

수동 소나 표적의 식별을 위한 지능형 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘

Intelligent Feature Extraction and Scoring Algorithm for Classification of Passive Sonar Target

김현식

Hyun-Sik Kim

동명대학교 로봇시스템공학과

요 약

실시간 시스템 적용에 있어서, 수동 소나 표적의 식별을 위한 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘은 다음과 같은 문제점들을 가지고 있다. 즉, 주파수 스펙트럼으로부터 PSR(Propeller Shaft Rate) 및 BR(Blade rate) 등의 특징정보를 실시간으로 구별하는 것은 매우 어렵기 때문에 정확하고 효율적인 특징정보 추출(extraction)법을 요구한다. 또한, 추출된 특징정보들로 구성된 식별 DB(DataBase)는 잡음 및 불완전한 구성을 갖기 때문에 강인하고 효과적인 특징정보 스코어링(scoring)법을 요구한다. 나아가, 구조와 파라미터에 있어서 용이한 설계 절차를 요구한다. 이러한 문제들을 해결하기 위해서 진화전략(ES : Evolution Strategy) 및 퍼지(fuzzy) 이론을 이용하는 지능형 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘이 제안되었다. 제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위해서는 수동 소나 표적의 실시간 식별이 수행되었다. 시뮬레이션 결과는 제안된 알고리즘이 실시간 시스템 적용에서 존재하는 문제점들을 효과적으로 해결할 수 있음을 보여준다.

키워드 : 진화적 특징정보 추출, 퍼지 특징정보 스코어링, 식별, 수동 소나 표적

Abstract

In real-time system application, the feature extraction and scoring algorithm for classification of the passive sonar target has the following problems: it requires an accurate and efficient feature extraction method because it is very difficult to distinguish the features of the propeller shaft rate (PSR) and the blade rate (BR) from the frequency spectrum in real-time, it requires a robust and effective feature scoring method because the classification database (DB) composed of extracted features is noised and incomplete, and further, it requires an easy design procedure in terms of structures and parameters. To solve these problems, an intelligent feature extraction and scoring algorithm using the evolution strategy (ES) and the fuzzy theory is proposed here. To verify the performance of the proposed algorithm, a passive sonar target classification is performed in real-time. Simulation results show that the proposed algorithm effectively solves sonar classification problems in real-time.

Key Words : Evolutionary feature extraction, Fuzzy feature scoring, Classification, Passive sonar target

1. 서 론

일반적으로, 수동 소나 표적(passive sonar target)의 탐지(detection) 및 추적(tracking) 결과인 주파수 스펙트럼은 협대역(narrowband), 광대역(broadband), 천이(transient) 성분 등과 같은 다양한 주파수 성분들을 가지고 있는데, 이들은 다양한 소음원(noise source)에 기인한다[1,2]. 이들 가운데에서, 수동 소나 표적의 식별(classification)에 있어서 지배적인 협대역 성분은 주로 기계장치에 기인한 성분으로서 속도 연관 성분(SRC : Speed-Related Component) 및 그 이외의 성분으로 나누어 지는데, 주파수 스펙트럼의 대부분을 차지하는 SRC는 PSR(Propeller Shaft Rate) 및 BR(Blade Rate) 등으로 세분화 된다.

주파수 스펙트럼으로부터 PSR 및 BR을 구별하는 관점

에서, DEMON(the Detection of Envelop Modulation On Noise) 스펙트럼[3]은 대상 스펙트럼이 된다. 본 연구에서는 DEMON에 기반한 수동 소나 표적의 식별을 고려하는데, 그 성능은 PSR 및 BR과 관련된 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘의 성능에 직접적으로 의존한다.

특징정보 추출에서, PSR은 기본주파수(fundamental)와 그 고조파(harmonic)들로 구성된 하모닉군(harmonic family)[4,5]을 형성하는데, 기본주파수인 PSR은 하모닉군의 고유 차수(order) 집합을 추출하는데 사용되며, 수동 소나 표적의 속도를 예측 가능하게 하므로 표적 식별 시에는 속도별로 저장된 특징정보들로 구성된 식별 DB(DataBase)의 검색량을 줄임으로써 효과적 검색을 가능하게 한다. 또한, 이러한 PSR 추정 과정을 통해 다중 스펙트럼선들 가운데에서 대부분을 차지하는 하모닉군을 우선적으로 제거할 수 있기 때문에, 유효 성분의 개수를 줄여 또 다른 특징정보들을 효과적으로 추출하는데 도움을 준다. 따라서, PSR 추정은 수동 소나 표적의 특징정보 추출 및 이를 이용한 식별에 있

