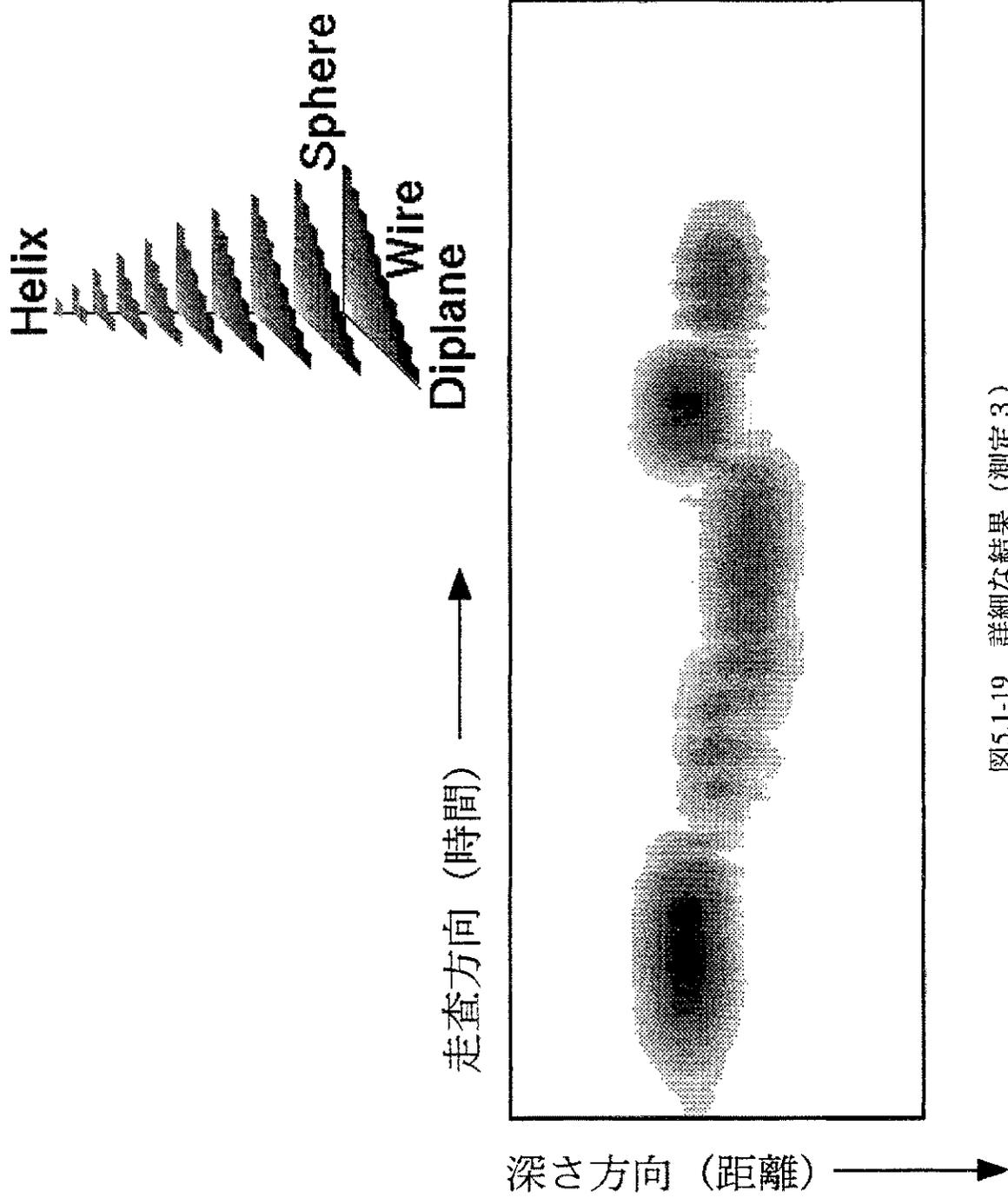
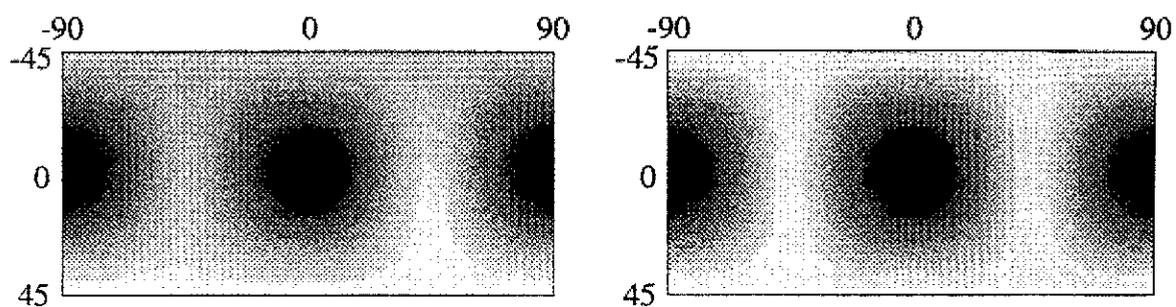


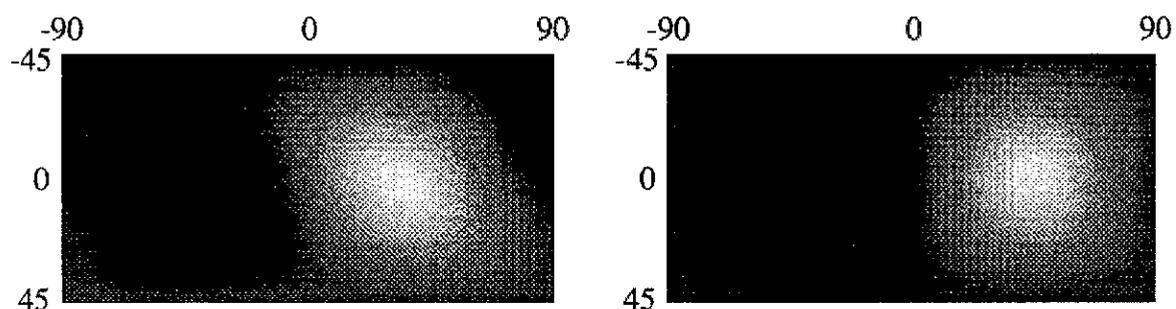
図5.1-19 詳細な結果 (測定3.)



(a) 測定値

(b) 理論値

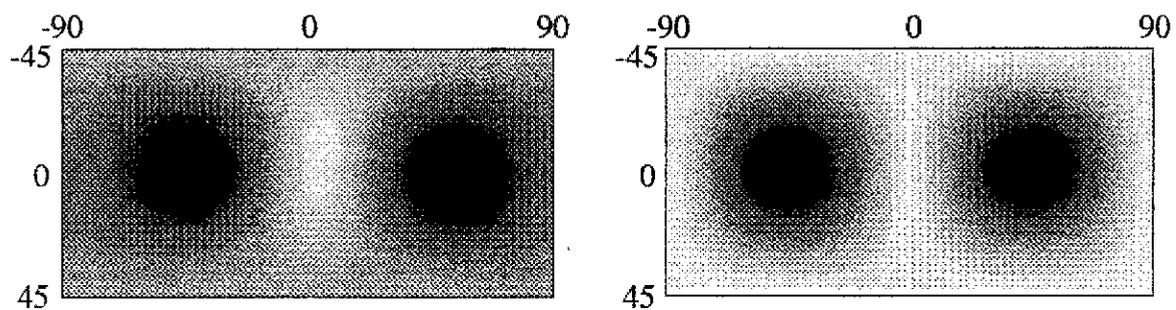
図5.1-20 Corner reflector 45° (測定3)



(a) 測定値

(b) 理論値

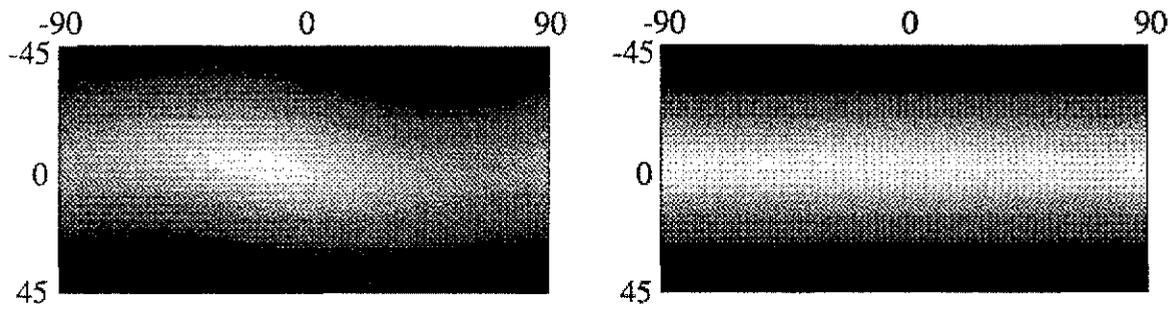
図5.1-21 線状物体 45° (測定3)



(a) 測定値

(b) 理論値

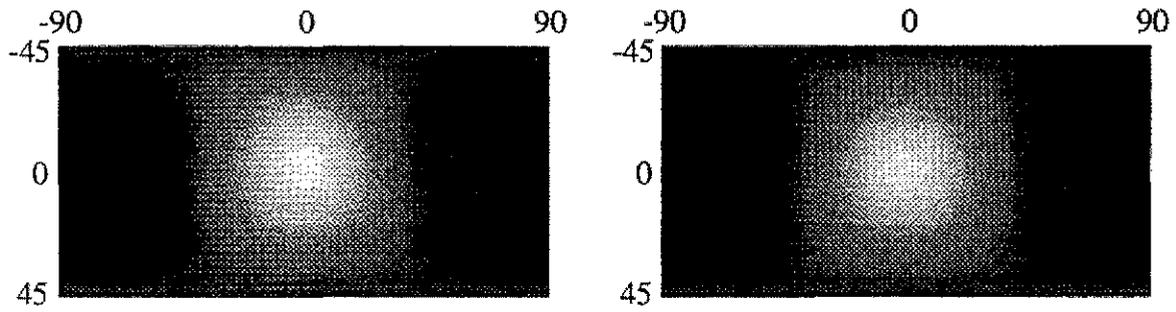
図5.1-22 Corner reflector 0° (測定3)



(a) 測定値

(b) 理論値

図5.1-23 Plate (測定3)



(a) 測定値

(b) 理論値

図5.1-24 線状物体 0° (測定3)

5.2 建物倒壊実験

5.2.1 建物倒壊を想定したSAR画像の3成分分解の試み

この章では、引き続き自由空間に置かれたターゲットをポーラリメトリックレーダで観測し、3成分分解法が実際のSARデータにどのように適用できるかを検討する。そして、散乱行列の3成分分解によって得られる結果を利用して災害監視等に有効かどうか、その可能性を検討する。災害サーベイランスシステムでは、例えば都市が地震によって倒壊したような場合、倒壊はどの程度か、どの範囲まで影響を受けているか、迅速に調べる必要がある。建物が倒壊した場合、ポーラリメトリックレーダ観測で散乱行列の3成分分解によってどのように成分構成割合が変わるかを調べることによって、災害状況を把握できる可能性がある。自由空間中に置かれた建物のモデルを作成し、ビル等が倒壊した場合を想定して倒壊に伴う3成分の現れ方や3成分同士の割合、さらに建物の傾きが検出できるかどうかを検討した。また、レーダ分解能が劣化した場合に3成分分解がうまく行えるかという現実的な問題に対して、故意に分解能を劣化させ、そのデータに対して3成分分解も試みた。

5.2.2 モデル実験

図5.2-1に測定状況図を示す。市販のコンクリートブロックをビルのミニチュアモデルとして使い、積み木のように組み合わせてビル群（市街地）のモデルを作成した。レーダ実験で反射強度が小さかったため、大きな反射が得られるようブロックにアルミ箔を張り付けている。

実験では、レーダアンテナをレールの上に載せて、1cm毎に64cm移動させ、計64点の水平走査測定を行った。これにより擬似的なSARを実現している。周波数はXバンドでFM-CWレーダの掃引周波数幅を1GHzと300MHzに設定した。300MHzは分解能を低下させた場合を想定している。掃引周波数幅が1GHzの場合、画像の1ピクセルの大きさは1.52cm * 1cm、掃引周波数幅が300MHzの場合、5.06cm * 1cmとなる。オフナディア角は45度である。ブロックを適当な数だけ倒すことにより倒壊状況（倒壊率）をモデル化した。

図5.2-2に測定状況の写真、表5.2-1に測定時のパラメータを示す。図5.2-3、5.2-10、5.2-17にレーダ側から見たブロックの配置写真を示す。図5.2-3はアンテナの走査方向とブロックを平行に配置し、ブロックを徐々に倒した場合である。これを倒壊パターン1とする。この倒壊パターン1で測定した結果や散乱行列を処理して得られた結果を図5.2-4～図5.2-9にまとめて示してある。同様に、倒壊パターン2の結果は図5.2-11～図5.2-16、倒壊パターン3の結果は図5.2-18～図5.2-23にまとめて示す。図5.2-10ではブロックの配置は倒壊パターン1と同じであるが、隣のブロックにもたれ掛かるように倒しており、アンテナの走査方向と平行に倒れている場合である。これを倒壊パターン2と呼ぶ。図5.2-17ではブロックの倒し方は倒壊パターン2と同じであるが、配置全体がアンテナの走査方向に対し30度傾いている場合である。これを倒壊パターン3と呼ぶ。ブロックを配置する際の間隔等は各倒壊パターンで共通である。

5.2.3 3成分分解結果

倒壊パターン1に対して、掃引周波数幅1 GHzでフルポーラリメトリック測定を行い、合成開口処理後に散乱行列を得た。そして、その散乱行列に対して3成分分解法を用いて分類を行った結果を図5.2-4に、掃引周波数幅300 MHzでの結果を図5.2-5に示す。これらの出力図面と写真のターゲットの配置はほぼ対応している。ただし、幾何学補正は行っていない。Kd成分を青色、Ks成分を赤色、Kh成分を黄緑色とした。また、色が濃いほど反射強度が大きいことを表している。これらの図から、倒壊率が大きくなるにつれて、反射強度が小さくなっていることがわかる。倒壊率100%では極端なレベルの低下が見られる。そして、倒れていないブロックからは青色（Kd成分）が多いことが読みとれる。

倒壊パターン2の3成分分解法による分類図を図5.2-11、5.2-12に、倒壊パターン3の3成分分解法による分類図を図5.2-18、5.2-19に示す。どの倒壊パターンでも掃引周波数幅によらず、倒壊が進むにつれて受信レベルが低下している。倒壊が進むと建造物の形状が複雑になるため、電波にとってはランダム媒質に近くなり、受信レベルが低下すると思われる。

この3成分表現で倒壊の様子を把握することは難しいが、各成分がどのような割合でレーダ画像に現れてくるかを図5.2-6、図5.2-13、図5.2-20に示した。図5.2-6、図5.2-13、図5.2-20は倒壊パターン1、2、3に対する倒壊率と成分比率の関係を表している。倒壊パターン1、2の成分比率は、Kd成分が最も強く、続いてKs成分、Kh成分となっている。この倒壊パターン1、2では、ブロックがアンテナの走査方向と平行であるため、地面とブロックでの2回反射が起こりやすく、その結果としてKd成分が強くと現れていると思われる。倒壊パターン1では、倒壊が進むにつれてKd成分が減少し、Kh成分の比率が上昇している。これは、倒壊が進むと共に建造物の形状が複雑になり、地面とブロックでの2回反射が減少すると共に建物の角からの反射やエッジからの反射が強くなるためと思われる。また、倒壊率100%では各成分の比率がほぼ等しくなっている。従って、この結果からは建造物が完全に倒壊した状況では各成分がほぼ均等になるようにも考えられる。倒壊パターン2（図5.2-13）では、最前列のブロックをアンテナ走査方向に向けて倒したため、散乱機構から予想されるようにKd成分が依然として大きい。そして1回反射成分Ksは減少傾向にあり、逆にKh成分は増加傾向にある。一方、倒壊パターン3（図5.2-20）では、ブロックがアンテナ走査方向と30度傾いているため、地面とブロックの2回反射が減少し、Kd成分は倒壊パターン1、2に比べ大幅に少なくなっている。倒壊前から相対的にKh成分の比率は高い。300 MHzで測定を行った場合は倒壊が進むにつれてKh成分が増加する傾向が見られる。

5.2.4 方向角度の変化

散乱行列が得られれば、円偏波基底での分解により方向角を導出できる。1ピクセルに1つの偏波情報が入っているので、それを基に円偏波基底表現からターゲットの傾き（方向角）を導出できる。物理的に最も分かりやすいターゲットはワイヤであるが、diplaneなどでも方向がある。傾いているビルからはレーダ観測からも大きな傾き角が検出されるのではないかと予想されるので、この角度を倒壊率と共に調べれば、倒壊の様子を推測できる可能性がある。そこで、ターゲットを特に区別せず、角度を算出してみた。エッジ稜線からの散乱とその向きによって倒壊の様子を探るためである。倒壊パターン1に対して図5.2-7、5.2-8は、それぞれ掃引周波数幅1 GHz、300 MHzで測定した場合に、散乱行列から得られるピクセル毎のターゲットの方向角を示した図である。倒壊パターン2では図5.2-14、5.2-15、倒壊パターン3では図5.2-21、5.2-22を出力してみた。

倒壊パターン1では、倒壊率が低い場合、0度の方向角が多く（水平方向を0度と考える）、倒壊が進むにつれて様々な方向角が現れている。水平方向が0度とは、最も大きな散乱機構として、建物の壁面と床で構成するDiplane（2面コーナリフレクタ）の方向が水平方向（=0度）を向いているためである。倒壊パターン2は、最前列のブロックをアンテナ走査方向にのみに倒した特別な場合であるが、0度付近の方向角が多く現れている。これも、床とブロック面のDiplane散乱機構によるものと思われる。倒壊パターン3においては、Diplane散乱機構が少なく、建物の垂直方向のエッジからの影響が強いと考えられる。そのため倒壊が進むにつれて様々な方向角が現れている。この角度の検出結果全体から、角度情報を使って倒壊率の推定が可能と思われる。これは、災害サーベイランスにおいて非常に重要な点であり、今後更なる実験によって検討することが必要である。

5.2.5 実開口データとの比較

なお、分解能が変化した場合、どのようにデータが変化するかを調べるために、倒壊パターン1で掃引周波数幅300MHzで測定した実開口データに対して3成分分解法を用いて分類を行った。その結果を図5.2-24に示す。実開口では、アンテナビーム内（照射領域は70 cm * 120 cm程度）に入るターゲットからの反射波を全て取り入れるため、分解能は最も劣化しているが、参考のために表示した。図5.2-25に倒壊率と3成分比率の関係を示す。この図から、分解能を劣化させても3成分比率の検出結果にあまり大差はないことがわかる。

また、図5.2-26に方向角を、検出角度の比率を図5.2-27に示す。方向角の変化も合成開口した高分解能のレーダ画像のものと傾向が似ている。

実開口でも合成開口でも似た傾向が現れるため、分解能にあまり依存しないことが理解される。このことより、逆に偏波レーダであれば、その特徴を捉えることができるので偏波レーダの重要性が確認される。分解能に関しては、レーダ設計で最も重要な要素を占めているので次に分解能と3成分の関係調べてみた。

5.2.6 分解能劣化による3成分分解への影響

航空機や衛星に搭載する合成開口レーダでは、任意に分解能を変えることはできない。一般的な分解能として、Lバンドでは10m*10m程度のものが多い。その中には、散乱中心となる点ターゲットが数多く存在し得る。その各点ターゲットからの合成で散乱行列が得られるため、ピクセルの大きさとターゲットサイズは大きな問題である。ピクセルサイズよりも大きなターゲットであれば、3成分分解は意味を持つが、点ターゲットが多い場合には、どのように分類できるかは未知である。そのため、ここでは、偏波合成開口FM-CWレーダで得られた高分解能データを使用して、それを故意に分解能を劣化させ、どの程度、3成分分解が変化するかを検討した。用いた画像は に述べた複雑なターゲット配置のものであり、ピクセルのサイズは8 mm 8 mmである。これを図5.2-1に示すように、2倍の16 mm 16 mmの領域を1ピクセルとするように、散乱行列を平均化した。まず、各ピクセルの散乱行列をMueller行列に変更し、平均化した後に相対散乱行列に戻す方法をとる。その後、再度3成分分解を行う。

2倍に分解能を劣化させた場合の分解結果を図5.2-2に、3倍（24 mm 24 mm）や4倍（32 mm 32 mm）に劣化させた分解結果を図5.2-3に示す。2～4倍にピクセルの大きさを拡大した場合でも、3成分分解結果に大きな変化は現れていない。このことは、分解能が

多少悪くても、そのピクセル内で代表的な散乱中心があれば、問題ないことを意味する。従って、ピクセルサイズがターゲットサイズと等しいような場合、あるいはピクセル内に反射強度の強いターゲットがある場合には、ポーラリメトリックレーダとしての機能が発揮されると考えられる。

5.7 今後の課題

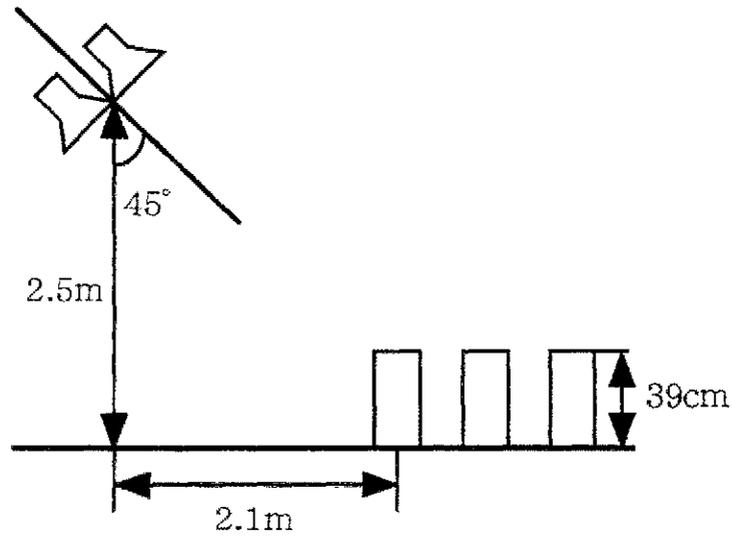
建物倒壊率に関しては

- ・ 3成分分解によってピクセル毎の情報は得られるので、倒壊率と成分毎の出現パターンの変化の様子や、テクスチャとして成分の分布を捉えた場合の倒壊率の評価
- ・ 偏波情報を使った他のパラメータでの評価（例えば最後の図面に示した偏波anisotropyなど）

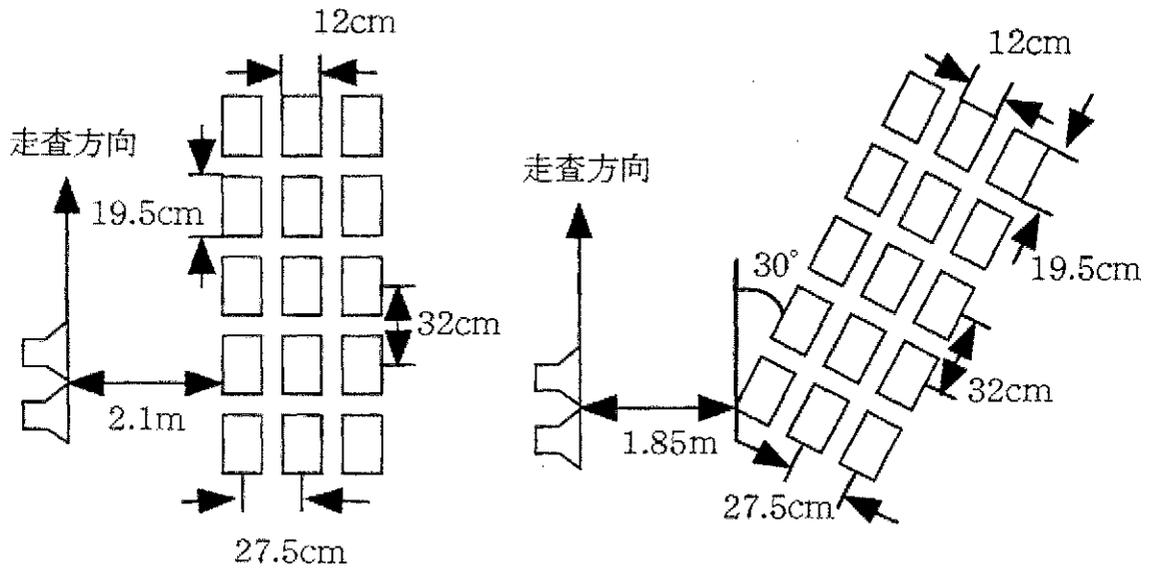
さらに、レーダターゲットとしてコンクリートブロックのみならず、木製のターゲット、ワイヤのようなターゲット、金属フレームなど数多くの材料を使って、倒壊のモデルを作成し、倒壊率の程度を推定できるような検証が必要である。

- ・ 入射角
- ・ 方位角
- ・ 分解能の変化

をパラメータとして、数多くの基礎的データ取得が望まれる。



(a) 側面図



(b) 倒壊パターン1, 2の平面図 (c) 倒壊パターン3の平面図

図5.2-1 測定状況図



図5.2-2 測定状況写真

表5.2-1 測定パラメータ

中心周波数	11GHz
掃引周波数幅	1GHz, 300MHz
測定点数	64点
測定間隔	1cm
使用偏波	HH, VH, VV

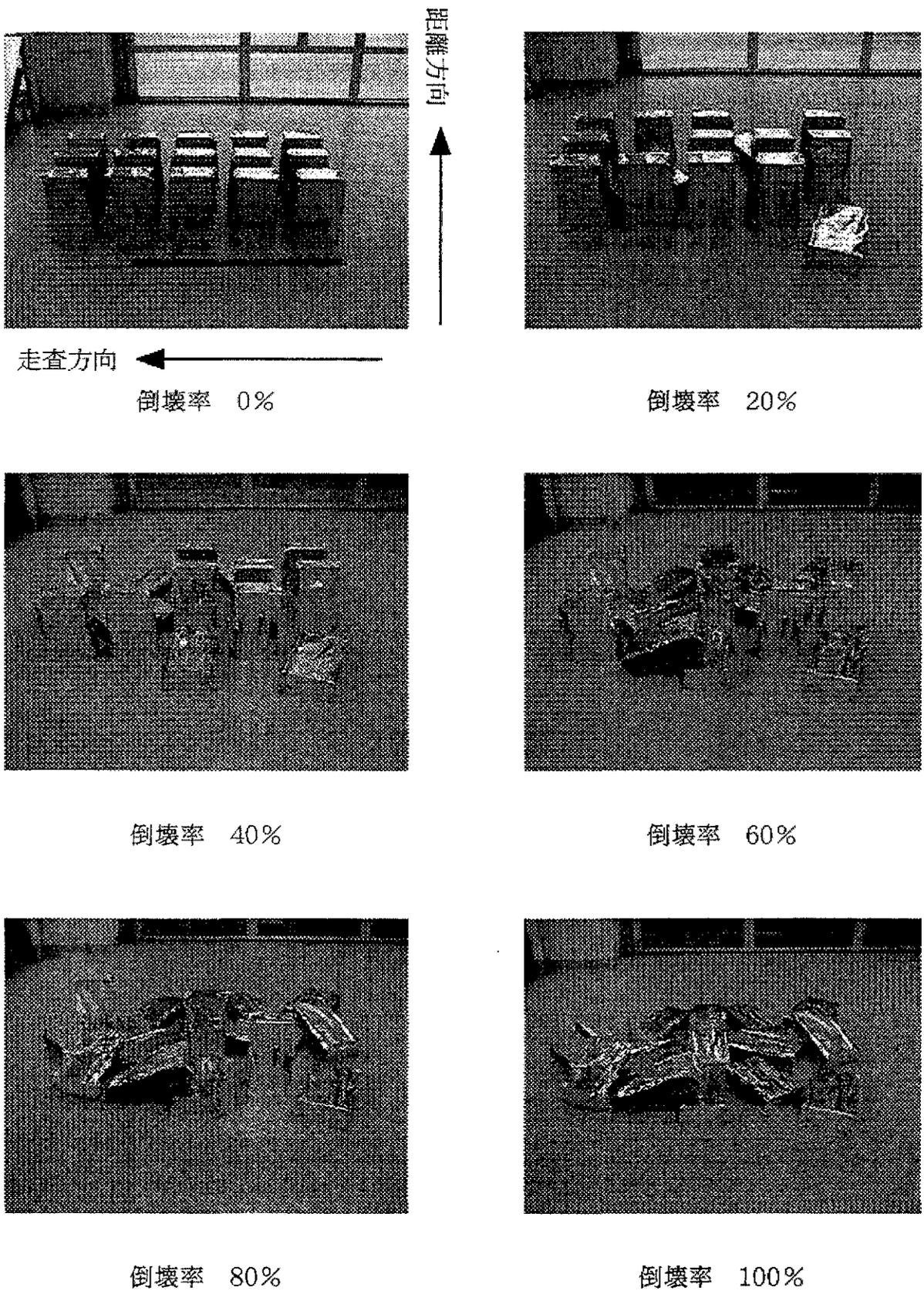


図5.2-3 倒壊パターン1 倒壊状況写真

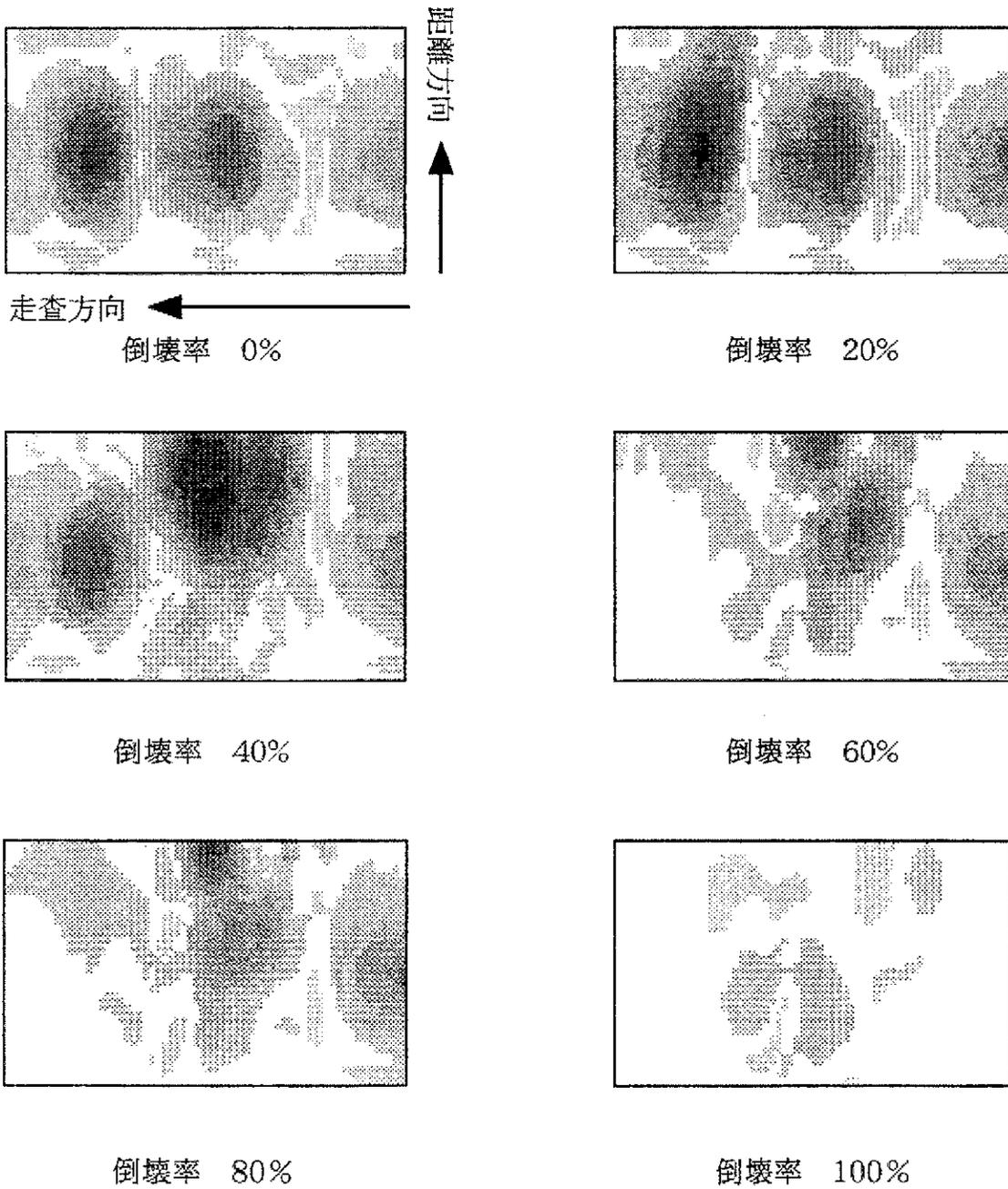
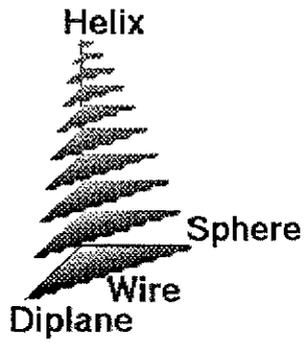


図5.2-4 倒壊パターン1の3成分分解図 (1GHz)

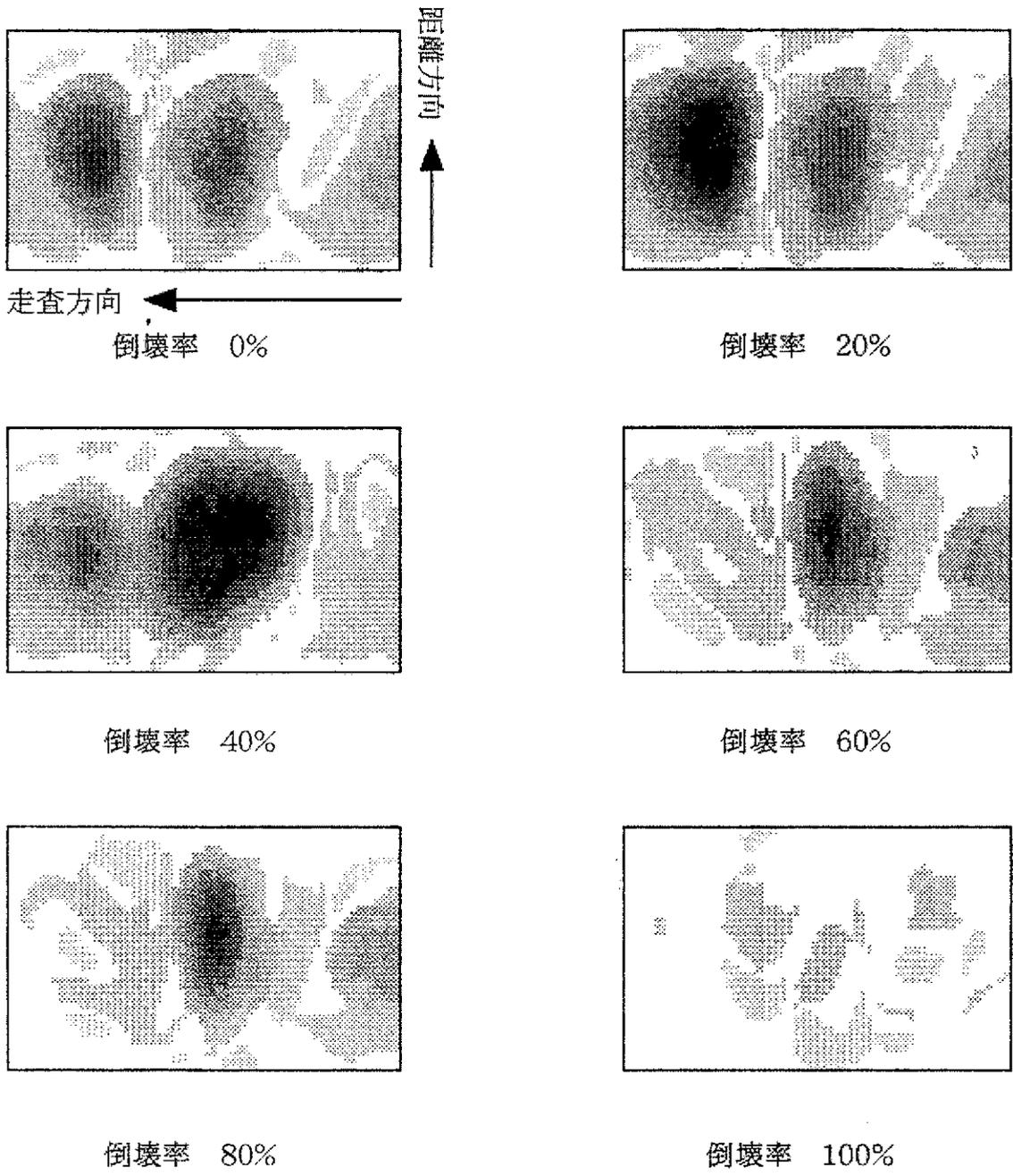
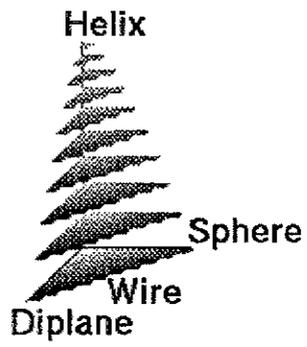


図5.2-5 倒壊パターン1の3成分分解図 (300MHz)

—●— Sphere成分 (1GHz) - - - - - Sphere成分 (300MHz)
 —●— Diplane成分 (1GHz) - - - - - Diplane成分 (300MHz)
 —●— Helix成分 (1GHz) - - - - - Helix成分 (300MHz)

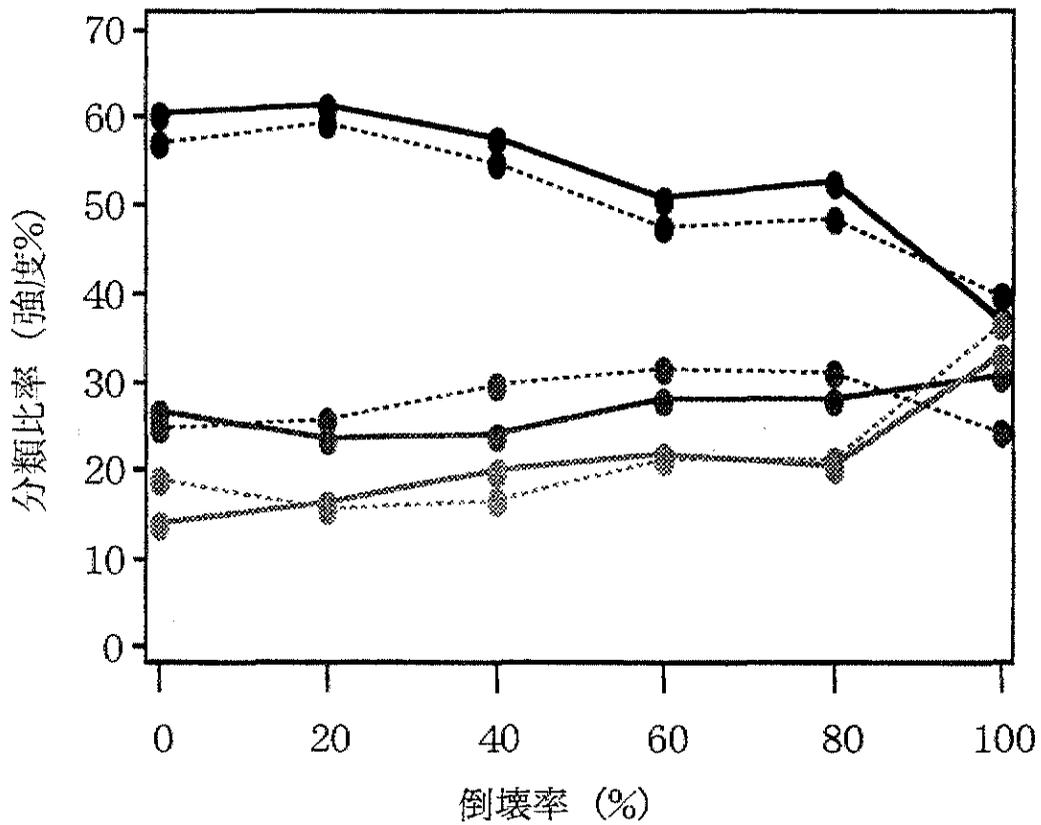
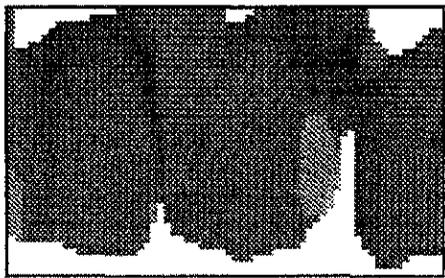


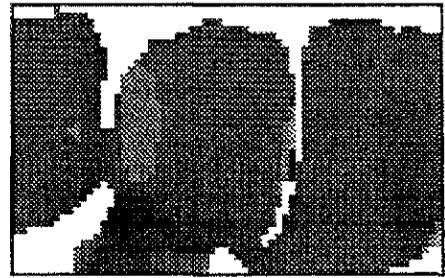
図5.2-6 倒壊パターン1の倒壊率と分類比率の関係

-90 -45 0 45 90 (度)

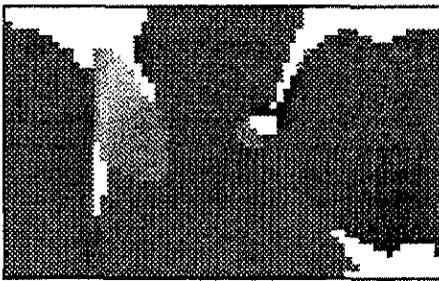


走査方向 ←

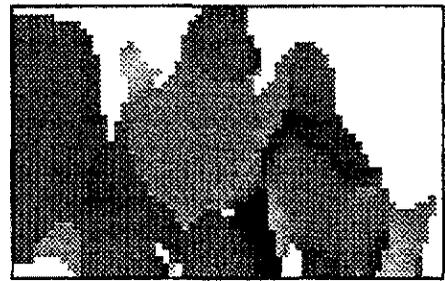
倒壊率 0%



倒壊率 20%



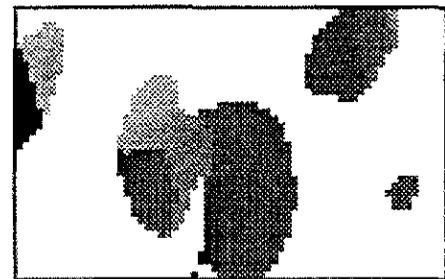
倒壊率 40%



倒壊率 60%



倒壊率 80%



倒壊率 100%

図5.2-7 倒壊パターン1の方向角 (1GHz)

-90 -45 0 45 90 (度)

