

산란점 수 추정방법에 따른 표적의 길이 추정 Target Length Estimation of Target by Scattering Center Number Estimation Methods

이재인¹⁾ · 유종원²⁾ · 김남문³⁾ · 정광용⁴⁾ · 서동욱⁵⁾

Lee, Jae-In · Yoo, Jong-Won · Kim, Nammoon · Jung, Kwangyong · Seo, Dong-Wook

Abstract

In this paper, we introduce a method to improve the accuracy of the length estimation of targets using a radar. The HRRP (High Resolution Range Profile) obtained from a received radar signal represents the one-dimensional scattering characteristics of a target, and peaks of the HRRP means the scattering centers that strongly scatter electromagnetic waves. By using the extracted scattering centers, the downrange length of the target, which is the length in the RLOS (Radar Line of Sight), can be estimated, and the real length of the target should be estimated considering the angle between the target and the RLOS. In order to improve the accuracy of the length estimation, parametric estimation methods, which extract scattering centers more exactly than the method using the HRRP, can be used. The parametric estimation method is applied after the number of scattering centers is determined, and is thus greatly affected by the accuracy of the number of scattering centers. In this paper, in order to improve the accuracy of target length estimation, the number of scattering centers is estimated by using AIC (Akaike Information Criteria), MDL (Minimum Descriptive Length), and GLE (Gerschgorin Likelihood Estimators), which are the source number estimation methods based on information theoretic criteria. Using the ESPRIT algorithm as a parameter estimation method, a length estimation simulation was performed for simple target CAD models, and the GLE method represented excellent performance in estimating the number of scattering centers and estimating the target length.

Keywords : AIC (Akaike Information Criteria), MDL (Minimum Descriptive Length), GLE (Gerschgorin Likelihood Estimators), Scattering Center Extraction, Length Estimation, Source Number Estimation

초 록

본 논문에서는 레이더를 이용한 표적 길이 추정 정확도를 향상시키기 위한 방법에 관해 소개한다. 레이더 수신신호를 통해 만들어지는 고해상도 거리측면도(HRRP: High Resolution Range Profile)은 표적의 1차원적인 산란 특성을 나타내며, HRRP에서의 피크(peak)는 전자기파를 강하게 산란시키는 산란점(scattering center)을 의미한다. 추출된 산란점을 이용하여 레이더 가시선 방향(RLOS: Radar Line of Sight)의 길이인 표적 종방향 거리(downrange) 길이를 추정하며, 표적과 레이더 가시선 방향이 이루는 각도를 통해 표적의 실제 길이를 추정한다. 길이 추정의 정확도를 향상시키기 위해, HRRP를 이용하는 방법보다 정확하게 산란점을 추출하기 위한 방법인 매개변수 추정방법(parametric estimation method)을 이용할 수 있다. 매개변수 추정방법은 산란점 개수가 결정된 후에 적용되며, 따라서 산란점 개수 추정의 정확도에 크게 영향을 받는다. 본 논문에서는 레이더를 통한 표적 길이 추정 정확도를 향상시키기 위해, 정보 이론적 판단 기준에 바탕을 둔 신호원 수 추정방법인 AIC (Akaike Information Criteria), MDL (Minimum Descriptive Length), GLE (Gerschgorin Likelihood Estimators) 방법들을 이용하여 산란점 개수를 추정하였다. 매개변수 추정방법으로 ESPRIT 기법을 이용하여, 간단한 표적 캐드 모델에 대한 길이 추정 시뮬레이션을 수행하였으며, GLE 방법이 산란점 개수 추정과 표적 길이 추정에 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

핵심어 : 아카이케 정보기준, 최소묘사길이, 게르시고린 우도추정, 산란점 추출, 길이 추정

Received 2020. 10. 16, Revised 2020. 11. 13, Accepted 2020. 12. 18

1) Postdoctoral Researcher, Interdisciplinary Major of Maritime AI Convergence, Korea Maritime and Ocean University (KMOU) (E-mail: rhadodehfdl@gmail.com)

2) Professor, Dept. of Electrical Engineering, KAIST (E-mail: drjwyu67@kaist.ac.kr)

3) Senior Engineer, Dept. of Land Radar, Hanwha Systems (E-mail: nammoon.kim@hanwha.com)

4) Senior Engineer, Dept. of Land Radar, Hanwha Systems (E-mail: kwangyong.jung@hanwha.com)

5) Corresponding Author, Member, Associate Professor, Dept. of Radio Communication Engineering and Interdisciplinary Major of Maritime AI Convergence, Korea Maritime and Ocean University (KMOU) (E-mail: dwseo@kmoou.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

일반적으로 레이더는 표적으로부터 반사된 신호를 사용하여 표적 거리와 속도 정보를 획득하며, 추가적인 신호처리를 통하여 얻은 레이더 시그니처(signature)를 통하여 표적 식별에도 활용된다. 다양한 표적식별 방법 중 추정된 표적 길이는 표적을 다른 표적으로부터 식별하는데 활용될 수 있으며, 표적을 효율적으로 타격하기 위한 표적 타격점 식별에도 활용될 수 있다(Choi *et al.*, 2012; Jo *et al.*, 2013).

표적의 고해상도 거리측면도(HRRP: High Resolution Range Profile)는 수신된 레이더 신호에 푸리에 변환(Fourier transform)을 적용하여 획득할 수 있다. HRRP는 레이더 가시선 방향(RLOS: Radar's Line Of Sight)의 표적 산란 특성을 나타내며, HRRP에서의 amplitude는 전자기파가 산란되는 산란점(scattering center)의 위치에 의해 결정된다. HRRP로부터 산란점을 추출하고, 양 끝의 산란점 위치정보를 이용하여 레이더 가시선 방향의 길이인 표적 종방향 거리(downrange) 길이를 추정할 수 있다. 푸리에 변환을 통해 획득되는 HRRP는 레이더 대역폭에 따른 거리 해상도의 제한이 존재하며, 이를 통한 길이 추정 정확도가 저하되는 단점이 있다.