접수일자 : 2009년 8월 5일

완료일자 : 2009년 10월 5일

어서 핵심적인 요소이다. 그리고, BR 또한 하모닉군을 형성하는데, 역시 기본 주파수인 BR은 하모닉군의 차수 집합을 추출하는데 사용되며, PSR과의 관계를 이용하여 표적의 프로펠러 날개수를 예측 가능하게 하므로 이후의 표적 식별 시에는 유형(class)별로 저장된 특징정보들로 구성된 식별 DB의 검색량을 줄임으로써 효과적 검색을 가능하게 한다. 그런데, DEMON으로부터 PSR 및 BR을 실시간으로 구별하는 것은 매우 어렵다.

특징정보 스코어링에서, PSR 및 BR 관련 특징정보들 및 기타 특징정보들의 집합인 특징정보 벡터들로 구성된 식별 DB의 경우에는, 실시간으로 수집된 정보를 기반으로 DB를 갱신하는 실시간 시스템이므로 유형 및 속도별로 그 구성이 불완전하며, 잡음을 포함하고 있다.

즉, 수동 소나 표적의 식별을 위한 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘은 다음과 같은 문제점들을 가지고 있다. 즉, 다중의 스펙트럼 선들을 갖는 주파수 스펙트럼으로부터의 PSR 및 BR 등을 구별하는 것은 매우 어렵기 때문에 정확하고 효율적인 특징정보 추출법을 요구한다. 추출된 특징정보들로 구성된 식별 DB는 잡음 및 불완전한 구성을 갖기 때문에 강인하고 효과적인 특징정보 스코어링법을 요구한다. 나아가, 구조와 파라미터에 있어서 용이한 설계 절차를 요구한다.

이 문제들을 해결하기 위해서 진화 전략(ES : Evolution Strategy) 및 퍼지(fuzzy) 이론을 이용하는 지능형 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘이 제안되었다. 지능형 식별 알고리즘의 설계는 2장에서 설명되며, 시뮬레이션 결과는 3장에 기술된다. 마지막으로, 결론은 4장에 요약된다.

2. 지능형 식별 알고리즘의 설계

2.1 진화적 특징정보 추출 알고리즘

진화적 특징정보 추출 알고리즘의 상세 설계 절차는 함정 방사소음 관련 주파수 스펙트럼의 일반 표현, DEMON 스펙트럼의 분석 및 PSR/BR 군의 구별, 진화 전략을 이용한 진화적 하모닉군 추출 등 세가지 단계로 나누어진다.

설계의 첫 번째 단계로서, 함정 방사소음 관련 주파수 스펙트럼의 일반 표현에 있어서는, 수동 소나 표적의 특징정보 추출을 위한 PSR 및 BR 추정 문제의 이해를 돕기 위하여 주파수 스펙트럼 표현을 제시하였다. 그림 1은 본 논문에서 제시된 함정 방사소음의 일반적인 스펙트럼을 나타낸다[6].

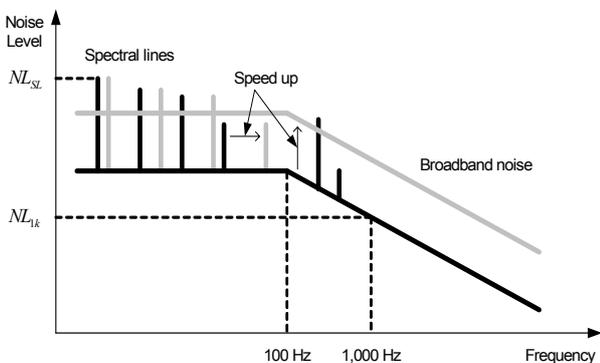


그림 1. 함정 방사소음의 일반적인 스펙트럼.
Fig. 1. Generic spectrum of ship-radiated noise.

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

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

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 잡음의 레벨이 증가하게 됨을 보여준다. 이와 더불어, 본 논문에서 고려된 프로펠러에 의한 공동화(cavitation)와 관련된 방사소음은 다음과 같이 정의된다.

$$s(t) = \left(1 + \sum_{i=1}^L a_i \sin(i2\pi f_s t + \phi_i) \right) n(t) \quad (2)$$

여기서, a_i 는 i 번째 정현함수의 크기이고, $n(t)$ 는 광대역 잡음 신호이다. 그리고, PSR 및 BR은 각각 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} f_s &= SRPM/60 \\ f_B &= Bf_s \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, f_s 및 f_B 는 각각 PSR 및 BR이고, $SRPM$ 은 분당 샤프트(shaft)의 회전수, B 는 프로펠러 날개수이다.

