

정합-표적모델 역산을 이용한 기동 표적의 위치 추정

Matched-target Model Inversion for the Position Estimation of Moving Targets

장 덕 홍*, 박 흥 배**, 김 성 일*, 류 존 하*, 김 광 태*
(Duk-Hong Chang*, Hong-Bae Park**, Seongil Kim*, Jon-Ha Ryu*, Gwang-Tae Kim*)

*국방과학연구소, **경북대학교 전자전기컴퓨터학부

(접수일자: 2003년 7월 18일; 수정일자: 2003년 8월 29일; 채택일자: 2003년 9월 4일)

수동 소나를 이용하여 기동 표적의 위치를 추정하는 정합-표적모델 역산 기법을 개발하였다. 본 기법은 수중음향학 분야에서 널리 사용되는 정합장 역산 방법을 이용하여 관측으로부터 얻어지는 방위와 주파수를 표적모델에 의해 계산되는 값과 정합시킴으로써 표적의 위치를 파악한다. 효율성과 정확성을 향상시키기 위하여 변수의 탐색 방식은 혼성 최적화 기법을 이용하였는데 일차적으로 광역 최적화 기법으로 알려진 유전자 기법이나 모사 담금질 기법을 적용한 후 단순 비탈 국부 최적화 기법을 순차적으로 적용하였다. 제안 기법의 성능 검증에 위하여 3가지의 기동 시나리오에 대하여 시뮬레이션을 실시하였다. 검증 결과 가우시안 확률분포를 갖는 측정오차가 5 σ 를 가지는 경우에도 견실한 수렴을 보여주었으며 계산 시간면에서도 실용적인 것으로 밝혀졌다.

핵심용어: 표적기동분석, 광역 및 국부 최적화, 정합장 역산, 정합-표적모델 역산

투고분야: 수중음향 분야 (5.5, 5.6)

A matched-target model inversion method was developed for a passive sonar to estimate the position of moving targets. Based on the well known matched-field processing in underwater acoustics, the method finds target position by matching the measured target directions and frequencies with the corresponding values of the proposed target model. For the efficient and accurate estimations, the parameter searching was accomplished using a hybrid optimizing method, which first starts with a global optimization such as generic algorithm or simulated annealing then applies a local optimization of a simple down hill algorithm. The suggested method was testified using simulations for three different moving scenarios. The simulation results showed that the method is robust in convergence, even under the situation of over 5 times standard deviation of Gaussian distribution of measured error, and is practical in calculation time as well.

Keywords: Target motion analysis, Global and local optimization, Matched-field inversion, Matched-target model inversion

ASK subject classification: Underwater acoustics (5.5, 5.6)

I. 서론

표적의 기동 분석(target motion analysis)은 소나로부터 획득한 표적의 방위나 주파수를 이용하여 표적 변수 즉, 위치를 추정하는 것을 말한다. 수동 소나인 예인형 선배열 소나의 경우 구조적으로 표적에 대한 좌우 구분이 불명확하고 실시간으로 선배열에 대한 형상 추정

에서 발생하는 오차는 기동 표적의 변수 추정에 큰 영향을 미치게 된다.

표적의 기동 분석 문제는 근본적으로 비선형 문제이므로 최적 필터가 존재하지 않는다. 일반적으로 근사적 선형 시스템을 가정하는데, 보편화되어 있는 확장 칼만 필터(extended Kalman filter, EKF) 기법[1]은 상태변수 추정시 예상치 못한 발산 현상의 단점을 갖고 있고, 이를 보완한 의사 측정 필터(pseudomeasurement filter, PMF) 기법[2]은 바이어스 수렴성에 취약성을 내포하고 있다. 최근에는 PMF의 단점을 보완하기 위하여 비선형

책임저자: 장덕홍 (dhchang@add.re.kr)

645-600 진해 우체국 사서함 18호

국방과학연구소

(전화: 055-540-6223, 6163; 팩스: 055-542-3737)

함수를 전반적인 선형화가 가능하도록 필터 이득을 수정하여 추정값의 안정성과 수렴성을 향상시킨 수정이득 확장 칼만 필터(modified gain EKF, MGEKF) 기법[3]이 개발되었다. 이러한 기법들은 추정 필터의 안정성과 수렴시간 단축을 위하여 표적의 초기 상태변수를 구하는 일괄 추정(batch estimation) 알고리즘이나 이의 초기값을 이용하여 표적 측정값을 얻어질 때마다 추정값을 갱신하는 순차 추정(sequential estimation) 알고리즘을 주로 사용한다[4].

이러한 일련의 방법들은 최적의 표적 기동 분석을 위하여 수동 소나의 엄격한 직선 기동을 요구하거나 확실한 관측성을 확보하기 위하여 수 차례 이상의 변침 혹은 변속을 요구하고 있다. 특히, 표적의 방위나 도플러 주파수에 대한 자료 획득이 간헐적으로 끊어지는 경우에는 기동 표적에 대한 위치 추정에 많은 어려움이 존재하게 된다. 보통 예인형 수동 선배열 소나를 이용하여 표적의 위치 추정을 하는 경우에는 대개 1시간 정도의 엄격한 기동 조건을 요구하는데 해상에서의 환경조건과 늘어나는 해상 교통량으로 볼 때 많은 어려움이 있으며, 특히 신속을 요하는 작전 상황의 경우 현실성이 결여된다.

근래에는 새로운 표적 위치 추정 방법으로 2차원 주파수-방위 스펙트럼(frequency-azimuth, FRAZ) 정보를 이용하여 시공간축 상에서 탐지된 잠재적 표적정보를 스펙트럼 전력(spectrum power)으로 누적하여 최대값을 구하는 시공간 적분법(space-time integration)[5,6]이 소개되고 있다. 또 다른 표적의 위치 추정 방법으로 정합장 처리(matched-field processing) 기법[7,8,9]이 활발히 연구되고 있다. 정합장 처리는 해양 도파관에서 음장(acoustic field)의 공간적인 복잡성을 이용하여 표적의 거리 및 심도를 추정하는 방법으로 빔형성 기법을 공간적으로 일반화시킨 것으로 생각할 수 있다. 정합장 처리 기법은 정확한 음장 계산을 위하여 환경조건을 충분히 알아야 한다. 최근에는 역으로 음장 수치모델과 광역 최적화(global optimization) 기법을 이용하여 음향 물리 환경 인자를 산출하는 정합장 역산(matched-field inversion) 기법[10-15]이 개발되었다.

본 논문에서는 정합장 역산 기법의 장점을 이용하여 표적의 기동 분석 문제를 해결하는 정합-표적모델 역산 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 기존의 2차원 평면의 표적모델을 사용하였으며 역산에 많이 사용되는 광역 최적화 기법을 표적의 기동분석에 도입함으로써 표적에 대한 관측성이 최소로 유지되는 경우에도 견실한 수렴성을 보장한다. 또한 표적 방위뿐만 아니라 표적의 위치 추

정에 다중 주파수 성분을 추가하여 정확성을 향상시켰다. 이러한 방법은 정합장처리에서 사용하는 비상관 평균처리(incoherent average processing) 기법[16]으로 표적 위치 추정에 좋은 결과를 보이고 있다. 제안된 기법의 검증을 위하여 기존 알고리즘 분석[1-6, 18]에서 종종 발산하는 다중 표적에 대한 동시 위치 추정, 수동 소나의 자유 기동에 따른 표적의 위치 추정, 그리고 표적-소나 모두가 직선 기동하는 3가지 시나리오에 대하여 시뮬레이션을 실시하였다. 개발된 정합-표적모델 역산은 핵심 알고리즘이 간단하여 현재 가용한 개인용 전산기로 수 초 내에 계산처리가 가능하여 실적용에 아무런 문제점이 없다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 표적모델에 대하여 기술하였으며, 3절에서는 사용한 목적함수에 대하여 설명하였다. 4절에서는 사용한 두 가지 광역 최적화 방법과 정확성 향상을 위한 국부 최적화 방법에 대하여 기술하였다. 5절에서는 개발한 알고리즘을 검증하기 위하여 3가지 기동 시나리오에 대한 시뮬레이션 결과를 분석하였다.

