

확률적 퍼지 룰 기반 학습에 의한 개인화된 미디어 제어 방법

Personalized Media Control Method using Probabilistic Fuzzy Rule-based Learning

이형욱* · 김용휘* · 이태엽* · 박광현* · 김용수** · 조준면*** · 변증남*

Hyong-Euk Lee, Yong-Hwi Kim, Taeyoub Lee, Kwang-Hyun Park, Yong-Soo Kim, Joonmyun Cho, and Z. Zenn Bien

* 한국과학기술원 전자전산학과

** 대전대학교 컴퓨터공학과

*** 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단

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. 이 논문에서는 스마트 홈(smart home) 환경에서 제공 가능한 개인화된 서비스 중의 하나로, 개인화된 미디어 제어 방법에 대한 내용을 다룬다. 특히, 사람의 행동 패턴과 같은 데이터는 패턴 분류의 관점에서 구분해야 할 클래스(class)에 비해 입력 정보가 불충분한 경우가 많아서 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 이용한 다양한 학습 제어 구조를 바탕으로 개인화된 미디어 서비스를 추천해 줄 수 있는 방법에 대해서 설명하도록 하고, 실험 결과를 통해 제안된 시스템의 효용성을 보이도록 한다.

Abstract

Intention reading technique is essential to provide personalized services toward more convenient and human-friendly services in complex ubiquitous environment such as a smart home. If a system has knowledge about an user's intention of his/her behavioral pattern, the system can provide more qualified and satisfactory services automatically in advance to the user's explicit command. In this sense, learning capability is considered as a key function for the intention reading technique in view of knowledge discovery.

In this paper, we introduce a personalized media control method for a possible application in a smart home. Note that data pattern such as human behavior contains lots of inconsistent data due to limitation of feature extraction and insufficiently available features, where separable data groups are intermingled with inseparable data groups. To deal with such a data pattern, we introduce an effective engineering approach with the combination of fuzzy logic and probabilistic reasoning. The proposed learning system, which is based on IFCS (Iterative Fuzzy Clustering with Supervision) algorithm, extract probabilistic fuzzy rules effectively from the given numerical training data pattern. Furthermore, an extended architectural design methodology of the learning system incorporating with the IFCS algorithm are introduced. Finally, experimental results of the media contents recommendation system are given to show the effectiveness of the proposed system.

Key Words : 확률적 퍼지 논리, 학습, 지식 발견, 유비쿼터스 환경, 행동 패턴, 미디어 제어

1. 서 론

접수일자 : 2006년 10월 21일

완료일자 : 2007년 1월 29일

감사의 글 : 본 연구는 한국전자통신연구원 지능형로봇 연구단의 지원으로 수행되었음.

본 연구는 과학기술부/한국과학재단 우수연구센터육성 사업의 지원으로 수행되었음 (R11-1999-008)

유비쿼터스 환경은 다양한 센서 네트워크와 컴퓨팅 컴포넌트들이 환경 내에 밀집되어 있는 복잡한 시스템으로 해석될 수 있으며, 이러한 유비쿼터스 환경의 대표적인 예로는 스마트 홈을 들 수 있다.

스마트 홈은 사용자와 환경을 모니터링 할 수 있는 다양한 센서(예. 온도도 센서, 인체감지센서, 비전 센서 등)들과 가전 기기(예. 텔레비전, 에어컨, 조명 등), 서비스 로봇 등과

같은 여러 가지 제어 가능한 디바이스(device)들이 주거 공간 안에 집약되어 있어서, 사용자에게 대한 정보 취득과 동시에 다양한 서비스를 제공할 수 있도록 한다.

