

ニューラルネットワークを用いたミリ波異物検査システムの研究

岩田 武徳^{*1,†}・間瀬 淳^{*2}・北條 仁士^{*3}

(平成18年10月20日 受理)

Study of Millimeter Waves Alien Substance Testing System Using Neural Network

Takenori IWATA, Atsushi MASE, and Hitoshi HOJO

[†]E-mail of corresponding author: *iwatat5@asem.kyushu-u.ac.jp*

Alien substance mixture accident inside foods is serious problems for both consumer and company side. The systems that can measure the different kinds of alien substance have been required. The detecting systems using X-ray, SQUID sensor, and supersonic wave as well as metal detector have been developed and been in the market, however, they are, in many cases, appropriate for the detection of metal alien substance. We have been studying the system using millimeter-waves with frequency of 50-140 GHz to detect both metal and dielectric alien substance. The scattered and transmitted waves are detected using a heterodyne receiver. The angular distribution of the scattered wave is analyzed to obtain the dispersion, auto-correlation function, and the Fourier spectrum. The neural network analysis is utilized to judge the mixture and the size of alien substances. It is shown that the alien substance having 1-3 mm size can be detected in spite of the materials by the present system. By using short wavelength millimeter wave, it is expected to detect even less than 1 mm alien substance.

Key words: *Alien substance, Millimeter-wave, Heterodyne detector, Neural Network,*

1. 緒 言

食品内の異物混入事故は、細心の注意を払って製造されている製造過程で殆どが発生している。異物混入事故が発生した場合、食品メーカーの損失は製品回収費・逸失利益を含めると数十億～数百億になり、企業にとっても大きな関心事である^{1,2)}。

平成 7 年に施行された製造物責任法 (PL法: Product Liability Law) やHACCP (Hazard Analysis and Critical Control Point: 危害分析重要管理点) 導入等の影響で、人体にとって危険性の高い金属異物や虫・プラスチックといった誘電体異物を同時に検出する異物検査装置が求められるようになった²⁾。現在代表的な異物検査システムとしては、透過性に優れたX線、超音波や金属探知器などを用いた装置が良く知られているが、対象物やコストなどの点で課題がある。

このような問題点を補填するために、周波数 50 - 140

GHz のミリ波帯電磁波を用いた検査システムを開発することが有用と考えられる。ミリ波は周波数領域の選択により媒質による伝搬速度の影響を受けず、幅広い媒質を対象として適用することができる。加えて装置も小型であり、低コストを維持することができる。また、食物に放射線 (X線) を照射するというような消費者の不安も取り除くことができる。

本研究では、ミリ波帯電磁波を用いて、物体からの透過波および散乱波を検知し解析する非接触・非破壊検査システムを構築し、特に食品中の異物検出を想定し、金属異物だけではなくガラス・プラスチックなどの誘電体異物を同時に検出するシステムを構築する。特に、信号処理にニューラルネットワーク解析を用い、異物の有無とともに大きさも判断させることを試みた。

2. 実験方法

2.1 測定系の概略

Fig. 1に測定装置の概略図を示す。ミリ波システムはヘテロダイン受信方式を採用している。周波数 70

*1 量子プロセス理工学専攻修士課程

*2 産学連携センター

*3 筑波大学大学院数理物質科学研究科

GHz (波長 4.28 mm) のガン発振器出力は、ガウスビーム放射特性を有するコルゲートホーンおよび誘電体レンズの組合せによって 8 mm×40 mm のシート状ビームに整形され、被測定物 (Sample) に照射される。被測定物からの透過波および散乱波は、局部発振器として用いる周波数 62 GHz のガン発振器出力とミックスされ周波数 8 GHz の中間周波数出力を得る。中間周波数出力は低雑音マイクロ波アンプにより増幅された後検波され、16 ビットの高分解メモリスコープにより記録される³⁾。

本実験では、ヘテロダイン中間周波数を 8 GHz と高く設定することにより安定かつ低雑音の領域とし、測定信頼性を向上させた。周波数分析器は、中間周波数の安定度をモニターするものである。

測定のため、受信ホーンの角度 (Detector Angle) を変えることで散乱角を $\pm 90^\circ$ 変化できると同時に、被測定物も 360° 回転可能なシステムを作製した。手順としては、散乱角を一定とし、被測定物を 360° 回転 (Cup Angle) させて、透過波および散乱波を検出する。その後散乱角を変化させながら同様の測定を行う。

