퍼지 이론을 이용한 수중 운동체의 자세계산 혼합 알고리즘

論 文
45~2~13

Mixing Algorithm for Attitude Computation of Underwater Vehicle Using Fuzzy Theory

金 永 翰* · 李 章 揆** · 韓 亨 碩***
(Young-Han Kim · Jang-Gyu Lee · Hyung-Seok Han)

Abstract - In this paper, attitude computation algorithm for a strapdown ARS(Attitude Reference System) of an underwater vehicle has been studied. Attitude errors of the ARS using low-level gyroscopes tend to increase with time due to gyroscope errors. To cope with this problem, a mixing algorithm of accelerometer aided attitude computation has been developed. The alogorithm can succsessfully bound the error increase for cruising motion, but it gives instantaneously large errors when a vehicle maneuvers. To improve the performance in case of vehicle's maneuver, a new attitude computation mixing algorithm employing the fuzzy theory is proposed. The designed process with fuzzy inference composition is used to detect the maneuvering state of vehicle and to manage the adjustment of the gains which are invariant in the existing algorithm. In addition, a gain scheduling method is applied to fuzzy inference composition process for real-time computation. Monte Carlo simulation results show that the proposed algorithm provides better performance than the existing algorithm.

Key Words : strapdown attitude reference system, underwater vehicle, Euler angle, fuzzy inference

1. 서 론

자세측정장치(Attitude Reference System)란 운동체 내부에 자이로스코프(gyroscope) 같은 관성 센서를 설치하여 스스로 운동체의 자세 정보를 얻게 하는 계측 장치이다[1,2]. 비교적 소형의 수중 운동체에 사용되는 자세측정장치는 동체에 직접 부착된 세 축의 레이트 자이로스코프와 기준 좌표계와 동체 좌표계 사이의 좌표 변환을 담당하는 자세계산 컴퓨터로 구성된 스트랩다운(strapdown) 자세측정장치가 사용된다[1~5].

일반적으로 자이로스코프만 사용하여 자세계산을 수행하면 자이로스코프 출력값을 적분하여 자세를 계산하기 때문에 시간이 지남에 따라 자이로스코프 오차 특성에 의한 자세각 오차가 누적된다[1,2]. 특히, 저급 자이로스코프를 사용하였을 때에는 이러한 현상이 두드러져 전체 시스템 성능이 현저히 떨어지게 된다. 이를 극복하기 위한 일반적인 방법으로 오차가 누적되지 않는 보조 센서를 자이로스코프와 함께 사용하는 방법이 있다. 이와 같은 방법의 하나로 가속도계와 전진 방향 속도계를 부가적으로 이용한 가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘이 현재 알려져 있다[6,7]. 이 알고리즘은 가속도계 출력이 지구의 중력 성분과 아울러 운동체의 자세 정보를 함께 반영하고 있는 점에 착안하여 현재 가속도계 출력에서 자세 정보를 추출하고 원래 자이로스코프에서 구한 자세 정보와 적절히 혼합해서 원하는 자세각을 계산하는 방식이다. 이 알고리즘을 사용하여 자이로스코프의 오차 특성에 대한 자세 오차 누적을 효과적으로 억제할 수 있지만 운동체가 급격한 가속이나 회전 운동을 하게 되면 가속도계 출력에서 얻는 자세 정보는 순간적으로 큰 오차를 가지면서 혼합 계산되는 문제점을 안고 있다[6,7]. 그러므로 급격한 가속 운동이나 회전 운동이 요구되는 수중 운동체에는 기존 가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘이 적합하지 않다.

본 논문에서는 기존 가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘의 장점을 수용하면서 원래 가지고 있는 문제점을 효과적으로 극복하고 실제 수중 운동체에 적용 가능한 새로운 자세계산 알고리즘을 제시하였다. 새로운 자세계산 알고리즘은 보조 센서를 추가하는 개선 방법을 제외하고 기존 시스템을 유지한 상태에서 운동체의 운동 상황을 적절히 판단하여 여러 운동 상황에 대한 기존 혼합 알고리즘의 적응력을 높이는데 주안점을 두고 연구되었다. 운동체의 모든 운동 상황을 정확히 수치적으로 판단하는 것은 불가능하나 퍼지 이론을 사용하여 운동체의 운동 상황을 판단하는 과정에 인간의 언어적 표현과 사고 체계를 도입시킬 수 있다[8~10]. 구체적인 퍼지 집합의 설정과 퍼지 추론 합성 과정을 통해서 운동 상황을 파악할 수 있게 되며 이렇게 얻은 운동 상황 정보를 참조하여 기존에 제시된 문제점을 극복할 수 있도록 한다. 아울러 제안된 알고리즘의 실시간 구현 등, 실제 자세측정장치의 적용성을 높이기 위한 연구도 병행하였다. 제시된 퍼지 자세계산 혼합 알고리즘과 기존 혼합 알고리즘의 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 비교, 분석하였다.

* 正 會 員 : 서울大 大學院 制御計測工學科 卒業 · 碩士
** 正 會 員 : 서울大 工大 制御計測工學科 教授 · 工博
*** 正 會 員 : 順天鄕大 工大 制御計測工學科 助教授 · 工博
接受日字 : 1995年 1月 28日
1次 修正 : 1995年 5월 17日
2次 修正 : 1995年 12月 11日
3次 修正 : 1996年 1月 27日

2. 가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘

가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘은 저급 자이로스코프를 사용하는 경우에 누적되는 자세각 오차를 가속도계 출력을 이용하여 보상해 주는 자세계산 방식이다[6,7]. 가속도계는 특정한 힘(specific force)을 측정하는 센서이기 때문에 순간적인 자세각에 대한 정보는 자이로스코프와 비교하여 정확성이 떨어지지만 장시간 운동에는 그 출력을 사용하여 자세각을 계산함으로 누적되는 오차 성분을 줄여 주는 역할을 한다. 가속도계 출력값에는 운동체가 받는 중력이 포함되어 있고 이는 운동체의 자세와 관련되어 나타난다. 이 가속도계 출력값으로부터 정확한 자세를 추출해 내기 위해서는 운동체의 가속도, 속도 정보를 필요로 한다. 이와 같은 정보를 얻으려면 부가적인 센서들이 요구되므로 전진 방향 속력을 제외한 나머지 정보는 간이적으로 구하거나 무시할 만한 것으로 가정하게 된다.

