

探知시스템의 SNR에 의한 물체인식능력산출

(The Calculation of Target Recognition rate by SNR of a Detection System)

金道鉉*, 申宰浩**, 裨正二***

(Do Hyun Kim, Jae Ho Shin, and Jung Yi Bae)

要 約

최근까지 발표된 레이더를 이용한 標的識別알고리즘 중에 NNR알고리즘은 多重周波數를 사용하여 單一觀察에 의해 識別하는 방식인데, 많은 수의 주파수를 사용한다는 것이 現實化가 어려웠다. 本論文에서는 反射信號의 Rayleigh 分布特性和 累積觀察方法을 사용하여 單一周波數에 적용할 수 있는 識別알고리즘을 제안했다. 시뮬레이션을 통하여 두 알고리즘을 비교해 본 결과, 雜音水準 $\eta=0.3$ 이하일 때 제안된 알고리즘으로 31회 累積한 것이 3개의 周波數를 사용한 NNR 방식보다 識別이 더욱 효과적이고 실현가능한 것임을 보였다.

Abstract

Among the target identification algorithms presented up to now, the NNR algorithm utilize multifrequency and single observation method. But it is generally known that its implementation is extremely difficult.

In this paper a new identification algorithm using the single frequency and cumulative observation method was proposed.

The simulation result shows that the proposed algorithm with 31 observation and accumulation is more effective and realizable than the NNR with 3 frequencies when the noise level η is below 0.3.

I. 序 論

本論文에서는 自動化되어가는 현대의 綜合戰鬪體

系(combat system integration)와 早期警報體系(early warning system)에서 필수적으로 요구되는 標的識別問題를 單一周波數레이더에 적용하여 研究하였다.

레이더는 未知의 航空機와 같은 標的을 探知및 追跡하기 위한 수단중 가장 잘 알려진 장치이며, 標的을 識別하는 기능까지도 요구된다. 레이더로 標的을 識別하는 방법에는 探知된 資料로부터 標的의 映像을 생성하는 방법과 受信한 資料와 計算 또는 測定에 의해 事前에 얻어진 情報를 적절히 비교하는 방법이 있다.

事前情報를 이용하는 방법에 관한 研究는 1957년 Kennough^[1] 등이 물체의 레이더 反射信號에서 임펄스 應答波形的 예측을 시도한 이래 현재까지 계속되

*正會員, 國民大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kookmin Univ.)

**正會員, 東國大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Dongguk Univ.)

***正會員, 國防部 指揮統制通信局

(MND, Bureau of Command, Control and Communication)

接受日字: 1990年 3月 12日

(※ 本 研究는 1989年度 韓國科學財團支援 研究費로 수행한 것임. 과제번호: 891-0810-008-1)

고 있다. 레이더의 反射信號를 이용한 標的識別은 1965년 Kennaugh와 Moffat^[2]가 처음 제안하여 低周波數에서 反射體의 散亂特性인 形態와 體積에 관한 情報을 얻을 수 있다는 것을 보였다. 그러나 레이더 신호는 周波數 및 偏波(polarization), 觀察角度에 따라 物體의 反射特性이 다르게 나타나므로, 수많은 標的 情報를 처리하기 위하여 高速 大容量 컴퓨터가 필수적이다. 1983년 Chen^[3]은 周波數領域에서 振幅과 位相특성을 NNR(nearest neighbor) 방식에 적용하고 時間領域에서는 交叉相關關係를 識別技法으로 하여 信號對 雜音比(SNR)에 따라 識別確率을 산출하였다.

映像生成방법은 事前情報에 의한 방법의 단점인 標的의 形態가 변형되거나 수록되지 않은 目標에 관한 문제를 해결해 주는 대신 處理時間이 길고 넓은 周波數帶域을 필요로 하는데다 輪廓函數를 정확히 예측하기가 어렵다는 등의 단점이 있다.^[4]

標的의 事前情報를 얻기 위하여 Crispin과 Maffett^[5]는 단순히 물체의 레이더斷面(Radar Cross Section; RCS)을 이용하여 복잡한 물체의 RCS를 계산해 냈고, Richmond^[6]는 細線格子로 航空機모형을 만들어 回路理論에 의거 RCS를 계산하였고, 현재에는 無反響室에서 컴퓨터를 이용하여 模型標的으로부터 情報를 계산해 내기도 한다.

標的識別에 관한 연구는 識別特性을 얻기 위해 多重周波數 레이더를 주로 사용하였다. 초기에는 4개에서 12개의 周波數로 실험했는데 많은 주파수의 사용은 費用面이나 技術面에서 現實化가 어려웠다. 本論文에서는 事前情報를 이용하는 또 다른 識別方法으로서 受信되는 RCS의 確率密度函數를 이용한 識別 알고리즘과 累積觀察방법을 제안하여 현재 운용중인 單一周波數레이더에 적용하고 그 시뮬레이션결과를 기존의 알고리즘과 比較하고자 한다.

