

상황 인식 기반 해양 디지털 선박 상황 진단 시스템 구현 및 설계

정회원 송병호*, 최명수*, 권장우**, 이성로***

A Design and Implementation of Digital Vessel Context Diagnosis System Based on Context Aware

Byoung-Ho Song*, Myeong-Soo Choi*, Jang-Woo Kwon**, Sung-ro Lee*** *Regular Members*

요약

예기치 못한 상황에 의한 선박 내 화재나 선체 파손 등 긴급 상황 발생 시에 대형의 해난 사고가 발생할 수 있다. 특히, 해수와 직접적으로 접촉하는 선체는 파도와 조류 등에 의해 다양한 저항과 흔들림 운동의 영향을 받게 되는 데 이를 고려한 선박 USN 미들웨어와 선박 내 상황 인식을 기반으로 한 시스템이 필요할 것이다. 이에 본 논문에서는 해양 디지털 선박의 무선 센서를 이용하여 수집된 위험 상황 정보를 분석하는 시스템을 제안하였으며, 센싱된 데이터를 분석하기 위하여 역전파 신경망을 설계하였다. 위험 상황별로 각 300개의 데이터 집합을 사용하여 역전파 신경망을 실험한 결과 화재 위험 상황에 대해서는 96%의 정확도를 가졌고 선체 위험 상황에 대해서는 약 88.7%의 정확도를 나타냈다. 제안된 시스템은 시스템의 정확도를 개선하기 위하여 전방향 에러 정정 시스템(LDPC)을 구현하였고 진단된 결과는 CDMA 방식으로 전송하여 해양 디지털선박 상황 모니터링 시스템을 구현했다.

Key Words : Context aware, USN, Digital Vessel, Backpropagation Algorithm, LDPC

ABSTRACT

Digital vessels can occur large a disaster at sea because vessels in fire and collision in case of certain unforeseen circumstances. In this paper, We propose digital vessel context monitoring system through risk analysis. We propose environment information analysis system using wireless sensor that have to acquire marine environment and context of marine digital vessel. For conducting simulation, we chose 300 data sets to train the neural network. As a result, we obtained about 96% accuracy for fire risk context and we obtained 88.7% accuracy for body of vessel risk context. To improve the accuracy of the system, we implement a FEC (Forward Error Correction) block. We implemented digital vessel context monitoring system that transmitted to diagnosis result in CDMA.

1. 서론

디지털 선박이란 선박 내의 각종 센서로부터 측정

된 디지털 데이터가 통합 관리되어 선박이 제어되고, 자율 운항이 가능하며, 선박 운항 시에 발생할 수 있는 모든 상황에 대한 정보가 데이터베이스화되어 상

※ 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 대학중점연구소지원사업으로 수행된 연구임(2009-0093828)

※ 본 논문은 2008년도 목포대학교 학술(정책)연구비 지원에 의하여 연구되었음

* 목포대학교 중점연구소(cssstar@empal.com, mschoi@mokpo.ac.kr), **경원대학교 컴퓨터공학과(jwkwon@kyungwon.ac.kr),

*** 목포대학교 정보전자공학과 (srlee@mokpo.ac.kr)

논문번호 : KICS2010-02-065, 접수일자 : 2010년 2월 8일, 최종논문접수일자 : 2010년 5월 25일

항 발생 시 상황 판단에 대한 보다 효율적이며 정확한 정보 제공이 가능하고 선박-육상 지원체계가 제공되는 차세대 선박을 말한다^[1]. 디지털 선박 산업은 고부가가치 산업이며 안전성이 중요시되는 조선 산업과 IT산업의 융합이 크게 부각되고 있다.

기존의 선박에는 유선 형태의 센서 네트워크시스템이 구축되어 있으나 이는 구축의 복잡성, 높은 설치비용 및 유지관리비용 등의 문제점을 가지고 있다. 무선 환경에서 구축되는 USN은 무선 통신을 이용하기 때문에 설치와 유지보수가 용이하고 지그비 통신 방식을 사용함으로써 저사양, 저속, 저비용으로 네트워크 구축을 가능하게 하여 초기의 구축비용과 유지보수비용을 절감할 수 있다^[2]. 이러한 장점 때문에 디지털 선박을 위한 선박USN 관련 연구가 최근에 활발히 이루어지고 있으며 국내에서는 2001년부터 해양수산부 주관으로 해양안전종합정보시스템(GICOMS: General Information Center on Maritime Safety and Security) 사업을 추진하고 있다. GICOMS는 IT 기술을 활용하여 범국가적 해양재난안전관리 체제를 확립하고 선박 모니터링을 통한 정보 인프라 구축 및 해양 안전 정보 서비스를 제공하는 것을 목적으로 한다.

