

퍼지추론을 이용한 어류 활동상태 기반의 지능형 자동급이 모델

Fish Activity State based an Intelligent Automatic Fish Feeding Model Using Fuzzy Inference

최한석, 최정현, 김영주, 신영학
목포대학교 컴퓨터공학과

Han Suk Choi(chs@moko.ac.kr), Jeong Hyeon Choi(wjdgus0815@mokpo.ac.kr),
Yeong-ju Kim(xfile7@mokpo.ac.kr), Younghak Shin(younghak@mokpo.ac.kr)

요약

현재 국내에서 활용되고 있는 자동화된 어류 급이 장치는 특정 시간과 일정량의 사료를 시간에 맞추어 수조에 공급하는 방식이다. 이는 고령화되고 고가인 양식장 관리의 인건비는 줄일 수 있으나 양식 생산성에 결정적 요인이 되는 고가의 사료량을 지능적으로 적절히 조절하기는 매우 어렵다. 본 논문에서는 이러한 기존 자동 급이 장치의 문제점을 해결하고, 양식장에서 어류의 성장률을 적절하게 유지하면서 사료 공급의 효율성을 극대화할 수 있는 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델인 FIIFF 추론 모델(Fuzzy Inference based Intelligent Fish Feeding Model)을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 FIIFF 지능형 급이 추론모델은 양식 어류의 현재 생육 환경 정보 및 실시간 활동 상태를 기반으로 급이량을 산출하기 때문에 사료 급이량 적절성이 매우 높다. 본 연구에서 제안한 FIIFF 추론 모델의 급이량 산출 실험 결과에서는 8개월 동안 양식장에서 실제 투입한 급이량보다 14.8%를 절감하는 효과를 보여준다.

■ 중심어 : | 스마트 수산양식 | 퍼지추론 | 어류 활동상태 | 자동 급이 | 지능형 어류 급이 모델 |

Abstract

The automated fish feed system currently used in Korea supplies a certain amounts of feed to water tanks at a certain time. This automated system can reduce the labor cost of managing aqua farms, but it is very difficult to control intelligently and appropriately the amount of expensive feed that is critical to aqua farm productivity. In this paper, we propose the FIIFF Inference Model(Fuzzy Inference-based Intelligent Fish Feeding Model) that can solves the problems of these existing automatic fish feeding devices and maximizes the efficiency of feed supply while properly maintaining the growth rate of fish in aqua farms. The proposed FIIFF inference model has the advantage of being able to control feed amounts appropriately since it computes the amount of feed using the current water environments and fish activity state of the aqua farms. The result of the feed amount yield experiment with the proposed FIIFF Inference Model represents the effect of saving 14.8% over the eight months of actual feed amount in the aqua farm.

■ keyword : | Smart Aqua Farm | Fuzzy Inference | Fish Activity Status | Automatic Feed System | Intelligent Fish Feed Model |

* 본 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2019R1F1A11059685)

접수일자 : 2020년 09월 14일
수정일자 : 2020년 10월 08일

심사완료일 : 2020년 10월 08일
교신저자 : 최한석, e-mail : chs@mokpo.ac.kr

I. 서론

우리나라 육상 수조 기반의 수산 양식의 가장 큰 고려 사항은 어중, 사료, 질병 등이며 양식 기술은 어류의 성장률, 폐사율, 사료 효율 등을 고려하여 스마트 양식 기술을 적용해야 육상 수산양식의 경제성 및 생산성을 향상 할 수 있다. 특히, 수조식 육상 수산 양식에서 사료공급의 적절성은 양식 어종의 성장과 양식장의 경제성 향상에 크게 기여하고 있다. 기존 생사료를 이용한 수산 양식은 질병발생의 큰 원인으로 부각되어 생사료 급이를 법적으로 차단하고 있어, 육상 수조 양식장에서는 인공적으로 생산된 고가의 사료를 노동 인력을 이용하여 공급하거나 자동 급이 장치를 이용하여 사료를 공급하고 있다[1][2].

그러나 현재 양식장의 고용 인력은 매우 고령화 되어 있고, 노동 인력 인건비도 매우 높아 양식장에서 고가의 사료를 적절하게 공급하여 사료의 효율성을 높이는 것은 스마트 양식에서 매우 중요한 핵심 요소이다. 현재 활용되고 있는 자동화된 어류 급이 장치는 특정 시간과 일정량의 사료를 시간에 맞추어 수조에 공급하는 방식으로 고가의 인건비는 줄일 수 있으나, 사료 급이량이 어류의 생육 환경(온도, 용존산소량 등) 및 활동 상태(배고픔, 배부름 등)와는 상관없이 양식 관리자의 경험에 의하여 사료량이 정해지고 있어 사료가 과소 또는 과대로 공급되고 있다. 만일 사료가 과소 공급되었을 경우는 어류의 성장이 잘 안되고, 과대 공급 되었을 경우에는 대부분의 사료가 수조에 찌꺼기로 남아 부패의 원인이 되어 어류 질병발생 원인이 되기도 한다[3].