II. 標的識別原理

1. 標的情報導出

레이더의 標的探知문제는 변수인 信號對 雜音比(SNR)의 크기에 따라 標的의 有無를 결정하는 것이며, 標的情報導出问题은 送受信되는 信號로부터 追跡, 識別에 이용될 情報를 얻는 것이다. 標的情報는 反射信號의 電磁氣의 特性으로부터 導출할 수 있는데, 距離, 周波數 및 時間의 函數인 反射信號의 振幅과 位相을 측정하여 位相의 변화에서 方位角, 高角, 距離, 相對速力을 導출할 수 있고, 振幅의 변화로부터 標的의 形狀, 크기, 시간에 따른 形狀의 변화등

을 얻을 수 있다. 현재 운용중인 레이더의 대부분은 주로 位相변화만을 測定하는데, 送受信信號의 周波數轉移에서 발생하는 時間差에 의해 標的距離를 구하고, 도플러效果에 의해 相對速力을 구하며, 안테나의 水平빔幅과 垂直빔幅을 이용하여 標的의 方位角을 구하므로써 方位角 및 高角을 결정하고 있다. 그러나 振幅변화에 의한 標的情報는 反射信號의 受信電力을 측정하여 얻을 수 있는 RCS에 달려 있는데, 標的의 RCS란 標的이 全方向으로 電波를 反射할 때 標的에서의 反射量과 같게 레이더에 수신되는 反射波의 量을 잘라낸 面積으로서 目標의 크기와 形狀, 觀察方向, 標的의 移動速度등에 따라서 달라진다.

레이더 反射理論에서는 周波數帶域을 세 부분으로 나누는데, 波長이 目標의 크기보다 큰 Rayleigh帶域과 目標의 크기와 비슷한 Resonance帶域은 標的識別에 유용하며, 波長이 目標의 크기보다 작은 Optical帶域은 標的映像을 얻는데 사용된다. 레이더의 標的識別問題에서 Rayleigh帶域이나 Resonance帶域周波數를 사용하는 이유는 같은 周波數에서 서로 다른 標的의 간에 RCS의 차이가 나타나야 하기 때문이다.

振幅을 이용한 標的情報도출에는 RCS를 알아야 하는데, RCS를 변화시키는 요인은 觀察角度와 사용 周波數이다. 이러한 RCS는 다음과 같이 레이더의 距離方程式으로부터 구할 수 있다.

$$S = \left[\frac{P_t \cdot G_t}{4\pi \cdot R_t^2} \right] \cdot \zeta \cdot \left[\frac{A_e}{R_r^2 \cdot 4\pi} \right] \quad (1)$$

단, S ; 受信電力, ζ ; 標的의 RCS, P_t ; 送信電力
 G_t ; 送信안테나 利得, A_e ; 受信안테나 面積
 R_t ; 送信안테나에서 標的까지의 거리
 R_r ; 受信안테나에서 標的까지의 거리

이 식으로 부터 目標의 RCS는

$$\zeta = 4\pi \cdot \frac{P_s \cdot R_r^2}{P_i} \quad (2)$$

단 P_s ; 受信機의 電力密度, P_i ; 標的의 電力密度로 나타낼 수 있는데, 전력P를 電氣力과 磁氣力으로 표현하면

$$\zeta = 4\pi \cdot R_r^2 \frac{|H_s|^2}{|H_i|^2} = 4\pi \cdot R_r^2 \frac{|E_s|^2}{|E_i|^2} \quad (3)$$

단, H_s ; 受信機에서의 磁氣力
 E_s ; 受信機에서의 電氣力
 H_i ; 標的에서의 磁氣力
 E_i ; 標的에서의 電氣力

와 같이 되므로, 標的의 RCS는 反射信號의 電磁氣力에 의해 정의됨을 알 수 있다.

레이다의 送信信號를 線型偏波된 平面波라 가정하면, 그림 1에서 E_i 의 電氣力을 가진 信號가 z 軸을 따라 傳播되면 物體의 x 軸方向으로 일어나는 電氣力은 振動하므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_j = \bar{x} E_i e^{j\omega(t-z/c)} \quad (4)$$

단 c ; 傳播速度

레이다와 표적간의 거리가 표적의 길이 L 보다 훨씬 클 때 수신기에 도달하는 反射電氣力은 임펄스 應答과 거리의 함수로 나타낼 수 있다. 物體의 임펄스 應答 $F_1(t-r/c)$ 와 傳達函數 $G(j\omega)$ 는 Fourier 變換雙이므로 z 軸의 음의 方向으로 일어나는 受信電氣力은

$$E_s = \bar{x} E_i \frac{G(j\omega)}{2\sqrt{\pi r}} e^{j\omega(t-r/c)} \quad (5)$$

와 같이 표시되는데, 여기서 $2\sqrt{\pi r}$ 는 이후의 연산을 간편히 하기 위한 상수이다. 결국 이식을 식(3)에 대입하면

$$\zeta = |G(j\omega)|^2 \quad (6)$$

이므로, RCS는 周波數應答에 관련이 있음을 알 수 있다.

