

소나 표적의 특징정보추출을 위한 진화적 PSR 추정 알고리즘

Evolutionary PSR Estimation Algorithm for Feature Extraction of Sonar Target

김현식

Hyun-Sik Kim

동명대학교 로봇시스템공학과

요약

실제 시스템 적용에 있어서, 소나 표적의 특징정보추출을 위한 PSR(Propeller Shaft Rate) 추정 알고리즘은 다음과 같은 문제점들을 가지고 있다. 즉, 주파수 스펙트럼 기반의 소나 표적 식별에 있어서 다중의 스펙트럼 선들로부터 기본 주파수와 그 고조파들로 구성된 하모닉군을 구별하는 것은 필수적이면서도 어렵기 때문에 정확하고 효율적인 기본주파수 발견법을 요구한다. 나아가, 구조와 파라메터에 있어서 용이한 설계 절차를 요구한다. 이 문제들을 해결하기 위해서 전문가 지식 및 진화 전략(ES : Evolution Strategy)을 이용하는 진화적인 PSR 추정 알고리즘이 제안되었다. 제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위해서는 소나 표적의 PSR 추정이 수행되었다. 시뮬레이션 결과는 제안된 알고리즘이 실시간 시스템 적용에서 존재하는 문제점을 효과적으로 해결할 수 있음을 보여준다.

키워드 : 소나 표적, 특징정보추출, PSR 추정, 고조파, 진화 전략

Abstract

In real system application, the propeller shaft rate (PSR) estimation algorithm for the feature extraction of the sonar target operates with the following problems: it requires both accurate and efficient the fundamental finding method because it is essential and difficult to distinguish harmonic family composed of the fundamental and its harmonics from the multiple spectral lines in the frequency spectrum-based sonar target classification, and further, it requires an easy design procedure in terms of its structures and parameters. To solve these problems, an evolutionary PSR estimation algorithm using an expert knowledge and the evolution strategy, is proposed. To verify the performance of the proposed algorithm, a sonar target PSR estimation is performed. Simulation results show that the proposed algorithm effectively solves the problems in the realtime system application.

Key Words : Sonar target, Feature extraction, PSR estimation, Harmonics, Evolution strategy

1. 서 론

일반적으로, 수상함이나 수중함과 같은 해양 표적(target)은 다양한 소음원(noise source)들을 가지고 있으므로, 다양한 주파수 성분의 수중 방사소음을 생성하고 있다[1,2]. 이러한 이유로 음파(acoustic wave)를 측정 대상으로 하는 소나(sonar) 신호를 이용한 소나 표적의 탐지, 추적 및 식별(classification)은 해양 탐사, 감시 및 방어의 관점에서 매우 중요한 의미를 갖는다.

소나 신호를 이용한 소나 표적의 탐지 및 추적 결과인 주파수 스펙트럼은 다양한 주파수 성분들을 가지고 있는데, 이를 가운데에서도 소나 표적의 식별에 있어서 가장 지배적(dominant)인 협대역(narrowband) 성분은 주로 기계장치에 기인한 성분으로서 고유한 하모닉군(harmonic family)을 형성하고 있다. 이는 주파수 스펙트럼 기반의 소나 표적의 식별에 있어서 다중(multiple)의 스펙트럼선(spectral line)들로부터 기본 주파수(fundamental)와 그 고조파(harmonic)들로 구성된 하모닉군을 구별하는 것이 필수적

이면서도 매우 어려움을 의미한다.

특히, 속도 연관 성분(SRC : Speed-Related Component) 가운데에서 PSR(Propeller Shaft Rate)[3,4]은 소나 표적 특징정보의 하나로서 관련 하모닉군의 기본주파수를 의미하는데, 소나 표적 특징정보의 또 다른 하나인 하모닉군의 고유한 차수(order) 집합을 추출하는데 사용되며, 소나 표적의 속도를 예측 가능하게 하므로 추후의 표적 식별시에 속도별로 저장된 소나 표적 특징정보 DB(DataBase)의 효과적 이용이 가능하게 한다. 또한, 이러한 PSR 추정 과정을 통해서는 다중의 스펙트럼선들 가운데에서 거의 대부분을 차지하는 하모닉군을 우선적으로 제거할 수 있기 때문에, 나머지 유효한 성분의 개수를 줄여 또 다른 소나 표적 특징정보들을 효과적으로 추출하는 것을 가능하게 한다.

따라서, PSR 추정은 소나 표적의 특징정보추출 및 이를 이용한 식별에 있어서 가장 기본적이면서도 핵심적인 요소임을 알 수 있다.