被測定物としては、プラスチック容器に顆粒状ないし粉末の媒質を充填させたものに、金属や誘電体の異物を挿入したものをを用いた。

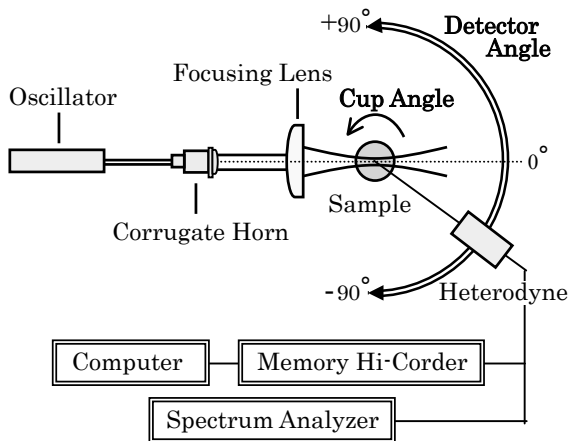


Fig.1 Schematic of the experimental apparatus.

2.2 信号処理

ニューラルネットワークとは、生物の脳神経系をコンピュータで模倣させる目的で生まれた情報処理の手法であり、大きく分けると階層型と相互結合型がある。その中で多々用いられるものは階層型であり、多変量解析の中の重回帰分析と判別分析などと同じ様な解析を行える⁴⁾。その構造は Fig. 2 に示すように、ニューロンモデルが層状に配置され、各層間は重みを持つネ

ットワークを介して結合している。ネットワーク訓練のアルゴリズムは様々あるが、どの様な場合でも手軽に使用できるのが階層型ニューラルネットワークの誤差逆伝播法 (Back Propagation) であり、与えた入力に対する出力と期待する出力との誤差を減少させるように、出力層から入力層へと逆方向に重みを修正するものである⁴⁾⁸⁾。本研究ではこの手法を用いて解析・判断させる。

ニューラルネットワーク解析を適用するにあたり、ネットワークを訓練させるためのパラメータが必要となる。パラメータ数が多大であると計算に時間がかかり、逆的に確かな判断が下せない場合があるため⁹⁾、全散乱角のデータを用いるのではなく、 25° 、 75° 周辺のデータに絞って適用する。その選定理由は後述する。今回、パラメータとしては色々考えられるが、ここでは下記の 2 点に対して数値処理を行う。

- 測定電圧の対数値の標準偏差
- 測定電圧の対数値のパワースペクトル密度の合計

測定したデータは先ず対数値を取り、散乱角一定における 360° 回転のデータに対して、標準偏差 (Standard Deviation : STD), パワースペクトル密度 (Power Spectral Density : PSD) といった数値処理を行う。その後パラメータとしてニューラルネットワークに送り、異物の有無の判断をする。

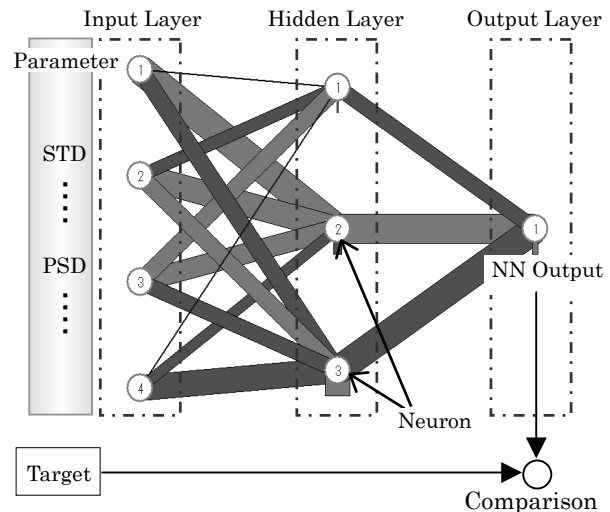


Fig.2 Example of neural network.

3. 結果と考察

3.1 透過波および散乱波の測定

異物無し・有りの場合に対して、透過波・散乱波を測定し、得られた測定値の対数を取り、イメージ表示したものを Fig. 3 および Fig. 4 に示す。色合いは最小値と最大値の割合で決まり、白色が信号が強く、黒

色は弱いことを示している。グラフの縦軸は被測定物を回転させた時の角度 (0 - 360°) であり、横軸は受信ホーンの角度、すなわち散乱角の±90° 範囲での変化を表している。異物が無い場合、散乱角 0° 周辺の信号が強く、20° 以上の角度では殆ど信号が見られないことから、殆どが透過波であるとみなされる。しかし異物有りの場合、幅広い散乱角において信号が見られる。これは異物の混入によって入射波が散乱するためと考えられる。従って異物の判断には、主として散乱角 20° 以上における信号の違いを用いることとした。