해양안전과 해양환경보호에 관한 국제적인 의사결정 기구인 국제해사기구(IMO)에서는 그동안 해상에서의 인명안전 확보와 해양환경보호를 목적으로 선박에 의한 해양사고 예방을 위하여 선박의 구조와 설비에 관한 요건을 꾸준히 강화해 왔다. 그러나 해양안전은 이러한 선박자체의 기준강화와 종사자의 노력만으로는 완전하게 확보될 수 없으므로 위험 상황에 맞는 지능적인 의사 결정 알고리즘을 가지는 시스템 구현이 필요하다. 특히, 선박 운항시 해수와 직접적으로 접촉하는 선체는 파도와 조류 등에 의해 다양한 저항과 흔들림 운동의 영향을 받게 되는 데 이를 고려한 선박 USN 미들웨어와 선박 내 상황 인식을 기반으로 한 위험 분석 시스템에 대한 연구가 필요하다^[3].

이에 본 논문에서는 선박의 위험 상황을 시스템에서 상황 정보의 수집 및 교환을 통해 인식하고, 해석 및 추론과 같은 처리 과정을 거쳐 위험 상황에 대처하고자 시스템을 제안하였다.

일반적으로 의사결정지원 시스템에 대한 기존의 다양한 학습 알고리즘이 있지만 본 실험에서 이용한 데이터는 온도, 조도, 습도, 기울기, 뒤틀림 데이터로써 비선형 데이터 구조로 이루어져 있어서 다층 퍼셉트론 구조로 비선형 판별 문제를 해결할 수 있는 역전파 알고리즘을 이용한다.

역전파 학습 알고리즘은 복잡한 비선형 함수와 패

턴인식 그리고 자가 학습능력 등에서 전반적으로 학습이 수렴될 수 있는 특성을 갖고 있기 때문에 경제 시계열 분석, 전산응용 관련 그리고 자동제어 분야 등과 같이 다양한 분야에서 활용되고 있고 은닉층의 가중치를 조절해 학습함으로써 다른 학습 알고리즘에 비해 높은 정확도를 얻을 수 있다^[4].

이에 본 논문에서는 해양 디지털 선박의 상태를 감지 할 수 있도록 적절하게 센서를 배치하여 데이터를 획득 한 후 센싱된 상황 데이터를 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 이용하여 예측 진단하고 진단된 결과는 CDMA 방식으로 전송하여 해양 디지털선박 상황 진단 시스템을 구현한다. 또한 정보를 수집하는 센서의 외부 잡음에 대한 강인성을 증가시키기 위해 LDPC^[5] 모듈을 설계하여 센서에 삽입하였다.

II. 시스템 구성 및 설계

본 논문에서 구현한 시스템은 화재, 파손 위험 상황 정보의 수집 및 인식을 통해 위험 상황을 진단하는 시스템이다. 데이터의 입력 부분을 보면 화재 상황에 대한 입력 데이터로 온도, 습도, 조도 데이터를 획득하고 선박의 위험 상황을 판단하기 위해서 일자별 선박의 기울기와 뒤틀림 데이터를 획득한다.

입력 데이터는 데이터베이스에 저장된 후 진단 과정을 거쳐 모니터링 시스템으로 전송 된다. 그림 1은 제안한 시스템의 전체 구성도 이다.