따라서, 본 논문에서는 기존 자동 급이 장치의 문제점을 해결하고, 육상 수조 양식장에서 양식 어류의 성장률을 적절하게 유지하면서 사료 공급의 효율성을 극대화하기 위한, 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델(FIIFM 추론 모델 : Fuzzy Inference based Intelligent Fish Feeding Model)을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 지능형 어류 자동 급이 모델은 기존 자동 급이 장치들이 고려하지 못한 양식 어류의 생육 환경 정보 및 생육 활동 상태를 실시간으로 측정하여, 현재 양식 어류의 생육 상태에 가장 적합한 사료 공급량을 실시간으로 산출하여 자동 사료 공급량을 제공하는

다. 본 논문에서 제안 하는 FIIFM 지능형 어류 자동 급이 모델은 수조의 온도 및 용존 산소량을 실시간으로 측정하고, 어류의 체중(전중)에 따른 활동(유영) 상태에 따라서 어류의 매우 배고픔, 보통 배고픔, 배부름으로 구분하여 측정된 다음, 퍼지 추론을 위한 입력변수로 수온(Temperature), 용존산소량(DO: Dissolved Oxygen), 어류 전중(Weight), 어류 활동상태(Swimming State) 데이터를 입력하여, 최종 급이량을 맘다니형 퍼지 추론 규칙을 적용하여 산출한다.

본 논문에서 제안하는 FIIFM 지능형 급이 추론모델은 양식 어류의 현재 생육 환경 정보 및 실시간 활동 상태를 기반으로 급이량을 산출하기 때문에 사료 급이량 적절성이 매우 높다. 본 연구에서 제안한 FIIFM 추론 모델의 급이량 산출 실험 결과에서는 8개월 동안 양식장에서 실제 투입한 급이량보다 14.8%를 절감하는 효과를 보여 준다.본 논문에서 제안하는 지능형 어류 자동 급이 모델이 성공적인 시스템으로 구현되면 기존 어류 자동 급이 시스템의 근본적인 문제점을 개선할 수 있으며, 매우 낙후 되어있는 수산 양식 시설을 좀 더 첨단화 되고 지능화될 수 있는 스마트 양식장으로 발전할 수 있는 기본 시설로 자리 매김 할 수 있을 것으로 기대 된다.

본 논문의 구성은 2장에서 본 논문과 관련 연구로서 특정 양식 어류(능성어)의 양식 표준을 기술하고 맘다니형 퍼지 추론 기법을 기술한다. 3장에서는 맘다니형 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델을 제안하고, 4장에서는 제안하는 모델의 구현 결과 및 실험평가를 기술하고, 본 연구의 장점 및 한계점을 기술한다. 5장에서는 본 논문의 결론과 향후 연구 방향에 대하여 기술 한다.

II. 관련 연구

1. 능성어 양식 표준

우리나라 능성어 양식은 육상수조식, 해상가두리, 축제식 등 3가지 방법으로 이루어지고 있으나 대부분이 육상수조식이다. 육상수조식 양식에서 능성어는 저착성 어종으로 사육 밀도를 고려해야하며 온도는 15℃~19

℃가 적절하며 용존산소량은 6~7mg/l, 배합사료는 부상사료, 사료의 크기는 섭취 가능한 범위 내에서 큰 크기의 사료를 공급하는 것이 효율적이며, 사료의 공급량은 사육수온과 농성어 크기에 따라 다르다[4][5].

현재 농성어 양식현장에서는 매우 배부름(만복)에 가깝게 사료를 공급하고 있는데, 사료 공급량이 적정량 이상부터 만복에 가까울수록 사료효율이 떨어지며, 만복공급 90% 수준으로도 만복공급과 동일한 성장을 이끌어 낼 수 있다. 따라서 사료를 약 10% 절약하면서 만복공급과 동일한 성장효과를 본다면 양식 생산비에서 사료의 비중을 감안했을 때 양식 생산비를 효과적으로 절감할 수 있다.

국내 수산 양식장에서 사료 공급은 대부분 양식 경험이 많은 관리자가 수동으로 사료량을 공급하거나 인건비를 절약하기 위하여 자동공급기를 이용하는 경우가 있다. 그러나 자동 급이기를 통해 사료를 공급할 경우 선행되어야 할 부분이 적정 사료공급량에 대한 공급 비율을 설정하는 것이다. 이는 수온과 어체크기 및 체중, 사료 내 칼로리 및 수분 함량에 따라 달라져야 하는데, 경험에 의한 양식 사료 공급 표준량은 참고자료에 기술되어 있으나, 실제 적용하는 데는 많은 문제점이 있다 [5].

2. 맘다니형 퍼지 추론 시스템

퍼지 추론의 대표적인 추론 방법은 맘다니형 퍼지 추론 기법이다. 맘다니형 퍼지 추론은 1975년에 런던 대학교 교수 맘다니(Ebrahim Mamdani)가 보일러가 결합된 증기 기관을 제어하기 위해 최초로 제안한 퍼지 추론 기법이다[6]. 맘다니형 퍼지 추론(Mamdani-style fuzzy inference) 과정은 입력 변수의 퍼지화, 규칙 평가, 출력으로 나온 규칙의 통합, 역퍼지화 등 다음 네 단계로 진행된다[6].

1) 1단계: 입력변수의 퍼지화(Fuzzification)

첫 단계인 퍼지화에서는 크리스프 입력 x_1 과 y_1 을 받고, 이를 적합한 퍼지 집합 각각에 어느 정도로 속할지를 소속정도를 결정한다. 크리스프 입력은 언제나 전문가들의 경험에 의한 논 의 영역으로 한정된 수치값의 범위이다. 논 의 영역의 범위는 일반적으로 전문가의

경험에 의한 판단에 따라 결정된다. 퍼지 추론을 위한 첫 번째 단계는 IF-THEN 퍼지 규칙에서 사용하는 입력변수를 소속 함수로 퍼지화 하는 것이다.

