

논문 2011-48SP-5-6

신경망과 SVM을 이용한 적조 발생 예측

(Red Tide Prediction using Neural Network and SVM)

박 선*, 김 경 준**, 이 진 석***, 이 성 로****

(Sun Park, Kyung-Jun Kim, Jin-Seok Lee, and Seong Ro Lee)

요 약

적조에 의한 양식어업의 피해가 증가함에 따라서 적조에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다. 현재 적조에 대한 대부분의 연구는 화학적 특성이나 생물학적 원인 규명에 초점이 맞춰 연구되고 있다. 적조 발생을 미리 예측할 수 있으면 적조에 대한 피해를 최소화 시킬 수 있다. 그러나 국내의 적조 현상 예측에 대한 연구는 단순히 적조발생 판별에 그치는 등 미흡한 실정에 있다. 본 논문은 신경망과 SVM을 이용한 새로운 적조발생 예측 방법을 제안한다.

Abstract

There have been many studies on red tide because of increasing of damage to sea farming by a red tide blooms of harmful algae. The studies of red tide have mostly focused chemical properties and investigation of biological cause. If we can predict the occurrence of red tide, we will be able to minimize the damage of red tide. However, internal study of prediction of red tide blooms is only classification method that is still insufficient for red tide blooms forecast. In this paper, we proposed the red tide blooms prediction method using neural network and SVM.

Keywords: 적조 발생(red tide blooms), 적조 예측(red tide rediction), 신경망(neural network), SVM

I. 서 론

적조(red tide)란 유해성 조류의 일시적인 대량 번식으로 바다물의 색깔이 적색이나 황색으로 변하여서 생태계를 파괴시키는 현상을 말한다. 90년대부터 거의 매년 우리나라 연안에는 유해성 적조의 발생으로 양식장의 피해가 빈번히 발생하고 있으며, 95년에는 764억 원

의 역대 최대 피해액을 보였다. 최근 3년간은 적조에 대한 큰 피해를 보이지 않고 있으나 언제 적조의 피해가 다시 발생할 지는 예측할 수 없다. 국내에서는 60여종의 적조 생물들이 발견되고 있으며, 이중 9종이 유해성 조류로 국내 수산업에 피해를 입히고 있다. 특히 국내에서는 *coclodinium polykrikoides*에 의한 양식장의 피해가 크게 발생하고 있다^[1].

이러한 적조피해가 증가하면서 주요 적조원인 생물의 생리적 특성 및 환경변화에 대한 생물의 반응도 상당부분 많은 연구가 이루어지고 있다^[2]. 그러나 적조발생시 피해를 최소화하기 위해서는 신속히 적조정보를 처리할 수 있는 다양한 자동화 방법에 대한 연구는 아직 미흡한 편이다. 특히 국내에서 발생하는 적조는 발생 범위가 다양하고 발생해역으로부터 해류를 따라서 이동하기 때문에 직접 적조를 탐지하여 빠른 대처를 통한 피해를 최소화하기에는 한계가 있다^[2]. 그러므로 이전의 해양환경을 이용하여 적조 발생 예측을 통한 적조

* 정회원-교신저자, 목포대학교 정보산업연구소
(Institute of Information Science and Engineering
Research, Mokpo National University)

** 정회원, 한국과학기술원 전산학과
(Department of Computer Science, KAIST)

*** 정회원, 정보통신산업진흥원
(NIPA)

**** 정회원, 목포대학교 정보전자공학과
(Department of Information and Electronics)

※ 이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 대학중점연구소 지원사업으로 수행된 연구임(2010-0028295)

