

IOT기반 철도인프라 데이터를 활용한 이상상황 인식모델*

장규진*, 안태기**, 김영남*, 정재영***

*성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

**한국철도기술연구원

***동양대학교 컴퓨터정보통신군사학과

e-mail:gjjang@skku.edu

A Model Using IOT Based Railway Infrastructure Sensor Data for Recognition of Abnormal state

Gyu-Jin Jang*, Tae-Ki Ahn**, Young-Nam Kim*, Jae-Young Jung***

*Dept of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

**Korea Railroad Research Institute

***Dept of Computer Information and Military Science, Dongyang University

요 약

인공지능(AI), 사물인터넷(IOT) 등의 4차 산업기술은 철도안전의 핵심수단으로 부상하고 있으며 차량, 위험관리, 운행관리, 보안관리 등의 점진적인 적용분야 확장을 통해 철도안전에 대한 신뢰성을 향상시킬 수 있는 방안에 대한 관심이 집중되고 있다. 본 논문에서는 IOT 기반의 다양한 철도인프라 데이터를 활용하여 열차주행상태에 영향을 줄 수 있는 이상상황 인식 모델 및 열차자율주행을 위한 제어기술에 필요한 정보로 인프라 상태를 제공하는 방식을 제안한다. 철도 인프라 상황인지에 필요한 데이터는 레일온도, 선로 지정물, 승객 수, 선로 적설량을 지정하였고, 제안 인식모델의 스게노 퍼지추론 방식을 적용한 후 철도차량 운전관련 취급규정 및 취급세칙을 기반으로 퍼지규칙(Fuzzy Rule)을 15개 생성하였다. 인프라데이터셋을 활용하여 제안모델의 인식률 평가에 사용하였으며 인식률 결과는 약 86%의 정확성을 보였다. 퍼지추론 기반 방식의 철도인프라 이상상태 인식모델을 철도분야에 접목시킨다면 기존의 관계기반 방식보다 효율적인 철도인프라 상황인식이 가능할 것으로 판단된다.

1. 서론

최근 4차 산업혁명의 기술발전과 더불어 철도산업 분야에서는 안전성과 효율성을 높이기 위해서 선제적인 기술 도입에 관련한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 인공지능(AI), 사물인터넷(IOT) 등의 스마트기술은 철도안전의 핵심수단으로 부상하고 있으며 차량, 시설관리, 인적관리, 위험관리, 운행관리, 보안관리 등의 점진적인 적용분야 확장을 통하여 철도안전에 대한 신뢰성을 향상시킬 전망이다. IOT 센서를 이용하여 레일 온도를 실시간으로 원격 측정하고 탈선을 미연에 방지하거나 철도 화차의 상태를 모니터링 하여 운송품질 개선을 도모하는 등의 실증적인 연구가 진행되었다[1][2].

또한 승객 편의성, 운영 효율성 및 안정성을 향상시키는 미래형 철도 시스템을 위한 자율주행기술 개발에 대해 독일, 스위스, 일본 등의 철도 강국의 연구 투자가 집중되고 있다. 기존 사람에 의한 조작이 아닌 주행 상황을 인식·판단하며 차량을 스스로 제어함으로써 주어진 목적지

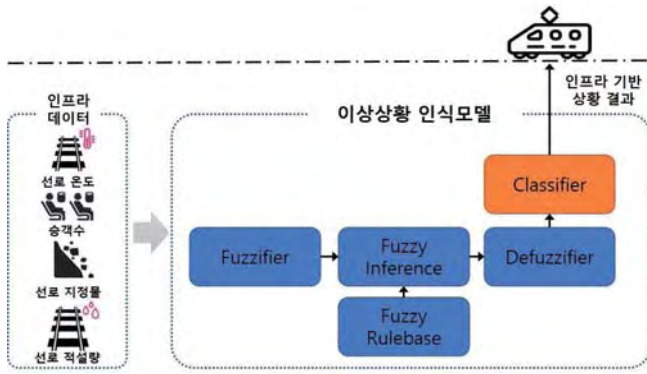
까지 주행이 가능한 단계를 목표로 하고 있다[3]. 현재 대부분의 철도주행 방식에서는 일부 자동제어가 가능한 열차제어시스템(ATO)가 적용되고 있다. 무선통신기반 열차제어 CBTC(Communication Based TrainControl)같이 지상제어를 통한 열차제어방식으로 전환되고 있으나 이는 자동주행(Automatic-Driving)을 위한 열차제어이다. 완전한 자율주행(Self-Driving)을 위해서는 철도인프라 데이터를 통한 열차주행환경 인식 및 판단제어 기술이 필요하다. 본 논문에서는 다양한 철도인프라 데이터를 기반으로 주행상태에 영향을 줄 수 있는 이상상황 인식이 가능한 모델을 제안하고, 이를 통해 열차자율주행을 위한 제어기술에 필요한 정보를 제공하는 방식을 기술한다.