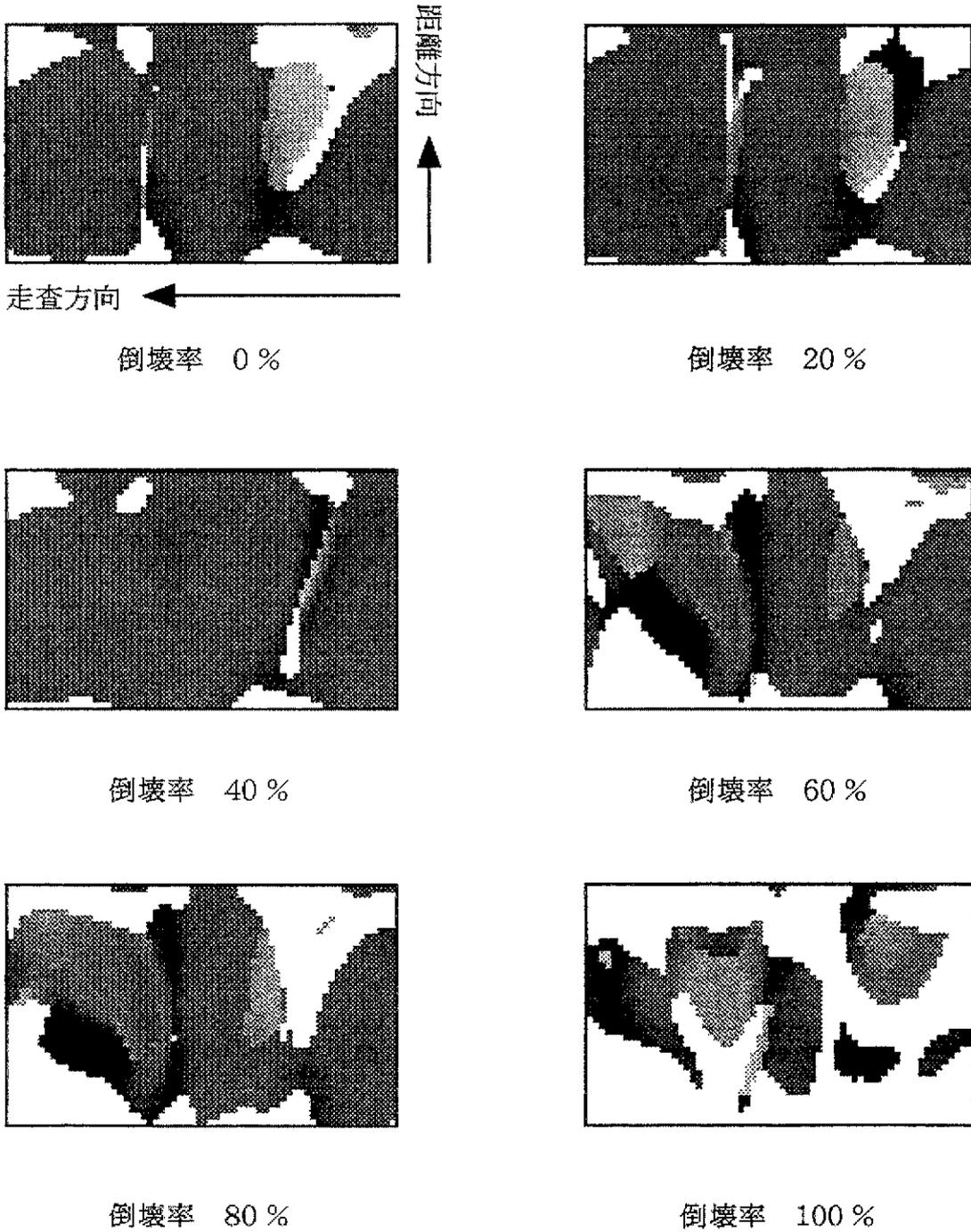
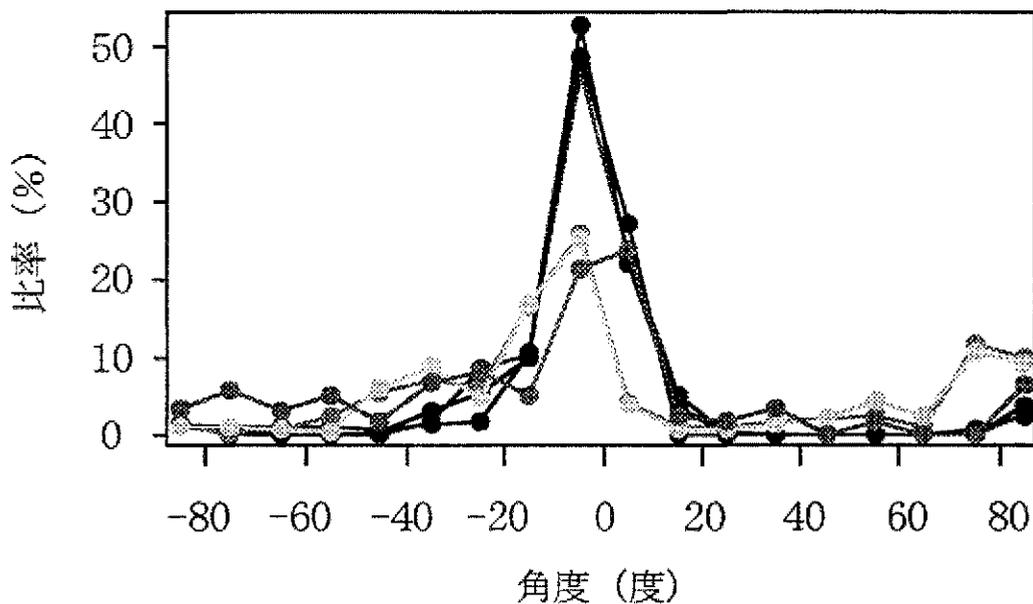
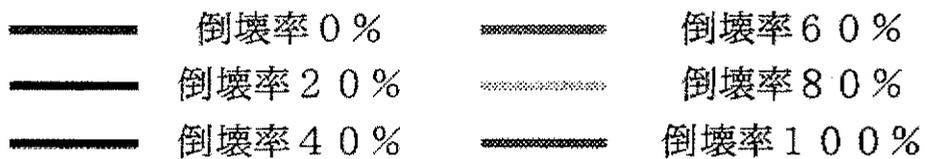
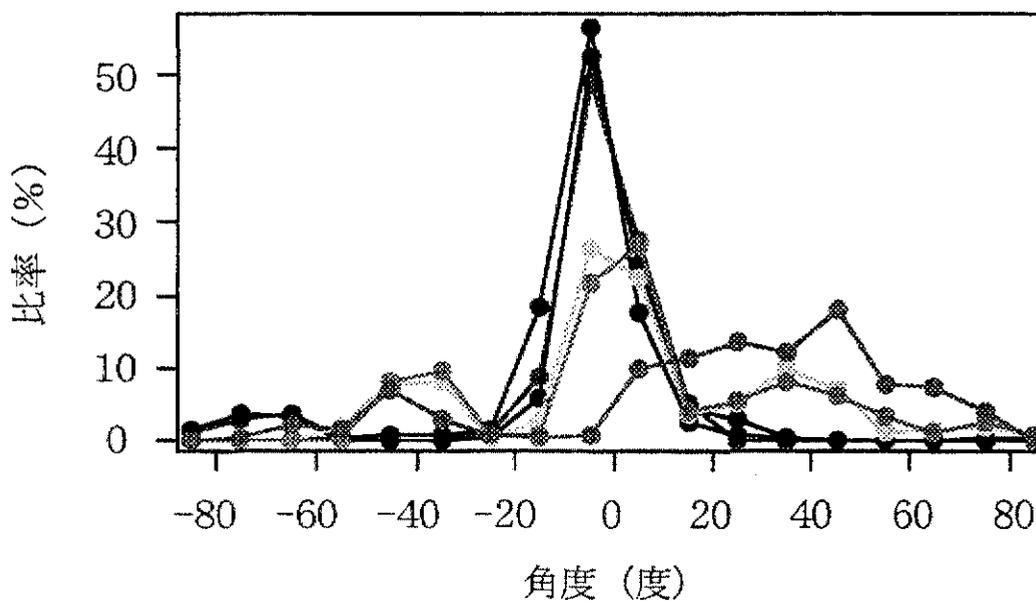


図5.2-8 倒壊パターン1の方向角 (300MHz)



(a) 掃引周波数幅1GHz



(b) 掃引周波数幅 300MHz

図5.2-9 倒壊パターン1の検出角度比率

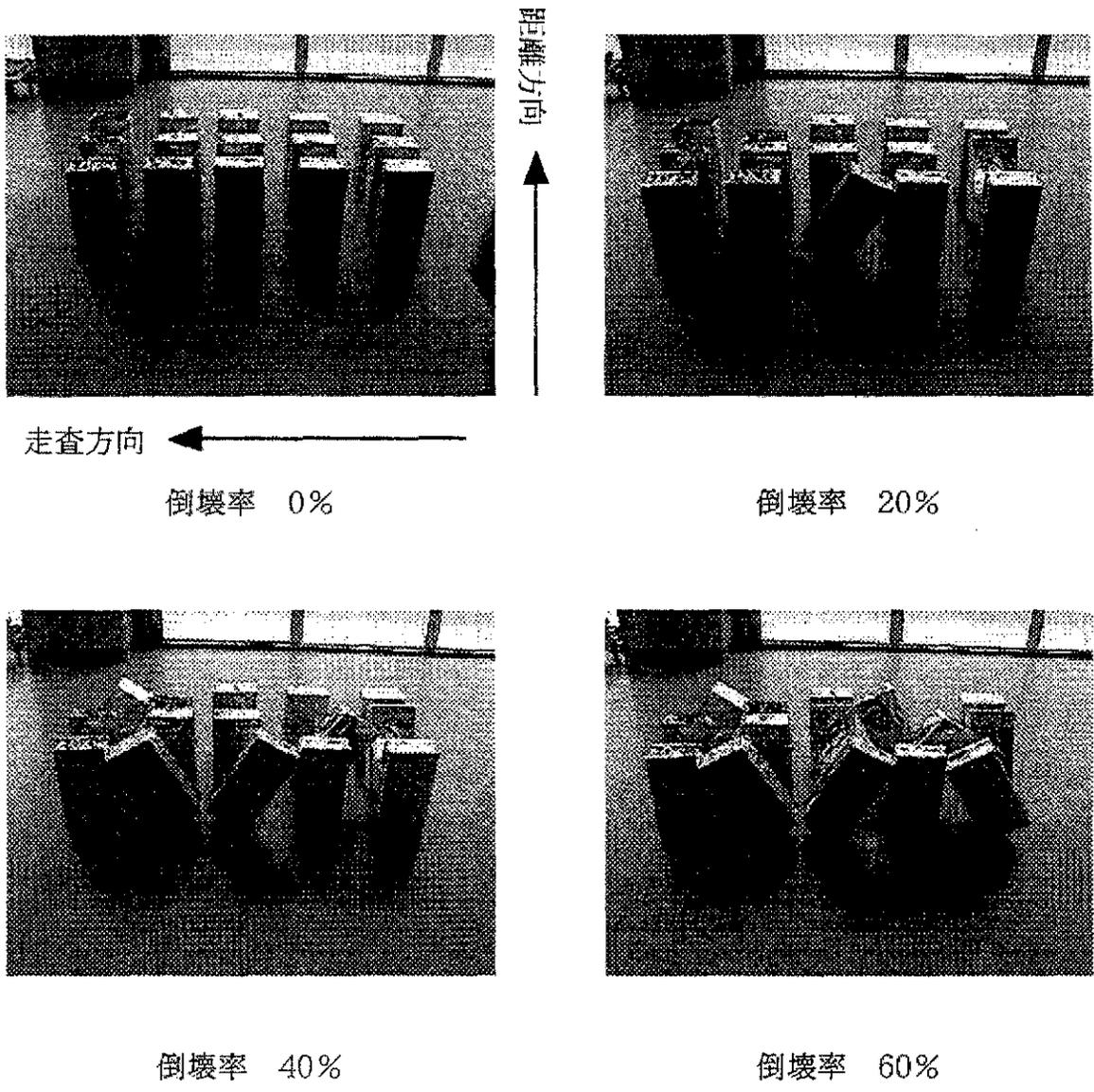


図5.2-10 倒壊パターン2 倒壊状況写真

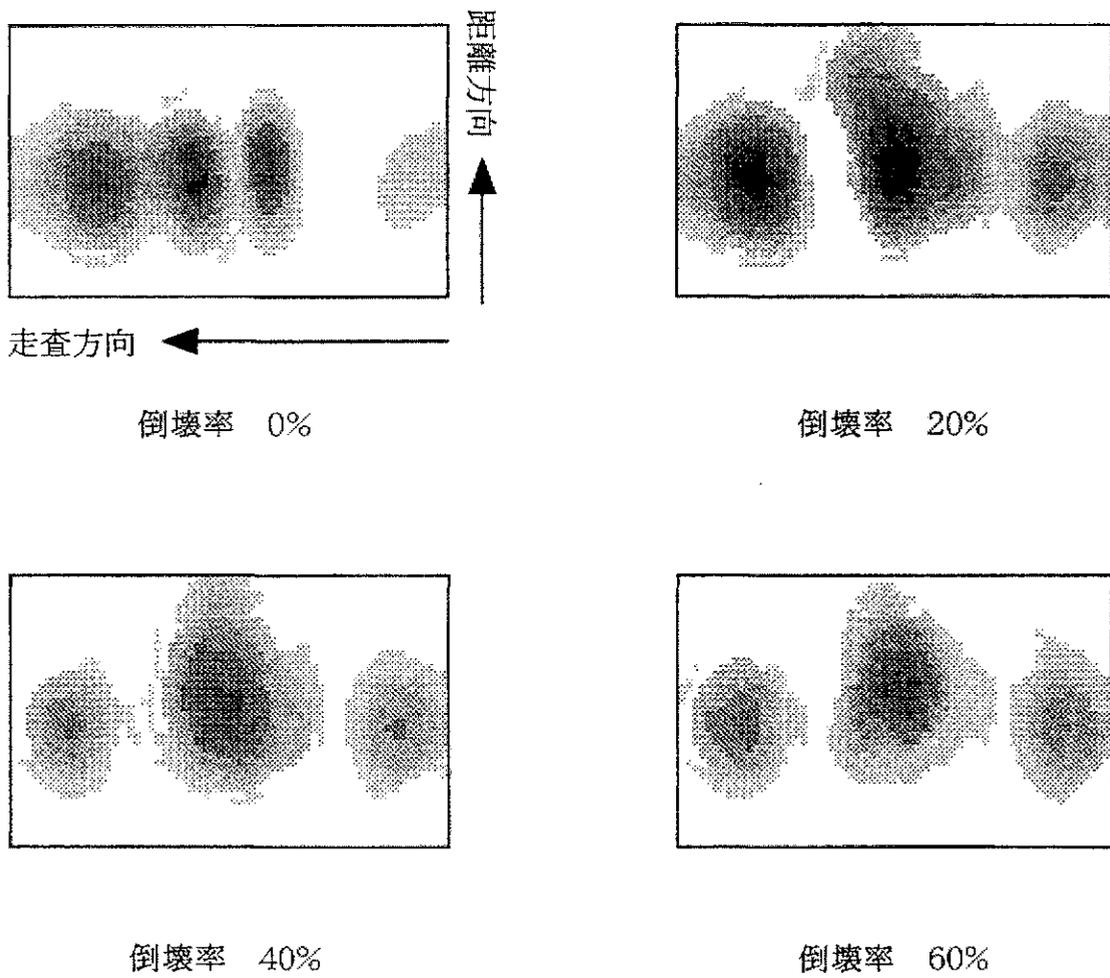
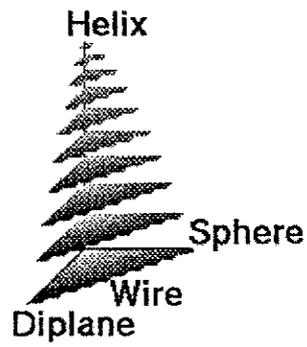


図5.2-11 倒壊パターン2の3成分分解図 (1GHz)

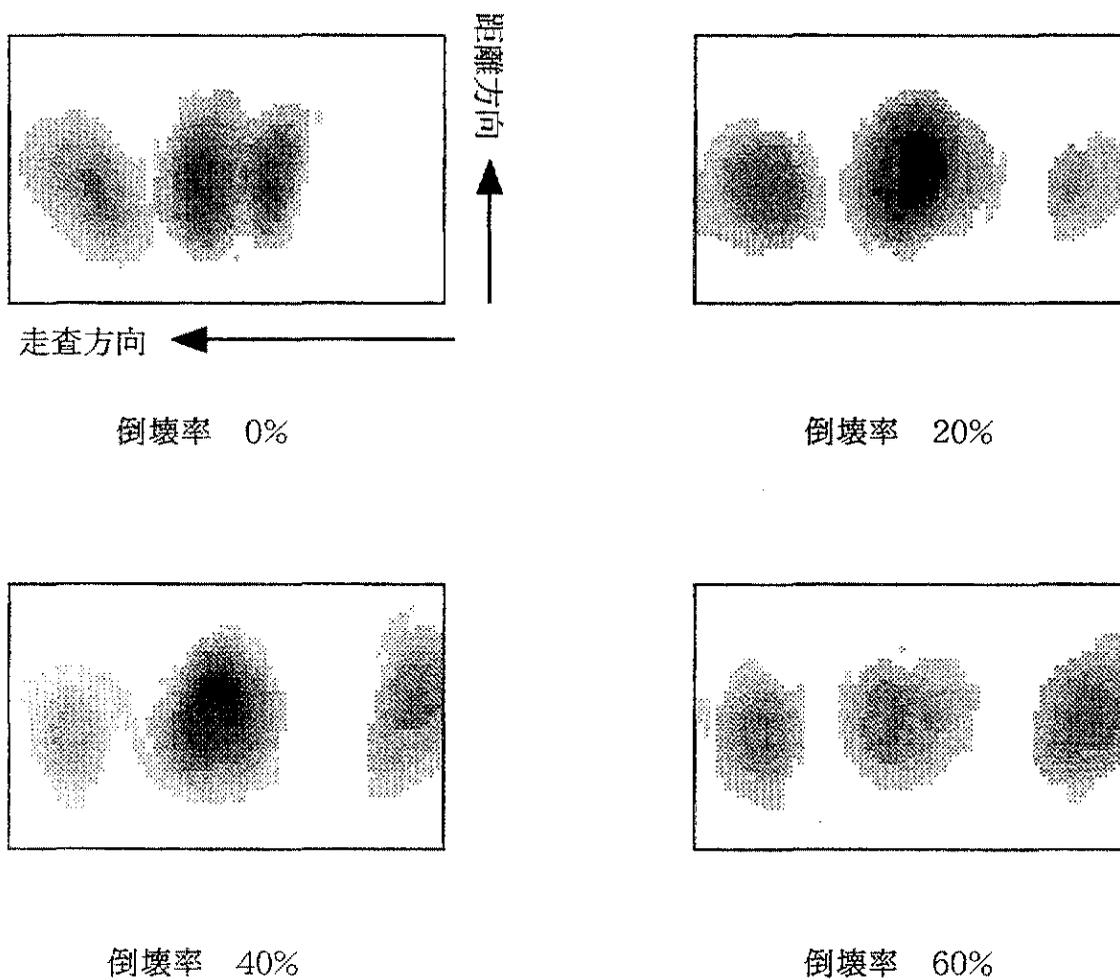
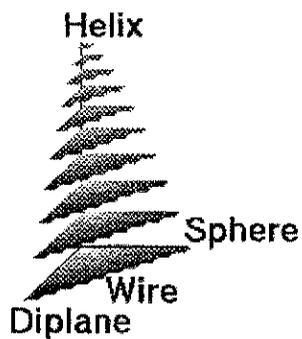


図5.2-12 倒壊パターン2の3成分分解図 (300MHz)

■■■■■ Sphere成分 (1GHz) Sphere成分 (300MHz)
 ■■■■■ Diplane成分 (1GHz) ■■■■■ Diplane成分 (300MHz)
 ■■■■■ Helix成分 (1GHz) Helix成分 (300MHz)

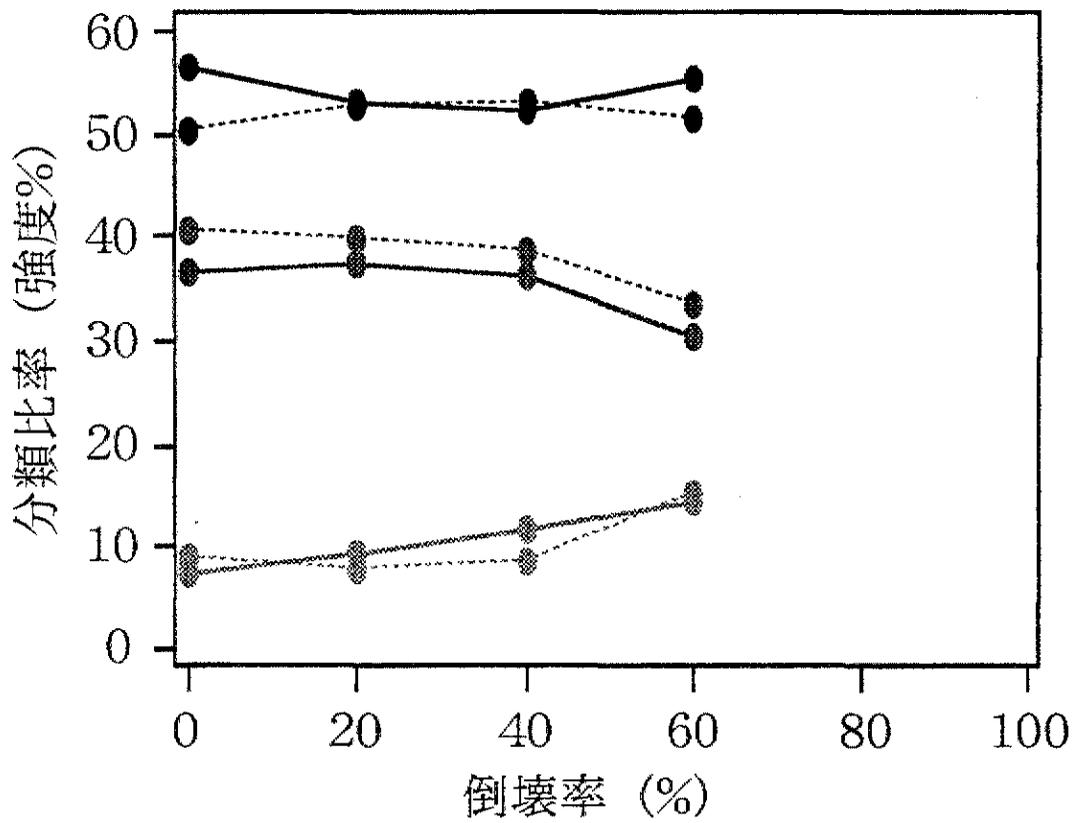


図5.2-13 倒壊パターン2の倒壊率と分類比率の関係

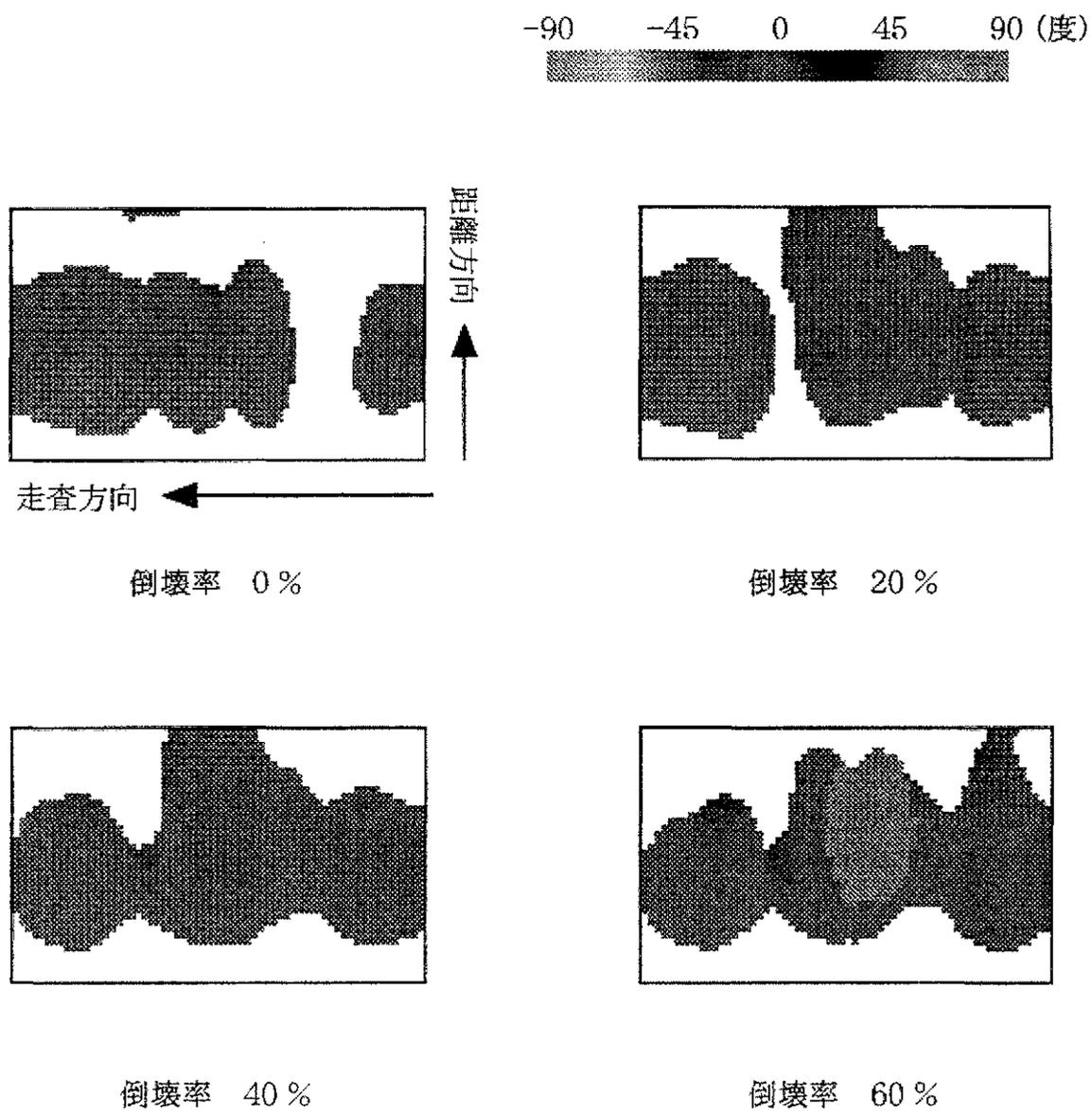


図5.2-14 倒壊パターン2の方向角 (1GHz)

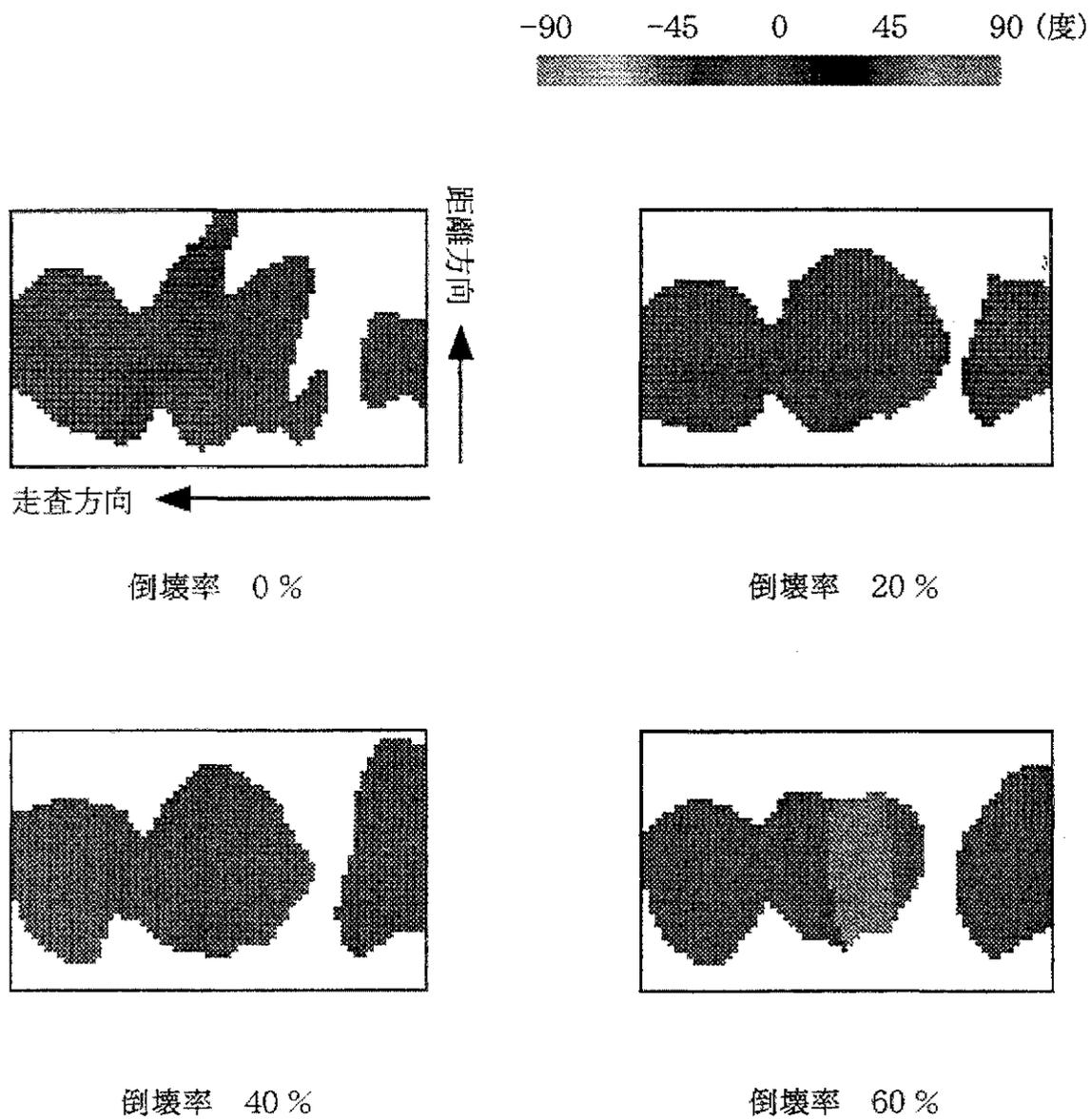
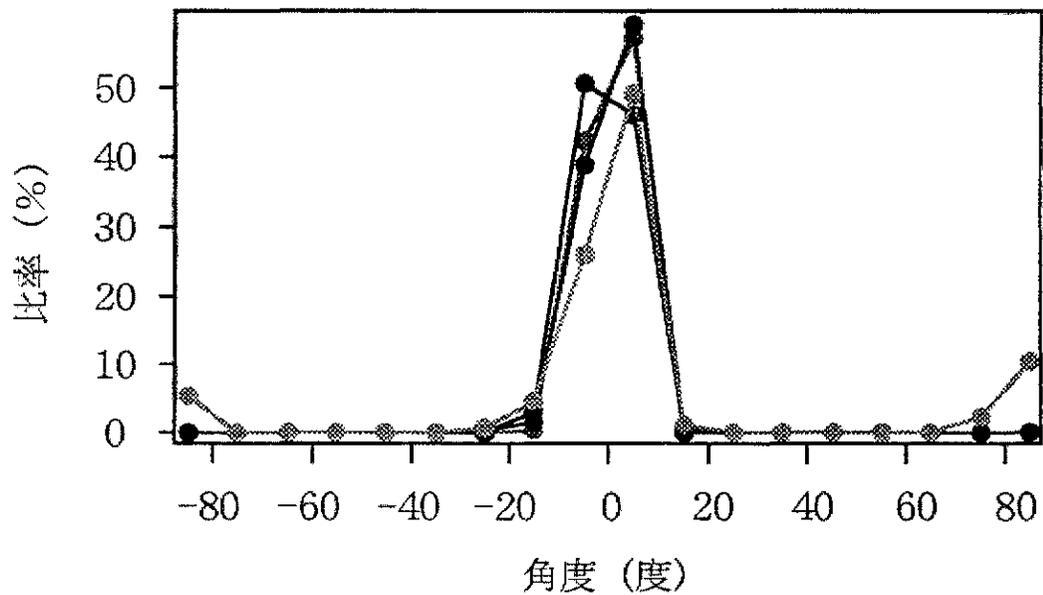
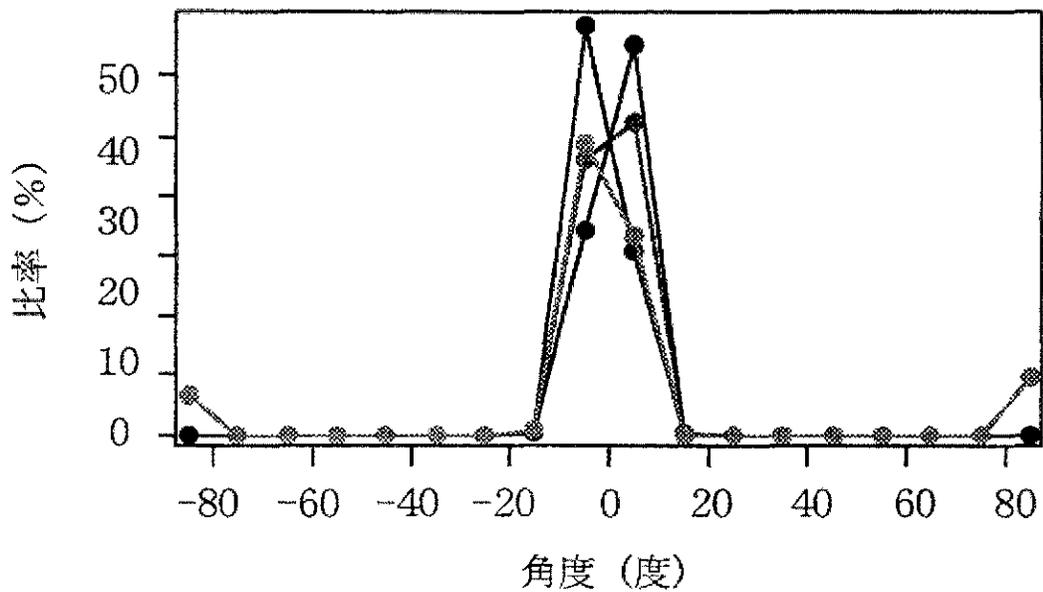


図5.2-15 倒壊パターン2の方向角 (300MHz)

—●— 倒壊率 0% —●— 倒壊率 40%
 —●— 倒壊率 20% —●— 倒壊率 60%



(a) 掃引周波数幅1GHz



(b) 掃引周波数幅300MHz

図5.2-16 倒壊パターン2の検出角度比率

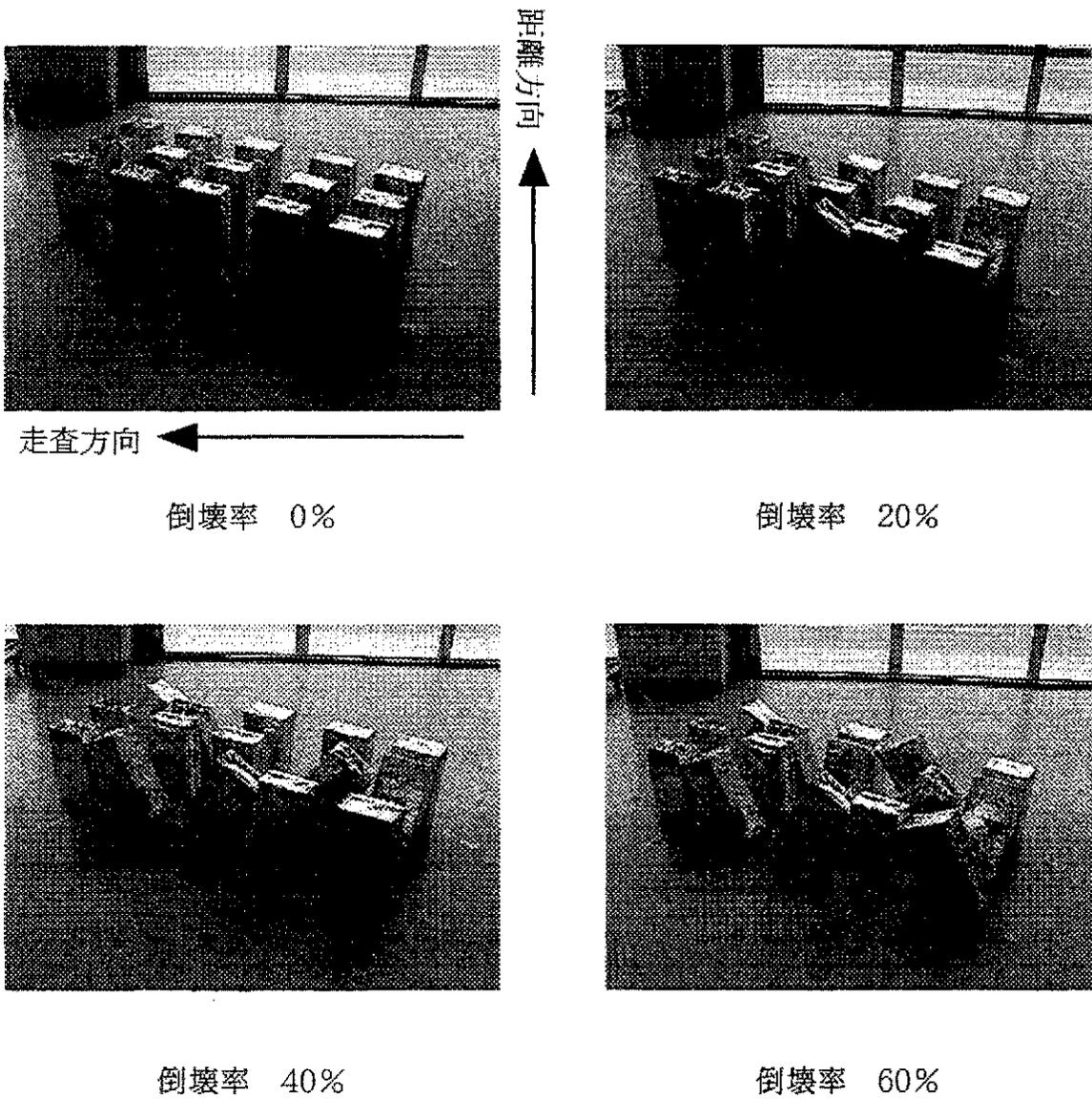
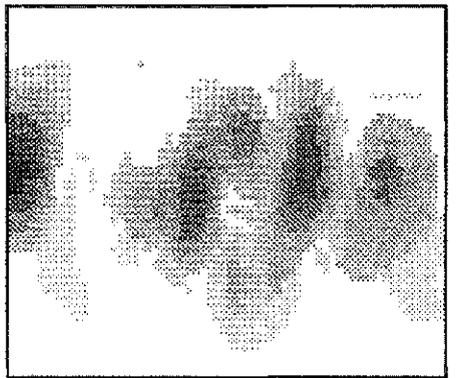
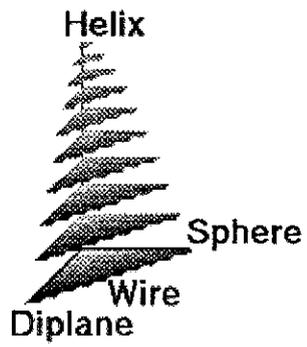
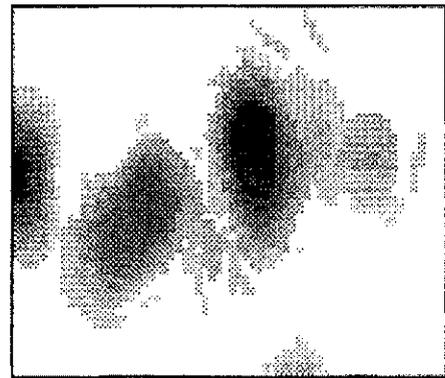


図5.2-17 倒壊パターン3 倒壊状況写真

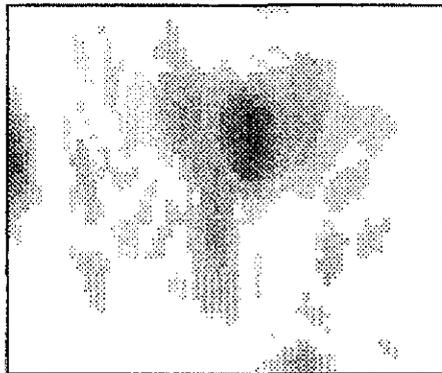


走査方向 ←

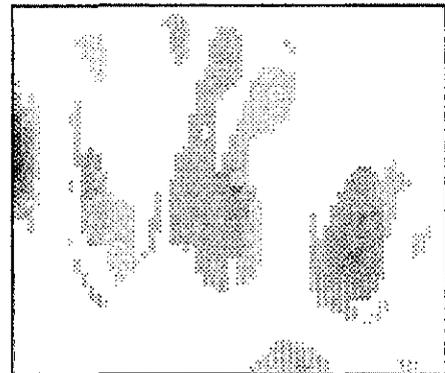
倒壊率 0%



倒壊率 20%



倒壊率 40%



倒壊率 60%

図5.2-18 倒壊パターン3の3成分分解図 (1GHz)

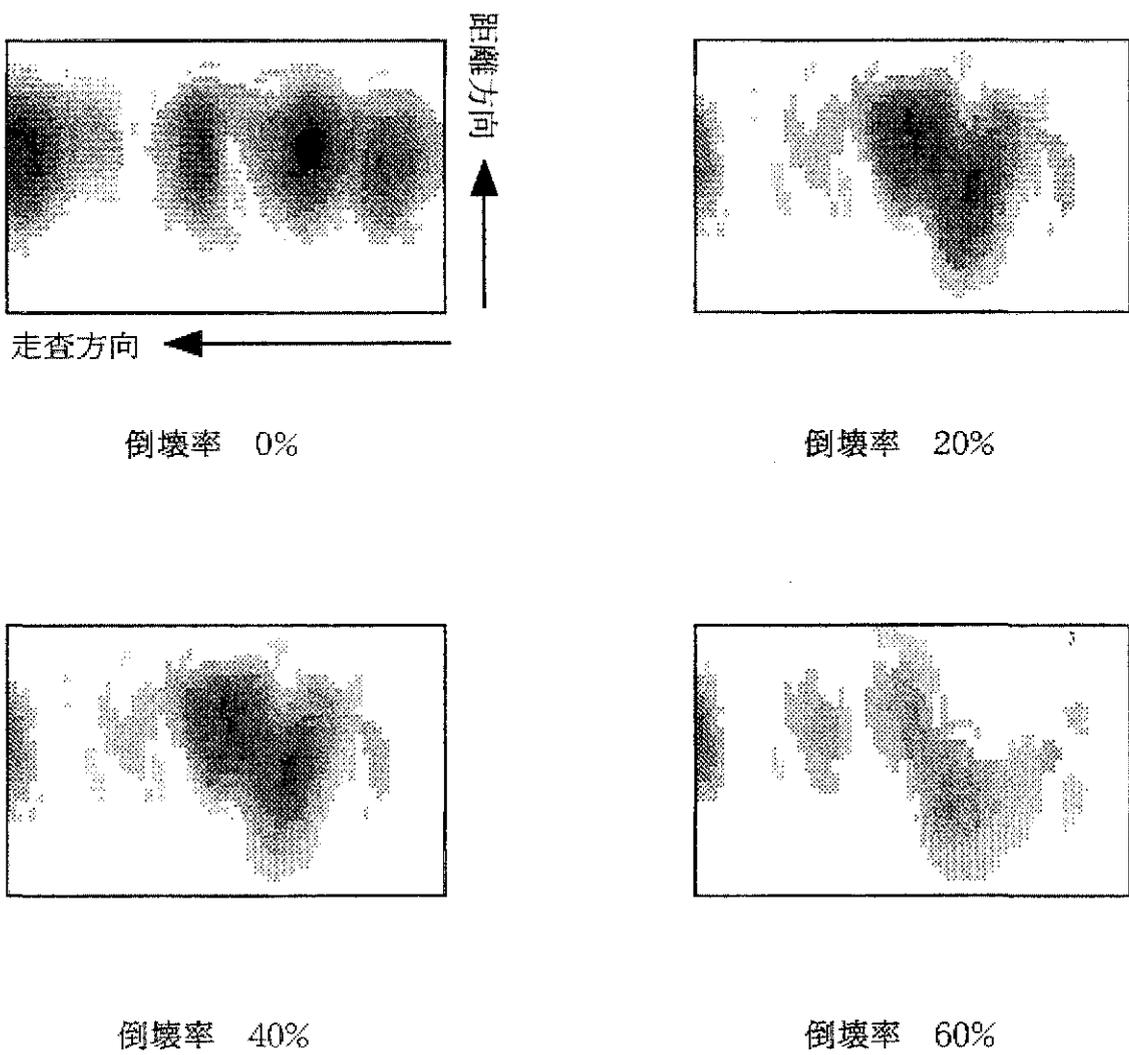
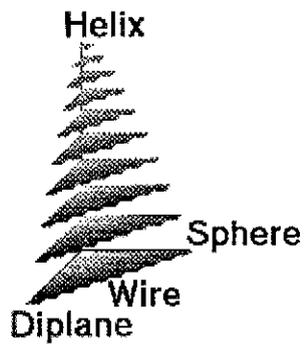