이런 문제점을 해결하기 위해, 높은 해상도에서 산란점을 추출하는 방법인 매개변수 추정방법(parametric estimation method)를 이용할 수 있다(Choi *et al.*, 2012). MUSIC기법과 ESPRIT기법이 대표적인 매개변수 추정방법들이며, 이는 산란점 개수를 알고 있다는 가정하에서 적용된다(Schmidt, 1986; Roy and Kailath, 1989). 산란점 추출에 매개변수 추정 방법을 사용할 경우, 일반적으로 레이더 수신신호의 공분산 행렬의 고유값(eigenvalue)에 임계값(threshold)을 적용하여 경험적으로 산란점의 개수를 추정하였다. 하지만 경험적인 산란점 개수 추정은 사용자에 따라, 표적 혹은 레이더 성능, 전파 환경에 따라 각각 다른 기준이 적용될 수 있으며, 결과에 대한 신뢰성을 확보하기 위해서는, 많은 시뮬레이션을 통해 정확도를 검증해야한다는 단점을 가진다.

한편, 입사신호의 도래방향 추정 분야에서는 신호원 수를 추정하기 위한 많은 연구가 진행되었다. 정보 이론적 판단 기준을 바탕으로 하는 방법들인 AIC (Akaike Information Criteria)(Akaike, 1974), MDL (Minimum Descriptive Length)(Rissanen, 1978), GLE (Gerschgorin Likelihood Estimators)(Wu *et al.*, 1995), GIC (Generalized Information Criterion)(Konishi and Kitagawa, 1996), 비부정 행렬 인수분해(nonnegative matrix factorization)(Yang *et al.*, 2016; Yang *et al.*, 2018), 잡음 레벨을 고려한 방법(Nadakuditi and

Edelman, 2008)들이 제안되었으며, 이외에도 무작위 행렬 이론(Random Matrix Theory)(Kritchman and Nadler, 2009), 자동화 차수 선택(automatic order selection)(Tan and Févotte, 2012), 심플렉스 분석(simplex analysis)(Laufer-Goldshtein *et al.*, 2018), 고차 텐서(higher-order tensor)(Xie *et al.*, 2019) 등의 방법들이 제안되었다. 본 논문에서는 산란점 개수 추정의 정확도를 향상시키기 위해, 기존의 도래방향 추정분야에서 사용된 신호원 개수 추정 방법들 중 가장 성공적이며 대중적인 판단 기준들인 AIC방법과 MDL방법, 그리고 이 두 방법을 변형시킨 GLE방법을 적용하고, 이를 통한 길이 추정 정확도를 분석한다. 표적 캐드 모델에 대한 길이 추정 시뮬레이션을 통해, 신호원 추정 방법들이 산란점 개수 추정에도 유효한지, 그리고 산란점 개수 추정에 가장 적합한 방법은 무엇인지 분석하도록 한다. 산란점을 추출하기 위한 매개변수 추정방법으로는 정확도에서 우수하다고 알려진 ESPRIT기법을 이용하도록 한다.

2. 1차원 산란점 추출을 통한 길이 추정

2.1 ESPRIT기법을 이용한 표적 길이 추정

Fig. 1과 같이 목표 타격을 위해 L 의 길이를 가진 표적이 \vec{v} 의 속도로 이동하고 있고, 표적과 레이더 가시선 방향 \vec{r} 이 θ 의 각도를 이룬다고 가정하였을 때, 표적 길이 추정은 Eq. (1)을 통해 이루어진다(Jo *et al.*, 2013).

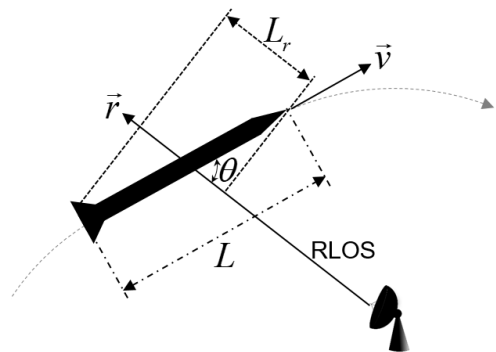


Fig. 1. Description of length estimation using radar

$$L = \frac{L_r}{\cos\theta} \tag{1}$$

where L is the real length of the target, L_r is the downrange length of the target in the RLOS, and θ is the angle between the target and the RLOS.

Eq. (1)에서 θ 각도는 레이더를 통해 획득한 표적의 위치 정보로 \vec{v} 방향을 추정하고, 두 벡터 \vec{v} 와 \vec{r} 가 이루는 각도를 계산함으로써 얻을 수 있다. 추정된 \vec{v} 방향에 오차가 포함될 수 있으며, 따라서 θ 에도 오차가 포함될 수 있다. 하지만 본 논문에서는 θ 각도 오차에 따른 길이 추정 오차를 배제하고, 산란점 개수 추정의 정확도에 집중하기 하고자, 정확한 θ 각도를 알고 있다고 가정한다. 레이더 수신신호를 통해 HRRP를 획득하고, 이를 통해 레이더 가시선 방향의 표적 downrange 길이 L_r 을 추정할 수 있으며, θ 각도와 Eq. (1)을 통해 표적 길이 L 을 추정한다. 표적 길이 추정은 매개변수 추정방법을 통해 높은 해상도에서 산란점을 추출하여 정확도를 향상시킬 수 있다(Roy and Kailath, 1989; Choi *et al.*, 2012). 본 논문에서는 매개변수 추정방법으로 ESPRIT기법을 사용하였으며, 이를 통해 산란점을 추출하는 과정은 Fig. 2로 간략히 표현된다.