접수일자: 2011년3월16일, 수정완료일: 2011년6월9일

피해를 최소화 시킬 수 있도록 적조발생 예측방법에 대한 연구가 필요하다. 그러나 국내에의 연구현황을 보면 아직은 국내 실정에 맞는 적조발생을 예측할 수 있는 방법에 대한 연구는 미흡한편이다. 적조발생 예측에 대한 기존 연구는 다음과 같다. 송 등은 해양의 특성을 고려한 적조 사례 기반 추론 시스템을 제안하였다. 이들의 제안방법은 추론을 위한 사례베이스를 생성하고, kNN알고리즘을 이용하여 가장 유사성이 높은 사례를 검색하여 추천한다^[3]. 그러나 이들의 방법은 기존 적조 발생 사례를 기반으로 적조의 유무만을 분류하는데 그치고 있어서 적조 발생을 예측하는 방법은 연구가 미흡한 편이다. 김 등은 원격탐측을 이용한 유해적조발생 예측 방법을 제안하였다. 이들은 적조 발생과 이동 경로를 예측하기 위하여 기존의 적조 발생 자료와 위성의 원격탐측 자료, 현장조사 등을 이용하였다^[4]. 이들의 방법은 자동화된 분석방법이 아닌 사람이 직접 자료를 분석하고 예측하는데 그치고 있다. Fdez-riverola 등은 적조 예측 시스템을 위하여 신경망과 퍼지의 혼합방법에 기반을 둔 사례기반 방법을 제안하였다^[5].

이 등^[6~7]은 적조 생물이 1일 2분열을 하므로 10일 정도 지나면 적조를 인식할 수 있는 적조기준밀도(1,000cells/ml)에 도달하는 것을 보고, 국내의 각 해역 별로 적조가 발생하기 전 10일 동안의 표층 수온, 강수량 및 일사량을 조사하여 적조가 어떠한 환경에서 발생하는지를 조사하였다. 김 등^[8]은 국내 대표적인 유해적조인 *cochlo-dinium p.*의 발생이 주로 고수온과 저 염분에 영향을 받는 것을 보이고, 적조 발생 전 집중 호우로 인한 염분농도의 급격한 감소는 유해적조 발생에 많은 영향을 미치는 것을 조사하였다.

본 논문은 10일간의 적조발생 인자인 수온, 기온, 강수량을 이용하여서 적조 발생을 예측할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안방법은 통영지역에서 발생한 *cochlo-dinium p.*의 적조 발생 인자와 분류자(classifier)를 이용하여서 적조발생을 예측한다. 본 논문에서는 적조발생 예측을 위하여서 시스템 모델링 및 예측에 주로 사용하는 역전파 신경망(back propagation neural network), 회귀신경망(generalized regression neural network), SVM(support vector machines)을 이용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 신경망 및 SVM에 대하여 알아보고, III장에서는 제안방법을, IV장에서는 적조발생예측에 대한 실험 평가 결과를, V장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 관련 연구

2.1 역전파 신경망

전형적인 역전파 신경망(back propagation neural network)은 항상 1개의 입력과 1개의 출력층, 그리고 최소한 1개 이상의 은닉층을 갖는 신경망으로, 각 층은 다음 층들과 완전하게 연결되어 있다. 역전파 알고리즘에서 학습과정에서 입력과 연결강도를 이용하여서 구한 출력 값과 목표 값의 차이인 오차를 하위 처리단위로 되돌려 보냄으로써 오차를 감소시키는 방향으로 연결강도를 조정하며, 이와 같은 연결강도의 조정을 오차의 크기를 인정할 수 있을 때까지 반복함으로써 학습이 이루어진다. 다중 계층(MLP, multi-layer perceptron)을 갖는 역전파 신경망 구조는 출력층이 k 개, 은닉층이 j 개, 입력층이 i 개로 구성된다. 이때, 입력 패턴 p 의 은닉층 j 번째의 단위에 대한 입력의 합은 식(1)과 같다^[9~10].

$$net_{pj} = \sum W_{ji} O_{pi} \quad (1)$$

여기서 W_{ji} 는 입력층과 은닉층사이의 연결강도이고, O_{pi} 는 학습 패턴의 값을 입력층 유닛에 제시하여 출력되는 값이다.

노드 j 번째 출력은 식(2)과 같다.

$$O_{pj} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pj})} \quad (2)$$

일반적으로 출력 O_{pk} 는 원하는 값 t_{pk} 와 같지 않기 때문에 각각의 패턴 p 에 대한 오차는 다음 식(3)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (3)$$

2.2 회귀 신경망

회귀 신경망(GRNN, generalized regression neural network)는 활성조절(feedforward)에 속하는 신경망으로 4개의 층으로 구성된다. 첫 번째 층은 입력층으로 패턴층과 완전히 연결되어 있다. 두 번째 층은 패턴층으로 각 입력패턴에 관해 하나의 신경을 갖는다. 세 번째 층은 덧셈에 관한 층으로 감산-덧셈 신경들과 나눗셈-덧셈 신경들로 구성된다. 감산-덧셈 신경은 패턴층에 관한 가중된 출력들의 합을 계산하는 반면에, 나눗셈-덧셈 신경들은 패턴 신경들에 관한 가중되지 않은 출력들의 합을 계산한다. 각 출력 신경에 관해 하나의

감산-덧셈 신경이 있고 단일 나눗셈-덧셈 신경이 존재한다. 회귀 신경망의 마지막 층은 출력층이고 각 감산-덧셈 신경의 출력으로 나눈다^[9~10].