일반적으로, PSR 추정에 있어서 숙련된 전문가는 실제적으로 하모닉 커서(cursor)라는 그래픽 보조선들을 활용하고 있다. 하지만, 이러한 추정은 정확한 추정 성능을 갖는 반면에, 주파수 스펙트럼을 주파수 및 시간의 관점에서 표현한

주파수 그램(gram)의 시간적 변화가 적은 일부 구간에 대해서만 비실시간 적인 추정이 가능하므로, 소나 표적의 탐지 및 추적 결과의 활용도가 매우 낮다. 따라서, PSR의 자동 및 실시간 추정의 관점에서 정확하고 효율적이면서도 구조와 파라미터에 있어서 용이한 설계 절차를 갖는 PSR 추정 알고리즘이 절실히 요구된다.

이 문제를 해결하기 위해서 해석적 접근을 바탕으로 하모닉 성분을 추출하는 알고리즘이 제안되었다[5,6]. 이 알고리즘은 우수한 성능을 보이지만 그 구조와 파라미터 측면에서 매우 복잡하다. 또한, 하모닉 성분을 추출하기 위해서 주파수 성분들 간의 거리 벡터를 계산하여 비교하는 알고리즘이 제안되었다[3]. 이 알고리즘은 그 구조와 파라미터 측면에서는 단순한 형태를 가지면서 비교적 양호한 성능을 보이지만, 모든 주파수 성분간의 관계를 비교하여야 하므로 연산의 효율성 측면 및 정확도의 관점에서 성능 개선이 요구되었다.

이러한 문제들을 재 해결하기 위해서 전문가 지식(expert knowledge) 및 진화 전략(ES : Evolution Strategy)을 이용하는 진화적인 PSR 추정 알고리즘이 본 논문에서 처음으로 제안되었다. 진화적 PSR 추정 알고리즘의 설계는 2장에서 설명되며, 시뮬레이션 결과는 3장에 기술된다. 마지막으로, 결론은 4장에 요약된다.

2. 진화적 PSR 추정 알고리즘의 설계

이 장에서는 전문가 지식 및 진화 전략을 이용하는 진화적인 PSR 추정 알고리즘이 설계된다.

제안된 PSR 추정 알고리즘의 상세 설계 절차는 함정 방사소음 관련 주파수 스펙트럼의 일반화 표현, 주파수 스펙트럼 패턴의 분류 및 전문가 지식의 분석, 맞춤형 진화 전략의 구성 등 세 가지 단계로 나누어진다.

설계의 첫 번째 단계로서, 함정 방사소음 관련 주파수 스펙트럼의 일반화 표현에 있어서는, 소나 표적의 특징정보 추출을 위한 PSR 추정 문제의 이해를 돋기 위하여 기존의 주파수 스펙트럼 표현[2]을 변형하여 보완하였다.

그림 1은 본 논문에서 보완되어 표현된 함정 방사소음의 일반적인 스펙트럼을 나타낸다.

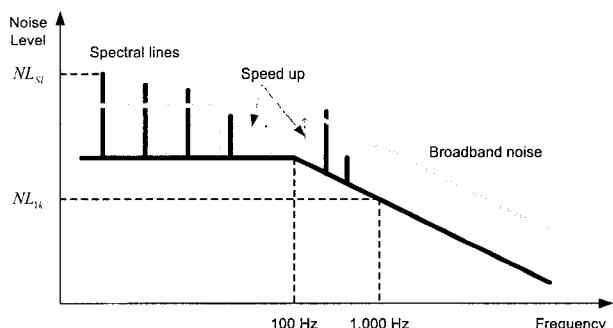


그림 1. 함정 방사소음의 일반적인 스펙트럼.

Fig. 1. Generic spectrum of ship-radiated noise.

앞의 그림과 관련한 잡음 레벨(NL : Noise Level)은 다음과 같은 방정식으로 표현되어 진다[2].

$$NL(f) = NL_{1k} - 20\log(f/1,000) \quad (1)$$

여기서, NL_{1k} 는 1 kHz에서의 잡음 레벨이고, f 는 주파수이다. 이는 스펙트럼이 10~1,000 Hz의 주파수 대역을 가짐을 나타내어 준다. 그림 1에서는 소나 표적의 특징정보로서 하모닉군 및 나머지 유효 성분이 보여지고 있는데, 표적의 속도가 증가하게 되면 하모닉군의 기본주파수 값이 커짐과 동시에 광대역(broadband) 잡음의 레벨이 증가하게 됨을 한눈에 보여준다.

설계의 두 번째 단계로서, 주파수 스펙트럼 패턴의 분류에 있어서는, 소나 표적의 탐지 및 추적 결과인 주파수 스펙트럼으로서의 가능 토널 집합(possible tonal set)을 순수하게 하모닉군만으로 구성된 정상 집합(normal set), 하모닉군 이외의 토널 주파수가 첨가된 첨가 집합(inserted set), 하모닉군 중의 토널 주파수가 누락된 누락 집합(omitted set) 및 혼합 집합(mixed set)으로 세분화하였다. 이를 포함하는 결과적인 자동 및 실시간 PSR 추정 방법은 그림 2와 같다.