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 하는가가 중요한 문제로 떠오르게 되었다. 이를 위하여 다기능의 복잡한 디바이스를 보다 쉽고 편리하게 제어할 수 있도록 다양한 인간-기계 인터페이스를 개발하는 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 자연스럽고 인간친화적인 제어 환경을 구축하기 위하여 사용자의 의도 파악(intention reading) 기술의 개발에 대한 관심이 높아지고 있다. 뇌전도(EEG:electroencephalogram)와 같이 직접적인 생체 신호 취득 및 인식에 의한 의도 파악 기술뿐만 아니라, 영상 처리(image processing) 기술에 의한 얼굴 표정, 감성, 제스처 인식과 행동 패턴 취득 및 분석을 통한 의도 파악 기술 또한 이러한 의도 파악 기술에 해당된다.

의도 파악 기술의 요소 기술 중에서도 기계 학습 능력(machine learning capability)에 대한 연구는 중요한 분야로 자리매김하고 있다. 학습의 개념 및 정의는 응용 분야에 따라서 다양한 접근 방법으로 적용이 되고 있다 [1]. 같은 작업(task)에 대해서 다음 시도에는 보다 효과적이고 효율적으로 수행할 수 있도록 하는 시스템의 변화를 학습으로 정의하기도 하고 [2], 순차적인 개선 과정(step-by-step process of improvement)으로 자동화된 시스템 최적화(automated system optimization)로 설명하기도 한다 [3]. 그리고 이러한 개념을 적용하기 위하여 다양한 학습 모델(model) 및 그에 따른 학습 알고리즘이 제안되고 있다.

이 논문에서는 스마트 홈 환경에서 기계 학습 능력을 이용한 사용자 의도 파악 기술을 구현하는 사례의 하나로, 확률적 퍼지 룰 기반 지식을 이용한 효율적인 미디어 제어 방법에 대해서 다룬다. 미디어를 제어하는 사용자의 행동 패턴으로부터 반복 퍼지 지도 클러스터링(iterative fuzzy clustering with supervision, 이하 IFCS) 알고리즘에 기반한 학습 시스템은 사용자의 행동 패턴에 대한 확률적 퍼지 룰 기반(probabilistic fuzzy rule base, 이하 PFRB)을 얻어내고, 얻어진 PFRB를 이용하여 사용자에게 개인화된 미디어 제어 서비스를 제공하게 된다.

전체 논문 구성은 다음과 같이 이루어져 있다. 2장에서는 배경 지식으로서 다루려고 하는 학습 대상 및 PFRB의 표현 방법에 대해서 간단히 설명하고, 3장에서는 IFCS 학습 알고리즘 및 이를 이용한 학습 제어 구조에 대해서 설명하도록 한다. 4장에서는 제안된 학습 시스템의 구현 및 시뮬레이션 결과에 대해서 설명하도록 한다. 그리고 5장에서의 결론을 끝으로 논문은 마치도록 한다.

2. 학습 대상 및 확률적 퍼지 룰 기반 지식 표현 방법

의도 파악을 위해서 지식 기반을 구축하는 것은 주어진 입출력 데이터로부터 입출력 관계(I-O relation)를 모델링 하는 것과 같다. 조금 더 자세하게 설명하면, 정해진 모델 및

그 모델을 이용한 지식 표현 방법에 따라 학습 알고리즘을 적용하고, 그로부터 입출력 관계의 모델을 알아내는 것이 학습 과정이 된다.

일반적으로 학습 모델의 선정 및 지식 표현 방법, 그리고 그에 대한 학습 알고리즘은 학습 대상(learning target)에 대한 분석에 따라 달라진다. 예를 들어, 신경망(neural network), 베이시안(Bayesian) 네트워크와 같은 학습 시스템들은 각각 수치화된 가중치(weight), 상태(state)간의 전이(transition) 확률 등으로 학습된 지식을 표현한다. 신경망은 내부 구조를 분석하기 힘든 단점이 있지만, 일반적인 비선형 함수의 학습 및 패턴 인식 분야에 효과적으로 적용되어 왔고, 베이시안 네트워크의 경우 상태 분할이 올바르게 이루어졌을 경우, 주어진 데이터에 대한 확률적인 특성을 효과적으로 모델링 할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