시스템 구성도를 보면 디지털 선박의 화재 상황 데

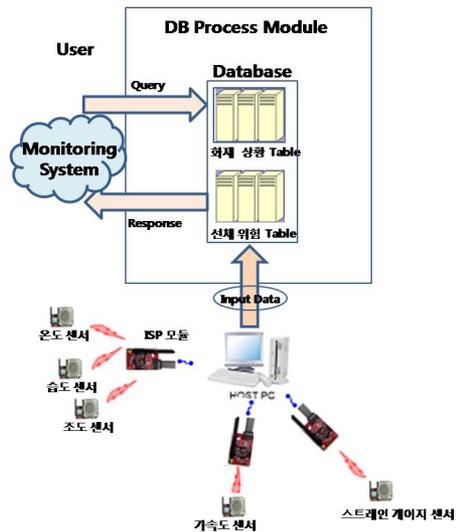


그림 1. 시스템 구성도
Fig. 1. System block diagram

이터(온도, 습도, 조도)와 선체의 위험 상황 데이터(기울기, 뒤틀림)를 실시간으로 측정하여 데이터베이스에 저장한 후 역전파 학습 알고리즘을 통해 위험 정도를 분류한다. 데이터베이스는 화재 상황 테이블과 선박 위험 상황 테이블로 구성되고 분석된 결과는 모니터링 시스템에 전송하여 모니터링 한다. 본 장에서는 각 상황별 입력 데이터의 형태, 선박의 기울기와 뒤틀림 측정 방법, 제한한 알고리즘 등에 대해서 기술한다.

2.1 선박 화재 상황 데이터

2.1.1 화재 상황 데이터 측정

화재 상황 데이터를 획득하기 위해 온도, 습도, 조도 센서가 통합된 센서 모듈을 사용하며 프로세서 보드는 Telos 플랫폼 계열을 사용하였으며 MSP430의 MCU와 CC2420 Radio Chip을 사용하여 측정하였다. 화재 상황이 발생했을 시 온도, 습도, 조도 값을 각각 하나의 패킷으로 만든다면 추가적인 트래픽의 발생과 데이터 전송에 따른 에너지 소모가 일어날 것이므로 하나의 패킷으로 묶어서 데이터베이스에 전송한다. 그림 2는 화재 상황 데이터의 패킷 구성을 나타낸다. 패킷의 총길이는 34바이트이며, 고정 헤더는 10바이트, 센서 노드 ID 및 채널은 6바이트, 버퍼 20바이트 부분으로 구성된다. 이 중에서 버퍼는 6바이트를 각각 2바이트씩 핵사값으로 습도, 온도, 조도 순으로 실제 센싱값이 들어오도록 설계하였다.

헤더(10)	센서노드ID 및 채널(6)	습도(2)	온도(2)	음성(2)	조도(2)	(12)
--------	----------------	-------	-------	-------	-------	------

그림 2. 패킷구성
Fig. 2. Packet Configuration

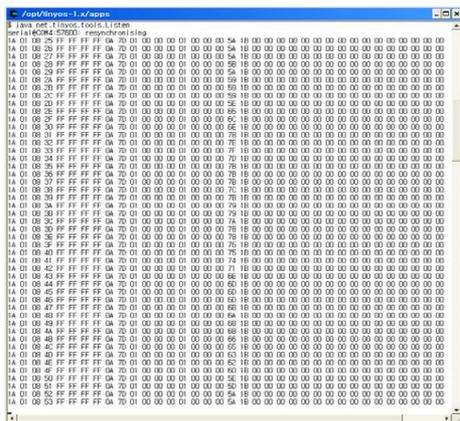


그림 3. 데이터의 구조
Fig. 3. Structure of data

실제 데이터베이스에 저장되는 데이터는 그림 3과 같다. 각각의 묶음은 1바이트를 나타내고 있으며, 좌측에서부터 7, 8번째 값은 통신 방식, 15, 16번째 값은 채널을 알려준다. 17~22 번째는 습도, 온도, 조도 값을 나타낸다.

2.1.2 화재 상황 데이터의 정규화

센싱된 데이터는 알고리즘 적용을 위해 실제 수치형 데이터로 변환하여 처리해야 하므로 데이터 변환 알고리즘을 통해 데이터베이스 서버에 저장하게 된다. 온도센서와 습도센서 모듈은 스플릿이라는 한 단계의 계산 과정을 더 거쳐 출력된다. 실제 온도값은 식 (1)의 변환 식에 대입하여 계산된다.

$$\text{실제온도} = \text{실제 센싱값} * 0.01 - 40 \quad (1)$$

조도 센서는 빛의 밝기에 따라 출력 저항의 값이 변하는 성질을 이용한 센서로서 출력 전압을 A/D 컨버팅한 후 그 값을 읽어오는 방식이다. 센서 출력 전압을 256등분하여 읽어올 수 있으므로 외부 회로의 구성없이 디지털 출력이 가능하다.