설계의 두 번째 단계로서, DEMON 스펙트럼의 분석 및 PSR/BR 군의 구별에 있어서는, 수동 소나 표적의 탐지 및 추적 결과인 DEMON의 가능 톤 집합(possible tonal set)을 정의하고 PSR 및 BR 군의 구별법을 제시하였다.

그림 2는 가능 DEMON 스펙트럼을 나타내는데, 본 논문에서는 f_3, f_6, f_9, f_{12} 와 같이 PSR 및 BR 군이 겹치는 부분에서의 소음 레벨은 그 크기가 상대적으로 큰 특성을 이용하여 PSR 및 BR 군을 구별하고자 한다.

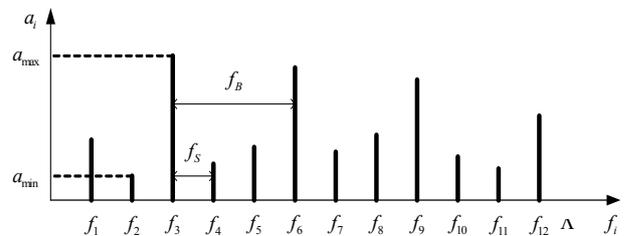


그림 2. 가능 DEMON 스펙트럼.
Fig. 2. Possible DEMON spectrum.

그림에서 알 수 있듯이 PSR 군의 후보 주파수 집합은 스펙트럼 내의 모든 주파수가 되며, 소음 레벨의 크기가 상대적으로 큰 톤 주파수는 BR 군의 후보 주파수가 됨을 알 수 있다. 따라서, 주파수 스펙트럼에서 BR 군의 후보 주파수 집합을 추출하는 것이 핵심이다. 이를 위해서 본 논문에서는 Edge 추출[7] 개념을 고려하였고, 그 결과로서 다음의 식을 정의하였다.

$$\Delta\mu(l) = \mu(\alpha(l)) - \mu(\alpha(l-1)) \quad (4)$$

여기서, $l=1,2,\dots,L$, $\alpha(l) \in [a_{min}, a_{max}]$ 는 l 번째 소음 레벨을 나타내고, $\alpha(l)$ 이상의 소음 레벨을 갖는 톤 주파수의 개수가 J 일 때, 이들의 소음 레벨 평균값은 다음과 같이 정의하였다.

$$\mu(\alpha(l)) = \left(\sum_{j=1}^J a_j \right) / J, \quad a_j \in \{a_i | a_i \geq \alpha(l)\} \quad (5)$$

식 (4)에서 $\Delta\mu(l)$ 이 최대가 되는 $\alpha(l)$ 이상의 소음 레벨을 갖는 토널 주파수를 BR 군의 후보 주파수가 되도록 하였다.

앞의 과정을 통하여 BR 군의 후보 주파수 집합을 추출한 후에, PSR 및 BR 군의 후보 주파수 집합에 대하여 각각 진화적 하모닉군 추출법을 적용하고자 한다. 이에 요구되는 정확성과 효율성의 측면에서 기 검증된 진화 전략을 사용하였다.

설계의 마지막 단계로서, 진화전략을 이용한 진화적 하모닉군 추출법[6]은 자동 및 실시간 구현의 관점에서의 간접(indirect) 및 거시적(macro) 방식인데, 그림 2와 관련한 가능 토널 집합으로서의 토널 벡터 및 기준 하모닉 모델(reference harmonic model)은 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{f} = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_i]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{f}_M = [f_M \ 2f_M \ \dots \ hf_M]^T \quad (7)$$

여기서, $h = 1, 2, \dots, H$ 이고, H 는 기준 하모닉 모델의 최고 차수이다. 이 추출법은 그림 3과 같이 가능 토널 집합을 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 세분화한 후에, $(1+\lambda)$ -ES[8,9]를 변형하여 국부탐색 및 전역탐색 능력을 동시에 갖도록 하여 잘 정의된 적합도 함수를 최대화함으로써 하모닉군의 기본주파수인 f_M 을 추정하도록 하였다.