우리가 다루고자 하는 학습 대상은 미디어를 제어하고자 하는 사람의 행동 패턴이다. 사람의 행동 패턴을 포함한 생체 신호(bio-signals)의 특징은 고차원성(high dimensionality), 비선형 특성의 조합(nonlinear coupling of attributes), 주관성(subjectivity), 비일관성(inconsistency), 시변(time variance) 특성 등으로 인해 수학적인 모델링이 어렵다는 것이다 [4]. 이러한 이유 때문에 복잡한 수학적인 모델링을 최소화 하고, 학습 기능을 활용하기 위하여 패턴 인식 분야에서는 여러 가지 학습 방법들이 적용되어 왔으며, 이 중에서도 퍼지 논리(fuzzy logic) 및 이를 이용한 학습 기법들은 다수의 어플리케이션에 활용되어 왔다 [5][6].

퍼지 집합은 수치 학습 데이터의 언어적 불확실성(linguistic uncertainty)과 학습 시스템의 애매한 결정 경계(decision boundary)를 효과적으로 다룰 수 있다. 또한 퍼지 집합과 논리는 지각 기반(perception-based)의 인간 지식을 코드화(codification)하여, 추론(inference)을 위한 기계 지식으로 변환하는데 효과적으로 사용될 수 있다.

수치 데이터로부터 퍼지 룰을 얻어내는 방법은 주로 Wang과 Mendel의 방법[7]이 사용되어 왔다. 이 방법은 전문가 지식에 의해 퍼지 분할(fuzzy partition)을 미리 형성(보통의 경우 균등(homogeneous) 분할)하고, 이에 맞추어 퍼지 룰을 얻어내는 방식이다. 하지만, 앞서 설명한 행동 패턴의 특성 중 비일관성에 주목하면, Wang과 Mendel의 방법을 행동 패턴 학습에 적용할 경우 많은 수의 비일관적인 룰을 얻어 내거나 정보의 손실을 가져 올 수 있다(그림 1). 다시 말하면, 불완전한 사전 지식에 의해서 잘못 나누어진 입력 공간에 대한 퍼지 분할은 비일관적인 룰 및 의미 없는 룰의 수를 증가시키게 된다.

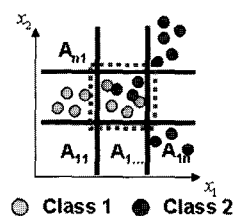


그림 1. 비일관적인 데이터 패턴의 예
Fig. 1. Example of Inconsistent Data Pattern

주어진 데이터 패턴에 클래스 별로 분류 가능한 데이터가 높은 비중을 차지할 경우 기존의 퍼지 룰 기반 표현 방법으로도 학습된 지식을 효과적으로 표현할 수 있다. 하지만, 대상으로 하는 패턴에 비일관적인 데이터의 비중이 높은 경우

는 필요에 따라 확률적인 해석이 보다 의미 있는 데이터 분석으로 이어지는 경우가 많다. 이러한 경우, 퍼지 논리와 함께 확률 이론을 적절히 조합을 해주게 되면, 비일관적인 데이터도 효과적으로 표현을 해 줄 수가 있게 되며, 이러한 관점에서 확률적 퍼지 룰 기반이 지식 표현 방법의 하나로 사용되었다 [8][9]. 확률 이론과 퍼지 논리를 연동하는 방법은 여러 가지가 있지만, 이 논문에서는 확률적 퍼지 룰을 표현하는 방법으로 식 (1)을 따른다 [10]. 즉, 조건절은 M 차원의 입력 공간에 대해서 퍼지 분할을 형성하는 퍼지 집합 $\tilde{A}_i^1, \dots, \tilde{A}_i^M$ 을 이용하여 나타내고, 결론절은 구분해야 할 K 개의 클래스 레이블(label)의 집합이 $\{c^1, c^2, \dots, c^K\}$ 라고 할 때, 각각의 클래스에 대한 확률 값을 갖도록 한다.