2.2 선체 위험 상황 데이터

해수와 직접적으로 접촉하는 선체는 파도와 조류 등에 의해 다양한 저항과 흔들림 운동의 영향을 받게 되므로 선체의 기울기와 뒤틀림 정도가 위험 수준을 넘어가면 선체의 파손에 큰 영향을 미칠 것이다. 그리고 선체의 운동은 단방향성이 아닌 전방향성을 가지고 있기에, 모든 방향에서의 흔들림을 종합적으로 고려해야 한다. 표 1은 선체의 흔들림 운동에 대한 설명이다.

위와 같이 선박 환경의 특수사항인 선체저항과 흔들림 운동을 고려하여 선체에 가해지는 외력에 의한 뒤틀림 및 바람과 조류에 의한 선박의 흔들림을 측정

표 1. 선체의 흔들림 운동
Table 1. Body of a ship wavering movement

종류	내용
롤링(횡동요)	배가 폭 방향으로 좌우로 흔들리는 운동
핏칭(종동요)	배의 선수와 선미가 번갈아 가며 상하로 올라갔다 내려갔다 하는 운동
히빙(상하요)	배 전체가 위로 솟구쳐 올랐다가 다시 떨어지는 것(배 전체가 아래, 위 운동)
스웨이(좌우요)	배 전체가 옆으로 미끄러지듯이 좌우로 왔다 갔다 하는 운동
씨징(전후요)	배 전체가 앞뒤로 왔다 갔다 하는 운동
요잉(선수요)	배의 선수가 좌우로 도는 운동

해야 함을 알 수 있다. 이에 본 절에서는 선박의 위험 상황을 분석하기 위해서 선박의 기울기와 뒤틀림을 측정하는 방법에 대해서 기술한다.

2.2.1 선박의 기울기 측정

본 논문에서는 3축 가속도 센서인 withrobot사의 myAccel3LV02 보드를 이용하여 선체의 기울기를 측정하였다. myAccel3LV02 보드는 한 개의 센서 보드에서 3축 가속도를 측정하고 측정 범위는 -40도에서 +85도까지 이며 12비트 ADC를 내장하여 디지털 값을 출력한다. 센서로부터 전송된 데이터는 x, y, z 세 방향의 좌표를 나타내는 데이터이다. 식 2와 같이 atan 함수를 이용해서 선체의 기울어진 각도를 측정한다.

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{y}{z}\right) \quad (2)$$

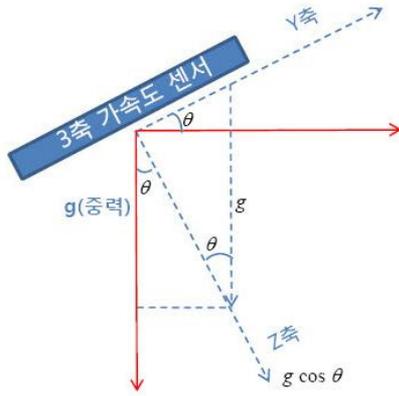


그림 4. 가속도 센서
Fig. 4. Acceleration Sensor

```

1 Acc = load('Accel.txt');
2
3 ts = 0.01;
4 EncAngle = Acc(:,1)*360/2000;
5 AccV = Acc(:,3);
6 AccZ = Acc(:,4);
7 [N, temp] = size(EncAngle);
8 t = 0:ts:(N-1);
9
10 AccAngle = -atan(AccV./AccZ)*180/pi;
11
12 figure
13 plot(t, EncAngle)
14 grid on
15 hold on
16 xlabel('second');
17 ylabel('degree');
18 plot(t, AccAngle, 'r')
19 legend('Encoder', 'Accelerometer');
20 hold off
    
```

그림 5. 가속도 변환 소스 코드
Fig. 5. Acceleration conversion source code

여기서, y는 가속도 센서의 y 출력 값이고 z는 가속도 센서의 z 출력 값이다. 그림 5는 가속도 변환 소스 코드이다.