2. 철도인프라 이상상태 인식 시스템

(1) 다종인프라 상태인지 대상

철도 운행은 주행환경, 주행속도, 주행안정성 등을 고려할 때 도로주행과 상이한 환경을 지니고 있다. 도로 주행에서는 레이더/카메라와 같은 센서를 탑재하여 주변 환경만을 인식·판단·제어하는 단계를 거친 후 자율주행이 가능

본 연구는 본 연구는 한국철도기술연구원 주요사업(열차자율주행제어 핵심기술개발)의 연구비 지원으로 수행되었습니다.



(그림 1) 철도인프라 이상상황 인식시스템 구조

하나, 열차의 경우 주행환경 이외에도 다양한 인프라시설 상태가 주행에 영향을 미치는 요소로 작용하게 된다. 그렇기 때문에 철도사고 및 운영 장애, 열차운행 장애, 인프라 센서 설치현황 등을 분석하여 주행환경을 인지하기 위한 다중 인프라의 대상범위에 대한 선정이 필요하다[4].

본 연구에서는 열차운행과 밀접한 연관성이 있는 4종의 인프라데이터를 선정하였으며, 그림 1과 같이 센서를 통한 데이터를 수집하고 퍼지규칙 기반의 추론 과정을 거쳐 도출된 결과를 분류하여 최종적인 인프라의 이상상황을 인식하는 구조로 시스템을 구성하였다.

(2) Sugeno-Type Fuzzy Inference기반 이상상태 인식

퍼지 추론시스템은 실제 환경에서 전문가의 지식을 사실과 규칙으로 데이터화 할 경우 발생하는 막연하거나 모호한 값을 정량적 모델링을 통한 수치화가 가능하고 이를 근사 추론(approximate reasoning)에 적용한다. 그렇기 때문에 철도설비 유지보수, 열차제어 시스템, 고장 예측진단 등의 사례연구가 진행되었다.[5].

입력되는 크리스프 값의 퍼지화기(Fuzzifier), 규칙 평가, 출력으로 나온 규칙의 통합을 하는 FRB(Fuzzy Rule Base)를 포함한 퍼지 추론부, 역퍼지화기(Defuzzifier) 단계로 진행된다.

퍼지 집합(Fuzzy Set)을 결정하기 위해서는 언어적 변수(Linguistic Variables)설정과 퍼지 영역에 대한 범위와 세분성(granularity)을 정의해야 한다. 철도인프라 상황인지에 필요한 데이터는 레일온도, 선로 지정물, 승객 수, 선로 적설량을 선정하였고 표 1과 같이 정의하였다. 그리고 각 퍼지변수는 언어적 레벨표현에 따른 연속형 삼각형(Triangular)과 사다리꼴(Trapezoidal)형태의 멤버십 함수(membership function)로 설정하였다.