図5.2-19 倒壊パターン3の3成分分解図 (300MHz)

■■■■■ Sphere成分 (1GHz) Sphere成分 (300MHz)
 ■■■■■ Diplane成分 (1GHz) Diplane成分 (300MHz)
 ■■■■■ Helix成分 (1GHz) Helix成分 (300MHz)

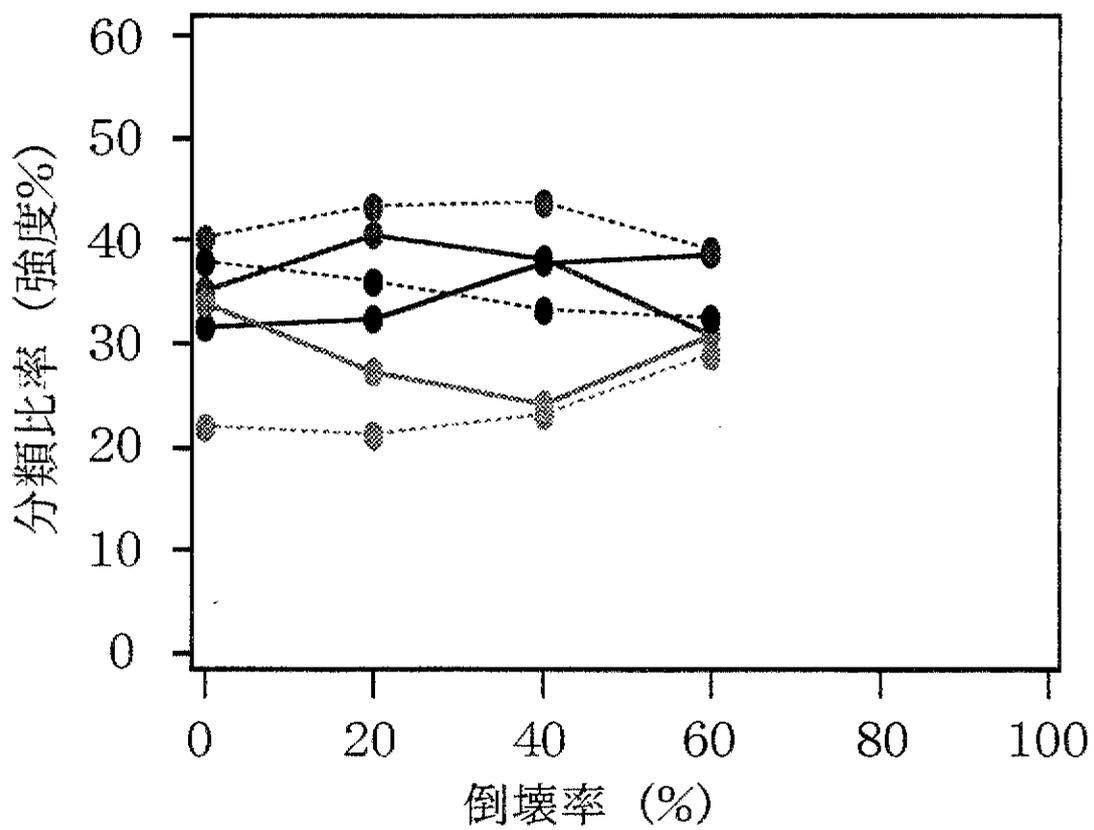


図5.2-20 倒壊パターン3の倒壊率と分類比率の関係

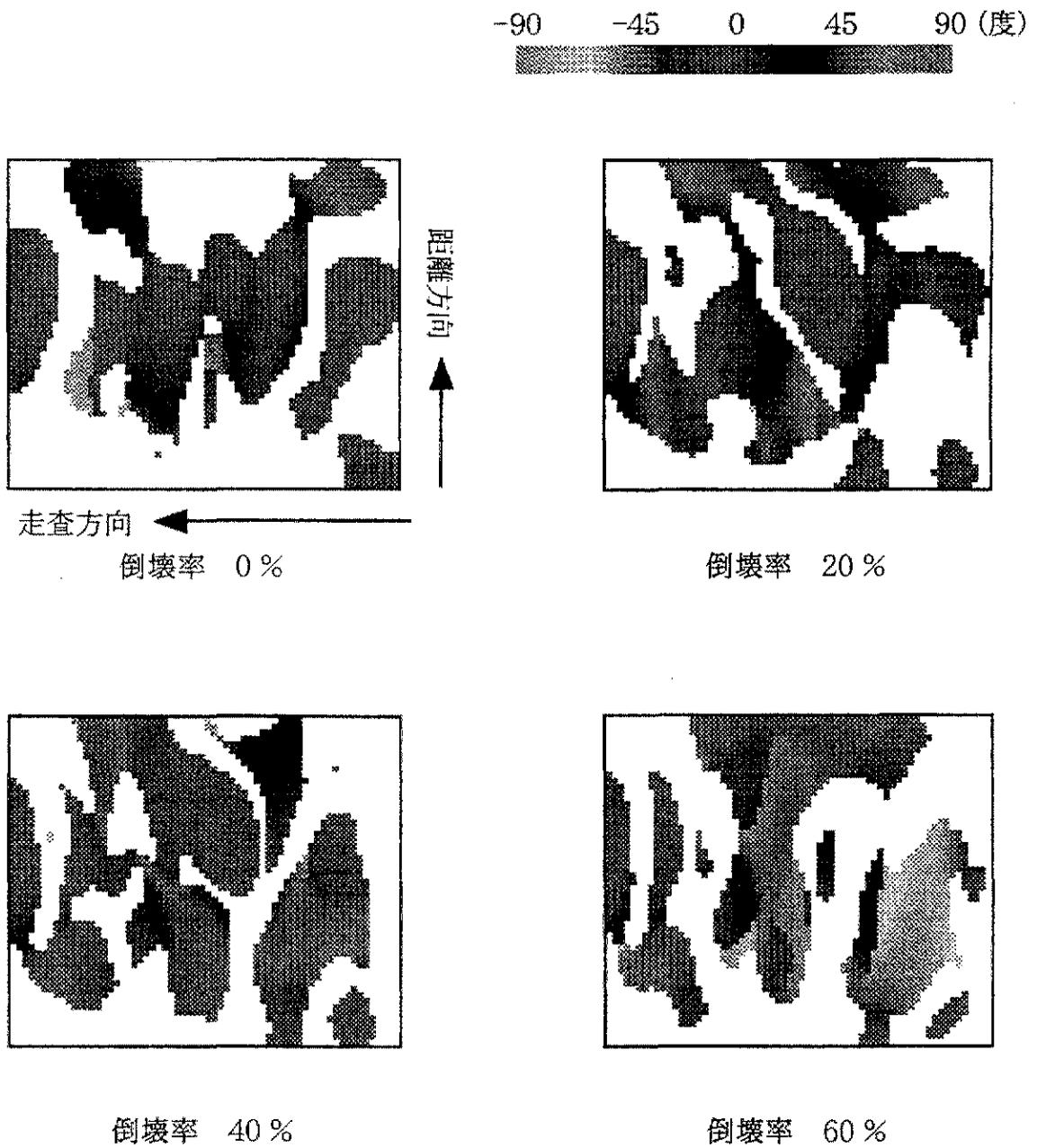


図5.2-21 倒壊パターン3の方向角 (1GHz)

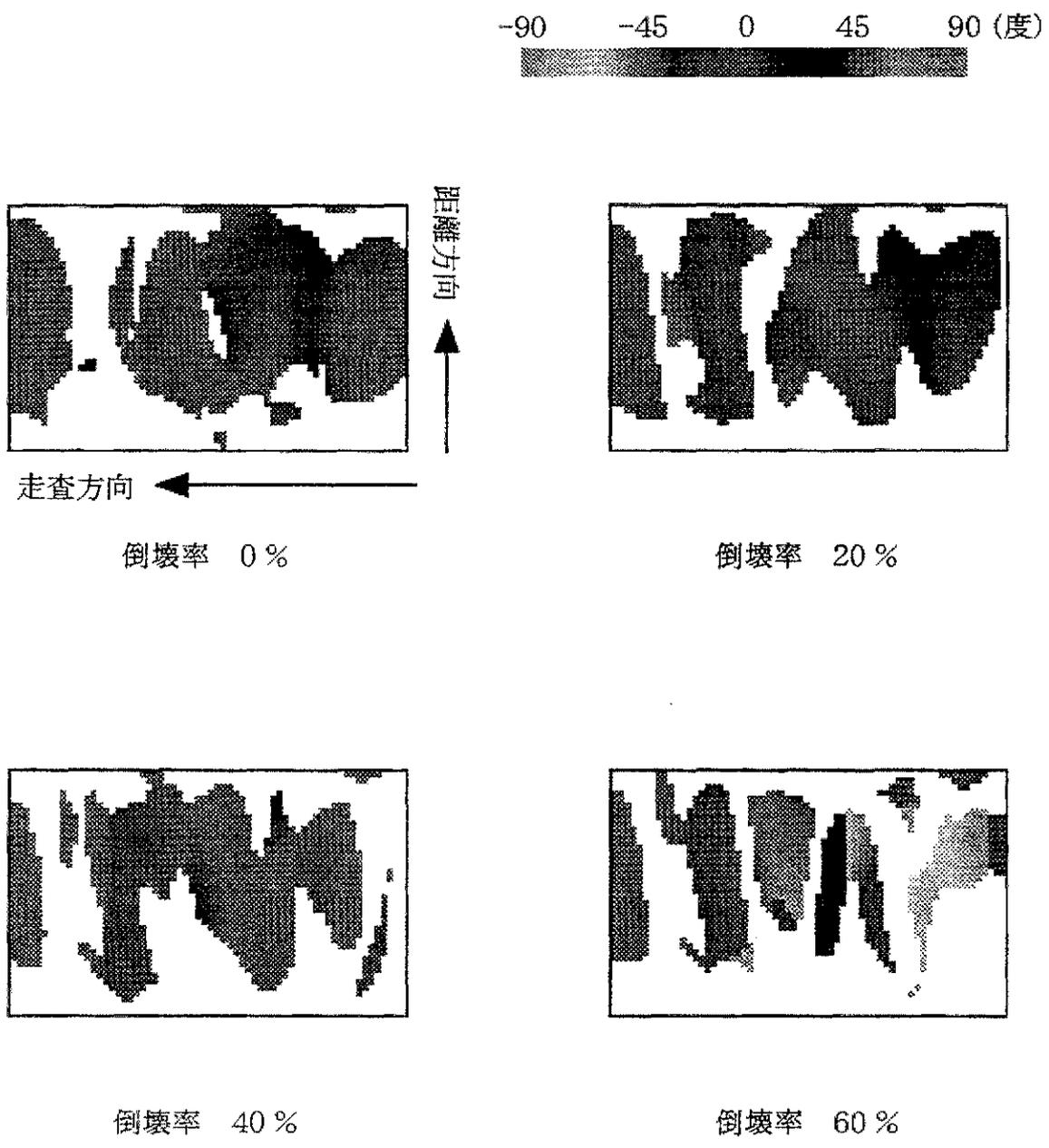
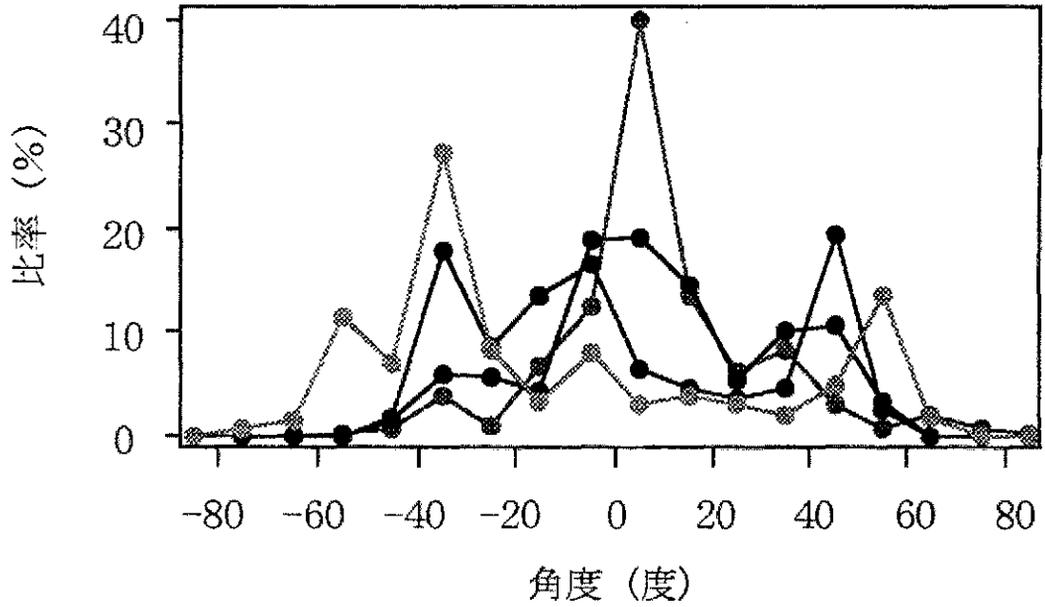


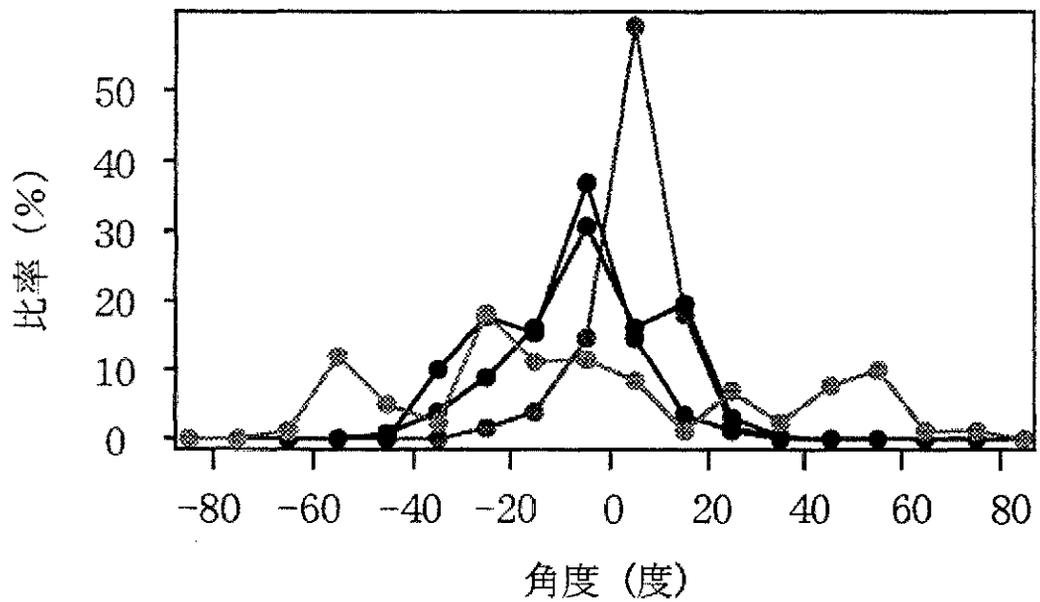
図5.2-22 倒壊パターン3の方向角 (300MHz)

倒壊率 0%
 倒壊率 40%

倒壊率 20%
 倒壊率 60%



(a) 掃引周波数幅1GHz



(b) 掃引周波数幅300MHz

図5-23 倒壊パターン3の検出角度比率

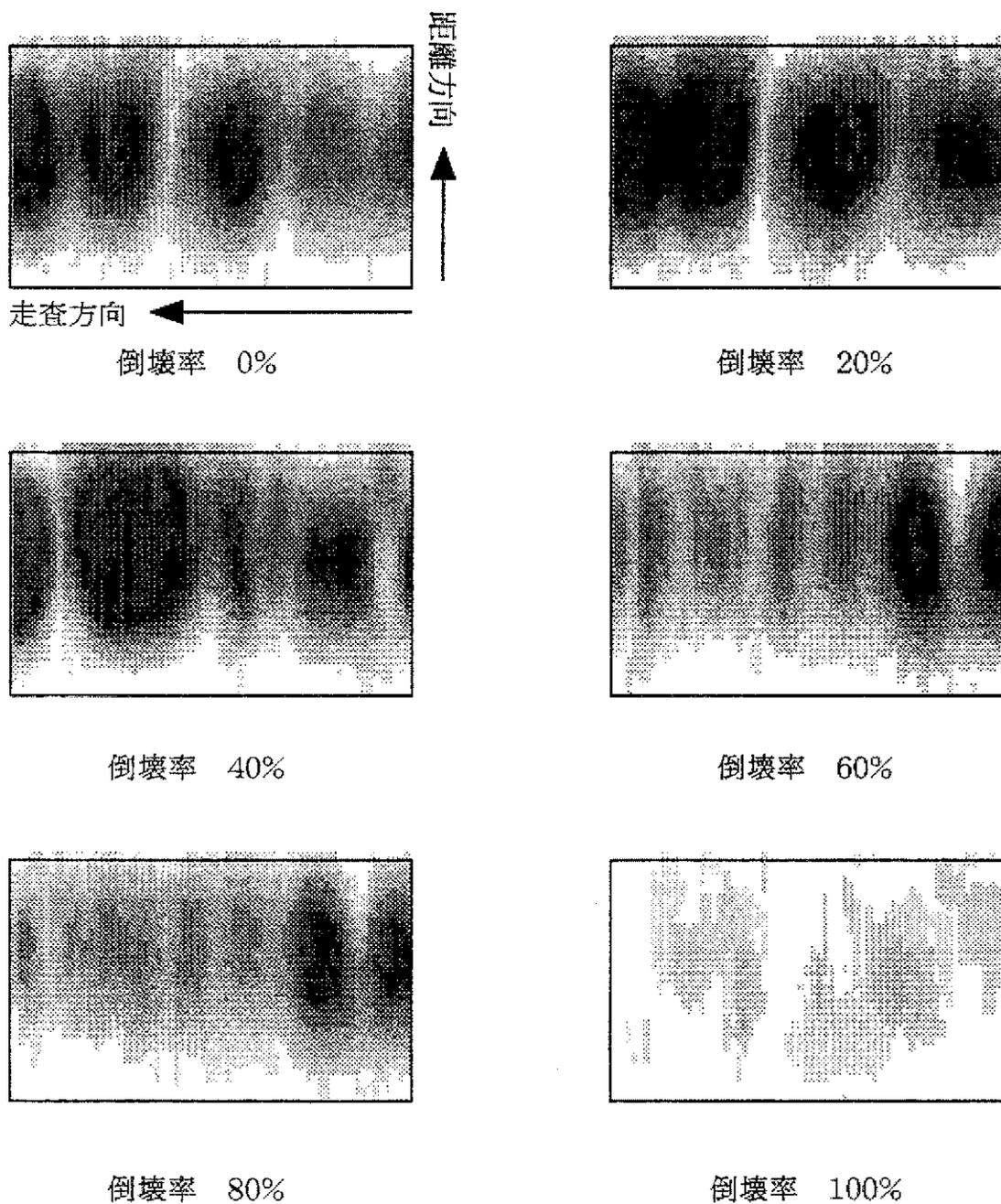
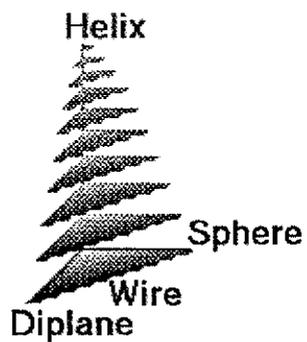


図5.2-24 倒壊パターン1の3成分分解図 (実開口300MHz)

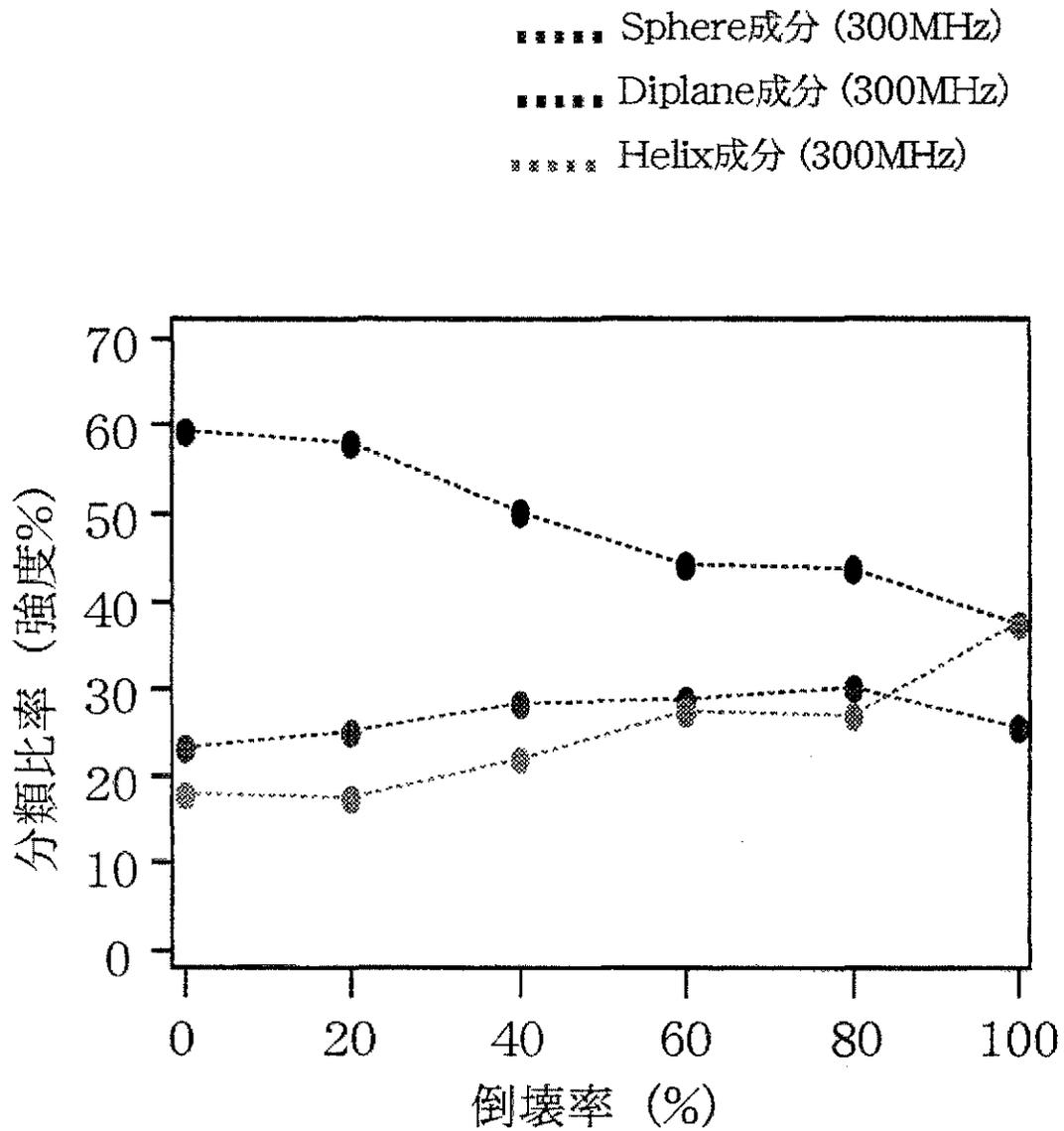


図5.2-25 倒壊パターン3の倒壊率と分類比率の関係 (実開口)

-90 -45 0 45 90 (度)

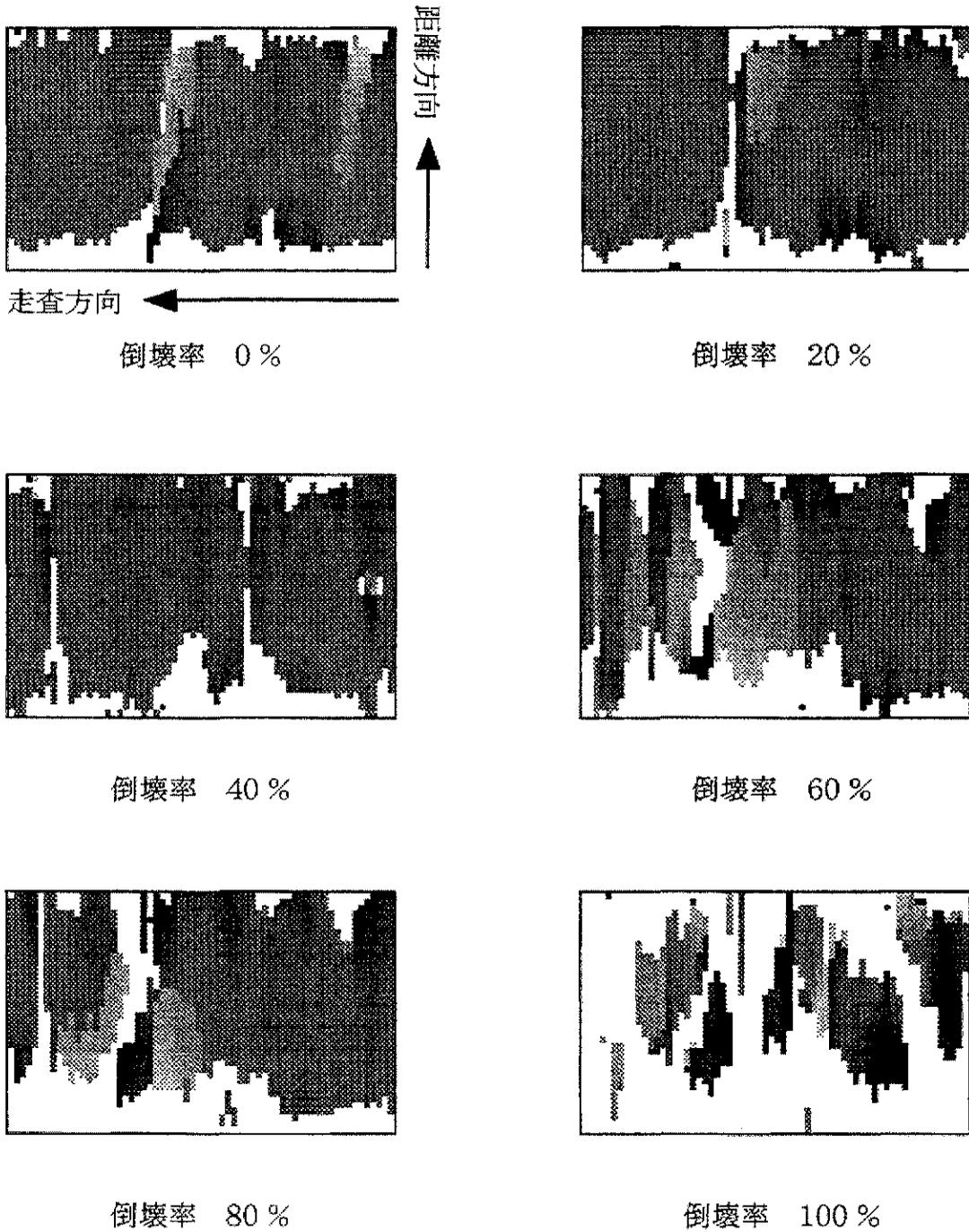


図5.2-26 倒壊パターン1の方向角 (実開口300MHz)

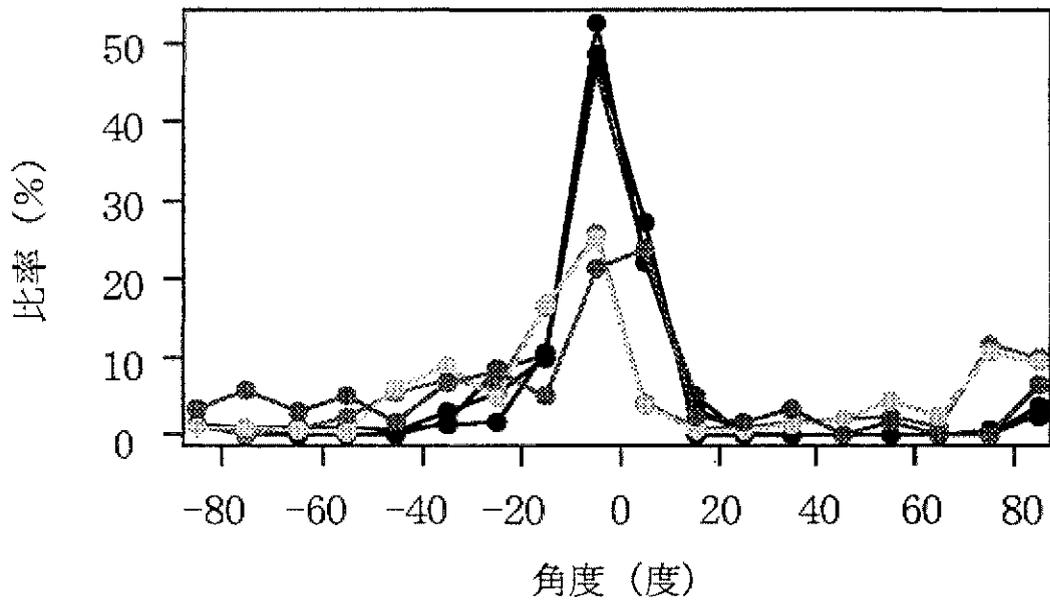
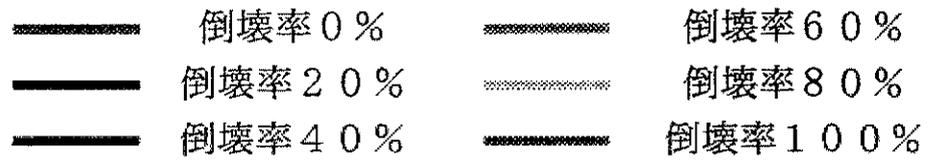


図5.2-27 倒壊パターン1の検出角度比率 (実開口)

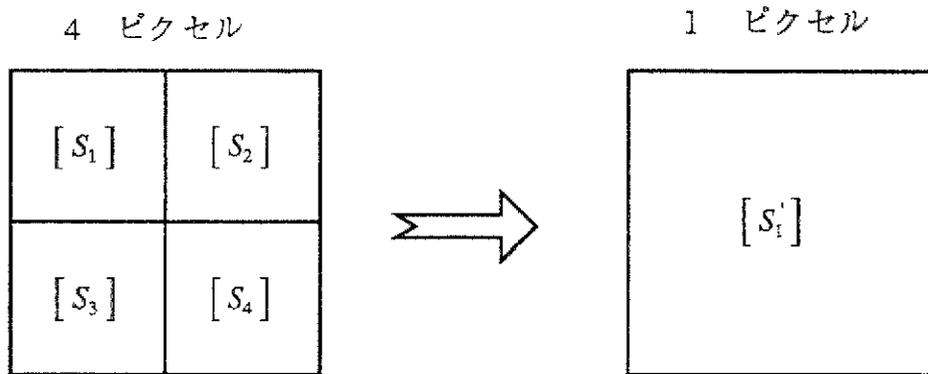
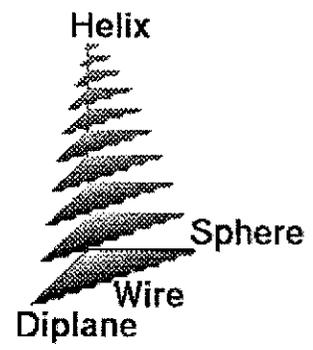
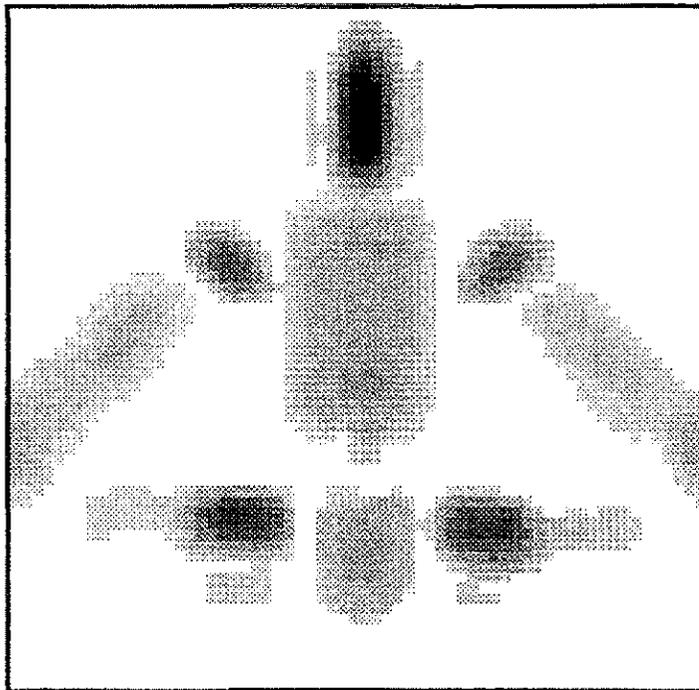
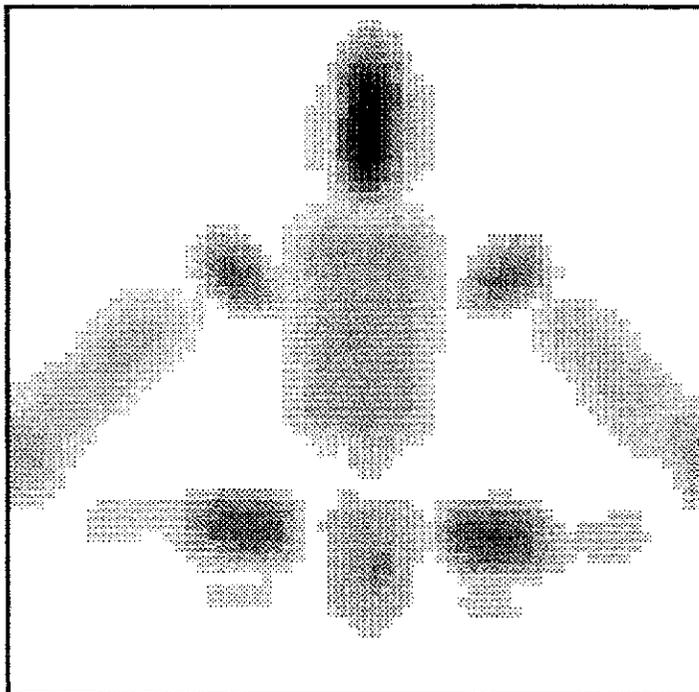


図5.2-28 散乱行列の平均化（分解能が劣化した場合の想定）

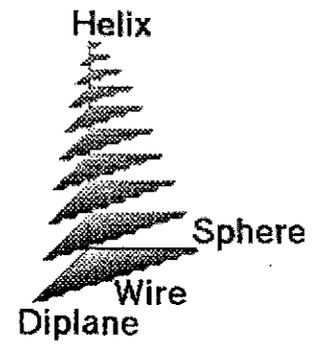
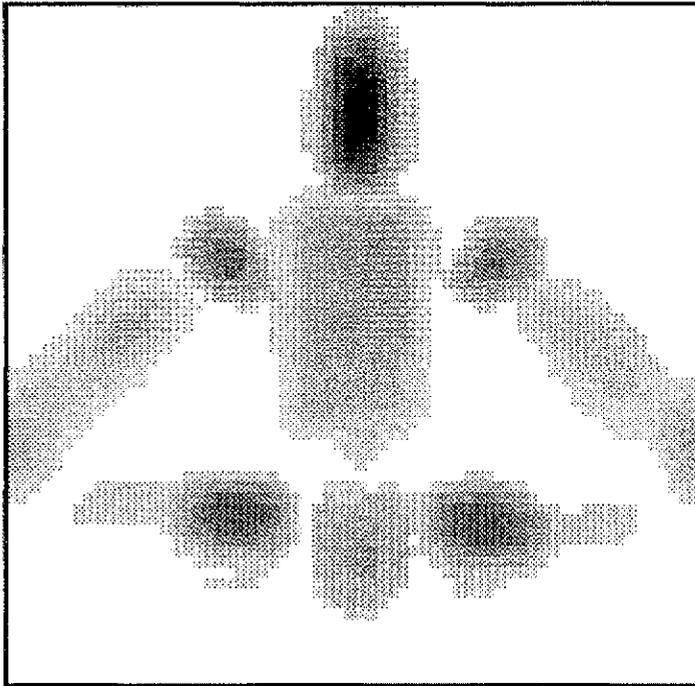


基のデータ

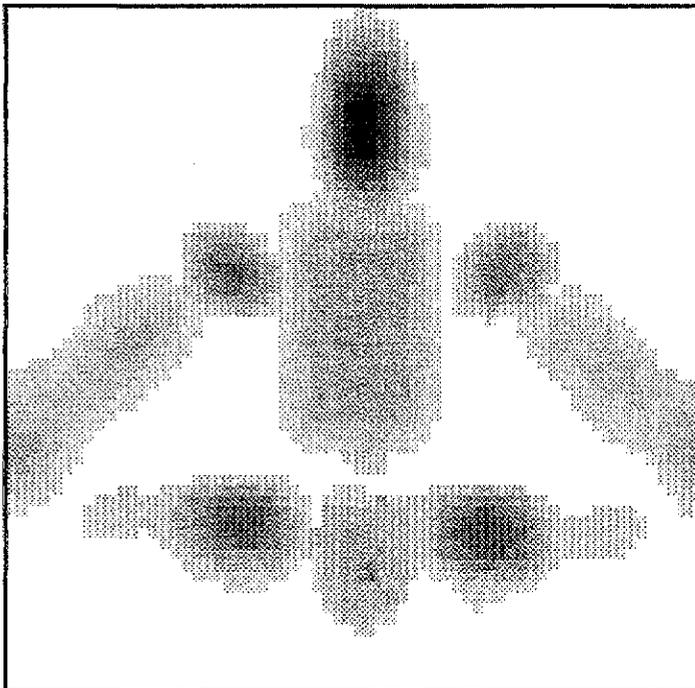


2 × 2 pixelで平均した結果

図5.2-29 解像度劣化後の分類結果

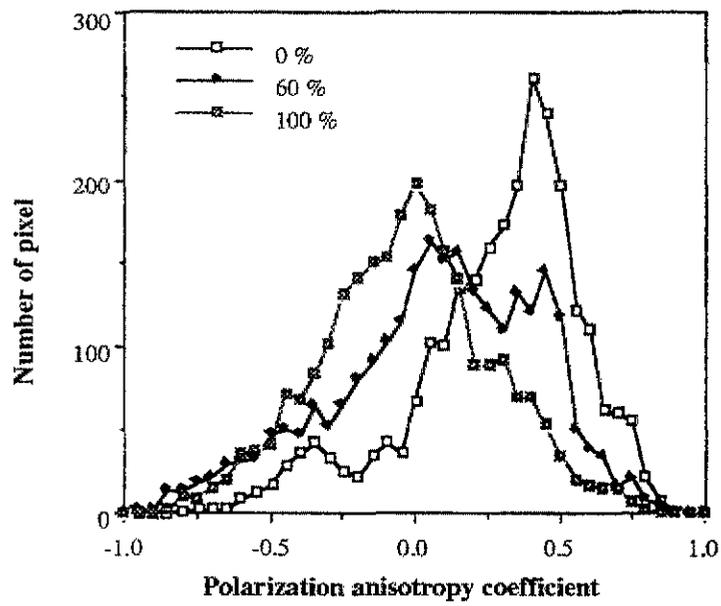
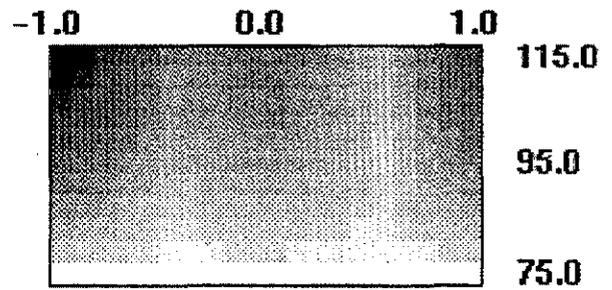
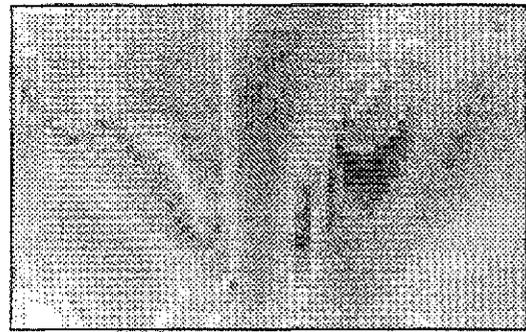
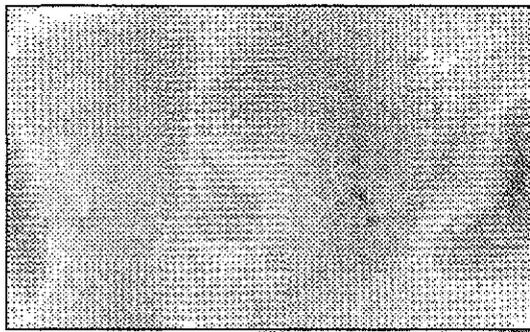


3 × 3 pixelで平均した結果



4 × 4 pixelで平均した結果

図5.2-30 解像度劣化後の分類結果



Anisotropy coefficient distribution

5.3 地中埋没物体探査への応用

損失媒質中に埋もれたターゲットの検出で、偏波情報がどのように役立つかを調べるために、地中レーダで探査を行ってみた。自由空間のターゲットは、電波が伝搬中に偏波情報が変わることはないが、地中や雪中のような媒質では、伝搬中に変わる可能性もある。物理現象のため、伝搬中の偏波変換に対しては行うこともできないが、我々は、少なくとも直交するレーダアンテナを使用し、散乱行列を取得することはできる。そこで、図5.3-1のような配置で、新潟大学工学部の中庭の砂にターゲットを埋め、レーダ探査を行った。用いたターゲットは金属平板と円柱である。

合成開口処理後に散乱行列を得、金属平板に対しては図5.3-2のような偏波画像を得た。約50 cmの深さのところにHHとVVのエコーが現れているが、HVではほとんど認識できない。

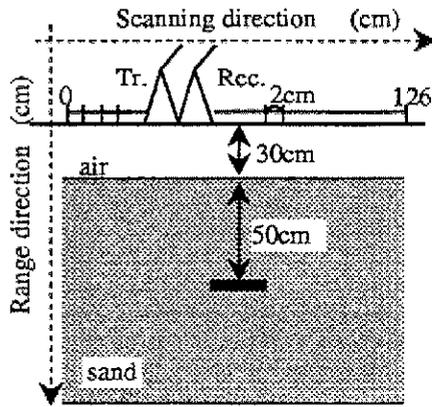
そこで、3成分分解によって図5.3-3の画像を得ることができた。この結果から、Kd成分では深さ50 cmの位置に強くエコーが現れ、他の成分と比べても大きいことから平板状のものであることが確認できる。

さらに、ターゲット近くの散乱行列を取り出し、そのPolarization anisotropy 係数を調べてみると、図5.3-4のようにその値がほぼ0.25近くに集まっていることが分かる。そのため、この値から偏波依存性の少ないターゲットであることが確認でき、平板状のターゲットと認識できる。

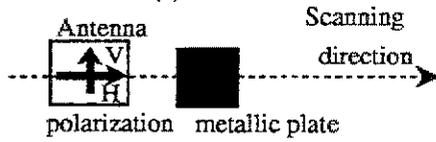
Polarimetric signature を調べてみると、図5.3-5のように平板状の形状によるsignatureに近いことが分かる。

