

확률적 퍼지 룰 기반 학습에 의한 개인화된 미디어 제어 방법

Personalized Media Control Method using Probabilistic Fuzzy Rule-based Learning

이형욱¹, 김용휘¹, 이태엽¹, 박광현¹, 김용수², 조준면³, 변증남¹

¹ 한국과학기술원 전자전산학과

² 대전대학교 컴퓨터공학부

³ 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단

E-mail: helee@ctrsys.kaist.ac.kr

요 약

사용자 의도 파악(intention reading) 기술은 스마트 홈과 같은 복잡한 유비쿼터스(ubiquitous) 환경에서 사용자에게 보다 편리하고 개인화된(personalized) 서비스 제공이 가능하도록 해준다. 또한 학습 기능(learning capability)은 지식 발견(knowledge discovery)의 관점에서 의도 파악 기술의 핵심 요소 기술의 하나로 자리 매김 하고 있다. 본 논문에서는 스마트 홈 환경에서 제공 가능한 개인화된 서비스(personalized service) 중의 하나로, 개인화된 미디어 제어 방법에 대한 내용을 다룬다. 특히, 이러한 사람의 행동 패턴과 같은 데이터는 패턴 분류의 관점에서 구분해야 할 클래스(class)에 비해 입력 정보가 불충분할 경우가 많으므로 비일관적인(inconsistent) 데이터가 많으므로, 퍼지 논리(fuzzy logic)와 확률(probability)의 개념을 효과적으로 병행해야 의미 있는 지식을 추출해 낼 수 있다. 이를 위하여 반복 퍼지 지도 클러스터링(IFCS; Iterative Fuzzy Clustering with Supervision) 알고리즘에 기반하여 주어진 데이터 패턴으로부터 확률적 퍼지 룰(probabilistic fuzzy rule)을 얻어 내는 방법에 대해 설명한다. 또한 이를 포함하는 학습 제어 시스템을 통해 개인화된 미디어 서비스를 추천해 줄 수 있는 방법에 대해서 설명하도록 한다.

Key Words : Knowledge Discovery, Probabilistic Fuzzy Rule, Learning, Intention Reading, Personalized Service

1. 서 론

유비쿼터스 환경(ubiquitous environment)은 다양한 센서 네트워크(sensor network)와 컴퓨팅 컴포넌트(computing component)들이 환경 내에 밀집되어 있는 복잡한 시스템으로 해석될 수 있으며, 이러한 유비쿼터스 환경의 대표적인 예로는 스마트 홈(smart home)을 들 수 있다.

스마트 홈은 사용자와 환경을 모니터링 할 수 있는 다양한 센서(예. 온습도 센서, 인체감지센서, 비전 센서 등)들과 가전 기기(예. 텔레비전, 에어컨, 조명 등), 서비스 로봇등과 같은 여러 가지 제어 가능한 디바이스(device)들이 한 곳에 집약되어 있는 복잡한 시스템이다. 스마트 홈과 관련된 연구에서 중요한 이슈 중의 하나는 바로 사용자의 편의성이다. 특히 노약자, 장애인들에 대한 사회적 관심이 높아지고, 사회가 점점 고령화됨에 따라서 사용자로 하여금 얼마나 쉽고 편리하게 다양한 서비스를

누릴 수 있도록 하는가는 중요한 문제로 떠오르게 되었다. 이를 위하여 보다 쉽고 편리하게 복잡한 다기능의 디바이스들을 제어할 수 있도록 인간-기계 인터페이스를 개발하는 다양한 연구들이 이루어지고 있다. 하지만, 여전히 복잡한 제어 대상들에 대해 특화된 각각의 인터페이스는 사용자로 하여금 사용 방법에 대한 인지 부담을 가중시킨다는 단점을 가지고 있다.