II. 표적 모델

본 논문에서 사용한 표적모델은 소나와 표적이 2차원 평면상에서 기동한다고 가정하였다. 실제 해양에서 표적은 수상뿐 아니라 수중에도 존재할 수 있으나 표적의 심도에 대한 추정을 배제함으로써 복잡한 표적모델 계산 과정을 단순화할 수 있다. 이러한 가정은 수평 선배열을 이용하여 표적의 방위각을 측정하는 경우에 타당하다. 그림 1과 같이 2차원 평면상에서 표적과 소나가 상호 움직일 때 소나에서 얻어지는 표적의 방위(θ)와 주파수(f)를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left[\frac{T_x(t) - S_x(t)}{T_y(t) - S_y(t)} \right] \quad (1)$$

$$f(t) = f_0 \left[1 + \frac{6.95 \times 10^{-4} \times (R_{TS}(t) - R_{TS}(t-1))}{T_r(t)} \right] \quad (2)$$

$$R_{TS}(t) = \sqrt{(T_x(t) - S_x(t))^2 + (T_y(t) - S_y(t))^2}$$

여기서 $\theta(t)$ 와 $f(t)$ 는 임의 시각 t 에서의 표적 방위각과 도플러 주파수, $T_x(t)$ 와 $T_y(t)$ 는 직각좌표계의 표적 측방향 성분, $S_x(t)$ 와 $S_y(t)$ 는 소나의 측방향 성분, f_0 는 표적 고유 주파수, $R_{TS}(t)$ 는 표적과 소나간의 거리, 그리고 $T_r(t)$ 는 표적 방위와 도플러 주파수를 평균

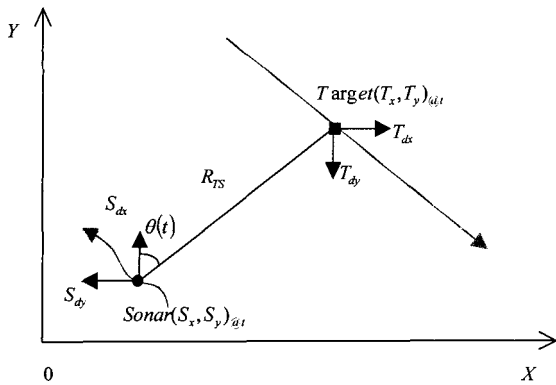


그림 1. 소나와 표적의 위치
Fig. 1. Schematic diagram of sonar and target geometry.

신호처리한 적분시간을 나타낸다. 6.95×10^{-4} 값은 음속 1480 m/sec 와 소나의 속력을 노트(knots)로 적용할 시 단위 변환 조정 계수이다. 표적 위치 추정에 사용되는 T_x, T_y, T_{dx}, T_{dy} 는 임의 시각 t 에서의 표적 위치 가정 정보(초기거리, 속도, 침로)에 의하여 계산되고, S_x, S_y, S_{dx}, S_{dy} 는 소나의 정확한 측정 위치정보를 이용하여 산출된다. 이는 현재 가용한 자함의 GPS(global positioning system), 자이로(gyro), 속력계(EM-log) 등으로 측정이 가능하다. 여기에서 표적은 일반 표적기동 분석에서 적용하는 정침로, 정속력을 가정하고, 소나는 실 위치 정보 산출이 가능하므로 표적 탐지 방위각의 가 관측성이 존재하는 범위 내에서 임의 기동을 가정한다. 소나의 표적 방위각과 주파수 측정값을 이용하여 기동 표적의 파라미터를 추정하기 위하여는 측정 방정식의 가 관측성 필요충분 조건[17,18]이 성립되어야 한다. 표적과 소나가 2차원 평면상에서 표적 방위각 $\theta(t)$ 와 도플러 주파수 $f(t)$ 가 수식 (1)과 수식 (2)에서와 같이 기하학적인 관계를 가지면 비선형 함수가 되므로 가 관측성 해석에 어려움이 존재한다. 이러한 문제는 변형 극좌표계[17]나 의사 측정값(pseudomeasurement)[1,2]를 사용하여 측정 방정식을 선형화하면 가 관측성 해석이 가능한데, 결론을 요약하면 표적 방위각과 도플러 주파수를 이용하는 기동 표적의 가 관측성의 필요충분 조건은 표적의 고유 주파수 f_0 정보에 관계없이 $\dot{\theta}(t) \neq 0$ 조건을 만족하여야 한다.

III. 목적 함수

정합-표적모델 역산을 이용한 기동 표적의 파라미터를 추정하기 위하여는 표적과 소나가 가 관측성이 존재하

는 평면상에 존재하고, 정확한 표적정보(초기거리, 속도, 침로)를 입력변수로 가정하였을 때 표적 방위와 도플러 주파수의 계산된 표적 모델값과 실 측정값의 오차 최소 자승값이 최소가 되는 목적함수를 설정할 수 있다. 정합-표적모델에 사용되는 목적함수의 필수 추정인자는 식 (3)과 같이 고려되어야 하며, 최적화 기법으로 기동 표적의 위치 정보를 구할 수 있다.

$$p = \{R_i, S, C, \beta_i, f_{o,n} (n=1, \dots, N)\} \quad (3)$$

여기서 R_i, S , 그리고 C 는 표적 위치를 추정하는 기초 파라미터로써 표적의 초기거리, 속도, 그리고 침로를 나타낸다. 목적함수의 알고리즘 특성상 표적과 소나간의 초기 방위각이 정확해야만 계산값과 측정값의 오차 최소 자승값의 누적 오차(cumulative bias)를 줄일 수 있으므로 초기 방위각 β_i 를 추정변수로 설정하여야 한다.

또한 표적과 소나간의 상대 기동은 도플러 주파수를 유발시켜 표적 방위와 함께 적용할 경우 목적함수의 결과값의 평활화로 최적화 기법 적용시에 좋은 결과가 산출된다. $f_{o,n}$ 는 표적 추적시에 다중선 추적기법(multi-line tracking)[19] 알고리즘에서 생산된 표적 도플러 주파수의 고유 주파수(rest frequency)가 되며, N 은 측정 고유 주파수의 개수를 나타낸다.

정합-표적모델 역산에 사용된 표적 방위각과 도플러 주파수를 종합하여 목적함수를 식 (4)로 표현할 수 있다. 이들은 소나 시스템의 측정 오차의 표준편차값으로 표준 정규화하여 균준화하였으며, 각 표적모델에 해당하는 표적의 방위각과 도플러 주파수를 관측된 값과 비교하여 관측 값에 가장 근접한 표적모델 계산값을 찾아 표적의 위치를 추정할 수 있도록 방위각의 오차를 나타내는 목적 함수(F_θ)와 주파수의 오차를 나타내는 목적 함수(F_f)를 다음과 같이 정의하였다.

$$F_\theta = \left[\frac{\theta(p) - \theta(m)}{\sigma_\theta} \right]^2$$

$$F_f = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{f_n(p) - f_n(m)}{\sigma_{f,n}} \right]^2 \quad (4)$$

$$F = F_\theta + F_f$$

여기서 $\theta(p)$ 와 $f(p)$ 은 모델에서 계산된 표적의 방위와 도플러 주파수를 나타내고, $\theta(m)$ 과 $f(m)$ 은 소나로 관측된 표적 방위와 도플러 주파수를 나타낸다. σ_θ 와 $\sigma_{f,n}$ 는 소나 시스템의 측정 방위와 주파수의 표준편차를 나타낸다.