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

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 정의되고, 벡터 퍼지 집합(vector fuzzy set) \tilde{A}_i^i 의 소속 함수(membership function)는 다변수 가우시안(multivariate Gaussian) 함수의 형태를 갖는다.

3. 미디어 제어를 위한 학습 구조

3.1 IFCS (Iterative Fuzzy Clustering with Supervision) 학습 알고리즘 [11]

주어진 데이터 패턴으로부터 효율적으로 확률적 퍼지 룰 기반을 얻어 내기 위해서는 입력 공간에 대한 퍼지 분할이 적절하게 잘 이루어져야 한다. 2장에서 설명한 것과 같이 정확한 사전 지식이 없는 상황에서 만들어진 퍼지 분할은 의미 없는 룰을 추출하게 만들 수 있다. 그렇기 때문에, 주어진 데이터들을 적절히 군집(clustering)화하여 해석하는 것이 지식화 과정에서 적은 수의 룰을 가지고도 보다 의미 있는 정보를 추출할 수 있다. 이러한 군집화 해석 과정에서는 각각의 군집에 대한 타당성 (validation) 평가가 중요한 요소로 여겨진다.

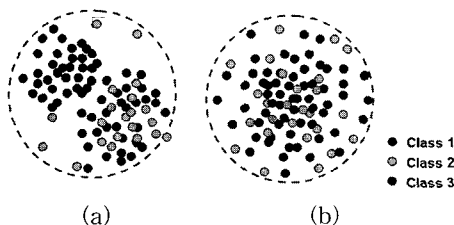


그림 2. 분리 가능한 패턴과 분리 불가능한 데이터 패턴의 예

Fig. 2. Examples of Separable Data Pattern and Inseparable Data Pattern

그림 2의 (a) 경우를 보면, 클래스 1의 패턴과 클래스 2, 3의 패턴은 분리 가능하다. 다시 말하면, 이 경우는 두개의 클

러스터(cluster)로 분리를 해서 해석을 하는 것이 보다 의미 있는 정보를 제공한다. 반면, (b)의 경우는 어느 클래스도 서로 간에 분리를 하는 것이 불가능하다. 이 경우는 하나의 클러스터라고 간주하고, 확률적인 정보를 추출해 내는 것이 더 의미가 있다. 즉, 클러스터의 타당성 평가는, 기존의 자율 학습(unsupervised learning) 관점에서 뿐만 아니라, 확률적 정보 및 분류 가능성(separability) 정보의 측면에서도 동시에 고려가 되어야 한다.

이 논문에서는 주어진 수치 데이터로부터 확률적 퍼지 룰 기반을 얻어내기 위해서 IFCS 학습 알고리즘 [11] 이 사용되었으며, 학습 과정은 그림 3에 보이는 것과 같다.

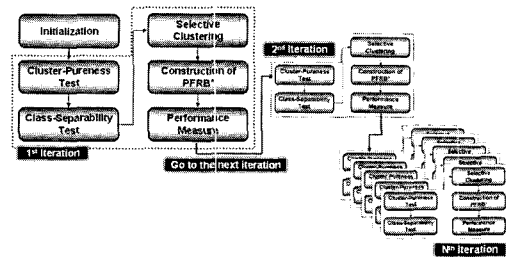


그림 3. IFCS 알고리즘의 학습 과정 블록 다이어그램
Fig. 3. Block Diagram of Learning Procedure of the IFCS Algorithm