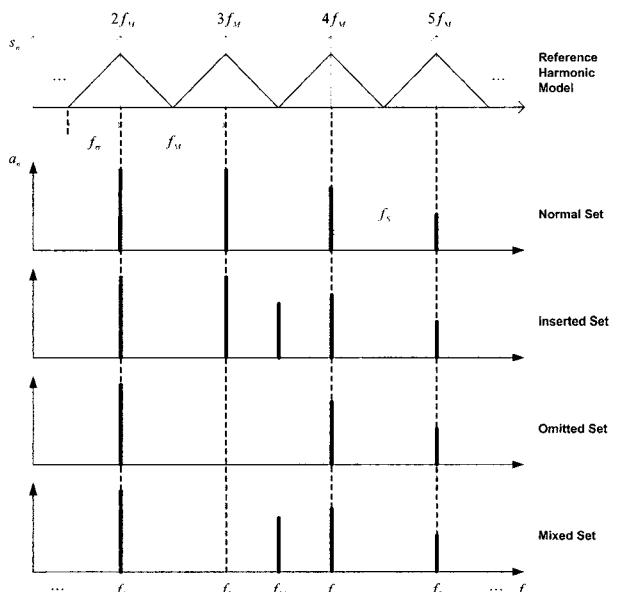


그림 2. 자동 및 실시간 PSR 추정 방법.
Fig. 2. Automatic and realtime PSR estimation method.

앞의 그림과 관련한 가능한 토널 집합으로서의 토널 벡터는 다음과 같이 정의하였다.

$$\mathbf{f} = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_n]^T \quad (2)$$

여기서, $n = 1, \dots, N$ 이고, N 은 가능한 토널 집합을 구성하는 토널 주파수의 개수이다.

또한, 전문가 지식의 분석에 있어서는, PSR을 의미하는 그림 2의 f_s 추정에 있어서 하모닉 커서를 활용한 전문가의 추정 과정을 분석하여 자동 및 실시간 f_s 추정을 위한 접근 방법을 제시하였다.

우선적으로, 기존의 기준 하모닉 모델(reference harmonic model)으로서의 하모닉 커서를 표현하기 위해서 기준 벡터를 다음과 같이 정의하였다.

$$\mathbf{f}_M = [f_M \ 2f_M \ \dots \ hf_M]^T \quad (3)$$

여기서, $h = 1, \dots, H$ 이고, H 는 기준 하모닉 모델의 최고 차수이다. 토널 집합이 잡음 성분을 포함하고 있지 않는 이

상적인 경우에는 $f_M = f_s$ 인 기준 하모닉 모델을 찾을 수 있으며, 토널 집합이 탐지 및 추적 오차를 포함하고 있는 일반적인 경우에도 $f_M \approx f_s$ 인 기준 모델을 찾을 수 있다.

식 (2) 및 (3)을 기반으로 하모닉 커서를 활용한 전문가의 수동 f_s 추정 과정을 고찰해 보면, 그래픽 보조선으로서의 하모닉 커서는 그림 2의 기준 하모닉 모델의 구성 요소 중에서 삼각형 멤버쉽 함수(membership function)[7]의 중심값들만을 사용하여 토널 벡터와 기준 벡터간의 거리를 최소화 하는 f_M 을 시각적으로 결정하여 f_s 를 찾는 경우이다. 즉, 숙련된 전문가는 토널 벡터를 구성하는 토널 주파수들 간의 배수 관계를 모두 비교하여 f_s 를 찾는 미시(micro)적 방법[3]을 사용하는 것이 아니라, 토널 벡터와 기준 하모닉 모델의 시각적 정보를 활용하는 거시(macro)적인 방법을 사용한다.

이를 종합하여 분석해 보면 다음의 사실을 알 수 있다. 즉, 전문가는 기준 하모닉 모델을 사용하는 간접(indirect) 추정을 하며 거시적(macro) 추정을 한다. 이렇게 함으로써, 전문가의 지식을 활용하므로 정확하게, 즉, 토널 벡터가 아닌 기준 벡터에서 f_s 를 추정하므로 토널 벡터에 포함된 추적 오차의 영향을 줄일 수 있으며, N 개의 토널로 구성된 토널 벡터에 대해서 N^2 의 연산 복잡도(complexity)를 갖는 미시적 방법에 비해 가장 가까운 기준 벡터와 비교하므로 연산 복잡도를 $2N$ 수준으로 유지하여 PSR을 찾을 수 있다.

따라서, 제안된 PSR 추정 알고리즘은 자동 및 실시간 구현의 관점에서 정확하게 간접 및 거시적 추정을 하는 전문가의 지식에 기반한다.