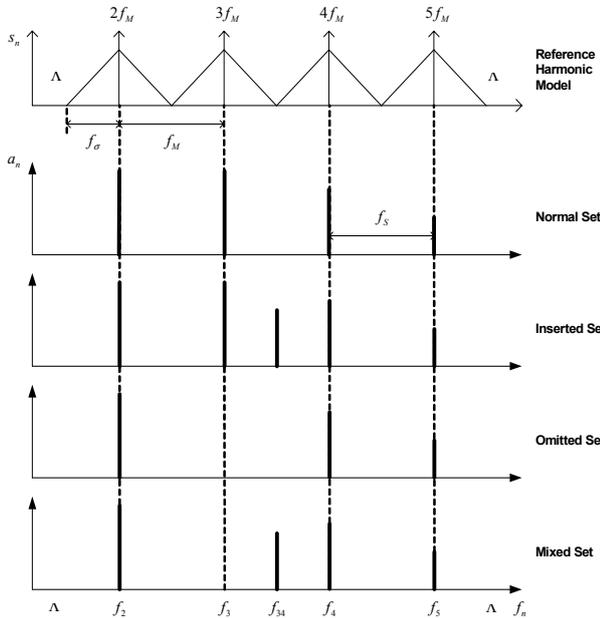


그림 3. 자동 및 실시간 PSR 추정 방법.

Fig. 3. Automatic and realtime PSR estimation method.

앞서 언급한 추출법은 토널 집합이 잡음 성분을 포함하고 있지 않는 이상적인 경우에는 $f_M = f_s$ 인 기준 하모닉 모델을 찾을 수 있으며, 토널 집합이 탐지 및 추적 오차를 포

함하고 있는 일반적인 경우에도 $f_M \approx f_s$ 인 기준 모델을 찾을 수 있다.

PSR 및 BR 군의 후보 주파수 집합에 대하여 각각 진화적 하모닉군 추출법을 적용하면 하모닉군의 기본주파수로서 f_s 및 f_B 가 추정되는데, $\|\mathbf{f} - \mathbf{f}_M\| < \epsilon$ 인 \mathbf{f} 를 추출하여 하모닉군의 차수 집합으로서 \mathbf{o}_s 및 \mathbf{o}_B 를 추출할 수 있다. 자연스럽게, 하모닉군과 무관한 요소들은 \mathbf{f}_{res} 가 된다. 최종적으로, 진화적 특징정보 추출 알고리즘을 통해서 다음의 특징정보 벡터를 생성할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{f}} = \{\hat{f}_s, \mathbf{o}_s, \hat{f}_B, \mathbf{o}_B, \mathbf{f}_{res}\} \quad (8)$$

앞의 과정을 통해 생성된 식 (8)의 특징정보 벡터는 이후의 표적 식별 시에 사용되는 식별 DB의 구성에 직접적으로 사용된다.

2.2 퍼지 특징정보 스코어링 알고리즘

퍼지 특징정보 스코어링 알고리즘의 상세 설계 절차는 속도-비례 보간법의 제시와 퍼지 스코어링법의 사용이 주내용이 된다.

앞의 진화적 특징정보 추출 알고리즘에 의해서 추출된 식 (8)의 특징정보 벡터들로 구성된 식별 DB는 실시간으로 수집된 정보를 기반으로 DB를 갱신하는 실시간 시스템으로 유형 및 속도별로 그 구성이 불완전하며 잡음을 포함하고 있다. 이에 요구되는 강인성과 보간(interpolation) 능력의 측면에서 그 성능이 검증된 퍼지 이론을 사용하였다.

속도-비례 보간법의 구체적인 제시는 다음과 같다. 기 추출된 특징정보 벡터의 PSR로부터 그림 4와 같은 표적별 SRPM 대 속도의 가능 특성곡선을 이용하여 표적별 속도를 추정하여 속도별로 저장된 특징정보 벡터들로 구성된 식별 DB의 검색량을 줄임으로써 효과적 검색을 가능하게 하는데, DB 내에 해당 속도에서의 특징정보 기준 벡터가 없는 경우에는 속도 연관 성분인 PSR 및 BR을 속도-비례 보간하여 특징정보 기준 벡터를 생성하도록 하였다.

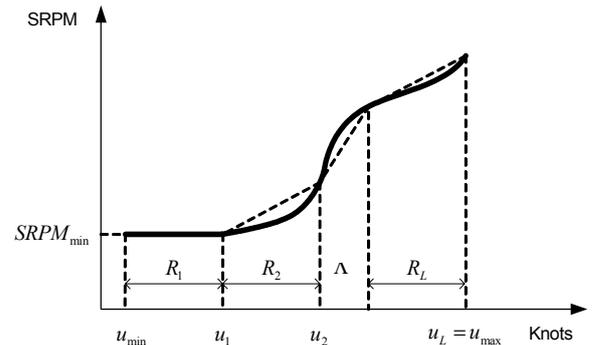


그림 4. SRPM 대 속도의 가능 특성곡선.

Fig. 4. Possible characteristic curve of SRPM to speed.

