

# 병렬구조 TSK 퍼지 모델을 이용한 선박용 기름배출 감시장치의 실시간 기름농도 예측모델

## On-line Prediction Model of Oil Content in Oil Discharge Monitoring Equipment Using Parallel TSK Fuzzy Modeling

백 경 동, 조 재 우, 최 문 호, 김 성 신\*

(Gyeongdong Baek, Jaewoo Cho, Moon-Ho Choi, and Sungshin Kim)

**Abstract:** The oil tanker ship over 150GRT must equip oil content meter which satisfy requirements of revised MARPOL 73/78. On-line measurement of oil content in complex samples is required to have fast response, continuous measurement, and satisfaction of  $\pm 10\text{ppm}$  or  $\pm 10\%$  error in this field. The research of this paper is to develop oil content measurement system using analysis of light transmission and scattering among turbidity measurement methods. Light transmission and scattering are analytical methods commonly used in instrumentation for online turbidity measurement of oil in water. Gasoline is experimented as a sample and the oil content approximately ranged from 14ppm to 600ppm. TSK Fuzzy Model may be suitable to associate variously derived spectral signals with specific content of oil having various interfering factors. Proposed Parallel TSK Fuzzy Model is reasonably used to classify oil content in comparison with other models. Those measurement methods would be effectively applied and commercialized to oil content meter that is key components of oil discharge monitoring control equipment.

**Keywords:** ODME, oil discharge monitoring equipment, oil content, parallel TSK fuzzy model, turbidity analysis

### I. 서론

선박에서 배출되는 폐수에 의한 해양오염은 전 세계적으로 심각성에 대한 인식이 높아져 국제해사기구 환경보호위원회 IMO MEPC (International Maritime Organization Marine Environment Protection Committee)는 국제해양오염방지협약 MARPOL 73/78 규정을 통하여 선박으로부터 배출되는 폐수에 기름배출을 제한시켰다[1]. MARPOL 협약은 20개의 조문과 6개의 부속서로 구성되어 있으며 MARPOL 73/78 부속서 (annex) I에서 규제하는 대상들은 원유, 중유, 슬러지, 폐유 및 정제유를 포함한 모든 형태의 석유와 유분(oil content)을 함유한 혼합물이다. 그러나 유조선(oil tanker)의 경우는 일정한 예외가 적용된다. i) 특별해역 내에 있지 아니할 것, ii) 가장 가까운 육지로부터 유조선까지의 거리가 50해리를 넘을 것, iii) 항행 중일 것, iv) 유분의 순간 배출율이 1해리당 30리터를 넘지 않을 것, v) 기름의 총 배출량이 화물량의 15,000분의 1 이하일 것, vi) 유조선이 기름배출감시제어장치 및 슬롯탱크(slot tank) 장치를 작동시키고 있을 때 배출이 허용된다.

개정된 MEPC 결의서(resolution) MEPC.108(49)에 따르면, 대형 원유선의 의무 장비인 기름배출 감시장치(oil discharge monitoring equipment)는 150GRT(gross tonnage) 이상의 모든 탱커에 의무적으로 설치하도록 규정하고 있으며 개정 이후 기름측정 정밀도 요건이 더욱 강화되었다[2]. 기름배출 감시장치는 유분농도계(oil content meter), 유량계(flowmeter), 감시기록장치(recording devices), 자동배출정지장치(overboard discharge

control devices)로 구성되며, 기름농도 측정 정밀도는 개정된 결의서에 따라 유분농도계의 오차는  $\pm 10\text{ppm}$  또는  $\pm 10\%$  범위가 허용된다. 또한 응답시간이 20초 이하로 측정이 완료되어야 한다[3]. 일반적으로 기름배출 감시장치의 감시기록·자동배출 제어 장치는 선박의 제어실에 장착되고, 유분 농도계 구성 중 신호증폭회로와 센서부는 선박의 기관실에 위치하고 유분 농도계의 측정블럭은 선박의 펌프실에 위치하게 된다.

선박에 사용될 유분농도계는 인화성 가스가 존재하는 펌프실에 설치해야 하므로 방폭의 특성을 가져야 하고 연속측정이 가능하며 응답 시간이 짧아야 한다. 본 논문에서는 이러한 조건을 만족하기 위해 탁도분석 방법 중 투과산란광 측정방식을 사용해 빛의 변화를 관찰하였다. 투과산란광 측정방식은 측정블럭 한쪽면에 빛을 주사하고 입자를 투과한 빛과 입자에 부딪혀 산란되는 빛을 측정하여 물질의 농도에 따라 변화하는 두 신호의 비율을 정보로 사용한다[4]. 빛의 산란 현상은 빛과 입자 사이에서 충돌이 일어날 때 발생하며 입자의 크기에 따라 레일리 산란(rayleigh scattering), 미 산란(mie scattering) 등이 발생한다[5]. 본 논문에서는 기름 입자의 크기가 일정하다고 가정하고 기름 농도에 대하여 투과광과 산란광의 변화를 관찰하기 위한 실험 장치를 구성하였다. 구성된 측정블럭은 원통형의 유리관을 통과하는 표본수에 빛을 통과시켜 기름 입자에 의해 산란되는 빛을 광섬유를 통해서 센서부까지 전달하였다.