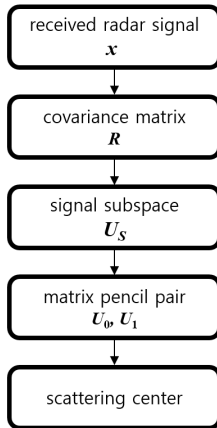


Fig. 2. Brief procedure of ESPRIT

ESPRIT기법은 수신신호에 대한 부공간분해(subspace decomposition)를 수행하여, 신호부공간(signal subspace)를 획득한 후, 신호부공간에 대한 matrix pencil pair를 통해 산란점을 추출하는 방법이다(Roy and Kailath, 1989; Hua and Sarkar 1990). 신호부공간은 수신신호로부터 공분산 행렬을 구하고, 이를 고유값분해(EVD: EigenValue Decomposition) 함으로써 획득할 수 있다. Fig. 3은 ESPRIT기법을 적용하여 고해상도에서 산란점을 추출한 예시이다. 양 끝의 산란점 위치를 통해 L_r 을 추정할 수 있으며, Eq. (1)를 통해 표적 길이 L 을 추정할 수 있다.

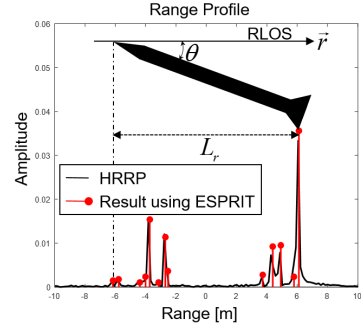


Fig. 3. Result of scattering center extraction using ESPRIT

일반적으로 공분산 행렬의 고유값에 임계값을 적용하여 경험적으로 산란점의 개수를 추정한 후, 산란점 개수에 따른 신호부공간의 정확도와 산란점 추출의 정확도에 직접적인 영향을 미친다. 본 논문에서는 산란점 개수 추정의 정확도를 향상시키기 위해 정보 이론적 판단 기준 방법들인 AIC방법, MDL방법, GLE방법을 이용하여 산란점의 개수를 추정하도록 한다.

2.2 AIC방법, MDL방법, GLE방법을 이용한 산란점 개수 추정

산란점의 개수를 p 개라고 가정할 때, 레이더를 통해 주파수 M 개에 대해 획득한 $M \times 1$ 수신신호 벡터 $\mathbf{x}(t)$ 는 Eq. (2)로 표현된다(Roy and Kailath, 1989).

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(\omega)\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad t = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

where $\mathbf{x}(t)$ is the $M \times 1$ received signal vector, $M \times p$ matrix $\mathbf{A}(\omega) = [\mathbf{a}(\omega_1) \mathbf{a}(\omega_2) \dots \mathbf{a}(\omega_p)]$, $\mathbf{a}(\omega_i)$ is the steering vector, N is the number of sampling, $\mathbf{s}(t)$ is the $p \times 1$ source signal vector, $\mathbf{n}(t)$ is the $M \times 1$ additive noise vector, and the noise is Gaussian white noise with zero-mean and variance σ_n^2 .

Eq. (2)에서 $\mathbf{a}(\omega_i)$ 는 i 번째 산란점이 수신신호 벡터 $\mathbf{x}(t)$ 에 미치는 위상 기여분을 의미하며, $\mathbf{s}(t)$ 은 p 개 산란점들의 크기를 나타내는 벡터이다. 레이더 수신신호에 대한 공분산행렬은 고유값분해를 통해 Eq. (3)과 같이 고유값과 고유벡터로 표현된다.

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t)] = \mathbf{A}(\omega)\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \sigma_n^2\mathbf{I} = \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^H \quad (3)$$

where \mathbf{R} is the covariance matrix of $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{R}_S = \mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t)^H$, \mathbf{u}_i is the eigenvector of \mathbf{R} , λ_i is the eigenvalue of \mathbf{R} , $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_M]$, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M]$ is a diagonal matrix, and subscript H is complex conjugate and transpose.

p 개의 산란점이 존재할 때, $\mathbf{A}(\omega)$ 는 서로 독립적인 p 개의 steering vector로 이루어진다. 그리고 p 개의 steering vector가 존재하는 공간을 신호부공간이라하며, 공분산행렬의 고유벡터를 통해 신호부공간을 정의할 수 있다(Roy and Kailath, 1989; Hua and Sarkar 1990). 이 때 신호부공간을 이루는 고유벡터에 대응하는 고유값은 잡음보다 큰 값을 가지며, 따라서 공분산행렬의 고유값 λ_i 는 Eq. (4)의 특성을 가진다.

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq \lambda_{p+1} = \dots = \lambda_M = \sigma_n^2 \quad (4)$$

앞의 p 개의 고유값은 신호부공간의 고유값이며, 이에 대응되는 고유벡터는 신호 부공간을 정의하는 고유벡터이다. 나머지 $M-p$ 개의 고유벡터들은 잡음 부공간을 정의한다(Eq. (5)).

$$\begin{aligned} \mathbf{U}_S &= [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p] \\ \mathbf{U}_N &= [\mathbf{u}_{p+1}, \mathbf{u}_{p+2}, \dots, \mathbf{u}_M] \end{aligned} \quad (5)$$

where \mathbf{U}_S is the signal subspace, and \mathbf{U}_N is the noise subspace.

Eq. (4)로부터 가장 작은 $M-p$ 개의 고유값이 σ_n^2 이 되며, 이로부터 신호원의 수를 결정할 수 있다. 하지만, 실제로는 유한한 크기의 표본으로부터 공분산행렬을 추정한다. 따라서 고유값은 Eq. (4)의 특성을 가지지 못하며, Eq.(6)의 특성을 가지게 된다.