이러한 Rayleigh帶域에서 反射信號를 전개하여 周波數應答을 $G(s)$ 로 표현하면

$$G(s) = a_0 + a_1 s + a_2 s^2 + a_3 s^3 + \dots \quad (7)$$

인데, Rayleigh법칙에 따라 a_0 와 a_1 은 '참이고 Rayleigh 係數인 a_2 는 物體의 부피에 비례한다.'⁷⁾

Optical帶域에서 反射信號를 $G(s)$ 로 표현하면

$$G(s) = -\frac{c}{4\sqrt{\pi}} \int_0^x \frac{d^2 A(z)}{dz^2} e^{-st} dt', t' = 2z/c \quad (8)$$

가 된다.²⁾ 여기서 $A(z)$ 는 z 軸을 따라 xy 平面으로 자른 物體의 斷面積이다. $G(s)$ 와 $d^2 A(z)/dz^2$ 이 Laplace變換 형태이므로 $G(s)/s^2$ 와 $A(z)$ 역시 變換雙이다. 그러므로

$$Fr(t) = \mathcal{L}^{-1} \left[\frac{G(s)}{s^2} \right] = K A(z) \Big|_{z=ct/2}, K; \text{const} \quad (9)$$

로 표시되는 $Fr(t)$ 는 物體의 램프 應答波이고 物體의 형상과 크기를 알려준다.

그런데 高周波인 Optical帶域에서 $A(z)$ 로 램프 應答波를 예측할 수 있으나 측정하는데 어려움이 많기 때문에 Rayleigh帶域인 식(7)의 $G(s)$ 를 이용하여 低周波에서 物體의 形狀, 크기를 예측하려는 것이다.

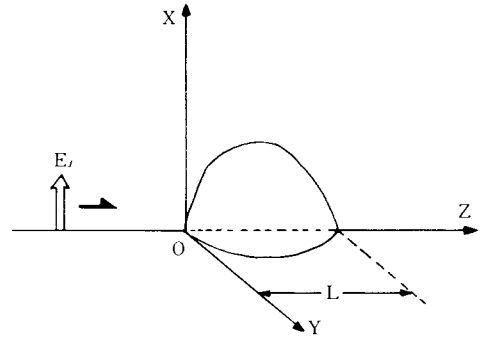


그림 1. 反射問題에서의 座標
Fig. 1. Coordinate in electromagnetic reflection problems.

2. 識別알고리즘

識別알고리즘이란 동일한 觀察方向, 동일한 사용 周波數에서 標的의 事前情報중에서 探知된 미지의 표적을 선별해내는 의사결정과정이다. 그러나 수신된 信號는 雜音과 測定誤差로 인하여 事前에 測定한 情報와는 같지 않게 되는데, 이러한 雜音과 測定誤差가 존재할 때 표적을 識別하기 위한 識別알고리즘이 여러가지 발표되었다. 識別알고리즘에는 크게 나누어 時間領域알고리즘과 周波數領域 알고리즘으로 구분된다.

각 標的마다 주파수에 따른 임펄스應答波가 고유하게 나타나는 것을 이용한 것이 時間領域 識別알고리즘이다. 수신된 反射波信號는 標的까지의 距離와 標的의 移動에 의한 도플러효과 때문에 時間轉移가 발생되는데, 이것의 交叉相關關係(cross correlation)를 계산하여 標的을 식별하며, 연속적인 신호형태를 비교하기 때문에 識別이 정확하지만 역시 時間概念이므로 계산이 매우 복잡하다.

周波數領域에서 가장 간단한 識別알고리즘으로 線型辨別法(linear discrimination)⁷⁾이 있는데, 線型方程式을 이용하여 비교적 단순한 物體들을 분리시키는 방법이다. 그러나 항공기와 같은 좀 복잡한 物體들은 하나의 線型方程式으로 識別하기가 어려우며, 모든 觀察方向에서 識別條件를 만족시키지는 못한다. 그래서 세분된 觀察方向에 따른 標的의 情報가 필요한데, 그 情報들을 정의하여 식별하는 방법이 bilinear 識別法⁸⁾이다. 이 방법은 算出式에 파라미터가 너무 많아서 매우 복잡하다.

현재까지 연구되어온 周波數領域 識別알고리즘중 反射信號의 振幅特性만으로 식별이 가능하고 性能이 우수하다고 알려진 것으로 Bayes 분류법⁹⁾과 NNR

(nearest neighbor rule)¹¹⁰⁾ 방식이 있으며, 이중 Bayes 분류법은 識別誤差가 작은 반면 雜音分布를 알아야 하고 계산이 매우 복잡한데, 최종적인 識別條件만을 소개하면 다음과 같다.

$$\exp\left\{-\frac{A_x - A_c}{2\sigma^2}\right\} > \exp\left\{-\frac{A_x - A_k}{2\sigma^2}\right\}$$

단 $k=1, 2, \dots, M, c \neq k$ (10)

여기서 A_x 는 미지의 標的振幅이고 A_c, A_k 는 M개의 事前收錄情報일때, 이 不等式을 만족하면 그 標的을 c라고 판별하게 된다.

비록 計算回數가 많지만 計算式이 매우 간단한 NNR방식은 유클리드 空間에서 두점의 距離를 계산하여 그 거리를 비교함으로써 표적을 識別하는 방법인데, 雜音이나 測定誤差의 統計值에 대한 별도의 變數가 없다는 것이 큰 특징이다. 그 原理를 간단히 설명하면 다음과 같다.

n次元 유클리드 空間에서 두 점 $A(a_1, a_2, \dots, a_n), B(b_1, b_2, \dots, b_n)$ 사이의 거리는

$$d_{A,B} = |A-B| = \left[\sum_{j=1}^n (a_j - b_j)^2 \right]^{1/2}$$

인데, 여기서 미지의 標的信號가 $A(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 일때, M개의 事前收錄 標的중에서

$$d_{A,c} < d_{A,k} \text{ 단 } k=1, 2, 3, \dots, M, c \neq k \quad (11)$$

만족하는 c가 미지의 標的으로 선택되는 것이다. 즉 NNR 방식은 事前에 수록된 標的情報중에서 受信信號와의 거리가 최소인 것을 찾아서 그것을 미지의 표적으로 判別하는 방법이다.