본 논문의 유분농도계 장치는 투과산란광 측정방식을 사용해 물 속에 함유된 기름의 농도를 측정할 수 있는 시스템으로 물탱크, 흡입 펌프, 정량펌프, 유량계, 측정블럭 등으로 구성되어 있다. 측정블럭은 할로젠 램프의 광원을 입사하는 1개의 발광부와 기름 입자에 부딪혀 산란되는 산란광과 투과광을 0°, 45°, 90° 각도에서 측정하는 3개의 수광부로 구성되어 있다. 대상 기름은 정제유인 휘발유로 한정하였다.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 11. 9., 수정: 2009. 11. 13., 채택확정: 2009. 11. 16.

백경동, 조재우, 최문호, 김성신: 부산대학교 전자전기공학부

(gdback@pusan.ac.kr/jwjw777@pusan.ac.kr/master@marsen.co.kr/sskim@pusan.ac.kr)

※ 본 연구는 (부산대학교 특수환경 Navigation/Localization 로봇기술연구센터)를 통한 지식경제부/한국산업기술진흥원 융복합형로봇전문인력양성사업의 지원으로 수행되었음.

※ 상기 논문은 KACC2009 학술대회에서 초안이 발표되었습니다.

계측된 3개의 수광 신호는 유분 농도와와의 관련성을 정의해야 했으며, 본 논문에서는 3개의 수광 신호들과 농도 변수 간에 black box 모델을 선형 함수와 비선형 함수로 관계를 근사화하여 농도 예측 오차를 분석하였다. 선형 함수는 독립변수가 3개인 다중회귀모형으로 근사화하였고, 비선형 함수는 TSK 퍼지 모델링으로 추론하였다. 근사화된 관계식은 기름 농도 전 영역에서  $\pm 10ppm$  또는  $\pm 10\%$  범위의 정밀도를 가지는 것을 목적으로 하였다.

본 논문은 II 장에서 유분농도계 시스템의 구성을 설명하고 계측된 신호의 특성을 분석하였다. III 장에서는 농도를 추론하기 위한 근사화 모델들을 제안하였으며, IV 장에서는 제안한 근사화 모델의 정밀도를 추론 결과로 평가하고 V 장에서 결론을 맺었다.

**II. 유분농도계 시스템**

**1. 기름배출 감시제어 시험장치를 이용한 시료 채취**

기름배출 감시제어 시험장치는 균일한 기름 혼합물을 얻기 위해 사용되었다. 균일한 기름 혼합물을 얻기 위해 구성된 시험장치는 일정한 유량을 만들어 혼합될 기름의 양을 조절함으로써 실험에 필요한 다양한 시료 농도를 만들 수 있다. 현재 유량을  $f_w$  라고 할 때,  $1ppm$  시료를 만들기 위해 분당 기술린의 주입 질량  $f_c$ 와 부피  $g_v$ 는 다음과 같다.

$$1ppm = \frac{f_c (mg/min.)}{f_w (l/min.)} \tag{1}$$

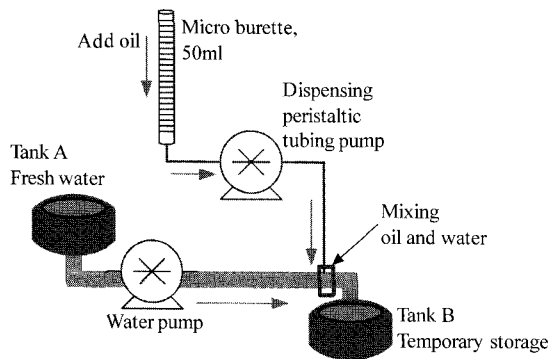


그림 1. 기름배출 감시제어 시스템 구성도.  
Fig. 1. Schematic diagram of oil discharge monitoring system.

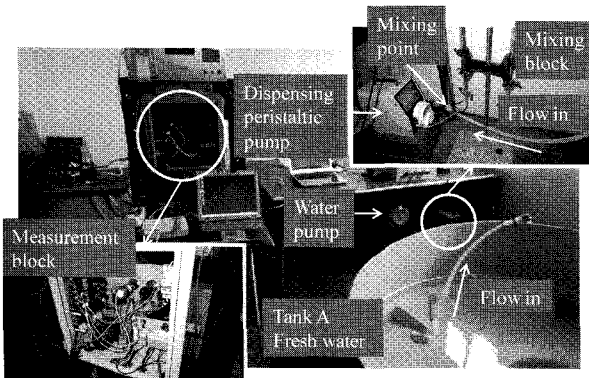


그림 2. 기름배출 감시제어 실험장치.  
Fig. 2. Experimental equip. of oil discharge monitoring system.

$$g_v (ml/min.) = k \left( \frac{ml}{mg} \right) \times f_c \left( \frac{mg}{min.} \right), \quad k = \frac{1}{720} \tag{2}$$

여기서  $f_c$ 는 주입하는 기름의 양을 의미하고,  $k$ 는 휘발유의 비중을 말한다. 유량이 많을수록 저농도의 시료를 만들기 쉬우며 본 논문에서는  $14.05ppm$ 에서  $626.96ppm$  까지 농도를 변화시키며 3개의 수광 신호를 계측하였다.