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq \lambda_{p+1} \geq \dots \geq \lambda_M \quad (6)$$

Eq. (6)과 같은 특성으로 인해 고유값들로부터 신호원 수를 결정하기란 어려우며, 이러한 문제를 해결하기 위해, 정보이론적 판단 기준 방법들이 제안되었다. AIC방법은 최대 우도함수를 바탕으로 최적의 신호원 수를 추정하는 방법이며, MDL방법 또한 최대 우도함수에 바탕을 두고 있으나, AIC방법과는 달리 베이시안 확률(Bayesian Probability)의 관점에서 최적의 신호원 수를 추정하는 방법이다.

수신신호 벡터 $\mathbf{x}(t_1), \dots, \mathbf{x}(t_N)$ 이 평균 0을 가지는 독립적인 복소정상확률벡터이며, k 개의 신호원이 존재한다고 가정하면, 대수우도함수는 Eq. (7)로 표현된다.

$$\Psi_M(k) = -N \log[\det \mathbf{R}^{(k)}] - \text{tr}[(\mathbf{R}^{(k)})^{-1} \hat{\mathbf{R}}] \quad (7)$$

where $\Psi_L(k)$ is the log-likelihood function, $\mathbf{R}^{(k)}$ denotes the true covariance matrix if k sources exist, and $\hat{\mathbf{R}}$ represents the covariance matrix estimated from N data snapshots.

Wax and Kailath(1985)에서의 유도과정을 통해, $\Psi_M(k)$ 는 Eq. (8)로 근사된다.

$$\Psi_M(k) = N(M-k) \log \left[\frac{\alpha_M(k)}{\beta_M(k)} \right] \quad (8)$$

$$\text{where } \alpha_M(k) = \left(\prod_{i=k+1}^M \lambda_i \right)^{1/(M-k)} \text{ and } \beta_M(k) = \frac{1}{M-k} \sum_{i=k+1}^M \lambda_i.$$

AIC방법과 MDL방법은 위의 대수우도함수 $\Psi_M(k)$ 와 벌칙함수(penalty function)의 결합으로 각각 Eq. (9)와 Eq. (10)으로 표현된다(Wax and Kailath, 1985).

$$\text{AIC}(k) = -\Psi_M(k) + k(2M-k) \quad (9)$$

$$\text{MDL}(k) = -\Psi_M(k) + \frac{1}{2}k(2M-k) \log N \quad (10)$$

AIC방법과 MDL방법의 벌칙함수는 각각 $k(2M-k)$ 과 $\frac{1}{2}k(2M-k) \log N$ 이며, Eq. (9)과 Eq. (10)의 값을 최소화하는 k 값을 신호원의 개수로 추정하게 된다. MDL방법은 베이시안 확률의 관점에서 신호원 수를 추정하기 때문에, 표본 개수 N 이 벌칙함수의 변수에 포함되는 것을 확인할 수 있다. 때문에 표본 개수 N 이 충분히 클 때, MDL방법이 AIC방법에 비해 강한 벌칙함수를 가지게 된다. GLE방법은 AIC방법과 MDL방법에 게르시고린 반경(Gerschgorin radii)을 적용하여 변형시킨 방법이다. 본 논문에서는 GLE방법 중 하나인 GMDL (Gerschgorin Minimum Description Length)방법을 통해 GLE방법의 성능을 분석하도록 한다(Wu *et al.*, 1995). GLE방법을 적용하기 위해서는 게르시고린 반경을 구해야하며, 이를 위해 공분산행렬을 Eq. (11)로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1M} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{M1} & r_{M2} & \dots & r_{MM} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_1 & \mathbf{r} \\ \mathbf{r}^H & r_{MM} \end{pmatrix} \quad (11)$$

where \mathbf{R}_1 is the $(M-1) \times (M-1)$ leading principal submatrix of \mathbf{R} .

\mathbf{R}_1 의 고유벡터를 통해 유니타리 변환행렬을 Eq. (12)로 정의한다.

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \mathbf{Q}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{1} \end{pmatrix} \quad (12)$$

where \mathbf{Q} is the unitary transformation matrix, $\mathbf{Q}_1 = [\mathbf{u}'_1, \mathbf{u}'_2 \cdots, \mathbf{u}'_{M-1}]$, and $\mathbf{u}'_i (i = 1, 2, \dots, M-1)$ is eigenvectors of \mathbf{R}_1 .

\mathbf{Q} 를 통해 변형된 공분산행렬은 Eq. (13)과 같다.

$$\mathbf{S} = \mathbf{Q}^H \mathbf{R} \mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \lambda'_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & \rho_1 \\ 0 & \lambda'_2 & 0 & \cdots & 0 & \rho_2 \\ 0 & 0 & \lambda'_3 & \cdots & 0 & \rho_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda'_{M-1} & \rho_{M-1} \\ \rho_1^* & \rho_2^* & \rho_3^* & \cdots & \rho_{M-1}^* & r_{MM} \end{pmatrix} \quad (13)$$

where \mathbf{S} is the transformed covariance matrix and $\rho_i (i = 1, 2, \dots, M-1)$ is Gerschgorin radii, and $\lambda'_i (\lambda'_1 \geq \lambda'_2 \geq \cdots \geq \lambda'_p \geq \lambda'_{p+1} \geq \cdots \geq \lambda'_{M-1})$ are eigenvalues of \mathbf{R}_1 .

게르시고린 반경 ρ_i 는 Eq. (14)를 통해 계산된다.

$$\rho_i = \mathbf{u}'_i{}^H \mathbf{A}_i \mathbf{R}_i \mathbf{b}_i^* = \mathbf{u}'_i{}^H \mathbf{r} \quad (14)$$

where, \mathbf{b}_i represents i -th row of \mathbf{A} , $\mathbf{A}_i = [\mathbf{b}_i \mathbf{b}_2 \cdots \mathbf{b}_{M-1}]^T$, and \mathbf{r} is used at Eq. (11).