2) 2단계: 규칙 평가(Rule Evaluation)

두 번째, 규칙 평가 단계에서는 퍼지 입력을 받아 퍼지 규칙의 전건에 적용한다[7][8]. 주어진 퍼지 규칙에 전건이 여러 개 있다면 퍼지 연산자(AND 또는 OR)를 사용하여 전건의 평가 결과를 나타내는 숫자 하나를 얻는다. 그리고 이 숫자(진리값)를 후건의 소속 함수에 적용한다. 규칙 전건의 논리합을 평가하려면 수식 (1)과 같은 OR 퍼지 연산을 사용한다.

$$\mu_{A \vee B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \dots\dots\dots(1)$$

그러나 OR 퍼지 연산은 필요하면 동작을 변형하여 확률적 대수합 연산을 활용할 수 있다. MATLAB Fuzzy Logic Toolbox는 수식 (1)과 수식(2) 두 가지 내장 OR 함수를 제공한다.

$$\begin{aligned} \mu_{A \vee B}(x) &= \text{probor}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \dots\dots(2) \\ &= \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x) \end{aligned}$$

퍼지 규칙 전건의 논리곱을 평가하려면 AND 퍼지 연산인 교집합을 사용한다. 수식(3)과 수식(4)는 AND 퍼지 연산 방법을 나타낸다.

$$\mu_{A \wedge B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \dots\dots\dots(3)$$

$$\begin{aligned} \mu_{A \wedge B}(x) &= \text{prod}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \dots\dots\dots(4) \\ &= \mu_A(x) \times \mu_B(x) \end{aligned}$$

퍼지 규칙에서 전건들이 OR 또는 AND로 구성되어 있을 경우, 2단계 규칙평가 수식을 이용하면 전건의 평가 결과를 후건의 소속 함수에 적용할 수 있다. 즉, 후건의 소속 함수는 규칙 전건의 진리값 수준으로 클리핑(Clipping) 되거나 스케일링(Scaling)된다. 규칙 후건과 규칙 전건의 진리값을 연관지을 때 가장 흔히 쓰이는 방법은 단순히 후건의 소속 함수를 전건의 진리값 수준에서 자르는 것이다. 이 방법을 클리핑 또는 상관 최소값이라 한다. 소속 함수의 상단이 잘리기 때문에 클리핑된 퍼지 집합은 정보를 어느 정도 잃는다. 그러나 클리핑은 덜 복잡하고 계산이 빠르며 역퍼지화하기 쉬운 출력층을 만들기 때문에 자주 쓰인다.

스케일링은 규칙 후건에 대한 원래의 소속 함수는 모든 소속도에 규칙 전건의 진리값 을 곱함으로써 조정된

다. 즉, 상관 곱이 퍼지 집합의 원형을 더 잘 보존하기 때문에, 스케일링은 일반적으로 정보 손실이 더 적어 퍼지 추론 시스템에서 매우 유용하게 사용한다.

3) 3단계: 출력으로 나온 규칙을 통합

규칙의 통합은 모든 규칙의 출력을 단일화하는 과정이다. 두 번째 단계에서 클리핑되거나 스케일링된 모든 규칙 후건의 소속 함수를 퍼지 집합 하나로 결합한다. 규칙 통합 과정의 입력은 클리핑되거나 스케일링된 후건 소속 함수의 목록이고, 출력은 출력 변수 각각에 대한 단일 퍼지 집합으로 나타낸다. 맘다니형 퍼지 추론에서 규칙 각각의 출력은 모든 퍼지 출력에 대한 단일 퍼지 집합으로 통합되어 나타낸다[9].

4) 4단계: 역퍼지화(Defuzzification)

맘다니형 퍼지 추론 과정의 마지막 단계는 역퍼지화다. 퍼지성은 규칙을 평가하는 데 도움이 되지만, 퍼지 추론 시스템의 최종 출력은 분명한 숫자여야 한다. 역퍼지화 과정에서 입력은 통합된 출력 퍼지 집합이고, 출력은 숫자 하나다. 역퍼지화 방법에서 가장 많이 사용하는 방법은 무게 중심법(Centroid Technique)이다[7]. 무게중심법은 수직선이 통합된 집합을 무게가 같은 두 부분으로 가르는 지점을 찾는 것으로서 수학적으로 무게 중심(COG, Centre Of Gravity)은 다음 수식(5)과 같이 나타낼 수 있다.

$$COG = \frac{\int_a^b \mu_A(x) x dx}{\int_a^b \mu_A(x) dx} \dots\dots\dots (5)$$

그러나 실제로는 표본을 추출하여 수식(6)을 적용함으로써 합리적인 역퍼지화 추정값을 얻는다[9].

$$COG = \frac{\sum_{x=a}^b \mu_A(x) x}{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)} \dots\dots\dots (6)$$

III. 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델

1. FIIFF 추론 시스템 : 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델

일반적으로 양식장에서 공급 되는 일반적인 급이량 결정 방법은 양식장의 현재 온도 및 용존산소량 등의 수질환경 및 양식 관리자의 경험에 의존하여 매우 모호하게 결정된다. 본 연구에서는 이러한 모호한 급이량 결정과정을 좀 더 합리적인 퍼지논리를 근거로 수질 환경 정보 및 어류 활동 상태를 퍼지 집합으로 표현하고, 양식장 관리자의 경험을 퍼지 규칙으로 생성하여 최종 급이량을 퍼지 추론 방법을 이용하여 산출하고자 한다. 본 연구에서 제안하는 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델(FIIFF 추론 모델 : Fuzzy Inference based Intelligent Fish Feeding System)은 맘다니형 퍼지 추론시스템을 기반으로 다음 5가지 프로세스를 통하여 최종 급이량을 실시간으로 결정한다.