그러나 이러한 周波數領域 識別알고리즘은 單一周波數레이다에는 적용하기 힘들고 多重周波數(multi-frequency)를 사용하기 때문에 費用면이나 技術면에서 어려움이 많다.

III. 反射信號의 確率密度函數 이용과 累積觀察法

레이다를 이용하여 標的을 識別하는 기법은 표적의 RCS에 따라 변하는 반사신호의 特性을 이용하는 것이다. 그렇지만 球와 같이 어느 觀察方向에서 보아도 그 斷面積이 일정한 固定標的일지라도 電波傳播過程에서 발생하는 干涉雜音의 영향으로 인하여 RCS는 不規則的으로 나타난다.

따라서 本論文에서 考察할 識別技法은 同一 標的에 대하여 事前에 收錄한 RCS의 크기와 雜音을 동반한 受信波로 산출한 RCS값이 얼마나 類似한가에 따라 標的을 識別하기 위해 反射信號의 確率密度函

數를 이용하는 것이다.

受信端에서의 反射信號 $z(t)$ 를 수식으로 표현하면

$$z(t) = V(t) \cos[\omega_0 t + \phi(t)] \quad (12)$$

단 $V(t)$; 진폭함수, $\phi(t)$; 위상함수, ω_0 ; 수신주파수

로 되는데, 이것을 다음과 같이 直交成分(quadrature component)들의 합으로 표현할 수 있다.

$$z(t) = Z_i(t) \cos \omega_0 t - Z_q(t) \sin \omega_0 t$$

단 $Z_i(t) = V(t) \cos \phi(t), Z_q(t) = V(t) \sin \phi(t)$ (13)

만일 干涉雜音을 白色가우시안 雜音이라고 가정하면, 이 두개의 直交信號들은 여러가지 간섭잡음을 동반한 反射信號들로서 中心極限定理(central limit theorem)에 의해 서로 獨立이고 가우시안 分布를 한다고 볼 수 있다.

平均이 0, 分散이 σ^2 이고 서로 獨立인 두 直交信號의 結合確率密度函數(joint probability density function)는

$$p[Z_i(t), Z_q(t)] = p[Z_i(t)] p[Z_q(t)] = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{Z_i(t)^2 + Z_q(t)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

로 표시되고, 反射信號의 振幅과 位相을 두개의 直交信號들로 표현하면 다음과 같다.

$$V(t) = [Z_i(t)^2 + Z_q(t)^2]^{1/2} \quad (15)$$

$$\phi(t) = \tan^{-1} \left[\frac{Z_q(t)}{Z_i(t)} \right] \quad (16)$$

다음과 같은 Jacobian 定議에 의하여

$$J \left[\frac{V(t), \phi(t)}{Z_i(t), Z_q(t)} \right] = \begin{vmatrix} \frac{\partial V(t)}{\partial Z_i(t)} & \frac{\partial V(t)}{\partial Z_q(t)} \\ \frac{\partial \phi(t)}{\partial Z_i(t)} & \frac{\partial \phi(t)}{\partial Z_q(t)} \end{vmatrix} \quad (17)$$

$$= \frac{1}{[Z_i(t)^2 + Z_q(t)^2]^{1/2}} = \frac{1}{V(t)}$$

구하고자하는 $p[V(t), \phi(t)]$ 는

$$p[V(t), \phi(t)] = \frac{p[Z_i(t), Z_q(t)]}{\left| J \left[\frac{V(t), \phi(t)}{Z_i(t), Z_q(t)} \right] \right|} = \frac{V(t)}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{V(t)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (18)$$

이다. 또한 位相函數 $\phi(t)$ 는 0에서 2π 까지 변하고 均一分布이므로

$$p[\phi(t)] = 1/2\pi, 0 < \phi(t) < 2\pi$$

가 되고 不規則變數 $V(t)$ 와 $\phi(t)$ 가 서로 獨立이므로

식(18)에서 극한確率密度函數(marginal pdf) $p[V(t)]$ 는 다음과 같은 밀도函數로 표현된다.

$$p[V(t)] = \frac{V(t)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{V(t)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (19)$$

이 식을 Rayleigh密度函數라고 하며, 反射信號의 確率密度函數 $p[V(t)]$ 는 反射信號의 값이 σ 일때 최대값을 갖는데, 이 식을 識別알고리즘에 적용하기 위하여 다시 쓰면

$$p[A] = \frac{A^2}{A_0^2} \exp\left(-\frac{A^2}{2A_0^2}\right) \quad (20)$$

이고, 여기서 A_0 는 密度函數가 최대값을 갖을 때의 A 값이다.

Rayleigh 密度函數를 識別알고리즘으로 이용하려는 이유는 反射信號 特性중에서 振幅을 識別特性으로 이용하므로 振幅이 갖는 고유한 分布特性이 고려되어야 하기 때문이다.