GMDL방법은 게르시고린 반경을 고려한 대수우도함수와 벌칙함수의 결합으로 Eq. (15)로 표현된다(Wu, 1999; Jiao et al., 2011).

$$\text{GMDL}(k) = -N(M-1-k) \log \left[\frac{\alpha'_{M-1}(k)}{\beta'_{M-1}(k)} \right] + N \log \left(r_{MM} - \sum_{i=1}^k \frac{|\rho_i|^2}{\lambda'_i} \right) + \frac{1}{2} k(2M+3k) \log N \quad (15)$$

$$\text{where } \alpha'_{M-1}(k) = \left(\prod_{i=k+1}^{M-1} \lambda'_i \right)^{1/(M-1-k)} \text{ and } \beta'_{M-1}(k) = \frac{1}{M-1-k} \sum_{i=k+1}^{M-1} \lambda'_i.$$

GMDL방법은 Eq. (15)를 최소화하는 k 값을 신호원의 개수로 추정한다. 기존의 MDL방법과는 다르게 게르시고린 반경이 수식에 포함되며, 벌칙함수가 강화된 것을 확인할 수 있다. AIC방법, MDL방법, GMDL방법의 가장 큰 차이는 벌칙함수이며, 표본 N 이 충분히 클 때, GMDL방법의 벌칙함수가 가장 강하고, AIC방법의 벌칙함수가 가장 약하다. 이러한 특성이 산란점 개수 추정에 어떠한 영향을 미치는지 다음 장에서 시뮬레이션을 통해 확인하도록 한다.

3. 시뮬레이션 결과 및 분석

이 장에서는 간단한 형태의 표적 캐드를 기반으로 길이 추정 시뮬레이션을 수행하고, 산란점 개수 추정 방법들에 대한 성능을 분석한다. 시뮬레이션에 사용된 캐드 모델은 Fig. 4에 나타난 모델1과 모델2이며, Table 1에 정리된 시뮬레이션 조건인 중심 주파수 9.5GHz, 대역폭 1GHz, 주파수 간격 2MHz인 계단 칩 파형(stepped chirp waveform)에 대한 레이더 수신신호를 사용하였다. 레이더 수신신호는 전자석 해석 툴인 FEKO의 물리 광학법(PO: Physical Optics)으로 시뮬레이션하였으며, AIC방법, MDL방법, GLE방법을 통해 산란점 개수를 추정하였다. 그리고 추정된 산란점 개수를 기반으로 ESPRIT기법을 적용하여 길이 추정을 수행하였다.

Table 1. Simulation conditions for received radar signals

| Condition | Model1 | Model2 |
|---------------------------|-------------------------|------------|
| Material | PEC | |
| Wing | No wing | Four wings |
| Center frequency | 9.5 GHz | |
| Bandwidth | 1 GHz | |
| Frequency step | 2 MHz | |
| Range resolution | 0.15 m | |
| Maximum unambiguous range | 75 m | |
| Mesh size | 3.39 mm ($\lambda/8$) | |

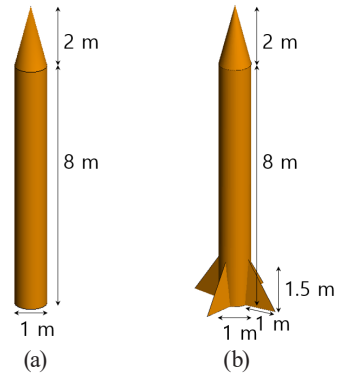


Fig. 4. Simple target CAD models: (a) Model1 and (b) Model2

먼저, 모델1에 대한 길이 추정을 수행하였다. 모델1은 지름 1m, 높이 8m의 원통에 높이 2m의 원뿔을 쌓은 간단한 형태의 모델이다. Fig. 5는 무잡음 레이더 수신신호에 대한 길이 추

정 결과를 나타낸다. 그림의 가로축은 Fig. 1에서 나타낸 표적과 레이더 가시선 방향의 각도인 θ 각도를 의미하며, 0도부터 89도까지 1도 간격으로 길이 추정한 결과를 나타내었다.

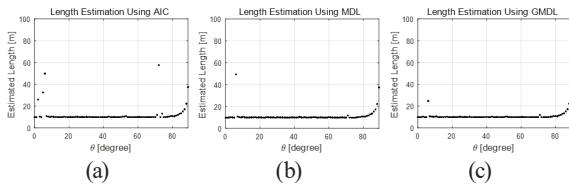


Fig. 5. Results of length estimation for Model1 at noise free: (a) Using AIC, (b) MDL, and (c) GMDL

Fig. 5의 결과를 살펴보면, 산란점 개수 추정 방법에 관계없이 θ 각도가 약 75도 이상일 경우, 표적의 길이를 과대 추정한다. 이는 표적이 두께가 얇은 평판이 아닌, 일정한 두께를 가진 표적이기 때문에 발생하는 현상이다. Fig. 3과같이 모델1을 2차원적으로 보았을 때, 직사각형과 삼각형의 조합으로 표현될 수 있다. 광선이 왼쪽에서 입사한다고 가정하였을 때, 삼각형의 왼쪽 모서리와 직사각형의 왼쪽 모서리에 산란점들이 분포하게 된다. 따라서 표적의 두께로 인한 오차가 길이 추정에 포함되며, 이는 θ 각도가 커질 때 가시적으로 드러나게 된다. Fig. 5의 결과는 제한하는 방법이 1m의 두께를 가진 표적 표적에 대해 75도 이하의 θ 각도에서만 적용될 수 있음을 의미한다. θ 각도가 75도 이하인 경우, 대부분의 θ 각도에서 모델1의 실제 길이인 10m에 가깝게 길이를 추정한다. AIC방법을 이용한 경우, 6개의 각도에서 길이를 과대 추정하며, 반면에 MDL방법과 GMDL방법을 이용한 경우, 2개의 각도에서 길이를 과대 추정하는 것을 확인할 수 있다. 이는 AIC방법보다 MDL방법과 GMDL방법이 길이 추정에 더 적합함을 의미한다.