1.1 FIIFF 추론 모델의 입력 변수 및 출력변수 결정

FIIFF 추론모델의 입력 변수는 양식장 수조의 실시간 온도(Temperature), 용존산소량(DO), 어종 개체의 전중(Weight), 어류의 활동상태(Swimming State) 등 4가지이며, 출력 변수는 최종 급이량(Feed)이다. 본 연구에서는 능성어 어종에 대하여 2019년 4월부터 11월 까지 8개월동안 한 수조에 2,000마리 능성어 개체에 대하여 매일 어류 평균 체중 변화량을 측정 하고, 어류 평균 전중에 따른 수온 및 용존 산소량과 어류 활동 상태 데이터를 입력 변수로 결정한다[5]. 최종 출력 변수는 능성어 체중 변화에 따른 어류의 활동상태, 양식장의 수온 및 용존산소량과 연관된 어류의 급이량이다.

본 연구에서는 전남 고흥에 소재하고 있는 전라남도 해양수산과학원 동부지부 고흥지원의 능성어 양식장에서 수집한 데이터를 입력 변수로 활용하여 최종 급이량을 FIIFF 추론 모델을 통하여 산출 한다.

1.2 FIIFF 추론 모델의 입력 변수의 퍼지 집합 결정

전라남도 해양수산과학원 동부지부 고흥지원의 능성

어 스마트 양식장의 최종 급이량은 입력 변수의 값에 따라서 적절하게 조정되어야 한다. 이러한 입력 변수의 퍼지 집합은 능성어 표준 매뉴얼과 양식장의 실제 데이터[3]를 참조하여 결정한다. [표 1]은 입력변수 퍼지 집합을 근거로 생성한 4개 입력 변수에 대한 퍼지 소속함수 이다.

표 1. FIIFF 추론 모델의 입력 변수 소속함수

입력 변수	소속함수	입력 변수	소속함수
온도		개체 무게	
용존 산소량		활동 상태	

[표 2]는 능성어 양식장에서 측정된 실제 데이터를 근거로 결정한 입력 및 출력 변수의 퍼지 집합이다.

표 2. FIIFF 추론 모델의 퍼지 집합

입출력 변수		언어값	표기	값의 범위
입력 변수	온도(T)	높다	High	20°C 이상
		보통	Normal	15~19 °C
		낮다	Low	14°C 이하
	용존산소량(DO)	많다	High	8~10 mg/ℓ
		정상	Normal	6~7mg/ℓ
		부족	Low	4~5mg/ℓ
	개체 무게(W)	크다	High	191g 이상
		보통	Normal	81~190g
		적다	Low	0~80g
	활동 상태(S)	바닥 누워있음 (저속)	Bottom	0~2BL/sec
천천히 수영 (중속)		Swim	21~5.0BL/sec	
활발히 점프 (고속)		Jump	5.1BL/sec 이상	
출력 변수	급이량 (F)	매우 높다	Very High	411Kg 이상
		높다	High	341~410Kg
		조금 높다	Little High	261~340Kg
		보통	Normal	181~260Kg
		조금 낮다	Little Low	121~180Kg

	낮다	Low	46~120Kg
	매우 낮다	Very Low	0~45 Kg

※ BL/sec : Body/sec로서 어류의 수영 속도를 나타내고 있고, 급이량은 2,000 마리 개체에 대한 한 수조의 총 급이량임.

1.3 FIIFF 추론 모델의 퍼지 규칙 생성

능성어 양식장에서 퍼지 규칙은 수년간의 경험을 가진 양식 전문가의 의견에 따라서 규칙을 정한다. 본 연구에서는 전남해양수산과학원 고흥지원에 소재한 능성어 양식장에서 2년 동안 양식장을 운영 하면서 경험한 지식을 근거로 급이 규칙을 생성 하였다. 본 연구에서는 입력변수(온도, 용존산소량, 개체 중량, 활동상태)가 4개이고, 출력변수(급이량)가 1개 이므로 퍼지 규칙은 최대 64개의 규칙을 생성할 수 있다. 그러나 본 연구에서는 양식장의 현재 상태에서 급이량에 가장 큰 영향을 주는 어종 개체의 무게, 수온, 용존산소량, 어류의 활동 상태에 따른 규칙 40개를 생성하였다. [표 3]은 FIIFF 추론 모델의 퍼지 집합 표기법에 의한 규칙 49개중 일부를 나타낸다.

표 3. FIIFF 추론 모델의 퍼지 규칙표

규칙	입력변수				출력변수
	W	T	DO	S	F
1	LOW	LOW	NONE	NONE	VERY_LOW
2	LOW	NORMAL	NONE	NONE	LOW
3	LOW	HIGH	NONE	NONE	VERY_LOW
4	LOW	NONE	LOW	NONE	LITTLE_LOW
5	LOW	NONE	NORMAL	NONE	LOW
6	LOW	NONE	HIGH	NONE	VERY_LOW
7	LOW	NONE	NONE	BOTTOM	VERY_LOW
(중략)					
43	HIGH	NORMAL	NORMAL	NONE	HIGH
44	HIGH	NORMAL	HIGH	NONE	LITTLE_HIGH
45	HIGH	LOW	LOW	NONE	HIGH
46	HIGH	LOW	HIGH	NONE	LITTLE_HIGH
47	HIGH	HIGH	LOW	NONE	HIGH
48	HIGH	HIGH	HIGH	NONE	LITTLE_HIGH
49	HIGH	NONE	NONE	NONE	HIGH

1.4 결정된 퍼지 집합 및 퍼지 규칙을 이용하여 FIIFF 추론 시스템 구축

본 연구에서는 양식장 전문가의 의견에 따른 49개의

퍼지 규칙을 MATLAB 퍼지 로직 툴박스(Fuzzy Logic Toolbox)[10]이용하여 지능형 자동급이 퍼지 추론 시스템을 구축 한다. 본 연구에서 사용한 MATLAB 퍼지 툴박스의 퍼지추론시스템 편집기는 소속함수 편집기, 추론 규칙 편집기, 추론 규칙 성능 조정 뷰어, 추론결과를 보여 주는 추론규칙 뷰어 등으로 구성된다.