IFCS 학습 알고리즘은 퍼지 논리, 퍼지 클러스터링 및 확률적 추론(probabilistic reasoning)이 결합된 형태의 학습 알고리즘이다. 주어진 데이터 패턴으로부터 초기에는 FCM (fuzzy c-means)[12] 클러스터링 및 클러스터 타당성 지수 (cluster validity index)로 Xie-Beni[13] 인덱스를 사용하여 클러스터링을 수행한다. 이 때, 평가 지수의 첫 번째 극소값에 해당하는 클러스터의 수를 선택한 후, 이를 기준으로 각 클러스터에 분리 가능한 정보가 있는지를 판단하여 다시 클러스터링을 수행할 것인지, 아니면 클러스터로부터 확률적인 정보를 추출할 것인지를 판단한다. 이러한 학습 과정을 위해서 IFCS에서는 클러스터링 과정에서 얻어진 분할 행렬 (partition matrix)의 퍼지 소속도 및 클래스 정보에 따라 클러스터 순도(cluster pureness) 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 같이 주어진 데이터 집합으로부터 학습을 하고, 바로 제어에 응용하는 경우를 말한다. 각 미디어 디바이스별로 서로 다른 확률적 퍼지 룰 베이스를 갖도록 MIMO (multi-input multi-output) 시스템을 MISO (multi-input single-output) 시스템의 조합으로 해석하여 학습 시스템을 구축한다. 그리고 각각의 MISO 시스템은 독립적인 PFRB를 보유한다. 이러한 경우는 기존의 오프라인 일괄(offline batch) 학습 방식의 패턴 인식 시스템과 동일한 기능을 수행하며, 단기 메모리 (short-term memory, 이하 STM)에 학습 시스템이 구현된다. 하지만, 학습해야 할 데이터가 변화하고 지속적인 적응(adaptation) 능력이 필요할 경우는 단기 메모리 및 장기 메모리(long-term memory, 이하 LTM)의 분할 구조로 그림 5와 같이 확장을 할 수 있다.

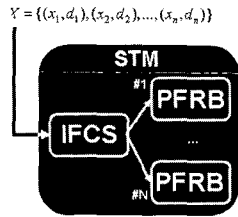


그림 4. IFCS 학습 알고리즘을 이용한 기본 학습 구조
Fig. 4. Basic Learning Architecture using the IFCS Learning Algorithm

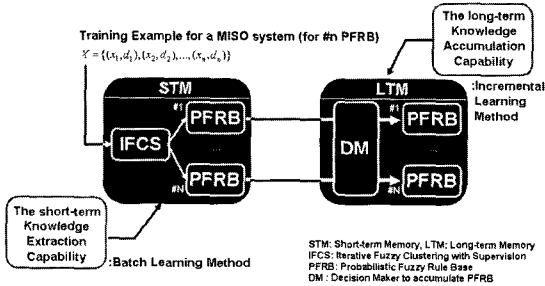


그림 5. IFCS 학습 알고리즘을 이용한 확장된 학습 구조
Fig. 5. Extended Learning Architecture using the IFCS Learning Algorithm

일정 기간 동안 누적된 데이터를 이용하여 학습한 결과물로 STM에 PFRB를 만들고, 이것은 DM(Decision Maker)의 결정에 따라 LTM으로 옮겨진다. 이 때 DM은 필요에 따라 단순히 STM의 PFRB를 LTM으로 옮길 수도 있고, 각 룰의 신뢰도를 평가하여 그 기준에 따라 옮길 수도 있다. STM의 룰 기반은 지속적으로 들어오는 데이터로부터 얻어진 PFRB가 LTM으로 가기 위한 버퍼(buffer) 기능을 수행하게 되며, LTM의 PFRB는 제어를 위한 룰 기반으로서 이것을 이용해서 입력 조건에 따라 클래스의 확률 값을 분류 결과로 제공하게 된다. 그림 5는 확장된 학습 구조의 학습 단계(phase)를 나타낸 반면, 그림 6은 LTM의 학습된 지식을 사용하여 제어에 응용하는 제어 단계를 보여준다.