설계의 마지막 단계로서, 맞춤형 진화전략의 구성에 있어서는, 앞의 설계 단계에서 언급한 하모닉 커서를 활용한 전문가의 수동 PSR 추정 과정을 분석한 내용을 바탕으로 하여 맞춤형 진화 전략을 다음과 같이 구성하고자 한다.

우선적으로, 식 (3)과 관련된 설계 파라메터 H 는 다음과 같이 쉽게 결정된다.

$$H = \text{round}\left(\frac{f_N}{f_M}\right) \quad (4)$$

여기서, $\text{round}(\cdot)$ 는 가장 가까운 정수값을 찾는 함수이다. 스펙트럼의 전시 화면 폭에 의해서 하모닉 커서를 의미하는 그래픽 보조선 수가 결정되는 전문가의 경우에 비해서, 본 방법은 실제 토널 벡터의 최대 토널 주파수의 정보를 활용하므로 보다 효율적인 값을 결정할 수 있다.

f_{res} 가 주파수 스펙트럼의 해상도(resolution)이고, Δf_{\max} 가 주파수 스펙트럼의 최대 변화폭일 때, 본 논문에서는 전문가의 거시적 방법을 자동 및 실시간의 관점에서 구현하기 위해서, 기준 하모닉 모델의 삼각형 멤버쉽 함수의 중심값들 뿐만 아니라 그 폭인 f_s 를 사용하여 다음과 같이 정의된 적합도(fitness)를 최대화하는 $f_s \in [f_{res}, \Delta f_{\max}]$ 를 탐색하는 문제로 변환하였다.

$$J = \left(\sum_{n=1}^N s_n \right) \left(\frac{1}{N} + \frac{1}{H} \right) / 2, \quad s_n \in [0, 1] \quad (5)$$

여기서, s_n 은 n 번째 토널 주파수가 가장 인접한 멤버쉽 함수의 입력으로 사용되어 결정된 점수(score)이며, H 와 관련된 항은 f_s 와 배수 관계에 있으므로 f_s 보다 낮은 주파수를 PSR로 선택하는 것을 방지하기 위한 것이고, N 과 관

련된 항은 f_s 와 배수 관계에 있으므로 f_s 보다 높은 주파수를 PSR로 선택하는 것을 방지하기 위한 것이다. 즉, H 와 관련된 항이 없으면, $f_s/2, f_s/4, \dots$ 등을 PSR로 선택하게 될 수 있으며, N 과 관련된 항이 없으면 $2f_s, 4f_s, \dots$ 등을 PSR로 선택하게 될 수 있다.

식 (5)의 적합도를 최대화하기 위해서, 본 논문에서는 진화 전략을 사용하였다. 진화 전략은 자연 진화의 원리를 모방한 것으로, 식 (5)와 같은 목적 함수(objective function)의 연속성이나 미분가능성 등의 제약조건이 없으며, 유성 생식(sexual reproduction)을 하는 유전 알고리즘(GA : Genetic Algorithm)과는 달리 무성(asexual) 생식으로서 가우시안(Gaussian) 랜덤 변수에 의한 돌연변이(mutation)만을 기본 연산자(operator)로 사용하고 있다[8,9]. 제안된 기준 하모닉 모델의 f_M 을 추정하기 위한 돌연변이 연산은 다음과 같다.

$$f_{M_{offspring}}(g+1) = f_{M_{parent}}(g) + N(0, \sigma) \quad (6)$$

여기서, g 는 세대(generation) 수이며, σ 는 랜덤 변수의 표준편차이다. 본 논문에서는 μ 개의 부모(parent)로부터 λ 개의 자손(offspring)을 발생시키고, $\mu + \lambda$ 개의 개체들(individuals) 가운데에서 적합도가 높은 μ 개를 다음 세대의 새로운 부모로 선택하는 $(\mu + \lambda)$ -ES를 고려하였는데, 그 중에서도 최대 적합도를 갖는 부모만을 사용하는 $\mu = 1$ 인 형태로 접근하였다. 본 논문에서는 PSR 추정의 관점에서 국부 및 전역 탐색을 통하여 탐색의 효율성을 높이기 위해서 다음과 같이 돌연변이 연산자를 맞춤형으로 변형하였다.

$$\sigma = \begin{cases} 0, & \text{if } p = 1 \\ f_{res}, & \text{if } p < C_p \\ f_{\max}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서, p 는 집단(population)을 구성하는 개체의 번호이며, C_p 는 집단 상수이다. 식 (7) 첫 번째 조건식의 경우는 현재 세대의 최고 적합도 값을 갖는 개체를 다음 세대에 그대로 유지시키는 엘리티즘(elitism)을 의미하고, 두 번째 조건식은 최소의 탐색 구간을 갖는 국부탐색(local search)을 의미하며, 세 번째 조건식은 최대의 탐색 구간을 갖는 전역 탐색(global search)을 의미한다.