IV. 역산 최적화

표적의 위치를 추정하는 역산 문제는 앞에서 기술한 목적함수 추정인자를 그들의 탐색 공간에서 램덤하게 추출하여 목적 함수값이 최소가 되는 지점을 찾는 것이다. 표적의 위치 정보를 추정하기 위하여는 변수의 가능한 범위를 모두 탐색할 수 있으나 최적화 기법을 통하여 탐색 시간을 효과적으로 줄일 수 있다.

비선형 목적 함수는 추정인자의 수에 따라서 그림 2와 같이 최저점이 2개 이상의 다수가 존재할 수 있다. 이러한 문제에서는 전래의 국부 최적화 방법으로는 최소값에 도달하지 못하는 경우가 있으며, 추정 인자의 결과값에 따라 재추출 인자화 (reparametrization) 방법이나 광역 최적화 방법을 적용하여야 한다. 재추출 인자화 방법은 구하고자 하는 추정 인자수가 많은 역산일 경우는 알고리즘이 복잡해질 수 있으므로 대부분 광역 최적화 방법을 선택한다. 광역 최적화 기법은 목적 함수가 굴곡 형상을 가지더라도 모든 경우의 수를 계산하지 않고서 짧은 시간내에 광역 최소값으로 접근한다. 초기의 광역 최적화 문제는 간단한 몬테칼로 방법을 사용하였지만 현재는 유전자 알고리즘이나 모사 담금질과 같은 방향성 탐색 기법들을 이용한다.

서론에서도 기술하였듯이 본 논문에서는 광역 최적화를 이용하여 탐색의 효율을 증대시키고 국부 최적화를 이용하여 추정값의 정확도를 향상시키는 두 단계의 최적화 기법[12]을 이용하였다. 광역 최적화는 유전자 알고리즘[11,13]이나 모사 담금질 알고리즘[12,15,20,21]을 적용

하였으며 국부 최적화는 단순 비탈 알고리즘[14]을 사용하였다.

4.1. 국부 최적화

국부 최적화에는 Nelder와 Mead가 제안한 단순 비탈 방법 (simple downhill method)[14]을 적용하였다. 이 방법은 미분값을 사용하지 않고 단순히 목적 함수 값만을 이용하여 추정 변수가 그리 많지 않을 경우에는 빠른 수렴도를 보여서 국부 최적화 방법에서 자주 사용되고 있다. 개략적인 알고리즘 전개로는 추정변수가 N 개일 경우에 국부 최적화를 위하여 $N+1$ 개의 정점값을 각 추정 변수의 범위 내에서 램덤 추출하여 최저 정점값 (P_L)과 최고점(P_1)을 결정한다. 다음에는 P_1 과 P_L 의 중간 정점 P_M 을 결정한다. $N+1$ 개의 정점값이 결정되면 초기 조건으로 설정된 목적 함수의 수렴 한계값이나 최대 반복회수에 도달할 때까지 아래와 같이 반사 (reflection, P_R), 확장 (expansion, P_E), 1차원 축소 (1D contraction, P_C), 완전 축소 (full contraction, P_i)의 정점 최신회과정을 통하여 목적 함수의 최저값을 찾아간다[14].

$$\begin{aligned}
 P_R &= (1+\alpha)P_M - \alpha P_1, & P_R = P_1, & \text{if } f(P_L) < f(P_R) < f(P_1) \\
 P_E &= (1-\gamma)P_M + \gamma P_R, & P_E = P_1, & \text{if } f(P_E) < f(P_L) \\
 P_C &= (1-\beta_1)P_M + \beta_1 P_1, & P_C = P_1, & \text{if } f(P_C) < f(P_1) \\
 P_i &= (1-\beta_2)P_L + \beta_2 P_i, & & \text{if } f(P_C) > f(P_1)
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

여기서 P_R 과 α 는 반사 정점값과 반사계수를, P_E 와 γ 는 확장 정점값과 확장계수를, P_C 와 β_1 은 1D축소 정점값과 계수를, 그리고 P_i 와 β_2 는 $N+1$ 개의 정점값과

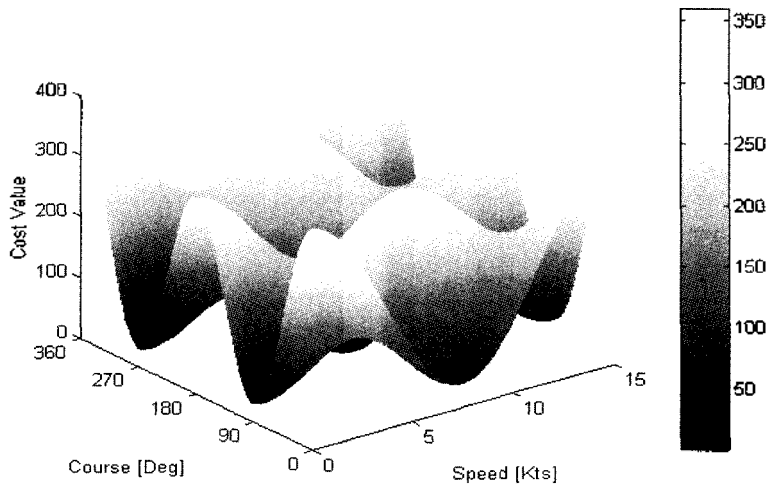


그림 2. 표적의 속력과 침로에 대한 3차원 변수 공간. 광역 최소 값은 변수 공간의 중앙에 위치
 Fig. 2. 3D parameter space in the relationship between the speed and course of a target. The global minimum is at the center of the space.