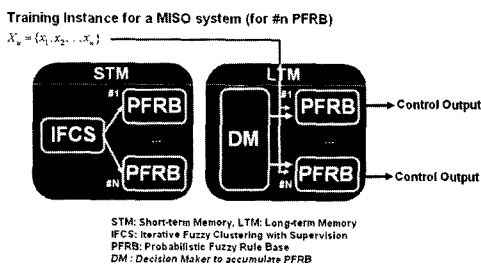


그림 6. IFCS 학습 알고리즘을 이용한 확장된 학습 구조의 제어 단계

Fig. 6. Control Phase of the Extended Learning Architecture using the IFCS Learning Algorithm

학습 데이터 패턴의 입출력들이 서로 계층적인 구조를 가지고 있을 경우는 그림 7과 같이 기본형의 학습 구조에서 계층적 학습 구조로 변경하여 적용할 수도 있다. 예를 들어, 사용자가 원하는 음악의 장르를 틀어주고, 그에 따른 음악의 소리를 조절해주는 서비스를 가정하자. 장르 선택에 대한 행동 패턴은 사용가능한 입력 정보(사용자의 상태(예, 작업, 휴

식, 운전 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. 이와 같은 경우는 계층적인 학습 구조로 모델링하여 학습 및 제어에 응용하는 것이 보다 효율적인 방법이 된다.

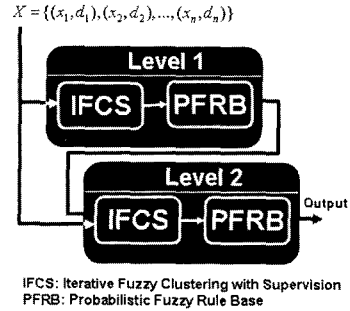


그림 7. IFCS 학습 알고리즘을 이용한 계층적 학습 구조
Fig. 7. Hierarchical Learning Architecture using the IFCS learning algorithm

4. 학습 제어 시스템의 구현 및 시뮬레이션 결과

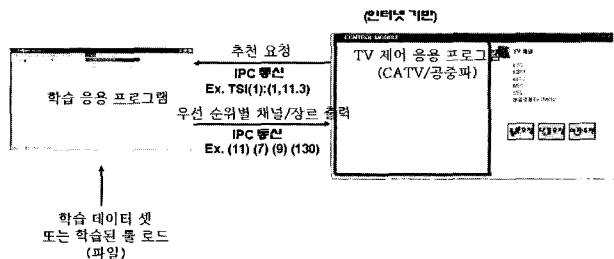
제안된 학습 시스템의 효율성을 보이기 위해서, 그림 8과 같은 TV 시청 패턴 학습 및 채널/장르 추천 시스템을 개발하였다. 학습 응용 프로그램은 그림 5와 같은 확장된 학습 구조를 이용하여 개발되었다. TV 제어 모듈과 학습 모듈은 마이크로소프트 윈도우(Microsoft Window) 기반에서 응용 프로그램으로 만들어졌으며, 두 모듈간의 통신은 IPC(inter process communication) 및 자체 통신 규약을 이용한다. 학습 모듈은 제어 모듈의 요청에 따라 학습된 지식을 이용하여 채널 또는 장르를 추천한다. 학습은 일정기간동안 축적된 TV 시청 패턴을 이용해서 진행되었고, 입력으로는 0에서 1 사이로 정규화된 요일과 시간의 수치값이 사용되었다.

대상으로 하는 TV 시청 데이터 패턴은 비일관적인 데이터의 비율이 높은 데이터에 해당된다. IFCS 알고리즘은 이러한 데이터로부터 효과적으로 의미 있는 정보를 추출해 낼 수 있으며, 분리 가능한 데이터의 경우에도 기존의 패턴 인식기와 마찬가지로 좋은 성능을 보이고 있다 [11]. [14]에서는 생활 패턴 인식을 위해서 점진적(Incremental) 학습 방법을 채택하고 있으나, 다루려고 하는 데이터와 같이 비일관적인 데이터의 비율이 높고, 확률적인 특성에 의존하는 경우 학습 과정에서의 정보 손실로 인해 좋은 성능을 보이기 힘들다는 단점을 가지고 있다.