Rayleigh 密度函數 識別알고리즘의 근본적인 原理를 보면

$$\frac{A_c}{A_x^2} \exp\left\{-\frac{A_c^2}{A_x^2}\right\} > \frac{A_k}{A_x^2} \exp\left\{-\frac{A_k^2}{A_x^2}\right\} \quad (21)$$

단 $k=1, 2, \dots, M, c \neq k$

와 같은데, 여기서 A_c, A_k 는 사전에 수록된 표적 c, k 의 振幅이고 A_x 는 미지의 標的 x 의 受信된 振幅이고, 이 不等式의 條件을 만족할때 x 를 標的 c 라고 추정하는 것이다. 현실적으로 受信되는 反射信號는 유클리드 空間에서처럼 比例의이거나 일정한 가우시안 雜音만이 존재하는 것이 아니므로 反射信號의 確率密度函數에 의해 振幅간의 類似性을 알아내는 것이 타당하리라 본다. NNR방식이 식(1)에서 보듯이 雜音의 分布를 고려하지 않기 때문에 수식이 매우 간단하여 計算時間을 줄일수는 있겠지만, 雜音分布를 고려한 현실적인 알고리즘이 실제 狀況에서는 더욱 효과적으로 기여할 것이다.

이제까지의 識別알고리즘은 單一觀察(single pulse)에 의하여 識別結果를 구하는 것이므로, n 번의 觀察을 시도하여 識別結果를 累積한다면 未識別確率을 감소시킬 수도 있다. 즉 本 研究에서 제시하는 累積識別的 原理는 Rayleigh 密度函數를 이용한 識別알고리즘을 사용하여 n 번 識別을 시도하고 각 單一識別結果를 標的別로 累積시켜 가장 많이 식별되었던 표적을 최종적으로 선택한다. 이것은 單一識別結果가 識別 또는 未識別로 나타나므로 n 번 시도한 후 m 번 식별했을 경우의 確率을 구하는 개념과 같아서 二項定

理(binomial theorem)개념을 이용하여 계산할 수 있다.

累積개념을 적용하는데 따른 문제점은 累積回數 n 과 識別可能臨界值인 最小累積函數 $f(n)$ 의 결정이다. 累積回數를 무한대로 늘린다면 未識別確率은 감소되겠지만, 식별은 빠른 시간내에 이루어져야하고, 레이더나 컴퓨터시스템에 한계가 있으며, 雜音이 많아 識別確率が 0.5보다 낮을때는 二項定理의 특성에 따라 누적할수록 性能이 떨어지게 된다. 따라서 累積回數는 레이더시스템의 性能에 좌우된다고 볼 수 있다. 그리고 $f(n)$ 은 識別可能한 最小回數를 나타내는 函數로서 다음과 같이 표시된다.^[9]

$$f(n) = \frac{n + (k-1)}{k}, \quad k; \text{표적수} \quad (22)$$

累積回數 n 과 臨界值 $f(n)$ 이 결정되면 순차적으로 식별이 수행되는데, 어떠한 표적의 識別累積回數 m 이

$$f(n) \leq m \leq n \quad (23)$$

를 만족할때 그 標的으로 판별되므로, 二項定理를 이용하여 누적후의 識別確率을 계산할 수 있다.

일반적으로 雜音모델에는 加算成分(additive component)과 乘算成分(multiplicative component)이 있다. 固定雜音은 信號와는 무관한 大氣溫度, 自然雜音과 같은 外的要因이며 단순히 信號에 더해지는 것이지만, 比例雜音은 測定誤差, 利得誤差등과 같은 信號세기에 영향을 주는 것들이기 때문에 주로 잡음의 分散이 信號세기에 비례하는 가우시안分布를 이용한다. 시뮬레이션에 사용되는 雜音의 分散을 결정하기 위해서는 周波數나 標的에 따른 振幅값을 規準化(normalize)시키는데, 規準化의 목적은 雜音모델이 標的까지의 距離, 送信出力, 안테나利得과 같은 레이더 變數에 영향을 받지 않도록 하기 위해서이다. 시뮬레이션에 사용될 모든 표적의 規準화된 振幅의 平均을 m 이고, 雜音의 크기를 결정하는 변수를 η 라 하면 가우시안 雜音의 標準偏差는 ηm 이다.

振幅 A 인 펄스형태로 送信되었을때 受信信號를 구하기 위하여 反射信號에 雜音을 부가시켜 식(13)의 各 直交成分을 나타내면

$$\begin{aligned} Z_i(t) &= A \cos\phi + n_1(t) \\ Z_q(t) &= A \sin\phi + n_2(t) \end{aligned}$$

인데, 雜音成分 n_1, n_2 는 $n(0, (\eta m)^2)$ 이다. 여기서 受信信號의 振幅을 계산하면 다음과 같다.

$$Y = [(A + n_1)^2 + n_2^2]^{1/2} \quad (24)$$

그러므로 受信信號의 信號對 雜音比(SNR)는 全信號

크기와 全雜音의 比와 같으므로 다음과 같이 표시된다.

$$S/N = \frac{S_i(t)^2 + S_q(t)^2}{\text{var}(n_1) + \text{var}(n_2)} = \frac{A^2}{2(\eta m)^2} \quad (25)$$

累積識別時的 未識別確率을 구하기 위하여 單一識別 경우의 未識別確率을 구해보면 M개의 표적이 수록되어 있을때 標的 c_j 의 未識別確率 P_e 는

$$P_e = \sum_{j=1}^M P(\text{error} | c_j) P(c_j) \quad (26)$$

인데, 여기서 $P(\text{error} | c_j)$ 는 j번째 표적이 주어졌을 때 未識別할 條件確率이고 이는

$$P(\text{error} | c_j) = \frac{m_j}{n_j} \quad (27)$$

로 표시되고, n_j, m_j 는 각각 識別을 시도한 총 회數와 識別에 실패한 회數이다. 그런데 모든 標的이 동일한 확률로 탐지되면 事前確率 $P(c_j)$ 는 $1/M$ 이므로 單一識別時 平均 未識別確率은

$$P_e = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{m_j}{n_j} \quad (28)$$

로 간단히 구할 수 있다.