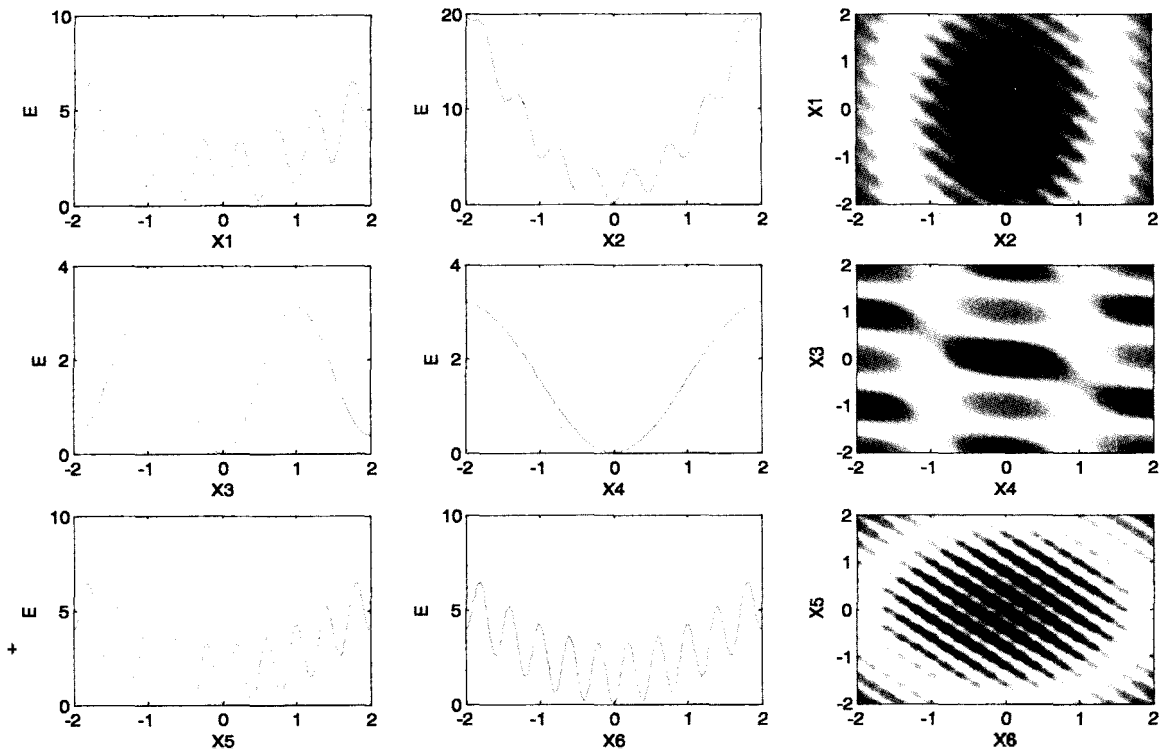


그림 3. 합성된 변수자료에 대한 1차 및 2차 단면. 십자 표시는 최저값을 나타낸다
 Fig. 3. 1-D slices and 2-D cross sections of the parameter space for the synthetic test case. The crosses indicate the minimum parameter values.

완전 축소 계수를 나타낸다. 본 논문에서는 Nelder와 Mead가 사용한 $\alpha=1.0$, $\gamma=2.0$, $\beta_1=\beta_2=0.5$ 를 사용하였고, 수렴 한계값은 10^{-16} , 그리고 최대 반복수는 1만회로 설정하였다.

앞에서 설명한 국부 최적화 알고리즘을 검증하기 위하여 다음과 같이 6개의 추정 변수($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$)를 이용하여 각 변수가 -2에서 2까지 변화하는 목적 함수 [14]를 설정하여 국부 최저값을 추정하였다.

$$\begin{aligned}
 F(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6) = & 4.8 + x_1^2 + 5x_2^2 + 0.1x_3^2 + 0.05x_4^2 + x_5^2 + x_6^2 \\
 & - 0.3\cos\{4\pi(x_1 - x_2)\} - 1.4\cos\{4\pi(x_1 + x_2)\} \\
 & - 0.5\cos\{10\pi(0.05x_4 - 0.1x_3)\} - 1.0\cos\{10\pi(0.05x_4 + 0.1x_3)\} \\
 & - 0.25\cos\{5\pi(x_5 - x_6)\} - 1.35\cos\{5\pi(x_5 + x_6)\}
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

그림 3은 6차원 공간을 갖는 식 (6)의 목적 함수를 이해하기 쉽게 그래프와 2차원 단면으로 나타낸 것이다. 그래프는 다른 변수는 0으로 고정하고 해당 변수를 변화할 때 목적 함수의 값이며, 오른쪽의 2차원 단면은 두개의 변수에 대한 목적 함수의 변화를 나타내고 있다. 그림 4는 국부 최적화 알고리즘을 적용하여 1만회의 반복 추정에 대한 값을 나타낸 것이다. 결과에서 보듯이 그림 3의 여러 국부 최소 지역으로 각각의 목적 함수의 최소값을 정확하게 추정하고 있음을 알 수 있다.

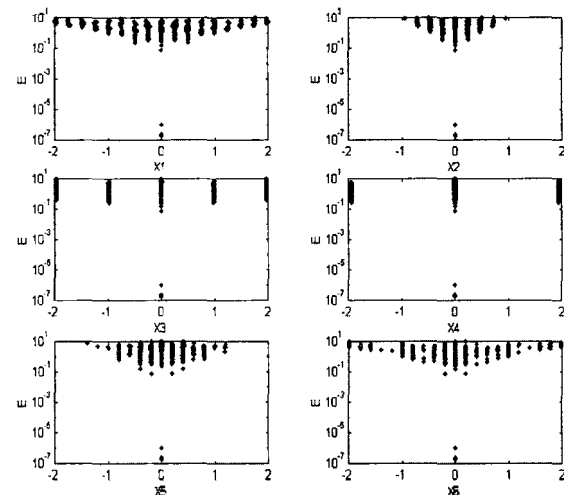


그림 4. 단순 비탈 기법을 이용한 10,000 번의 독립 수행에 대한 결과
 Fig. 4. The results of 10,000 independent runs of downhill simulation.

4.2. 광역 최적화

4.2.1. 유전자 알고리즘 (genetic algorithm)

유전자 알고리즘[11, 13]은 염색체의 진화 과정과 유사하며 광역 최적화 문제에 주로 사용된다. 기본 원리는 모든 가능한 표적 모델의 조합으로부터 랜덤하게 초기 집합체가 선택된다. 그 다음 일련의 진화 단계를 통해서 초기

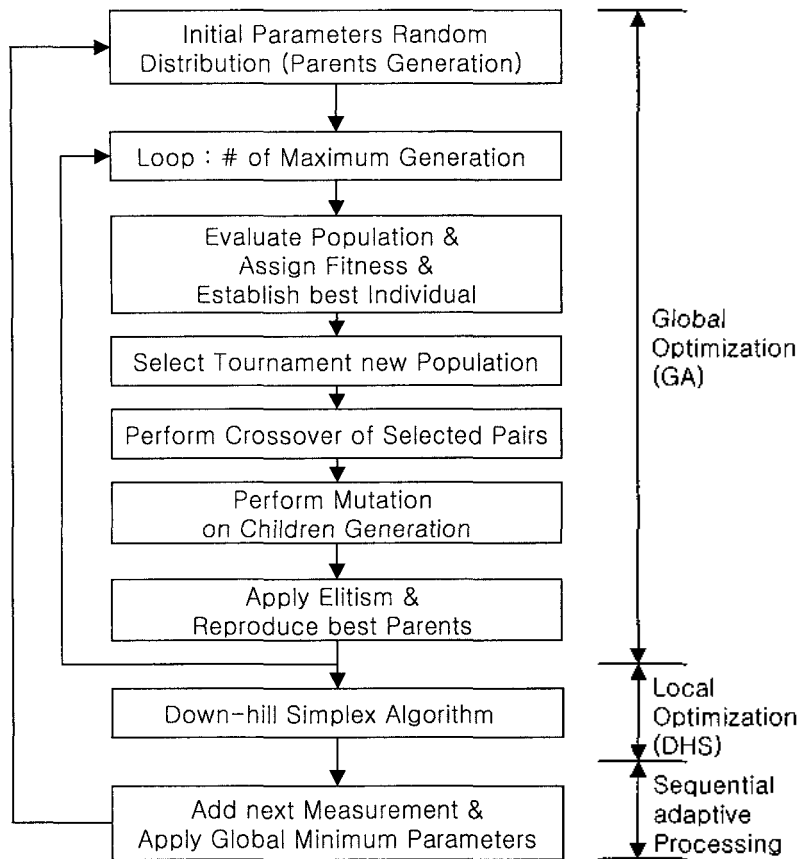


그림 5. 혼성 유전자 알고리즘의 개략 구성도
 Fig. 5. Simplified block diagram illustrating the hybrid simplex genetic algorithm.