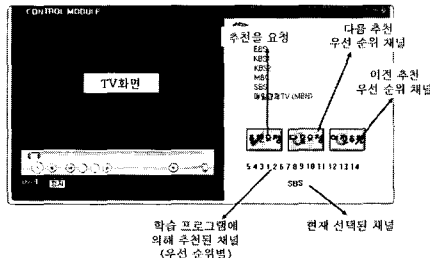
그림 9는 개인 TV 시청 패턴 데이터의 비일관성 비율(inconsistency ratio)의 예를 보여주고 있다. 이 때, 정규화된 입력 공간에서 TV 시청 패턴을 그림 9의 d 간격(x축)으로 분할을 했을 때, 같은 구획 안에 서로 다른 클래스(다른 TV 채널/장르를 선택하는 경우)가 존재하면 이것을 비일관적인 데이터라고 하고, 전체 데이터 중 비일관적 데이터의 비율을 비일관성 비율이라고 한다.

그림 9의 그래프를 보면, d=0.01, 즉 입력 공간을 각 축에 대해서 100개의 구간으로 분할을 해도 약 85%의 데이터가 비일관적이라는 것을 의미한다. TV 시청 패턴 데이터의 경우 사용자가 의도적으로 보려고 하는 시청 패턴 뿐만 아니

라, 원하는 채널을 찾기 위해 무작위적으로 채널을 변경하는 (seeking) 동작도 포함하기 때문에, 비일관적인 데이터가 많이 포함되어 있다. 시청 시간을 기준으로 필터링(filtering)을 하면, 비일관성 비율이 줄어들긴 하지만, 사람의 행동 특성상 여전히 비일관성 비율이 높게 나오기 때문에, 의미있는 퍼지 분할을 얻어내고 이것으로부터 룰을 추출하는 것이 무엇보다 중요하다.



(a) 학습 응용 프로그램 및 인터넷 기반 TV 제어 시스템 구조



(b) 제어 모듈 GUI(Graphic User Interface) 화면

그림 8. TV 시청 패턴 학습 및 채널/장르 추천 시스템
Fig. 8. TV Viewing Pattern Learning and the Channel/Genre Recommendation System

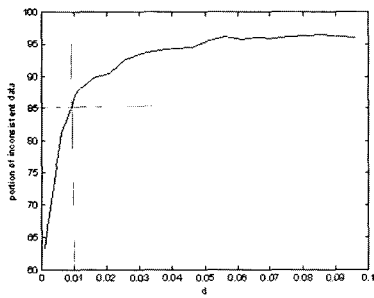


그림 9. TV 시청 패턴 데이터의 비일관성 비율
Fig. 9. Inconsistency Ratio of TV Viewing Pattern Data

또한 비일관적인 데이터의 비율이 많을 경우, 시스템의 성능 평가가 단순히 기존 학습 시스템의 관점에서 성공률로 이루어지는 것은 효율적이지 못하다. 즉, 우선 순위가 높은 클래스와 다른 클래스의 비율 차이가 크지 않은 경우, 우선 순위가 높은 클래스가 데이터 군을 대표한다고 볼 수 없으므로, 이 경우는 확실적인 해석을 효과적으로 잘 하고 있는지의 여부를 시스템 성능 평가 지표로 삼아야 한다. 그렇기 때문에, 패턴 분류 성공률 평가를 위하여, 그림 10과 같이 N번째 확률적으로 우선 순위를 가지는 클래스까지 성공률에 포함시켜 그래프를 그리고 이를 바탕으로 시스템 성능을 평가한다. 그림 10의 x축을 LCC(Level of Correct Classification)라고 정의하고, 이것을 1부터 구분할 클래스의

수까지 증가시켜가면서 LCC 번째 우선순위를 가지는 클래스를 성공률에 포함시켰을 때 성공률 $P_{LCC}(LCC=1,2,\dots,N_c)$ 을 y축의 값이라고 하자. 이 그래프를 이용할 경우 학습 시스템의 성능이 우수할수록 위쪽으로 볼록한 형태를 가지게 된다.