2.2.2 선박의 뒤틀림 측정

선박 환경의 특수사항인 선체저항과 흔들림 운동을 고려하여 선체에 가해지는 외력에 의한 뒤틀림을 측정하기 위하여 스트레인 게이지 센서를 이용하여 선체의 좌우 뒤틀림에 대한 변형율을 측정한다. 스트레인 게이지는 측정하는 대상의 변형을 직접 측정할 수 있으며, 이를 전기적인 신호로 바꾸어 우리가 얻고자 하는 변형율을 측정할 수 있다. 변형의 방향에 따라 얻은 전압 신호를 A/D 변환기를 통해서 오실리코프상에 저장하고 후처리하였다. 그림 6을 보면 게이지 센서로부터 수신한 데이터는 AD627을 통해 SIGOUT으로 빠져 나간다. SIGOUT은 신호가 매우 약하므로 2번의 증폭회로를 거쳐게 되고 증폭회로를 거친 데이

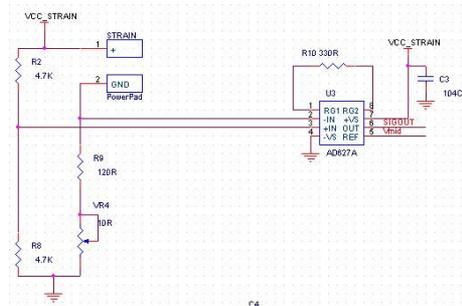


그림 6. 스트레인 게이지 센서 구성
Fig. 6. Composition of strain gauge sensor

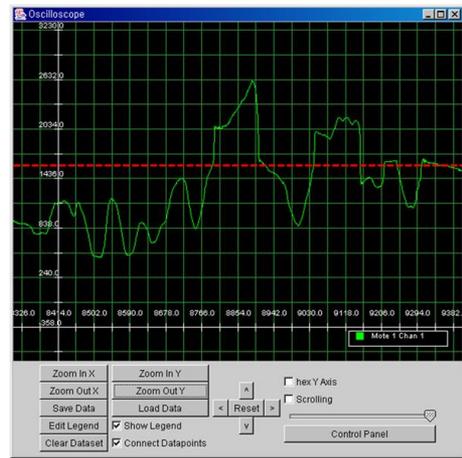


그림 7. 뒤틀림 실험 결과
Fig. 7. Result of warping

터는 컨트롤러의 ADC채널로 입력된다.

그림 7은 A/D 변환기를 통해서 오실리코프상에 저장된 선박의 뒤틀림 정도를 나타낸다. 빨간 선을 기준으로 왼쪽으로 휘었을 때에 위로 올라가고, 오른쪽으로 휘었을 때에 아래로 내려가게 된다.

2.3 제안한 역전파(Backpropagation) 알고리즘

본 논문에서는 선박 환경을 고려하여 시스템에서 화재 위험 상황과 선체 위험 상황을 인식하여 위험 상황에 대처하는 것이 목적이다. 기존의 다양한 학습 알고리즘이 있지만 본 실험에서 이용한 데이터는 온도, 조도, 습도, 기울기, 뒤틀림 데이터로써 비선형 데이터 구조로 이루어져 있어서 다층 퍼셉트론 구조로 비선형 판별 문제를 해결할 수 있는 역전파 알고리즘을 이용한다. 역전파 알고리즘은 은닉층의 가중치를 조절해 학습함으로써 다른 학습 알고리즘에 비해 높은 정확도를 얻을 수 있다. 역전파 알고리즘은 입력된 값이 신경망의 가중치(Weight)와 곱하고 더하는 과정을 반복하여 입력의 결과 값인 출력(y)이 나온다. 이 때 출력(y)은 학습 데이터에서 주어진 원하는 출력(o)과 다르다. 결국, 신경망에서는 (y-o)만큼의 오차(e=y-o)가 발생하며, 오차에 비례하여 출력층의 가중치를 갱신하고, 그 다음 은닉층의 가중치를 갱신한다. 가중치를 갱신하는 방향이 신경망의 처리 방향과는 반대 방향이다^{[6][7]}. 이런 이유로 역전파 알고리즘이라고 한다. 다시 말해, 신경망의 처리는 입력층 → 은닉층 → 출력층의 방향으로 진행되며, 가중치 갱신의 학습방향은 출력층 → 은닉층으로 진행된다^{[8][9]}. 본 논문에서는 5

개의 입력 데이터(온도, 조도, 습도, 기울기, 뒤틀림)를 이용하여 화재 상황과 선체의 위험상황 별로 4개의 진단 레벨 출력층을 갖는 신경망으로 구성되었다.

- ① 입력층의 노드의 수는 각 데이터 항목의 개수인 5이어야 한다.
- ② 출력층은 위험 진단 레벨이므로 4개의 노드를 갖는다. 만약 입력 데이터를 통해 학습된 가중치(Weight)에 의해 1번째 노드가 선택되면 정상 수치를 나타내는 level 1에 해당한다.
- ③ 은닉층의 노드의 수는 1개 또는 그 이상으로 한다. 은닉층의 개수가 많아지면 학습의 시간이 증가하므로 적절한 은닉층의 개수를 정하는 것이 중요하다.
- ④ 온도, 조도, 습도 데이터는 화재 위험 상황을 분류하고 기울기, 뒤틀림 데이터는 선체 위험 상황을 분류한다.