累積識別에서의 未識別確率은 n번 시도중 식(25)에 위의 m번 실패할 확률과 같다. 표적 c_j 에 대한 未識別 條件確率을 $P_j(n)$, n번 觀察중 i번 실패했을때의 未識別確率을 $P_j(i;n)$ 로 표현하면

$$P_j(n) = P_j[f(n); n] + P_j[f(n)+1; n] + \dots + P_j[n; n] \quad (29)$$

가 되는데, 여기서 $P_j(i;n)$ 을 二項定理을 이용하여 표시하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$P_j(n) = \sum_{i=0}^n \binom{n}{i} (P_j)^i (1-P_j)^{n-i} \quad (30)$$

그러므로 累積識別인 경우 平均 未識別確率은 다음과 같이 구해진다.

$$P_e(n) = \sum_{j=1}^M P_j(n) P(c_j) = \sum_{j=1}^M P(c_j) \sum_{i=0}^n \binom{n}{i} (P_j)^i (1-P_j)^{n-i} \quad (31)$$

IV. 시뮬레이션 및 檢討

시뮬레이션에서 사용한 標的振幅은 여러가지 크기의 導體球의 RCS를 네가지의 航空機(F-4, F-5, Mig-19, Mig-21)의 부피에 비례하게 算出한 것이며, 觀察方向은 시뮬레이션을 위해 正面(90°, 0°), 側面(90°,

90°), 背面(0°, 90°)의 세 방향에서 測定한 것으로 한정하였다. 사용된 周波數는 導體球의 Rayleigh 및 Resonance帶域인 0.1GHz에서 1.9GHz까지 0.3GHz씩 증가시켜 7개를 선택하였다. 미지의 標的振幅을 발생시키는 雜音水準變數 η 는 0.05씩 증가시켜 0.05에서 0.5까지 변화시켰으며, 平均振幅과 雜音水準에 따라 가우시안 分布의 不規則信號를 발생시켜 사용하였다. 시뮬레이션 수행과정을 그림 2에서 흐름도로 나타낸다.

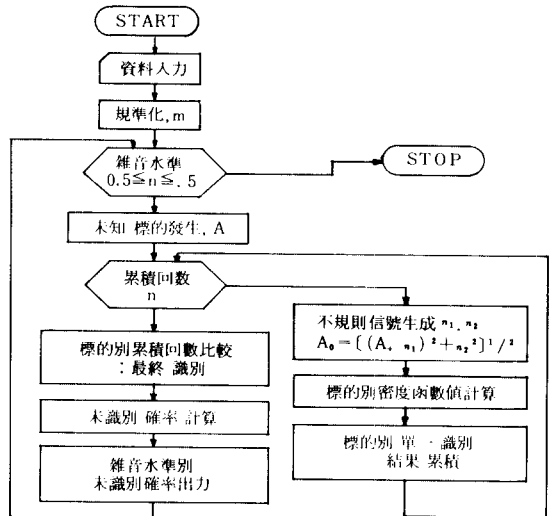
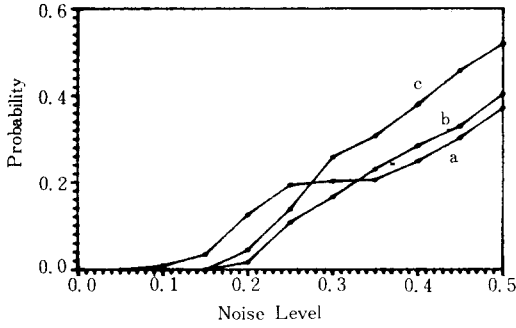


그림 2. 시뮬레이션 수행 흐름도

Fig. 2. Flowdiagram executing the simulation.

그림 3에서는 NNR 방식으로 周波數 3개를 사용하였을때 세가지 觀察方向에서 네개의 航空機중 Mig-19의 平均 未識別確率을 나타내었다. 觀察방향에 따라 반사특성이 달라지기 때문에 그림과 같이 識別能力이 다르게 나타남을 알 수 있다. 그러므로 식별문제를 현실에 적용하려면 레이더시스템의 성능에 따라 세분된 觀察방향의 특성들이 측정되어야 한다.