한편, 자세각을 계산하기 위하여 혼합 알고리즘을 사용하면, 롤, 피치에 대한 자세각은 가속도계의 출력을 이용하여 오차 보상이 가능하지만, 요에 대한 자세각의 보상은 가속도계의 출력을 이용한 알고리즘으로 불가능하다. 그 이유는 가속도계의 출력에는 요각에 대한 정보는 포함되어 있지 않기 때문이다. 따라서 요각에 대한 오차 보상은 요 방향에 대한 보조 센서를 부가하지 않는 한 원칙적으로 보상할 수 없다.

2.1 혼합 알고리즘의 구성

롤각과 피치각에 대한 보다 나은 추정을 위하여 사용되는 가속도계 혼합 알고리즘은 자이로스코프에서 얻은 자세각에 대한 변화율과 가속도계 출력에서 계산한 자세각을 적절하게 혼합하여 계산하는 것이다. 그림 1은 가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘의 구성도를 보여 준 것이며, 그림 2는 구체적으로 보여 준 롤각과 피치각에 대한 혼합 알고리즘의 블록선도를 나타내는데 가속도계에 의한 자세각 정보와 자이로스코프에 의한 자세각 정보를 혼합하는 방법으로 비례-적분(PI)방법을 사용한다[6,7].

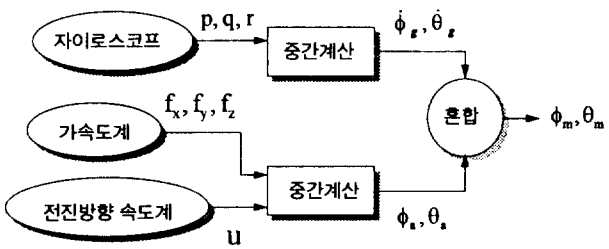


그림 1 가속도계 보조 자세계산 혼합 알고리즘의 구성
Fig. 1 Accelerometer aided mixing algorithm

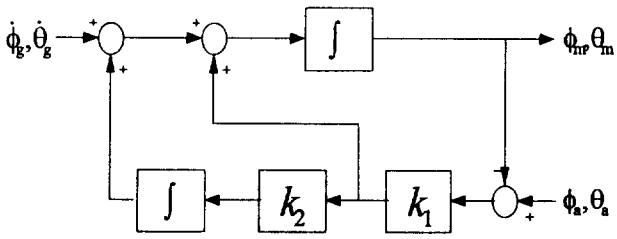


Fig. 2 Mixing algorithm for roll & pitch

두 그림에서 $\dot{\phi}_g$, $\dot{\theta}_g$는 자이로스코프를 통해서 결정하게 되는 롤과 피치의 자세각 변화율이고, ϕ_a, θ_a는 가속도계 출력을 사용하여 얻은 롤,피치 자세각을 나타낸다. 그리고, ϕ_m, θ_m는 최종적으로 얻는 자세각에 대한 추정치를 나타낸다. 그림 1에서 f_x, f_y, f_z는 각각 가속도계 출력값을 나타내고 u는 전진 방향 속도계의 출력값이다. 그림 2에서 k_1은 비례이득, k_1k_2는 적분이득의 역할을 한다.

Local-level 항법 좌표계를 사용하는 스트랩다운 자세측정장치에서 $\dot{\phi}_g$, $\dot{\theta}_g$를 자이로스코프의 출력으로부터 구하는 방법은 다음과 같다. 자이로스코프는 관성 좌표계(inertial frame, i-frame)에 대한 동체 좌표계(body frame, b-frame)의 각속도를 측정하는데 이를 ω_{ib}^b로 나타내고 항법 좌표계(navigation frame, n-frame)에 대한 동체 좌표계의 각속도를 ω_{nb}^b, 관성 좌표계에 대한 항법 좌표계의 각속도를 ω_{in}^b라 표현하면, 이들 사이에는 식(1)의 관계가 성립한다.

$$\omega_{nb}^b = \omega_{ib}^b - \omega_{in}^b = \omega_{ib}^b - C_n^b\omega_{in}^n = \omega_{ib}^b - C_n^b(\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \tag{1.1}$$

$$\begin{aligned} \omega_{ie}^n &= [\,\Omega\cos L \quad 0 \quad -\Omega\sin L\,]^T \\ \omega_{en}^n &= [\,\dot{l}\cos L \quad -\dot{L} \quad -\dot{l}\sin L\,]^T \end{aligned} \tag{1.2}$$

식(1)에서 Ω는 지구자전 각속도의 크기, l, L은 각각 운동체의 경도와 위도를 나타내고, e는 지구고정 좌표계(earth-fixed frame, e-frame)을 가리킨다. 이때 지구의 자전과 운동체의 움직임에 의해 발생되는 ω_{in}^b는 수중 운동체의 경우에 위도,경도 등의 위치 변화가 작으므로 위도,경도 값은 초기의 위도,경도 값으로 고정시키고 그 변화율 값을 무시해서 얻는다. 이렇게 구한 ω_{nb}^b와 요(ψ, yaw), 피치(θ, pitch), 롤(ϕ, roll)의 순서로 정의된 오일러 각의 변화율 간에는 식(2)와 같은 관계가 성립한다.[1,3,4,5]

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi}_g \\ \dot{\theta}_g \\ \dot{\psi}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi\tan\theta & \cos\phi\tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi\sec\theta & \cos\phi\sec\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \tag{2}$$

$\omega_x, \omega_y, \omega_z$는 ω_{nb}^b의 세 성분이다.

식(2)를 수치 적분하여 자세각을 얻는 경우에는 앞에서 설명하였던 것처럼 자이로스코프 출력에 랜덤 상수 성분이 있어서, 오차가 계속 적분 되므로 만약 운동체가 등속 직선 운동을 하는 경우에 자세각의 오차는 시간의 증가에 따라 거의 직선적으로 증가하게 된다. 이와 같이 오차가 증가하는 것을 억제하기 위하여, 가속도계 출력에서 구한 ϕ_a, θ_a를 혼합하게 된다.