III. 시스템 구현 결과

본 논문에서는 온도, 조도, 습도, 선박의 기울기, 뒤틀림 정보를 입력 받아 선박의 화재 상황과 선체 위험 상황을 분류하여 모니터링 한다. 선박 상황 인식 모니터링 시스템의 어플리케이션 구현을 위해서 델파이를 이용하였다. 표 2는 시스템 구현 환경을 나타낸다.

선박 위험 상황 진단 시스템은 일자별로 판단 결과와 수치 데이터를 모니터링 할 수 있다. 항목은 크게 센싱된 데이터의 판단 결과와 수치데이터를 시간별, 일자별로 모니터링 할 수 있는 항목과 각각 상황의 변화를 볼 수 있는 그래프 항목으로 나뉘어진다. 카운터에 나와 있는 숫자는 매분마다 데이터베이스에 새로운 데이터가 추가 되었는가를 확인하고 새롭게 센싱된 데이터가 있다면 시스템에서 판단할 수 있도록 매분 단위로 체크한다. 그림 9는 판단 결과 및 데이터를 모니터링 하는 화면이다.

표 2. 시스템 구현 환경
Table 2. system implement environment

	항목	종류
소프트웨어	운영체제	Windows XP
	사용언어	Delphi
	DBMS	MSSQL
하드웨어	DB서버	Sqlserver 2000
	서버	Pentium(R) P.core2 Duo 1.6

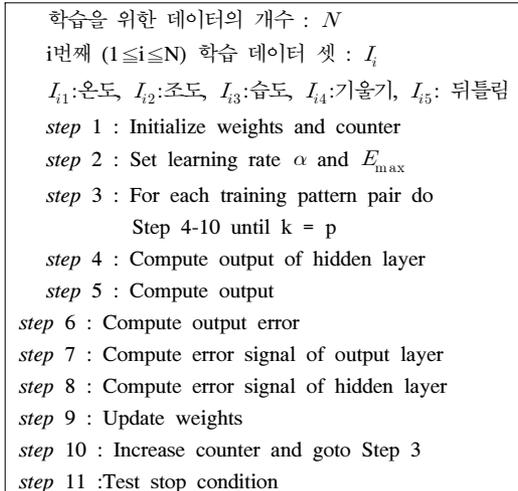


그림 8. 알고리즘 순서도
Fig. 8. Algorithm Flow Chart

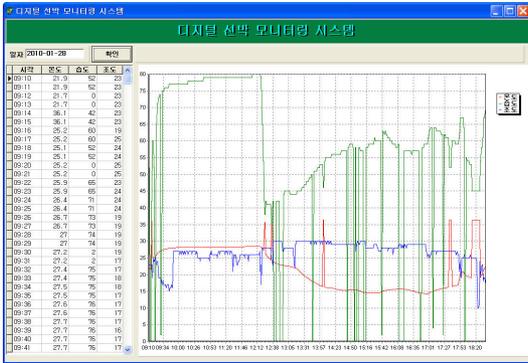


그림 9. 모니터링 시스템 구현 결과
Fig. 9. Result of Monitoring System implementation

그림 10은 가속도 센서를 이용하여 선박의 기울기를 측정하는 화면이고 측정된 기울기만큼 선박의 이미지를 회전시켜 모니터링 한다.