2.3 SVM

SVM은 1995년 Vapnik에 의하여 제안된 알고리즘으로 고정되어 있지만 알려지지 않은 확률분포를 갖는 자료에 대해서 잘못 분류하는 확률을 최소화하기 위해서 구조적 위험을 최소화하는 것에 기반을 두고 있다. 다차원 공간상에서 학습 자료가 $\{x_i, y_i\}, i = 1, \dots, r, y_i \in +1, -1$ 과 같을 때, 두개의 클래스를 구분하는 초평면(hyperplane)은 여러 개 있지만 최적의 초평면은 하나만 존재한다. 이러한 최적의 초평면은 각 분류 데이터 중에서 분리하는 초평면에 가장 가까운 자료 사이의 거리를 최대화할 수 있어야 하며 식(4)과 같이 정의된다^[9].

$$(\vec{w} \cdot \vec{x}) + b = 0 \tag{4}$$

\vec{x} 는 초평 상의 한점, \vec{w} 는 초평면에서의 법선이며 b는 편향이다.

자료가 선형분리 가능한 경우에는 두개의 분류를 정의하는 초평면은 식(5)과 같이 저의 내릴 수 있으며 이러한 두개의 초평면 상의 학습 자료는 지지 벡터라 한다.

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0 \tag{5}$$

또한, 두 개의 초평면은 두 평면 사이의 여백(margin) $\frac{2}{\|\vec{w}\|}$ 을 최대화하여야 하므로, 두 분류의 초평면을 구하기 위해서는 식(5)을 제약식으로 가지는 식(6)의 목적식에 대한 최적화 문제가 된다.

$$L(w) = \min\left(\frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2\right) \tag{6}$$

최종적으로 임의의 입력 패턴 x 가 주어질 때, 판별함수는 다음과 같다.

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i K(x_i, x_y) + b$$

여기서 α_i 는 라그랑제 승수이고, $K()$ 는 커널함수 이다.

III. 제안방법

본 논문에서 제안한 적조 발생 예측 과정은 그림 1과 같이 전처리, 신경망 및 SVM에 의한 적조 발생 예측 단계로 구성된다. 전처리 단계에서는 과거 적조발생시의 해양환경자료를 신경망의 학습에 적합한 자료로 전처리한다. 신경망을 이용한 적조 발생 예측 단계에서는 학습 자료를 이용함으로써 과거의 적조발생 패턴을 학습하고 입력 자료를 이용하여서 미래에 발생할 적조의 발생을 예측한다.

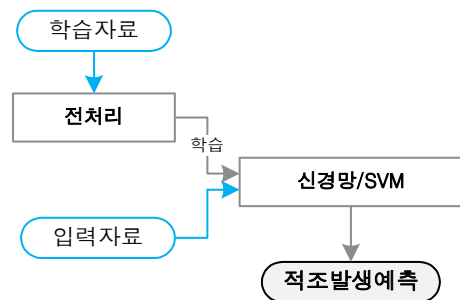


그림 1. 제안된 적조 발생 예측 블록도
Fig. 1. Block diagram of proposed red tide blooms prediction.