때문에 스마트 홈 환경에서 보다 자연스럽게 인간친화적인 제어 환경을 구축하기 위하여 사용자의 의도 파악(intention reading) 기술의 개발에 대한 관심이 높아지고 있으며, 이러한 의도 파악 기술의 요소 기술 중에서도 기계 학습 능력(machine learning capability)에 대한 연구는 중요한 분야로 자리매김하고 있다. 본 논문에서는 스마트 홈 환경에서 기계 학습 능력에 기반하여 사용자 의도 파악 기술을 구현하는 응용 사례의 하나로, 확률적 퍼지 룰(probabilistic fuzzy rule)을 이용한 미디어 제

어 방법에 대한 사례 연구를 보이도록 한다. 미디어를 제어하기 위한 사용자의 의도를 사용자의 행동 패턴으로부터 확률적 퍼지 룰 기반 지식으로 표현하고, 학습 시스템은 이를 이용하여 사용자에게 개인화된 미디어 제어 서비스를 제공하게 된다.

2. 확률적 퍼지 룰 기반 지식

의도 파악을 하기 위한 지식 기반을 구축하는 것은 주어진 입출력 데이터로부터 입출력 관계(I-O relation)을 모델링 하는 것과 같다. 예를 들어, 신경망(neural network), 베이시안(Bayesian) 네트워크와 같은 학습 시스템들은 각각 수치화된 가중치(weight), 상태(state)간의 천이(transition) 확률 등으로 학습된 지식을 표현한다.

일반적으로 학습 모델과 그에 대한 학습 알고리즘은 학습 대상(learning target)에 대한 분석에 따라서 적절하게 선택된다. 우리가 다루고자 하는 학습 대상은 미디어를 제어하고자 하는 사람의 행동 패턴이다. 하지만 사람의 행동 패턴을 포함한 생체 신호(bio-signals)의 특징은 고차원성(high dimensionality), 특성비선형조합(nonlinear coupling of attributes), 개인특성(subjectivity), 비일관성(inconsistency), 시변(time variance)등을 보이기 때문에[1], 이에 대한 패턴을 학습 하는 것은 여전히 어려운 문제로 남아 있다. 이러한 데이터 패턴을 다루기 위해 여러 가지 학습 방법들이 적용되어 왔지만, 이중에서도 퍼지 논리 및 이를 이용한 학습 기법들은 수치 데이터를 퍼지 집합을 사용하여 애매한(vague) 결정 경계(decision boundary)를 효과적으로 표현할 수 있는 능력 때문에 다수의 어플리케이션에 활용되어 왔다[2]. 또한 퍼지 집합과 논리는 지각 기반(perception-based) 기반의 인간 지식을 코드화(coding)하여 추론(inference)을 위한 기계 지식으로 변환하는데 효과적으로 사용될 수 있다. 그리고 수치 데이터로부터 퍼지 룰을 얻어내는 방법은 주로 Wang과 Mendel의 방법이 사용되어져 왔다[3]. 하지만, 앞서 설명한 행동 패턴의 특성 중 비일관성에 주목하면, 기존의 수치 데이터로부터 퍼지 룰 기반을 얻어내는 방법을 행동 패턴 학습에 적용할 경우 많은 수의 비일관적인 룰을 얻어 내거나 정보의 손실을 가져올 수 있다 (그림 1). 또한 불완전한 사전 지식에 의해서 잘못 나누어진 입력 공간에 대한 퍼지 분할(fuzzy partition)은 이러한 비일관적인 룰 및 의미 없는 룰의 수를 가중시키게 된다.

예를 들어, TV 시청 패턴 데이터로부터 사

용자가 선호하는 TV 시청 채널을 추천하는 학습 제어 시스템을 생각해 보자. 이 경우 행동 패턴을 모델링하기 위한 입력 정보는 사용 가능한 센서의 제약으로 인해 불충분할 가능성이 높다. 이러한 경우 패턴 인식의 관점에서 구분해야 할 클래스(class)에 비해 특징(feature)의 수가 불충분하게 되고 이것은 비일관적인 데이터들의 수를 가중시키게 된다.