가속도계의 출력으로부터 얻어지는 자세각 ϕ_a, θ_a는 코리올리(Coriolis)식으로 나타나는 가속도계 출력식을 이용하여 얻을 수 있다. 우선 가속도계가 측정하는 동체 좌표계에 대한 가속도 성분은 식(3)과 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} f_x &= \dot{u} - rv + qw + g\sin\theta \\ f_y &= \dot{v} + ru - pw - g\sin\phi\cos\theta \\ f_z &= \dot{w} - qu + pv - g\cos\theta\cos\phi \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 f_x, f_y, f_z는 동체 좌표계의 가속도계 출력을, p, q, r은 자이로스코프의 출력, u, v, w는 동체 좌표계에서의 운동체 속력, $\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}$는 그 속력의 변화율, g는 중력가속도, θ, ϕ은 운동체의 피치와 롤 자세각을 나타낸다.

이 식을 롤각과 피치각에 대해 다시 정리하면 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \theta &= \sin^{-1}((f_x - \dot{u} + rv - qw)/g) \\ \phi &= \sin^{-1}((-f_y + \dot{v} + ru - pw)/g\cos\theta) \end{aligned} \tag{4}$$

실제 시스템에서는 식(4)의 v, w와 $\dot{u}, \dot{v}$값의 측정이 불가능하므로 이 값들이 크지 않다는 가정 아래 수중 운동체에서 가장 큰 속도 성분인 전진 방향 속도 만을 고려한 식(5)와 같은 간략화된 관계식을 이용한다[6,7].

$$\begin{aligned} \theta_a &= \sin^{-1}(f_x/g) \\ \phi_a &= \sin^{-1}((-f_y + ru)/g\cos\theta) \end{aligned} \tag{5}$$

2.2 기존 혼합 알고리즘의 문제점

식(5)에서 무시된 항들은 특별히 운동체의 가속 운동과 회전 운동에 직접 또는 간접적으로 연결되어 있음을 쉽게 알 수 있다. 운동체가 등속 직선 운동을 하는 경우에는 무시한 항들의 크기가 비교적 작지만 운동체가 가속 운동이나 회전 운동을 하면 이 값들이 상대적으로 커지게 되고, 결국 가속도계로부터 구한 자세 정보, ϕ_a, θ_a는 순간적으로 큰 오차를 갖고서 자이로스코프의 자세 정보와 혼합된다. 더구나 기존 혼합 알고리즘은 고정된 이득값을 사용하여 자세 정보를 혼합하기 때문에 운동체가 가속 운동이나 회전 운동을 할 경우에 오차가 급격히 커지는 문제점을 안고 있다[6,7]. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 일차적으로 운동체의 가속 운동과 회전 운동의 크기와 방향에 따른 적절한 이득값 조절이 이루어져야 한다.

3. 퍼지 자세계산 혼합 알고리즘

퍼지 자세계산 혼합 알고리즘은 퍼지 이론을 기존 가속도계 혼합 알고리즘에 적용시킨 하나의 변형된 자세계산 혼합 알고리즘을 말한다. 이 알고리즘은 다음과 같은 기법을 사용한다. 운동체가 가속 운동이나 회전 운동을 하게 되면 가속도계로부터 구한 자세 정보는 이미 많은 오차를 가진다. 이런 경우에는 자이로스코프로부터 얻은 자세 정보에 상대적으로 많은 비중을 두도록 혼합 알고리즘의 이득값을 작게 조절하여 혼합 계산한다. 반대로 운동체가 등속 직선 운동을 하면 가속도계로부터 구한 자세 정보를 비교적 정확하게 구할 수 있으므로 혼합 알고리즘의 이득값을 크게 하여 가속도계로부터 구한 자세 정보에 큰 비중을 두고 혼합 계산한다. 여기서 핵심은 이득값 조절을 위해 운동체의 운동 상황을 적절히 판단하는 과정이다. 운동체의 운동 상황을 정확히 정량적으로 판단하는 것은 불가능하나, 퍼지 이론을 통해 인간의 언어와 사고 체계를 도입하여 정성적인 운동 상황을 파악하는 것은 가능하다.

운동체의 운동 상황을 판단한 후, 파악된 정보를 가지고 기존 혼합 알고리즘의 이득값을 적절히 조절하는 알고리즘이 퍼지 자세계산 혼합 알고리즘의 요점이다. 이러한 퍼지 혼합 알고리즘의 전체 구성은 그림 3과 같이 나타난다.

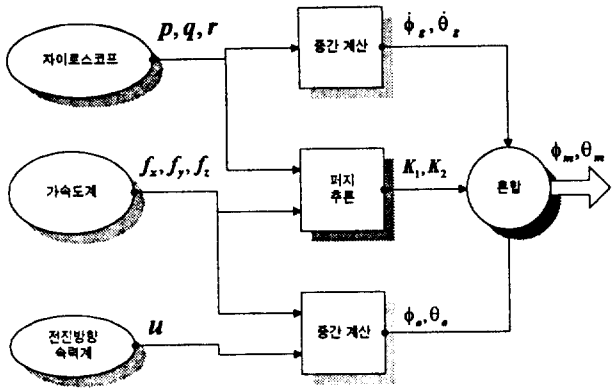


그림 3 퍼지 혼합 알고리즘의 구성
Fig. 3 Fuzzy mixing algorithm

3.1 퍼지 추론 과정

퍼지 이론을 이용하여 운동체의 운동 상황을 파악하는 과정은 크게 세 가지 단계로 나눠진다. 먼저 운동체로부터 얻을 수 있는 운동 상황과 관련된 몇 가지 정보를 퍼지화(fuzzification)해야 한다[9,10]. 이는 해당 운동체 정보의 퍼지 집합과 소속함수를 통해 이루어진다. 다음 단계는 퍼지화된 운동체 정보를 입력으로 하여 퍼지 추론 합성(fuzzy inference composition)을 수행한다. 퍼지 추론 합성은 설계자가 적절히 정의한 퍼지 규칙에 따라 입력값을 처리하여 운동체의 현재 운동 상황을 종합적으로 계산해 내는 역할을 한다. 마지막 단계로 추론 합성의 결과를 의미 있는 수치로 바꿔 주는 비퍼지화(defuzzification) 과정을 수행한다. 비퍼지화 과정을 통해 얻은 수치를 가지고 혼합 알고리즘의 이득값을 조절하게 된다. 이상과 같은 세단계 모두를 합쳐서 퍼지 추론 과정이라 부르고 그림 4에 그 과정을 나타내었다.