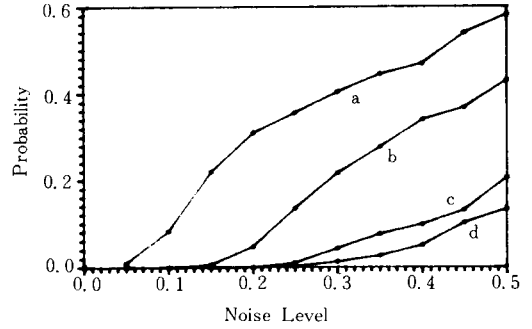
그림 4는 NNR 방식으로 周波數를 3개 사용하여 側面에서 네가지 航空機의 식별을 시도한 결과인데, 曲線 b가 높게 나타난 것은 Mig-21의 크기가 F-4와 F-5의 중간정도이어서 미식별확률이 높기 때문이다. 곡선 a와 c는 Mig-19, F-4가 네가지 중에서 각각 가장 작거나 크기 때문에 미식별확률이 낮다. 이처럼 식별결과는 표적간의 유사성에 매우 민감함을 알 수 있다.



(a) 정면 $m=2.816$
 (b) 측면 $m=5.530$
 (c) 밀면 $m=5.405$

그림 3. Mig-19對 Mig-21, F-4, F-5의 平均 未識別確率 周波數 3개의 NNR방법사용

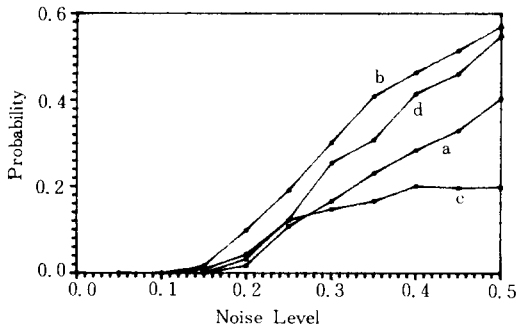
Fig. 3. Average miss-recognition probability of Mig-19 vs. Mig-21, F-4 and F-5.



(a) 1개 周波數 $m=0.126$
 (b) 3개 周波數 $m=5.53$
 (c) 5개 周波數 $m=5.53$,
 (d) 7개 周波數 $m=5.53$.

그림 5. 側面探知시 周波數수에 따른 平均 未識別確率 (NNR 방식)

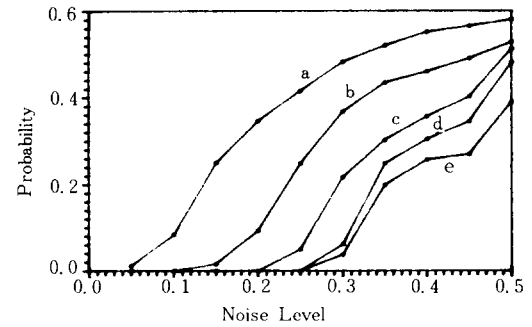
Fig. 5. Average miss-recognition probability on the number of frequencies.



(a) Mig-19 對 Mig-21, F-4, F-5
 (b) Mig-21 對 Mig-19, F-4, F-5
 (c) F-4 對 Mig-19, Mig-21, F-5
 (d) F-5 對 Mig-19, Mig-21, F-4

그림 4. 側面探知시 各 航空機의 平均 未識別確率 周波數 3개의 NNR방법사용

Fig. 4. Average miss-recognition probability of each aircraft.



(a) 單一觀測, (b) 11회累積,
 (c) 31회累積, (d) 71회累積,
 (e) 101회累積.

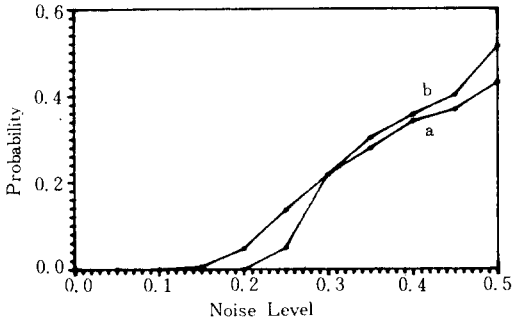
그림 6. 側面探知시 累積回數에 따른 平均 未識別確率 Rayleigh密度函數 알고리즘 사용

Fig. 6. Average miss-recognition probability on the accumulation counter.

그림 5는 NNR 방식에서 사용 周波數수를 변화시키며 실험한 결과이다. 周波數수가 많아지면 標的의 反射特性이 다양해져 識別能力이 향상되지만, 현실적으로는 實現費用이나 技術면에서 어려움이 따른다. 그림 6은 本 論文에서 제안한 Rayleigh 密度函數를 單一 周波數에서 累積概念을 도입하여 구한 未識別確率이다. 累積回數 n 을 증가시키면 未識別確率が 낮아지는데, n 을 결정하기 위하여 다음과 같은 레이다를 가정한다.

(PRR=1000 個/秒, 빔幅=2°, 안테나 回轉數= 10 rpm)
 이 레이다는 한번 스캔시 33개의 펄스가 발생하므로, 33회이내로 累積回數를 결정하면 매 스캔마다 한번의 識別을 수행할 수 있다.

그림 7은 多重周波數 레이다에서 周波數 3개를 사용한 NNR방법의 未識別確率과 單一 周波數 레이다에서 Rayleigh 密度函數를 적용하여 31회 累積한 未識別確率을 비교한 것으로 雜音水準이 $\eta=0.3$ 보다 작을 때는 本 論文에서 제안한 알고리즘의 未識別確率が 낮으나 $\eta=0.3$ 보다 클 때는 NNR의 識別能力이



(a) NNR 방식 周波數 3개,
 (b) 31회 累積 Rayleigh 密度函數

그림 7. 側面探知시 두 알고리즘의 性能比較
 Fig. 7. Performance comparison between NNR and proposed algorithm.