**2. 입자에 대한 산란의 특성**

입자에 대한 산란광은 그림 3과 같이 크게 두 가지로 분류된다[6]. 입자의 크기가 파장보다 작을 때 발생하는 레일리 산란은 식 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$I = \frac{(1 + \cos^2 \theta) k^4 |\alpha|^2}{2r^2} \times I_0, \quad k = \frac{2\pi n_b}{\lambda} \tag{3}$$

여기서  $I_0$ 는 입사광의 세기,  $I$ 는 산란광의 세기,  $\alpha$ 는 입자의 편극률(polarizability),  $\theta$ 는 관측자의 각도,  $r$ 은 관측자까지의 거리,  $\lambda$ 는 입사광의 파장, 그리고  $n_b$ 은 굴절률(refractive index)을 말한다. 산란 입자의 크기가 커지면 식 (4)의 미 산란(mie scattering)이 생긴다.

$$I = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(2n+1)}{n(n+1)} (a_n \pi_n + b_n \tau_n) \times I_0,$$

where

$$a_n = \frac{m^2 j_n(mx) [x j_n(x)]' - \mu_1 j_n(x) [mx j_n(mx)]'}{m^2 j_n(mx) [x h_n^{(1)}(x)]' - \mu_1 h_n^{(1)}(x) [mx j_n(mx)]'}$$

$$b_n = \frac{\mu_1 j_n(mx) [x j_n(x)]' - j_n(x) [mx j_n(mx)]'}{\mu_1 j_n(mx) [x h_n^{(1)}(x)]' - h_n^{(1)}(x) [mx j_n(mx)]'}$$

$$\pi_n = \frac{2n-1}{n-1} \cos \theta \times \pi_{n-1} - \frac{n}{n-1} \pi_{n-2}$$

$$\tau_n = n \cos \theta \times \pi_n - (n+1) \pi_{n-1}$$

여기서  $a_n$ 과  $b_n$ 은 산란계수(scattering coefficient),  $m$ 은 굴절률(refractive index),  $\mu_1$ 은 자기투자율(magnetic permeability),  $j_n$ 은 베셀함수(bessel function), 그리고  $h_n$ 은 Hankel함수(hankel function)이다.  $\pi_n$ 과  $\tau_n$ 의 초기값 식 (5)로 정의하며, 식 (6)의 베셀함수와 식 (7)의 Hankel함수는 아래와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \pi_0 &= 0; \pi_1 = 1; \pi_2 = 3 \cos(\theta) \\ \tau_0 &= 0; \tau_1 = \cos(\theta); \tau_2 = 3 \cos(2\theta) \end{aligned} \tag{5}$$

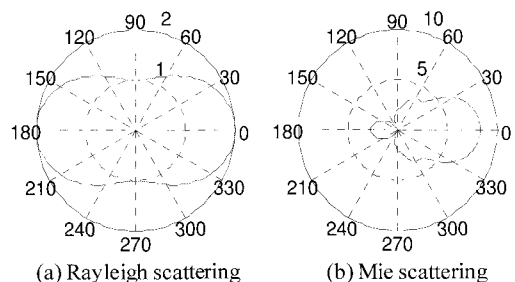


그림 3. 레일리 산란광과 미 산란광의 극좌표.  
Fig. 3. Polar coordinate of rayleigh scattering and mie scattering.

$$j_n(x) = \sqrt{\frac{\pi}{2x}} j_{n+0.5}(x) \quad (6)$$

$$h_n^{(0)}(x) = j_n(x) + iy_n(x) \quad (7)$$

where

$$y_n(x) = \sqrt{\frac{\pi}{2x}} j_{n+0.5}(x)$$

여기서  $j_n$ 과  $y_n$ 의 초기값은 아래와 같이 정의된다.

$$j_0(x) = \frac{\sin x}{x} ; j_1(x) = \frac{\sin x}{x^2} - \frac{\cos x}{x} \quad (8)$$

$$y_0(x) = -\frac{\cos x}{x} ; y_1(x) = -\frac{\cos x}{x^2} - \frac{\sin x}{x}$$

그림 3에서 레일리(rayleigh) 산란의 경우 산란광의 세기는 망콩 형태를 가지게 되고, 미(mie) 산란의 경우 입사광이 진행하는 방향에서 산란광이 최대가 됨을 볼 수 있다.

탱커선의 경우, 액체 화물이 하나 이상이 섞이는 경우가 없다. 그러므로 센서 신호와 유분농도와의 상관 관계 함수에 대해 고려해야 할 산란 입자는 기름, 산화철, 그리고 점토광물 이 된다. 본 논문에서는 정제유인 휘발유에 관해서만 고려하였고 입자 크기가 일정하다는 가정하에 농도에 관한 투과광과 산란광의 변화를 분석하였다.