퍼지 추론 과정의 입력으로 사용하는 운동체 정보로는 운동체의 센서를 통해서 직접 얻을 수 있는 자이로스코프 출력값, 가속도계 출력값 등이 될 수 있고, 또는 이 센서 출력값들로부터 몇 단계의 계산 과정을 거쳐 만들어진 값이 될 수도 있다. 본 논문에서는 여러 번의 시행착오와 경험을 거쳐 다음 두 가지를 퍼지 추론 과정의 입력으로 선정하였다.

첫 번째 입력으로 자세각 변화율의 크기를 사용한다. 운동체가 회전 운동을 하면 필연적으로 자세각 변화가 일어난다. 자세각 변화가 있다는 것은 자세각 변화율의 크기가 영이 아닌 값을 갖는다는 것과 같은 맥락이다. 이 입력을 통해서 운동체가 회전 운동을 할 때 기존 혼합 알고리즘에서 생기던 자세 오차를 억제하는 역할을 기대하게 된다.

두 번째 입력으로 운동체 속도 변화율의 크기를 사용한다.

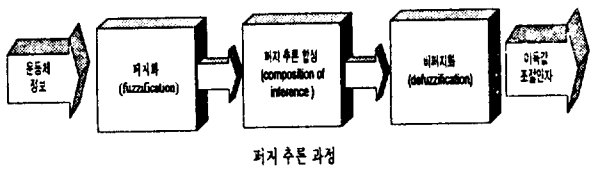


그림 4 퍼지 추론 과정
Fig. 4 Fuzzy inference process

이는 운동체가 가속 운동을 할 때 기존 혼합 알고리즘이 유발하는 자세 오차를 억제하는데 중요한 정보를 제공하게 된다. 여기서 속도 변화율이란 가속도계에서 측정된 특정한 힘(specific force)에 중력 가속도의 영향을 배제한 것으로 운동체의 순수한 운동에서 생기는 가속도를 말한다. 다음 식(6)과 식(7)은 두 가지 입력 각각을 나타낸다.

$$\text{자세각 변화율의 크기} : \sqrt{(\dot{\phi}^2 + \dot{\theta}^2)} \tag{6}$$

$$\text{속도 변화율의 크기} : \sqrt{(\dot{u}^2 + \dot{v}^2 + \dot{w}^2)} \tag{7}$$

식(6)에서 $\dot{\phi}, \dot{\theta}$는 각각 롤각, 피치각의 변화율을 나타내고, 식(7)의 $\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}$는 동체 좌표계에서의 속도 변화율을 나타낸다. 자세각의 변화율은 식(2)로부터 쉽게 구할 수 있으며, 속도 변화율은 식(8)과 같이 구할 수 있다.

$$\dot{v}_b = f^b - \omega^b_{nb} \times v^b + C^b_n g^n - C^b_n (2\omega^n_{ie} + \omega^n_{en}) \times v^n \tag{8.1}$$

$$\begin{aligned} g^n &= [\ 0 \quad 0 \quad -g\ ]^T \\ \omega^n_{ie} &= [\ \Omega\cos L \quad 0 \quad -\Omega\sin L\ ]^T \\ \omega^n_{en} &= [\ \dot{l}\cos L \quad -\dot{L} \quad -\dot{l}\sin L\ ]^T \end{aligned} \tag{8.2}$$

식(8)에서 $\omega^b_{nb}, \Omega, l, L$은 식(1) 경우와 동일하고, g는 중력 가속도의 크기, v^b와 v^n은 운동체의 속도를 각각 동체 좌표계와 항법 좌표계에서 표현한 것이다. 이 때, 속도는 식(8.1)을 수치 적분하여 구하지만, 센서 오차와 자세각 오차로 인해 정확히 계산된 값은 얻을 수 없다. 따라서, 식(7)의 속도 변화율의 크기는 정량적으로 정확한 값이 아니며 운동체의 가속 운동의 정성적인 정보를 제공하게 된다.

퍼지 추론 과정의 두 입력을 퍼지화 하는 과정은 미리 정의된 각각의 퍼지 집합을 통해 이루어진다. 퍼지 이론을 적용하기 위하여 '자세각 변화율의 크기', '속도 변화율의 크기'라는 언어적 변수(linguistic variables)를 설정하고, 그 언어적 변수가 갖는 값으로는 {"매우 작다(Very Small, VS)", "작다(Small, S)", "중간이다(Medium, M)", "크다(Big, B)", "매우 크다(Very Big, VB)"}, 다섯 가지 퍼지 넘버(Fuzzy Number)를 갖도록 한다. 각각의 퍼지 넘버는 하나의 퍼지 집합을 나타내고 해당 소속함수(membership function)로 정의할 수 있다[9]. 사용한 소속함수는 그림 5와 그림 6에 나타냈다. 또한 퍼지 추론 과정에서 출력하는 언어적 변수를 '운동체의 가속 또는 회전 운동 상황'이라고 정의하고 역시 다섯 가지 퍼지 넘버로 나타내도록 하였다. 이 출력에 해당하는 소속함수는 그림 7과 같이 정했다.

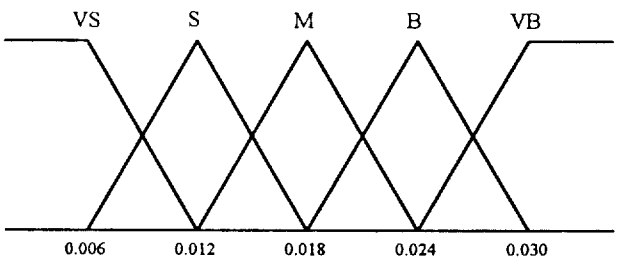


그림 5 '자세각 변화율 크기'의 소속함수

Fig. 5 Membership function of 'magnitude of attitude angular rate'