그림의 실선 부분과 같이 실제 특성곡선이 비선형성을 가짐에도 불구하고, 전체 속도 구간 $[u_{min}, u_{max}]$ 에 대해서 1개의 직선으로 선형 근사화하는 것이 일반적인 실시간 시스템 적용법이지만, 본 논문에서는 정확도를 높이기 위해서 R_1, R_2, \dots, R_L 중의 해당 구간 하나를 선택하고, 그 구간 내에서 이웃한 속도에 존재하는 특징정보 기준 벡터인 \mathbf{f}_{upper} 및 \mathbf{f}_{lower} 를 이용하여 속도-비례 보간하여 다음과 같이 특징

정보 기준 벡터를 생성하였다.

$$\hat{\mathbf{f}}_r = c\mathbf{f}_{upper} + (1-c)\mathbf{f}_{lower} \quad (9)$$

여기서, c 는 보간 상수로서 다음과 같이 표현된다.

$$c = \frac{\hat{u} - u_{lower}}{u_{upper} - u_{lower}} \quad (10)$$

여기서, \hat{u} 는 추정된 속도이고, u_{upper} 및 u_{lower} 는 각각 해당 구간의 최대 및 최소 속도이다.

기 추출된 특징정보 벡터 $\hat{\mathbf{f}}$ 는 n 개의 토널을 갖는 주파수 집합과 동일하므로, 표적별로 검색 또는 생성된 특징정보 기준 벡터 $\hat{\mathbf{f}}_r$ 에 대해서 그림 5와 같은 퍼지 스코어링 함수를 토널 별로 적용하여 토널 별 점수 s_n 의 합계가 가장 높은 표적을 최종 식별된 표적으로 처리한다. 특징정보 벡터 및 특징정보 기준 벡터가 갖는 불확실성 및 잡음 등의 특성을 극복하도록 하기 위해서, 퍼지 멤버십 함수[10]를 이용하여 퍼지 스코어링을 수행하면 된다.

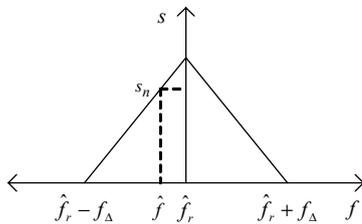


그림 5. 퍼지 스코어링 함수.
Fig. 5. Fuzzy scoring function.

수동 소나 표적의 특징정보 추출 및 스코어링과 관련하여 본 논문에서 제안된 지능형 식별기의 블록선도는 다음의 그림 6과 같다.

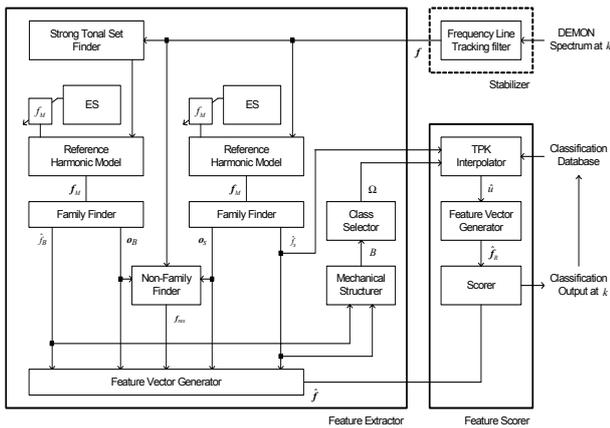


그림 6. 제안된 지능형 식별기의 블록선도.
Fig. 6. Block diagram of proposed intelligent classifier.

3. 시뮬레이션 결과

지능형 식별 알고리즘의 성능 검증은 프로펠러 축(shaft)의 회전속도가 변화하는 모의 소나 표적의 주파수 추적을 통하여 주파수 스펙트럼을 생성한 후, 이를 기반으로 하여

특징정보 벡터를 추출하고 식별을 수행하는 문제에 대해서 이루어 졌다. 여기서는 소나 신호처리 과정은 생략하고 그 결과만을 고려하는 형태로 구현하였다.

프로펠러 축의 회전 운동 발생과 관련된 등속도 및 등가속도 프로세스 방정식은 각각 다음과 같이 정의된다[11].