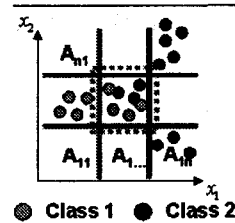


그림 1. 비일관적인 데이터 패턴의 예

하지만 퍼지 논리와 함께 확률 이론을 적절히 조합을 해주게 되면, 이와 같은 비일관적인 데이터도 효과적으로 표현을 해 줄 수가 있게 되며, 이러한 관점에서 확률적 퍼지 룰 기반(probabilistic fuzzy rule base)이 사용되었다[4][5]. 확률 이론과 퍼지 논리를 연동하는 방법은 여러 가지가 있지만, 여기서 확률적 퍼지 룰을 표현 하는 방법은 다음과 같이 식 (1)의 표현식을 따른다[6]. 즉, 결론절은 구분해야 할 K개의 클래스 $\{c^1, c^2, \dots, c^K\}$ 에 대해서 각각의 확률값을 갖도록 하고, 조건절은 M 차원의 입력 공간에 대해서 각각의 퍼지 분할을 형성하도록 퍼지 집합 $\tilde{A}_1^1, \dots, \tilde{A}_1^M$ 을 표현한다.

$$R_i : \text{If } x^1 = \tilde{A}_i^1 \text{ and } x^2 = \tilde{A}_i^2 \text{ and, \dots, and } x^M = \tilde{A}_i^M \\ \text{then } \Pr(y = c^1 | x = \tilde{A}_i) = P_i^1, \Pr(y = c^2 | x = \tilde{A}_i) = P_i^2, \\ \dots, \Pr(y = c^K | x = \tilde{A}_i) = P_i^K \quad (1)$$

이 때, $x = (x^1, x^2, \dots, x^M)$, $\tilde{A}_i = (\tilde{A}_i^1, \tilde{A}_i^2, \dots, \tilde{A}_i^M)$ 로 정의되며 퍼지 집합 \tilde{A}_i^j 는 다변수 가우시안 함수의 형태를 갖는다.

3. 미디어 제어를 위한 학습 구조

3.1 IFCS(Iterative Fuzzy Clustering with Supervision) 학습 알고리즘 [6][7]

주어진 데이터 패턴으로부터 효율적으로 확률적 퍼지 룰 기반을 얻어 내기 위해서는 입력 공간에 대한 퍼지 분할이 적절하게 잘 이루어

져야 한다. 사전 지식이 없는 상황에서 이러한 퍼지 분할은 주어진 데이터들을 적절히 군집화(clustering)하여 해석을 하는 것에서 출발할 수 있으며, 이 과정에서 각각의 군집에 대한 평가(validation) 또한 기존의 자율 학습 관점에서 뿐만 아니라, 확률적 정보 및 분류 가능성 정보의 측면에서도 동시에 고려가 되어야 한다.

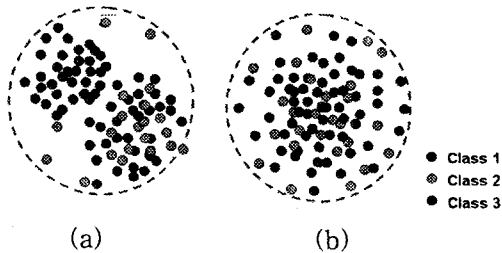


그림 2. 분리가능 패턴/분리불가능 패턴

그림 2의 (a) 경우를 보면, 주어진 데이터 패턴이 하나의 클러스터로 고려되어 있을 때, 클래스 1의 패턴과 클래스 2, 3의 패턴은 분리 가능하다. 즉, 이 경우는 두개의 클러스터로 분리를 해서 해석을 하는 것이 더 나은 경우이다. 반면, (b)의 경우는 어느 클래스도 서로 간에 분리를 하는 것이 불가능하다. 때문에 이 경우는 클러스터 그대로 확률적인 정보를 추출해 내는 것이 더 의미가 있다.

주어진 수치 데이터로부터 확률적 퍼지 룰 기반을 얻어내기 위해서 반복 퍼지 지도 클러스터링(IFCS; Iterative Fuzzy Clustering with Supervision) 학습 알고리즘이 제안되었으며, 학습 과정은 그림 3에 보이는 것과 같다.