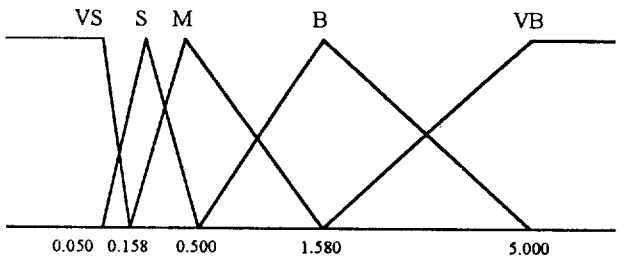


그림 6 '속도 변화율 크기'의 소속함수

Fig. 6 Membership function of 'magnitude of velocity rate'

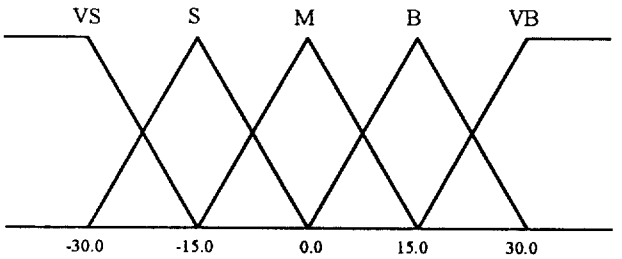


그림 7 '운동체의 가속 또는 회전 운동 상황'의 소속함수

Fig. 7 Membership function of 'maneuvering state'

각 퍼지 집합의 소속함수는 일차적으로 대상 시스템의 전문가나 설계자의 지식과 경험을 토대로 정의하게 되며 여러 번의 시뮬레이션을 통해서 설계 목적에 맞도록 조절되어야 한다[8].

두 입력을 퍼지화 하면 퍼지 추론 과정에서는 퍼지 규칙에 따라 추론 합성을 수행한다. 여기서는 Mamdani의 최대-최소 합성 방법을 사용하였다[10]. 이때 사용하는 퍼지 규칙은 표 1과 같은 총 25개의 규칙들로 이루어 졌다.

세 번째 단계인 비퍼지화 과정으로 일반적인 무게 중심법(center of area method)을 사용하였다[10]. 비퍼지화 과정을 거치면 운동체의 가속, 또는 회전 운동 상황을 나타내는 하나의 값이 나오는데 그 값은 그림 7에서 볼 수 있듯이 -30.0 부터 30.0 사이의 값을 갖게 된다. 이 값이 -30.0에 가까울수록 운동체는 현재 등속 직선 운동을 하는 것을 나타내고, 반면에 30.0에 가까워질수록 그 값에 비례하는 정도로 회전 운동이나 가속 운동을 하고 있음을 나타낸다.

이렇게 퍼지 추론 과정을 거친 다음에는 식(9)의 계산을 이용해서 현재 '운동 단계'를 결정한다.

표 1 퍼지 규칙

Table 1 Fuzzy rules

		입 력 2				
		VS	S	M	B	VB
입력 1	VS	VS	VS	S	M	B
	S	S	S	S	M	B
	M	M	M	M	B	B
	B	B	B	B	B	B
	VB	VB	VB	VB	VB	VB

$$level = \frac{[fuzzy_{out} + 30.0]}{5.0} + 1, \quad fuzzy_{out} \in (-30.0,\ 30.0) \tag{9}$$

여기서, $fuzzy_{out}$은 퍼지 추론 과정의 출력값을 나타내고, $level$은 계산되는 운동 단계 값을 나타내는데, 1부터 12까지의 정수 중 하나를 갖도록 소수점 이하는 버리고 계산한다. 식(9)와 같은 계산을 수행하면 결과적으로 운동체가 가속, 또는 회전 운동을 할 때에는 높은 운동 단계 값을 가지고, 등속 직선 운동의 경우는 상대적으로 낮은 운동 단계 값을 갖게 된다. 이와 같이 현재의 운동 단계가 결정된 후에는 혼합 알고리즘의 이득값을 조절하는 과정으로 넘어간다.

3.2 혼합 알고리즘 이득값 조절

운동 단계를 통한 이득값 조절은 구성할 자세측정장치의 특성에 알맞게 이루어져야 한다. 일반적으로 운동 단계가 높을수록 작은 이득값을 가지고 반대인 경우는 큰 이득값을 갖도록 조절한다. 이러한 원리를 기본으로 운동 상황에 따라 적절한 자세계산 혼합 알고리즘을 구성하면 운동체의 운동 상황에 맞는 이득값이 주어지기 때문에 기존 혼합 알고리즘이 가지던 문제점을 극복할 수 있다. 여기서는 이득값 조절 방법으로 표 2와 같이 설계된 운동 단계별 이득값 조절 표를 참조하였다. 표 2는 여러 번의 시뮬레이션과 시행착오를 거쳐서 경험적으로 구한 것이므로 특별한 설계 원칙을 가지고 결정한 것은 아니며 대상 시스템의 동적 운동 특성에 따라 조절해야 한다.

표 2 혼합 알고리즘의 이득값 조절
Table 2 Look-up table for gain tuning

운동 단계	1	2	3	4
K1	0.1	0.05	0.01	0.005
K2	0.01	0.005	0.001	0.0005
운동 단계	5	6	7	8
K1	0.001	0.0005	0.0001	0.00005
K2	0.0001	0.00005	0.00001	0.000005
운동 단계	9	10	11	12
K1	0.00001	0.000005	0.000001	0.0000005
K2	0.000001	0.0000005	0.0000005	0.00000005

3.3 gain scheduling 기법의 적용

퍼지 자세계산 혼합 알고리즘을 실제 시스템에 적용하기 위해서는 몇 가지 사항을 충분히 고려해야 한다. 그 중 기존 혼합 알고리즘에 비해 많은 계산 시간을 요구한다는 점을 고려하여 실시간 구현이 가능한지를 살펴야 할 것이다. 퍼지 혼합 알고리즘에서 추가되는 계산 시간은 대부분 퍼지 추론 과정에서 필요로 하고 있다. 이 점을 해결하기 위해 다음과 같은 gain scheduling 기법을 퍼지 추론 과정의 근사화에 적용한다.

우선, 퍼지 추론 과정의 두 가지 입력인 자세각 변화율의 크기, 속도 변화율의 크기가 가지는 입력 공간을 적절한 크기의 구역들로 분할한다. 여기서는 25개의 구역(5×5)으로 나눴다. 이렇게 입력 공간의 구역을 나눈 다음, 각 구역의 경계점을 나타내는 입력 순서쌍을 퍼지 추론 과정에 인가한다. 이 때 출력으로 나오는 운동 단계를 그 구역 경계에서의 운동 단계로 결정한다. 이와 같은 방법으로 모든 구역의 경계점에 대한 운동 단계를 구하면 표 3과 그림 8을 얻게 된다.