1.5 FIIFF 추론 시스템 평가 및 조정

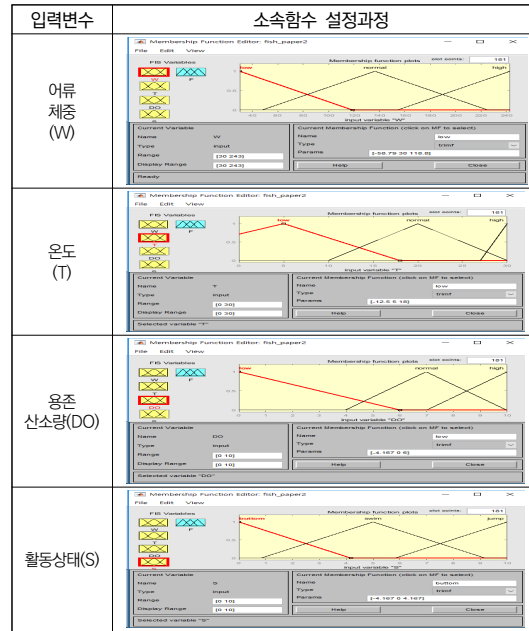
본 연구에서제안하고 있는 FIIFF 추론시스템의 정확한 최종 급이량 산출을 위해서는 추론 시스템을 평가하고 조정하는 과정이 필요하다. FIIFF 추론시스템 조정 과정은 본 연구에서 제안한 FIIFF 추론모델의 입력 및 출력 변수를 재검토하고, 입력변수들 간의 상관관계를 충분히 고려하여 퍼지 집합의 인접 범위를 조정해야 한다. 가장 중요한 입력 변수 요인은 어류 전중과 현재 양식장의 온도 및 용존산소량에 따른 어류의 유영상태 관찰이다. 본 연구에서는 능성어 양식장에서 8개월 동안 수질 온도 및 용존 산소량, 급이 데이터를 기반으로 FIIFF 추론 시스템의 퍼지 규칙을 조정하였다. 최종 급이량 산출을 위한 역퍼지화 방법은 무게중심법을 사용하여 일관된 결과를 제공하도록 하였다.

IV. 구현 결과 및 실험 평가

1. 구현 환경 및 결과

본 연구에서 제안한 FIIFF 추론 시스템의 구현환경 및 결과는 다음과 같다. 구현 하드웨어는 CPU가 Intel i7-7820X, RAM이 32GB, GPU가 TITAN Xp이고, 운영체제는 Windows 10 Pro이며, 사용한 구현 도구는 MATLAB Fuzzy Logic ToolBox V2.0 이고 구현 언어는 MATLAB 이다[10]. [표 4]는 FIIFF 추론시스템에서 4가지 입력 변수(전중, 온도, 용존산소량, 활동상태)에 대하여 소속함수 편집기를 사용하여 4가지 입력 변수에 대하여 소속함수 설정과정을 나타낸다.

표 4. FIIFF 추론시스템의 입력변수 소속함수 설정과정



[그림 1]은 FIIFF 추론시스템에서 퍼지 규칙 편집기를 사용하여 생성한 49개 퍼지 규칙이다.

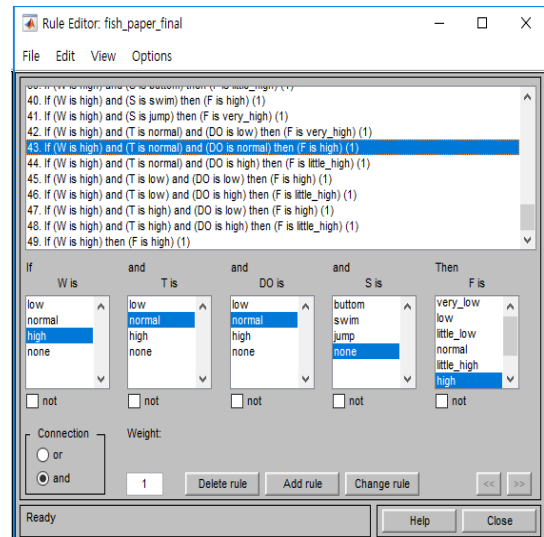


그림 1. FIFF 추론시스템의 49개 퍼지 규칙

[그림 2]는 FIIFF 추론시스템에서 한 개체의 전중은 57.0g,이고, 수조 온도 23.3도, 용존산소량 1.44 mg/l ,

활동상태가 천천히 유명(0.31)일 경우, 최종 산출되는 한 수조의 전체 급이량이 121 Kg임을 나타내는 그림이다.