3. 유분농도계 시스템 구성

본 논문에서 구성한 유분농도계 시스템은 인터페이스 보드, 측정 블럭부, 그리고 센서부로 구성된다. 인터페이스 보드는 3개의 수광 센서에서 검출되는 센서 신호와 ppm과의 상관관계 함수가 내장되어 농도를 계산한다. 그림 4의 측정 블럭부는 원통형의 유리관을 통과하는 시료수에 빛을 통과시키고 2개의 산란광과 1개의 투과광을 광섬유를 통해 센서부까지 전달하는 장치이다. 센서부는 할로겐 광원을 사용하여 0°, 45°, 90°에서 빛을 전기적인 신호로 변환시킨다. 센서로 사용한 포토 다이오드는 원하는 파장범위의 감도를 얻을 수 있는 종류가 많아 광검출 소자로서 유용하다.

4. 투과광과 산란광의 계측신호 분석

제작한 유분농도계는 투과광과 산란광의 신호를 계측하여 앞서 입자에 대한 산란의 특성을 얻고자 하였다. 광신호 특성이 변화가 크지 않아 샘플링 주파수는 1kHz로 설정하였다. 그림 5는 할로겐 광원을 이용한 휘발유 농도에 대한 포토 다

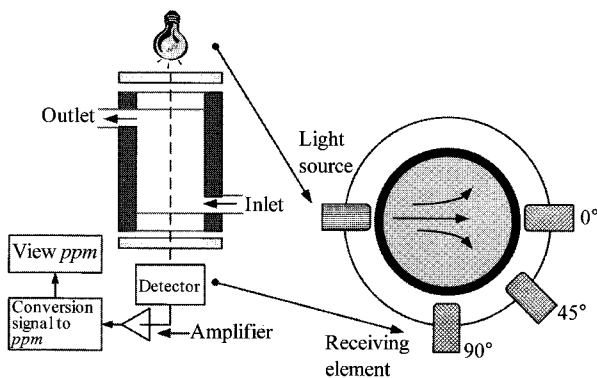


그림 4. 유분농도계의 측정블럭부 구성도.  
Fig. 4. Schematic diagram of measur. block for oil content meter.

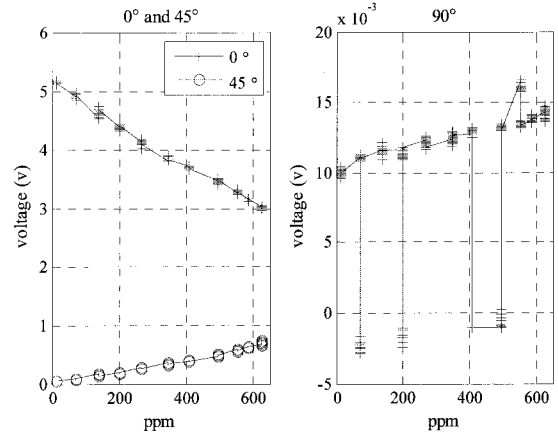


그림 5. 투과광(0°)과 산란광(45°, 90°)의 계측신호.  
Fig. 5. Measured sensor signal of transmitted and scattered light.

이오드의 센서신호 변화를 나타낸 것이다. 0° 투과광의 계측신호는 증폭기를 통해 나온 출력 값으로 농도가 높아질수록 빛이 약해진다. 45° 산란광은 투과광이 줄어든 비율만큼 증가하는 경향을 볼 수 있으며 이러한 특성은 90° 산란광에서도 볼 수 있으나 신호 변화의 크기가 미약하다.

본 논문은 발광부에서 발산한 빛이 기름을 투과하고 산란이 된 특징신호(feature signal)를 계측받아 기름농도를 예측하기 위한 모델을 구성하였다.

III. 투과 · 산란광에 대한 기름농도 예측모델

제한한 기름농도 예측모델은 3개 지점의 수광부 신호들의 상관관계를 그림 6과 같이 세 모델로 정의하여 비교하였다.

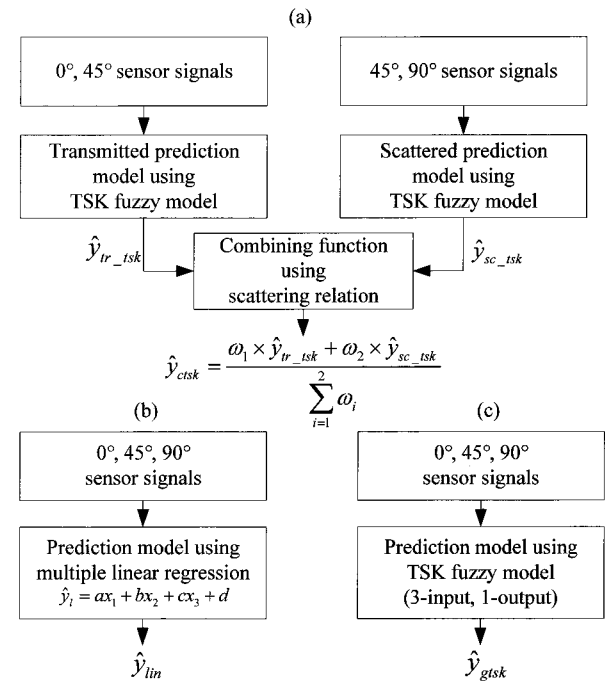


그림 6. (a) 제안한 병렬구조 TSK 추론 모델, (b) 다중 회귀 모델, (c) 3-input TSK 추론 모델.  
Fig. 6. (a) Proposed parallel TSK fuzzy modeling, (b) Multiple linear regression modeling, (c) 3-input TSK fuzzy modeling.