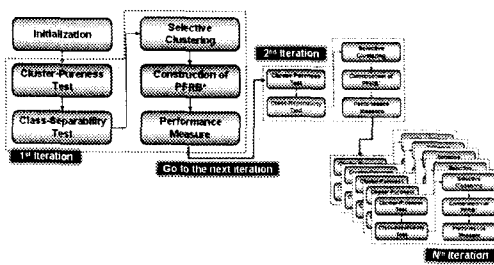


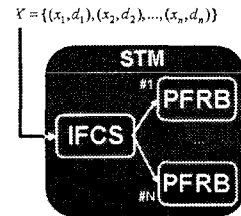
그림 3. 학습 과정 블록 다이어그램

IFCS 학습 방법은 퍼지 논리, 퍼지 클러스터링 및 확률적 추론(probabilistic reasoning)이 결합된 형태의 학습 시스템이다. 주어진 데이터 패턴으로부터 초기에는 FCM (fuzzy c-means)[8] 클러스터링 및 클러스터 평가 지수(cluster validity index)로 Xie-Beni[9] 인덱스를 사용하여 클러스터링을 수행한다. 이 때, 평가 지수의 첫 번째 극소값에 해당하는 클러스터의 수를 선택한 후, 다시 각 클러스터에

분리 가능한 정보가 있는지를 판단하여 다시 클러스터링을 수행할 것인지, 아니면 클러스터로부터 확률적인 정보를 추출할 것인지를 판단한다. 이를 위해서 주어진 클러스터 데이터의 퍼지 소속도 및 클래스에 따라 클러스터 순도(cluster purity) 지수 및 클래스 분리도(class separability) 지수를 정의하여 사용하였다.

3.2 미디어 제어를 위한 학습 제어 구조

기본적인 형태의 학습 구조는 그림 4에 보이는 것과 같다. 그림에서 보이는 것과 같이 주어진 데이터 셋으로부터 학습을 하고, 바로 제어에 응용을 할 경우는, 각 미디어 디바이스별로 서로 다른 확률적 퍼지 룰 베이스를 갖도록 MIMO 시스템을 MISO 시스템의 조합으로 해석하여 학습 시스템을 구축한다.



PFRB: Probabilistic Fuzzy Rule Base

그림 4. 기본 학습 구조

하지만, 데이터 셋이 변화하고 지속적인 적응 능력이 필요할 경우는 단기 메모리 (STM; Short-term Memory) 및 장기 메모리 (LTM; Long-term Memory)의 분할 구조로 나누어 그림 5와 같은 구조로 확장을 할 수 있다.

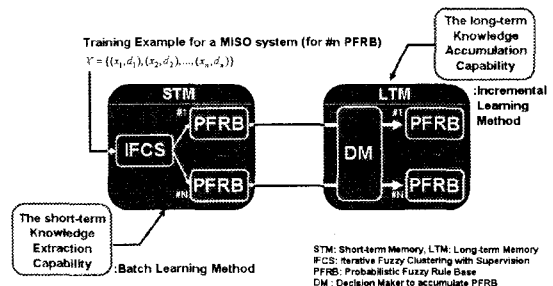


그림 5. 확장된 학습 구조

또한 기본형의 학습 구조에서 학습 데이터 패턴의 입출력이 서로 계층적인 구조를 가지고 있을 경우는 그림 6과 같은 학습 구조를 적용하게 된다. 예를 들어, 사용자가 원하는 음악의 장르를 들어주고, 그에 따른 음악의 소리를 제어해 주는 경우를 가정하자. 장르 선택에 대한 행동 패턴은 사용가능한 입력 정보(사용자

의 상태(작업/휴식 등), 외부 소음 정도, 시간 등)에 따라 룰로 표현할 수 있는 반면, 음악의 소리 조절은 앞서의 입력 정보와 더불어 선택한 장르에도 영향을 받을 수 있다. 때문에 이와 같은 경우는 계층적인 학습 구조로 모델링하여 학습 및 제어에 응용하게 된다..