3.1 전처리

신경망 및 SVM의 학습에는 자료를 정규화 하는 전처리 과정이 필요하다. 전처리는 분류자의 효율을 높이기 위해서 잡음이나 왜곡에 의해 변형된 것을 바로 잡는 과정이며 분류자에서 출력된 값을 다시 역변환시켜 처리하는 후처리에 대응된다^[9~10]. 그림 1의 전처리에서는 적조발생예측을 위해서 입력된 학습 자료를 전처리한다. 신경망 및 SVM의 학습을 위해 사용되는 자료는 국립수산과학원의 적조정보시스템^[8]에서 획득한 2002년부터 2007년까지 통영지역에서 발생한 유해적조인 coclodinium p.의 발생 일자와 적조생물의 생물 밀도를 이용하였다. 또한 적조 발생일자를 기준으로 이지역의 수온정보는 해양수산연구정보포털^[11]의 연안정지관측정보로부터, 기온 및 강수량은 기상청^[12] 관측 자료로부터 수집하여 이용하였다. 표 1은 적조가 작장 적게 발생한 년도인 2006년도의 적조 생물밀도와 적조경보 일이다. 표 2는 표 1의 적조가 발생하기 전의 10일간의 수온, 기온, 강수량 정보이다.

학습 자료를 위한 전처리로 수온 및 기온은 식(7)과 같이 적조발생 전 10일간의 평균값을 계산하고, 강수량

표 1. 2006년도 coclodinium p. 생물 밀도
Table 1. The density of a coclodinium p. in the year 2006.

일자	생물밀도
2006-08-24	980 cells/ml
2006-08-25	1000 cells/ml
2006-08-26	1450 cells/ml

표 2. 적조 발생 전 10일간 해양환경
Table 2. Sea environment during 10 days before red tide blooms.

월	일	수온		기온		강수	
		C°	10일평균	C°	10일평균	량	10일총량
8	14	30		33.4			
	15	30		34.9			
	16	28.5		33.5			
	17	29		33.5			
	18	27.5		27.2		1	
	19	27		20.2		15.5	
	20	27.5		28.1			
	21	27		29		1.5	
	22	28		31.1			
	23	28		30.8			
	24	28.5	28.25	32.5	30.17	0.5	18
25	28	28.1	31	30.08		18.5	
26	28.8	27.9	31.7	29.69	4.5	18.5	

표 3. 학습자료 변수의 사례 정의
Table 3. Variables of training data that define a case.

변수	단위	일
수온	C°	$D^W_1, D^W_2, D^W_3, \dots, D^W_{N-1}, D^W_N$
기온	C°	$D^T_1, D^T_2, D^T_3, \dots, D^T_{N-1}, D^T_N$
강수	량	$D^R_1, D^R_2, D^R_3, \dots, D^R_{N-1}, D^R_N$
생물밀도	개체수	D^{RT}_N

은 식(8)과 같이 적조발생 전 10일간의 총 강수량을 계산한다. 이들 중에서 10일평균수온, 10일평균기온, 10일 총강수량은 입력 학습 자료이고, 표 1의 생물밀도는 출력 학습 자료이다. 표 3의 수온 10일평균, 기온 10일평균, 강수량 10일총량, 생물밀도 등이 학습 자료를 위한 학습 자료의 변수를 정의한 것이다.

생물밀도는 분류자 생성과 평가를 위한 출력 값으로 사용되는데, 본 논문에서는 출력값의 범위로 최소값 -1과 최대값 1을 이용한다. 이 때문에 최종적으로 생물밀도를 분류자의 출력 값으로 적용하기 위해서는 -1과 1 사이의 값으로 정규화 시킨다.

$$10\text{일평균수온/기온} = \frac{\sum_{i=1}^N D_{N-i}^{W/T}}{N} \quad (7)$$

$$10\text{일총강수량} = \sum_{i=1}^N D_{N-i}^R \quad (8)$$

여기서 N은 총 전처리 일수를 나타내고, 학습자료 변수를 구분하기 위하여서 D^W 는 수온, D^T 는 기온, D^R 은 강수량, D^{RT} 는 적조생물밀도를 각각 나타낸다.