Fig. 6은 무잡음 레이더 수신신호에 AWGN (Additive White Gaussian Noise)를 부가하여, 잡음이 존재할 경우, 모델1에 대한 길이 추정 결과를 나타낸다. 신호대잡음비(SNR: Signal to Noise Ratio)는 고해상도 ISAR 영상 논문에서 일반적으로 활용되는 범위내의 값인 20dB로 정하였다(Odendaal *et al.*, 1994; Kim and Myung, 2018; Liu *et al.*, 2019; Ji *et al.*, 2020). 잡음에 대한 산란점 개수 추정 및 길이 추정 성능을 분석하기 위해, 몬테카를로 방법으로 길이 추정을 200회 수행한 결과이며, 각각의 θ 각도마다 200회의 길이 추정 결과를 나타낸다.

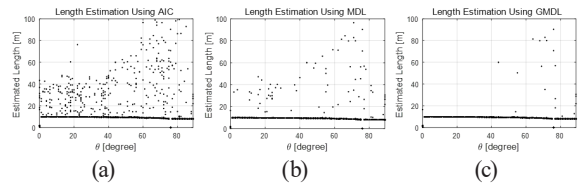


Fig. 6. Results of length estimation for Model1 at SNR = 20 dB: (a) Using AIC, (b) MDL, and (c) GMDL

Fig. 6의 결과를 보면, 잡음이 존재할 경우에는 75도 이상의 θ 각도에서도 길이가 과대 추정되지 않고, 약 8m로 길이추정이 되는 것을 확인할 수 있다. 이는 잡음이 존재할 때, 75도 이상의 θ 각도에서 삼각형 모서리 부분의 산란점들이 잡음에 의해 보이지 않게 되는 것을 의미하며, 최종적으로 직사각형의 한쪽 모서리에서만 산란점이 추출된다. 이로 인해 두께로 인한 오차가 포함되지 않게 되어, 원통 높이인 8m로 길이 추정이 되는 것을 확인할 수 있다. 따라서 Model1의 경우 8m에서 10m로 길이추정이 수행될 수 있음을 알 수 있다. 하지만 75도 이하의 각도에서 10m로, 75도 이상의 각도에서 8m로 정확하게 길이 추정이 수행되지는 않는다. 75도 이하에서는 표적의 두께로 인한 오차가 작지만 존재하며, 따라서 10m보다 약간 큰 값으로 길이 추정이 수행될 수 있다. 75도 이상에서는 산란점이 원통의 양끝에 정확하게 위치하지 않아, 8m보다 약간 작은 값으로 길이 추정이 수행될 수 있다. 이는 잘못된 산란점 개수 추정으로 인한 오차가 아니라, 표적의 산란특성으로 인한 오차이기 때문에, 산란점 개수 추정의 정확도 판별을 위해서는 이러한 길이 오차를 허용하여야 한다. 따라서 0.5m의 허용 오차를 두어, 10.5m 이상으로 길이를 추정할 경우 과대 추정으로 7.5m 이하로 길이를 추정할 경우 과소 추정으로 가정한다면, AIC방법을 이용한 경우에 θ 각도마다 표적의 길이를 과대 추정하는 횟수가 많으며(Fig. 6(a)), MDL방법을 이용한 경우에도 과대 추정하는 횟수가 적지 않다(Fig. 6(b)). 반면에 GMDL방법을 이용한 경우에는 표적의 길이를 과대 추정하는 횟수가 매우 적다(Fig. 6(c)). 이는 잡음이 존재할 때, GMDL방법이 가장 높은 정확도로 산란점의 개수를 추정할 수 있다는 것을 의미한다. 표적 길이 과대 추정 횟수 및 과소 추정 횟수를 정량적으로 표현하기 위해, 표적의 길이를 7.5m에서 10.5m로 추정할 확률을 Fig. 7에 나타낸다.

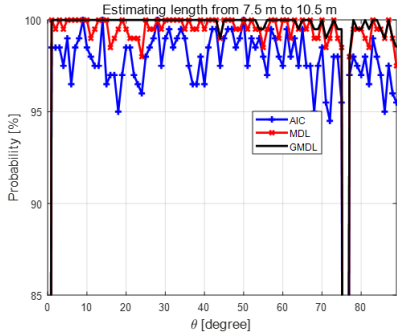


Fig. 7. Probability of estimating length from 7.5 m to 10.5 m for Model1

AIC방법이 전체적으로 가장 낮은 확률을 가지며, MDL방법은 AIC 방법보다 높은 확률을 가지나 GMDL보다 낮은 확률을 가진다. GMDL방법은 가장 높은 확률을 가지며, 과소 추정이 발생하는 0도와 76도를 제외한 대부분의 θ 각도에서 99% 이상의 확률로 표적의 길이를 7.5m에서 10.5m로 추정함을 확인할 수 있다. 이는 산란점 개수 추정에 GMDL방법이 가장 적합함을 의미한다.

다음으로, 모델2에 대한 길이 추정 결과를 살펴보도록 한다. 모델2는 모델1에 밀변 1m, 높이 1.5m의 삼각형 날개를 4개 추가한 모델이다. Fig. 8은 무잡음 레이더 수신신호에 대한 길이 추정 결과를 나타낸다.