모집단은 더 나은 적합성 값을 가지도록 진화하는데, 진화단계는 각 목적 함수 인자들의 적합성 결과값에 따라서 초기 모집단으로부터 부모 집단으로 분배가 이루어지도록 선택된다. 다음 단계로 부모 집단에서 2개의 부모 선택자는 쌍으로 결합하며 자손쌍을 형성하도록 적절한 연산자가 적용되는데 일반적으로 선택(selection), 교배(crossover)와 돌연변이(mutation)가 사용된다. 마지막 단계로 형질이 우량한 자손 염색체는 더 나은 부모 모집단을 형성하기 위하여 반복적으로 진화한다. 그림 5는 유전자 알고리즘의 단계를 그림으로 나타낸 것이다. 그림에는 국부 최적화 단계가 포함되어 있다.

표적의 방위와 주파수 관계로 이루어진 목적 함수 추정 인자 (m_j^i)는 길이가 n_j 인 이진법 파라미터 문자열(string)으로 변환되어 계산되며 우량 염색체로 형질이 변경되면서 진화한다. 선택 가능한 범위는 2^{n_j} 값을 가지며, 기지의 사전 확률 분포(probability distribution)로 수치화 되는데 보통 균일 확률 분포(uniformly probability distribution)를 사용한다. 표적 모델의 각 추정 인자는 기지의 사전 정보를 이용하여 식 (7)과 같이 상, 하한치 $[m_j^{min}, m_j^{max}]$ 가 설정된다.

$$m_j^i = m_j^{min} + i_j \Delta m_j, \quad i_j = 0, 1, 2, \dots, 2^{n_j} - 1, \quad (7)$$

$$\Delta m_j = \frac{m_j^{max} - m_j^{min}}{2^{n_j} - 1}$$

일반적으로 유전자 알고리즘을 적용한 후 정합-표적 모델 추정 인자를 정확하게 최소값으로 수렴하도록 국부 최적화 알고리즘을 부가하여 사용한다. 추정 인자 최적화 시에 각 추정 인자의 한계 범위를 벗어나지 않도록 정의한 목적 함수에 다음과 같은 벌점 함수(penalty function) 사용하였다.

$$Q(m) = 10^R \sum_{j=1}^M p_j^2$$

$$p_j = \begin{cases} \frac{m_j - m_{Uj}}{m_{Uj} - m_{Lj}}, & m_j > m_{Uj} \\ \frac{m_j - m_{Lj}}{m_{Uj} - m_{Lj}}, & m_j < m_{Lj} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

여기서 P_i 는 추정인자를, M 은 추정 인자의 개수를, R 은 벌점함수의 중량계수로 목적함수 값의 분포에 따라 다르게 적용된다. 또한 기동하는 표적 정보를 정합-표적모델 역산으로 계속 추적하기 위하여 신호처리 적분시간 이후 새로운 측정값이 들어올 때마다 바로 전단계에서 추정된 표적 정보를 순차적으로 적응 귀환 (sequential adaptive feedback)시켜 짧은 시간 내에 광역 최소값으로 찾아가도록 알고리즘을 강화하였다.

4.2.2. 모사 담금질 알고리즘 (simulated annealing algorithm)

모사 담금질 광역 최적화 알고리즘[12,15,20,21]은 표적모델의 가정 추정인자의 추출값을 랜덤하게 섭동 (perturbation)시켜 목적함수의 최소값을 반복 순환하면서 찾아간다. 반복과정에서 제어 인자인 온도를 약간씩 줄여 나가면서 국부 최소값에 빠지지 않기 위하여 섭동 크기만큼 반복 수행하면서 수식 (9)의 확률적 선택 조건에 따라서 최적값을 탐색하게 된다.

$$P(\Delta E) = \exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right) \quad (9)$$

여기서 ΔE 값이 감소 (negative)일 경우 섭동 결과 값은 항상 채택되나 증가 (positive)일 경우는 볼츠만 확률분포에 따라 산출된 결과값이 0과 1사이의 랜덤 추출값보다 클 경우에만 추정인자의 추출값으로 인정 (Metropolis algorithm) 한다. 그러나 온도 T 가 감소함에 따라서 추정인자 값으로 추출될 기회는 줄어들어간다. 적절한 담금질 스케줄은 일반적으로 목적함수의 특성에 따라 변화가 있으며, 경험적인 요소와 문제의 친숙도를 요구한다. 그림 6은 모사 담금질 과정에 의한 광역 최적화 알고리즘의 절차를 나타낸 것이다.

모사 담금질 알고리즘도 유전자 알고리즘과 동일하게 국부 최적화 알고리즘과 각 추정 인자의 한계 범위를 벗어나지 않도록 하는 벌점 함수 (penalty function)를 추가하였다. 또한 바로 전단계에서 추정된 양호한 결과를 순차적으로 적응 귀환 (sequential adaptive feedback)시킬 수 있도록 하였다.

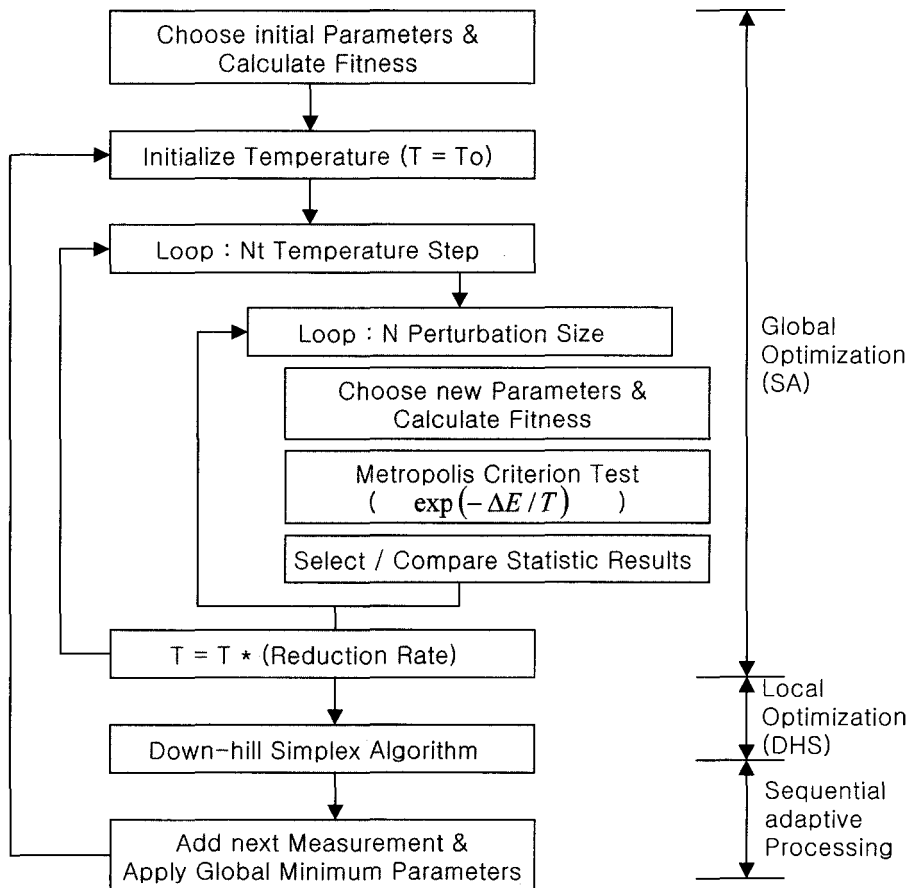


그림 6. 혼성 모사 담금질 알고리즘의 개략 구성도

Fig. 6. Simplified block diagram illustrating the hybrid simplex simulated annealing algorithm.