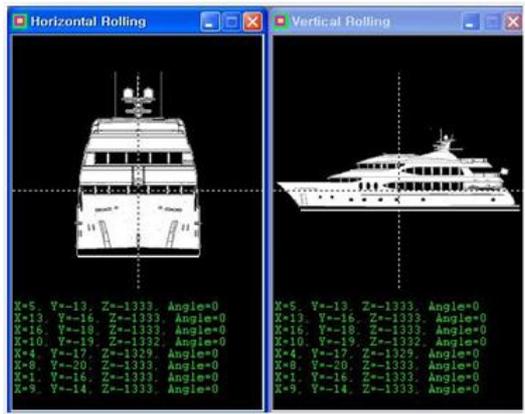


그림 10. 기울기 구현 결과
Figure 10. Implementation result of vessel slope

IV. 시스템 성능 평가

본 논문에서는 5개의 무선 센서를 배치하여 디지털 선박의 상태를 인식하는 실험을 진행하였다. 수집된 데이터는 HOST PC로 전송이 되며 JAVA로 구현된 LDPC 디코더 블록을 통과한 후 오실로스코프 상에서 각각의 채널을 통해 들어오는 데이터를 확인 할 수 있다. 센서로부터 획득한 300개의 온도, 습도, 조도 입력 데이터를 이용하여 화재 위험 상황을 분석하였고 선박의 기울기 데이터와 뒤틀림 데이터를 이용하여 선체 위험 상황을 분석하였다. 화재 위험 상황에 대한 데이터 분류 기준은 표 3과 같이 위험 정도를 4가지 상태로 분류하였다.

표 3. 화재 상황 위험 분류 기준
Table 3. Risk Classification Standards of Fire Context

Level	위험상태	습도	온도	조도
		단위: %	단위: C	단위: Lux
Level.1	양호	0-20	0-20	100-130
Level.2	적절	21-30	21-29	131-149
Level.3	심각	31-40	30-34	150-180
Level.4	위급	41이상	35이상	200이상

표 4는 선체 위험 상황에 대한 분류 기준표이다. 선박의 기울기는 3축 가속도 센서에 의한 각도 값으로 표현하고 뒤틀림은 아날로그 신호를 변형률로 표현하여 분석하였다.

300개의 데이터 중 위험 분석을 위해서 1번째 데이터로부터 150번째 데이터는 학습에 이용하고 151번째 데이터로부터 300번째 데이터는 평가에 이용하였다. 학습에 이용한 150개의 데이터는 표준화를 거쳐 습도, 온도, 조도, 기울기, 뒤틀림의 데이터 셋을 입력으로 사용하고 실제 위험 결과를 목표 값으로 이용하였다. 150개의 데이터를 통해 가중치(Weight)를 학습시킨 후 나머지 151번부터 300번까지의 데이터를 0부터 1사이의 값으로 표준화하여 입력으로 이용하였다. 화재 위험 상황과 선체 위험 상황별로 각각 알고리즘을 수행하였으며 표 4는 화재 상황에 대한 판단 결과이다. 표 5 에서 보이는 (*)는 실제 위험 결과와 본 논문에서 제시하는 결과가 다르게 나온 것을 표시한 것이다. 위의 표는 총 150개의 평가 데이터 중 6개의 결과가 다르게 나와 약 96%의 정확도를 보였다. 또한 크게 문제가 발생할 수 있는 경우, 즉 시스템 진단 결과가 실제 위험 결과보다 더 낮은 경우는 발생하지 않았다.

또한, 선체 위험 상황에 대해 150개의 데이터를 통해 알고리즘을 수행한 결과 실제 위험 결과와 실험 결과가 다르게 나온 경우가 17개로 약 88.7%의 정확도

표 4. 선체 상황 위험 분류 기준
Table 4. Risk Classification Standards of body of vessel

Level	위험상태	기울기	뒤틀림
		단위: °	단위: %
Level.1	양호	0-10	0-5
Level.2	적절	11-20	6-10
Level.3	심각	21-29	11-20
Level.4	위급	30 이상	21이상

표 5. 화재 상황 판단 결과
Table 5. Decision result of fire context

번호	습도	온도	조도	실제위험 결과	시스템진 단결과
	단위 :	단위 :	단위:		
171	60	28	167	3(심각)	4(*)
189	15	18	122	1(양호)	3(*)
228	20	21	113	1(양호)	2(*)
262	19	15	121	1(양호)	2(*)
278	40	31	165	3(심각)	4(*)
283	35	32	178	3(심각)	4(*)

를 보였다.