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} v(k) \quad (11)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} v(k) \quad (12)$$

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

$$\mathbf{x}(k) = [f_s \dot{f}_s \ddot{f}_s]^T \quad (13)$$

식 (11) 및 (12)를 기반으로한 프로펠러 축의 회전 운동 발생 시나리오는 가속, 감속, 등속, 감속, 가속, 등속 운동의 순서로 정하였다[6]. 이와 관련한 상태 벡터의 초기 값은 다음과 같고, 프로세스 잡음의 표준편차는 영이다.

$$\mathbf{x}(0) = [10 \ 0 \ 0]^T \quad (14)$$

그런데, 식 (6)의 토널 벡터를 생성하기 위해서 $N=9$ 인 경우를 고려하여 다음과 같은 벡터들을 정의하였다.

$$\mathbf{x}_{ext} = [1 \ 0 \ 0] \mathbf{x}(k) [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8 \ 9]^T \quad (15)$$

$$\mathbf{x}_{NL} = \frac{1}{[1 \ 0 \ 0] \mathbf{x}(k)} [4 \ 2 \ 10 \ 3 \ 4 \ 9 \ 4 \ 3 \ 10]^T \quad (16)$$

여기서, \mathbf{x}_{ext} 은 주파수 벡터를 의미하고, \mathbf{x}_{NL} 은 잡음 레벨 벡터를 의미한다. 식 (15)의 토널 벡터를 구성하는 토널 주파수들은 그림 2의 가능 DEMON 스펙트럼 구현을 나타내는데, 본 논문에서는 f_3, f_6, f_9 와 같이 PSR 및 BR 군이 겹치는 부분에서의 소음 레벨은 10 정도로 그 크기가 상대적으로 큰 특성을 반영하여 PSR 및 BR 군을 구별 가능하게 하였다.

다음으로, 측정 방정식은 다음과 같이 정의하였다.

$$z(k) = x_{ext} + w(k) \quad (17)$$

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 등가속도 모델이며, 프로세스 잡음의 공분산은 다음과 같다[11].

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (18)$$

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

기준 하모닉 모델의 폭은 그림 3에서와 같이 $f_\sigma = f_{res}/2$ 로 정하였으며, 진화 전략 파라미터 및 이들 파라미터 값들을 정하는 방법에 대한 고찰은 이미 잘 알려져 있다[6].

진화적 PSR 및 BR 추정 시뮬레이션 결과는 그림 7~12에 보여 진다.

그림 7의 첫 번째 그림은 DEMON과 관련된 토널 주파수의 잡음 레벨을 보여 주며, 두 번째 그림은 주파수 스펙트럼을 주파수 및 시간의 관점에서 표현한 주파수 그래프이다. 전문가는 이 그래프 위에서 하모닉 커서를 활용하여 PSR 및 BR을 추정하는데, 본 경우는 시간적 변화가 많으므로 그 추정이 용이하지 않다. 세 번째 그림은 제안된 알고리즘에 의해서 자동 및 실시간으로 추정된 PSR인데, 정상 토널 집합에 대해서 정확히 추정하고 있다. 네 번째 그림은 식 (4)를 적용하여 구한 BR 군의 후보주파수이다. 정상적으로 추출이 이루어지고 있다. 마지막 그림은 제안된 알고리즘에 의해서 자동 및 실시간으로 추정된 BR이다. 종합하면, 제안된 알고리즘은 자동 및 실시간으로 PSR 및 BR을 정확히 추정하고 있다. 그림 8은 그림 7에 의해서 식 (3)을 적용하여 구한 프로펠러 날개 수의 추정 결과를 보여 주는데, original 데이터는 추적 필터의 오차 등으로 인하여 약간의 편차를 가지나 그 변동 폭이 매우 좁다. 실제적인 프로펠러 날개 수는 이 데이터를 정수화(integerize)하면 된다.

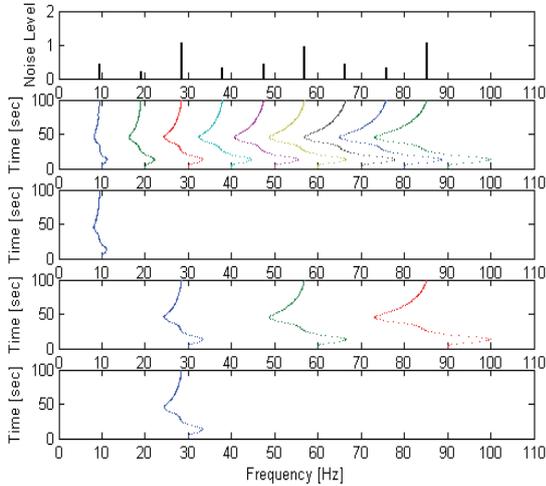


그림 7. PSR 및 BR 추정 결과(정상 집합).
Fig. 7. Results of PSR and BR estimation(normal set).