맞춤형 진화 전략을 포함하는 PSR 추정기를 나타낸 블록선도는 다음의 그림 3과 같다.

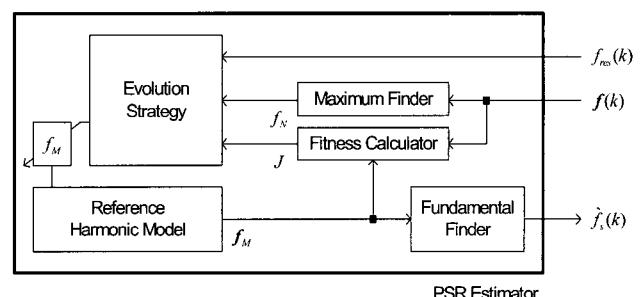


그림 3. 제안된 PSR 추정기의 블록선도.

Fig. 3. Block diagram of proposed PSR estimator.

위의 과정으로부터 전문가 지식 및 진화 전략을 이용하는 진화적인 PSR 추정 알고리즘이 설계되었다. 이를 통해

여 제안된 알고리즘은 다음의 장점을 갖는다. 즉, 본 알고리즘은 전문가의 지식에 기반하므로 정확한 PSR 추정이 가능하며, ES를 이용하므로 효율적인 PSR 추정이 가능하다. 또한, 잘 알려진 진화 구조를 사용하므로 알고리즘의 구조와 파라메터 관점에서 용이한 설계가 가능하다.

3. 시뮬레이션 결과

진화적 PSR 추정 알고리즘의 성능 검증은 프로펠러 축(shaft)의 회전속도가 변화하는 모의 소나 표적의 주파수 추적을 통하여 주파수 스펙트럼을 생성한 후, 이를 기반으로 하여 f_s 를 추정하는 문제에 대해서 이루어졌다. 여기서는 소나 신호처리 과정은 생략하고 그 결과만을 고려하는 형태로 구현하였다.

프로펠러 축의 회전 운동 발생과 관련된 등속도 및 등가 속도 프로세스 방정식은 각각 다음과 같이 정의된다[10].

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} v(k) \quad (8)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} v(k) \quad (9)$$

여기서, T 는 샘플링 주기, $v(k)$ 는 프로세스 잡음이다. 그리고, 상태 벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{x}(k) = [f_s \quad \dot{f}_s \quad \ddot{f}_s]^T \quad (10)$$

식 (8) 및 (9)를 기반으로한 프로펠러 축의 회전 운동 발생 시나리오는 표 1과 같이 정의되었다.

표 1. 축 회전 운동 시나리오.

Table 1. Scenario for shaft rotation.

	가속률 a [m/s^2]	운동 종류
1~10 초	0.03	가속 운동
10~20 초	-0.03	감속 운동
20~30 초	0	등속 운동
30~40 초	-0.03	감속 운동
40~50 초	0.03	가속 운동
50~100 초	0	등속 운동

이와 관련하여 정해진 상태 벡터의 초기 값은 다음과 같고, 프로세스 잡음의 표준편차는 영이다.

$$\mathbf{x}(0) = [10 \quad 0 \quad 0]^T \quad (11)$$

그런데, 식 (2)의 토널 벡터를 생성하기 위해서 $N=8$ 인 경우를 고려하여 다음과 같은 벡터들을 정의하였다.

$$\mathbf{x}_{ext} = [1 \quad 0 \quad 0] \mathbf{x}(k) [1 \quad 2 \quad 3 \quad 4 \quad 5 \quad 6 \quad 7 \quad 8]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_{NL} = \frac{1}{[1 \quad 0 \quad 0] \mathbf{x}(k)} [4 \quad 2 \quad 10 \quad 3 \quad 4 \quad 9 \quad 4 \quad 6]^T \quad (13)$$

여기서, \mathbf{x}_{ext} 은 주파수 벡터를 의미하고, \mathbf{x}_{NL} 은 잡음 레벨 벡터를 의미한다. 식 (12)의 토널 벡터를 구성하는 토널 주파수들은 하모닉군을 형성한다. 이들 벡터의 초기 값을 나타낸 정상 토널 집합은 그림 4와 같다.

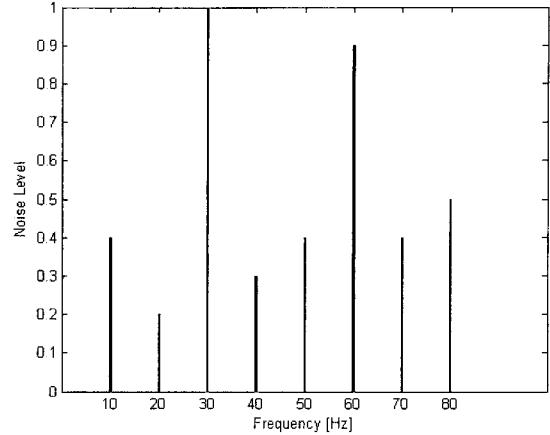


그림 4. 초기 정상 집합.