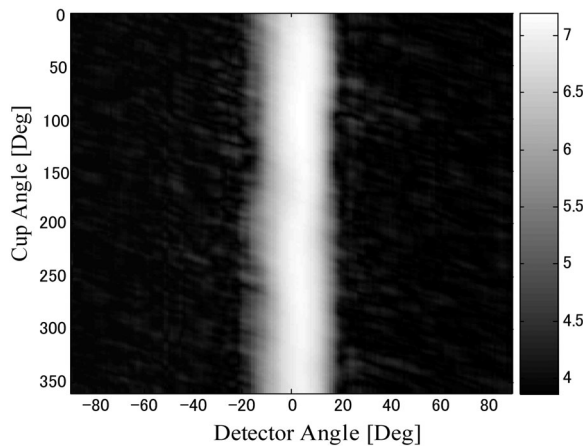


Fig.3 Characteristic of received power without alien substance.

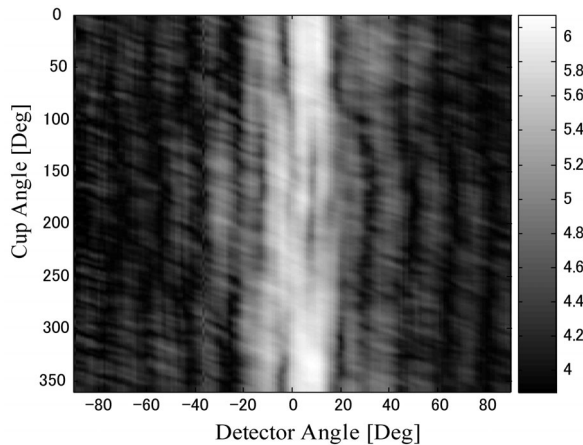


Fig.4 Characteristic of received power with alien substance.

Fig. 5 に異物として金属球・ビーズ球を挿入し、各散乱角において被測定物を 360° 回転したときの透過波および散乱波信号の対数値の平均を取ったものを示す。異物無しの場合に比べて異物が挿入されている場合、信号出力に違いが見られる。散乱角 0° 周辺での値は異物無しの場合が最も強く、異物が有る場合は透過波の一部が散乱波となるため弱くなっている。また、異物有りの場合、±20°~±90° の範囲で散乱波が

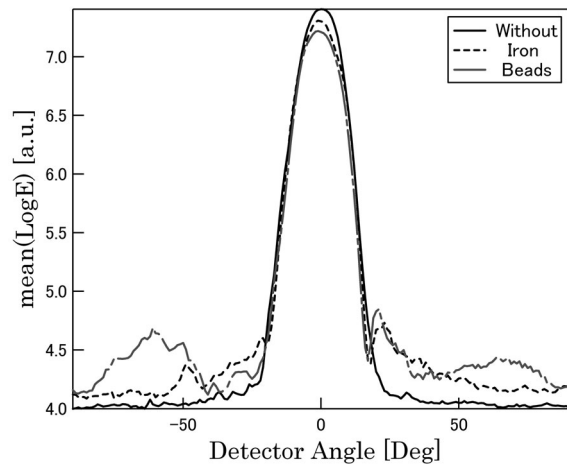


Fig.5 Mean of received power for each alien substance.

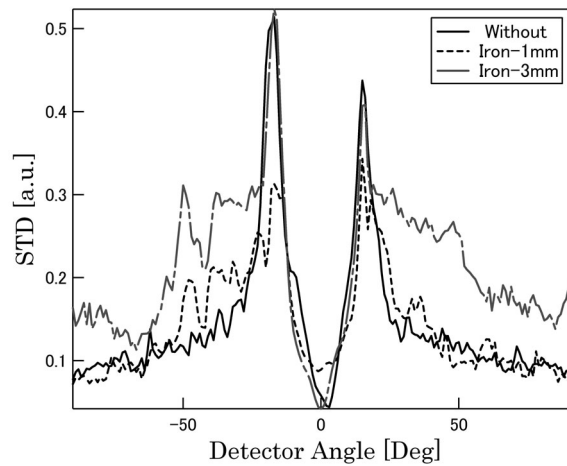


Fig.6 Standard deviation of received power with and without a metal ball.