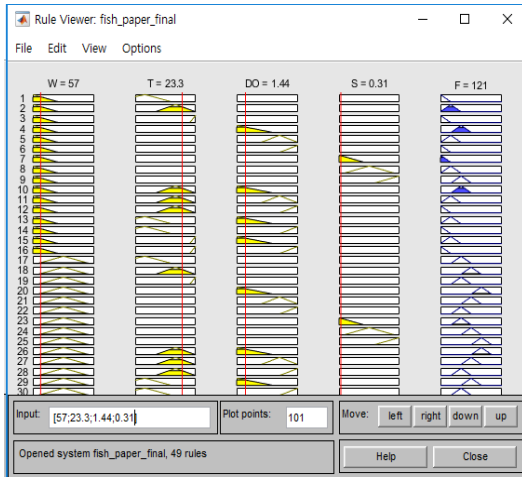


그림 2. FIIFF 추론시스템의 최종 급이량 산출 결과

2. 실험 및 평가

본 연구에서는 실제 능성어 양식장[5]에서 2019년 4월 ~11월까지 측정된 수질환경 데이터 및 급이량을 기준으로 실제 급이한 데이터와 본 연구 모델에서 제안한 FIIFF 추론시스템을 이용하여 산출한 데이터를 비교 실험하였다. 실제 능성어 양식장 측정된 수온과 용존산소량은 양식장에 설치된 수온센서 및 DO 센서를 통하여 특정 시간에 측정된 실제 데이터 이고, 어류 활동 상태

는 동영상 카메라를 이용하여 오전 급이 시간 바로 전에 촬영한 동영상 자료를 이용하여 능성어 유명속도를 계산하고, 유명 속도에 따른 배고픔 상태 및 만족 상태를 [0.0~1.0] 사이의 값으로 변환하여 실험에 활용하였다. 또한 본 실험에서 활용한 능성어 개체의 무게(전중)는 처음 입식한 4월의 한 개체평균 무게가 30.7g 이었고, 매일 급이를 섭취하여 지속적으로 성장한 결과 11월 평균은 219.6g 까지 성장 하였다. 본 연구에서는 이러한 한 개체의 평균 전중과 한수조의 개체수를 2,000 마리로 가정하고 FIIFF 추론모델로부터 매일 급이량 산출 결과를 비교한다.

2019년 4월 19일부터 8월 5일까지 능성어 개체의 전중, 양식장 온도, 용존산소량, 유명속도를 기반으로 양식장 수조의 실제 급이량과 FIIFF 추론 모델을 통하여 산출한 급이량의 비교 그래프는 [그림 3]과 같다. [그림 3]에서는 실제 급이량은 개체 성장에 따라서 매일 일정 기간은 급이량이 동일하게 제공 되었고, 본 FIIFF 추론 시스템이 산출한 결과는 실제 급이량 보다 비교적 적게 산출됨을 보여준다. [그림 3]에서의 그래프는 8개월 동안의 매일 측정치 및 산출결과를 그림 제약 상 모두 표시할 수 없어, 월 3일 동안의 실제 급이량과 FIIFF 추론 시스템의 산출결과를 보여주고 있다.

[표 5]는 급이 사료의 전체적인 효율을 측정하기 위하여 매일 측정된 개체 평균 전중, 수조 온도, 용존산소량, 어류 활동 상태, 실제 급이한 월 평균 사료량과 본 연구에서 제안한 FIIFF 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델로 측정된 급이량 비교표이다.

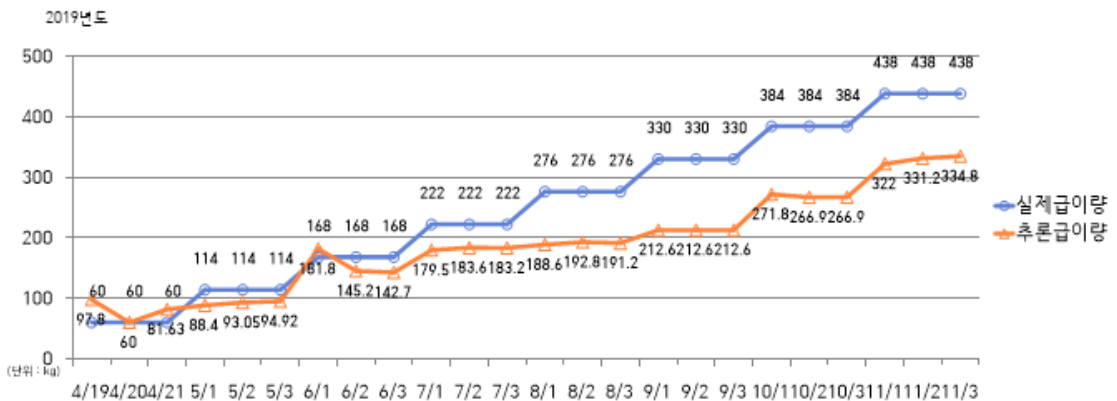


그림 3. 능성어 양식장의 실제 급이량 및 FIIFF 추론시스템에 의한 일별 급이량 비교

표 5. 능형어 양식장의 개체 평균 무게, 온도, DO, 활동 상태에 기반한 실제 급이량 및 FIIFF 추론시스템에 의한 월평균 급이량 비교

월	W	T	DO	S	실제 급이량	추론 급이량
04	30	18.3	8.25	4.97	60.0	69.1
05	57	22.7	7.99	3.94	114.0	97.1
06	84	20.8	8.5	4.89	168.0	152.8
07	111	21.9	8.21	5.01	222.0	185.7
08	138	22.8	9.49	4.29	276.0	210.5
09	165	16.3	10.9	4.64	330.0	302.1
10	192	17.8	9.62	5.28	384.0	303.5
11	219	16.8	10.04	5.9	438.0	374.8
합계 (Kg)					1,992	1,695.6

[그림 3]과 [표 5]의 실험 결과에서 보듯이 본 연구에서 제안한 FIIFF 추론시스템은 어류 무게, 온도, 용존산소량, 유영 상태에 따라 매일 급이량을 조정 하였을 경우, 월평균 37.05Kg의 급이량을 줄일 수 있으며, 8개월 동안의 전체 급이량은 실제 급이량보다 14.8%를 절감할 수 있음을 보여준다.