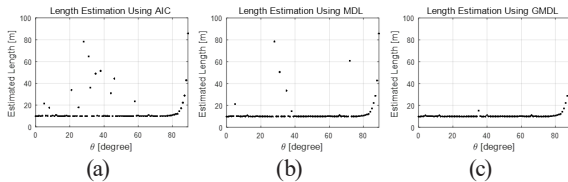


Fig. 8. Results of length estimation for Model2 at noise free: (a) Using AIC, (b) MDL, and (c) GMDL

Fig. 8의 결과를 살펴보면, 모델1의 경우와 마찬가지로, 산란점 개수 추정 방법에 관계없이 θ 각도가 약 75도 이상일 경우, 표적의 길이를 과대 추정한다. θ 각도가 75도 이하인 경우, 대부분의 θ 각도에서 모델2의 실제 길이인 10m에 가깝게 길이를 추정한다. AIC방법을 이용한 경우, 13개의 각도에서 길이를 과대 추정하며, MDL방법은 6개의 각도에서 길이를 과대 추정한다(Figs. 8(a) and (b)). 반면에 GMDL방법을 이용한 경우, 1개의 각도에서만 표적의 길이를 과대 추정함을 확인할 수 있다(Fig. 8(c)). 또한 추가된 날개 형상으로 인해 AIC방법과 MDL방법이 과대 추정하는 횟수가 증가함을 확인할 수 있다.

Fig. 9은 레이더 수신신호의 신호대잡음비가 20dB일 때, 모델2에 대한 길이 추정 결과를 나타낸다. 잡음에 대한 산란점 개수 추정 및 길이 추정 성능을 분석하기 위해, 몬테카를로 방법으로 길이 추정을 200회 수행한 결과이며, 각각의 θ 각도마다 200회의 길이 추정 결과를 나타낸다.

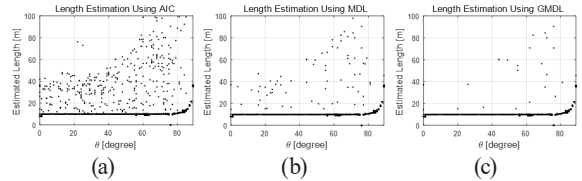


Fig. 9. Results of length estimation for Model2 at SNR = 20 dB: (a) Using AIC, (b) MDL, and (c) GMDL

Fig. 9의 결과를 보면, 모델1의 결과와는 다르게 약 75도 이상의 θ 각도에서 길이를 과대 추정함을 확인할 수 있다. 이는 모델2에 추가된 날개 형상에서 산란점이 추출되어 두께로 인한 오차가 발생함을 의미한다. Eq. (1)에서 θ 각도가 90도에 가까워질수록 $1/\cos\theta$ 값이 커지며, 두께로 인해 L_r 에 오차가 포함된 경우, 그 두께가 작은 값일지라도 추정 길이 L 에서 큰 오차로 나타나는 것을 확인할 수 있다.

AIC방법을 이용한 경우에 θ 각도마다 표적의 길이를 과대 추정하는 횟수가 많으며(Fig. 9(a)), MDL방법을 이용한 경우에도 과대 추정하는 횟수가 적지 않다(Fig. 9(b)). 반면에 GMDL방법을 이용한 경우에는 표적의 길이를 과대 추정하는 횟수가 매우 적다(Fig. 9(c)). 이를 정량적으로 표현하기 위해 표적의 길이를 7.5m에서 10.5m로 추정할 확률을 Fig. 10에 나타내었다.

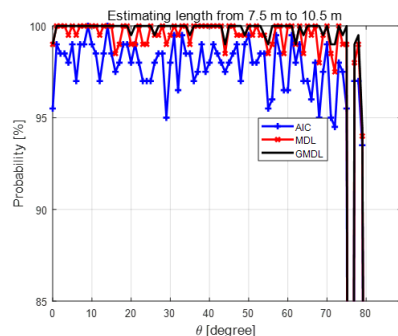


Fig. 10. Probability of estimating length from 7.5 m to 10.5 m for Model2

Fig. 10의 결과를 보면, 모델1의 결과와 마찬가지로 GMDL 방법은 가장 높은 확률을 가지며, 75도 이하의 θ 각도에서

99% 이상의 확률로 표적의 길이를 7.5m에서 10.5m로 추정함을 확인할 수 있다. 이는 산란점 개수 추정에서 GMDL의 성능이 가장 뛰어난을 의미한다. 일반적인 표적의 경우, 모델2와 같이 75도 이상의 θ 각도에서 두께로 인한 오차를 가지기 때문에, 제안하는 방법이 75도 이하에서 유효함을 확인할 수 있다.

두 표적 캐드 모델의 결과를 통해 AIC방법과 MDL방법은 산란점의 개수를 과대 추정하는 경우가 빈번하게 발생하게 되며, 이는 산란점을 이용한 표적의 길이추정에 악영향을 미친다는 것을 확인하였다. 그리고 AIC방법과 MDL방법보다 강한 벌칙함수를 가지는 GLE방법이 산란점 개수 추정에 더 적합하며, GLE방법 중 하나인 GMDL방법의 결과를 통해 이를 검증하였다. 또한, 제안하는 표적 길이 추정 방법이 θ 각도가 약 75도 이하일 때 유효함을 확인하였다. θ 각도가 75도 이상인 경우는 표적 발사 초기단계이며, 그 이하의 각도에서 대부분의 표적 탐색, 식별 및 추적이 이루어진다. 이는 제안하는 방법이 표적 식별 단계에서 활용될 수 있음을 의미한다.