強くなっている。本測定において金属球は直径 3 mm、ビーズ球には 5 mmを用いており、異物径による信号の違い、また散乱角 ±50° ~±90° の範囲ではビーズ球の方が散乱波が増加するという媒質による違いが見られた。この測定から金属だけではなく、プラスチックといった誘電体異物も判断できることがわかった。

前述した様にニューラルネットワークに送るパラメータ数はできるだけ少ない方がよい。第一のパラメータ候補として、異物混入による散乱波信号のバラつき、すなわち、変動を見るため、被測定物を 360° 回転したときの標準偏差を求めた¹⁰⁾。異物として金属球 1 - 3 mm を挿入した場合の結果を Fig. 6 に示す。図より散乱角±15° 付近で標準偏差値にピークが見られる。この角度において最も信号の変動が大きいことを示すが、異物の有無に関係無く大きな値を示し、その有無を判断することは困難である。したがって、±15° 付近の測定データはパラメータを作製する上では不適だ

と考えられる。異物の有無による信号の変化を判断しやすい 25° および 75° 周辺のデータを主に用いてパラメータを作成することとした。この標準偏差は金属球のデータであるが、他媒質の異物に関しても同様な結果が得られている。

Fig. 7(a) は散乱角 25° において被測定物を 360° 回転したときの信号出力の対数を取ったもので、Fig. 7(b) は回転角を標本点としてパワースペクトル密度を計算したものである。異物無しと比較して、異物が有る場合の方が回転角に対する揺らぎが大きく、また、異物径が大きくなるに従い大きくなっていることがわかる。

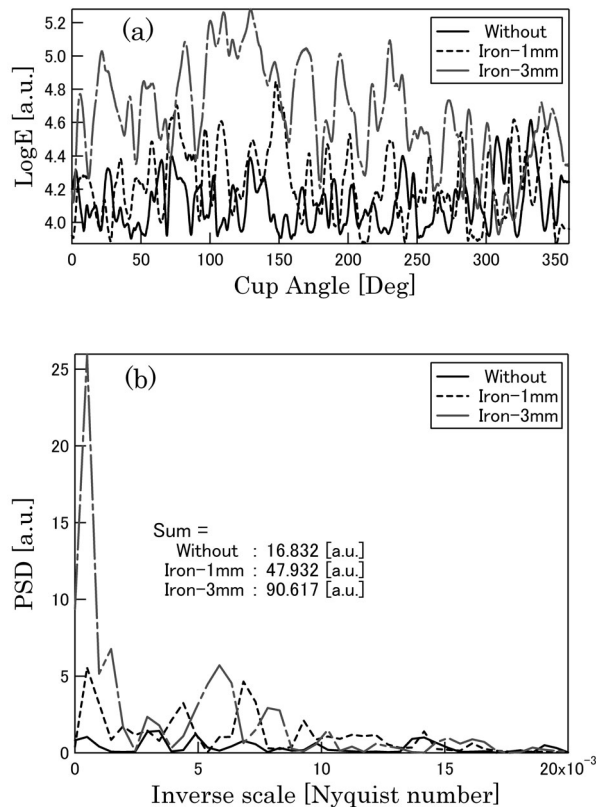


Fig.7 (a) Logarithm value of received power at detector angle= $+25$ degree. (b) Power spectral density of scattered wave at $+25$ degree.

3.2 ニューラルネットワーク解析

異物として金属球 1-3 mm をそれぞれ挿入し、パラメータとして標準偏差およびパワースペクトル密度の合計値をニューラルネットワークに送り、異物判断した結果を Fig. 8 に示す。図中の Target は実際の異物径であり、NN output はニューラルネットワークが推定した異物径である。なお、異物の大きさが負の値を示すことがあるが、これはネットワークの中間層および出力層に用いる伝達関数 f に出力が -1 から $+1$ の

正接シグモイド伝達関数、そして同じく線形伝達関数を用いたことによる。

Fig. 8 を見ると、各異物径に対するニューラルネットワークの出力はバラつきがあるように思われる。実際には異物が無い場合 (Target=0) でも出力が 0 以上を示す時もある。しかしながら、異物が有る場合には実際の異物径と異なる値を示す場合もあるが、異物無しと判断されることはなかった。

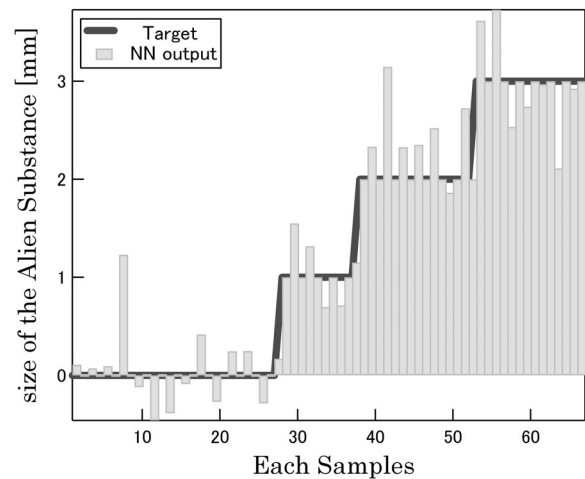


Fig.8 Result of neural network analysis.