그림 6(b), (c)는 3개의 입력의 관계가 모두 고려된 선형 모델과 비선형 모델이다.

제안한 병렬구조 TSK 추론모델은 3개 지점의 수광부 신호들의 관계를 비선형으로 정의한다. 3개의 입력변수는 투과 추론부와 산란 추론부로 나누어 학습해야 할 파라미터 수를 줄였다. 그리고 농도에 따라 투과광과 산란광의 상관관계를 정의하여 농도 전 범위에 대해 예측오차 정밀도를 높였다. 제안한 병렬구조 TSK 추론모델은 입력에 대한 모든 관계를 고려한 그림 6(b), (c) 모델들과 추론 결과를 비교하였다.

1. 다중 선형 회귀모델

다중 선형 회귀모델은 둘 이상의 입력 변수들 간에 존재하는 관련성을 분석하는 방법으로 계측된 신호에서 이들 간의 함수적 관계식을 통계적으로 추정하는 방법이다[7].

선형 모델은 식 (9)와 같다.

$$y_i = \alpha + b_1x_{i1} + b_2x_{i2} + \dots + b_kx_{ik} + \varepsilon_i = \mathbf{x}_i^T \mathbf{b} + \varepsilon_i \quad (9)$$

여기서  $i$ 는 계측한 수이다. 다중 선형 회귀모델은 식 (10)의 목적함수(object function)을 최소화하는  $\mathbf{b}$ 행렬을 찾는다.

$$\sum_{i=1}^n \rho(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^n \rho(y_i - \mathbf{x}_i^T \mathbf{b}) \quad (10)$$

목적함수는 식 (11)의 최소자승(least-squares), 식 (12)의 휴버(huber), 그리고 식 (13)의 바이스퀘어(bisquare) 등이 있다.

$$\rho_{ls}(e) = e^2 \quad (11)$$

$$\rho_H = \begin{cases} \frac{1}{2}e^2 & \text{for } |e| \leq k \\ k|e| - \frac{1}{2}k^2 & \text{for } |e| > k \end{cases} \quad (12)$$

$$\rho_b = \begin{cases} \frac{k^2}{6} \left\{ 1 - \left[ 1 - \left( \frac{e}{k} \right)^2 \right]^3 \right\} & \text{for } |e| \leq k \\ \frac{k^2}{6} & \text{for } |e| > k \end{cases} \quad (13)$$

본 논문에서 다중 선형 회귀모델식은 식 (14)와 같으며 4개의 변수  $a, b_1, b_2, b_3$  최적해를 찾아 예측 오차를 비교할 것이다. 여기서  $x$ 는 센서신호 값이다.

$$y_{ppm} = a + b_1x_{0'} + b_2x_{45'} + b_3x_{90'} \quad (14)$$

2. 적응형 뉴로퍼지모델

본 논문에서 사용하는 3개의 입력변수를 가진 TSK 추론 모델은 그림 7의 학습 가능한 적응형 뉴로퍼지모델(ANFIS: Adaptive Network based Fuzzy Inference Systems)을 사용하여 학습시켰다[8-10]. 추론 모델의 각 레이어는 아래와 같이 나타난다.

Layer 1: 입력 노드로 외부의 입력을 다음 층으로 전달하고, 입력층의 소속함수에 대응해 입력의 적합도를 출력한다.

$$O_i^1 = \mu A_i(x) \quad (15)$$

$$\mu A_i(x) = \frac{1}{1 + \left[ \frac{x - c_i}{a_i} \right]^2} b_i \quad (16)$$

Layer 2: 입력신호를 모두 곱하여 출력신호로 내보낸다.

$$\omega_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

Layer 3: 퍼지규칙의 정규화된 적합도를 계산한다.