본 연구에서 제안한 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델인 FIIFF 추론 시스템을 학문적 측면과 산업적 측면에서 평가하면 다음과 같은 장점이 있다.

학문적 측면에서의 장점은 지금까지 제안된 기존 양식장 자동 급이 모델은 양식 어류의 현재 배고픔과 만족 상태를 전혀 고려하지 않고 양식장 관리자의 경험에 의한 판단으로 일정 급이량을 일정 시간에 공급하지만, 본 연구에서 제안한 지능형 FIIFF 추론 모델은 양식장의 현재 실시간 수질 환경 및 양식 어류의 활동 상태를 시스템적으로 측정하여 수질 정도 및 배고픔 정도를 퍼지 소속 함수로 모델링하여 최종 급이량을 산출한다는 점이다.

산업적 측면에서의 장점은 기존 자동 급이 장치에서 사료량을 자동으로 설정하여 공급하는 제어 패널은 현재 양식하고 있는 어류의 활동 상태를 측정하여 조절할 수가 없지만, 본 연구에서 제안한 지능형 FIIFF 추론 모델을 통합현 컨버터와 연계하여 시제품으로 구현 되면 실시간으로 측정되는 수질정보 및 어류 활동 정보를 근

거로 제어 패널이 지능적으로 급이량을 산출할 수 있는 점이다. 즉 학문적 측면과 산업적 측면 모두에서 가장 큰 장점은 기존의 급이 장비들이 고려하지 못한 실시간 어류 활동 상태를 본 제안 모델에서는 퍼지 소속함수로 모델링 하고, 이를 지능적으로 추론 할 수 있는 퍼지 추론시스템을 통하여 급이기의 제어 패널을 구현할 수 있다는 점이다.

그러나 본연구의 한계점은 본 연구에서 제안한 지능형 자동급이 FIIFF 추론 모델의 최종 급이량 산출 결과의 정확성을 높이기 위해서는 어종별 양식장별 수년간의 수질환경 빅 데이터 수집 자료가 요구 되는데, 이러한 실제 데이터 확보가 매우 어려운 점이다. 즉 양식하는 어종에 따라서 최종 급이량 산출을 위한 수질환경 데이터가 매우 다르고 동영상으로 촬영한 실시간 어류 활동 상태를 배고픔 정도에 따른 소속 함수를 결정하는 것은 쉬운 일이 아니다. 또한 기존 양식장 관리자의 경험에 의한 급이 공급량 결정과정을 퍼지 추론 규칙으로 규칙화 하는 일도 많은 어려움이 있다.

따라서 이러한 한계점을 보완하기 위해서는 어종 및 양식장별로 수년간 실제 측정된 데이터 분석이 절실히 필요하고, 실제 공급한 급이량을 근거로 어류 성장률 상관 관계를 분석하여 본 연구에서 제안된 모델에 활용하는 것이다. 본 연구에서 제안한 지능형 자동급이 모델의 가장 효과적인 성능 평가 방법은 실제 2개의 양식 수조에서 기존 자동 급이기와 FIIFF 추론 모델에 근거한 지능형 급이기 시제품을 동시에 설치하고 동일 조건으로 어류 성장률을 측정 비교 하는 것이다.

V. 결론

국내 육상 수산 양식에서 사료공급의 적절성은 양식 어종의 성장과 양식장의 경제성 향상에 크게 기여하고 있다. 그러나 대부분 국내에서 활용되고 있는 자동화된 어류 급이 장치는 특정 시간과 일정량의 사료를 시간에 맞추어 수조에 공급하는 방식이다. 이는 고령화되고 고가인 양식장 관리의 인건비는 줄일 수 있으나 양식 생산성에 결정적 요인이 되는 고가의 사료 량을 지능적으로 적절히 조절하기는 매우 어렵다. 본 논문에서는 이

러한 기존 자동 급이 장치의 문제점을 해결하고, 양식장에서 어류의 성장률을 적절하게 유지하면서 사료 공급의 효율성을 극대화할 수 있는 퍼지추론 기반의 지능형 어류 자동 급이 모델인 FIIFF 추론 모델을 제안하였다.

본 논문에서 제안 하는 FIIFF 지능형 어류 자동 급이 모델은 수조의 온도 및 용존 산소량을 실시간으로 측정하고, 어류의 체중에 따른 활동(유영) 상태에 따라서 어류의 매우 배고픔, 보통 배고픔, 배부름으로 구분하여 측정한다. 다음, 퍼지 추론을 위한 입력변수로 수온, 용존 산소량, 어류 체중, 어류 활동상태 데이터를 입력하여, 최종 급이량을 49개 퍼지추론 규칙을 적용하여 산출하였다. 본 연구의 실험에서는 능성어 양식장에서 8개월 간의 실제 급이량과 본 연구에서 제안한 FIIFF 추론시스템이 매일 어류 무게, 온도, 용존산소량, 유영 상태에 따라 급이량을 산출할 경우를 비교하였을 경우, 월평균 37.05Kg의 급이량을 줄일 수 있으며, 8개월 동안의 전체 급이량은 실제 급이량보다 14.8%를 절감할 수 있음을 보여주었다.