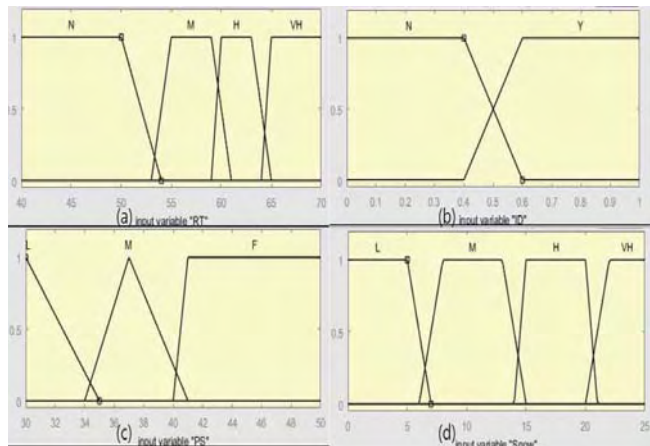
각 입력 데이터의 퍼지 범위와 퍼지언어를 이용하여 퍼지 입·출력변수에 대한 멤버십 함수 형태는 그림 2와 같

<표 1> 인프라 이상상태 인식모델의 퍼지변수

입력데이터	언어적 변수	유효범위
선로온도(Rail Temperature),	Low	$40 \leq RT \leq 70$
	Medium	
	High	
	Very High	
선로 지정물 (Intrusion Detection)	Yes	$0 \leq ID \leq 1$
	No	
승객수 (Passenger)	Low	$30 \leq P \leq 50$
	Medium	
	Full	
선로적설량 (Snowdrifts)	Low	$0 \leq S \leq 25$
	Medium	
	High	
	Very High	
인프라 상태 (Infrastructure States)	Normal	$0 \leq O \leq 1$
	Caution	
	Warning	
	Danger	

은 형태로 표현하였다.

여기서 가로축은 입력변수의 정량화 된 값을 의미하는 것이고, 세로축은 소속정도(Degree of relationship)으로 0과 1사이의 값을 가진다. 출력 퍼지변수는 선형형태로 언어적 레벨은 정상(Normal), 주의(Caution), 경고(Warning), 위험(Danger)으로 나누었다.



(그림 2) 인프라 데이터의 퍼지소속함수

(a)선로온도, (b)선로 지정물, (c)승객수, (d) 선로적설량

퍼지화를 통해 얻어진 소속정도를 퍼지 규칙에 적용하여 퍼지 결과를 추론하기 위해서 규칙평가와 통합 단계를 거친다. 일반적인 추론기법으로 맘다니(Mamdani)와 스게노(Sugeno)로 나누어진다. 맘다니 방식은 전문가의 지식을 직관적으로 잘 설명할 수 있지만 추론 계산 비용이 많이 소모되는 반면에 스게노 방식은 계산량이 적고 퍼지 단일체를 사용하여 설계된 규칙에 의하여 후건부가 같은 언어적 레벨(Linguistic Level) 매칭되더라도 가중치에 의한 크리스(Crisp Value)값이 다르게 도출되기 때문에 이를

활용한 상태 분류가 가능한 이점이 있다. 이런 장점으로 제안하는 인식모델의 추론방식에 스게노 타입을 적용하였다.

스게노 추론의 일반적 규칙의 표현식은 아래와 같다.

$$\text{if Input1} = x \text{ and Input2} = y, \text{ then Output } z=ax+by+c$$

이상상태 인식 모델은 0차 스게노 타입일 경우 출력 레벨 z는 상수가 되고 인프라 상태 값이 된다. 각 규칙의 출력 레벨 z_i 는 규칙의 실행 강도 w_i 에 의해 가중되며 다음 식(1)과 같다.

$$w_i = \text{AndMethod}(F_1(x), F_2(y)) \quad (1)$$

여기에서 $F_1(x)$ 와 $F_2(y)$ 는 각각 입력 1과 2에 대한 멤버십 함수이며 최종 출력은 다음 식(2)와 같이 모든 퍼지 규칙의 가중 평균(WA:Weighted Average)을 적용하여 계산한다.

$$\text{Final Output} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (2)$$

마지막 단계는 추론과정을 통해 도출된 인프라의 상태 값(Crisp Value)을 분류기(Classifier)에 입력시켜 인프라 상태를 판단하게 된다.