V. 시뮬레이션

기동 표적의 위치를 효과적으로 추정하기 위하여 제안한 정합-표적모델 역산 기법을 검증하는 방법으로 기존 표적기동분석 알고리즘 분석에서 방위 변화를 적어서 발산하는 경우가 있는 3가지 기동 시나리오를 설정하고 표적 위치추정 시뮬레이션을 실시하였다. 첫 번째 시나리오에는 4개의 기동 표적에 대한 위치를 동시에 추정하는 것이고, 두 번째 시나리오는 기존의 표적 기동 분석시에 요구됐던 수동 소나의 직선 기동 제약을 무시한 자유 기동에 의한 표적의 위치 추정에 대한 것이며, 마지막 시나리오는 표적과 소나가 모두 직선 선 기동만을 할 때 표적 위치의 추정에 대한 것이다. 제안한 알고리즘의 분석결과 수렴 판정은 일반적인 수동 소나체계 표적기동분석 성능 평가시에 적용하는 거리 오차 $\pm 10\%$, 속력 오차 ± 3 knots, 그리고 침로 오차 $\pm 7^\circ$ 를 적용하였다[22]. 또한 공통 입력 변수값으로 표적 방위와 주파수의 측정 수(measurement)는 1,000개, 신호처리 적분시간(integration time)은 6초, 그리고 측정 주파수는 650 Hz 1개로 설정하였다.

5.1. 다중표적 동시 위치추정 시나리오

수동 소나가 변침, 변속을 포함한 임의의 직선 기동을 하고, 각 사분면에 표적이 일정 침로와 속력으로 기동한다는 표적-소나 시나리오를 표 1과 같이 설정하고, 기동 표적의 동시 위치추정 능력을 평가하였다.

표적의 방위와 도플러 주파수 측정오차의 표준 편차로 σ_β 는 1.0과 5.0, σ_f 는 0.25와 1.25의 랜덤 가우시안 확률 분포 값을 적용하였다. 여기서 σ_β 는 수동소나에서 방위 측정오차가 방위 영역별로 다르게 나타나는 예인 선배열 경우를 가정하여 선배열의 범선 방향(broadside) 정확도

표 1. 시뮬레이션 시나리오 1에 사용된 변수
Table 1. Parameters used for the scenario 1 simulation.

sonar maneuver	leg	m-index	speed	course
integration time: 6 sec	1	0	5	300
noise - σ_β : 1.0, 5.0°	2	250	8	240
noise - σ_f : 0.25, 1.25 Hz	3	750	5	300
parameters	target-1	target-2	target-3	target-4
initial range[m]	20,000	20,000	20,000	20,000
speed[kts]	8	8	8	8
course[deg]	135	225	135	45
initial bearing[deg]	0	90	270	270
CPA frequency[Hz]	650	650	650	650

로 대개 1° 이내, 선배열 길이 방향(endfire)은 $2\sim 3^\circ$ 범위를 가지나 본 논문에서는 최소 1σ , 최대 5σ 의 측정오차 값으로 설정하였다. 그리고 σ_f 는 일반적인 수동 예인 선배열 소나의 스펙트럼 분석 밴드의 최소 분해능(10-200 band: 0.0625 Hz, 200-400 band: 0.125 Hz, 400-800 band: 0.25 Hz)을 고려하여 시뮬레이션에 사용한 표적 주파수가 650 Hz일 때 250 mHz를 가정했다.

혼성-유전자 알고리즘과 혼성-모사 담금질 알고리즘의 기동 표적정보 위치 추정 성능 분석을 위하여 표 2와 같이 주요 변수를 설정하였다. 그리고 표적 추정인자의 랜덤 추출범위는 가능한 최대로 하였으며 도플러 주파수는 고유 주파수에서 ± 5 Hz 범위 이내로 설정하였다. 또한 제안한 혼성 알고리즘으로 매 측정값이 들어올 때마다 추정인자를 신속하게 결과를 계산하기 위하여 광역 최적화 알고리즘당 반복 처리량을 총 500회로 제한하였다. 일반적으로 반복 처리량을 늘이면 양호한 결과를 얻을 수 있으나 처리 시간이 그만큼 증가한다.

그림 7은 혼성-모사 담금질 알고리즘 (a)과 혼성 유전자 알고리즘 (b)의 결과로서 표적 방위와 도플러 주파수

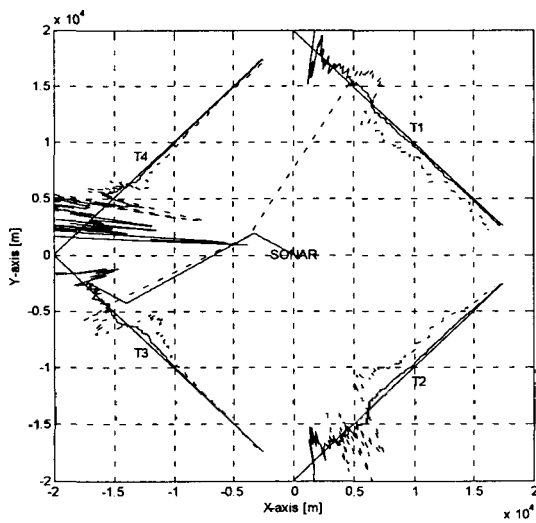
표 2. 혼성 유전자 및 모사 담금질 알고리즘에 사용된 변수
Table 2. Parameters of the hybrid-simplex GA and SA algorithms.

sequential hybrid-simplex GA		sequential hybrid-simplex SA	
max. rep. cycle	50	temp. rep. cycle	50
population size	10	perturbation size	10
chromosome binary bits	15	reduction rate	0.85
cross probability	0.5	accept/reject criteria	Boltzmann distrib.
mutation probability	0.05	adaptive feedback	yes
elitism	yes	-	-
adaptive feedback	yes	-	-
parameters search limits			
initial range[m]	0-25000	initial bearing[deg]	0-360
speed[kts]	0-15	frequency[Hz]	645-655
course[deg.]	0-360	-	-

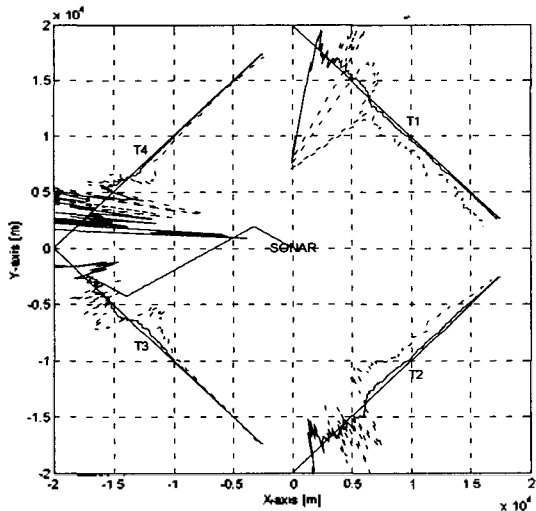
표 3. 시뮬레이션 시나리오 2에 사용된 변수
Table 3. Parameters for the scenario 2 simulation.

sonar manoeuvres		target parameters	
integration time[sec]	6	initial range[m]	20,000
speed[kts]	$6+1\sigma$	speed[kts]	8
course rate(deg/t)	0.3	course[deg]	315
noise - σ_β [deg]	1, 5	initial bearing[deg]	90
noise - σ_f [Hz]	0.25, 1.25	CPA frequency[Hz]	650

의 측정 오차가 1σ 와 5σ 인 경우이다. 분석 결과는 우열을 가리기 힘들 정도로 비슷하였으며, 표적 방위각 변화율과 도플러 주파수 변화량이 많이 존재하는 표적 T3과 T4의 역기동인 경우 전체 측정 오차가 5σ 인 경우에서도 좋은 수렴성을 보여준다. 또한 기동측면에서 약간 불리한 표적 T1 인 경우 측정오차 5σ 에서도 표적 위치 추정값이 수렴 관점 범위 내에 존재하여 양호한 수렴결과를 보였다. 물론 측정오차가 1σ 인 경우의 사분면의 모든 표적 위치 추정 결과는 좋은 건실함을 보여준다.