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

Layer 4: 가중치와 후건부의 값을 곱한다.

$$O_i^4 = \bar{\omega}_i f_i \quad (19)$$

Layer 5: 마지막으로 전건부의 출력들을 합하여 전체 시스템의 추론 값을 구한다.

$$O_i^5 = \text{overall output} = \sum_i \bar{\omega}_i f_i = \frac{\sum_i \omega_i f_i}{\sum_i \omega_i} \quad (20)$$

3. 제안한 병렬구조 TSK 추론 모델

이러한 ANFIS는 입력 차원(dimension)이 증가함에 따라 규칙의 수가 지수적으로 증가하여 학습시간이 늘어난다. 또한 일부 농도 범위에서 오차가 발생할 경우 고려해야 할 물의 관계도 지수적으로 증가한다. 본 논문은 ANFIS 입력 공간분할 문제를 해결하고 농도 예측치의 정밀도를 높이고자 그림 6(a)와 같이 투과와 산란으로 추론부를 나누어 학습시키고 농도예측 결과를 분석하였다. 두 개의 예측모델의 상관관계는 휘발유에 의해 빛이 산란하는 특성을 정의하여 연결강도(firing strength)를 조절하였다. 정제유인 휘발유에 대한 연결강도는 산란 특성을 반영하는 0°센서 신호의 감쇠 정도를 함수화하였다. 산란에 의한 빛의 감쇠함수는 아래와 같이 정의하였다.

$$\omega_1 = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_{ppm} - c}{a} \right|^{2b}} \times (dx_{ppm} + e) \quad (21)$$

$$\omega_2 = |1 - \omega_1|$$

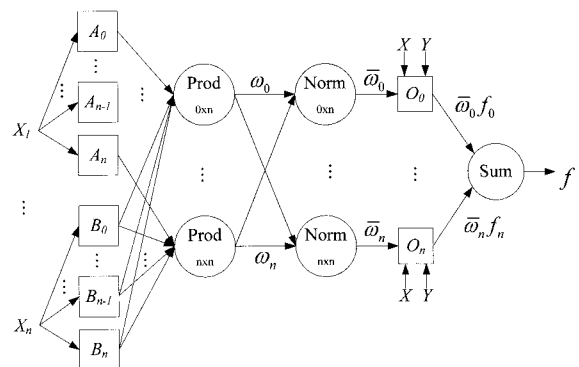


그림 7. n개의 룰을 가진 적응형 뉴로퍼지모델 구조.

Fig. 7. ANFIS architecture for n rules Sugeno system.

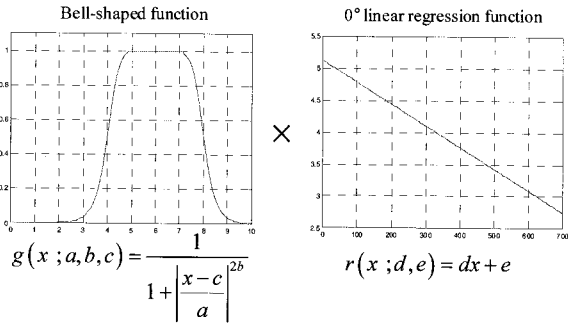


그림 8. 광의 감쇠현상을 모사하기 위한 종형 함수와 0° 센서 신호의 회귀모델함수.  
Fig. 8. Bell-shaped function and 0° linear regression function to describe light scattering.

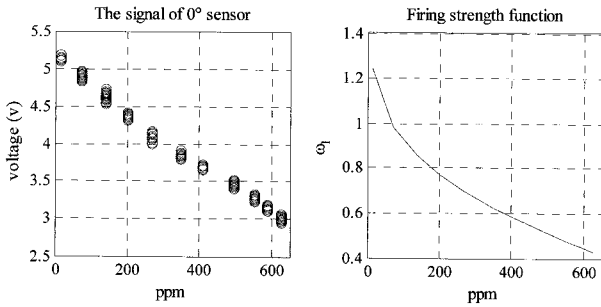


그림 9. 0° 센서신호에 대한 연결강도 함수.  
Fig. 9. Firing strength of 0° sensor signal.

그림 8과 같이 0° 센서 신호에 대한 회귀모델을 만들고 종형함수를 이용해 회귀모델의 오차를 보정하였다. 그림 9는 휘발유에 대한 최종 연결 강도 함수이며 최소 추정오차 파라미터 값은  $a = 0.0140$ ,  $b = 0.0704$ ,  $c = -7.3793$ ,  $d = -0.0034$ ,  $e = 5.1238$  이다. 제안한 병렬구조 TSK 모델은 최종적으로 식 (22)를 사용해 기름 농도를 예측한다.  $\omega_1$ 은 식 (21)의 감쇠 함수로 정의하고  $\omega_2$ 는 비례적으로 감소시킨다. 학습을 위한 ANFIS 소속함수(membership function)는 종형함수(bell-shaped function)를 사용하고 소속함수는 11개로 정의하였다.

$$final\ output = \frac{\omega_1 \hat{y}_{tr\_tsk} + \omega_2 \hat{y}_{sc\_tsk}}{\sum_{i=1}^2 \omega_i} \quad (22)$$

#### IV. 기름농도예측 결과

##### 1. 실험데이터 구성

본 논문의 유분농도계에서 광센서 신호는 NI 사의 DAQ 장비와 PC 기반의 LABVIEW 소프트웨어를 사용하여 측정하였다. 그리고 농도예측 알고리즘 분석은 MATLAB의 퍼지로직툴박스(fuzzy logic toolbox)의 ANFIS 모델을 이용하여 학습하고 추론 결과를 분석하였다. 학습데이터는 1kHz로 샘플링하여 1초 간격으로 평균한 값을 사용하였고 농도별 약 35개의 샘플 데이터의 수로 학습을 수행하였다. 테스트 데이터는 농도별 5개의 샘플을 가지고 평균제곱근오차(root mean square error)를 구하였다. 농도 측정범위는 14.05~626.96ppm이다.