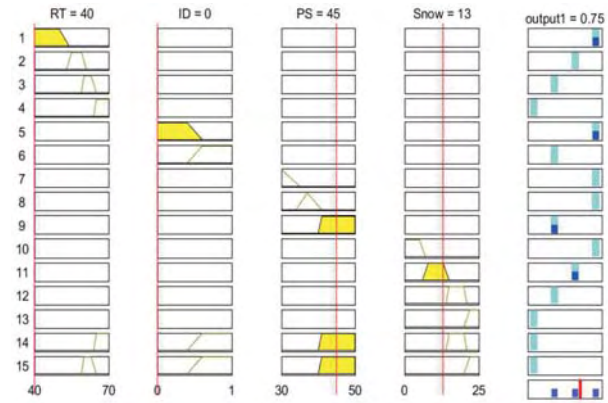
(3) 실험결과

실험에 쓰인 철도인프라 데이터셋은 200개로서 제안모델의 인식을 평가를 위해 각 규칙의 가중치를 반영한 인프라 상태결과를 라벨링하여 사용하였다. 고속철도차량 운전관련 취급규정 및 취급세칙을 기반으로 퍼지규칙(Fuzzy Rule) 15개를 생성하였다.

다음으로 제안된 모델을 통한 인프라 상태 결과를 확인하였다. 예를 들어 입력 데이터가 [RT=40; ID=0; PS=45; SN=13]인 경우 인프라 상태의 결과 값은 0.75로 추론되는 것을 알 수 있으며, 분류기를 통한 인프라 상태가 주의(Caution)단계임을 그림 3을 통해 확인 할 수 있다. 최종적으로 이러한 이상상황 인식모델을 통하여 인프라 상태 추론결과는 표 2와 같다. 제안된 이상상태 인식모델의 종합적인 인식률 결과는 86%의 정확성을 보였다.

<표 2> 제안모델의 인프라 상태 인식결과

	인프라 상태(Class)			
	위험	경고	주의	정상
GT	40	48	72	40
ST	36	40	58	36
인식률	90%	83%	81%	90%



(그림 3) 제안 인식모델의 테스트 결과

3. 결론

본 논문에서는 IOT 기반 철도인프라 데이터를 활용한 이상상황인식을 위한 스게노 방식의 퍼지 모델을 제안하였다. 입력변수로 활용된 인프라데이터는 선로 온도, 선로 지정물, 승객 수, 선로 적설량 등 4개 요소였으며 각각의 요소에 따른 15개의 퍼지규칙을 생성하였다. 출력레벨은 정상, 주의, 경고, 위험의 4단계로 구분되며 이를 바탕으로 각 인프라상태를 인식할 경우 86%의 정확성을 보여주었다. 철도분야에 적용할 경우 기존 관제방식의 판단보다 효율적인 상황인식이 가능할 것으로 예상된다.

향후 연구에서는 본 논문에서 활용된 4개의 외부환경요소를 포함해 더욱 다양한 외부환경요소를 추가하여 철도인프라 이상상태를 인식할 수 있도록 확장하고 데이터 학습방식을 적용한 최적의 멤버십 함수를 설계하고자 한다.

또한, 이를 기반으로 열차자율주행상태에서 활용 가능한 열차속도산출 알고리즘을 개발목표로 연구하고자 한다.

참고문헌

[1]한국철도 공사, “4차 산업혁명엔 코레일이 이끈다!”, 보도자료, 2017
 [2]원종운, 윤치호, 박상찬, “IoT기반 철도 화차 안전운송 통합 품질관리시스템에 관한 경제성 평가지표 분석, J Korean Soc Qual Manag, Vol. 44, No.4, 2016
 [3]Masafumi O, “Railway Systems Supporting the Next Generation of Transportation”, Hitachi Review, Vol. 66 ,No. 2, 2017
 [4]김진평, 안태기, 김진호, 윤희택, “열차자율주행을 위한 다중 인프라 이상상태 상황인지 및 판단 프레임워크 설계”, 한국통신학회논문지 제43권 제5호, 2018
 [5]Li, C., Luo, S., Cole, C. and Spiriyagin, M., “An overview: modern techniques for railway vehicle on-board health monitoring systems.”, Vehicle system dynamics, 55(7), pp.1045-1070., 2017