(a) 혼성 모사 담금질 알고리즘 이용
(a) with the hybrid simulated annealing algorithm



(b) 혼성 유전자 알고리즘 이용 (실선: $\sigma_B, \sigma_f = 1.0, 0.25$, 점선: $\sigma_B, \sigma_f = 5.0, 1.25$)
(b) with the hybrid genetic algorithm (solid line: $\sigma_B, \sigma_f = 1.0, 0.25$, dashed line: $\sigma_B, \sigma_f = 5.0, 1.25$)

그림 7. 표적과 센서의 위치 및 시뮬레이션 시나리오 1의 결과
Fig. 7. The target-sensor geometries and the results of scenario 1 simulation.

5.2. 수동 소나의 자유기동 시나리오

표적-소나 상호 기동간의 기하학적 관계에서 표적 기동 분석에서 일반적으로 요구되는 소나의 직선 기동과 일정 속도 유지를 무시한 자유 기동에 따른 표적의 위치 추적 능력을 평가하였다. 본 시나리오에는 소나의 속력이 일정하지 않다는 실 운용 환경의 영향을 고려하여 1σ 증감을 주었고, 침로도 매 측정값이 들어올 때마다 0.3° 씩 가변 되도록 설정하였다. 그 외의 입력 변수 값은 5.1절의

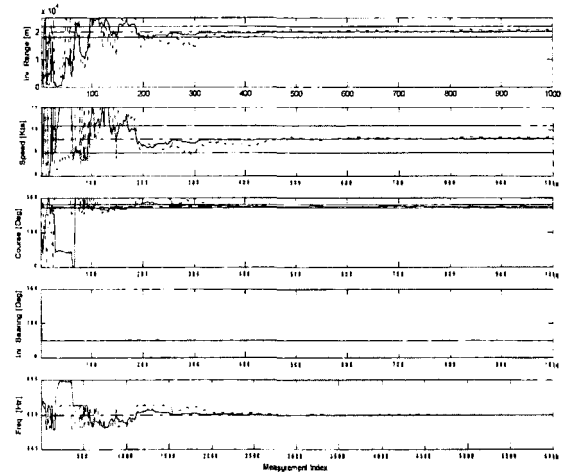
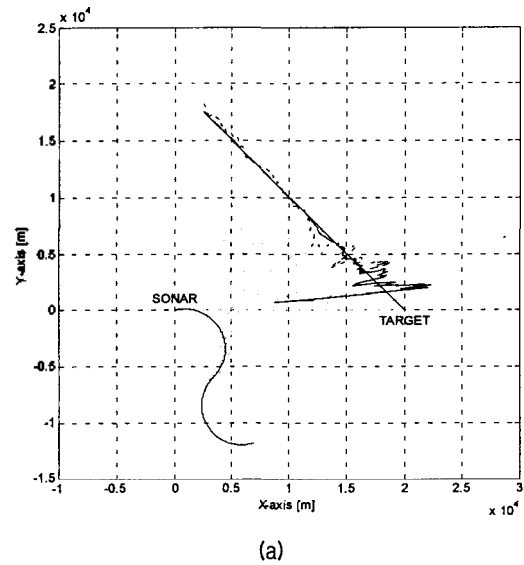


그림 8. 혼성 모사 담금질 알고리즘을 이용한 시뮬레이션 시나리오 2의 결과 (a) 표적과 소나의 위치 (b) 표적의 초기거리, 속도, 침로, 초기방위, 주파수에 대한 수렴 결과 (실선: $\sigma_B, \sigma_f = 1.0, 0.25$, 점선: $\sigma_B, \sigma_f = 5.0, 1.25$)

Fig. 8. Results of the scenario 2 simulation with the hybrid simulated annealing algorithm (a) the target-sonar geometry and (b) the sequential results for target initial range, speed, course, initial bearing and frequency (solid line: $\sigma_B, \sigma_f = 1.0, 0.25$, dashed line: $\sigma_B, \sigma_f = 5.0, 1.25$).

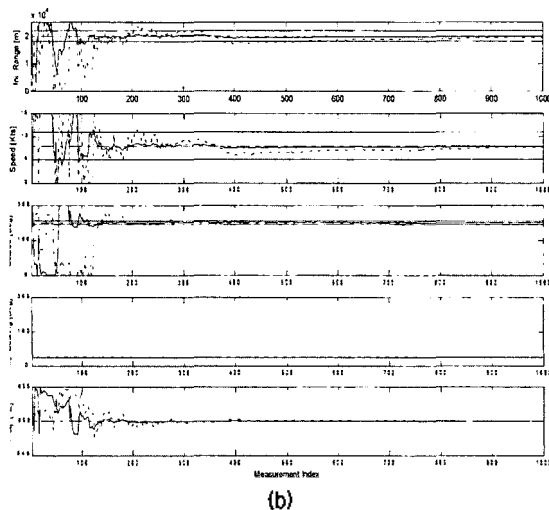
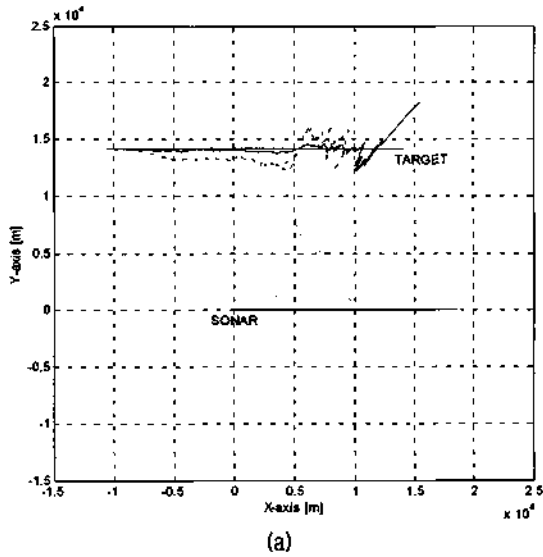


그림 9. 혼성 유전자 알고리즘을 이용한 시뮬레이션 시나리오 3의 결과 (a) 표적과 소나의 위치 (b) 표적의 초기거리, 속도, 침로, 초기방위, 주파수에 대한 수렴 결과 (실선: $\sigma_B, \sigma_T = 1.0, 0.25$, 점선: $\sigma_B, \sigma_T = 5.0, 1.25$)

Fig. 9. Results of the scenario 3 simulation with the hybrid genetic algorithm (a) the target-sonar geometry and (b) the sequential results for target initial range, speed, course, initial bearing and frequency (solid line: $\sigma_B, \sigma_T = 1.0, 0.25$, dashed line: $\sigma_B, \sigma_T = 5.0, 1.25$).

경우와 동일하다.

그림 8은 혼성-모사 담금질 알고리즘의 결과이며 그림 9에는 나타나지 않았지만 혼성-유전자 알고리즘의 결과도 거의 유사하였다. 측정 오차가 1σ 와 5σ 인 경우에도 표적 위치 추정값이 수렴 판정 범위 내에 존재하며 견실한 수렴성을 보여준다.