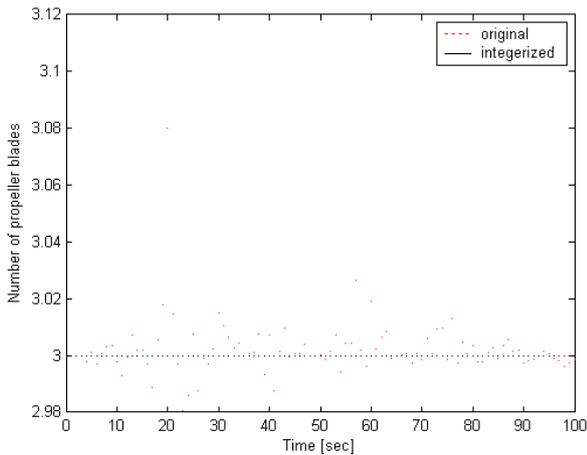


그림 8. 날개 수 추정 결과(정상 집합).
Fig. 8. Results of blade number estimation(normal set).

그림 9는 그림 7에서 첫번째 토널 주파수가 누락되고, 네 번째와 다섯 번째 사이에 토널 주파수가 첨가된 혼합 토널

집합의 경우에 대해서 제안된 알고리즘에 의해서 자동 및 실시간으로 PSR 및 BR을 추정한 결과이다. 이 경우에서와 같이 기본 주파수 성분이 존재하지 않는 혼합 토널 집합에 대해서도 제안된 알고리즘은 자동 및 실시간으로 PSR 및 BR을 정확히 추정하고 있다. 그림 10은 그림 9와 관련된 프로펠러 날개 수의 추정 결과인데, 이 역시 추적 필터의 오차 등의 영향을 가지나 그 추정 결과가 매우 정확하다.

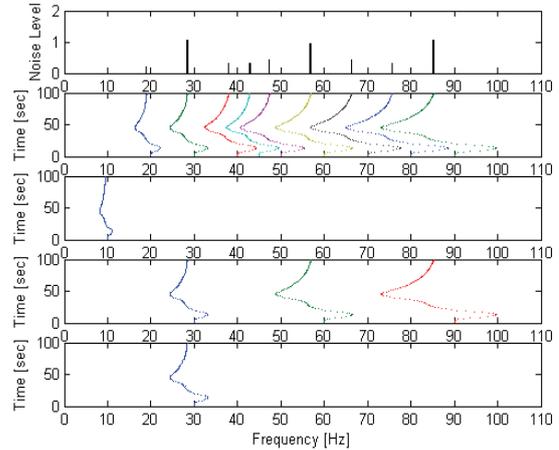


그림 9. PSR 및 BR 추정 결과(혼합 집합).
Fig. 9. Results of PSR and BR estimation(mixed set).

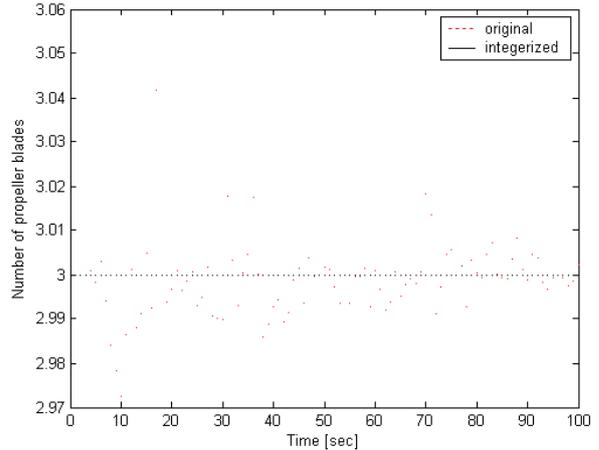


그림 10. 날개 수 추정 결과(혼합 집합).
Fig. 10. Results of blade number estimation(mixed set).

그림 11은 그림 9의 BR과 관련하여 진화전략의 관점에서 매 세대에서의 최대 적합도 추이를 나타내는데, 5세대가 한 샘플 주기인 1초를 의미하므로, 총 100초 동안의 시뮬레이션 결과를 보여준다. 프로펠러 축의 회전 속도가 변화하여 BR이 변화하므로 엘리트즘을 적용하여도 매 초당 적합도가 상이하게 나타나지만, 확대된 그림 12를 통하여 보면 매 초의 적합도 추이는 지속적으로 증가하거나 포화하고 있음을 알 수 있다. 적합도 함수의 불연속성으로 인해서 전체적으로 낮은 적합도를 갖지만 제안된 알고리즘은 효율적으로 BR을 추정한다.