3.2 신경망 및 SVM을 이용한 적조 발생 예측

신경망 및 SVM을 이용하여서 적조 발생을 예측하기 위해서는 분류자 모형을 설계해야한다. 본 논문에서는 신경망 모형을 두 개와 SVM 모형을 설계하여서 서로 성능을 비교하였다. 첫 번째 모형은 역전파 신경망 모형으로 입력변수와 출력 변수가 모두 연속변수들이며, 여러 개의 입력 변수와 한 개의 출력 변수로 구성되어 있는 경우 출력변수와 입력변수들 간에 비선형변환함수를 설정하는데 가장 적절한 신경망 모형으로 알려져 있다^[9-10, 13]. 두 번째 설계 모형인 회귀 신경망은 확률망의 일반화된 모형으로 독립변수들로서 확률변수의 측정치들이 주어졌을 때, 종속변수로서의 조건부 평균값을 계산하기 위한 표준적 통계적 모형이다. 회귀 신경망은 표본의 수가 많을수록 최적 회귀면 에 수렴하며 비정상적인 자료들을 잘 처리할 수 있다^[9-10, 13]. 마지막으로 SVM의 모형^[9]을 설계하였다. SVM은 선형 분류기와 신경망의 연장선상에 있는 식별 모형으로 패턴을 고차원 특징 공간으로 사상시킬 수 있다는 점과 최적의 대역적인 식별이 가능하다는 특징이 있다.

가. 역전파 신경망

본 논문에서의 역전파 신경망의 모형은 입력 노드의 수를 입력변수와 동일하게 하여서 입력층의 처리소자(PE, processing elements)의 수를 3개로, 출력층의 처리소자를 1개로, 은닉층의 처리소자의 수를 20개로 갖는 은닉층 1개를 설계하였다. 학습규칙은 델타 규칙을 사용하였으며 변환함수는 식(2)과 같은 로지스틱 함수를 사용한다. 출력층과 은닉층간의 연결 강도변화인, 출력층 j번째 단위에 대한 연결강도의 변화량은 식(9)과 같다.

$$\Delta W_{kj} = \eta(t_{pk} - O_{pk})f'_k(net_{pk})O_{pj} = \eta\delta_{pk}O_{pj} \quad (9)$$

여기서 η 는 학습률로 연결 강도의 변화량을 어느 정도의 비율로 변화시키는지 나타낸다.

식(10)을 이용하여서 은닉층과 입력층의 연결 강도를

갱신하고, 연결 강도의 초기 값을 임의의 값으로 설정하여 원하는 목표 값에 도달할 때까지 학습 횟수를 반복하게 하여 예측 분류기를 생성한다.

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \delta_{pj} O_{\pi} + \alpha \Delta W_{ji}(n) \quad (10)$$

여기서 δ 는 출력층과 은닉층의 유닛에 대한 오차며, α 는 모멘텀으로 바로 이전의 연결 강도의 변화량을 얼마만큼 적용 시킬 것인지를 나타낸다.

나. 회귀 신경망

본 논문에서의 회귀 신경망의 모형에서는 입력 층의 처리기의 수는 3개, 출력층의 처리기의 수는 1개, 은닉층은 패턴 층인 방사기반층(radial basis layer)과 특수 선형 층(special linear layer)인 덧셈층 2개로 구성된다. 회귀 신경망의 출력은 다음 식(11)과 같이 주어지는 조건부 평균이 된다^[9].

$$Y = \frac{\sum_{j=1}^T W^T \exp(-\frac{D_t^2}{2\sigma^2})}{\sum_{j=1}^T \exp(-\frac{D_t^2}{2\sigma^2})} \quad (11)$$

여기서, σ 는 너비상수, W 는 너비상수 영역의 중심으로 (입력 신경의 개수)×(출력 신경의 개수)의 행렬, D 는 너비상수 영역의 중심, Y 는 목표 출력 행렬 이다. 지수 함수는 너비상수 σ 를 갖는 가우스 함수이다. 가우스 함수의 계산은 패턴층에서 실행되고 가중치 벡터와 덧셈들의 곱은 덧셈층에서 실행되고 나눗셈은 출력층에서 실행된다. 대부분의 신경망처럼 반복적으로 학습하지 않는 대신에 패턴층에서 각 입력 패턴을 저장하고 덧셈층에서 가중치들을 계산하는 방식으로 학습한다.

가중치 계산에 관한 방정식은 다음 식(12)과 같다. 패턴층의 가중치들을 입력패턴으로 놓는다.

$$W_p = X^T \quad (12)$$

여기서, W_p 는 패턴층에 대한 입력행렬, X^T 는 입력된 훈련행렬이다. 덧셈층의 가중행렬은 훈련 중인 목표 출력을 사용한다. 구체적으로 식(13)과 같이 행렬은 패턴층에 D-덧셈 신경을 연결한 1들의 벡터가 첨가된 목표 출력 값들이다.

$$W_s = [W \ 1] \quad (13)$$

다. SVM

대부분의 자료들은 선형 분리가 가능하지 않기 때문에 SVM의 제약 식을 만족하지 않는다. 이를 해결하기 위해서 초평면으로부터 잘못된 쪽에 위치한 자료까지의 거리를 나타내는 여유변수와 페널티 항을 첨가하여서 식(14)를 제약조건으로 하는 식(15)의 최적화 문제로 변화하여 학습 및 평가한다^[9].

$$y(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) > 1 - \xi_i \quad (14)$$

$$\min \left[\frac{\|\vec{w}\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^r \xi_i \right] \quad (15)$$

여기서, ξ_i 는 여유변수, C 는 페널티 이다.