次に、図5.3-6のように-45度に向けた円柱パイプを埋め、同様に散乱行列を取得した。図5.3-7に固定偏波のイメージを示す。VV成分が強い結果となっている。これから、ターゲットを識別することは難しいが、3成分に分解してみると図5.3-8のようになる。Ks, Kd, Khの成分が現れているが、値の大きさとしてKs, Kdはほぼ同じくらいになっている。ワイヤターゲットは表にもあるように1:1の比率で現れるので、この3成分だけでは確定したことは言えない。そのため、Polarization anisotropy 係数を調べてみると、図5.3-9のように値がほぼ0.9近くに集まっている。この値から偏波依存性の強いターゲットであることが分かり、ワイヤ状のものと断言できる。さらに、Polarimetric signature を調べてみると、図5.3-10のように-45度に傾いたワイヤ状の形状によるsignatureに近いことが分かる。

この実験例のように、偏波情報を補完しながら使うことによって、ターゲットの認識が確実になり、埋没物検出や同定に大きく貢献する。



(a) Side view



(b) Top view

Measurement specifications

- Radar system :FM-CW
- Antenna :single ridge horn
- Sweep frequency :250MHz~1.0GHz
- Sweep time :5.1mesc
- Scanning interval :2.0cm
- Scanning point :64
- Target :metallic plate
(W:25cm × L:25cm)
- :metallic pipe
(ϕ :10cm × L:85cm)

Fig.5.3-1 Measurement situation

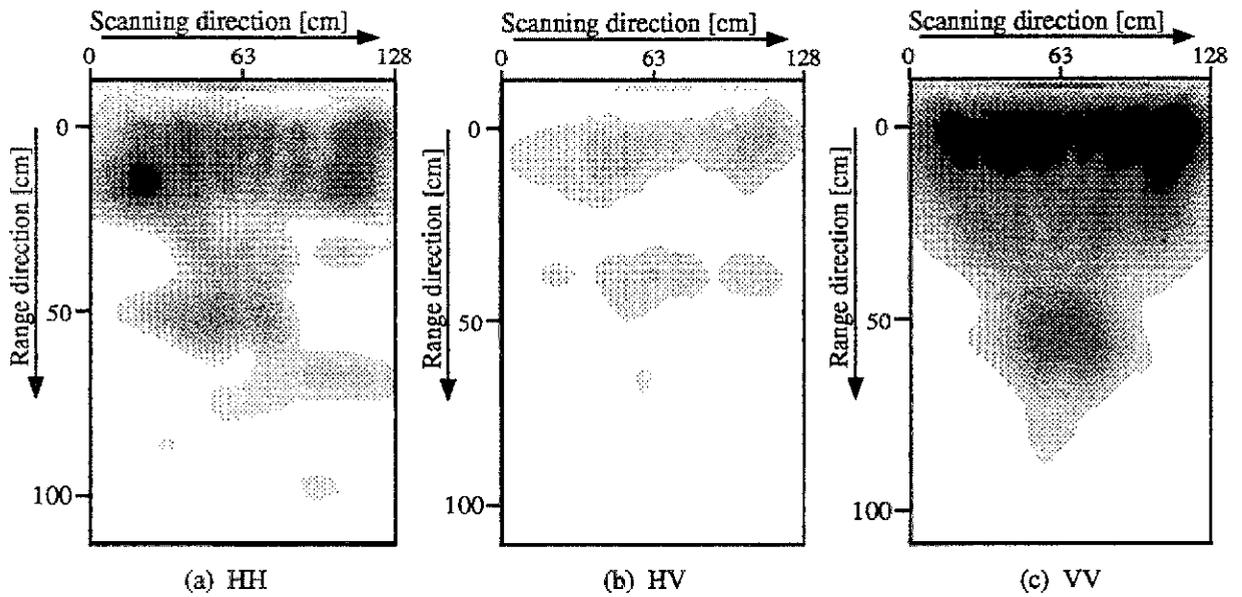


Fig.5.3-2 Fixed polarization images

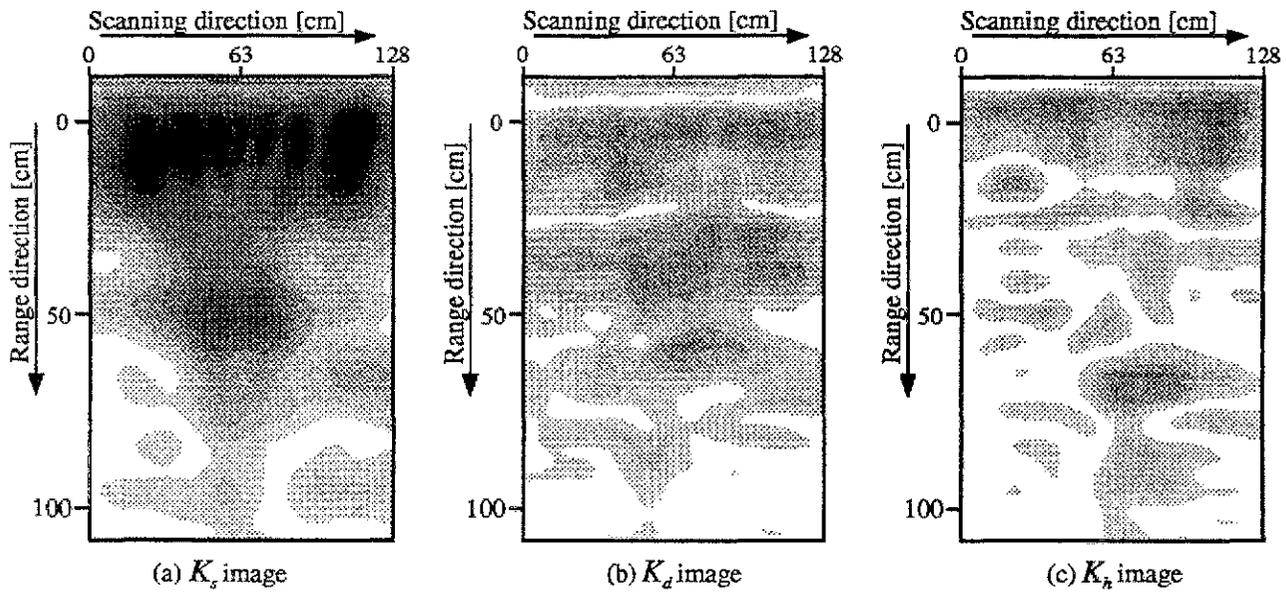


Fig.5.3-3 Three-component decomposition images

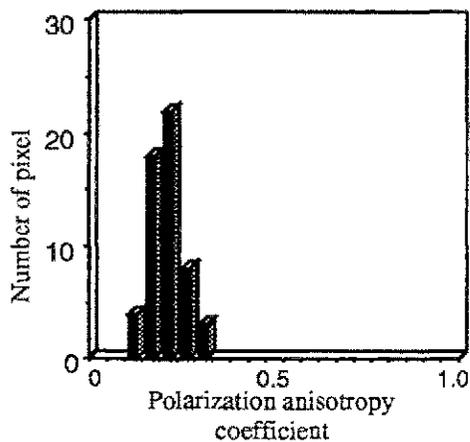


Fig.5.3-4 Distribution of power polarization anisotropy coefficient

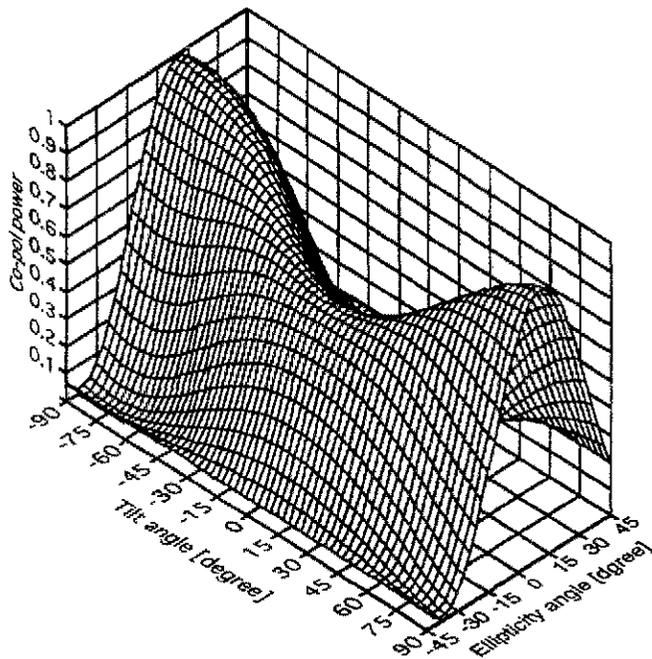


Fig.5.3-5 Polarimetric signature

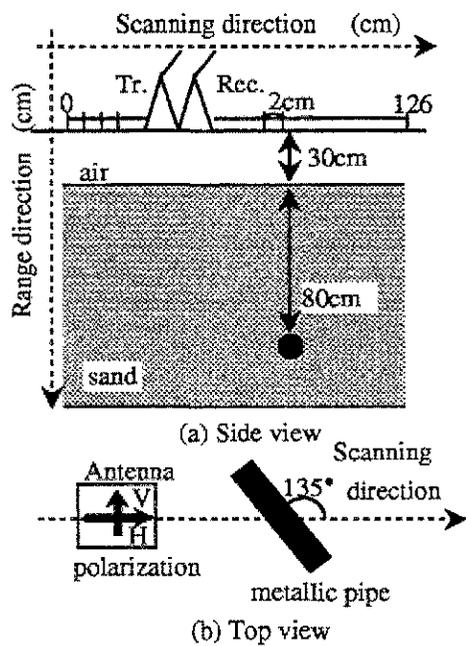


Table 5.3.1 Contribution of magnitude factor for fundamental targets

	K_s	K_d	K_h
sphere, plate	1	0	0
dipole	0	1	0
line(wire)	0.5	0.5	0
helix	0	0	1

Fig.5.3-6 Measurement situation

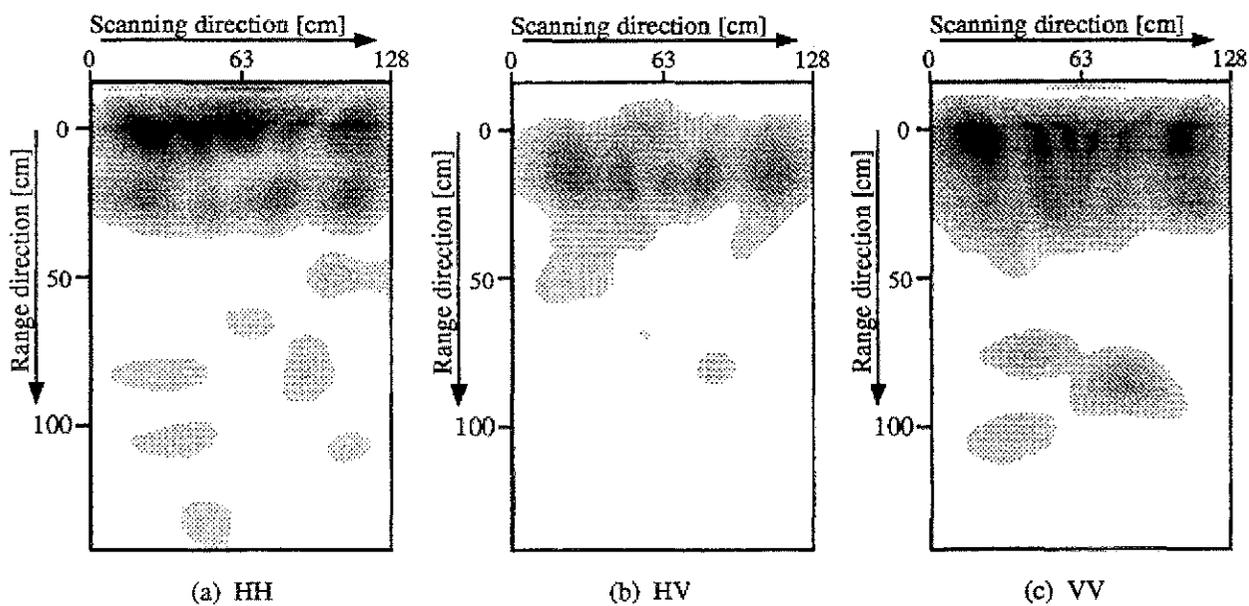


Fig.5.3-7 Fixed polarization images

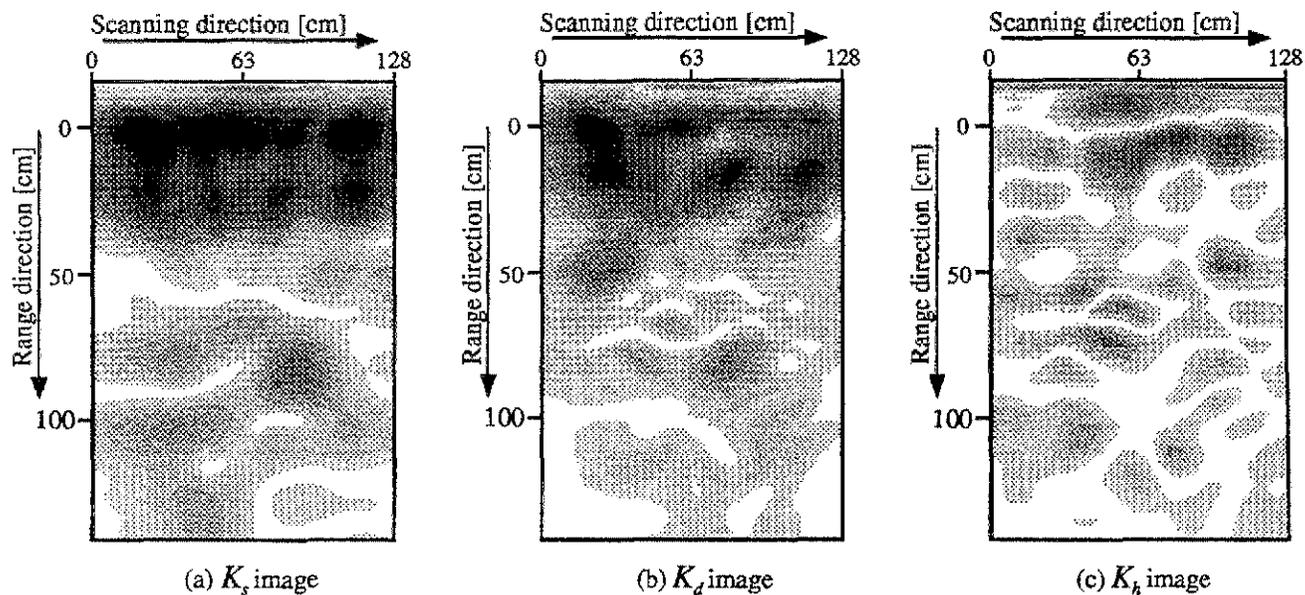


Fig.5.3-8 Three-component decomposition images

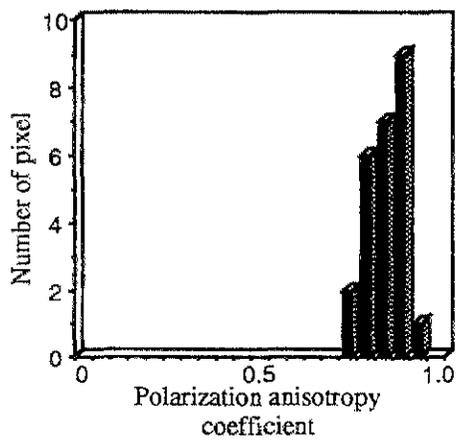


Fig.5.3-9 Distribution of power polarization anisotropy coefficient

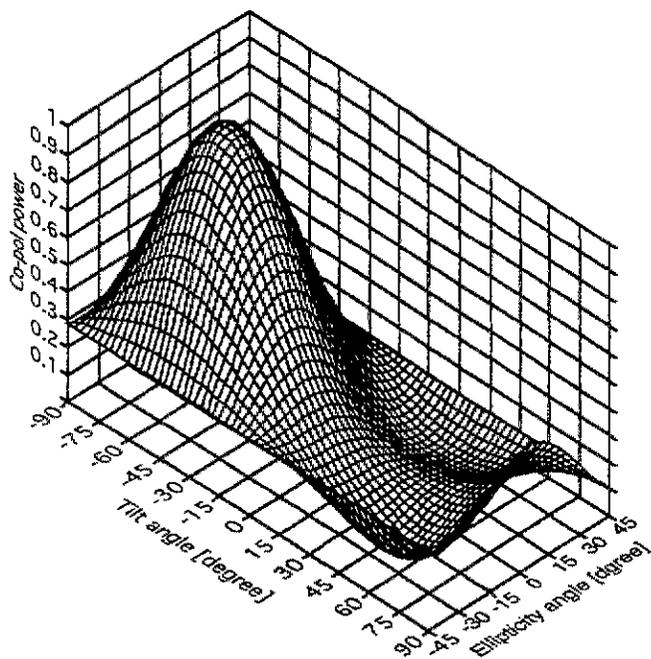


Fig.5.3-10 Polarimetric signature

第6章 SAR画像解析

この数年間で人工衛星に搭載された光学センサー、合成開口レーダによって地球上のほぼ全域が観測されるようになってきた。光学センサーと合成開口レーダでは、同じ電磁波というカテゴリの中の情報収集するが、周波数・波長が大きく異なるので、得られる情報もかなり異なる。光学センサーでは可視領域も含め、人間の感覚に近い波長領域の電磁波のため、人間にとって比較的理解しやすい画像が得られる。分解能はセンサーに依存し、最新の人工衛星では1 m四方かそれ以上の分解能がある。一方、レーダではマイクロ波領域(1~10 GHz)の電磁波を扱い、このマイクロ波は本来人間には感知できないこと、その取り扱い・定式化が純粋に学問領域にゆだねられるため、人間の感覚・感性からは理解しにくい点の特徴である。

しかし、レーダから得られる情報は、光学センサーから得られる情報とかなり異なり、互いに補完しながら発展すべきものと考えられる。例えば、簡単な例として光学センサーでは、遠赤外の波長領域で熱に反応するバンドがあるが、マイクロ波には存在しないし、葉緑素に反応するバンドもマイクロ波には存在しない。しかし、マイクロ波では、雲を通して地表を見ることができ、天候に左右されないなど、光学センサーには無い特徴を持っている。雲を通して地表を見ることができるという点は、地球観測にとって非常に重要なことである。地球上で雲に覆われていない場所・時間は限られるからである。また、レーダは自分で電波を発射し、その反射波を受信するので、システム的设计次第では、かなり高分解能な画像を得ることができる。現状では人工衛星搭載のレーダで10~20 mの分解能、航空機搭載レーダで3 m程度のものが得られている。そのため、レーダもようやく光学センサーのパートナーとなりつつある。

さて、人工衛星による地球表面の観測データは合成開口レーダに限ってみると、ERS-1、JERS-1、ERS-2、RADARSATによってこの数年で膨大な量のデータが蓄積されてきた。そして、ある衛星のSARシステムが完成するとさらに分解能を向上させるべく、SARのシステム改良が行われてきた。また、今後打ち上げ予定のSARに関してもハード面が主に議論されている。このことは世界各国共通の事実である。

しかし、いくつかの基本的な問題点、あるいは開発に関連する費用の点から非難・批判もでてきている。なぜ、SARが必要なのか？SARによって何が分かるようになったか？などである。特に、SARとは分野の異なる人から、SAR画像をみて、きれいな絵ですね！カレンダーの表紙にはびったりですね！という言葉がでてくることがある。これは非常に重大な問題であって、笑い事では済まされない事柄である。

6.1 リモートセンシングの目的

そのため、基本に戻り、なぜリモートセンシングか？何のために行うのか？から考えたい。特にSARの現状と問題点、そして将来のSARのあるべき姿について私見を述べたい。

レーダは軍事利用と共に発展してきた。その目的は敵の飛行機を見つけることから始まり、次第に敵の飛行場のマッピング、基地のイメージングへと発展していった。軍用レーダにとっての重要課題は、クラッタを抑えつついかに高精度・高分解能にターゲットを検出するか、あるいはレーダ画像を作るかである。

しかし、我々の目的は軍用ではない。最も主眼となるべきものは地球環境の観測、それを基本にした環境保全対策である。災害の監視、水害、洪水、火山観測、地滑り、植生の把握、砂漠化の監視、穀物の成育状況、などの例があるが、農業、林業、土木分野などの人間が地球上で生活を営む上で必要な全ての情報が観測対象である。現在は軍用で使われていた概念の Military Defense から地球環境を守るという意味の **Environmental Defense** への転換時期である。そのための手法としてレーダリモートセンシングは欠かせない技術である。

6.2 SARの分解能について

ある一つの衛星に搭載できるレーダでは、技術的な問題やスペース的な制限もあり、全ての分解能要求に応えるわけには行かない。どの程度の分解能が望ましいであろうか？あるいは軍用と比較してどの程度の分解能が必用となってくるであろうか？

軍用では分解能は細かければ細かいほど良い。検出という目的がはっきりしており、cmのオーダーで進んでいる。環境用・民生用では、例えば植生分布を取り上げた場合、林では20m位あれば十分であろうし、また、たんぼの稲作でも十分であろう。一方、広大な砂漠を観測するにはさらに粗い分解能でもかまわないであろうし、都市域の地形を観測するには数mの分解能が必用であろう。したがって、何を観測対象にするかによって分解能への要求は変わってくる。つまり、何をターゲットに置くかによって必要とする分解能が変わってくることである。さらに20mで良いか？あるいは21mではどうなるか？などの問いかけに対しては、まだ電磁気学の研究成果を待たねばならない。この点がまだ現実問題として分かっていない。この分野の研究は始まったばかりであり、世界の研究機関、大学などで、電磁波の散乱問題（順問題、逆問題）として勢力的に研究が行われつつある。

重要な点は何を観測対象に選ぶかによって、その研究手法も変わり、最終的に必要とする分解能もまた変わってくることである。

6.3 SAR systemの利点

SARの利点は良く知られているように、

- ・昼夜に関わらず、天候に左右されない
- ・focused image が得られる。（合成開口レーダの分解能）
- ・距離、波長に依存しない。
- ・分解能はアンテナ開口長にのみ依存する

ことである。

さて、レーダで実際に観測できる量は、マイクロ波の後方散乱の振幅と位相である。その情報を使って合成開口処理を行い、今までに

- ・植生のモニタリング
- ・水文
- ・海氷のマッピング
- ・地質

interferometryを使って

- ・氷河
- ・火山活動による変位

に有効であるとされてきた。これらは、マイクロ波とターゲットの相互作用の結果であり、

光学センサーよりも優れていると考えられている点である。

6.4 SARの現状

SAR systemは人工衛星、航空機に搭載されているが、人工衛星では搭載する際にスペース的な制約があるのに対して、航空機ではスペース的な制約が少なく、技術的には実験的な試みもできる状況にある。その意味で航空機搭載SAR systemは一步先行しており、その成果が期待されている。ただし、航空機では日常的な観測はできないので、互いに補完しあってリモートセンシングを発展させていくべきものと考えられる。現状では以下のシステムが活躍している。

・ Spaceborne	ERS-2, RadarSAT, SIR-C/X-SAR,	ENVISAT etc
	LIGHTSAR (2002-)	ALOS-PALSAR(2002-)
・ Airborne	AIRSAR NASA/JPL	CRL/NASDA SAR
	E-SAR P3-ERIM	etc

分解能も衛星で20 m程度、航空機で1～3 m程度である。

6.5 SAR画像解析手法

ここでは、まず一般的なSAR画像解析について述べる。分類処理は通常次のような流れで進行する。

- 1) 分類クラスの設定
- 2) 判別法の選択
- 3) 特徴の選択
- 4) 標本の抽出
- 5) 母集団の統計量の推定
- 6) 判別
- 7) 精度
- 8) 後処理

第1段階の分類設定は、最終的に分類したいクラスをあらかじめ決定する。例えば、市街地、植生、水域など。

第2段階は、判別法の決定である。判別法は分類結果に大きな影響を及ぼす。一般に統計的手法（特にBaysの決定則に従うものが用いられる）は必ずしも良い結果が得られるとは限らない。分類は、一般的に対象としている画像中のなんらかの特徴を用いて行われる。特徴というのは、例えば、2値画像の場合の形態的特徴（面積、周囲長）や、多値画像の場合の各画素の濃度や、テクスチャなどである。偏波情報も含まれる。

第3段階では、対象とする画像の性質、用いる判別法などに最適な特徴を決定するとともに、必要に応じて元の画像を変換する。

第4段階は、各分類クラスの判別基準を見出すのに用いられる標本を抽出する過程である。教師付分類では、分類クラスは最終的に分類したいカテゴリーに基づいて決定される場合と、画像中で比較的均一な領域を指定することで決定される場合がある。いずれの場合も標本はオペレータによる判断あるいは対象とする画像以外の情報源（地図など）によって抽出される。教師なし分類では、一定基準下で均一とみなされる画素の集合が抽出される。

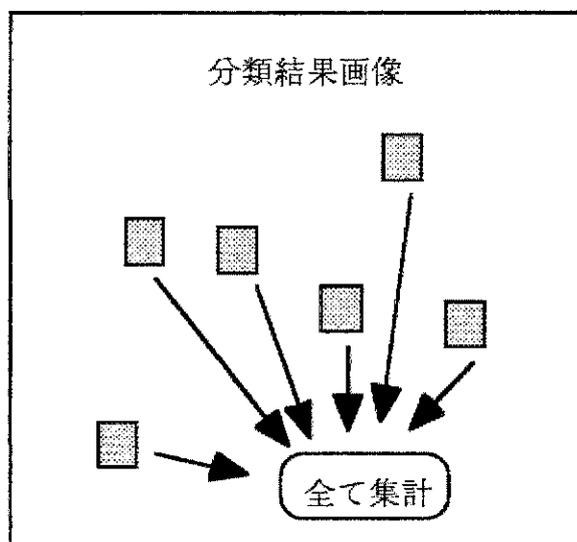
ここで、画像中の比較的均一な部分を他の部分から分割する処理（画像の分類）によっ

て得られるそれぞれの均質な集合を分類クラスという。分類クラスは、必ずしも外界の事物とは対応せず、また、対応づけが行われた場合それらをカテゴリーと呼ぶ。

第5段階には、前段階で抽出された標本を用いて、各分類クラスの母集団の性質を推定する。統計的判別法では、この段階で判断規則が決定される。

第6段階は、判別である。第5段階で推定された分類クラスの性質と、あらかじめ決定された判別法を用いて、全画像データの判断規則が決定される。

■ 予め選ばれていたカテゴリーCのテストデータの位置



カテゴリーCの中に各カテゴリーがどれくらい含まれているか
= 分類精度

第7段階では、可能な場合、判断結果の精度を検討を行う。精度検討結果、所期の判断精度がえられなかった場合は、第1段階から第5段階のうち適当な段階に戻って、判別をやり直す。

	A	B	C
A	34.4	22.2	7.61
B	9.64	68.5	6.87
C	0.00	15.3	94.3

正しく分類されたクラス

第8段階は、分類の最終段階である。第1段階ないし第4段階で分類クラスと最終的な分類カテゴリーが一致しなかった場合、この段階で両者の対応づけがなされる。

観測された濃淡画像には対象物に関するさまざまな情報が含まれているが、対象物や観測機器の特性、観測条件などによりその濃淡情報が偏っていたり歪んでいたりが少なくない。また、異なる時期に観測されたりリモートセンシング画像を比較するような場合もそれらの画像の濃度特性が違いすぎると比較しにくい。こうした場合、あらかじめコントラストの強調、濃度特性の正規化などの前処理を行っておくと、その後の特徴抽出や

解析が行いやすい。

ここでは、前処理（正規化、アフィン変換等）については省略し、JERS-1のレベル2.1のようなピクセル毎に後方散乱値あるいは散乱行列が対応したSAR画像を対象に考える。

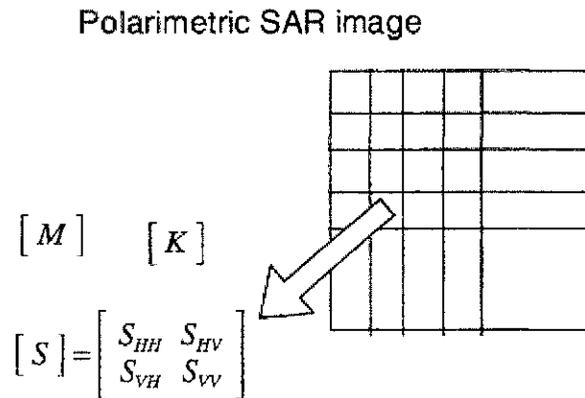


図6.1 SAR画像

分類方法で最終的に利用したものは最尤法と最短距離法である。

6.5.1 最尤法

最尤法とは、未知の画素データと既に求められた分類カテゴリーとの尤度式（6.5.1）を求め、ピクセルは尤度が最大となるカテゴリーに属するとして分類する方法である。

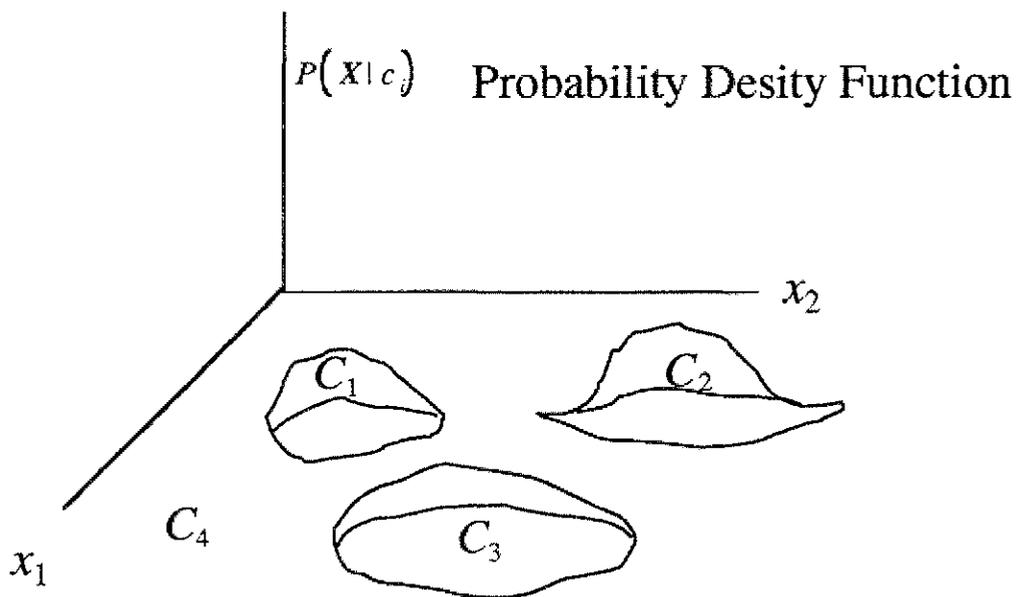


図6.2 最尤法分類

図6.2のように確立密度関数と分類カテゴリー C_1, C_2, C_3, C_4 において、どこに最も大きい尤度が当てはまるかを次の基準で判別する。

$$G(k) = -\log |V_k| - (X - \bar{X}_k)^T V_k^{-1} (X - \bar{X}_k) \quad (6.5.1)$$

但し、 X : 未知の画素データの特徴ベクトル
 V_k : k 番目のカテゴリーの共分散行列
 \bar{X}_k : k 番目のカテゴリーの平均特徴ベクトル

特徴ベクトルを決める際に、その成分と成分の数が重要であり、偏波データを使うと次元が増えるので、その分、分類精度が向上する。

6.5.2 最短距離法

ピクセルの値が特徴ベクトルによって、図6.5.2のように位置したとすると、その点がどのカテゴリーに入るかをユークリッド距離最小の概念によって決める方法である。

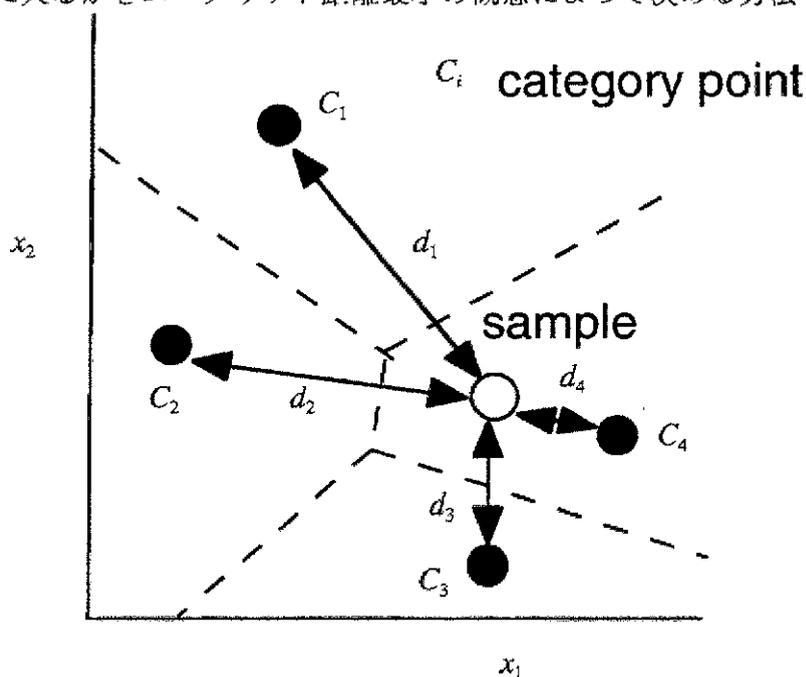


図6.3 ユークリッド最短距離法の特徴空間（2次元）

ユークリッド距離の式を式(6.5.2)に示す。トレーニングエリアそれぞれ数ヶ所から、各クラスの平均特徴ベクトルを取り出し標本データとする。各画像上を、領域を走査させながら特徴ベクトルを取り出し、各クラスの平均特徴ベクトルとのユークリッド距離 $G_i(X)$ を求め、 $G_i(X)$ が最小となるクラス i に分類を行う。

$$G_i(X) = (X - \bar{X}_i)^t (X - \bar{X}_i) \quad (6.5.2)$$

X : 任意の領域の特徴ベクトル

\bar{X}_i : 平均特徴ベクトル

従って、2つの方法とも特徴ベクトルをどのように作るか、そして分類カテゴリーをどのように選ぶかが分類精度に大きく影響を及ぼす。

6.5.3 特徴ベクトルの作り方

特徴ベクトルは
$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T \quad (6.5.3)$$

のようにn次元のベクトルである。その要素には、何を入れても良いが、独立な成分を使う方が、ベクトルとしての違いが明瞭になり、分類しやすい。n次元空間を張る軸は互いに直交している方が、扱いやすいことは明白である。そこで、直交成分に対応する軸に対して、どのようなものを取るかが問題である。

Full Polarimetric dataでは散乱行列の要素を利用して、

$$[S(HV)] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$$

例えば、

1. $x_1 = |S_{HH}|^2$, $x_2 = |S_{HV}|^2$, $x_3 = |S_{VV}|^2$, $x_4 = \text{Span}[S]$
2. $x_1 = |S_{HH}|$, $x_2 = |S_{HV}|$, $x_3 = |S_{VV}|$, $x_4 = \text{Span}[S]$
3. $x_1 = |K_s|$, $x_2 = |K_d|$, $x_3 = |K_h|$, 他
4. $x_1 = |K_s|^2$, $x_2 = |K_d|^2$, $x_3 = |K_h|^2$, 他
5. 1+3, 2+4, その他の組み合わせ
6. 特徴的偏波状態の成分
7. Polarimetric entropy H 成分と角度 α
8. Polarimetric filtering 後の $[S(AB)]$ の成分
9. Anisotropy coefficient

など数多くの軸を作ることができ、それを基にした特徴ベクトルを作ることができる。単一偏波と比べた場合、少なくとも3倍に情報量が増えていることが理解される。ただし、独立な量は3つの複素数である。

一方、Polarimetric dataに限らず単一偏波の場合でも、その画像とtextureと見なして、Wavelet変換により、高い周波数成分、低い周波数成分を持つ特徴ベクトルを作ることでもできる。これは、直交ウェーブレット変換によって、導かれる成分の直交性を利用したものである。そのため、Wavelet変換をPolarimetric dataに応用すれば、情報量はさらに数倍に拡大する。

6.5.4 ウェーブレット変換

まず、次の図のような時間信号とフーリエ変換した周波数スペクトラムを見てみよう。左のように幅の大きいパルスでは、低周波成分が多い。右に行くに従って高周波成分が大きくなる。そこで、時間信号をフィルターとして、画像情報(2次元となるが、とりあえず、ピクセル毎に走査し、1次元データとして捉える)に畳み込めば、必要な周波数成分のデータが得られることになる。この時間信号の幅、高さのパラメータを変化させることにより、任意の周波数成分を取り出すことができる。このように、時間あるいは空間的に局在する関数を掛けて変換する方法がウェーブレット変換である。

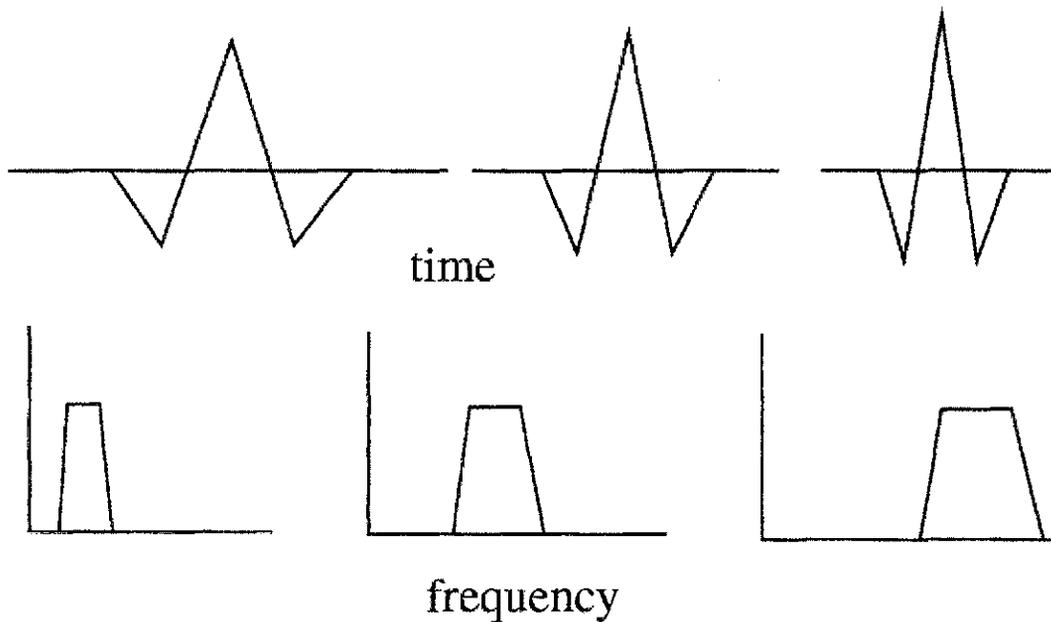


図6.4 フーリエ変換の関係

ウェーブレット変換は次のように定義される

$$Wf(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) f(t) dt$$

$f(t)$ は入力信号, $\frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$ はウェーブレット, $\psi(t)$ はanalyzing wavelet 関数である。時間と空間の局在する関数系で, 直交スケール関数 $\phi(x)$ から導くことができる。また, は時間領域のスケールファクター, は空間領域のスケールファクターである。どのようなスケールファクターを選ぶこともできるので, 不確定性原理の範囲なら任意の分解能を選ぶことができ, それ故, 非定常信号の解析には有効である。もし, $\psi(t)$ が直交していれば, そのウェーブレット変換は直交変換と呼ばれる。そして, 直交変換は

- ・信号は逆変換によって再生される
- ・直交信号は取り扱いが簡単

という利点がある。

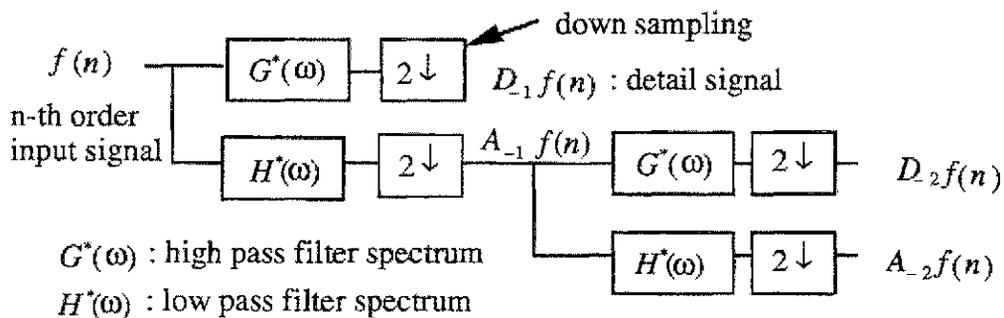


図6.5 ウェーブレット変換によるdown sampling

ウェーブレット変換を施すと, 基本的には図のように2つの周波数帯域に分けることにな

る。

これを2次元に拡張し、画像に適用すると、図6.6のように

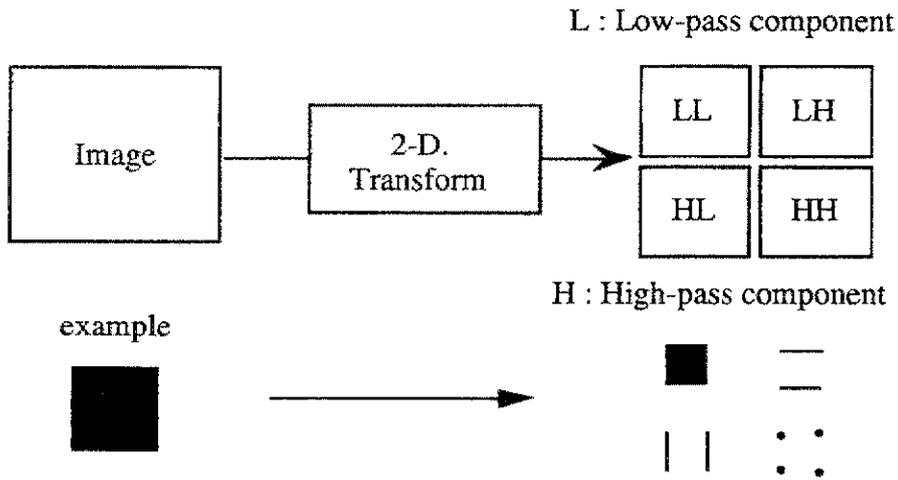


図6.6 2次元ウェーブレット変換

1回のウェーブレット変換で4つの画像成分が得られる。そして、成分同士は直交している。そのため、これらLL, LH, HL, HHの成分が特徴ベクトルの成分になりうる。2回目のウェーブレット変換では、LL成分をさらに4分割することになり、そこでも、4つの成分が出てくる。

これらの成分を特徴ベクトルの成分として活用することができる。

6.6 解析例

前節のように特徴ベクトルの成分に取り入れる要素はかなりの数がある。何を特徴ベクトルの成分に選べば良いかと言う点については、取得された画像そのものの性質（例えば、砂漠のみの画像、海域のみの画像、植生だけの画像、あるいは都市部が多く入っている画像）もあり、一概には結論することができない。

手元で使用できるポーラリメトリック画像は、人工衛星、航空機によるもの、また、研究室で作成した FM-CW レーダによるものなどがある。これらの画像はサイズの差があるものの、すべてピクセルは散乱行列に対応している。そこで、偏波を利用した画像解析、あるいはその有効利用という観点からいくつかの解析やターゲットの分類を行ってみた。

6.6.1 利用データ：SIR-C/X-SAR

SIR-C/X-SAR (Shuttle Imaging Radar C / X-Band Synthetic Aperture Radar ; シャトル画像レーダ C / Xバンド合成開口レーダ) はアメリカの NASA-JPL (National Aeronautics and Space Administration - Jet Propulsion Laboratory) とドイツ及びイタリアなどが共同で実施した、初めてのスペースシャトル搭載用多周波 (L-, C-, X-band), 多偏波 (HH, HV, VH, VV) の合成開口レーダによる地球観測ミッションである。観測は1994年4月と10月に行われた。

表6.6.1 測定条件

L-band; 1.249GHz	C-band; 5.298GHz
Getting Data	9 April, 1994
Processing Data	23 June, 1995
Polarization	HH, HV, VH, VV
Incidence Ang.	23.8dg
Line and Pixel Spacing	12.5m az × 12.5m rng