Fig. 4. Initial normal set.

다음으로, 측정 방정식은 다음과 같이 정의된다.

$$z(k) = \mathbf{x}_{ext} + w(k) \quad (14)$$

여기서, $w(k)$ 는 측정 잡음인데, 본 식은 주파수 벡터 \mathbf{x}_{ext} 를 구성하는 주파수 x_{ext} 에 대해서 개별적으로 적용되었다.

측정 센서의 샘플링 주기는 $T=1$ 으로 정하였고, 일반적으로 주파수 해상도 보다 측정 잡음이 크다는 가정하에서 $\sigma_w = 0.4$ 로 정하였다.

개별 주파수 추적 필터에 사용된 모델은 등속도 및 등가 속도 모델이며, 프로세스 잡음의 공분산은 다음과 같다[10].

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (15)$$

여기서, $\sigma_v = 0.004$ 이다. 측정 잡음은 σ_w 와 동일하다.

마지막으로, 기준 하모닉 모델의 폭은 그림 2에서와 같이 $f_\sigma = f_{res}/2$ 로 정하였다. 진화 전략 파라메터는 표 2와 같다.

표 2. 진화 전략 파라메터.

Table 2. Parameters for ES.

	기호	값
주파수 해상도	f_{res}	0.1
주파수 변화폭	Δf_{max}	10
집단 상수	C_p	5
개체 수	$\mu + \lambda$	10
세대 수	g	5

이들 파라메터 값들을 정하는 방법에 대한 고찰은 다음과 같다. 일반적으로 주파수 해상도 f_{res} 는 소나 시스템 운용자에 의해서 주어지며, 주파수 변화폭 Δf_{max} 는 가속률 a 및 측정 잡음 σ_w 에 의해서 정해질 수 있는데, 이들 값은 추적 필터의 설계 과정을 통해 이미 알려져 있다. 세대수와 개체 수는 f_{res} 와 Δf_{max} 에 의해서 정해질 수 있는데, f_{res} 가 작고 Δf_{max} 가 크면 이들 값을 증가할 필요가 있다. 결론적으로 본 알고리즘은 파라메터 설정이 매우 용이함을 알 수 있다.

진화적 PSR 추정 시뮬레이션 결과는 그림 5~10에 보여

진다.

우선, 적합도 함수의 유효성을 검증하기 위해서 $f_s = 10$ 인 경우에 대해서 진화 전략의 적용 없이 $f_M \in [0.1, 50]$ 을 탐색 구간을 f_{res} 로 하여 전역 탐색한 결과를 그림 5에 보였다. 맨 위의 그림은 식 (5)에서 N 과 관련된 항만을 사용한 경우인데, 본문에서 설명하였듯이 $f_s/2, f_s/4, \dots$ 등이 PSR로 선택될 수 있다. 가운데의 그림은 식 (5)에서 H 와 관련된 항만을 사용한 경우인데, 본문에서 설명하였듯이 $2f_s, 4f_s, \dots$ 등이 PSR로 선택될 수 있다. 맨 아래의 그림은 식 (5)를 사용한 경우인데, f_s 를 정확하게 추정하고 있다. 이는 제안된 적합도 함수가 매우 잘 정의되었음을 보여 준다. 또한, 본 PSR 추정 문제가 불연속적인 적합도 함수를 가짐을 보여 준다.

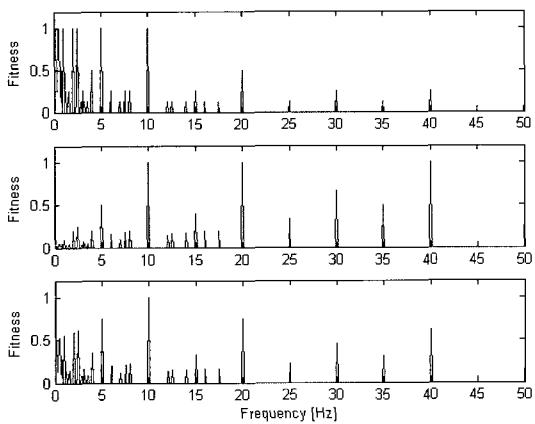


그림 5. 적합도 함수 비교($f_s = 10$).

Fig. 5. Comparison of fitness function($f_s = 10$).

그림 6의 맨 위의 그림은 토널 주파수의 잡음 레벨을 보여 주며, 가운데의 그림은 주파수 스펙트럼을 주파수 및 시간의 관점에서 표현한 주파수 그램이다. 전문가는 이 그림 위에서 하모닉 커서를 활용하여 PSR을 추정하는데, 본 경우는 시간적 변화가 많으므로 그 추정이 용이하지 않다. 맨 아래의 그림은 제안된 알고리즘에 의해서 자동 및 실시간으로 추정된 PSR 인데, 정상 토널 집합에 대해서 정확히 추정하고 있다.