##### 2. 농도오차 분석결과

농도오차 분석은 실제 기름농도와 예측한 기름농도의 오

차를 분석하였다. 식 (23)은 휘발유에 대해 최적화된 다중회귀모델식이다.

$$y_{ppm} = -342.16 + 377.91x_{0^\circ} + 179.73x_{45^\circ} + 22.66x_{90^\circ} \quad (23)$$

그림 10(a)는 다중회귀모델과 제안한 병렬구조 TSK 퍼지모델의 실제 농도와 학습오차와 테스트오차를 보여준다. 다중회귀모델의 결과, 고농도의 경우 최대 약 50ppm까지 오차가 발생하며 농도 변화가 비선형 특성을 보이고 있음을 알 수 있었다. 그림 10(b)는 3가지 센서 신호의 상관관계를 모두 고려한 비선형 특성을 가진 TSK 퍼지모델과 제안한 병렬구조 TSK 퍼지모델과의 학습오차와 테스트오차를 비교하였다. 평균제곱근오차가 다중회귀모델과 비교해 약 9.0이 줄어들었음을 볼 수 있다. 그러나 비교된 3-input TSK 퍼지모델은 저농도, 고농도 지점에서 오차 발생이 크다. 학습오차와 테스트오차의 차이는 3-input TSK 퍼지모델의 경우 1.2743이고, 제안한 병렬구조 TSK 퍼지모델의 경우 0.2085가 된다. 제안한 모델은 기존의 입력관계를 모두 고려하여 학습한 3-input TSK 퍼지모델과 비교해 과대학습(over-fitting)영향이 줄어든 것을 볼 수 있다.

제안한 병렬구조 TSK 퍼지모델은 다중회귀모델과 상관관계를 모두 고려한 3-input TSK 퍼지모델과 비교해 기름농도 전 범위에 걸쳐 RMSE가 1.0이하로 매우 작다. 그러나 저농도 14.05ppm의 경우 5개의 샘플 중 4개가 정밀도 조건에 부합하여 저농도에서는 80% 정확도를 가지며 이후 고농도의 예측이 정확하였다. 표 1은 제안한 병렬구조 TSK 퍼지모델

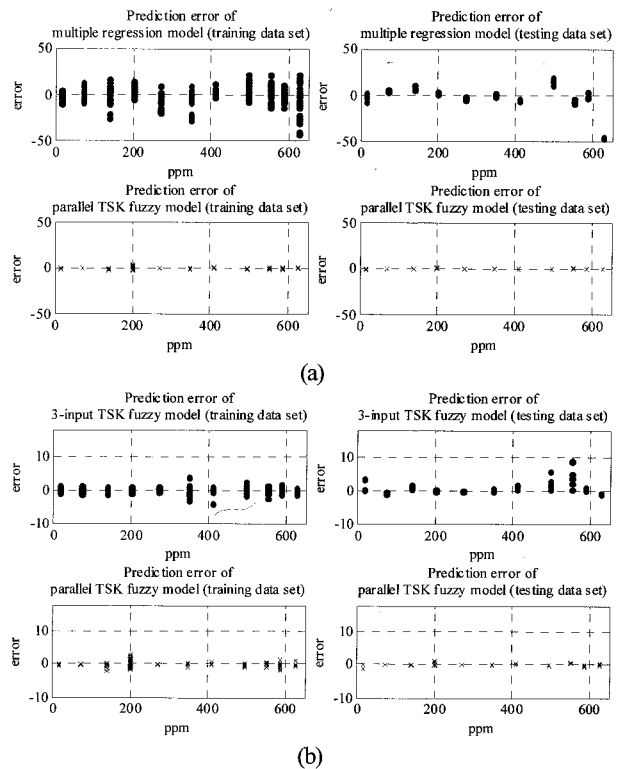


그림 10. 제안한 병렬구조 TSK 모델과 다른 추론 모델들 간의 학습 오차와 테스트 오차.

Fig. 10. Comparison learning and test errors of proposed parallel TSK modeling and the other modeling.

표 1. 유분농도 추론 모델들 간의 학습오차와 테스트오차.

Table 1. Root mean square errors of learning and test in each oil content prediction models.

RMSE					
Linear		3-input TSK		Parallel TSK	
learning	test	learning	test	learning	test
9.7704	15.1928	0.6852	1.9595	0.1389	0.3474

표 2. 농도별 테스트 데이터의 평균제곱근오차 비교.