V. 결 론

유비쿼터스 환경에서 전자기술의 급속한 발달에 따라서 해양 디지털 선박에 대한 관심이 증가되고 있다. 하지만 예기치 못한 상황에 의한 선박내 화재나 충돌 등 긴급상황 발생시에 대형의 해난 사고가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 위험 상황을 선박 내 화재 위험 상황과 선체 위험 상황으로 나누어 설계하였다. 과거 선박의 사고 사례를 보면 화재나 충돌에 의한 사고가 많았고 해양의 특수한 상황에 따라 파손되는 경우가 많았다. 또한 해수와 직접적으로 접촉하는 선체는 파도와 조류 등에 의해 다양한 저항과 흔들림 운동의 영향을 받는다는 점을 고려하여 시스템을 설계하였다. 본 논문에서 구현된 시스템은 300개의 데이터 집합 중 150개의 데이터 집합을 사용하여 역전파 신경망 회로를 구현하였으며, 실험 결과는 화재 위험 상황에 대해 약 96%의 정확도를 나타내었고 선체 위험 상황에 대해서는 약 88.7%의 정확도를 보였다. 또한 크게 문제가 발생할 수 있는 경우, 즉 시스템 진단 결과가 실제 위험 결과보다 더 낮은 경우는 발생하지 않았다. 향후 연구 방향으로는 시간적으로 효율적인 추론 방법을 연구하고 다양한 해양 상황에 대해 예측하는 해양 통합 모니터링 시스템을 구현하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] 김재양, 정선태, 임준석, 박종원, 홍기용, 임용곤, “디지털 선박을 위한 선박 통합화 네트워크 설계 및 구현”, 한국해양정보통신학회논문지, 제9권, 제6호, pp.1202-1210, 2005.10.

[2] Weilian Su, Ozgur B. Akan, and Erdal Cayirci, “Communication Protocol for Sensor Networks”, Wireless Sensor Network, Kluwer Academic Publisher, pp.21-50, 2004.

[3] M.R Endsley, “Theoretical underpinnings of situation awareness”, Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, Mahwah, New Jersey, pp.3-32, 2000.

[4] Mahony R.E. and Williamson R.C., “Prior Knowledge and Preferential Structures in Gradient Descent Learning Algorithms”, Journal of Machine Learning Research, Vol.1, pp.311-355, 2001.

[5] R.G. Gallager, “Low-density parity-check codes”, IRE Trans. Inform. Theory, Vol. IT-8, pp.21-28, Jan. 1962.

[6] Yoshio K. and Keith W. and Ian Mc., “Forecasting Nonlinear Time Series with Feed-Forward Netral Networks(A Case Study of Canadian Lynx Data)”, Journal of Forecasting, pp.105-117, 2005

[7] Simon Haykin, “Netral Network (Acomprehensive foundation),” Prentice Hall International, pp.161-172, 1999

[8] Kevin R. Farrell, Richard J. Mammone, and Khaled T. Assaleh., “Speaker Recognition Using Neural Networks and Conventional Classifiers.”, IEEE Transactions of Speech and Audio Processing, Vol.2, No.1, Jan, 1994.

[9] Go, J., Han, G., Kim, H. and Lee, C., “Multigradient: a new neural network learning algorithm for pattern classification”, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39, pp.986-993, 2001.

송 병 호 (Byoung-Ho Song)

정회원



1998년 2월 조선대학교 전산
통계학과
2000년 2월 조선대학교 전산
통계학과 석사
2008년 2월 조선대학교 전산
통계학과 이학박사
2009년 12월~현재 목포대학교

중점연구소 연구교수

<관심분야> 해양통신, 인공지능, 무선통신응용분야
(RFID, USN), 생체인식시스템

권 장 우 (Jang-Woo Kwon)

정회원



1990년 2월 인하대학교 전자
공학과
1992년 2월 인하대학교 전자
공학과 석사
1996년 2월 인하대학교 전자
공학과 박사
1998년~2009년 동명대학교 컴

퓨터 공학과 부교수

2010~현재 경원대학교 컴퓨터공학과 교수
2006~현재 정보통신산업진흥원 인력양성담당
<관심분야> 인력양성정책, 공학인증, 공학교육

최 명 수 (Myeong-Soo Choi)

정회원



2000년 2월 목포대학교 전자공
학과
2002년 2월 목포대학교 전자공
학과 석사
2009년 2월 목포대학교 전자공
학과 박사
2009년 12월~현재 목포대학교

중점연구소 연구교수

<관심분야> 디지털통신시스템, USN, 해양텔레매틱
스 기술, 임베디드시스템

이 성 로 (Seong-ro Lee)

정회원



1987년 2월 고려대학교 전자
공학과
1990년 2월 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 석사
1996년 8월 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 박사
2005년 3월~현재 목포대학교

정보공학부 정보전자공학과 부교수

<관심분야> 디지털통신시스템, 이동 및 위성통신시
스템, USN/텔레매틱스응용분야, 임베디드시스템,
생체인식시스템