IV. 실험 및 평가

본 논문에서는 국립수산물학원의 적조정보시스템^[8], 해양수산연구정보포털^[11]의 연안정지관측정보, 기상청^[12] 관측 자료로 부터 가져온 통영지역의 9년간의 자료를 이용하여 제안방법의 성능을 평가하였다. 표 4와 같이 2002년부터 2007년까지 6년의 자료를 이용하여 신경망 및 SVM을 학습하였으며, 표 5와 같이 2008년부터 2010년까지 3년간의 자료를 이용하여 신경망 및 SVM을 검증하였다. 학습 및 평가에 사용된 자료 내역으로는 coclodinium p. 적조경보 및 주의보와 같은 년도의 연안 정지관측정보로부터 수집된 수온정보, 기상청^[12] 관측 자료로부터 수집한 기온정보와 강수정보를 이용하였다. 신경망 및 SVM의 평가방법은 검증자료를 신경망 및 SVM에 입력하여서 출력 값이 0 이상이면 적조발생을

표 4. 신경망의 학습자료
Table 4. Training data of neural network.

구분	적조발생수	수온/기온 일수	강수 횟수
2002~2007	96	186	65

표 5. 신경망의 검증자료
Table 5. Test data of neural network.

구분	적조 발생 / 미발생 수	수온/기온 일수	강수 횟수
2008~2010	38 / 50	121	29

표 6. 평가결과
Table 6. Result of experiment of evaluation.

구분	BPNN	GRNN	SVM
정확률	75.2	78.1	86.9

예측하고, 0 이하의 값을 출력하면 적조가 발생하지 않는 것을 예측하여서 3년간의 검증 자료의 실제 발생결과와 비교하여서 정확률을 평가한다.

표 6은 통영지역에서 3년간 발생한 적조 coclodinium p.에 대한 적조발생예측의 정확률 평가결과이다. 여기서 SVM는 SVM^[9]을 나타내고, BPNN은 역전파 신경망^[9]을 나타내며, GRNN 회귀 신경망^[9]을 나타낸다. 3년간의 평가결과를 3년간의 평균 정확률이 BPNN는 75.2%, GRNN은 78.1%이고 SVM은 86.9%이다. SVM의 정확률이 BPNN에비해서는 11.7%가 GRNN에 비해서 808%로가 더 높다.

V. 결 론

국내에서는 연구되는 적조관련 연구는 대부분 생물학적 관점에서 연구되고 있기 때문에 적조정보를 자동으로 처리하는 방법에 대한 연구는 미흡한 실정이다. 특히 적조발생을 예측할 수 있으면 적조에 대한 피해를 미리 대비해서 최소화 시킬 수 있으나, 자동화된 적조 발생 예측에 관한 연구는 아직 국내는 미흡한 편에 있다. 본 논문은 국내 적조연구에서 취약한 분야인 적조 발생 예측에 대한 연구하였다. 본 논문에서 역전파 신경망과 회귀신경, SVM에 10일간의 수온, 기온, 강수량을 적용하여서 미래에 발생할 적조를 예측하는 방법에 대하여 제안하였다. 제안방법은 통영지역의 2002년부터 2010년 동안 발생한 coclodinium p. 적조 정보를 이용하였으며, 2002년부터 2007년까지는 학습 자료로, 2008년부터 2010년간의 자료는 검증자료로 제안방법을 평가하였다. 평가결과 SVM이 역전파 신경망이나 회귀 신경망에 비하여서 더 좋은 결과를 보였다. 본 논문에서 평가한 지역은 통영지역에 한정되어 있으나 앞으로는 국내 전 해역과 다양한 적조생물을 대상으로 실험을 진행할 예정이다. 또한 예측 정확률을 더욱 높일 수 있는 다양한 방법에 대해서 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 국립수산과학원 적조정보 홈페이지
<http://portal.nfrdi.re.kr/redtide/index.jsp>
- [2] 김용민, 변영기, 허용, 유기윤, "MODIS Level 2 Data를 이용한 Cochlodinium Polykrikoides 적조 탐지", 대한토목학회논문지, pp.535-540, 2007.
- [3] 송병호, 정민아, 이성로, "사례 기반 추론을 이용한