Table 2. Comparison root mean square error among oil contents.

ppm (mg/l)	RMSE		
	Linear	3-input TSK	Parallel TSK
626.96	44.5374	0.7258	0.1594
587.77	3.5854	0.5851	0.2117
553.29	2.8451	5.0012	0.5181
494.98	19.7372	3.0886	0.1180
408.78	3.9942	1.2549	0.3569
348.28	8.6764	0.3891	0.0250
268.65	14.3320	0.1177	0.0710
200.00	3.1443	0.1925	0.2492
138.24	7.1757	1.2546	0.0678
71.16	1.5426	0.8671	0.0634
14.05	5.1197	1.6467	0.4811

과 다른 두 모델간의 학습과 테스트의 RMSE를 보여준다. 3-input TSK 퍼지모델은 제안한 모델과 비교해 큰 오차가 발생할 수 있다. 표 2는 테스트 데이터로 각 농도별 RMSE를 분석한 것으로 3-input TSK 퍼지모델과 병렬구조 TSK 퍼지모델은 저농도와 일부 고농도 농도 구간에서 오차가 큰 것을 볼 수 있다.

**V. 결론**

본 논문은 국제해양오염 방지협약을 따르는 기름배출 감시제어장치의 유분농도예측 알고리즘을 개발하였다. 구성된 시스템은 정제유인 휘발유 시료에 대해 실험을 수행하였고 농도예측 알고리즘으로 병렬구조 TSK 추론모델을 제안하였다. 병렬구조 TSK 추론 모델은 ANFIS의 학습기능으로 전문가로부터 구한 규칙과 근접한 최적의 규칙을 획득할 수 있는 반면에 지수적으로 늘어나는 학습 파라미터의 증가로 인한 과대적합(over-fitting) 문제를 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안한 모델은 입력공간을 병렬구조로 격자분할하여 개별 추론한 후 추론모델들 간의 상관 관계를 정의해 결합함으로써 과대적합을 최소화하였다. 제안한 병렬구조 TSK 추론모델은 평균제곱근오차가 다른 모델과 비교해 전 농도범위로 1.0이하의 오차를 가지며 개발하고자 하는 농도 예측 정밀도 기준에 적합함을 실험을 통해 알 수 있었다.

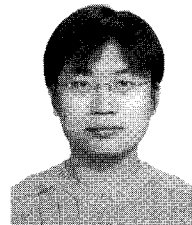
**참고문헌**

[1] IMO MEPC, "How to do it, manual of the practical implication of ratifying and implementing MARPOL 73/78," *International Maritime Organization, London*, 1993.  
 [2] IMO MEPC, "Revised guidelines and specifications for oil discharge monitoring and control systems for oil tankers,"

*International Maritime Organization, London*, 2003.

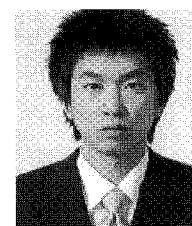
[3] "해양오염 방지설비 형식 승인을 위한 성능시험 및 검정기준," 국토해양부 고시 제2009-480호, 국토해양부, 2009.  
 [4] R. Jethra, "Turbidity measurement," *ISA Transactions*, vol. 32, pp. 397-405, 1993.  
 [5] D. Bivolaru, P. M. Danehy, and J. W. Lee, "Intracavity Rayleigh/Mie scattering for multi-point two-component velocity measurement," *NASA Langley Research Center*, 2005.  
 [6] L. V. Wang, H.-I. Wu, *Biomedical Optics: Principles and Imaging*, Wiley-Interscience, 2007.  
 [7] P. J. Huber, "Robust estimation of a location parameter," *Annals of Mathematical Statistics*, vol. 35, pp. 73-101, 1964.  
 [8] U. Caydas, A. Hascalk, and S. Ekici, "An adaptive neurofuzzy inference system (ANFIS) model for wire-EDM," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 6135-6139, 2009.  
 [9] J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, Jun. 1993.  
 [10] 조재우, 백경동, 김성신 "적응형 뉴로퍼지(ANFIS) 모델을 이용한 기름농도 농도 검출," 2009 한국자동제어학술회의(KACC 2009), pp. 740-743, Sep. 2009.

**백 경 동**



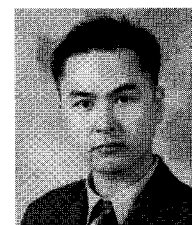
2006년 부산대학교 전자전기정보컴퓨터공학부 졸업. 2008년 동 대학원 전기공학과 공학석사. 2008년~현재 동 대학원 전자전기공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 지능제어, 고장진단.

**조 재 우**



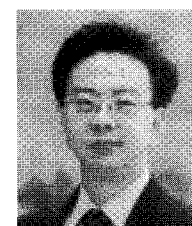
2007년 동아대학교 전기과 졸업. 2008년~현재 부산대학교 전자전기공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 지능제어, 고장 진단, 시스템 최적화.

**최 문 호**



2005년 (주) Seilerses 기술연구소, 2006년 부산대학교 산업대학원 전기공학과 졸업. 2005년~현재 (주)마르센 연구소장.

**김 성 신**



1986년 연세대학교 전기공학과 공학석사. 1996년 Georgia Inst. of Technology 전기·컴퓨터공학과 공학박사. 1998년~현재 부산대학교 전자전기공학부 교수. 관심분야는 지능시스템, 데이터 마이닝, 고장 예측 및 진단.