4. 요약 및 결론

본 논문에서는 매개변수 추정방법을 이용한 표적 길이 추정의 정확도를 향상시키기 위해, 정보 이론적 판단 기준에 바탕을 둔 AIC방법, MDL방법, GLE방법을 이용하여 산란점의 개수를 추정하였다. 두 개의 표적 캐드 모델에 대한 시뮬레이션을 통해 각 방법의 성능을 비교, 분석하였다. 무잡음 레이더 수신신호에 대한 길이 추정 결과에서 AIC방법과 MDL방법은 표적의 길이를 과대 추정하는 경우가 빈번히 발생하는 것을 확인하였으며, 반면에 GLE방법은 표적의 길이를 정확하게 추정하는 것을 확인하였다. 잡음이 포함된 수신신호에 대해서도 AIC방법과 MDL방법보다 GLE방법이 더 정확하게 표적의 길이를 추정하는 것을 검증하였다. 이를 통해 GLE방법이 표적의 산란점 개수 추정에 더 적합하며, GLE방법을 통해서 표적 길이 추정의 정확도를 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 본 연구는 2차원 산란점 추출을 통한 2차원 길이 추정으로 확장될 수 있으며, 실외 표적뿐만 아니라, 실내 표적에 대한 길이 추정에 적용되어 실내측량에도 활용될 수 있다.

감사의 글

이 논문은 2019년도 한화시스템(주)의 재원을 지원 받아 수행된 연구임.

References

- Akaike, H. (1974), A new look at the statistical model identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 19, No. 6, pp. 716-723.
- Choi, G.G., Han, S.K., Jo, H.J., Kim, H.T., Kim, K.T., Song, S.C., and Na, Y.J. (2012), A study on signal processing of ballistic missile warhead discrimination using ESPRIT in millimeter-Wave(Ka-band) seeker, *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, Vol. 23, No. 2, pp. 266-269. (in Korean with English abstract)
- Hua, Y. and Sarkar, T.K. (1990), Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped/undamped sinusoids in noise, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 38, No. 5, pp. 814-824.
- Ji, B., Zhao, B., Wang, Y., Xu, R., and Yeo, T. S. (2020), Novel sparse apertures ISAR imaging algorithm via the TLS-ESPRIT technique, *IET Radar, Sonar & Navigation*, Vol. 14, No. 6, pp. 852-859.
- Jiao, Y., Huang, J., He, C., and Wang, J. (2011), Source number estimator using the peak-to-average power ratio modified by Gerschgorin radii, *2011 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)*, IEEE, 14-16 September, Xi'an, China, pp. 1-5.
- Jo, H.J., Choi, G.G., Han, S.K., Kim, K.T., and Song, S.C. (2013), A study on signal processing of the length estimation of missile target using RELAX, *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, Vol. 24, No. 3, pp. 292-298. (in Korean with English abstract)
- Kim, H. and Myung, N. H. (2018), ISAR imaging method of radar target with short-term observation based on ESPRIT, *Journal of Electromagnetic Waves and applications*, Vol. 32, No. 8, pp. 1040-1051.
- Konishi, S. and Kitagawa, G. (1996), Generalised information criteria in model selection, *Biometrika*, Vol. 83, No. 4, pp. 875-890.
- Kritchman, S. and Nadler, B. (2009), Non-parametric detection of the number of signals: Hypothesis testing and random matrix theory, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 57, No. 10, pp 3930-3941.

- Laufer-Goldshtein, B., Talmon, R., and Gannot, S. (2018), Source counting and separation based on simplex analysis, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 66, No. 24, pp. 6458-6473.
- Liu, Q., Liu, A., Wang, Y., and Li, H. (2019), A super-resolution sparse aperture ISAR sensors imaging algorithm via the MUSIC technique, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 57, No. 9, pp. 7119-7134.
- Nadakuditi, R.R. and Edelman, A. (2008), Sample eigenvalue based detection of high-dimensional signals in white noise using relatively few samples, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 56, No. 7, pp. 2625-2638.
- Odendaal, J.W., Barnard, E., and Pistorius, C.W.I. (1994), Two-dimensional superresolution radar imaging using the MUSIC algorithm, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 42, No. 10, pp. 1386-1391.
- Roy, R. and Kailath, T. (1989), ESPRIT—estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 37, No. 7, pp. 984-995.
- Rissanen, J. (1978), Modeling by shortest data description, *Automatica*, Vol. 14, No. 5, pp. 465-471.
- Schmidt, R. (1986), Multiple emitter location and signal parameter estimation, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 34, No. 3, pp. 276-280.
- Tan, V.Y. and Févotte, C. (2012), Automatic relevance determination in nonnegative matrix factorization with the/spl beta/-divergence, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 35, No.7, pp. 1592-1605.
- Wax, M. and Kailath, T. (1985), Detection of signals by information theoretic criteria, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 33, No. 2, pp. 387-392.
- Wu, H.T. (1999), Source number estimators using Gerschgorin radii, *Proceedings of IEEE. IEEE Region 10 Conference. TENCON 99. 'Multimedia Technology for Asia-Pacific Information Infrastructure' (Cat. No.99CH37030)*, IEEE, 15-17 September, Cheju Island, South Korea, pp. 1331-1334.
- Wu, H.T., Yang, J.F., and Chen, F.K. (1995), Source number estimators using transformed Gerschgorin radii, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 43, No. 6, pp. 1325-1333.
- Xie, Y., Xie, K., and Xie, S. (2019), Source number estimation and effective channel order determination based on higher-order tensors, *Circuits, Systems, and Signal Processing*, Vol. 38, No. 11, pp. 5393-5408.
- Yang, Z., Xiang, Y., Xie, K., and Lai, Y. (2016), Adaptive method for nonsmooth nonnegative matrix factorization, *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, Vol. 28, No. 4, pp. 948-960.
- Yang, Z., Zhang, Y., Xiang, Y., Yan, W., and Xie, S. (2018), Non-negative matrix factorization with dual constraints for image clustering, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*.