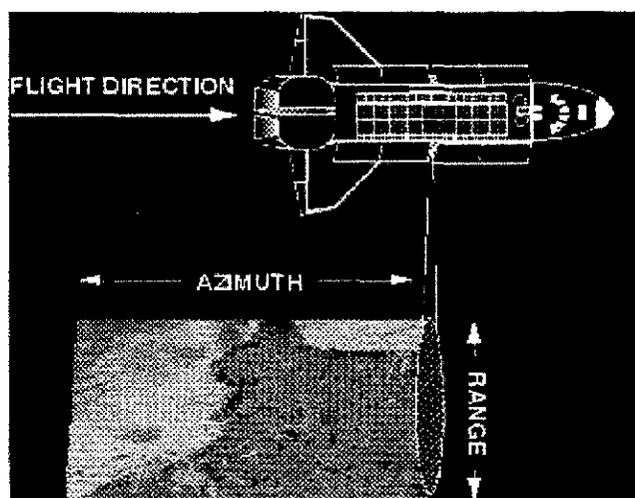


図6.6.1 シャトルによる測定

観測領域と分類クラス

用いたデータは、北海道のサロベツ原野を含む領域である。

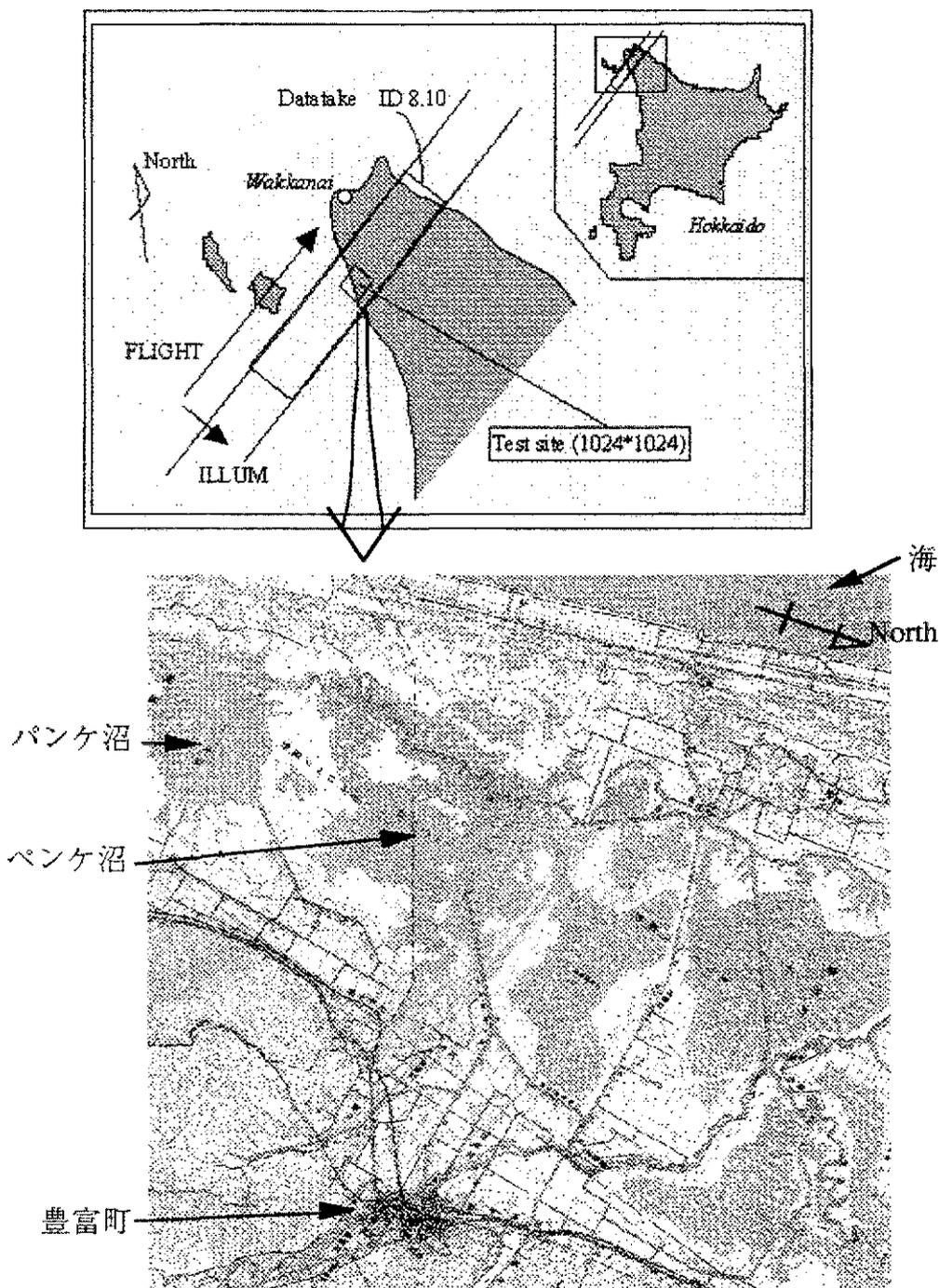


図6.6.2 測定地域

実際に分類に用いたのは、図6.6.2に示す12.8km×12.8km (1024×1024pixel)の領域（パンケ沼、ペンケ沼、豊富町などを含む）のL-band, C-bandのデータである。右上には海があり、海岸線には高植生の領域が広がっている。それと並行して2つの沼があり、それを囲むように湿地帯が広がっている。ここには熊笹や灌木が密集している。左下には山地があり、樹木に覆われている。左下中央寄りに市街地がある。湿地帯と山地、市街地に挟まれた地域

には畑や牧草地があり、その中に農道が見られる。以上の領域をもとに地形を海域、沼地、農地、低植生、高植生、市街地の6クラスについて分類を試みる。

◆ 3成分分解法による画像処理

前処理

使用するデータは1pixelにつき10byteのデータ構造となっている。各1byteが4×4のストークス行列の各要素を決定するパラメータとなっている。このストークス行列をもとにTotal powerと相対散乱行列を取り出し、更に散乱行列[S]を求めることができる。このとき、Total powerデータによるヒストグラムは図6.6.3 (a)のように低い値(階級)に偏ったものとなる。(軸に重なっている)このため、そのまま画像に変換すると濃淡のほとんどない一色の画像となってしまふ。これは、データの一部に誤った値が入っているためと思われる。そこで、本研究では分類に用いるデータを作成する際に、図6.6.3 (b)のようにヒストグラムの端から総データ数の約3%を取り除き、その値を最大値とする256階調のデータに変換し、分類に用いるデータとしている。

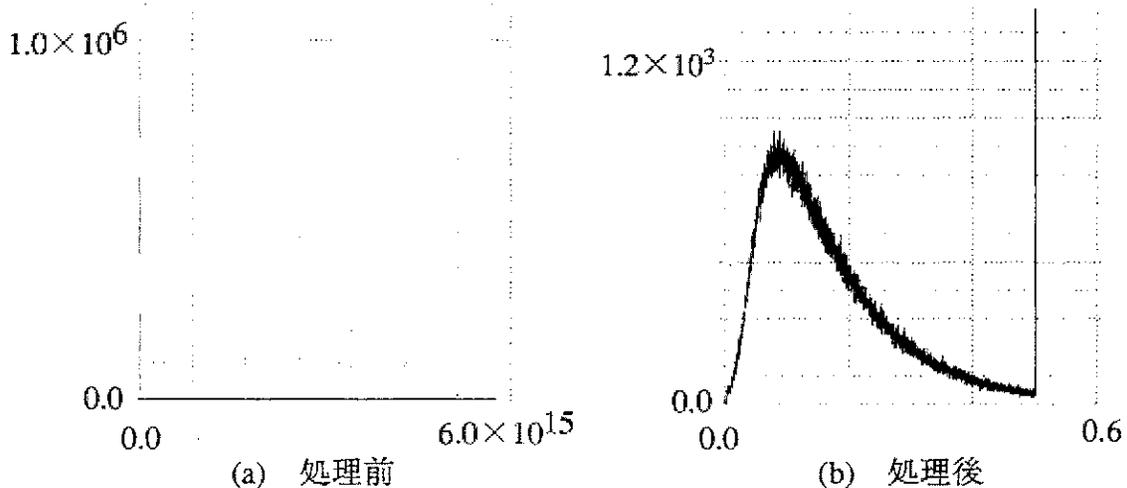


図6.6.3 C-band HH偏波成分のヒストグラム

この様にして得られたデータによる画像 (L, C-bandのTotal power, 各偏波成分 (HH, HV, VV)) を図6.6.4~11に示す。

< 3成分分解法の利点 >

3成分分解法により得られる値 K_s , K_a , K_h は、Total powerの情報や各偏波成分の振幅値の情報と比べると、各偏波成分の相対位相を含んだものとなる。

このため、表6.6.2のようにPlateとCorner reflector (0° or 90°)の場合、各偏波成分の振幅値では区別できないが3成分分解法では区別することができる。また、Corner reflector (0° or 90°)と(45° or -45°)では、同じターゲット(地形)であるにもかかわらず、各偏波成分の振幅値では全く異なった値となってしまふが、3成分分解法では同じ特徴の地形として認識可能である。このように、3成分分解法は相対位相情報を含むだけでなく、その地点のターゲット(地形)の性質を読み得ることができる。

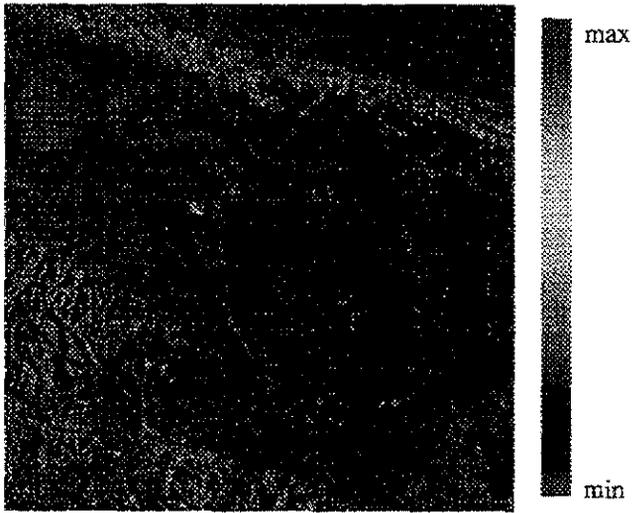


图6.6.4 Total power image (L-band)



图6.6.5 HH 偏波成分 (L-band)

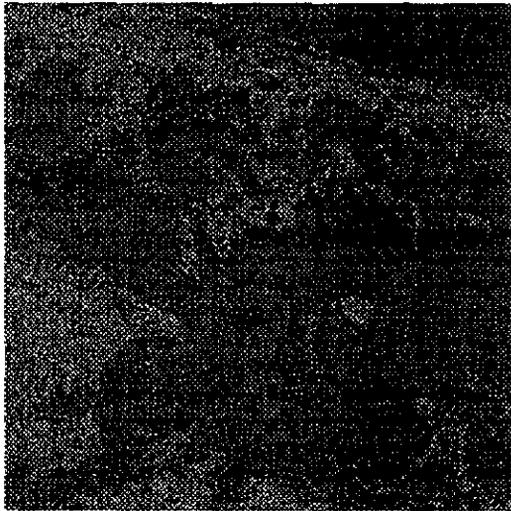


图6.6.6 HV 偏波成分 (L-band)

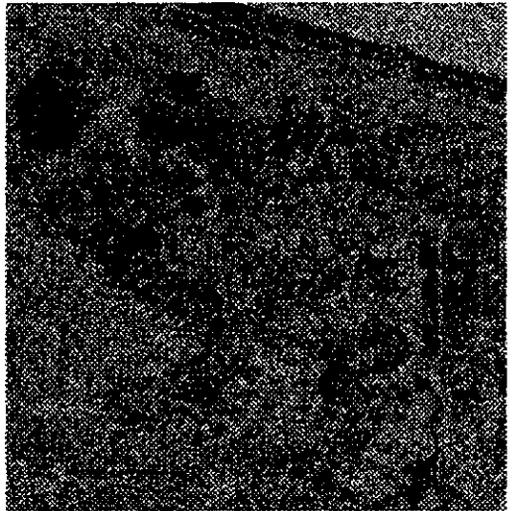


图6.6.7 VV 偏波成分 (L-band)



图6.6.8 Total power image (C-band)

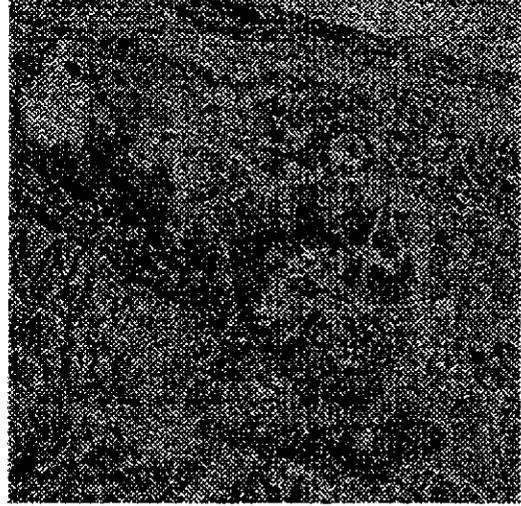


图6.6.9 HH 偏波成分 (C-band)

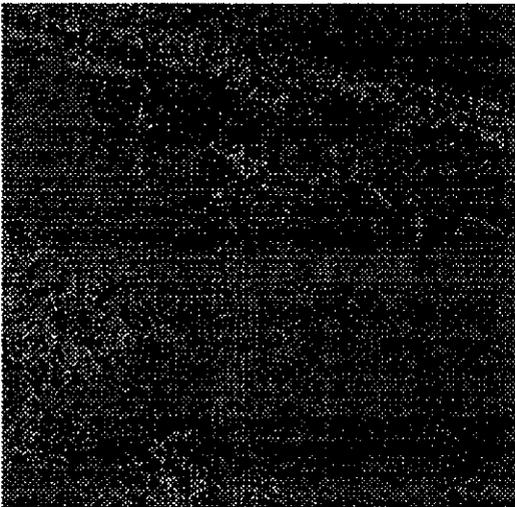
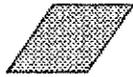
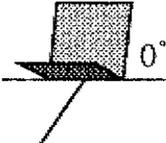
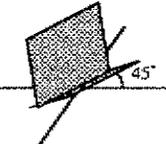


图6.6.10 HV 偏波成分 (C-band)



图6.6.11 VV 偏波成分 (C-band)

表6.6.2 各ターゲット（地形）における理論値

	$ S_{hh} $	$ S_{hv} $	$ S_{vv} $	K_s	K_d	K_h
	1	0	1	1	0	0
	1	0	1	0	1	0
	0	1	0	0	1	0

< 3成分分解法による画像処理 >

本研究では3成分分解法を用いた分類に使用するデータを作成する際に、次の2タイプのデータを用意した。一つは、3成分分解法により得られた値に対し、そのまま前処理で述べたコントラスト強調を行い、256階調のデータにするもの（タイプ1）で、もう一つは3成分分解法により得られた値に対し、式(5-1)を用いて、純粋な比に変換した後に、コントラスト強調を行うもの（タイプ2）である。

$$K_i = \frac{K_i}{K_s + K_d + K_h} \quad i = s, d, h$$

タイプ2の場合、コントラスト強調により比の情報が多少失われてしまうが、Helix成分は極端に小さい値となるので、Helix成分を有効に利用するにはコントラスト強調は必要である。3成分分解法を用いて得られたデータによる画像を図6.6.12～23に示す。

K_s 成分（奇数回反射）は海域や沼地、農地において、画像中で比較的強い反射が起こっているのが分かる。また K_d 成分（偶数回反射）では市街地や植生域などで、比較的強い反射が起こっている。 K_h 成分も K_d と似た傾向であるが、ペンケ沼の周りで比較的強い反射が起こっている。

< 平均・分散の追加 >

画像の持つ特徴としてテクスチャに着目し、分類を行う。テクスチャとは、ある局所的な領域に模様パターンが一様に分布している状態のことであり、本研究では統計的テクスチャとして、ある領域からヒストグラムを作成しその領域が持つ特徴として用いる。また、分類を行う際には、その判定基準となる標本値が必要となる。これには、教師付きと教師無しがあるが、本研究では画像から、予め各分類クラスの特徴を最もよく表していると思われる領域（トレーニングエリア）を抽出して、標本値とする教師付きの方法で行う。

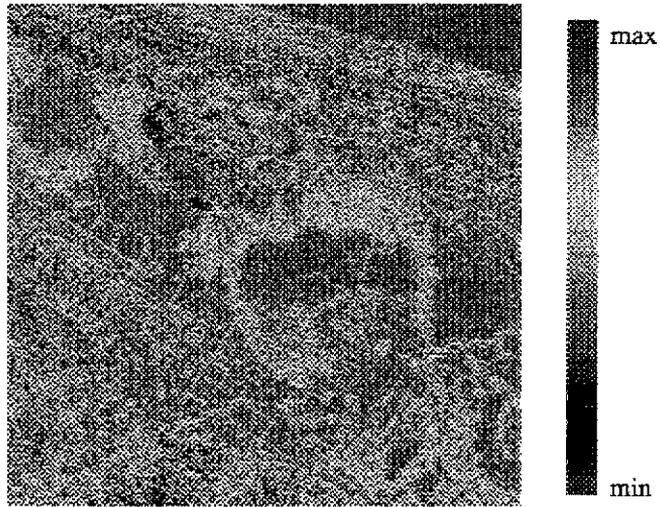


図6.6.12 K_s 成分 (L-band, タイプ1)



図6.6.13 K_d 成分 (L-band, タイプ1)

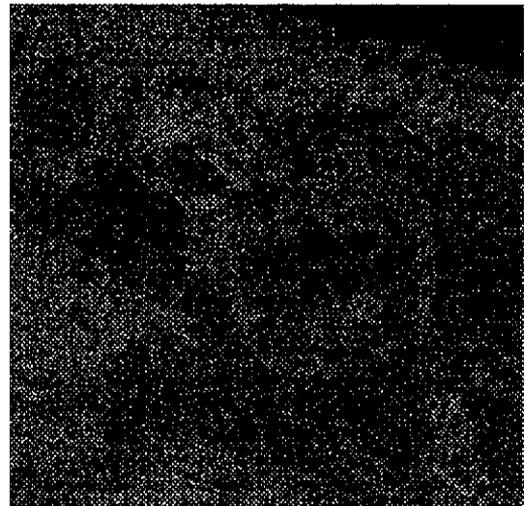


図6.6.14 K_f 成分 (L-band, タイプ1)

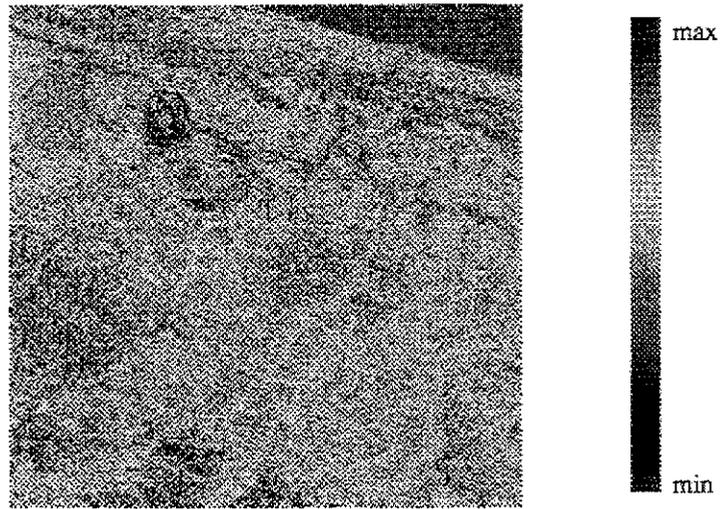


図6.6.15 K_s 成分 (C-band, タイプ1)

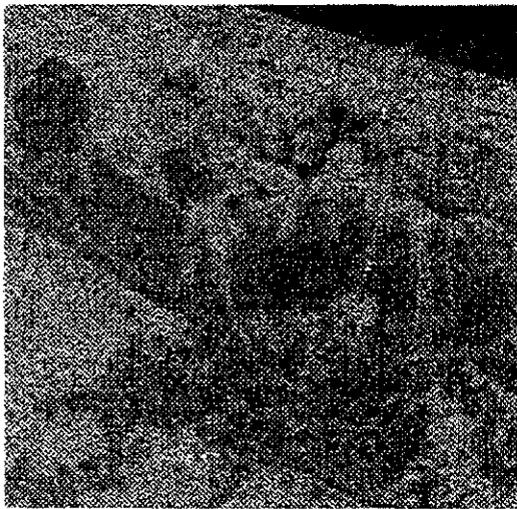


図6.6.16 K_d 成分 (C-band, タイプ1)

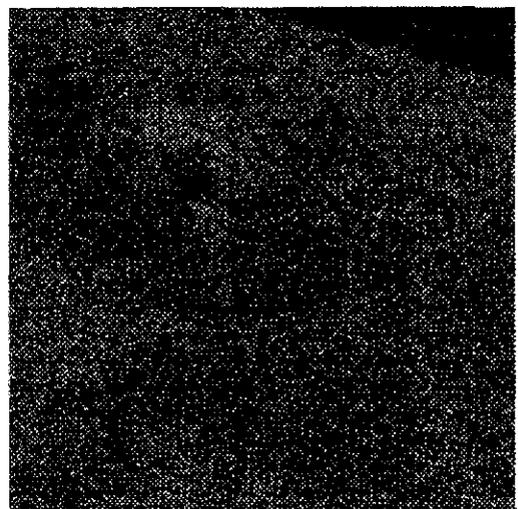


図6.6.17 K_h 成分 (C-band, タイプ1)

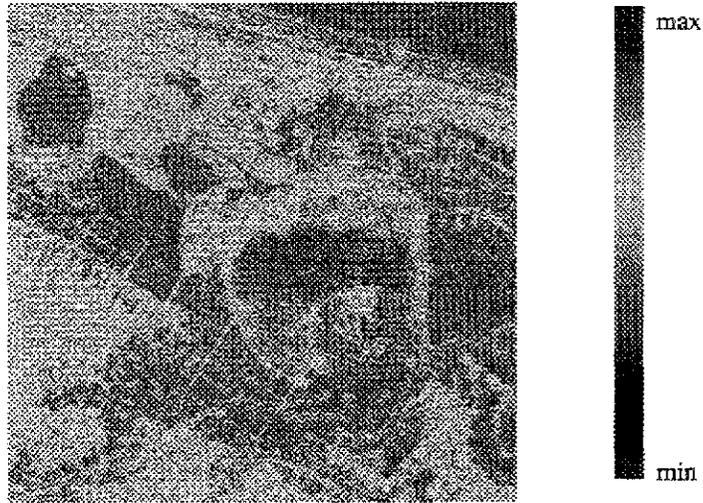


図6.6.18 K_s 成分 (L-band, タイプ2)

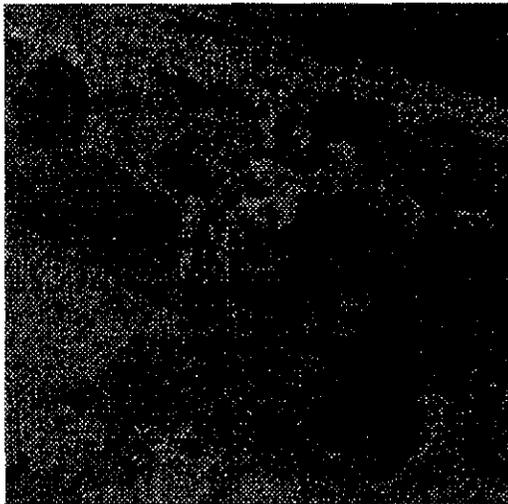


図6.6.19 K_d 成分 (L-band, タイプ2)

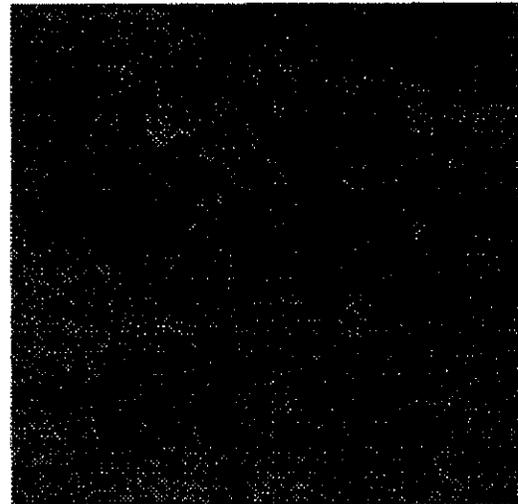


図6.6.20 K_n 成分 (L-band, タイプ2)

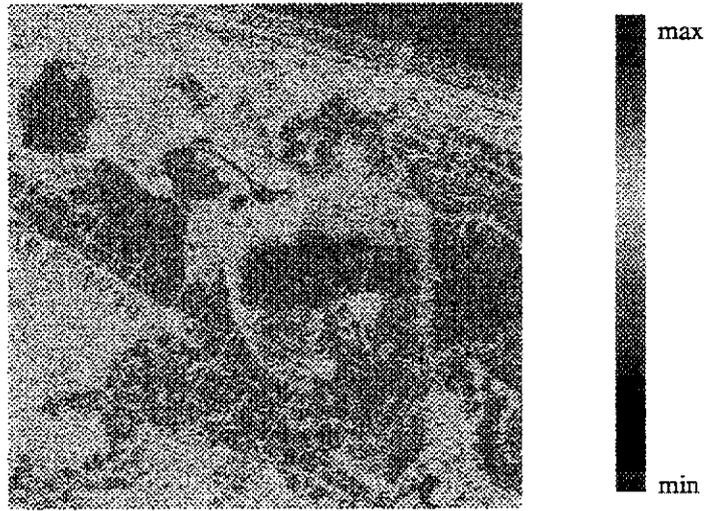


図6.6.21 K_s 成分 (C-band, タイプ2)

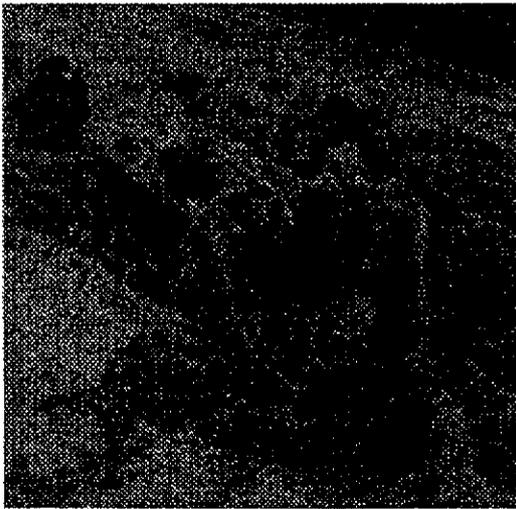


図6.6.22 K_j 成分 (C-band, タイプ2)

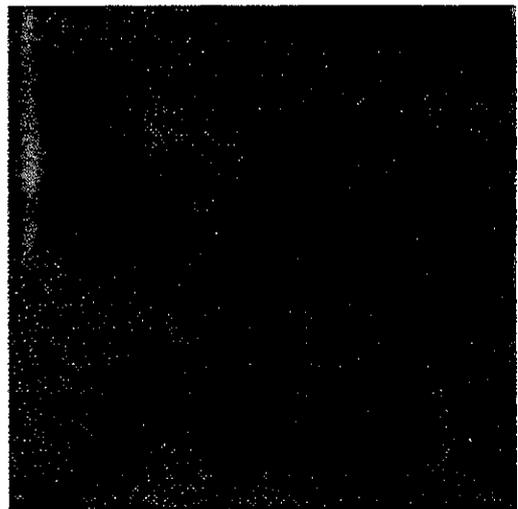


図6.6.23 K_h 成分 (C-band, タイプ2)

用いる全画像の同一の領域から、それぞれ特徴を取り出し、並べたものをその領域の特徴ベクトルとして用いる。特徴としては、その領域からヒストグラムを作成し、その平均、分散の値を用いる。よって、特徴ベクトルの最大次元は、((Total power, HH, HV, VV, Ks, Kd, Kh) × (L, C-band) × (平均, 分散))=28次元となる。

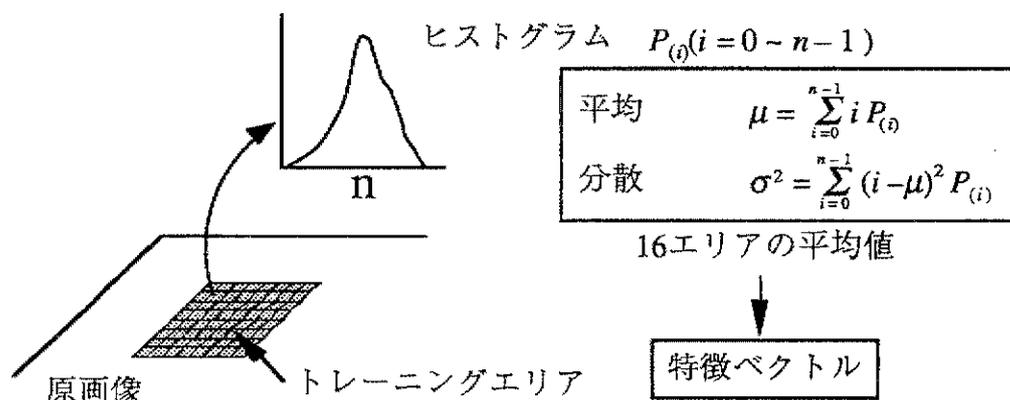


図6.6.24 特徴ベクトルの抽出

<最短距離法による結果>

表6.6.3～8に、Total powerの画像、各偏波の画像、3成分分解法による画像のL, C-bandを組合せて用いて分類した結果の精度表を示す(特徴ベクトルは最大で28次元)。それぞれ、特徴を取り出す領域の一辺と、その領域から作るヒストグラムの階級数nを変化させた結果の精度(Total値)である。タイプ1,2は分類に用いた3成分画像のタイプである。

図6.6.25～29に分類結果の図を示す。パラメータは領域の一辺=12、ヒストグラムの階級数=16で平均、分散を用い、3成分画像についてはタイプ1を用いた結果である。下の表はその図の判別効率表である。表の見方は、立てに正しいクラスである参照クラスを並べ、横に分類されたクラスを並べたものであり、分類された割合(%)が要素となる。よって対角要素の数値が正しく分類された確率となる。

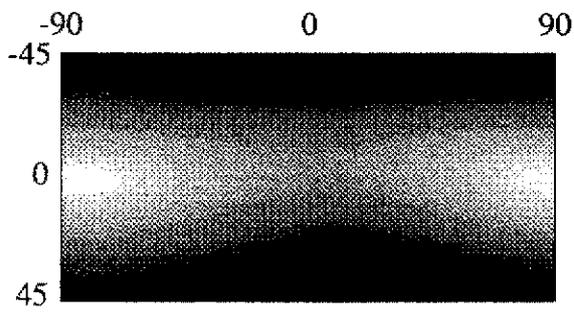
<考察>

図6.6.24に示したPolarimetric signatureに対し、L-bandにおいては、(海域、沼地、農地)と(低植生、高植生)でそれぞれ比較的似たような傾向の受信電力図が得られている。C-bandでは、L-bandと比べると異なった傾向となっており、分類が行いやすいと思われる。

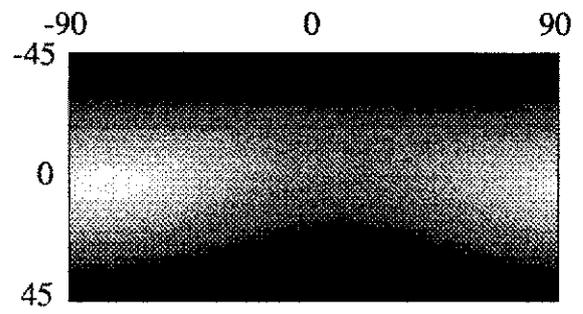
表6.6.3～7より、全てにおいて、領域の1辺の数を増すと分類精度は良好になり、ヒストグラムの階級数nによる変化は、それほど見られない。領域の1辺が6で75m四方、16で200m四方となる。6→8→10と変化させると分類精度の変化は激しいが、14→16の変化は、それほど多くはない。実際には200m四方が同一のクラスと考えるのは適当ではない。分類精度の変化から、領域の1辺は10又は12が適当であると思われる。

表6.6.8より、画像を1枚のみ使用した場合は、3成分画像のKsやKdを用いたものが比較的良好的な結果となっている。また、C, L-bandによる違いはあまりみられない。

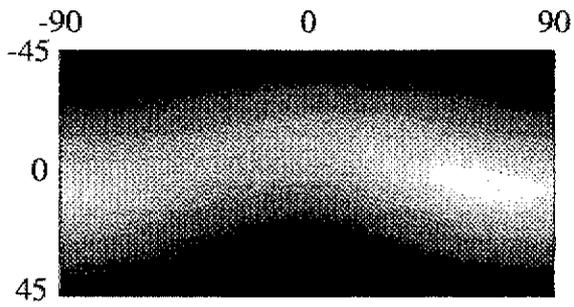
図6.6.26, 27を比較すると、3成分画像を用いた図6.6.27の方が、パンケ沼周辺で良好的な分類がされている。また、高植生が広がる山地においても市街地への誤分類が少なくなっている。



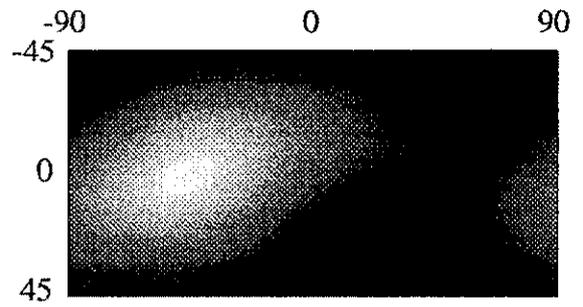
(a) 海域



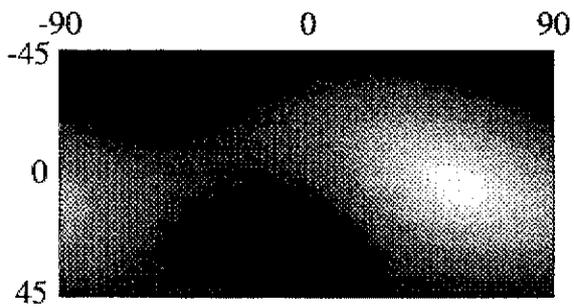
(b) 沼地



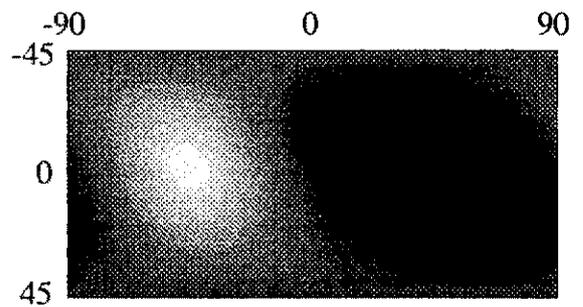
(c) 農地



(d) 低植生

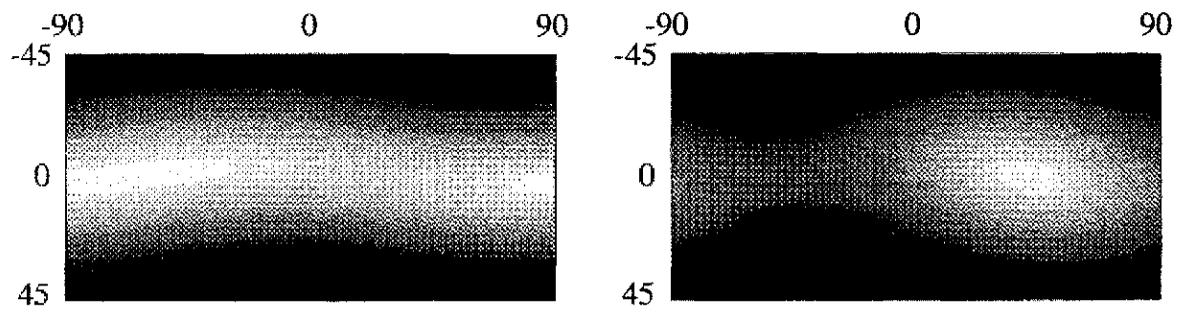


(e) 高植生



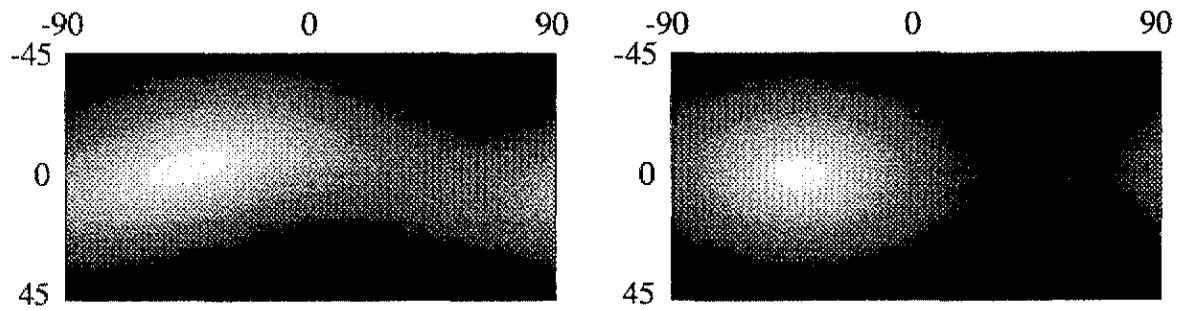
(f) 市街地

図6.6.24 各トレーニングエリアにおける受信電力図 (L-band)



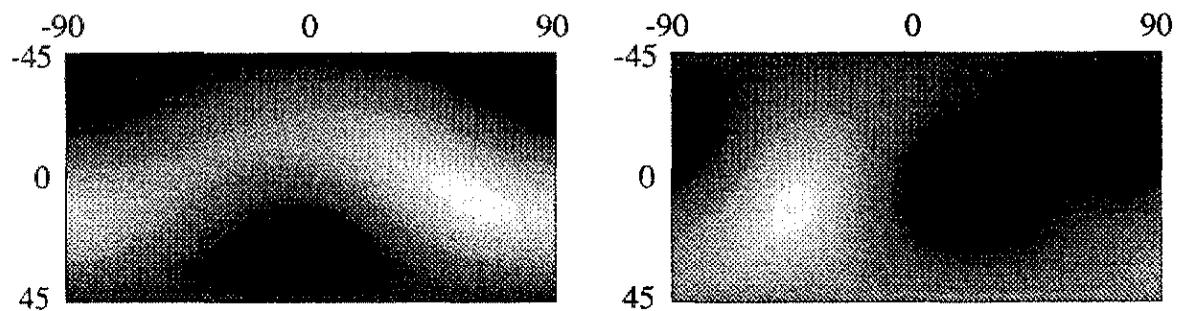
(a) 海域

(b) 沼地



(c) 農地

(d) 低植生



(e) 高植生

(f) 市街地

図6.6.24 各トレーニングエリアにおける受信電力図 (C-band)

表6.6.3 L, C-Bandの (Total power+各偏波成分+ 3 成分)
を使用したときの分類精度

		ヒストグラムの階級数						
		タイプ1			タイプ2			
		8	16	32	8	16	32	
領域の1辺の数	平均のみ	6	72.917%	72.959%	73.129%	73.767%	73.151%	73.193%
		8	76.339%	76.233%	76.063%	76.552%	76.233%	76.063%
		10	79.273%	79.230%	79.167%	79.252%	79.294%	79.188%
		12	80.995%	80.931%	80.952%	81.144%	81.293%	81.165%
		14	82.589%	82.653%	82.653%	82.929%	82.951%	82.866%
		16	83.865%	84.014%	84.035%	84.418%	84.418%	84.418%
	分散のみ	6	60.991%	60.906%	61.182%	65.710%	59.821%	59.184%
		8	69.366%	69.792%	69.940%	71.301%	68.644%	68.665%
		10	74.554%	74.787%	75.106%	75.659%	74.022%	74.001%
		12	78.168%	78.550%	78.550%	79.294%	78.933%	78.827%
		14	81.569%	81.952%	81.548%	82.164%	82.015%	81.866%
		16	81.569%	82.270%	81.909%	82.908%	82.292%	82.185%
	平均+分散	6	75.149%	75.021%	74.936%	75.043%	74.298%	74.171%
		8	77.976%	78.210%	78.125%	77.636%	77.551%	77.551%
		10	80.634%	80.804%	80.740%	80.506%	80.357%	80.421%
		12	81.548%	81.420%	81.399%	81.952%	81.484%	81.441%
		14	82.908%	82.717%	82.696%	83.461%	82.696%	82.589%
		16	83.801%	83.759%	83.780%	84.205%	83.907%	83.865%

表6.6.4 L, C-Bandの (Total power+各偏波成分)
を使用したときの分類精度

		ヒストグラムの階級数			
		8	16	32	
		領域の1辺の数	平均のみ	6	68.282%
8	71.365%			71.386%	71.301%
10	73.937%			73.831%	73.937%
12	76.339%			76.127%	76.190%
14	78.231%			78.2741%	78.338%
16	80.378%			80.272%	80.357%
分散のみ	6		55.038%	55.506%	55.570%
	8		61.352%	61.777%	61.905%
	10		66.135%	66.518%	67.177%
	12		69.515%	69.983%	70.238%
	14		72.491%	73.363%	73.448%
	16		75.680%	75.319%	75.149%
平均+分散	6		70.174%	70.068%	70.217%
	8		72.300%	72.470%	72.598%
	10		75.149%	75.149%	75.255%
	12		78.061%	78.104%	78.168%
	14		79.507%	79.613%	79.677%
	16		80.591%	80.697%	80.846%

表6.6.5 L, C-Bandの (Total power+ 3 成分)
を使用したときの分類精度

		ヒストグラムの階級数						
		タイプ1			タイプ2			
		8	16	32	8	16	32	
領域の1辺の数	平均のみ	6	72.236%	72.789%	72.513%	72.874%	72.938%	72.725%
		8	76.892%	77.317%	77.147%	77.636%	77.891%	77.381%
		10	80.676%	80.548%	80.421%	80.378%	80.825%	80.612%
		12	82.866%	83.248%	82.993%	82.972%	83.142%	83.057%
		14	84.460%	84.439%	84.396%	84.906%	84.843%	84.779%
		16	85.969%	85.948%	85.991%	86.373%	86.267%	86.331%
	分散のみ	6	52.912%	52.912%	53.295%	56.824%	52.360%	51.084%
		8	67.241%	67.113%	66.475%	65.731%	65.072%	65.689%
		10	74.298%	74.320%	73.937%	73.958%	73.618%	74.022%
		12	77.445%	77.147%	76.637%	78.635%	78.253%	78.210%
		14	80.527%	80.208%	79.507%	82.185%	81.548%	81.356%
		16	81.760%	80.931%	80.612%	83.206%	82.611%	82.249%
	平均+分散	6	69.940%	70.366%	70.004%	69.940%	69.940%	69.600%
		8	77.912%	78.104%	78.040%	76.807%	77.466%	77.381%
		10	82.398%	82.483%	82.313%	81.930%	82.164%	82.122%
		12	84.056%	83.929%	83.780%	83.886%	84.056%	83.971%
		14	84.035%	84.056%	83.929%	84.439%	84.864%	84.630%
		16	84.715%	84.885%	84.843%	85.013%	85.119%	85.077%