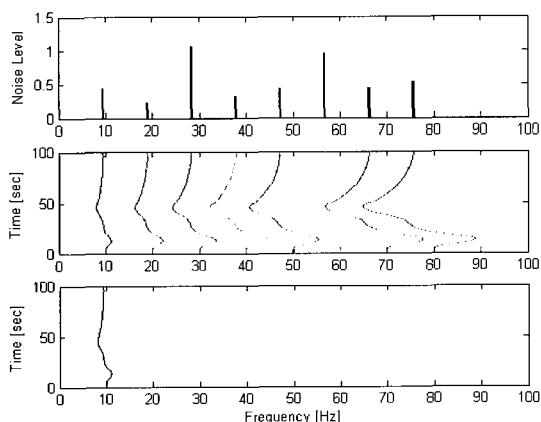


그림 6. PSR 추정 결과(정상 집합).

Fig. 6. Results of PSR estimation(normal set).

그림 7은 그림 6에서 첫번째 토널 주파수가 누락되고, 다섯번째와 여섯번째 사이에 토널 주파수가 첨가된 혼합 토널 집합의 경우에 대해서 제안된 알고리즘에 의해서 자동 및 실시간으로 PSR을 추정한 결과이다. 위에서 아래로 각각 토널 주파수의 잡음 레벨, 주파수 그램, 추정된 PSR 인데, 제안된 기준 하모닉 모델을 사용하는 간접 및 거시적 추정을 하므로 본 경우에서와 같이 기본 주파수 성분이 존재하지 않는 혼합 토널 집합에 대해서도 PSR을 정확히 추정하고 있다.

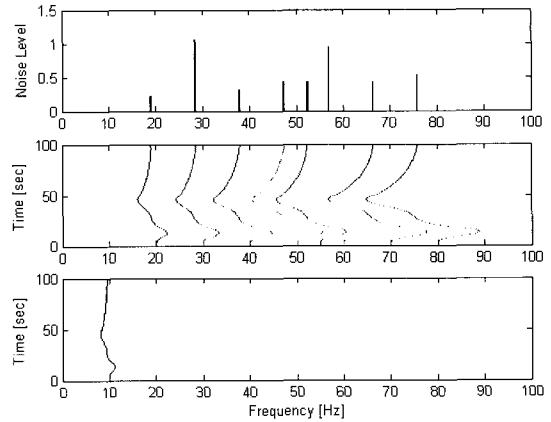


그림 7. PSR 추정 결과(혼합 집합1).

Fig. 7. Results of PSR estimation(mixed set1).

그림 8은 그림 6에서 세번째 토널 주파수가 누락되고, 다섯번째와 여섯번째 사이에 토널 주파수가 첨가된 혼합 토널 집합의 경우에 대해서 제안된 알고리즘에 의해서 자동 및 실시간으로 PSR을 추정한 결과이다. 위에서 아래로 각각 토널 주파수의 잡음 레벨, 주파수 그램, 추정된 PSR 인데, 이 또한 제안된 기준 하모닉 모델을 사용하는 간접 및 거시적 추정을 하므로 본 경우에서와 같은 혼합 토널 집합에 대해서도 PSR을 정확히 추정하고 있다.

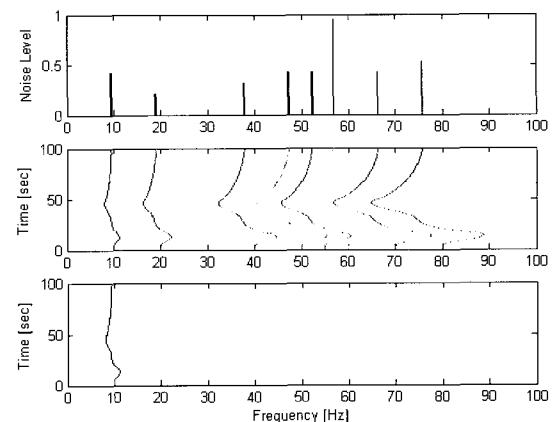


그림 8. PSR 추정 결과(혼합 집합2).

Fig. 8. Results of PSR estimation(mixed set2).

그림 9는 그림 8과 관련하여 진화전략의 관점에서 매 세대에서의 최대 적합도 추이를 나타내는데, 5세대가 한 챔플 주기인 1초를 의미하므로, 총 100초 동안의 시뮬레이션 결과를 보여준다. 프로펠러 축의 회전 속도가 변화하여 PSR

이 변화하므로 엘리티즘을 적용하여도 매 초당 적합도가 상이하게 나타나지만, 확대된 그림 10을 통하여 보면 매 초의 적합도 추이는 지속적으로 증가하거나 포화하고 있음을 알 수 있다. 적합도 함수의 불연속성으로 인해서 전체적으로 낮은 적합도를 갖지만 제안된 알고리즘은 효율적으로 PSR을 추정한다.