본 논문에서 제안하는 FIIFF 지능형 급이 추론모델의 가장 큰 장점은 기존의 자동 급이 시스템들이 고려하지 못한 실시간 어류 활동 상태를 본 제안 모델에서는 퍼지 소속함수로 모델링 하고, 이를 지능적으로 추론 할 수 있는 퍼지 추론시스템을 통하여 급이기의 제어 패널을 구현할 수 있다는 점이다. 그러나 본연구의 한계점은 본 연구에서 제안한 지능형 자동급이 FIIFF 추론 모델의 최종 급이량 산출 결과의 정확성을 높이기 위해서는 어종별 양식장별 수년간의 수질환경 빅 데이터 수집 자료가 요구 되는데, 이러한 실제 데이터 확보가 매우 어려운 점이다. 이러한 점을 보완하기 위해서는 어종 및 양식장별로 수년간 실제 측정된 빅 데이터를 이용하여 본 연구에서 제안된 모델에 활용하는 것이다.

본 연구의 향후 연구 방향은 어류 양식장의 어류 수질환경 정보 및 어류 활동 상태 정보, 급이량 등의 실제 빅 데이터를 수집하고, 이를 이용하여 학습용 데이터 셋을 구축하여, 지능적으로 급이량 산출 퍼지 규칙을 생성할 수 있는 적응형 뉴로-퍼지 추론 모델을 연구하는 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 배재현 외 6명, “양식어류의 자동먹이 공급장치 개발 연구,” 한국수산해양기술학회 수산해양기술연구, 제 42권, 제4호, pp.234-239, 2006.
- [2] 독고세준, “내수면 양식장을 위한 LPWA망 기반 스마트 급이 시스템 설계,” 한국사물인터넷학회논문지, 제 2권, 제3호, pp.31-35, 2016.
- [3] 이진환, *해수 순환어과양식시스템 개발, 국립수산과학원 양식관리과*, 2018년도 국립수산과학원 사업보고서, 2019.
- [4] 이영돈, 송영보, “능성어류의 양식 산업화를 위해서 (1),” 한국수산과학회 양식분과, 한국양식, 제13권, 제 2호, pp.4-9, 2001.
- [5] 선승천 외 7명, “능성어(능성어(Epinephelus septemfasciatus) 연중 생산 양식 기술개발,” 한국수산과학회 양식분과 학술대회, pp.304-304, 2020.7.
- [6] M. Negnevitsky 저, 김용혁 역, *인공지능 깨론*, 한빛 아카데미, 2015.
- [7] 유정원, 이한수, 정영상, 김성신, “Mamdani 퍼지추론을 이용한 화살의 탄착점 측정 시스템,” 한국지능형시스템학회 논문지, 제22권, 제4호, pp.521-526, 2013.
- [8] 최상균, 김재생, “온톨로지 기반의 전문가 시스템 구축을 위한 퍼지 추론 엔진,” 한국콘텐츠학회논문지, 제9권, 제6호, pp.45-52, 2009.
- [9] 허경구, 김주남, “퍼지 다기준 의사결정분석을 통한 해외 독립발전사업 사업금융 리스크 분석,” 한국콘텐츠학회논문지, 제17권, 제5호, pp.574-590, 2017.
- [10] https://kr.mathworks.com/help/matlab/matlab_prog/create-and-share-custom-matlab-toolboxes.html, MathWorks 한국, 툴박스 생성 및 공유 - MATLAB & Simulink,

저 자 소 개

최 한 석(Han Suk Choi)

중신회원



- 1980년 3월 : 전남대학교 수학교육과(이학사)
- 1986년 8월 : 웨스턴일리노이대학교 컴퓨터과학과(이학석사)
- 1997년 2월 : 전북대학교 컴퓨터과학과(이학박사)
- 1989년 3월 ~ 현재 : 목포대학교

컴퓨터공학과 교수

〈관심분야〉 : 기계학습, 빅데이터 분석, 스마트 아쿠아팜 융합 연구 등

최 정 현(Jeong Hyeon Choi)

준회원



- 2021년 2월 : 목포대학교 컴퓨터공학과 졸업예정(공학사)

〈관심분야〉 : 딥러닝, 빅데이터 분석, 스마트 아쿠아팜 융합 연구 등

김 영 주(Yeong-ju Kim)

정회원



- 2005년 2월 : 조선대학교 컴퓨터통계학과(이학사)
- 2008년 2월 : 목포대학교 정보·컴퓨터교육(교육학석사)
- 2017년 2월 : 목포대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
- 2019년 9월 ~ 현재 : 목포대학교

컴퓨터공학과 강사

〈관심분야〉 : 스마트양식, 풍력발전예측, 시계열분석, 인공지능, 기계학습

신 영 학(Younghak Shin)

정회원



- 2009년 8월 : 광주대학교 전자통신공학과(공학사)
- 2011년 8월 : 광주과학기술원(GIST) 정보통신공학과(공학석사)
- 2016년 8월 : 광주과학기술원(GIST) 정보통신공학과(공학박사)
- 2016년 3월 ~ 2018년 10월 : 노르웨이과학기술대학교(NTNU) 박사후연구원

2018년 12월 ~ 2020년 2월 : LG CNS AI빅데이터연구소 책임연구원

2020년 3월 ~ 현재 : 목포대학교 컴퓨터공학과 조교수
〈관심분야〉 : 인공지능, 기계학습, 스마트양식, 의료영상처리 등