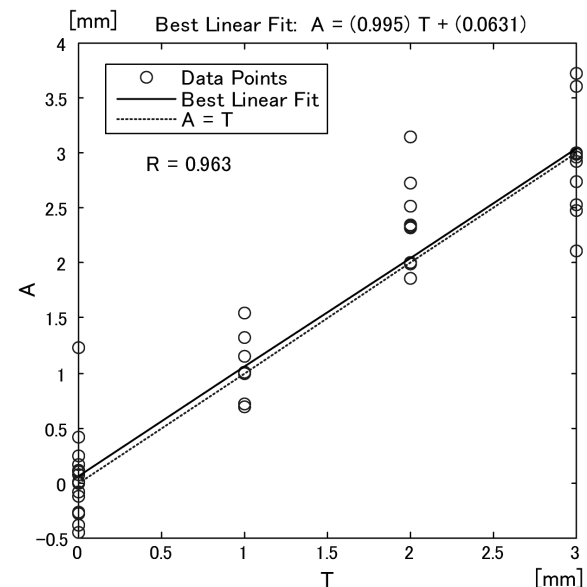


Fig.9 Result of regression analysis.

Fig. 9 にネットワーク応答と対応するターゲット間の回帰分析結果を示した。ターゲットに対するネットワークの出力は丸印でプロットし、その最適線形近似 (Best Linear Fit) を実線で示した。また、出力とターゲットが等しい ($A=T$) 場合を点線で示している。

実線と点線が一致すると、誤差がない状態であると言える。図中の R の値は出力とターゲットの相関係数であり、出力内の変動がどの程度ターゲットによって明らかになっているかを示す尺度である。この数値が 1 であると、ターゲットと出力には完全な相関があることになる。Fig. 9 において R の値は 1 に近く、最適線形近似と $A=T$ の線がほぼ一致し、近似は良好であると言える。これらの事から今回のニューラルネットワーク判断は良い適合を示していると考えられる。

4. 結 言

波長 4 mm の電磁波を用いた非破壊検査システムを構築し、被測定物としてプラスチック容器に顆粒状ないし粉末の媒質を充填させたものに異物を挿入したものをを用いて、その検出を試みた。異物判断にはニューラルネットワークを導入した結果、つぎのような結論を得た。

1. 透過波および散乱波を測定することで、金属・誘電体異物の有無を同一システムで判断することができる。
2. 球形異物の場合、直径 1 - 3 mm の大きさを判別することができる。
3. ニューラルネットワークを用いて異物の有無ならびにその大きさを判断させたところ、異物無しの場合判断ミスをする場合があったが、有りの場合に判断ミスすることは無かった。

4. ネットワーク応答と対応するターゲット間の回帰分析を求めた結果、近似は等しく、ネットワークの判断は良い適合を示した。

参 考 文 献

- 1) 緒方一喜, 平尾素一, 光楽昭雄, "食品製造・流通における異物混入防止対策", 中央法規 (2003).
- 2) 田中三郎, 応用物理, 75, 53-54 (2006).
- 3) 北條仁士, 西依幸一郎, 近木祐一郎, L. Bruskin, 間瀬淳, 超高速高周波エレクトロニクス実装研究会論文集, 4, 1-6 (2004).
- 4) 竹田辰興, プラズマ・核融合学会誌, 82, 275-277 (2006).
- 5) G. E. Triplett, G. S. May, and A. S. Brown, International Conference on Compound Semiconductor Manufacturing Technology Digest, pp. 157-160 (April 2002).
- 6) R. J. Pratap, J. H. Lee, S. Pinel, G. S. May, J. Laskar, and E. M. Tentzeris, 2005 Electronic Components and Technology Conference, 1802 (2005).
- 7) 田辺和俊, "NEUROSIM/L によるニューラルネットワーク入門", 日刊工業新聞社 (2003).
- 8) 熊沢逸男, "学習とニューラルネットワーク", 森北出版株式会社 (1998).
- 9) H. Demuth and M. Beale, "Neural Network Toolbox User's Guide", The Math Works, Inc. (1992).
- 10) 涌井良幸, 涌井貞美, "図解でわかる多変量解析", 日本実業出版社 (2001).