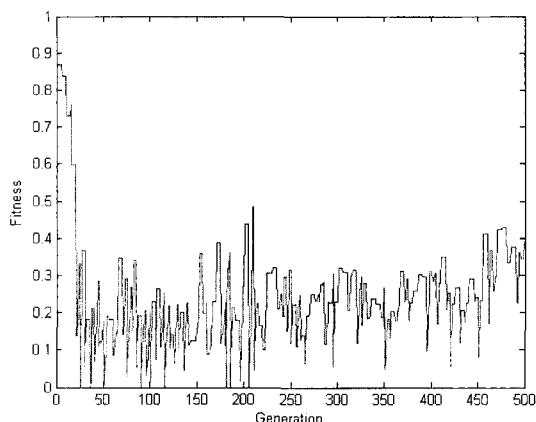


그림 9. 최대 적합도 추이).
Fig. 9. Trend of best fitness.

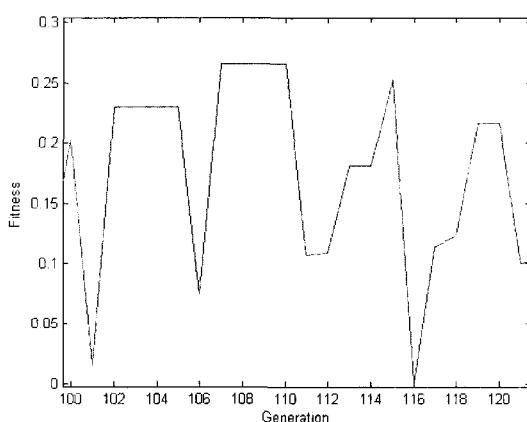


그림 10. 최대 적합도 추이(100-120세대).
Fig. 10. Trend of best fitness(100-120 generation).

앞의 결과들을 통하여 진화적 PSR 추정 알고리즘은 주파수 스펙트럼으로부터 자동 및 실시간으로 소나 표적의 특징정보로서의 PSR을 효과적으로 추출 가능하게 하여, 이를 이용한 식별에 있어서 가장 기본적이면서도 핵심적인 사항을 해결할 수 있음을 검증할 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 전문가 지식 및 진화 전략을 이용하는 PSR 추정 알고리즘이 제안되었다.

제안된 알고리즘은 다음의 장점을 갖는다. 즉, 본 알고리즘은 소나 시스템의 실제적인 수동 운용과 관련된 전문가의 지식에 기반하므로 정확한 PSR 추정이 가능하며, 진화 알고리즘의 일종으로서 지역 탐색 특성이 우수한 진화 전략을 이용하므로 효율적인 PSR 추정이 가능하다. 또한, 알고리

즘의 구조와 파라메터 관점에서 용이한 설계가 가능하다.

진화적 PSR 추정 알고리즘의 성능 검증은 프로펠러 축의 회전속도가 변화하는 모의 소나 표적의 주파수 추적을 통하여 주파수 스펙트럼을 생성한 후, 이를 기반으로 하여 PSR을 추정하는 문제에 대해서 이루어졌다. 시뮬레이션 결과는 제안된 알고리즘이 실시간 시스템 적용에서 존재하는 문제점을 효과적으로 해결할 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] R. J. Urick, *Principles of Underwater Sound*, McGraw-Hill, 1983.
- [2] X. Lurton, *AN INTRODUCTION TO UNDERWATER ACOUSTICS Principles and Applications*, Springer, 2002.
- [3] A. Kummert, "Fuzzy technology implemented in sonar system," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 18, no. 4, pp. 483-490, 1993.
- [4] R. O. Nielsen, "Cramer-Rao lower bounds for sonar broad-band modulation parameters," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 24, no. 3, pp. 285-290, 1999.
- [5] G. Zhou and G. B. Giannakis, "Retrieval of self-coupled harmonics," *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 43, no. 5, pp. 1173-1186, 1995.
- [6] G. Zhou and G. B. Giannakis, "Polyspectral analysis of mixed process and coupled harmonics," *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 42, no. 3, pp. 943-958, 1996.
- [7] C. T. Leondes, *Fuzzy Theory Systems*, Academic Press, 1999.
- [8] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1995.
- [9] D. B. Fogel, *Evolutionary Computation : Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*, IEEE Press, 1995.
- [10] Y. Bar-Shalom, and Xiao-Rong Li, "Estimation and Tracking Principles, Techniques and Software," Artech House, Inc, 1993.

저 자 소 개

김현식(Hyun-Sik Kim)

제17권 제7호 참조