표 3에서처럼 입력 공간 각 구역 경계에서의 운동 단계를 설정하였다면 이 운동 단계 표를 참조하는 것으로 퍼지 추론 과정을 대신하게 한다. 즉, 운동체의 운동 단계 결정을 위해 퍼지 추론 과정을 거치지 않고 현재 자세각 변화율의 크기와 속도 변화율의 크기에 가까운 입력 공간의 구역 경계를 표에서 찾아 해당 운동 단계를 결정할 수 있다. 퍼지 추론 과정과는 달리 표에서 구역을 찾아 운동 단계를 결정하는 것은 간단한 계산에 의해 수행되므로 많은 계산 시간을 절약할 수 있게 된다. 이때 입력 공간을 분할하는 구역 개수는 시스템 메모리가 허락하는 한도 내에서 자유롭게 늘릴 수 있는 반면에 나눠진 구역 수에 관계없이 항상 똑같은 계산 시간이 소요되며 구역 수를 늘리면 늘릴수록 퍼지 추론 과정에 좀더 가까워지는 계산 결과를 기대할 수 있다. 현재의 운동 단계가 결정된 상태에서는 퍼지 혼합 알고리즘과 동일하게 표 2를 참조해서 혼합 알고리즘의 이득값을 구하면 된다.

이렇게 퍼지 이론을 이용하지 않고 처음부터 직접 gain scheduling 기법으로 혼합 알고리즘을 설계하려면 보다 많은 시행착오와 시뮬레이션을 거쳐야 하는 어려움 점이 있다[11]. 그러므로 퍼지 추론 과정을 기본으로 한 gain scheduling 기법의 적용이 바람직 할 것으로 본다.

표 3 구역 경계에서의 운동 단계 (25개 구역)
Table 3 Maneuvering level table (25 regions)

입력 1 \ 입력 2	0.0	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0
구역 경계값						
0.00	1	5	7	8	9	10
0.01	3	5	7	8	8	10
0.02	8	8	10	10	10	10
0.03	12	11	12	11	11	12
0.04	12	11	12	11	11	12
0.05	12	11	12	11	11	12

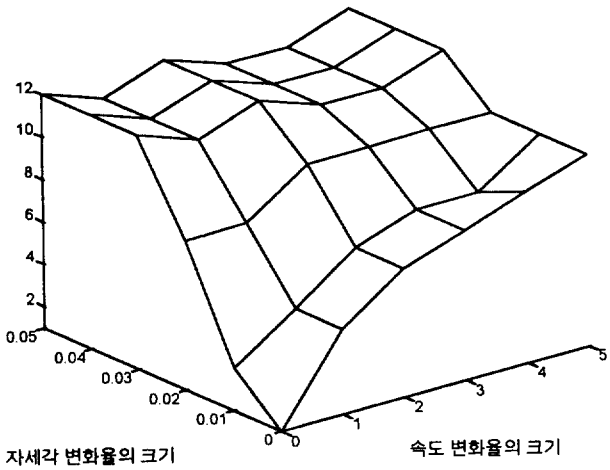


그림 8 운동 단계 그래프 (25개 구역)
Fig. 8 Maneuvering level graph (25 regions)

4. 시뮬레이션

자세측정장치의 오차 특성을 파악하기 위해 몬테칼로(Monte Carlo) 방법을 사용하여 표 4와 같은 세 가지 유형의 자세계산 알고리즘에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 프로그램에서는 운동체가 지정된 궤적을 운동하게 될 때의 자이로스코프, 가속도계, 전진 방향 속도계에서 측정되는 오차 없는 참값을 계산하고, 표 5와 같은 센서의 오차 특성을 부가하여 자세계산 알고리즘에 입력되는 센서 측정값을 생성하게 된다.

시뮬레이션 운동 궤적은 그림 9와 같은 형태를 갖는다. 운동체의 초기 위치는 북쪽 0m, 동쪽 0m, 수심 0m으로 하였고, 초기 자세각 오차는 없는 것으로 가정하였다. 600초 동안의 시나리오로 구성되어 있으며 초기에 수면에서 하강하여 수심 약 40m 수평면에서 원 운동을 한번 수행하고 북쪽에서 점차 동쪽 방향으로 나아간다. 시간 570초 정도에서 서서히 상승하여 최종 위치인 북쪽 1,454m, 동쪽 11,232m, 수심 2.7m에 도달하게 된다. 운동체의 속도는 순항 시의 속도를 유지하다가 중간 가속 운동에 의해 보다 빠른 속도에 이르게 된다. 하나의 자세계산 알고리즘에 대해서 100회 시뮬레이션을 0.01초(100Hz) 주기로 실시한 결과를 그림 10부터 그림 13까지 나타내었다.

그림 10과 그림 11은 롤각 오차 평균과 표준편차를 나타낸다. 우선 type1의 경우는 초기 구간에서 오차의 평균값이 크게 증가하는 특징을 볼 수 있다. 이 구간은 원형 운동을 1회 실시하는 구간으로 운동체의 회전 운동이 급격히 일어나는 지점이다. 이러한 특징은 기존 혼합 알고리즘의 문제점으로 제기된 것이다. type2와 type3 경우 오차의 평균값이 전 구간에 걸쳐 0도에 가까운 값을 가지는 것을 볼 수 있으며, 급격히 오차가 커

표 4 시뮬레이션 자세계산 알고리즘 유형

Table 4 Attitude computation algorithms for simulation

유형	사용 자세계산 알고리즘	비 고
type 1	기존 혼합 알고리즘	K1=0.008, K2=0.00125
type 2	퍼지 혼합 알고리즘(퍼지 추론 과정)	5×5 퍼지 규칙
type 3	퍼지 혼합 알고리즘 (gain scheduling 기법)	입력공간 → 25개 구간