表6.6.6 L-Bandの (Total power+各偏波成分+3成分)
を使用したときの分類精度

		ヒストグラムの階級数						
		タイプ1			タイプ2			
		8	16	32	8	16	32	
領域の1辺の数	平均のみ	6	59.099%	59.503%	59.269%	58.865%	58.844%	58.546%
		8	62.840%	63.180%	63.223%	62.543%	62.628%	62.479%
		10	66.412%	66.454%	66.390%	65.753%	66.178%	65.859%
		12	68.920%	69.345%	69.239%	68.516%	68.537%	68.367%
		14	71.322%	71.641%	71.492%	71.110%	70.685%	70.344%
		16	72.194%	72.343%	72.258%	71.811%	72.151%	71.918%
	分散のみ	6	51.913%	51.616%	51.382%	55.485%	50.531%	49.702%
		8	58.397%	58.525%	58.099%	58.376%	56.059%	55.315%
		10	62.287%	62.500%	62.054%	63.563%	60.927%	60.821%
		12	64.966%	64.435%	64.222%	67.602%	64.371%	64.116%
		14	66.901%	67.156%	66.497%	69.005%	67.219%	66.858%
		16	67.326%	67.092%	66.709%	70.387%	68.282%	67.751%
	平均+分散	6	60.417%	60.608%	60.247%	59.418%	58.992%	58.652%
		8	65.264%	65.816%	65.710%	63.712%	63.712%	63.542%
		10	68.644%	69.218%	69.111%	67.474%	67.283%	67.071%
		12	70.366%	71.088%	70.727%	70.706%	70.727%	70.599%
		14	71.918%	72.088%	71.875%	71.960%	72.577%	72.491%
		16	72.449%	72.683%	72.321%	73.065%	72.938%	72.917%

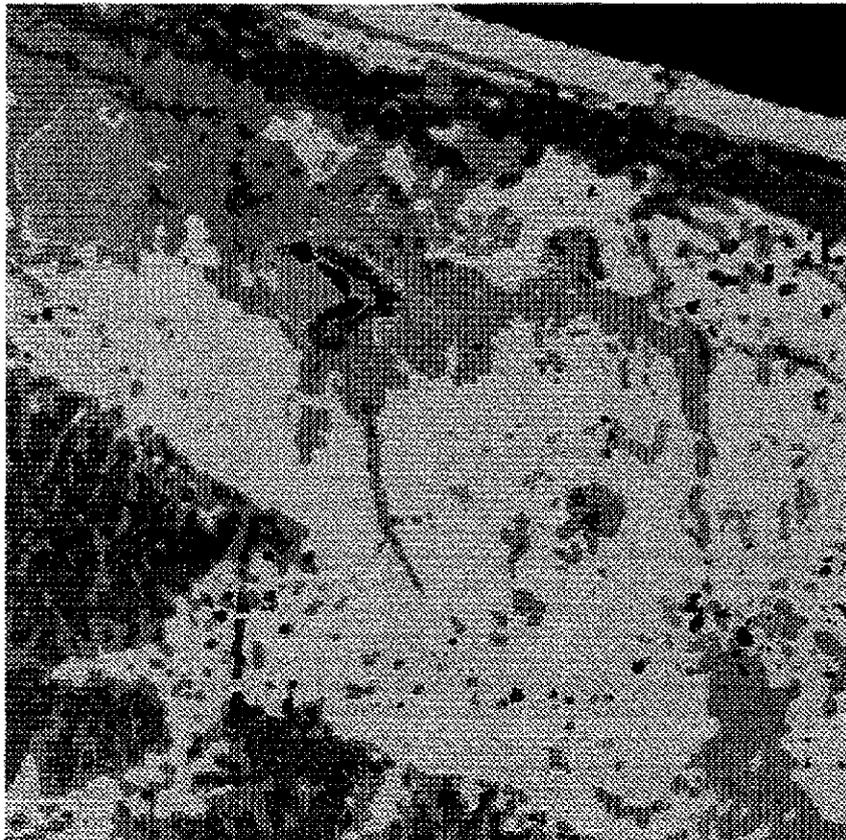
表6.6.7. C-Bandの (Total power+各偏波成分+3成分)
を使用したときの分類精度

		ヒストグラムの階級数						
		タイプ1			タイプ2			
		8	16	32	8	16	32	
領域の1辺の数	平均のみ	6	69.388%	69.473%	69.537%	69.154%	69.133%	69.154%
		8	72.279%	72.194%	72.215%	72.088%	71.896%	71.769%
		10	74.490%	74.596%	74.639%	74.766%	74.851%	74.872%
		12	76.084%	76.063%	76.020%	75.999%	76.105%	76.148%
		14	77.487%	77.679%	77.594%	77.636%	77.679%	77.721%
		16	78.763%	78.933%	78.890%	78.869%	78.975%	78.975%
	分散のみ	6	47.385%	46.386%	46.110%	49.915%	45.111%	44.622%
		8	59.758%	60.353%	61.118%	62.245%	58.163%	59.099%
		10	67.687%	67.411%	67.645%	67.963%	65.476%	64.966%
		12	70.961%	71.684%	72.024%	71.492%	68.410%	68.495%
		14	74.511%	73.597%	73.661%	74.745%	70.302%	69.983%
		16	74.575%	74.702%	75.043%	74.724%	71.960%	71.939%
	平均+分散	6	68.516%	68.070%	68.091%	68.346%	66.688%	66.709%
		8	72.704%	72.513%	72.428%	72.385%	71.450%	71.535%
		10	76.403%	76.318%	76.254%	76.276%	75.446%	75.446%
		12	78.316%	77.955%	77.912%	77.764%	77.147%	77.041%
		14	79.592%	79.294%	79.167%	79.060%	78.699%	78.699%
		16	80.612%	80.293%	80.123%	80.145%	79.826%	79.741%

表6.6.8 使用画像1枚のときの分類精度

		平均のみ	分散のみ	平均+分散	
L-band	Total Power	48.618%	34.184%	50.723%	
	HH偏波成分	43.580%	38.393%	48.108%	
	HV偏波成分	37.713%	33.418%	42.071%	
	VV偏波成分	43.920%	43.856%	59.609%	
	(タイプ1)	K_s 成分	57.483%	56.080%	69.303%
		K_d 成分	61.565%	64.052%	67.134%
		K_h 成分	43.559%	45.557%	45.323%
	(タイプ2)	K_s 成分	60.034%	54.634%	70.153%
		K_d 成分	57.908%	61.097%	63.690%
		K_h 成分	43.771%	54.060%	49.128%
C-band	Total Power	43.963%	43.410%	52.126%	
	HH偏波成分	37.351%	37.245%	51.679%	
	HV偏波成分	33.355%	33.801%	36.458%	
	VV偏波成分	46.832%	42.730%	59.843%	
	(タイプ1)	K_s 成分	61.947%	51.276%	67.878%
		K_d 成分	64.137%	56.739%	66.773%
		K_h 成分	53.508%	47.959%	51.594%
	(タイプ2)	K_s 成分	63.988%	48.852%	66.667%
		K_d 成分	63.627%	55.336%	64.349%
		K_h 成分	52.466%	49.384%	51.531%

ヒストグラムの階級数=16
領域の1辺の数=12



海域
 沼地
 農地
 低植生
 高植生
 市街地

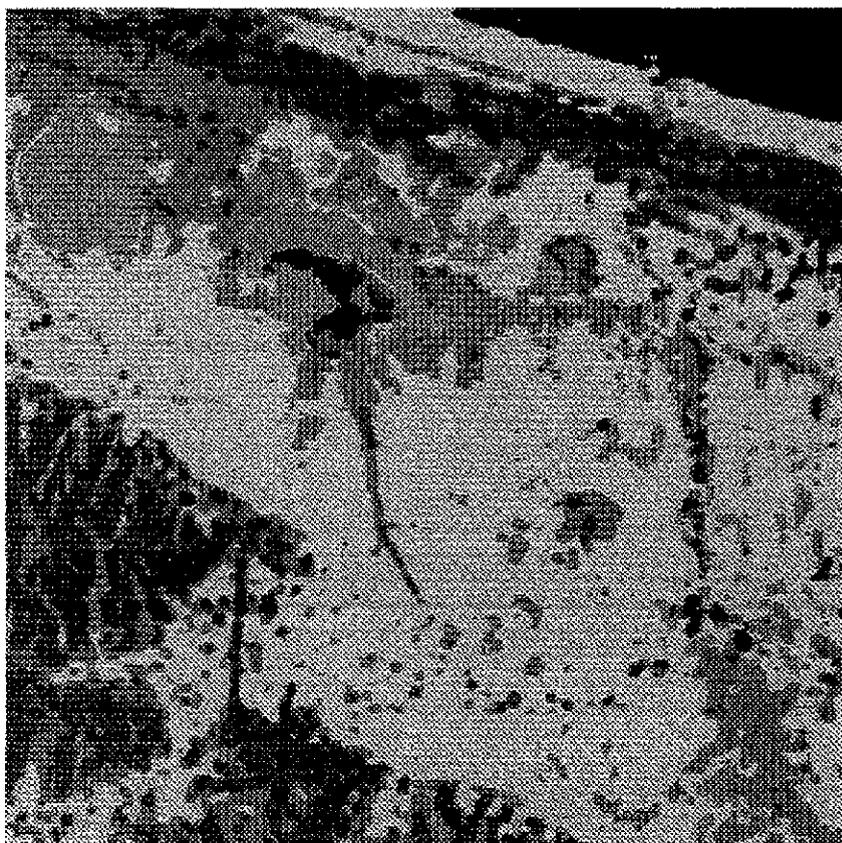
図6.6.25 分類結果(a)

L, C-Bandの (Total power+各偏波成分+ 3 成分) を使用

判別効率表(a)

Category	Classified as (%)					
	海域	沼地	農地	低植生	高植生	市街地
海域	100.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
沼地	11.99	69.26	17.35	1.40	0.00	0.00
農地	0.00	0.38	99.62	0.00	0.00	0.00
低植生	0.00	0.00	30.23	69.77	0.00	0.00
高植生	0.00	0.00	0.00	12.24	86.48	1.28
市街地	0.00	6.63	0.00	5.99	23.60	63.78

Total = 81.484%



海域
 沼地
 農地
 低植生
 高植生
 市街地

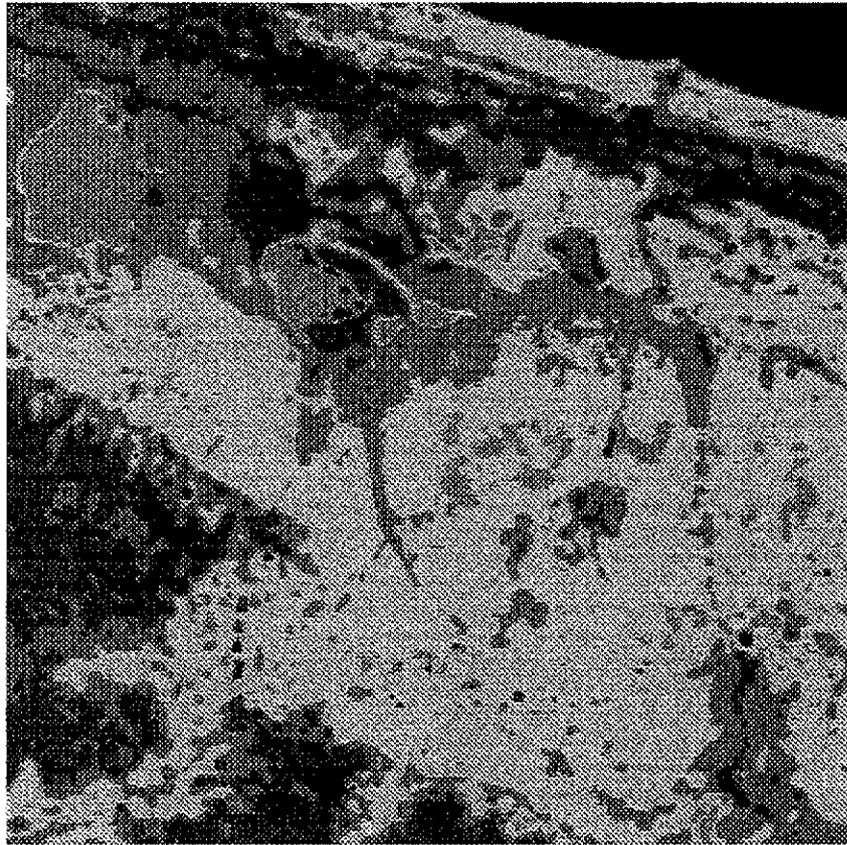
図 6.6.26 分類結果(b)

L, C-Bandの (Total power+各偏波成分) を使用

判別効率表(b)

Category	Classified as (%)					
	海域	沼地	農地	低植生	高植生	市街地
海域	100.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
沼地	14.80	66.45	17.60	1.15	0.00	0.00
農地	0.00	0.00	99.74	0.26	0.00	0.00
低植生	0.00	0.00	42.86	55.99	1.15	0.00
高植生	0.00	0.00	0.00	13.78	79.21	7.02
市街地	0.00	6.76	0.00	5.74	20.28	67.22

Total =78.104%



海域
 沼地
 農地
 低植生
 高植生
 市街地

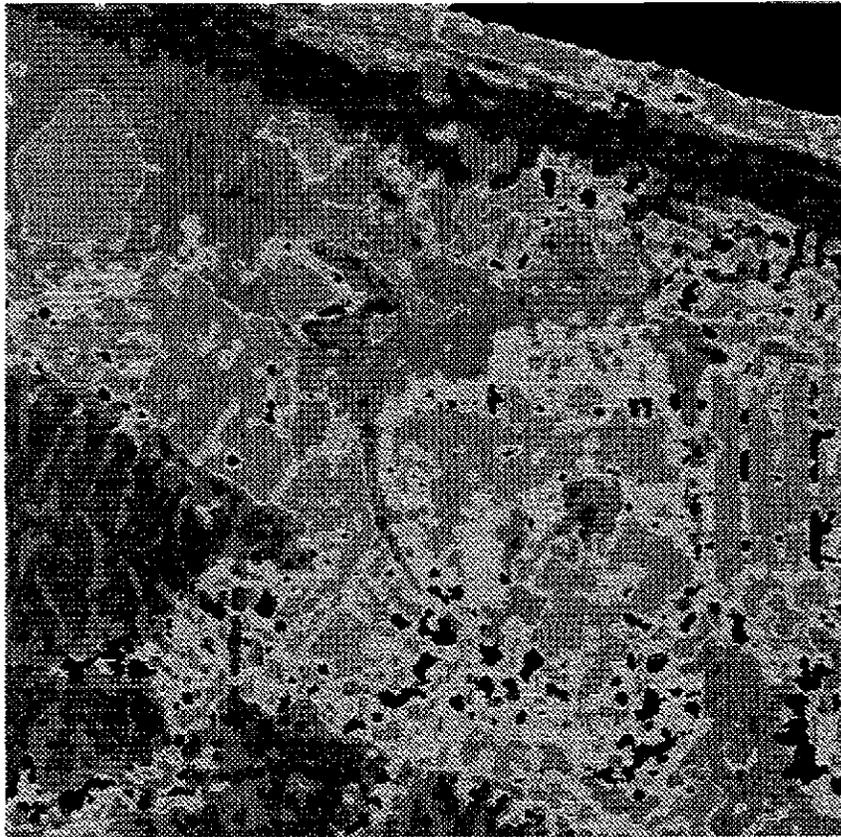
図 6.6.27 分類結果(c)

L, C-Bandの (Total power+ 3 成分) を使用

判別効率表(c)

Category	Classified as (%)					
	海域	沼地	農地	低植生	高植生	市街地
海域	100.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
沼地	0.00	79.72	18.24	2.04	0.00	0.00
農地	0.00	1.79	98.21	0.00	0.00	0.00
低植生	0.00	0.00	24.23	75.77	4.08	0.00
高植生	0.00	0.00	0.00	15.18	84.82	0.00
市街地	0.00	0.00	0.51	14.92	18.75	65.82

Total =84.056%



海域
 沼地
 農地
 低植生
 高植生
 市街地

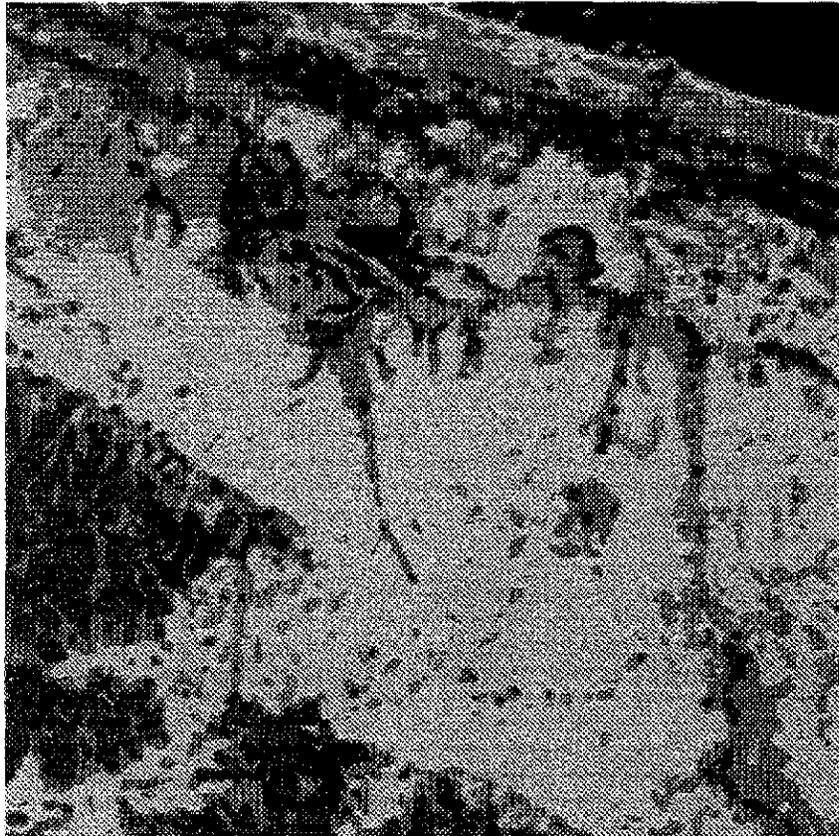
図 6.6.28 分類結果(d)

L-Bandの (Total power+各偏波成分+ 3 成分) を使用

判別効率表(d)

Category	Classified as (%)					
	海域	沼地	農地	低植生	高植生	市街地
海域	100.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
沼地	1.02	75.89	21.81	1.28	0.00	0.00
農地	0.13	48.47	51.40	0.00	0.00	0.00
低植生	2.17	11.48	9.82	76.40	0.13	0.00
高植生	0.00	0.00	0.00	11.86	75.51	12.63
市街地	0.00	6.25	0.13	19.64	28.83	45.15

Total =70.727%



海域
 沼地
 農地
 低植生
 高植生
 市街地

図 6.6.29 分類結果(e)

C-Bandの (Total power+各偏波成分+3成分) を使用

判別効率表(e)

Category	Classified as (%)					
	海域	沼地	農地	低植生	高植生	市街地
海域	98.98	1.02	0.00	0.00	0.00	0.00
沼地	5.99	69.77	10.08	14.16	0.00	0.00
農地	0.00	0.64	99.36	0.00	0.00	0.00
低植生	0.00	0.00	57.14	36.61	6.25	0.00
高植生	0.00	0.00	0.00	13.90	86.10	0.00
市街地	0.00	2.81	0.00	3.44	21.68	72.07

Total =77.147%

図6.6.28, 29を比較すると、L-bandのデータは農地と沼地、高植生と市街地で分類が困難となっている。それに対し、C-bandのみの結果では比較的良好な結果が得られている。周波数帯域の違いがかなり影響し、L-bandよりもC-bandの方が分類に適していると考えられる。

<まとめ>

SIR-C/X-SARによる多周波、多偏波データに対し、3成分分解法を用いて処理を行い、その結果をもとに画像の分類を行った。分類結果から、3成分分解法を用いることにより、良好な分類が行えることを示した。また、このデータと分類カテゴリーからはL-bandよりも、C-bandの方が分類に適していることを示した。

◆Polarimetric Enhancementについて

あるターゲットについて特徴的偏波状態を用いて偏波強調した画像に対して、ウェーブレット変換をかけて、新たな特徴ベクトルを作ることができる。この考え方で、同じサロベツ原野での分類を試みた。論文として提出した原稿を以下にそのまま示す。

6.6.2 利用データ：CRL/NASDA SAR

使用したSAR画像は、郵政省通信総合研究所CRLと宇宙開発事業団NASDAが共同開発したX/Lバンドの航空機搭載SARにより取得されたFull Polarimetricデータである。1997年10月1日の飛行で観測された新潟大学周辺（新潟県新潟市西部）の領域（3.5km×4.5km；1280×1280pixels）が取得された。使用したLバンドのレーダ画像の1画素（1pixel）の大きさは、約2.7m×3.5mである。偏波の校正は行われていないが、その有効性を確かめるためにデータ解析を行ってみた。

解析領域に相当する地形地図（図6.6.31）や、実際のグラウンドトゥールズ（現地調査）を参考にして該当地域の地勢について説明をしておく。画像上部（北方向）には日本海があり、海岸線からやや離れて平行に市街地（住宅地）が存在している。左下から左上に向かって伸びる河川は新川であり、その河口付近には新川漁港の防波堤が存在する。市街地の周辺、及び内部には高さ10m前後の松を主体とした高植生の領域が散在している。また、画像の下半分はそのほとんどが田畑であるが、そこには幹線国道や一般農道などが多く存在し、倉庫などの比較的大きな建物及び集合住宅などが点在する。全般的に見ると、この地域は広大な新潟平野の海岸部にあたるため、特に目立った起伏のある地形ではない。しかし市街地はなだらかな丘陵地帯を覆う形で存在している点特徴的である。この地域での田畑のある平野部と、新潟大学や住宅などが多く見られる丘陵地との標高差は最大で25m程度となっている。

図6.6.32～図6.6.35は直線偏波基底での受信電力を画像化したものである。画像の色は赤い程その成分の反射が強いことを表している。市街地では各偏波成分とも強い反射が観測されている。また、HV成分とHH、VV成分の画像を比べると、HV成分では市街地とその周辺及び内部にある高植生がほぼ同程度の散乱を示しているのに対し、HH、HV成分では明らかにそれらの間には差異が認められる。これは植生域では葉や枝、幹などによって電磁波が複雑な反射を起こしやすいことが原因である。この例のように散乱行列から取得されるデータを用いれば、地表のターゲットの偏波特性に依存した画像を得ることができる。

次に、3成分分解法に従ってKs、Kd、Khの各成分を画像化したものを図6.6.36～図6.6.38に示す。まず、Ks（sphere, plate）に注目すると、海が明らかに強く表れていることがわかる。また僅かながら市街地にあたる部分とその周囲の領域に比べて強く反射している。これらは奇数回の反射によるものであるが、海面ではいわゆる平板（plate）からの反射とほぼ同様であるとみなせるので1回反射、又、市街地からは3回以上の反射成分が多く含まれていると考えられる。次にKd（diplane）はコーナリフレクタなどの偶数回反射成分を示した画像である。この画像はどの領域にもそれほど強く目立った反射は見られないが、相対的には市街地部分が他の領域よりも強い成分を多く持っていることがわかる。一般に自然界にはコーナリフレクタのような形状は少ないため、Kdの成分として表れるのは人工建造物によるものが多く、ターゲットの識別・推定においては重要である。一方、Kh（helix）による画像では、農地域や植生域で強く反射が起きている。逆に、市街地や海、道路などではこの成分は小さい。前にも述べたようにhelix成分は樹木などの複雑な散乱をするターゲットにおいて強くなる傾向がある。この性質がKhの画像には良く表れている。

以上のように、散乱行列を元にして得られるSAR画像データは、3成分分解によって地上領域の様子を、これまでとは違った視点で観察することを可能にしている。つまり、こうした一連の処理で生み出されるデータは、ターゲットに対する詳細な情報を引き出し、その類推・認識・同定などへの利用にきわめて有効な側面をもっている。

ここで最終的な分類法はユークリッド最短距離法を用いた。

画像の分類手順

まず、分類を行なう第1段階として分類するカテゴリー（ターゲット）を決定する。この数は多すぎると分類精度の低下をまねきやすいので、対象とする画像領域の地勢や観測システムの性質、更に処理自体の目的などを総合的に考慮する必要がある。ここでは

- (1) 水域 ; Water
- (2) 農地 ; Farm
- (3) 高植生 ; T-Veg
- (4) 市街地 ; Urban

の4カテゴリーとして分類した。前述のように、この地域では水田に代表される典型的な平野部と、普通住宅が密集する市街地部、そして海という大きく分けて3種のカテゴリーで代表されるが、樹林帯も比較的広範に存在することを加味して上記の4カテゴリーとした。

次に、地図などとの対応により各カテゴリーが明らかに存在する地点の座標データをトレーニングポイント／テストポイントとして複数個取り出しておく。トレーニングポイント（データ）とは、分類処理に使う標本データのことであり、テストポイント（データ）とは、分類精度の評価を行なうときに使う参照データである。

以上が分類のための前準備である、以降が実際の分類処理である。

はじめに、トレーニングポイントのデータから各カテゴリーの特徴を抽出する。ここでは「テクスチャ」と呼ばれる特徴に注目した。テクスチャとは、画像における局所領域内で、ピクセル濃度の変化パターンが何らかの一様性をもって分布している状態のことをいう。例えばHH成分の画像では、水域（海）であれば弱い（低い）濃度のピクセルがほとんど変化せずに分布するテクスチャであり、市街地では強い（高い）濃度のピクセルが比較的大きく変化して分布するテクスチャである。逆にKs成分の画像では市街地に比べて水域のほうが強い濃度のピクセルとして分布している。この事は、偏波情報が各カテゴリーを明確に特徴付けるために有効利用できることを示す例である。

さて、このような特徴ベクトルの成分を取り出す方法として、次の2種類の方法を適用した。

(1) 濃度ヒストグラム

濃度ヒストグラムとは、画像の濃度値を横軸にとり、画像内にある各々の濃度のピクセル数を縦軸にとったときの累積度数グラフのことである。このグラフは画像内の濃度の分布状態を比較的簡単に定量化できるため、統計的なテクスチャの特徴を指し示すものとして最も一般的に使用されている。

濃度ヒストグラム法では1つの領域から2つの特徴量を取り出している。つまり1つの画像だけを用いた分類処理でも、特徴ベクトルの次元数は2となる。

分類精度への影響としては、ヒストグラムを作る局所領域の大きさという要素が一つのポイントとなる。これはヒストグラムを作成するのに必要なピクセル数によって平均や分

散が変わってくるためである。

(2) ウェーブレット変換

ウェーブレット変換は信号処理や情報伝送などの分野で特によく用いられている信号処理手法の一つである。その特長の1つに、信号の周波数を2分割するような“フィルタリング”によって、信号処理するシステムが実現できるという点がある。これはフィルタバンクシステムと呼ばれ、画像信号の場合は、それを2次元信号と見なして水平/垂直方向にフィルタリングを適用し、ダウンサンプリングによって元の1/4の大きさの画像を4個再構成するシステムである。こうしてできた画像は、各々が異なった空間周波数の情報を持つ信号でできている。即ち、元の画像の空間的（2次元）な性質を、4つの分解した視点から捉えることができる。

では、この事はテクスチャの特徴の抽出にどのように関わってくるのだろうか。テクスチャは濃度の変動の度合いを表すものとして考えることができる。従って、その変動の度合いを定量化できればテクスチャの特徴を記述できる。そこで、画像に対してフィルタリングをすると、ある地点とその周囲の領域に関して、高周波（急峻な濃度変化）/低周波（緩慢な濃度変化）成分の大きさに応じた応答値が得られる。これがその地点に関するテクスチャ特徴である。

こうしたフィルタバンクシステムを用いるテクスチャ特徴の抽出では、1つの注目する領域について、4種の特徴量が求められる。さらに、4つに分解された低周波成分だけの画像についても再びフィルタリングをすることで、より細かく特徴を記述することができる。

また、この手法は結果として出力される分類画像の大きさが、前述の理由により1/4又は1/8の大きさになるため、処理に要する計算時間が圧倒的に速いという利点もある。

各カテゴリーの特徴がすべて決定したら、すべてのピクセルについて1つずつ、上と全く同じ方法で特徴ベクトルを生成する。そのベクトルを先の特徴空間に投影し、どのカテゴリーポイントに最も近い（最短距離）によって分類を行なう。

<分類精度評価>

分類精度の評価方法を簡単に説明する。分類精度は全ての分類された画素のうち正しく分類された画素の割合によって表される。これは、あらかじめ地図やグラウンドトゥルースなどで確認された各カテゴリーを表す範囲（テストエリア）において、そのカテゴリーとして分類された画素の存在比率である。これを表現するためには分類精度表を用いる。これは縦に正しいクラスである参照クラスを並べ横に分類されたクラスを並べた正方の表であり、分類された画素の確率が要素である。即ち、正しく分類された画素の割合と、誤分類された画素の割合が要素となる。よって、対角要素の数値が大きければ大きいほど全体の精度がよいということになる。ただし、あくまでもこの値はテストエリア内だけを見た場合の結果であり、この数値が100%としても画像の全域にわたって完璧に分類されたわけではない、ということに注意が必要である。また、総合精度（Total）は対角要素の数値の平均をとったものである。一つの処理における全般的な分類の評価は、この数値で代表している。

以上のように、このような精度の評価は相対的なものであり、精度そのものに関して、絶対的な信頼度がある訳ではない。

<分類処理結果>

これまでに述べた一連の手法と、図6.6.32～38で示した画像を用いて分類処理を行った結果を示し、その考察・評価を行う。

最も重要な点は、偏波情報を利用していかにターゲットの識別精度を向上させるかということである。そこで、特徴ベクトルを作るために使用する画像を

- (a) 単一偏波成分 (HH) のみ
- (b) 散乱行列の各成分 (Power, HH, HV, VV)
- (c) 散乱行列の各成分と3成分分解した各成分
(Power, HH, HV, VV, Ks, Kd, Kh)

として比較した。その他に、2つの特徴抽出方法によってそれぞれにどのような違いが見られるのか、又、その適用方法の違いは結果にどのような影響を及ぼすのか、といった部分にも注目した。

本処理を行った計算機は、CPUがSUN,UltraSPARC167MHz、メモリが393MBのUNIXワークステーションである。

図6.6.44～49は濃度ヒストグラム法によって特徴を取り出し、分類した結果である。どの結果も総合精度で概ね80%台後半から90%台前半と、良好な値が得られている。重要なことは使用する偏波情報の量が増えることによって、精度も向上している点である。特に3成分分解法の要素を組み込んだものについては、水域、農地、植生域ではほぼ間違いの無い分類精度を達成しており、高い効果が期待できることが分かる。また、特徴を取り出す局所領域の大きさを変化させると、それが小さければ精度的には低下し、大きければ向上する傾向があると推測される結果となった。しかし、これらの処理に要した計算時間は、使用する画像が増える度に、また、局所領域が大きくなる度に増大している。

図1.4.3-7～12にはウエーブレット変換を用いた場合に分類された画像を示す。総合精度では単一偏波での結果以外は80%台後半の値でほぼ拮抗しており、多偏波と単一偏波との間で大きな精度の違いが見られる。明らかに偏波情報を加えたことが精度の違いとなって表れたものである。しかし、3成分分解法で得られた画像の付加による効果は、十分に出ていない。この原因として、3成分分解法での各成分の画像は図6.6.39～43でもわかるように、全体的に雑音状の濃度分布となってしまっていることが考えられる。

ウエーブレット変換の回数の違いで見た結果の比較では、1回、2回の場合とも、精度的にはほとんど差はない。比較的低解像度で広範囲を扱うようなSAR画像では、変換の回数を増やすことによって精度が向上できている。この例のような高解像度の航空機搭載SARのデータでは、1回の変換処理で十分な精度を引き出すことが可能であると推測される。この点についての詳細な検討については今後の課題である。

さらに、濃度ヒストグラム法との対比で見た場合、ウエーブレット変換の利点は処理時間である。総合精度がほぼ近い値を示している図6.6.40と図6.6.45をみると、約1/10である。これはウエーブレット変換の利点として大いに強調できる点である。

以上のように、散乱行列成分、3成分分解した各成分を利用した画像の分類は、カテゴリーの分類精度を向上するために有効であることがわかる。3成分分解を用いた処理に関しては、まだいくつかの改良・検討しなければならない要素があるものの、これまでの手法に対しても単純に適用でき、効果をあげられた点は評価できる。ポーラリメトリックSAR画像の偏波情報の有効利用は、今後の更なる研究の継続によって十分な成果が期待できる。

参考文献

- [1] 梅原, 小林, 浦塚, 増子, “CRLにおける航空機搭載3次元SARの開発,” 信学技報, SANE95-99, Dec.1995.
- [2] 山口, 森山, 中村, 山田, 他, “航空機搭載SARによるPreliminary Full Polarimetric画像の分解について,” 第420回URSI-F分科会資料, Dec., 1997.
- [3] 高木幹雄, 下田陽久, 他, “画像解析ハンドブック,” 東京大学出版会, 1991.
- [4] Y. Yamaguchi, T. Nagai, H. Yamada, “JERS-1 SAR image analysis by wavelet transform,” *IEICE Trans. Communication*, vol.E78-B, no.12, pp.1617-1621, Dec. 1995.
- [5] L. -J. Du, J. -S. Lee, K. Hoppel, and S. A. Mango, “Segmentation of SAR images using the wavelet transform,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol.4, no.4, pp.319-326, 1992.

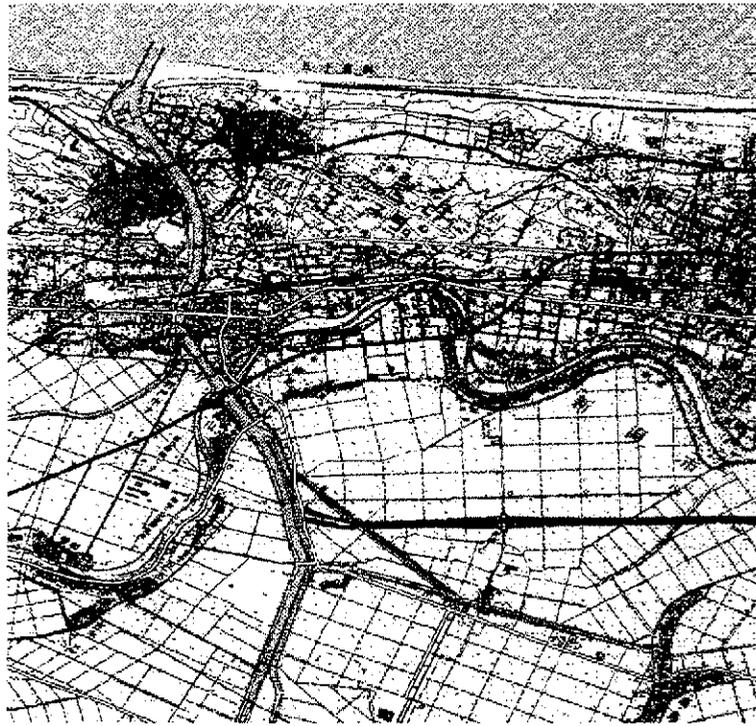


図6.6.31 解析領域の地形図



図6.6.32 HH成分画像

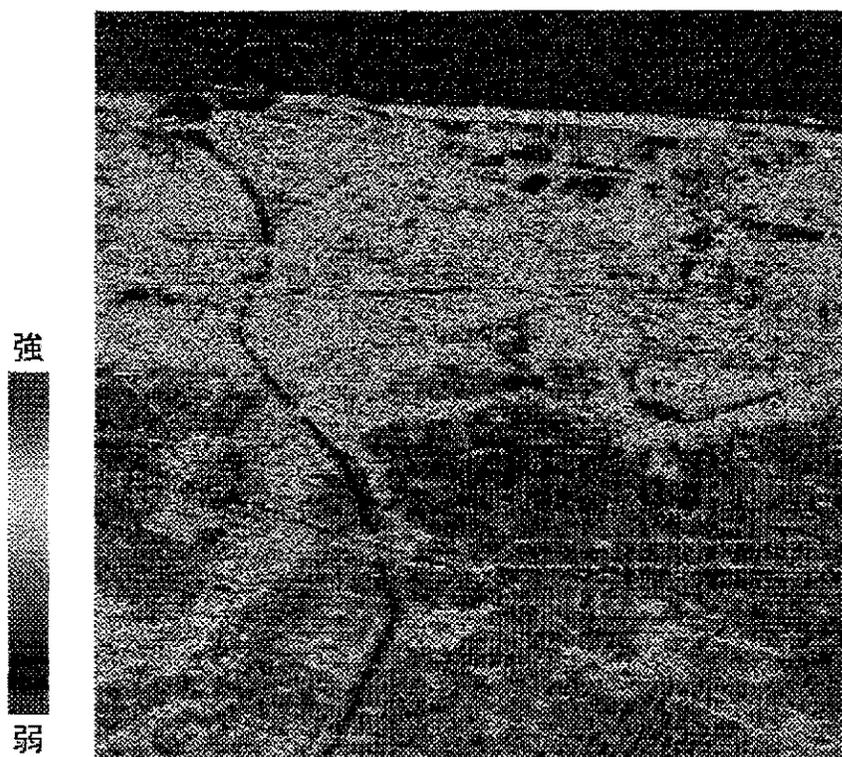


图6.6.33 HV成分画像

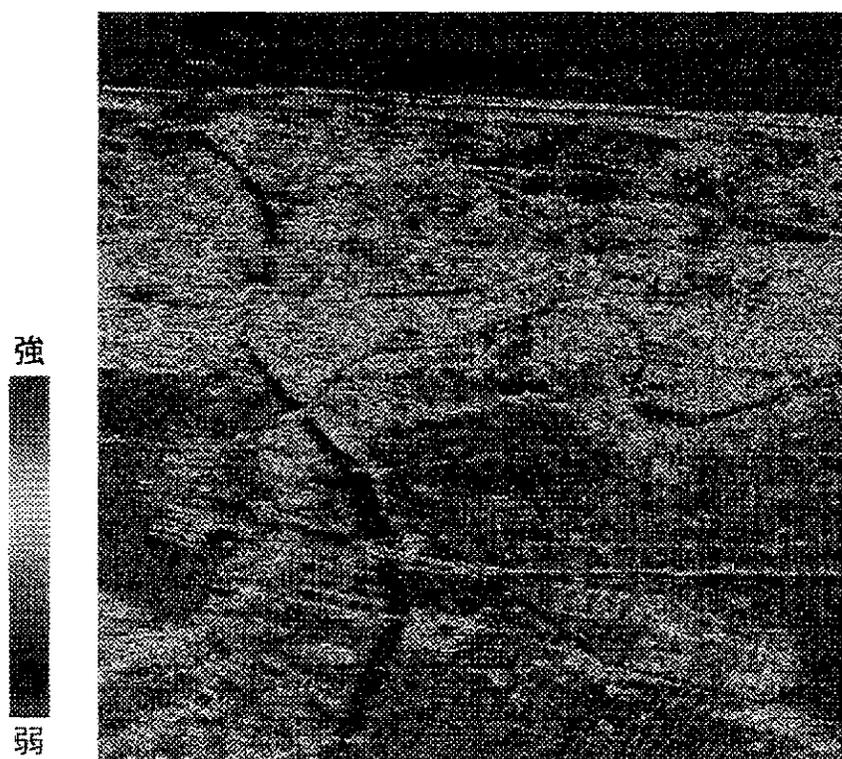


图6.6.34 VV成分画像



図6.6.35 総受信電力 (Power) 画像

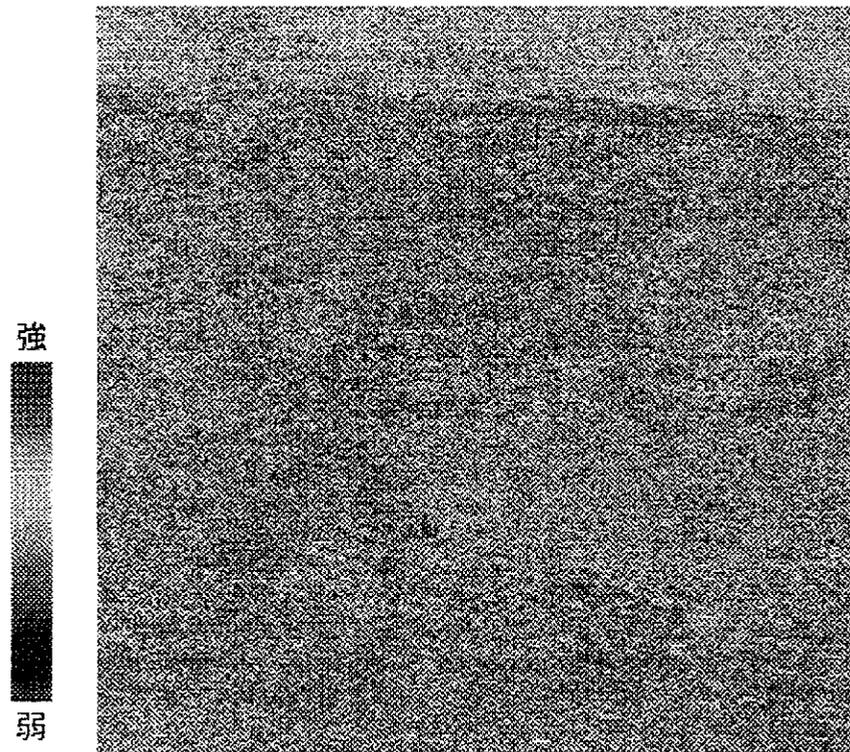


図6.6.36 3成分分解Sphere成分画像

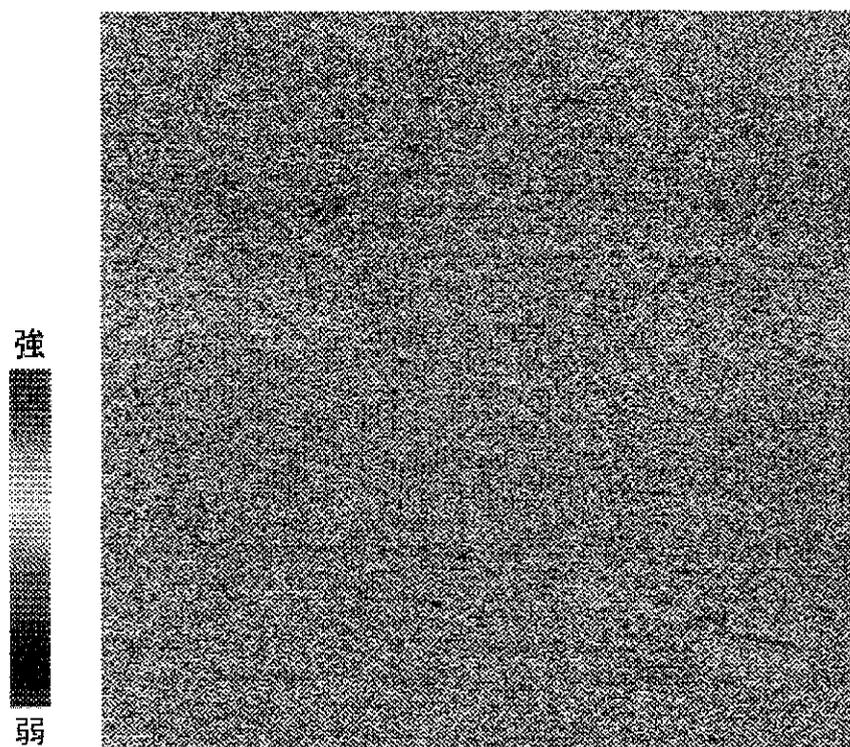


图6.6.37 3成分分解Diplane成分画像

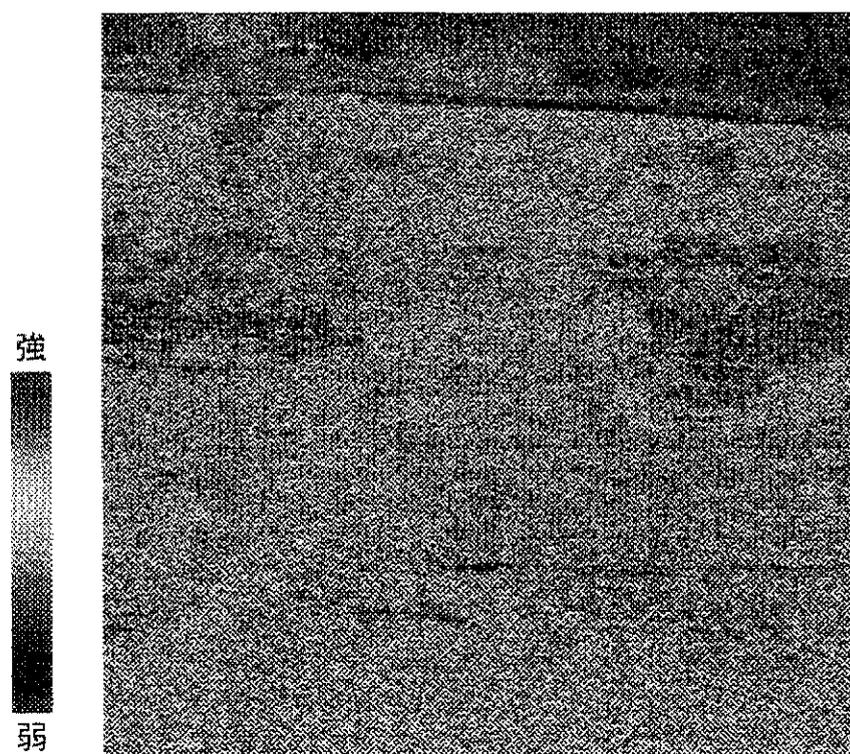


图6.6.38 3成分分解Helix成分画像

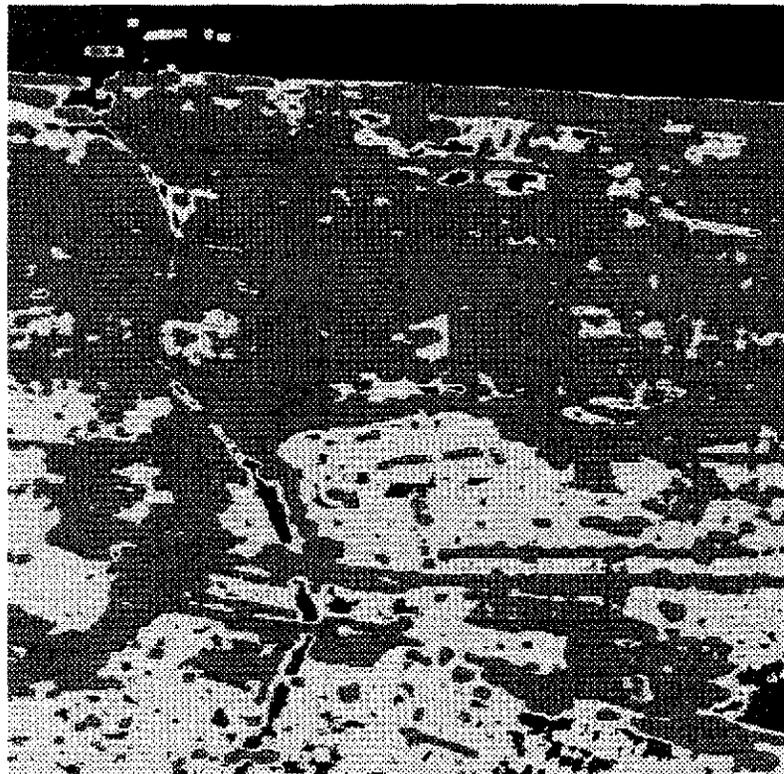


図6.6.39 HHを用いた分類画像

特徴：濃度ヒストグラム

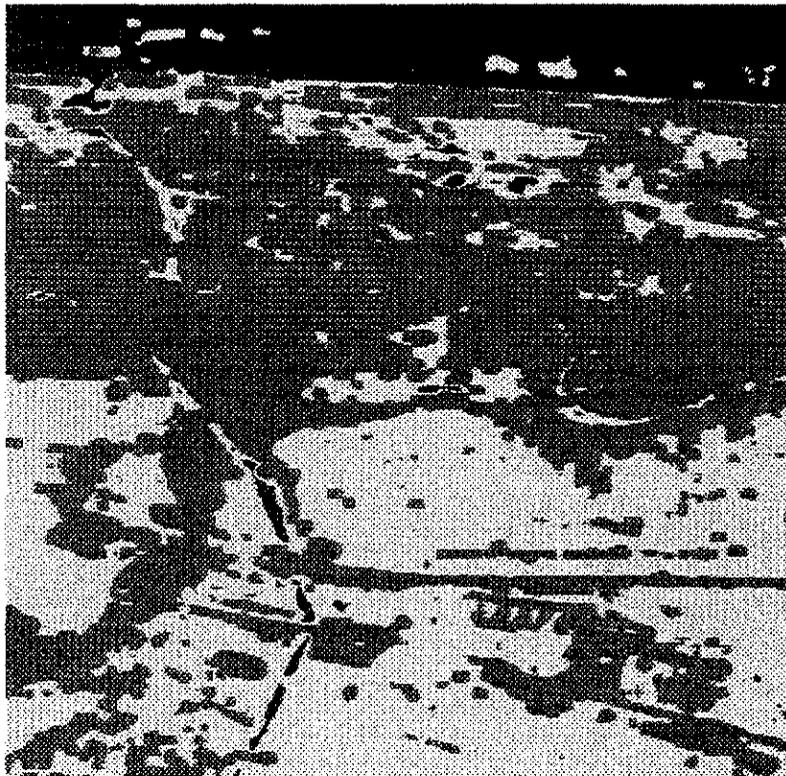
走査領域：16 × 16 pixels

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	98.09	0.00	1.91	0.00
T-Veg [%]	0.00	93.73	1.17	5.10
Farm [%]	4.41	0.00	95.54	0.04
Urban [%]	0.00	40.72	5.04	54.24

Processing time = 93 sec.