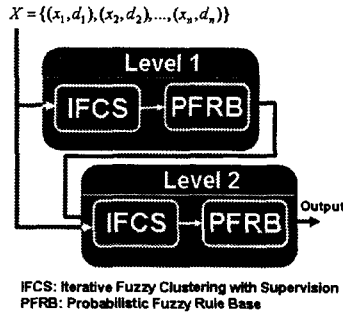


그림 6. 계층적인 학습 구조

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

대상으로 하는 데이터 패턴은 사용자의 TV 시청 데이터 패턴 및 음악 선택 및 소리 조절에 대한 데이터 패턴이다. TV 시청 데이터 패턴의 경우는 기본 학습 구조를 사용하여 원하는 채널에 대한 추천이 가능하다. 시간에 대한 사용자의 TV 패턴(15개 채널)을 학습하여 얻어진 확률적 퍼지 룰로 성능 평가를 할 경우 비일관적인 데이터 패턴에도 불구하고 75% 테스트 성공률을 얻었으며, 두 번째로 가능한(probable)한 채널까지 성공률에 포함할 경우 95%까지 성공률이 증가한다. 이것은 학습 제어 시스템이 적어도 두 번의 시도 안에 높은 만족도로 사용자가 원하는 채널을 추천해 줄 수 있음을 의미한다. 음악 선택 및 소리 조절의 경우 또한 각각의 출력을 분리하여 기본 학습 구조로 학습이 가능하며, 이를 연계하여 계층적 학습 구조로도 통합 학습 제어가 가능하다.

사용자의 행동 패턴이 변화하는 경우, 일정 시간 간격으로 개발된 학습 시스템을 반복 재학습하게 되면 변화에 적응하여 서비스를 추천해 줄 수 있게 된다. 하지만, 이러한 학습 시간 간격을 정하는 것은 여전히 휴리스틱(heuristic)에 의존하고 있으며 학습 시간을 충분히 길게 줄 경우 얻어지는 지식의 질(quality)은 높아지지만 사용자의 패턴 변화에 빠르게 적응해 나갈 수 없으며, 반대로 학습 시간 간격을 짧게 할 경우 의미 있는 룰을 얻어 내기가 힘들다. 또한 제안된 학습 제어 시스템에는 사용자의 피드백(feedback)을 고려한 학습 룰의 수정이 포함되어 있지 않다. 하지만 대상으로 하는 HILS (Human -in-the-loop) 시스템의 경우,

제어 과정에서 얻어진 룰에 대한 사용자의 실시간 평가를 반영할 수 있게 되면 보다 신뢰성 있는 룰 기반을 구축할 수 있을 것이라 생각된다.

참 고 문 헌

[1] Z. Bien, "Learning Techniques in Service Robotic Environments", Applied Artificial Intelligence: Proc. of 7th International FLINS Conference, Genoa, Italy, 2006

[2] Z. Zenn Bien and Dimitar Stefanov(eds), Advances in Rehabilitation Robotics: Humanfriendly Techniques on Movement Assistance and Restoration for People with Disability, Springer Verlag, June 2004

[3] L. X. Wang and J. M. Mendel, "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples", IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, vol. 22, no.6, pp. 1414-1427, 1992

[4] Nefti, S.; Oussalah, M., "probabilistic-fuzzy clustering algorithm" 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 5, pp. 4786 - 4791, 10-13 Oct. 2004

[5] Liu, Z.; Li, H.-X, "probabilistic fuzzy logic system for modeling and control" IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 13, Issue 6, pp. 848-859, Dec. 2005

[6] Hyong-Euk Lee and Z. Zenn Bien, "esign of a Probabilistic Fuzzy Rule-based Learning System for Effective Intention Reading in Human-Machine Interaction" Proc. of 3rd International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, Korea, Oct, 2006

[7] Hyong-Euk Lee, Kwang-Hyun Park and Z. Zenn Bien, "terative Fuzzy Clustering Algorithm with Supervision to Construct Probabilistic Fuzzy Rule Base from Numerical Data" Submitted to IEEE Trans. Fuzzy Systems, 2006

[8] J.C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Algorithms, New York: Plenum, 1981

[9] X.L. Xie and G. Beni, "Validity Measure for Fuzzy Clustering" IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 8, pp. 841-847, 1991