표 5 센서 오차 요소

Table 5 Elements of sensor errors

요 소	1σ
자이로스코프 바이어스 랜덤 상수 오차(deg/h)	10
자이로스코프 질량 불균형 오차(deg/h/g)	5
자이로스코프 비동탄성 오차(deg/h/g^2)	1
자이로스코프 척도계수 안정도 오차	6×10^{-4}
자이로스코프 척도계수 비대칭 오차	1×10^{-4}
자이로스코프 척도계수 비선형 오차(deg/s)	2×10^{-6}
자이로스코프 비정렬 오차(rad)	1×10^{-3}
자이로스코프 백색 잡음(deg/s)	0.25
가속도계 바이어스 랜덤 상수 오차(g)	2×10^{-3}
가속도계 각속도 편향 오차(g/deg/s)	1×10^{-4}
가속도계 비동탄성 오차(g/g^2)	3×10^{-5}
가속도계 척도 계수 안정도 오차	6×10^{-4}
가속도계 척도 계수 비대칭 오차	1×10^{-4}
가속도계 척도 계수 비선형 오차(g/g^2)	7.5×10^{-6}
가속도계 비정렬 오차(rad)	1×10^{-3}
가속도계 백색 잡음(g)	2×10^{-5}
전진 방향 속도계 오차(속력에 대한 백분율, %)	2.0

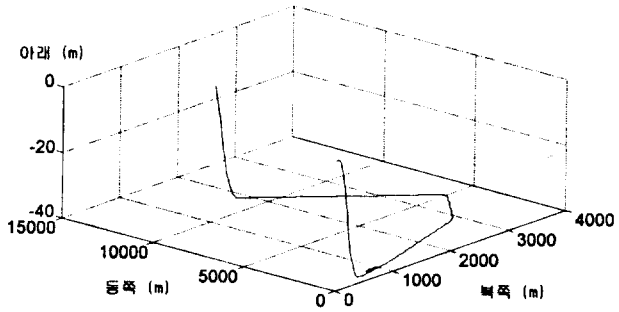


그림 9 시뮬레이션 운동 궤적

Fig. 9 Simulation trajectory

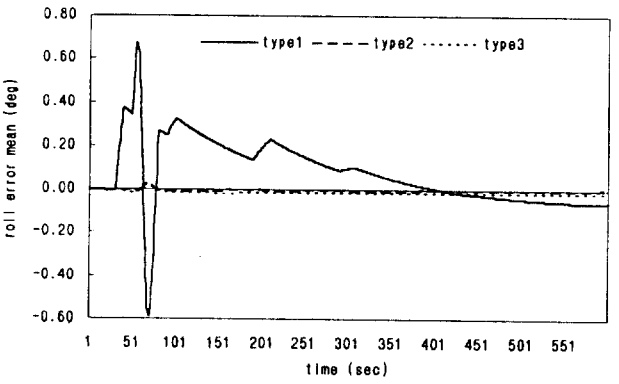


그림 10 롤각 오차 평균

Fig. 10 Mean of roll angle error

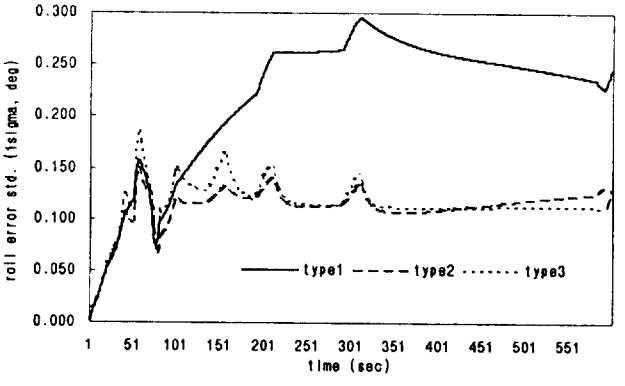


그림 11 롤각 오차 표준편차

Fig. 11 Standard deviation of roll angle error

지는 특징이 없어졌음을 알 수 있다. 롤각 오차의 표준편차를 살펴보면, type1 경우 약 0.3도 이내의 표준편차 값을 유지하고 있다. 이것은 원래 기존 혼합 알고리즘이 목표한 성능으로 가속도계를 보조적으로 사용하여 시간이 지남에 따른 오차 누적을 억제할 수 있음을 보여 준다. type2와 type3의 표준편차의 경우는 type1 보다 낮은 약 0.15도 정도의 값으로 오차 누적이 억제됨을 볼 수 있다.

그림 12와 그림 13은 피치각 오차의 평균과 표준편차를 나타낸다. 두 그림 모두 롤각의 경우와 유사한 결과를 보이고 있다. 여기서 롤각의 경우와 다른 몇 가지 특징을 살펴보면, type1 평균의 경우 처음부터 크게 편향되고 있음을 관찰할 수 있다. 이 초기 구간은 운동체가 전진 방향으로 가속 운동을 하면서 피치 축의 회전을 하는 구간으로 기존 혼합 알고리즘이 큰 오차를 유발한다는 것을 다시 확인할 수 있다. type2와 type3 평균의 경우 135초에서 155초 사이에서 0.1도 이내로 증가했다가 감소하는 현상을 보였다. 이 구간은 회전 운동 없이 가속 운동을 하는 구간으로 type1의 경우도 크게 증가한 상태를 확인할 수 있는데, type2와 type3에 적용한 퍼지 규칙과 소속함수 등이 운동체의 가속 운동 구간에 적절히 대응하는 성능이 회전 운동 구간에서보다 약간 떨어짐을 알 수 있다.

컴퓨터 시뮬레이션에서 각 알고리즘 유형별로 자세계산에 사용된 시간을 정리하면 표 6과 같다. 표에 나타난 결과는 Intel 80386 CPU를 사용한 386-SX PC에서 각 알고리즘의 자세계산