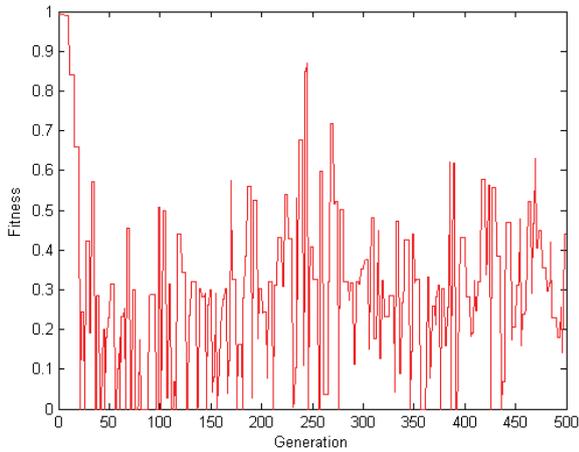


그림 11. 최대 적합도 추이.
Fig. 11. Trend of best fitness.

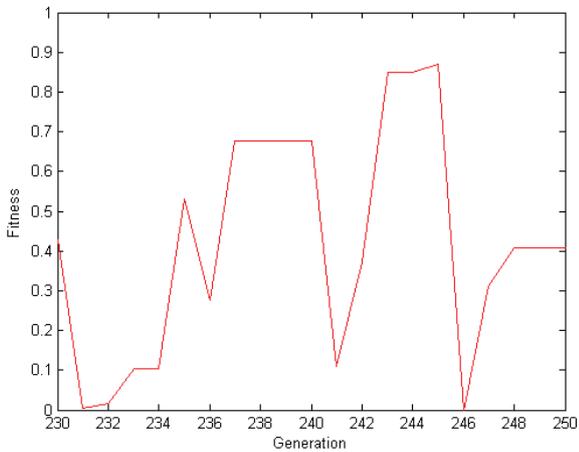


그림 12. 최대 적합도 추이(230-250세대).
Fig. 12. Trend of best fitness(230-250 generation).

앞의 결과들을 통하여 지능형 특징정보 추출 알고리즘의 성능을 검증할 수 있었고, PSR, BR 및 프로펠러 날개 수 등의 3가지 정보가 구해지면, 식 (8)의 특징정보 벡터를 쉽게 구할 수 있음을 알 수 있었다. PSR을 이용하면, 그림 4를 적용하여 표적의 속도를 예측 가능하므로 표적 식별 시에는 유형별/속도별로 저장된 특징정보들로 구성된 식별 DB의 검색량을 줄임으로써 효과적 검색을 가능하게 한다. DB 내에 해당 속도에서의 특징정보 기준 벡터가 없는 경우에는 속도 연관 성분인 PSR 및 BR을 식 (9)를 적용하여 속도-비례 보간하여 특징정보 기준 벡터를 생성하여 퍼지 스코어링을 수행하면 된다. DB와의 퍼지 스코어링은 기준 벡터 별로 그림 5에 기반하여 토널 별 점수 s_n 의 합계를 구하고 이들을 비교하면 되므로 시뮬레이션은 생략한다.

4. 결 론

본 논문에서는 진화 전략 및 퍼지 이론을 이용하는 지능형 특징정보 추출 및 스코어링 알고리즘이 제안되었다.

제안된 알고리즘은 다음의 장점을 갖는다. 즉, 본 알고리즘은 전문가의 지식에 기반하여 진화 전략을 변형하여 국부

탐색 및 전역탐색 능력을 동시에 갖도록 하였으므로 정확하고 효율적인 특징정보 추출법을 가지며, SRPM 대 속도 특성곡선의 분석에 기반하여 퍼지 이론을 적용하였으므로 강인하고 효과적인 특징정보 스코어링법을 갖는다. 또한, 구조와 파라미터에 있어서 용이한 설계 절차를 갖는다.

시뮬레이션 결과는 제안된 알고리즘이 실시간 시스템 적용에서 존재하는 문제점들을 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] G. Zhou and G. B. Giannakis, "Retrieval of self-coupled harmonics," *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 43, no. 5, pp. 1173-1186, 1995.
- [5] 이성은, 황수복, 노도영, "수동소나를 이용한 수중물체 자동판별기법 연구," *한국군사과학기술학회 논문지*, 제3권, 제1호, pp. 76-84, 2000.
- [6] 김현식, "소나 표적의 특징정보추출을 위한 진화적 PSR 추정 알고리즘," *한국지능시스템학회 논문지*, 18권 5호, pp. 632-637, 2008.
- [7] F. van der Heijden, "Edge and line feature extraction based on covariance models," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 1, pp. 16-33, 1995.
- [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] C. T. Leondes, *Fuzzy Theory Systems*, Academic Press, 1999.
- [11] 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)

제19권 제5호 참조