- 적조 예측 모니터링 시스템 구현 및 설계", 한국통신학회논문지, 제35권 제12호, pp.1819~1826, 2010.
- [4] 김진기, 윤희주, "원격탐측을 이용한 여수만일대의 유해적조발생 예측기법", 한국GIS학회 춘계학술대회, pp.47-57, 2001.
- [5] F. Fdez-Riverola, J. M. Corchado, "FSfRT: Forecasting System for Red Tides", Applied Intelligence 21, pp.251~264, 2004.
- [6] 이문옥, 김평주, 문진한, "진해만의 해양환경이 적조발생에 미치는 영향", 한국해양환경공학회 2006년도 춘계학술대회 논문집, pp.177-183, 2006.
- [7] 이문옥, 김평주, "진해만의 해양환경과 적조발생의 특징", 2006 대한토목학회 정기학술대회, pp.2173-2176, 2006.
- [8] 국립수산과학원 적조정보시스템,
"http://portal.nfrdi.re.kr/redtide/index.jsp", 2011.
- [9] 한학용, "패턴인식 개론 MATLAB 실습을 통한 입체적학습", 한빛미디어, 2009.
- [10] 이협엽, 문경일, "MATLAB을 이용한 퍼지-뉴로", 도서출판 아진,
- [11] 해양수산연구정보포털,
"http://portal.nfrdi.re.kr/page?id=pr_index", 2011.
- [12] 기상청, "http://www.kma.go.kr/index.jsp", 2011.
- [13] 정성창, "우리나라 증권시장과 거시경제변수: ANN와 VECM의 설명력 비교", 한국재무관리학회논문지, 제19권 제2호, pp.211-231. 2002.

저 자 소 개



박 선(정회원)-교신저자
 1996년 전주대학교 전자계산학과 학사 졸업.
 2001년 한남대학교 정보산업대학원 정보통신학과 석사 졸업.
 2007년 인하대학교 컴퓨터정보공학과 박사 졸업.
 2008년~2009년 호남대학교 컴퓨터공학과 전임강사.
 2010년 전북대학교 전기전자정보인력양성사업단 박사후과정.
 2011년~현재 목포대학교 정보산업연구소 연구교수.
 <주관심분야 : 정보검색, 데이터마이닝, 데이터베이스, 해양생물 IT정보융합>



김 경 준(정회원)
 1996년 경일대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.
 2000년 경북대학교 컴퓨터공학 전공 석사 졸업.
 2005년 경북대학교 정보통신학과 박사 졸업.
 2005년 경북대학교 컴퓨터공학과 PostDoc. 연구원
 2005년 대구대학교 정보통신공학부 누리초빙교수
 2006년~2009년 호남대학교 전과공학과 전임강사
 2009년~현재 한국과학기술원 전산학과 연구교수
 <주관심분야 : 센서네트워크, 차세대 인터넷망 구조, 임베디드 소프트웨어>



이 진 석(정회원)
 1997년 충남대학교 대학원 무역학과 졸업.
 2000년 충남대학교 대학원 무역학과 경영학 석사 졸업.
 2007년 충남대학교 대학원 무역학과 경영학박사 졸업.
 2002년~현재 정보통신산업진흥원 책임연구원.
 <주관심분야 : IT접목서비스, 전자무역, SCM, IT인력양성정책>



이 성 로(정회원)
 1987년 고려대학교 전자공학과 졸업
 1990년 한국과학기술원 전기및 전자공학과 석사
 1996년 한국과학기술원 전기및 전자공학과 박사
 1997년 9월~현재 목포대학교 공과대학 정보전자공학과 교수
 <주관심분야 : 디지털통신시스템, 이동 및 위성통신시스템, USN/텔레미틱스응용분야, 임베디드시스템>