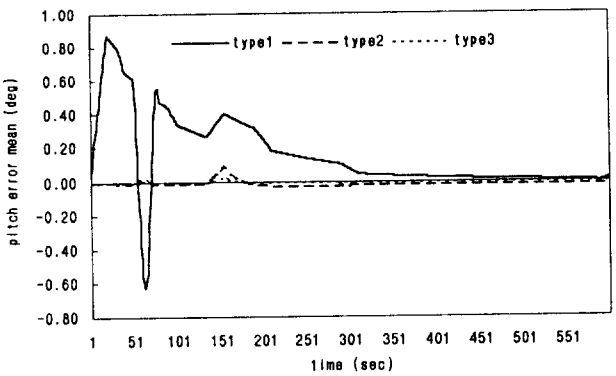


그림 12 피치각 오차 평균
Fig. 12 Mean of pitch angle error

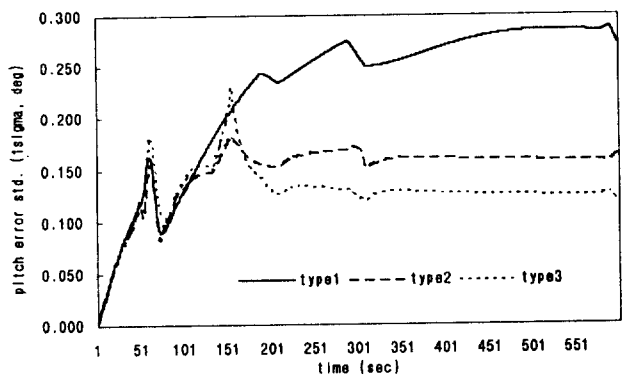


그림 13 피치각 오차 표준편차
Fig. 13 Standard deviation of pitch angle error

표 6 알고리즘 유형별 자세계산 모듈 10,000회 수행 시간
Table 6 Attitude computation time

유 형	case 1	case 2
type 1	80 sec	94 sec
type 2	337 sec	351 sec
type 3	82 sec	96 sec

모듈 만을 10,000회 반복 수행했을 때 걸린 시간을 측정해서 적어 놓은 것이다. 똑같은 프로그램을 서로 다른 컴파일 방식을 사용하여 두 가지 경우로 나눠서 측정하였다. 퍼지 추론 과정을 거치는 type2가 다른 유형들의 약 4배 정도의 크기를 갖는 것을 알 수 있고, type1과 type3는 거의 비슷한 계산 시간을 요구하였다.

지금까지 시뮬레이션 결과를 종합해 볼 때, 퍼지 혼합 알고리즘(type2, type3)이 기존 혼합 알고리즘(type1)보다 우수한 자세계산 성능을 나타냈으며, 기존 알고리즘의 장점을 살리고 문제점을 보완하는 결과를 보여 주었다. 또한 퍼지 혼합 알고리즘에서의 퍼지 추론 과정을 gain scheduling 기법을 통해 효과적으로 근사화 시키면서 계산량을 줄일 수 있음을 확인하였다.

5. 결 론

본 논문에서는 수중 운동체의 자세측정장치에 사용되는 자세계산 알고리즘을 고찰해 보고, 기존 자세계산 알고리즘의 장점을 살리는 동시에 문제점을 해결하는 방법으로 퍼지 이론을 이용한 새로운 자세계산 알고리즘을 제안하였다. 제안된 퍼지 혼합 알고리즘은 퍼지 추론 과정을 통해 운동체의 운동 상황을 파악하고 이 정보를 참조하여 기존 자세계산 혼합 알고리즘의 이득값을 적절히 조절하는 기법을 사용한다.

시뮬레이션 결과를 통해 퍼지 자세계산 혼합 알고리즘이 여러 상황에 효과적으로 적응하는 자세계산 성능을 관찰하였다. 그 특징으로 운동체의 가속, 회전 운동 구간에서 발생하던 급격한 자세각 오차 증가를 줄일 수 있었으며 시간이 지남에 따른 오차 누적을 일정한 수준으로 억제할 수 있었다. 한편, 퍼지 혼합 알고리즘에서 부수적으로 증가하는 계산량 문제를 해결하기 위해 퍼지 추론 과정을 근사화 시키는 gain scheduling 기법 도입으로 적은 계산량을 가지고 퍼지 추론 과정과 같은 성능을 구현할 수 있었다.

앞으로 퍼지 자세계산 혼합 알고리즘에 사용될 퍼지 규칙과 소속함수를 조정하는 기법을 체계적으로 정립하고, 자세각 중 요각에 대한 보상을 함께 고려한 혼합 알고리즘의 연구가 검토되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

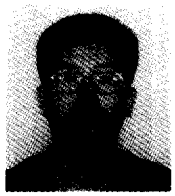
[1] G. M. Siouris, *Aerospace Avionics Systems : A Modern Synthesis*, Academic Press, 1993.

[2] M. Koifman, S. J. Merhav, "Autonomously Aided Strapdown Attitude Reference System," *Journal of Guidance and Control*, vol.14, no.6, pp.1164-1172, Nov-Dec, 1991.

[3] S. C. Garg, L. D. Morrow, R. Mamen, "Strapdown Navigation Technology: A Literature Survey," *Journal of Guidance and Control*, vol.1, no.3, pp.161-172, May-June, 1978.
[4] K. R. Briting, *Inertial Navigation Systems Analisys*, Wiley & Sons,1971.
[5] J. L. Farrell, *Integrated Aircraft Navigation*," Academic Press, 1976.
[6] 유재종, "스트랩다운 비행자세측정장치의 가속도계 보조 혼합 알고리즘," 공학석사학위논문, 서울대학교 제어계측공학과, 1989.
[7] 이장규 외, "스트랩다운 비행 자세측정장치의 가속도계 보조 혼합 알고리즘 개발," 국방과학연구소 GUCD-417-89079, 1989.
[8] Michio Sugeno, "An Introductory Survey of Fuzzy Control," *Information Sciences*, vol.36, pp.59-83, 1985.
[9] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part I," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol.20, no.2, pp.404-418, 1990.
[10] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part II," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol.20, no.2, pp.419-435, 1990.
[11] Z. Y. Zhao, "Fuzzy Gain Scheduling of PID Controllers," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol.23, no.5, pp.1392-1398, Sept-Oct, 1993.

저 자 소 개

김 영 한 (金 永 翰)
1970년 5월 6일생. 1993년 서울대 조선해양공학과 졸업(제어계측공학 부전공). 1995년 서울대 제어계측공학과 졸업(석사). 현재 군복무 중.



한 형 석 (韓 亨 碩)
1963년 6월 30일생. 1986년 서울대 공대 제어계측공학과 졸업. 1988년 동대학원 제어계측공학과 졸업(석사). 1993년 동 대학원 제어계측공학과 졸업(공박). 현재 순천향대학교 공대 제어계측공학과 조교수

이 장 규 (李 章 揆)
전기학회 논문지 제45권 제1호 참조