Total = 85.45 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

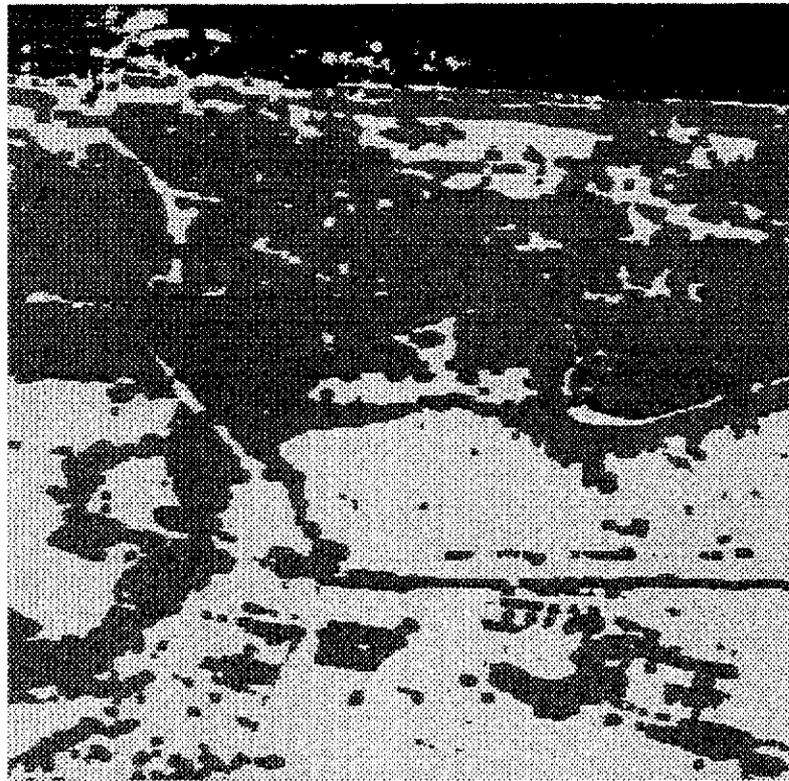
図6.6.40 Power,HH,VV,HVを用いた分類画像
 特徴：濃度ヒストグラム
 走査領域：16 × 16 pixels

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	98.09	0.00	1.91	0.00
T-Veg [%]	0.00	96.17	0.00	3.83
Farm [%]	0.00	0.00	100.0	0.00
Urban [%]	0.00	24.87	0.00	75.13

Processing time = 787 sec.

Total = 92.34 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

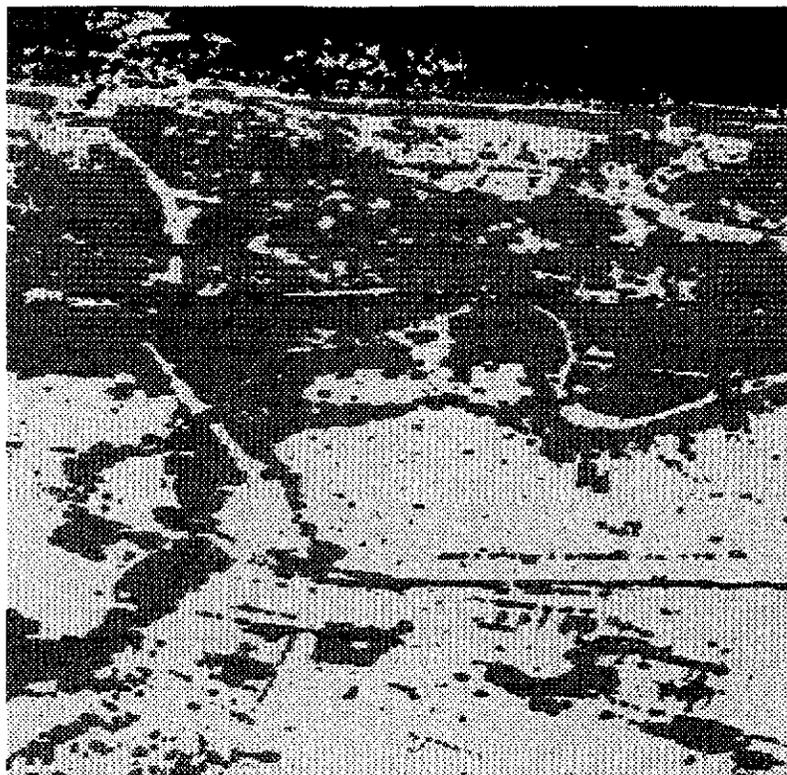
図6.6.41 Power,HH,VV,HV,Ks,Kd,Khを用いた分類画像
 特徴：濃度ヒストグラム
 走査領域：16 × 16 pixels

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	100.0	0.00	0.00	0.00
T-Veg [%]	0.00	100.0	0.00	0.00
Farm [%]	0.00	0.00	100.0	0.00
Urban [%]	0.00	24.23	0.00	75.77

Processing time = 1372 sec.

Total = 93.94 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

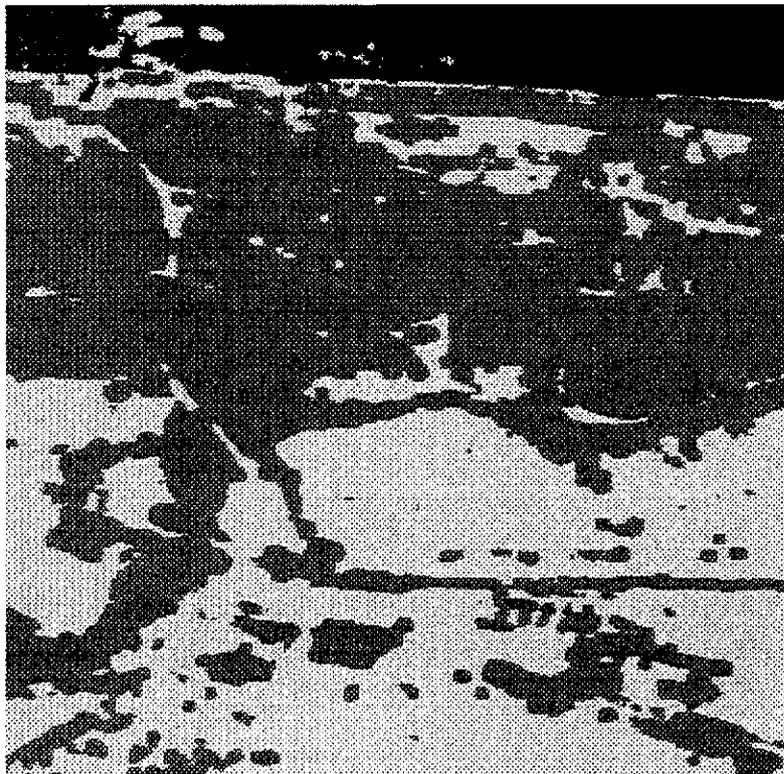
図6.6.42 Power,HH,VV,HV,Ks,Kd,Khを用いた分類画像
 特徴：濃度ヒストグラム
 走査領域：10 × 10 pixels

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	81.38	0.00	18.62	0.00
T-Veg [%]	0.00	97.45	0.64	1.91
Farm [%]	0.00	0.00	100.0	0.00
Urban [%]	0.00	26.79	0.51	72.70

Processing time = 632 sec.

Total = 87.88 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.43 Power,HH,VV,HV,Ks,Kd,Khを用いた分類画像

特徴：濃度ヒストグラム

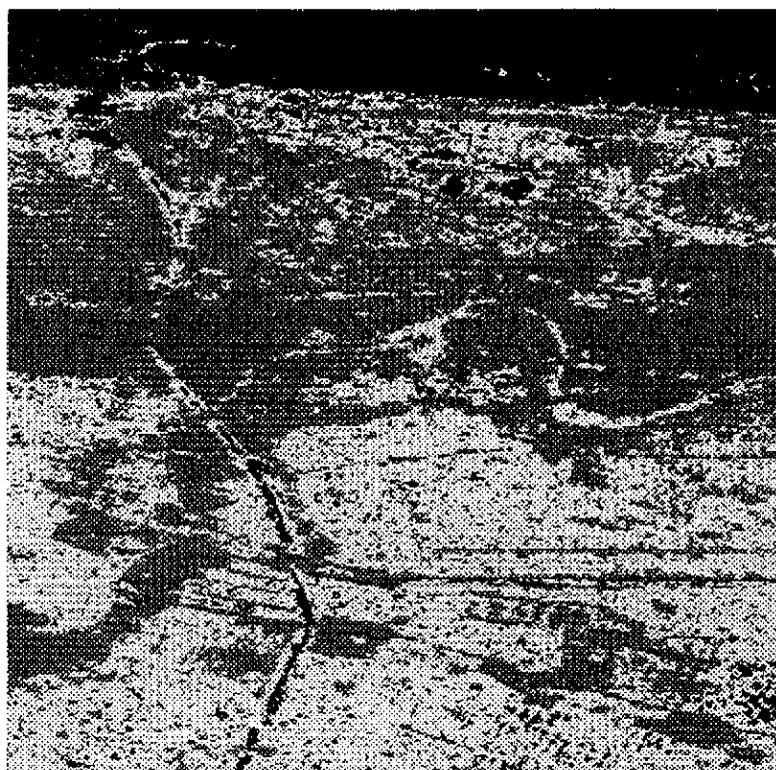
走査領域：20 × 20 pixels

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	100.0	0.00	0.00	0.00
T-Veg [%]	0.00	100.0	0.00	0.00
Farm [%]	0.00	0.00	100.0	0.00
Urban [%]	0.00	23.34	0.00	76.66

Processing time = 2048 sec.

Total = 94.16 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.44 HHを用いた分類画像（単一偏波）

特徴：ウェーブレット変換

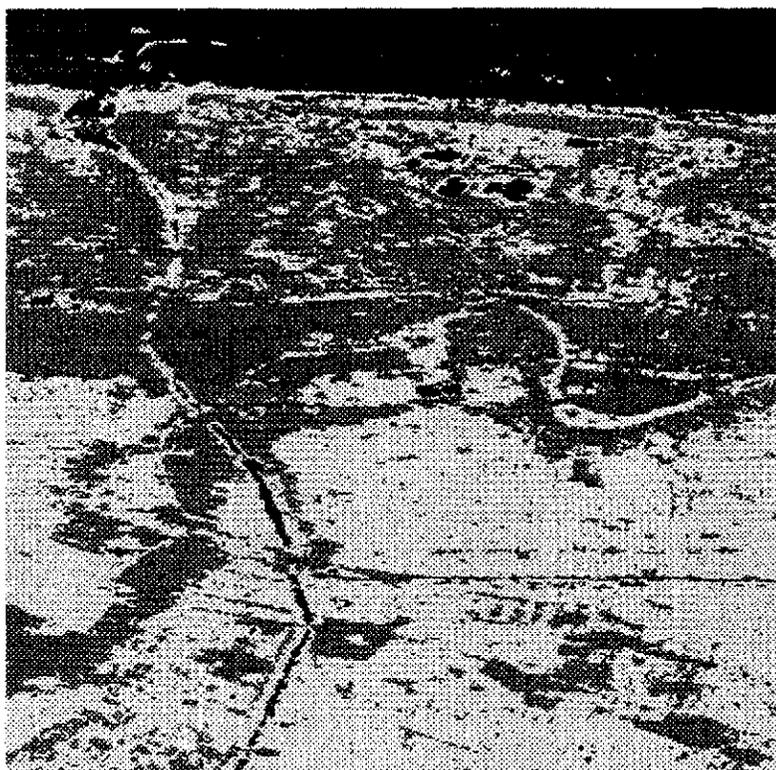
回数：1

表1.4.3-6 精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	89.67	0.89	9.44	0.00
T-Veg [%]	1.40	61.48	19.39	17.73
Farm [%]	17.35	10.97	71.56	0.13
Urban [%]	0.51	26.79	7.27	65.43

Processing time = 9 sec.

Total = 72.03 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.45 Power,HH,VV,HVを用いた分類画像

特徴：ウエーブレット変換

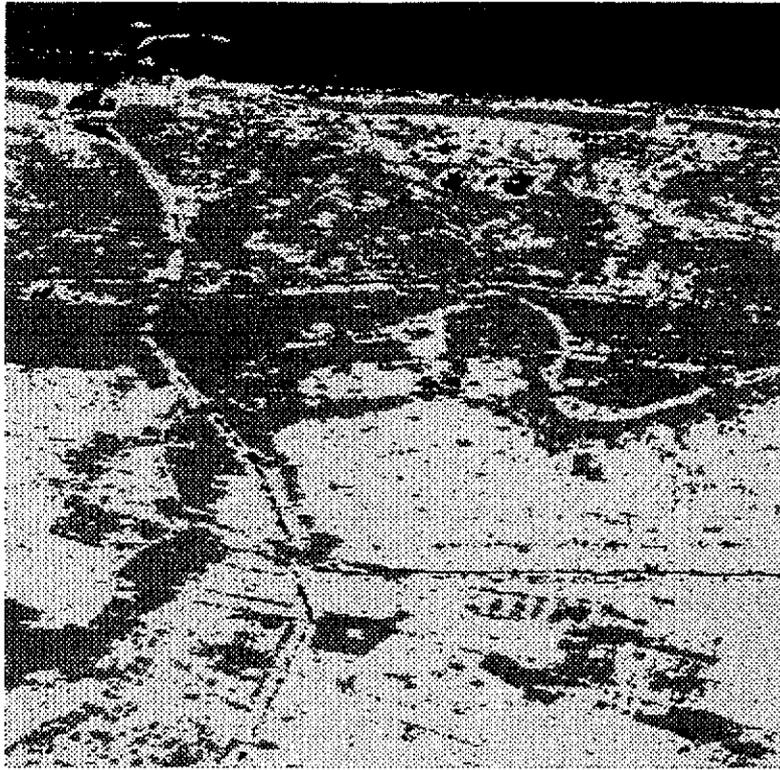
回数：1

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	100.00	0.00	0.00	0.00
T-Veg [%]	0.00	89.03	5.87	5.10
Farm [%]	0.00	0.77	99.23	0.00
Urban [%]	0.00	25.38	3.57	71.05

Processing time = 34 sec.

Total = 89.82 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.46 Power,HH,VV,HV,Ks,Kd,Khを用いた分類画像

特徴：ウェーブレット変換

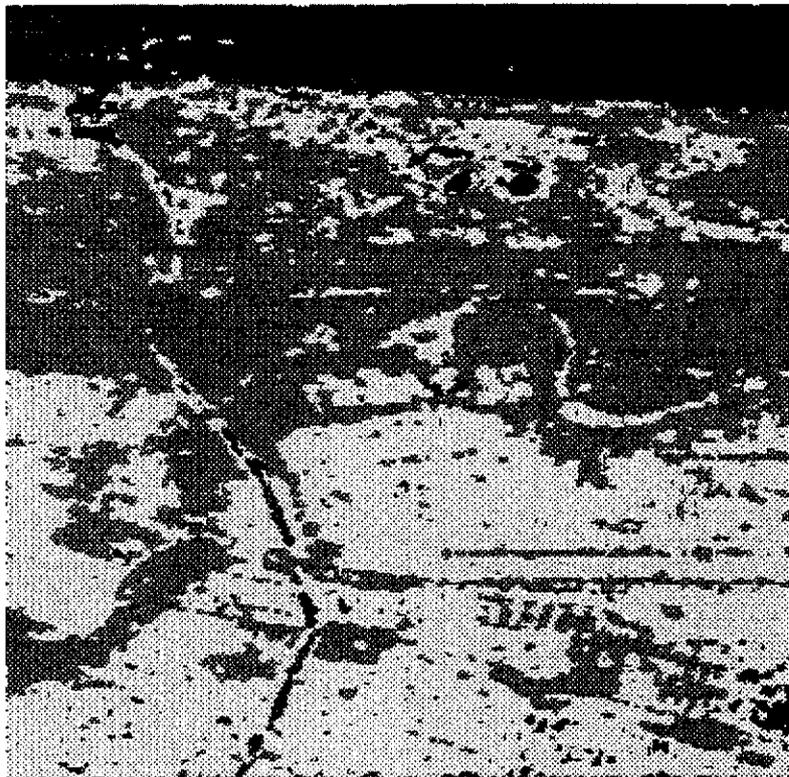
回数：1

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	100.0	0.00	0.00	0.00
T-Veg [%]	0.00	88.39	5.48	6.12
Farm [%]	0.13	0.77	99.11	0.00
Urban [%]	0.00	25.89	4.46	69.64

Processing time = 59 sec.

Total = 89.29 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.47 HHだけを用いた分類画像（単一偏波）

特徴：ウエーブレット変換

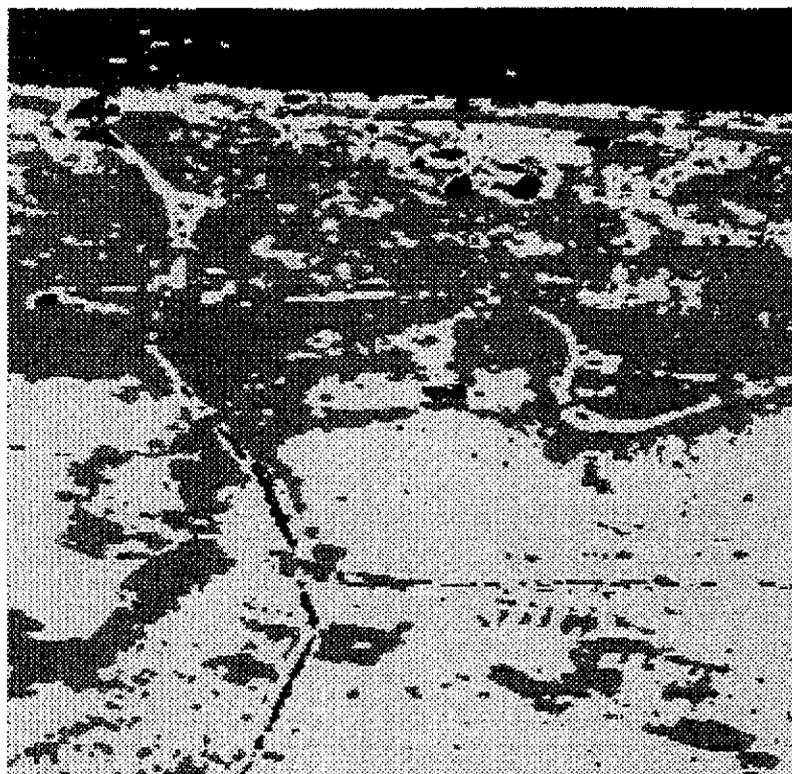
回数：2

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	91.84	1.53	6.38	0.26
T-Veg [%]	1.15	67.22	25.26	6.38
Farm [%]	10.46	2.04	87.50	0.00
Urban [%]	0.00	25.38	5.99	68.62

Processing time = 40 sec.

Total = 78.79 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.48 Power,HH,VV,HVを用いた分類画像

特徴：ウエーブレット変換

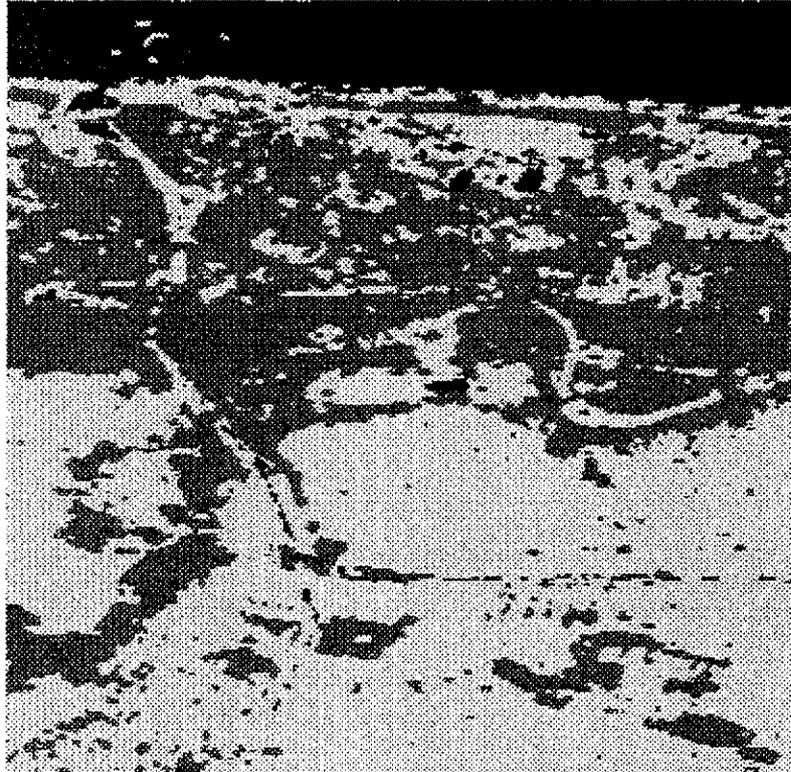
回数：2

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	100.0	0.00	0.00	0.00
T-Veg [%]	0.26	83.55	14.67	1.53
Farm [%]	0.00	0.00	100.0	0.00
Urban [%]	0.00	28.06	2.55	69.39

Processing time = 40 sec.

Total = 88.23 %



Water
 T-Veg
 Farm
 Urban

図6.6.49 Power,HH,VV,HV,Ks,Kd,Khを用いた分類画像

特徴：ウェーブレット変換

回数：2

精度表

	Water	T-Veg	Farm	Urban
Water [%]	100.0	0.00	0.00	0.00
T-Veg [%]	0.38	82.91	14.54	2.17
Farm [%]	0.00	0.00	100.0	0.00
Urban [%]	0.00	26.66	3.06	70.28

Processing time = 70 sec.

Total = 88.30 %

6.6.3 利用データ：AIRSAR

使用したデータはNASA-JPLのAIR-SARサンフランシスコ画像700×900pixelのL-BANDのデータである。データはStokes行列の形で記録されているので、Mueller行列から散乱行列への精度よい変換方法を使い、対応する散乱行列を取り出した。

地図と比較しながら、各カテゴリー（海域、自然地形、市街地）を最もよく表していると思われる500ポイントを取り出し、平均、分散を求め、それを最尤法の共分散行列の要素として使う。

$$\bar{X}_k = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 & \bar{x}_2 & \cdots & \bar{x}_N \end{bmatrix} \quad \bar{x}_n = \frac{1}{500} \sum_{i=1}^{500} x_{ni} \quad (1 \leq n \leq N)$$

$$V_k = \begin{bmatrix} S_{11} & \cdots & S_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{N1} & \cdots & S_{NN} \end{bmatrix} \quad S_{ab} = \frac{1}{500} \sum_{i=1}^{500} (x_{ai} - \bar{x}_a)(x_{bi} - \bar{x}_b)$$

$$(1 \leq a \leq N, 1 \leq b \leq N)$$

次に、特徴ベクトルの成分として、

- ・ 3成分
- ・ 各偏波成分
- ・ 特徴的偏波状態(Co-Pol max)
- ・ エントロピー, $\bar{\alpha}$

を考え、また、それらの組み合わせも考慮した。

エントロピー, $\bar{\alpha}$ をカテゴリー毎に調べると、図6.6.3-1のような分布となった。

分類基準として最短距離法と最尤法を比較したが、分類精度の点からは最尤法が良かったので、最尤法を採用した。最尤法は、未知の画素データと既に求められた分類カテゴリーとの尤度を求め、画素データは尤度が最大となるカテゴリーに属するとして分類する。

$$G(k) = -\log |V_k| - (X - \bar{X}_k)^T V_k^{-1} (X - \bar{X}_k)$$

- 但し、
- X : 未知の画素データの特徴ベクトル
 - V_k : k番目のカテゴリーの共分散行列
 - \bar{X}_k : k番目のカテゴリーの平均特徴ベクトル

比較したポイント数は海域51016、自然地形22397、市街地40076ポイントである。以下に分類結果表とその画像を示す。

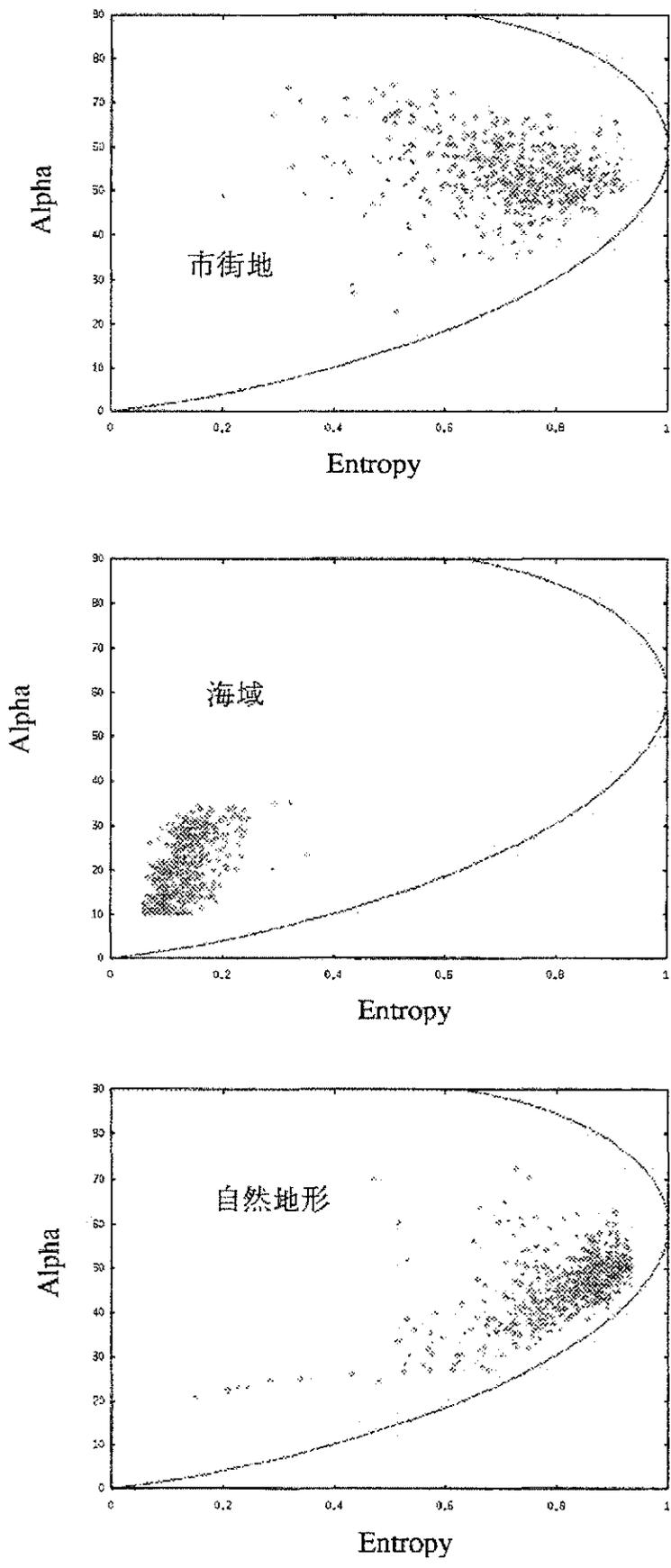
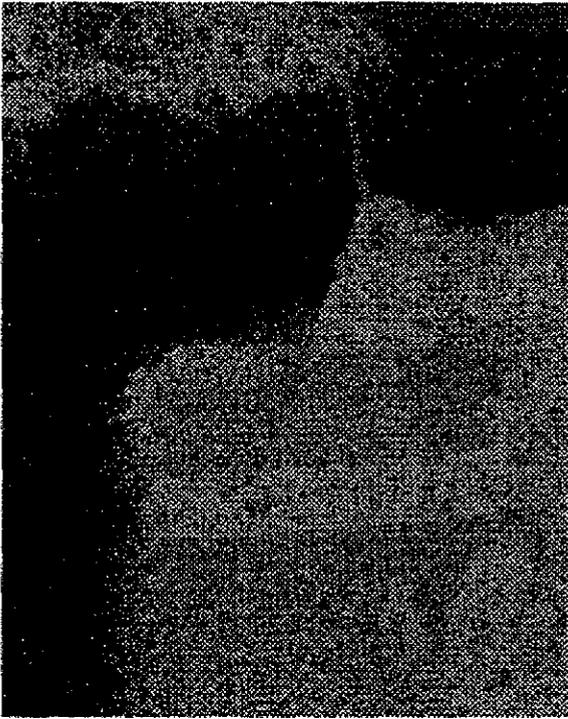
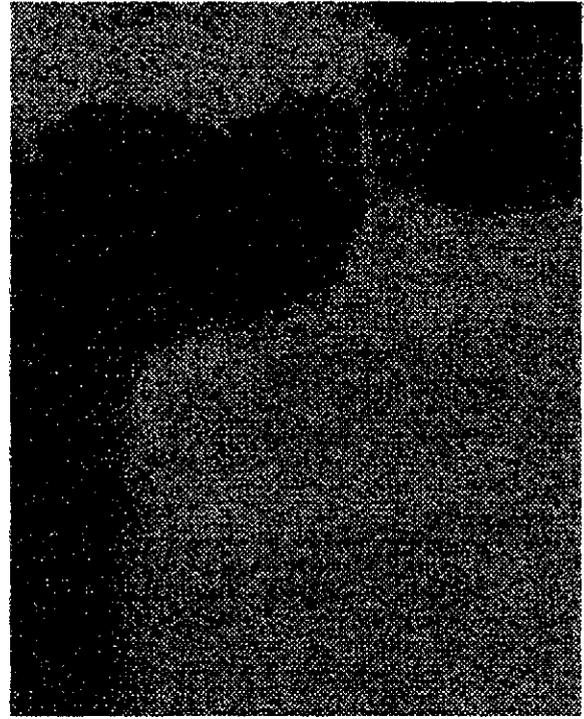


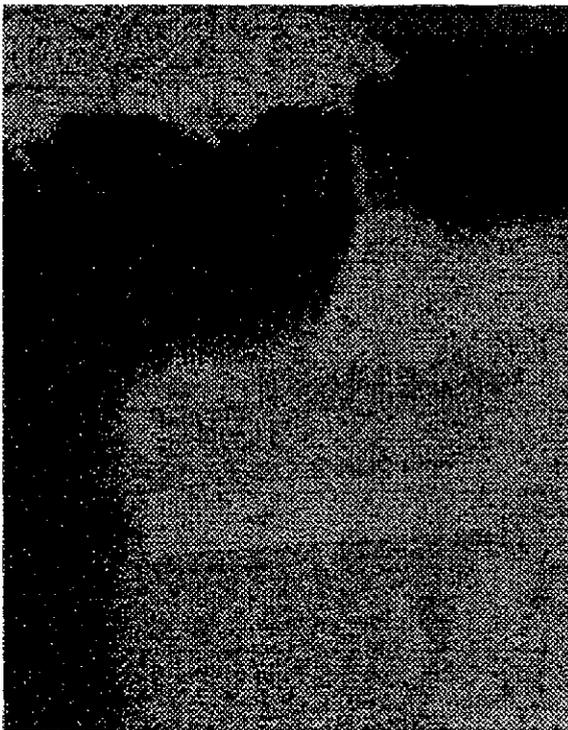
図6.6.3-1 エントロピーと角度アルファ



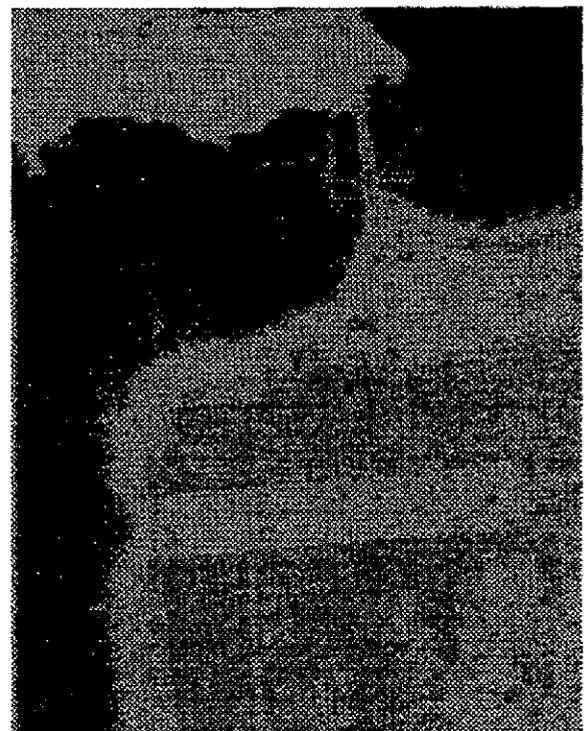
成分分解法+各偏波成分



成分分解法+特徴的偏波状態



各偏波成分+特徴的偏波状態



エントロピー, α

図6.6.3-2 AIRSAR Sanfrancisco

表6.6.3-1 判別効率表

3成分分解法

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	94.090	4.456	1.454
自然地形	45.407	31.018	23.575
市街地	20.182	23.979	55.839

TOTAL = 60.316

偏波成分

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	95.360	0.147	4.493
自然地形	30.776	54.137	15.087
市街地	21.092	47.657	31.251

TOTAL = 60.249

特徴的偏波状態

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	90.519	7.349	2.132
自然地形	23.508	50.092	26.40
市街地	17.799	42.392	39.809

TOTAL = 60.140

3成分分解法+各偏波成分

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	93.143	3.092	3.765
自然地形	25.620	56.624	17.756
市街地	9.140	45.114	45.746

TOTAL = 65.171

3成分分解法+特徴的偏波状態

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	90.903	7.931	1.166
自然地形	22.280	53.721	23.999
市街地	9.559	34.148	56.293

TOTAL = 66.972

各偏波成分+特徴的偏波状態

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	92.683	3.326	3.991
自然地形	14.524	70.652	14.824
市街地	6.807	60.213	32.980

TOTAL = 65.438

エントロピー, $\bar{\alpha}$

Category	Classified as (%)		
	海域	自然地形	市街地
海域	89.989	8.923	1.088
自然地形	1.710	89.847	8.443
市街地	0.132	39.917	59.951

TOTAL = 79.929

表の結果から、一つの手法で分類を行うより、他の方法と組み合わせた方が判別度の効率が低いことが分かる。このことから各偏波成分や3成分分解法のような振幅情報に、特徴的偏波状態のような位相情報を組み合わせることにより判別効率が向上すると考えられる。

エントロピー、 $\bar{\alpha}$ に着目すると判別効率が最も高くなっている。これは、エントロピーが散乱のランダム性を表しているため、複雑な散乱をしていると思われる自然地形や市街地の分類を精度良く行えるためと考えられる。

第7章 偏波行列の変換

散乱行列やMueller行列などの偏波行列が与えられた場合、それがどのようなターゲットからの散乱によるものか、あるいはその散乱体を探ることは、いわゆる逆問題の1つである。そして、その行列自身を他の形式に相互に正しく変換することは解析を進める上でも非常に重要である。

ポーラリメトリックレーダから得られる散乱行列は、位相がそろったコヒーレントな行列である。しかし、スナップショット毎に得られる散乱行列を加え合わせると、複素数同士の和となるため、位相がランダムとなり、和の散乱行列は個々の散乱行列とは全く異なったものとなる。そのため、個々のスナップショットの偏波特性を保持するために、まず位相成分を含まないMueller行列に変換して和をとり、それを平均化した後に散乱行列に戻したり、あるいはそのままMueller行列としてデータに蓄えることが多い。散乱行列とMueller行列の変換は図7.1のように表すことができる。ここでは、行列変換の1, 2, 3について述べる。

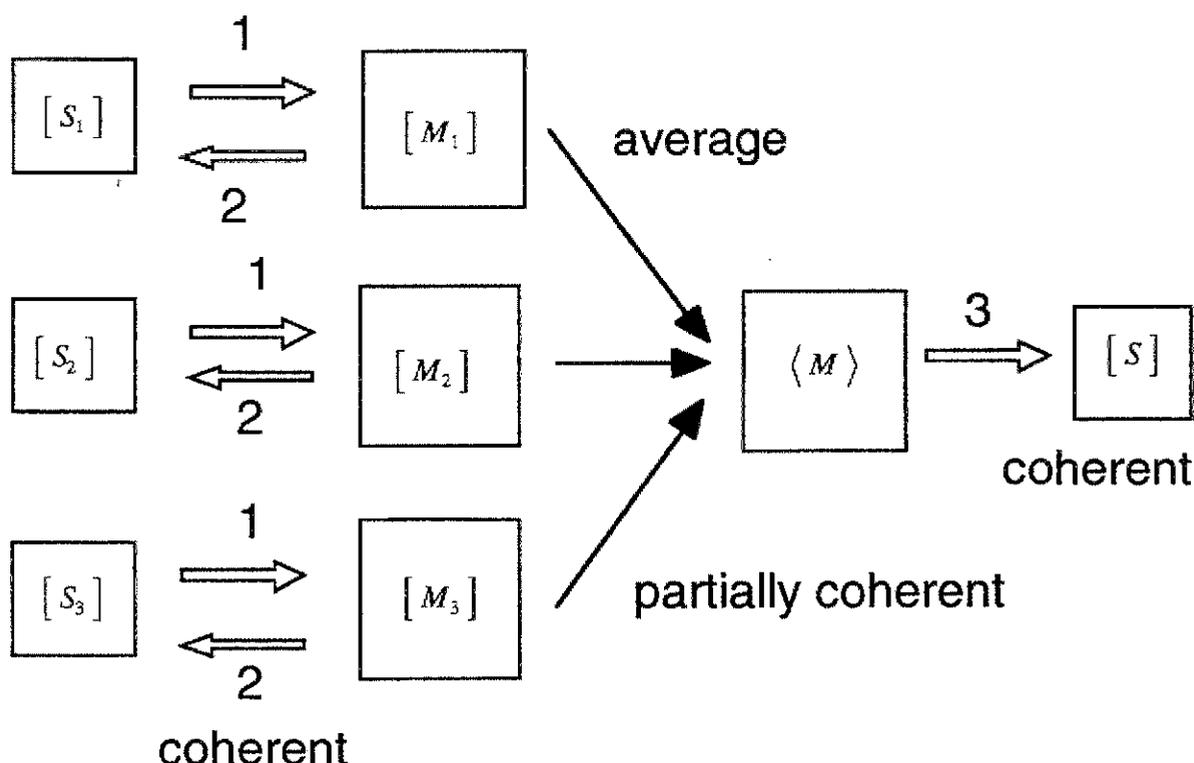


図7.1 偏波行列の変換

7.1 散乱行列からMueller行列、Kennaugh行列への変換

図7.1の散乱行列からMueller行列への変換1はレーダポーラリメトリーの定義式に沿って、以下のようになる。この場合、Mueller行列もコヒーレントである。

送信Stokesベクトル = Kennaughベクトルを

$$g = \begin{bmatrix} |E_x|^2 + |E_y|^2 \\ |E_x|^2 - |E_y|^2 \\ 2|E_x||E_y|\cos\phi \\ 2|E_x||E_y|\sin\phi \end{bmatrix} = A^2 \begin{bmatrix} 1 \\ \cos 2\tau \cos 2\varepsilon \\ \sin 2\tau \cos 2\varepsilon \\ \sin 2\varepsilon \end{bmatrix} = A^2 \begin{bmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (7.1.1)$$