5.3. 표적-소나의 직선기동 시나리오

표적과 소나가 모두 정침로 정속력으로 직선 기동할

표 4. 시뮬레이션 시나리오 3에 사용된 변수

Table 4. Parameters for the scenario 3 simulation.

sonar manoeuvres		target parameters	
integration time[sec]	6	initial range[m]	20,000
speed[kts]	6	speed[kts]	8
course[deg]	90	course[deg]	270
noise - σ_B [deg]	1.0, 5	initial bearing[deg]	45
noise - σ_T [Hz]	0.25, 1.25	CPA frequency[Hz]	650

때에 표적의 위치추적 능력을 평가하였다. 본 시나리오는 표적과 소나간에 가관측성이 유지되는 상태에서 소나가 속력이나 침로를 변경하던 종래의 방법을 사용하지 않고 표적과 동일하게 일정한 속력과 침로를 채택한다. 시나리오에 사용된 표적과 소나의 기동 변수는 표 4와 같다.

그림 9는 혼성-유전자 알고리즘의 결과이며 혼성-모사 담금질 알고리즘 결과도 거의 동일하다. 측정오차가 1σ 와 5σ 인 경우 모두 표적 위치 추정값이 수렴 판정 범위내에 존재하며 좋은 수렴 결과를 보인다.

VI. 결론

수동 소나로 측정된 표적의 방위와 주파수를 이용하여 기동 표적의 위치를 추정하는 새로운 접근법의 정합-표적모델 역산 알고리즘을 제안하였다. 본 알고리즘은 전래의 표적 시간-방위 기점 방법을 이용하여 표적모델을 설정하고, 수중 음향학 분야의 환경 파라미터 추정에 사용하는 정합장 역산을 이용하여 표적의 위치 정보를 추정한다. 표적모델의 파라미터 추정을 위하여 광역 최적화 기법으로 알려진 유전자 알고리즘과 모사 담금질 알고리즘을 단순 비탈 국부 최적화 알고리즘과 접목시켜 순차 적응성 혼성 최적화 알고리즘으로 개발하였다. 제안 알고리즘의 검증을 위하여 다중표적 동시 위치 추정과 소나의 자유 기동 표적 위치 추정, 그리고 표적-소나가 모두 직선 기동하는 시나리오에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션하였다. 제안된 알고리즘의 결과는 측정오차가 5σ 인 경우에 대하여도 견실한 수렴을 보여 주었다. 또한 제안된 알고리즘은 표적모델의 목적함수를 표적 방위만이나 도플러 주파수만으로 기동 표적의 위치를 추정하는 것보다 예상했던 대로 2가지 성분을 복합하여 계산한 결과가 더 빠른 수렴성을 보였으며, 변침시나 탐지 환경의 열악한

상황을 가정하여 표적 방위나 주파수 정보를 부분적으로 사용하지 않아도 수렴에는 별 지장이 없는 것으로 나타나 성능면에서 우수함을 보여 주었다.

참고 문헌

1. S. C. Nardon and V. J. Aidala, "Observability criteria for bearings-only target motion analysis," *IEEE Trans. Aero. Electro. Syst.*, **17**, 162-166, 1981.
2. S. E. Hammel and V. J. Aidala, "Observability requirements for three dimensional tracking via angle measurements," *IEEE Trans. Aero. Electro. Syst.*, **21**, 200-207, 1985.
3. T. L. Song and J. L. Speter, "A stochastic analysis of a modified gain extended Kalman filter with applications to estimation with bearings-only measurements," *IEEE Trans. Automatic Control*, **30**, 940-949, 1985.
4. S. E. Hammel, V. J. Aidala, K. F. Gong and A. G. Lindgren, "Recursive versus batch processing algorithms bearing-only tracking," *IEEE, CH1972-9/83/0000-0050*, 1983.
5. J. A. Fawcett and B. H. Mandara, "A hybrid target motion analysis/matched-field processing localization method," *J. Acoust. Soc. Am.*, **94**, 1363-1371, 1993.
6. B. H. Maranda and J. A. Fawcett, "Detection and localization of weak targets by space-time integration," *IEEE J. Ocean. Eng.*, **16** (2), 189-194, 1991.
7. H. P. Buker, "Use of calculated sound fields and matched-field detection to locate sound sources in shallow water," *J. Acoust. Soc.*, **59**, 368-372, 1976.
8. A. Tolstoy, *Matched field processing for underwater acoustics*, World Scientific, 1993.
9. A. B. Baggeroer, W. A. Kuperman and P. N. Mikhalevsky, "An overview of matched field methods in ocean acoustics," *IEEE J. Ocean. Eng.*, **18**, 401-424, 1993.
10. A. Turgut, "Inversion of bottom/subbottom statistical parameters from acoustic backscatter data," *J. Acoust. Soc. Am.*, **102**, 833-852, 1997.
11. J. Yen, J. C. Liao, B. Lee and D. Randolph, "A hybrid approach to modeling metabolic systems using a genetic algorithm and simplex method," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **28** (2), 173-191, 1998.
12. M. R. Fallat and S. E. Dosso, "Geoacoustic inversion via local, global, and hybrid algorithms," *J. Acoust. Soc. Am.*, **105** (6), 3219-3229, 1999.
13. M. Musil, M. J. Wilmut and N. R. Chapman, "A hybrid simplex genetic algorithm for estimating geoacoustic parameters using matched-field inversion," *IEEE J. Ocean. Eng.*, **24** (3), 358-369, 1999.
14. M. Musil, N. R. Chapman and M. J. Wilmut, "Range-dependent matched-field inversion of SWellEX-96 data using the downhill simplex algorithm," *J. Acoust. Soc. Am.*,

- 106 (6), 3270-3281, 1999.
15. S. E. Dosso, M. J. Wilmut and A. S. Lapinski, "An adaptive-hybrid algorithm for geoacoustic inversion," *IEEE J. Ocean. Eng.*, **26** (3), 324-336, 2001.
16. P. W. Schey and N. O. Booth, *Multitone matched-field processing in SWellEX-1*, NCCOSC, TD-2720, 1994.
17. C. Jauffret and D. Pillon, "Observability in passive target motion analysis," *IEEE Trans. Aero. Electro. Syst.*, **32** (4), 1290-1300, 1996.
18. 송택렬, 임영택, 김국민, 최성호, "저주파 예인음탐가에 적합한 다중표적추적에 의한 표적기동 분석기법 성능 향상 연구," 국방과학연구소, 2002.
19. 이균경, 박상배, 이수형, 이철목, "표적 특징 추정정보 처리에 의한 추적성능 향상 기법 연구," 국방과학연구소, 1998.
20. L. Ingber, "Very fast simulated re-annealing," *J. Mathl. Comput. Modeling*, **12**, 967-973, 1989.
21. L. Ingber, "Adaptive simulated annealing (ASA): Lessons learned," *Polish Journal Control and Cybernetics*, 1995.
22. STN ATLAS ELEKTRONIK, *Integrated Combat Management System for Submarines-ATLAS Combat System ISUS 90-61, AN-7061-A-061-SSS*, 192-197, 2001.

저자 약력

● 장 덕 홍 (Duk-Hong Chang)

한국음향학회지 제21권 제2호 참조

● 박 홍 배 (Hong-Bae Park)

한국음향학회지 제21권 제2호 참조

● 김 성 일 (Seongil Kim)



1988년: 서울대학교 해양학과 (학사)
 1988년: 서울대학교 대학원 해양학과 (석사)
 2002년: University of California, San Diego (박사)
 1990년 ~ 현재: 국방과학연구소 연구원
 ※ 주관심분야: 수중음향

● 류 존 하 (Jon-Ha Ryu)

한국음향학회지 제21권 제2호 참조

● 김 광 태 (Gwang-Tae Kim)



1990년 2월: 경북대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
 1992년 2월: 경북대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
 1992년 3월 ~ 현재: 국방과학연구소 선임연구원