우수하였다. 또한 가정한 레이더를 사용할때 스캔당 6초가 걸리므로 속력이 마하 1.5인 표적을 탐지했을 때 식별할 동안의 接近距離는 3km정도이므로 별문제가 없다고 볼 수 있다. 그러므로 본 논문에서 제안한 Rayleigh 密度函數와 누적관찰을 식별알고리즘으로 사용하면 단일주파수 즉 현재 운용중인 레이더로 표적식별문제를 실현시킬 수 있다.

V. 結 論

최근까지 레이더의 標的識別알고리즘으로 발표된 NNR 방식에서는 사용 周波數수가 많을수록 識別能力이 증가되지만, 周波數수의 증가에 따른 多重周波數 레이더의 實現이 어려웠다.

本 研究에서는 레이더 反射信號의 振幅特性을 표현하는 Rayleigh 密度函數를 이용하여 單一周波數레이더에서 標的識別을 수행하는 방법으로 累積觀察方法을 제시했으며, 單一周波數로 31회 累積하여 시물레이션한 결과 3개의 周波數를 사용하는 NNR 방식의 결과보다 더욱 효과적으로 識別可能할뿐 아니라, 현재 운용중인 레이더에 적용가능함을 알 수 있었다. 이러한 單一周波數레이더에서의 標的識別문제는 彼我識別機(IFF), 電子戰裝備(ECM)등과 결합하여 더욱 뛰어난 능력을 발휘할 수 있고, 自動化된 指揮彈通信體系의 資料로도 활용될 수 있다.

그러나 雜音수준이 높을 경우, 즉 單一識別確率이 0.5보다 낮을 경우 累積시킬수록 識別能力이 떨어지므로 累積回數의 결정이 어렵다. 그러므로 單一周波數레이더에서 標的識別을 수행하기 위해서는 振幅特性뿐 아니라 位相, 偏波情報등도 같이 이용하는 識別알고리즘이 研究되어야 할 것이다.

參 考 文 獻

- [1] E.M. Kennaugh and R.L. Cosgriff, "The Use of Impulse Response in Electromagnetic Scattering Problems," IRE Nat'l. Conv. Rec., Part 1, 1958.
- [2] E.M. Kennaugh and D.L. Moffat, "Transient and Impulse Response Approximations," Proc. of IEEE, pp. 893-901, Aug., 1965.
- [3] J.S. Chen and E.K. Walton, "Comparison of Two Target Classification Techniques," IEEE Trans., vol. AES-22, no. 1, Jan, 1986.
- [4] J.D. Young, "Radar Imaging from Ramp Response Signatures," IEEE Trans., vol. AP-24, no. 3, May, 1976.
- [5] J.W. Crispin and A.L. Maffett, "Radar Cross-Section Estimation for Complex Shape," Proc. of IEEE, pp. 972-982, Aug., 1965.
- [6] J.H. Richmond, "A Wire-grid Model for Scattering by Conducting Bodies," IEEE Trans., vol. AP-14, no. 1, pp. 782-786, Jan., 1966.
- [7] A.G. Repjar, A.A. Ksienski and L.T. White, "Object Identification from Multi-Frequency Radar Return," Radio & Electronic Engineer, pp. 161-167, Apr., 1975.
- [8] L.J. White and A.A. Ksenski, "Aircraft Identification using a Bilinear Surface Representation of Radar Data," Pattern Recognition, vol-6, pp. 35-45, Apr., 1975.
- [9] S.N. Srihari, "Comparative Evaluation of the Sebesystem and Nearest Neighbor Classifier for Radar Aircraft Identification," AD A029 549, 1976.
- [10] Y.T. Lin and A.A. Ksienski, "Identification of Complex Geometrical Shapes by Means of Low-frequency Radar Returns," Radio Electronic Engineer, pp. 472-486, Oct., 1975.

著者紹介



金道鉉(正會員)

1943年 5月 15日生. 1967年 2月
경북대학교 사대 물리학과 졸업
(이학사). 1972年 2月 성균관대학
교 경영대학원 정보처리학과 졸
업(경제학석사). 1976年 2月 서울
대학교 대학원 전자공학과 졸업.

(공학석사). 1983年 2月 서울대학교 대학원 박사과정
수료(공학박사). 1977年 9月~1985年 2月 명지대학교
공과대학 전자공학과 부교수. 1985年 3月~현재 국민
대학교 공과대학 전자공학과 교수.

●

裴正二 (正會員) 第23卷 第2號 參照

현재 국방부 지휘통제통신국
운영과장



申宰浩(正會員)

1952年 8月 29日生. 1979年 2月
서울대학교 공과대학 전자공학과
졸업. 1982年 2月 서울대학교 대
학원 전자공학과 졸업, 공학석사
학위 취득. 1987年 2月 동 대학원
전자공학과 졸업, 공학석사 학위

취득. 1983年 3月~1988年 2月 명지대학교 공과대학
전자공학과 조교수. 1988年 3月~현재 동국대학교 공
과대학 전자공학과 부교수. 주관심분야는 디지털시
스템설계, 디지털신호처리기설계, VLSI 설계, 병렬
처리 등임.