で定義し、

$$\text{Mueller行列が} \quad [M] = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} & m_{03} \\ m_{10} & m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{20} & m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{30} & m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix} \quad (7.1.2)$$

で定義されているとすると、散乱行列の要素との関係は

$$m_{00} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 + |S_{xy}|^2 + |S_{yx}|^2 + |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.3a)$$

$$m_{01} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 - |S_{xy}|^2 + |S_{yx}|^2 - |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.3b)$$

$$m_{02} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* \right) + \text{Re} \left(S_{yx} S_{yy}^* \right) = \text{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* + S_{yx} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3c)$$

$$m_{03} = \text{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* \right) + \text{Im} \left(S_{yx} S_{yy}^* \right) = \text{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* + S_{yx} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3d)$$

$$m_{10} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 + |S_{xy}|^2 - |S_{yx}|^2 - |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.3e)$$

$$m_{11} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 - |S_{xy}|^2 - |S_{yx}|^2 + |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.3f)$$

$$m_{12} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* \right) - \text{Re} \left(S_{yx} S_{yy}^* \right) = \text{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* - S_{yx} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3g)$$

$$m_{13} = \text{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* \right) - \text{Im} \left(S_{yx} S_{yy}^* \right) = \text{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* - S_{yx} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3h)$$

$$m_{20} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{yx}^* \right) + \text{Re} \left(S_{xy} S_{yy}^* \right) = \text{Re} \left(S_{xx} S_{yx}^* + S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3i)$$

$$m_{21} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{yx}^* \right) - \text{Re} \left(S_{xy} S_{yy}^* \right) = \text{Re} \left(S_{xx} S_{yx}^* - S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3j)$$

$$m_{22} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) + \text{Re} \left(S_{xy} S_{yx}^* \right) = \text{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* + S_{xy} S_{yx}^* \right) \quad (7.1.3k)$$

$$m_{23} = \text{Im} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) + \text{Im} \left(S_{xy} S_{yx}^* \right) = \text{Im} \left(S_{xx} S_{yy}^* + S_{xy} S_{yx}^* \right) \quad (7.1.3l)$$

$$m_{30} = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{yx}^* \right) - \text{Im} \left(S_{xy} S_{yy}^* \right) = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{yx}^* + S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3m)$$

$$m_{31} = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{yx}^* \right) + \text{Im} \left(S_{xy} S_{yy}^* \right) = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{yx}^* - S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.3n)$$

$$m_{32} = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) + \text{Im} \left(S_{xy} S_{yx}^* \right) = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{yy}^* - S_{xy} S_{yx}^* \right) \quad (7.1.3o)$$

$$m_{33} = \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) - \operatorname{Re} \left(S_{xy} S_{yx}^* \right) = \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* - S_{xy} S_{yx}^* \right) \quad (7.1.3p)$$

で与えられる。ここで、送信アンテナと受信アンテナの位置が同じ後方散乱でレーダに原点を置く monostatic radar の場合、後方散乱の行列は Kennuagh 行列 $[K]$ と呼ばれ、Mueller 行列と次の関係がある。

$$[K] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} [M] \quad (7.1.4)$$

monostatic radar では $S_{yx} = S_{xy}$ であるので、Mueller 行列の要素では

$$\begin{aligned} m_{01} &= m_{10}, & m_{02} &= m_{20}, & m_{03} &= -m_{30}, \\ m_{12} &= m_{21}, & m_{13} &= -m_{31}, & m_{23} &= -m_{32} \end{aligned} \quad (7.1.5)$$

が成り立つ。その結果、

$$[K] = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} & m_{03} \\ m_{01} & m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{02} & m_{12} & m_{22} & m_{23} \\ -m_{30} & -m_{31} & -m_{32} & -m_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} & m_{03} \\ m_{01} & m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{02} & m_{12} & m_{22} & m_{23} \\ m_{03} & m_{13} & m_{23} & -m_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{00} & k_{01} & k_{02} & k_{03} \\ k_{01} & k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{02} & k_{12} & k_{22} & k_{23} \\ k_{03} & k_{13} & k_{23} & k_{33} \end{bmatrix} \quad (7.1.6)$$

となって、実の対称行列となる。この場合の成分は

$$m_{00} = k_{00} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 + 2|S_{xy}|^2 + |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.7a)$$

$$m_{01} = m_{10} = k_{01} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 - |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.7b)$$

$$m_{02} = m_{20} = k_{02} = \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* + S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.7c)$$

$$m_{03} = -m_{30} = k_{03} = \operatorname{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* + S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.7d)$$

$$m_{11} = k_{11} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 - 2|S_{xy}|^2 + |S_{yy}|^2 \right) \quad (7.1.7e)$$

$$m_{12} = m_{21} = k_{12} = \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* - S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.7f)$$

$$m_{13} = -m_{31} = k_{13} = \operatorname{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* - S_{xy} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.7g)$$

$$m_{22} = k_{22} = \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) + |S_{xy}|^2 \quad (7.1.7h)$$

$$m_{23} = -m_{32} = k_{23} = \operatorname{Im} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.7i)$$

$$k_{33} = -m_{33} = |S_{xy}|^2 - \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) \quad (7.1.7j)$$

となる。monostaticな場合には、これら10個の要素のうち

$$m_{00} = m_{11} + m_{22} - m_{33} \quad k_{00} = k_{11} + k_{22} + k_{33} \quad (7.1.8)$$

が成り立つので、9個が独立である。

さて、3つの偏波チャンネルにおいて、Stokes (=Kennaugh) ベクトルと Kennaugh行列による受信電力表現を考える。

1) 送信と受信が同じ偏波チャンネル(Co-Polarization Channel)

Co-Pol.チャンネルに対して送信Stokesベクトルと受信Stokesベクトルが等しいので

$$g_{rec} = g_t$$

$$P^c = \frac{1}{2} g_t^T \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} [M] g_t = \frac{1}{2} g_t^T [K]_c g_t \quad (7.1.9)$$

ただし、

$$[K]_c = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} & m_{03} \\ m_{01} & m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{02} & m_{12} & m_{22} & m_{23} \\ m_{03} & m_{13} & m_{23} & -m_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{00} & k_{01} & k_{02} & k_{03} \\ k_{01} & k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{02} & k_{12} & k_{22} & k_{23} \\ k_{03} & k_{13} & k_{23} & k_{33} \end{bmatrix} \quad (7.1.10)$$

2) 送信と受信が直交する偏波チャンネル(Cross-Polarization Channel)

Cross(X)-Polarization Channelでは送信Stokesベクトルと受信Stokesベクトルが直交している。

$$g_t = \begin{pmatrix} 1, x_1, x_2, x_3 \end{pmatrix}^T \quad (7.1.11)$$

$$g_{rec} = \begin{pmatrix} 1, -x_1, -x_2, -x_3 \end{pmatrix}^T \quad (7.1.12)$$

$$P^x = \frac{1}{2} g_t^T \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [M] g_t = \frac{1}{2} g_t^T [K]_x g_t \quad (7.1.13)$$

ただし、

$$[K]_x = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} & m_{03} \\ -m_{01} & -m_{11} & -m_{12} & -m_{13} \\ -m_{02} & -m_{12} & -m_{22} & -m_{23} \\ -m_{03} & -m_{13} & -m_{23} & m_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{00} & k_{01} & k_{02} & k_{03} \\ -k_{01} & -k_{11} & -k_{12} & -k_{13} \\ -k_{02} & -k_{12} & -k_{22} & -k_{23} \\ -k_{03} & -k_{13} & -k_{23} & -k_{33} \end{bmatrix} \quad (7.1.14)$$

3) 受信が散乱波を最大に受信するチャンネル(Matched-Polarization Channel)

Matched Channelでは散乱波のもつエネルギーを全て受信するので、つぎのように行列表現できる。

$$P^m = \mathbf{g}_t^T \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} [\mathbf{M}] \mathbf{g}_t = \mathbf{g}_t^T [\mathbf{K}]_m \mathbf{g}_t \quad (7.1.15)$$

$$[\mathbf{K}]_m = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} & m_{03} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{00} & k_{01} & k_{02} & k_{03} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7.1.16)$$

なお、

$$[\mathbf{K}]_m = \frac{1}{2} [\mathbf{K}]_c + \frac{1}{2} [\mathbf{K}]_x \quad (7.1.17)$$

が成り立つので $P^m = P^c + P^x$ (7.1.18)

以上の結果をまとめると、散乱行列さえ取得できれば、Mueller, Kennaugh行列への変換が可能であり、それから定義の異なるStokes行列も導出できる。そしてCo-Pol.とCross(X)-Polチャンネル、Matched Channelの電力のも任意の偏波状態で計算できることになる。このことは、フルポーラリメトリックで特徴的なことであると同時に、散乱行列が果たす大きな役割である。

なお、NASA JPLでのAIRSAR, SIR-C/X-SAR記録フォーマットは散乱行列の要素を使い、Stokes行列の形式として以下のようにになっている。

$$[\mathbf{N}] = \begin{bmatrix} n_{00} & n_{01} & n_{02} & n_{03} \\ n_{01} & n_{11} & n_{12} & n_{13} \\ n_{02} & n_{12} & n_{22} & n_{23} \\ n_{03} & n_{13} & n_{23} & n_{33} \end{bmatrix} : \text{Stokes行列} \quad (7.1.19)$$

$$n_{00} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 + 2|S_{xy}|^2 + |S_{yy}|^2 \right) = m_{00} = k_{00}$$

$$n_{01} = n_{10} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 - |S_{yy}|^2 \right) = m_{01} = m_{10} = k_{10}$$

$$n_{02} = n_{20} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* + S_{xy} S_{yy}^* \right) = m_{02} = m_{20} = k_{20}$$

$$n_{03} = n_{30} = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* + S_{xy} S_{yy}^* \right) = -m_{03} = m_{30} = -k_{03}$$

$$n_{11} = \frac{1}{2} \left(|S_{xx}|^2 - 2|S_{xy}|^2 + |S_{yy}|^2 \right) = m_{11} = k_{11}$$

$$n_{12} = n_{21} = \text{Re} \left(S_{xx} S_{xy}^* - S_{xy} S_{yy}^* \right) = m_{12} = m_{21} = k_{12}$$

$$n_{13} = n_{31} = -\text{Im} \left(S_{xx} S_{xy}^* - S_{xy} S_{yy}^* \right) = -m_{13} = m_{31} = -k_{13}$$

$$\begin{aligned}
n_{22} &= \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) + \left| S_{xy} \right|^2 = m_{22} = k_{22} \\
n_{23} &= n_{32} = -\operatorname{Im} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) = -m_{23} = m_{32} = -k_{23} \\
n_{33} &= \left| S_{xy} \right|^2 - \operatorname{Re} \left(S_{xx} S_{yy}^* \right) = -m_{33} = k_{33}
\end{aligned} \tag{7.1.20}$$

この情報からMueller, Kennaugh, Stokes行列への変換は要素の符号の変更だけであり、簡単に行える。一方, Stokes行列, Mueller行列, Kennaugh行列で既にデータが記録されている状態から, 散乱行列を導くためには, 上記の逆演算を施す必要がある。

7.2 Mueller行列から散乱行列への変換

一方, コヒーレントなMueller行列が与えられたら, 散乱行列へ戻す (図7.1の変換2) には, 以下の手順で行える。

<相対散乱行列の導出方法>

Kennaugh行列, あるいはMueller行列が次式で与えられたとする。

$$[K] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} [M] = \begin{bmatrix} k_{00} & k_{01} & k_{02} & k_{03} \\ k_{01} & k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{02} & k_{12} & k_{22} & k_{23} \\ k_{03} & k_{13} & k_{23} & k_{33} \end{bmatrix} \tag{7.2.1}$$

ここで, 変換式から次式が成り立つことが分かる。

$$\begin{aligned}
S_{xx} S_{yy}^* &= \frac{1}{2} (k_{02} - k_{12}) + j k_{03} \\
S_{xy} S_{xy}^* &= \frac{1}{2} [(k_{02} + k_{12}) + j(k_{03} - k_{13})] \\
S_{xx} S_{yy}^* &= \frac{1}{2} (k_{02} - k_{12}) + j k_{03} \\
S_{xx} S_{xy}^* &= \frac{1}{2} [(k_{02} + k_{12}) + j(k_{03} + k_{13})]
\end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} |S_{xx}|^2 \\ |S_{yy}|^2 \\ |S_{xy}|^2 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} k_{00} + 2k_{01} + k_{11} \\ k_{00} - 2k_{01} + k_{11} \\ k_{00} - k_{11} \end{bmatrix}$$

$$S_{xx} S_{yy}^* = \frac{1}{2} [(k_{02} + k_{12}) + j(k_{03} + k_{13})] \tag{7.2.3}$$

$$S_{xx} S_{xy}^* = \frac{1}{2} [(k_{22} + k_{33}) + j k_{23}] \tag{7.2.4}$$

それゆえ, 相対散乱行列 $[S]_{relative}$ は

$$[S]_{relative} = |S_{xx}| \begin{bmatrix} 1 & |S_{xy}|/|S_{xx}| e^{j \arg(S_{xx}^* S_{xy})} \\ |S_{xy}|/|S_{xx}| e^{j \arg(S_{xx}^* S_{xy})} & |S_{yy}|/|S_{xx}| e^{j \arg(S_{xx}^* S_{yy})} \end{bmatrix} \tag{7.2.5}$$

と与えられる。これに上3式を代入することにより $[S]_{relative}$ は導出可能となる。この相対散乱行列では初期位相の情報は失われるが, 特徴的の偏波状態の情報は保持される。この手順で散乱行列が復元できるが, 誤差が含まれている場合には, 別途検討が必要である。

7.3 平均化Mueller Matrixから散乱行列への変換

さて、問題は図7.1の変換3である。時間的あるいは空間的に平均化されたMueller行列は、位相のそろったコヒーレント成分と位相のそろっていないインコヒーレント成分の和からなっている。それをどのように分離し、散乱行列を導出するかが問題である。

ここでは、平均化されたMueller行列が与えられたとき、それをコヒーレント成分とインコヒーレント成分の和に一意的に分解することを考える。コヒーレント成分が導ければ、その成分は前節のように相対散乱行列に変換することができる。そして、散乱行列としての分解やその他の特徴を引き出すことができる。

7.3.1 Mueller Matrixの分解

時間・空間平均化されたMueller行列 $\langle M \rangle$ は 4×4 の実数行列である。HuynenはMueller行列 $\langle M \rangle$ を分解して、式(7.3.1)のように対称な行列と非対称な行列に分けた。対称な行列とは一つのコヒーレントな成分からなるターゲットを表し、非対称な行列はその他のノイズ成分に相当する。そして、それらからターゲットの偏波散乱特性を推定しようとするものである。

$$\langle M \rangle = M_o + M_n \quad (7.3.1)$$

ここで、

$$M_o = \begin{bmatrix} A_o + B_o^s & C & H & F^s \\ C & A_o + B^s & E^s & G \\ H & E^s & A_o - B^s & D \\ F^s & G & D & B_o^s - A_o \end{bmatrix} : \text{symmetric single target} \quad (7.3.2)$$

$$M_n = \begin{bmatrix} B_o^n & 0 & 0 & F^n \\ 0 & B^n & E^n & 0 \\ 0 & E^n & -B^n & 0 \\ F^n & 0 & 0 & B_o^n \end{bmatrix} : \text{Noise term} \quad (7.3.3)$$

C, H, G, D は決まった値、 M_o や s はコヒーレントなsingle targetに対応、 n はノイズに対応する。この分解の善し悪しは、議論があると思われるが、ここでは先人の方法を踏襲し、その分解法の精度や問題点について考える。楊健氏によって提案された方法を示す。

<安定分解>

M^0 をコヒーレントな散乱行列に対応するMueller行列、 ΔM をノイズ行列として式(7.3.4)のように分解してみる。

$$\langle M \rangle = M^0 + \Delta M \quad (7.3.4)$$

(7.3.1)の分解に対して M_o も散乱行列に対応するMueller行列なので、2つの分解式を考えることになるが、もし、 M_o と M^0 が同じものであれば、分解は安定して行えることになる。

これが基本的な考え方である。

そこで、 $a = \frac{\|M^0 - M_0\|}{\|\Delta M\|}$ を *noise sensitivity factor* (associated with M^0 and ΔM) と定義する。どのような M^0 と ΔM に対しても、もし、ある正の数で

$$\|M^0 - M_0\| \leq A \|\Delta M\| \quad (7.3.5)$$

を満たすような A があったとすると、最小の A_{\min} は *stability infimum* と呼ばれる。そして A_{\min} が、ある値よりも小さいならば分解は安定である。もし、 a を大きくさせる $\langle M \rangle$ が存在するならば、分解は不安定になる。

例えば、散乱行列 $[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0.1i \\ 0.1i & -0.99+0.02i \end{bmatrix}$ が与えられたとき、それに対応する Mueller 行列は

$$[M] = \begin{bmatrix} 1.00025 & 0.00975 & 0.002 & -0.199 \\ 0.00975 & 0.98025 & -0.002 & -0.001 \\ 0.002 & -0.002 & -0.98 & -0.02 \\ -0.199 & -0.001 & -0.02 & 1 \end{bmatrix}$$

となる。そこで、平均化された Mueller 行列で、わずかな誤差を含んだ次の行列を考えてみる。

$$\langle M \rangle = \begin{bmatrix} 1.00125 & 0.00975 & 0.002 & -0.199 \\ 0.00975 & 0.98025 & -0.002 & -0.001 \\ 0.002 & -0.002 & -0.9805 & -0.02 \\ -0.199 & -0.001 & -0.02 & 1.0005 \end{bmatrix}$$

1x1, 3x3 と 4x4成分に誤差が入っている。Huynenの方法で分解すれば

$$\langle M \rangle = M_0 + M_n = \begin{bmatrix} 0.33372 & -0.00975 & 0.00200 & -0.06633 \\ -0.00975 & 0.32706 & -0.00067 & -0.00100 \\ 0.00200 & -0.00067 & -0.32631 & -0.02000 \\ -0.06633 & -0.00100 & -0.02000 & 0.33297 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.66753 & 0 & 0 & -0.13267 \\ 0 & 0.65319 & -0.00133 & 0 \\ 0 & -0.00133 & -0.65319 & 0 \\ -0.13267 & 0 & 0 & 0.66753 \end{bmatrix}$$

となる。第1項は分解された single target の Mueller 行列である。それを元に散乱行列に戻してみると

$$[S_0] = \begin{bmatrix} 0.58321 & 0.00114+0.05772i \\ 0.00114+0.05772i & -0.56521+0.03429i \end{bmatrix}$$

が得られ、最初のものとは明らかに異なった行列になる。ちなみに、この場合の noise sensitivity factor は $a=1088.8$ となっており、不安定な分解であることが分かる。

そこで、散乱行列 $[S] = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 \\ s_2 & s_3 \end{bmatrix}$ が与えられたら、対応する Mueller 行列を次の関係を使って展開する。

$$M = \sum_{n=1}^3 \sum_{k=1}^3 Q_{nk} s_n s_k^* \quad (7.3.6)$$

ただし

$$\begin{aligned}
Q_{11} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & Q_{12} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & -i \\ 0 & 0 & 1 & -i \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ i & i & 0 & 0 \end{bmatrix} & Q_{13} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -i \\ 0 & 0 & 1 & -i \\ 0 & i & i & -1 \end{bmatrix} \\
Q_{22} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} & Q_{23} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & i \\ 1 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & -i & 0 & 0 \end{bmatrix} & Q_{33} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
Q_{21} &= Q_{12}^* & Q_{31} &= Q_{13}^* & Q_{32} &= Q_{23}^*
\end{aligned} \tag{7.3.7}$$

逆に、誤差を含んだMueller行列が与えられたら、次のように展開してみる。

$$\langle M \rangle = \sum_{n=1}^3 \sum_{k=1}^3 c_{nk} Q_{nk} \tag{7.3.8}$$

ここで、

$$\begin{aligned}
c_{11} &= m_{01} + \frac{1}{2} (m_{00} + m_{11}) \\
c_{12} &= \frac{1}{2} (m_{02} + m_{12}) + \frac{1}{2} (m_{03} + m_{13}) i \\
c_{31} &= c_{13}^* \\
c_{21} &= c_{12}^* \\
c_{22} &= \frac{1}{2} (m_{00} - m_{11}) \\
c_{23} &= \frac{1}{2} (m_{02} - m_{12}) + \frac{1}{2} (m_{03} - m_{13}) i \\
c_{31} &= c_{13}^* \\
c_{32} &= c_{23}^* \\
c_{33} &= \frac{1}{2} (m_{00} + m_{11}) - m_{01}
\end{aligned} \tag{7.3.9}$$

c_{nk} は3*3のcovariance 行列の要素である。つまり、 Q_{nk} を展開する際の基準行列として使い、 $\langle M \rangle$ の展開に対して式 (7.3.6) (7.3.8) の係数 c_{nk} を比較することによって散乱行列の要素を導きだそうとする考え方である。

◆方法1

Step 1 まず c_{nk} を使ってMueller行列を次の形に表現する。

$$\langle M \rangle = \sum_{n=1}^3 \sum_{k=1}^3 |c_{nk}| \exp(i\phi_{nk}) Q_{nk} \tag{7.3.10}$$

Step 2 $s_k = r_k \exp(i\theta_k)$ ($k=1, 2, 3$) と置き、導きたい散乱行列の要素とする。そのとき、振幅 r_k ($k=1, 2, 3$) は次のように求める。

(i) $r_k^0 = \sqrt{|c_{kk}|}$ ($k=1, 2, 3$)

(ii) もし r_k^m ($k=1, 2, 3$) が得られたら、 $r_k^{m+1} = r_k^m + \Delta r_k^m$ ($k=1, 2, 3$) を次式で計算する。

$$\sum_{k=1}^3 \left((r_k^m)^2 \Delta r_n^m + (2 r_k^m r_n^m - |c_{nk}|) \Delta r_k^m \right) = \sum_{k=1}^3 \left(r_k^m |c_{nk}| - r_n^m (r_k^m)^2 \right) \quad (7.3.11)$$

($n=1, 2, 3.$)

この式はNewton 法と次の nonlinear least square 法に基礎をおいている。

$$\min \left\{ \sum_{n=1}^3 \sum_{k=1}^3 (|c_{nk}| - r_k r_n)^2 \right\} \quad (7.3.12)$$

もし $\Delta r_1^m + \Delta r_2^m + \Delta r_3^m < \varepsilon m_{00}$ なら (ただし ε は非常に小さい数で, 例えば $\varepsilon = 10^{-10}$), r_k^{m+1} ($k=1, 2, 3$) を散乱行列要素の振幅とみなす。

Step 3 $s_k = r_k \exp(i \theta_k)$ ($k=1, 2, 3$) と置く。もし $r_1 \neq 0$ なら, $\theta_1 = 0$ とする。

($r_1 = 0$ の場合は, θ_2 or $\theta_3 = 0.$) すると θ_2, θ_3 は次式で求めることができる。

$$\theta_2 = \frac{1}{r_1 + r_2 + r_3} \left(r_3 \varphi_{23} - (r_1 + r_2) \varphi_{12} - r_3 \varphi_{13} \right) \quad (7.3.13)$$

$$\theta_3 = \frac{-1}{r_1 + r_2 + r_3} \left(r_2 \varphi_{23} + r_2 \varphi_{12} + (r_1 + r_3) \varphi_{13} \right) \quad (7.3.14)$$

これも以下の線形最小 2 乗法に基礎をおいている。

$$\min \left\{ r_1 r_2 (\varphi_{12} + \theta_2)^2 + r_1 r_3 (\varphi_{13} + \theta_3)^2 + r_2 r_3 (\varphi_{23} - \theta_2 + \theta_3)^2 \right\}. \quad (7.3.15)$$

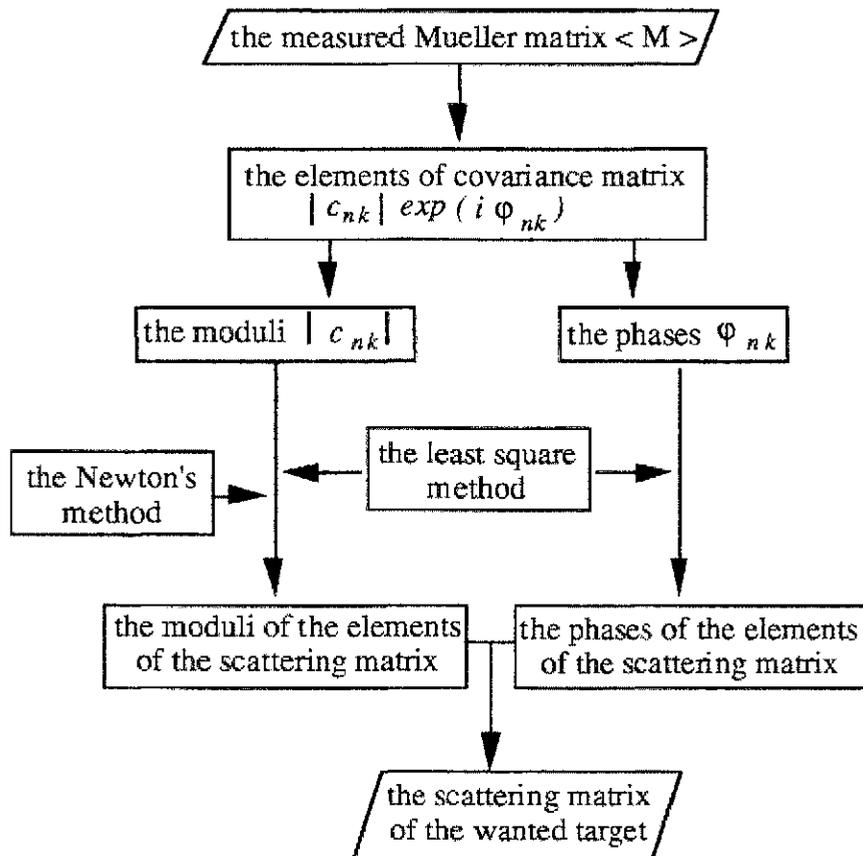


図7.3.1 方法1のアルゴリズム

◆ 方法2

平均化された Mueller matrix あるいは時間平均の Mueller matrix $\langle M \rangle$ から M_0 を導き出したとする。方法2では次の式の M_0 を求めるものである。

$$\min \left(\left| \langle M \rangle - M_0 \right| \right)^2 \quad (7.3.16)$$

この式には5個のパラメータがあるので M_0 に対応する散乱行列の要素を求めることはかなり大変である。そこで、次のような数値手法を用いる。

Step 1 方法1によって $r_k \exp(i\theta_k)$ が求められたら

$$r_1 = x_1^0, \quad r_2 \exp(i\theta_2) = x_2^0 + x_3^0 i, \quad r_3 \exp(i\theta_3) = x_4^0 + x_5^0 i \text{ と置く。}$$

Step 2 もし $x_i^0 (i=1, 2, \dots, 5)$ が分かったら、 Δx_i^0 は次式で計算される。

$$W \Delta \vec{x}^0 = \vec{b} \quad (7.3.17)$$

$$\text{ここで } W = \left(\frac{\partial^2 w}{\partial x_i \partial x_j} \right)_{5 \times 5}, \quad \Delta \vec{x}^0 = (\Delta x_1^0, \Delta x_2^0, \dots, \Delta x_5^0)^t, \quad \vec{b} = \left(\frac{\partial w}{\partial x_1}, \frac{\partial w}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial w}{\partial x_5} \right)^t$$

$$\begin{aligned} w = w(x_1, x_2, \dots, x_5) &= \left(\left| \langle M \rangle - M_0 \right| \right)^2 \\ &= (m_{00} - \frac{1}{2}(x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 + x_4^2 + x_5^2))^2 \\ &\quad + 2(m_{10} - \frac{1}{2}(x_1^2 - x_4^2 - x_5^2))^2 \\ &\quad + 2(m_{20} - (x_1 x_2 + x_2 x_4 + x_3 x_5))^2 \\ &\quad + 2(m_{30} + (x_1 x_3 + x_2 x_5 - x_3 x_4))^2 \\ &\quad + (m_{11} - \frac{1}{2}(x_1^2 - 2x_2^2 - 2x_3^2 + x_4^2 + x_5^2))^2 \\ &\quad + 2(m_{21} - (x_1 x_2 - x_2 x_4 - x_3 x_5))^2 \\ &\quad + 2(m_{31} + (x_1 x_3 - x_2 x_5 + x_3 x_4))^2 \\ &\quad + (m_{22} - (x_1 x_4 + x_2^2 + x_3^2))^2 \\ &\quad + 2(m_{23} + x_1 x_5)^2 \\ &\quad + (m_{33} - (x_2^2 + x_3^2 - x_1 x_4))^2. \end{aligned} \quad (7.3.18)$$

もし $\Delta x_1^0 + \Delta x_2^0 + \dots + \Delta x_5^0 < \varepsilon m_{00}$ なら、 x_1^0 , $x_2^0 + x_3^0 i$ と $x_4^0 + x_5^0 i$ をそれぞれ散乱行列の要素 s_1, s_2, s_3 とみなす。なお、 $w = w(x_1, x_2, \dots, x_5)$ の表現は非常に複雑なので、関連する

$\frac{\partial^2 w}{\partial x_i \partial x_j}$ と $\frac{\partial w}{\partial x_k}$ も複雑となる。そこで、以下のような近似の偏微分式を用いる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial w}{\partial x_k} &\approx \frac{w(x_1, x_2, \dots, x_k + h_s, \dots, x_5) - w(x_1, x_2, \dots, x_k - h_s, \dots, x_5)}{2 h_s} \\ \frac{\partial^2 w}{\partial x_k^2} &\approx \frac{w(x_1, x_2, \dots, x_k + h_s, \dots, x_5) + w(x_1, x_2, \dots, x_k - h_s, \dots, x_5)}{h_s^2} \end{aligned} \quad (7.3.19)$$

$$\frac{2w(x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_5)}{h_s^2} \quad (7.3.20)$$

$$\frac{\partial^2 w}{\partial x_i \partial x_j} \approx \frac{w(x_1, \dots, x_i + h_s, \dots, x_j + h_s, \dots, x_5) - w(x_1, \dots, x_i - h_s, \dots, x_j + h_s, \dots, x_5)}{4h_s^2} - \frac{w(x_1, \dots, x_i + h_s, \dots, x_j - h_s, \dots, x_5) - w(x_1, \dots, x_i - h_s, \dots, x_j - h_s, \dots, x_5)}{4h_s^2} \quad (7.3.21)$$

Step 3 $x_k^{n+1} = x_k^n - r_{co} \Delta x_k^n$ とおき, r_{co} は 0.0, 0.1, 0.2, ..., 1.0 の中の1つの数とする。
 $x_k^{n+1} = x_k^n - r_{co} \Delta x_k^n$ に対応するMueller matrixは $\langle M \rangle$ に最も近いものとする。

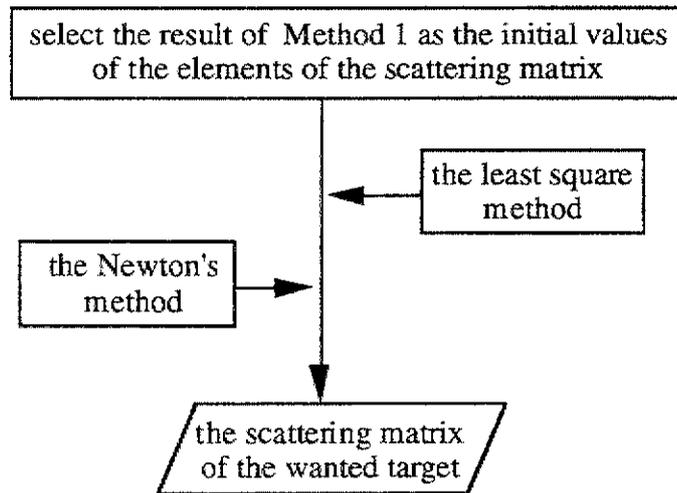


Fig. 2 方法2のアルゴリズム

7.3.2 安定性について

方法1の利点は計算の簡単さにある。covariance matrix は Mueller matrix と線形に結びついているためである。また, 方法1も2も最小2乗法に基づいているので互いの計算結果は非常に近い値となる。一般的には方法1の方が少し良い結果となる。ここでは, 両者共通な点が多いので, 方法2のstabilityを示そう。

M^0 をコヒーレントな散乱行列に対応したMueller matrixとし, ΔM を任意のノイズmatrixとする。

$$\langle M \rangle = M^0 + \Delta M$$

方法2に対して, $\langle M \rangle$ は次のように分解される。

$$\langle M \rangle = M_0 + M_n$$

Mueller matrices M^0 と M_0 は共にcoherent scattering matricesに対応する。方法2よれば, 次式が成り立つ。

$$|M_n| \leq |\Delta M|$$

従って

$$\begin{aligned} \|M^0 - M_0\| &= \|M^0 + \Delta M - M_0 - \Delta M\| = \|M_0 + M_n - M_0 - \Delta M\| \\ &\leq |M_n| + |\Delta M| \leq 2|\Delta M| \end{aligned} \quad (7.3.22)$$

stabilityの定義より, stability infimum は $A_{\min} \leq 2.0$, を満たす。つまり, stability infimumの上限は2である。これは方法2が非常に良いことを意味している。この結果から, もし Mueller matrixにわずかな誤差が含まれているだけなら, どんな形の Mueller行列でも分解された Mueller行列はコヒーレントは散乱行列に近くなることが分かる。実際問題として, 2よりも常に小さいが, noise sensitivity factorsと共に以下の例題で示そう。

7.3.3 数値例

平均0で, ガウス分布をもつノイズを含んだ散乱行列を考えてみる。

$$S_r = S + \Delta SN = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 \\ s_2 & s_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta sn_1 & \Delta sn_2 \\ \Delta sn_2 & \Delta sn_3 \end{bmatrix}. \quad (7.3.23)$$

信号とは相関がないので,

$$\langle \Delta sn_k s_l^* \rangle = 0 \quad (k, l = 1, 2, 3.) \quad (7.3.24)$$

$$\langle \Delta sn_k \rangle = 0 \quad (k = 1, 2, 3.) \quad (7.3.25)$$

$$\langle \Delta sn_k \Delta sn_k^* \rangle = \sigma_k \quad (k = 1, 2, 3.) \quad (7.3.26)$$

$$\langle \Delta sn_k \Delta sn_l^* \rangle = 0 \quad (k \neq l). \quad (7.3.27)$$

簡単のため, $\sigma_k = \sigma$ ($k = 1, 2, 3.$)として, 例えば, 次の散乱行列をとる。

$$[S_r] = \begin{bmatrix} 1 + \Delta sn_1 & 0.1i + \Delta sn_2 \\ 0.1i + \Delta sn_2 & -0.99 + 0.02i + \Delta sn_3 \end{bmatrix}.$$

上の仮定より Mueller行列は

$$\langle M \rangle = \begin{bmatrix} 1.00025 + 2\sigma & 0.00975 & 0.002 & -0.199 \\ 0.00975 & 0.98025 & -0.002 & -0.001 \\ 0.002 & -0.002 & -0.98 + \sigma & -0.02 \\ -0.199 & -0.001 & -0.02 & 1 + \sigma \end{bmatrix}$$

となる。

前節では, Huynenの方法で $\sigma = 0.0005$ の場合は散乱行列が引き出せなかったが, この例では, Huynenの方法, 方法1, 方法2によって次のような結果が得られる。

$$\text{Huynen's Method:} \quad [S_0] = \begin{bmatrix} 0.58321 & 0.00114 + 0.05772i \\ 0.00114 + 0.05772i & -0.56521 + 0.03429i \end{bmatrix}$$

$$\text{方法 1:} \quad [S_0] = \begin{bmatrix} 1.00012 & 0.10001i \\ 0.10001i & -0.99012 + 0.02000i \end{bmatrix}$$

$$\text{方法 2:} \quad [S_0] = \begin{bmatrix} 1.00004 & -0.00003 + 0.09998i \\ -0.00003 + 0.09998i & -0.99013 + 0.01997i \end{bmatrix}$$

表7.1 3つの方法による誤差比較

methods cases	Huynen's method	Method 1	Method 2
$\sigma = 0.0005$	0.92641	0.00027	0.00025
$\sigma = 0.001$	1.21233	0.00055	0.00049
$\sigma = 0.005$	1.72316	0.00274	0.00268
$\sigma = 0.01$	1.87049	0.00549	0.00530
$\sigma = 0.05$	2.08498	0.02734	0.02674

表7.2 Noise sensitivity factors of three methods

methods cases	Huynen's method	Method 1	Method 2
$\sigma = 0.0005$	1088.84	0.41013	0.30738
$\sigma = 0.001$	653.267	0.43028	0.34862
$\sigma = 0.005$	155.543	0.43029	0.39672
$\sigma = 0.01$	79.6692	0.43030	0.40270
$\sigma = 0.05$	16.2558	0.43030	0.40894

なお、誤差の定義は $error = |s_1 - s_1^0| + 2|s_2 - s_2^0| + |s_3 - s_3^0|$ を用いた。

表7.1, 7.2に誤差とnoise sensitivity factorの比較を示す。Huynenの方法で失敗しているケースでも方法1, 2では誤差が少なく, noise sensitivity factorも2以下に抑えられている。方法1と2による違いはあまり見られないので, 計算の簡単さからは方法1を使った方が楽である。

次に, 方法1を使って, (7.3.23) ~ (7.3.27) の条件で誤差を含ませ, 各種のターゲットの散乱行列を導きだし, その誤差について調べてみた。表7.3に結果を示す。含まれる誤差が大きくなっても, 安定的に分解が行われていることが分かる。

以上のことから, Mueller行列の分解には方法1を使った方が便利である。

表7.3 Errors of calculation for typical targets by Method 1

targets and scattering matrices cases	sphere (or plane) $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	wire $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$	diplane $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$	helix $\begin{bmatrix} 1 & \pm i \\ \pm i & -1 \end{bmatrix}$
$\sigma = 0.0005$	0.00025	0.00025	0.00025	0.00033
$\sigma = 0.001$	0.00050	0.00050	0.00050	0.00067
$\sigma = 0.005$	0.00250	0.00250	0.00250	0.00333
$\sigma = 0.01$	0.00499	0.00499	0.00499	0.00666
$\sigma = 0.05$	0.02485	0.02470	0.02485	0.03320

表7.4 Noise sensitivity factors for typical targets by Method 1

targets and scattering matrices cases	sphere (or plane) $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	wire $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$	diplane $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$	helix $\begin{bmatrix} 1 & \pm i \\ \pm i & -1 \end{bmatrix}$
$\sigma = 0.0005$	0.40825	0.40827	0.40824	0.54373
$\sigma = 0.001$	0.40817	0.40822	0.40817	0.54405
$\sigma = 0.005$	0.40822	0.40824	0.40822	0.54423
$\sigma = 0.01$	0.40823	0.40825	0.40823	0.54429
$\sigma = 0.05$	0.40825	0.40825	0.40825	0.54432

References

- [1] E. Pottier, "On Dr J. R. Huynen's main contributions in the development of polarimetric radar techniques, and how the 'radar targets phenomenological concept' becomes a theory", Radar polarimetry, vol. SPIE-1748, pp. 72-85, 1992.
- [2] J. R. Huynen, "Phenomenological theory of radar target," Ph. D. Dissertation, Technical University, Delft, The Netherlands, 1970.
- [3] J. R. Huynen, "Phenomenological theory of radar target," Electromagnetic scattering, Chap. 11, Academic Press, P. L. Uslenghi(Ed.), New York 1978.
- [4] J. R. Huynen, "Extraction of target significant parameters from polarimetric data", Report no.

- 103, P. Q. RESEARCH, LOS ALTOS HILLS, California, July 1988.
- [5] J. R. Huynen, "Theory and applications of the N-target decomposition theorem", Journées Internationales de la polarimétrie Radar, Nantes, pp. 20-22, March, 1990.
 - [6] J. R. Huynen, "Comments on radar target decomposition theorems", Report no. 105, P. Q. RESEARCH, LOS ALTOS HILLS, California, August 1988.
 - [7] S. Chandrasekhar, Radiative Transfer. Dover, New York 1960.
 - [8] S. R. Cloude and E. Pottier, "A review of target decomposition theorems in radar polarimetry", IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. 34, no. 2, pp. 498-518, March 1996.
 - [9] S. R. Cloude, "Target decomposition theorems in radar scattering", Electronic letters, vol. 21, no. 1, pp. 22-24, January 1985.
 - [10] S. R. Cloude, "Group theory and polarization algebra", OPTIK, vol. 75, no. 1, pp. 26-36, 1986.
 - [11] S. R. Cloude, "Uniqueness of target decomposition theorems in radar polarimetry," in Direct and Inverse Methods in Radar Polarimetry, Part 1, NATO-ARW, W. -M. Boerner et al., Eds. Norwell, MA: Kluwer, pp. 267-269, 1992.
 - [12] M. I. Mishchenko, "Enhanced backscattering of polarized light from discrete random media: calculations in exactly the backscattering direction," J. Opt. Soc. Amer. A, vol. 9, pp. 978-982, June 1992.
 - [13] W. A. Holm and R. M. Barnes, "On radar polarization mixed state decomposition theorems" Proc. 1988 USA National Radar Conf., pp. 248-254, April 1988.
 - [14] E. Krogager, "A new decomposition of the radar target scattering matrix," Electron. Lett., vol. 26, no. 18, pp. 1525-1526, 1990.
 - [15] E. Krogager, and Z. H. Czyz, "Properties of the sphere, diplane, helix decomposition," Proc. 3rd Int. Workshop on Radar Polarimetry (JIPR'95), IRESTE, Univ. Nantes, France, pp. 106-114, April 1995.
 - [16] J. Yang and S.-M. Lin, "Mueller matrix and its resolution for the asymmetric scattering matrix case," Proc. ICOMM-90, India, pp. 633-636, 1990.
 - [17] J. J. van Zyl, "Model-based estimation of wind fields over the ocean from wind scatterometer measurements, Part I: Development of the wind field model," IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. 28, No. 3, pp. 337-348, 1990.
 - [18] A. Freeman, "Classification of multi-frequency, multi-temporal polarimetric SAR images of natural vegetation," Proc. 2nd Int. Workshop on Radar Polarimetry, IRESTE, Univ. Nantes, France, pp. 272-284, September, 1992.
 - [19] J. J. van Zyl and C. F. Burnette, "Data volume reduction for single-look polarimetric imaging radar data" IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. 28, No. 5, pp. 784-786, 1991.
 - [20] H. Mott, "Antennas for radar and communications: a polarimetric approach," John Wiley & Sons, Inc., New York, 1992.
 - [21] F. T. Ulaby and C. Elachi, "Radar polarimetry for geoscience applications," Artech House, Inc., Norwood, 1990.

終わりに

従来からの研究成果により、偏波情報が有用であることが分かっていたが、具体的に何に役立つかを示すことは非常に重要である。

この研究では、コヒーレントな散乱波に対応する散乱行列を中心に、散乱行列から得られる偏波パラメータの有効性を追求した。

特に将来の人工衛星のモデルとなるよう災害監視システムの確立を目指し、3成分分解に着目した。実験でも実証する立場から、実時間動作FM-CWレーダの製作と偏波校正を行い、偏波精度の良いレーダを作成した。次に、人工衛星SARを模擬して、ミニチュアモデルのビルを使い、建物倒壊に伴う3成分の変化を調べた。その結果、偏波情報が建物倒壊推定に役立つことも分かった。

地中レーダでも、偏波パラメータの有効利用を図るため、上記の手法を組み合わせ、従来にはない高精度のターゲット分類方法を確立した。

さらに、NASA JPLのAIRSAR, SIR-C/X-SARデータにより、画像解析を行い、ポーラリティメトリック理論の有効性も確認した。また、誤差の少ない散乱行列の導出方法も導き出すことができた。

これらの成果は、研究室の総力をつぎ込んでできたものである。共に頑張ってくれた協力いただいた学生諸君に感謝する。また、科研費の補助に感謝する。