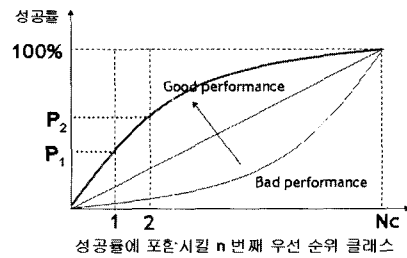


그림 10. 확률적 시스템의 성능 평가를 위한 누적 성공률 그래프

Fig. 10. Cumulative Success Rate Graph for Evaluation of a Probabilistic System

그림 11은 TV 시청 패턴 중 임의로 선택된 한 명에 대한 결과 그래프로서 한달 동안 누적된 TV 시청 패턴 학습 결과를 보여주고 있으며, 200개의 채널에 대해서 3번째 우선 순위까지 고려했을 경우 60% 정도의 성공률을 보인다. 집선은 인공 신경망(100개의 은닉층)을 사용했을 때 학습 성공률의 그래프를 보인 것이며, 이러한 학습 시스템은 비일관적인 데이터로 인해 학습 과정에서 정보 손실이 일어나므로, 제안된 시스템에 비해 훨씬 낮은 성공률을 보이고 있음을 알 수 있다.

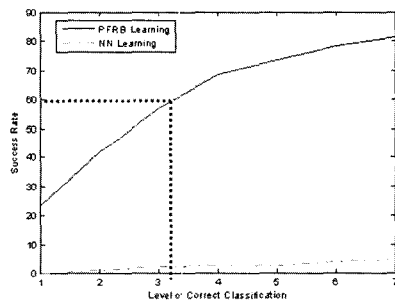


그림 11. TV 시청 패턴(채널) 학습 결과 그래프 예시
Fig. Example of the Result Graph for Learning a TV Viewing Pattern (Channel)

그림 11의 결과를 얻은 데이터에서 10분 이상 시청한 데이터만을 선별하여 학습했을 경우 성공률은 더욱 증가하며, 3번째 우선 순위를 가지는 클래스까지 고려했을 때 성공률은 90%까지 증가한다. 또한 공중파 5개 채널 및 9개 장르에 선택에 대한 학습 결과는 3번째 우선 순위까지 고려했을 경우, 90% 이상의 성공률을 나타낸다. 이것은 학습 시스템이 3번의 시도 안에 높은 만족도로 사용자가 원하는 채널을 추천해 줄 수 있다는 것과 같다. 여러 사용자의 데이터를 같이 학습하고, 사용자 ID를 입력으로 사용할 경우에도 좋은 성능을 보이지만, 수치화된 사용자 ID를 퍼지화 하여 입력으로 사용하는 과정에서 중첩이 일어날 수 있으므로 개인별로 독립적인 PFRB를 구성하는 것보다는 약간 낮은 성능을 보일 수도 있다. 따라서 개인별 성공률의 측면에서는 개인별로 독립적

인 PFRB를 구성하도록 하는 것이 더 좋고, 데이터 분석 효율 측면에서는 전체적인 PFRB를 구성하는 것이 더 좋을 것으로 보인다.

5. 결 론

이 논문에서는 비일관적인 데이터 패턴으로부터 의미 있는 정보를 추출하게 위해서 지식 표현의 한 방법으로 PFRB를 사용하고 이러한 지식을 얻어내기 위해서 IFCS 알고리즘에 기반을 둔 학습 방법을 사용하였다. 그리고, 단기 학습 기능뿐만 아니라 지속적인 변화에 적응하여 학습할 수 있는 기능을 구현하기 위하여 분할 메모리 구조에 기반을 둔 학습 제어 구조를 제안하였다. 또한, 제안된 학습 제어 구조를 개인화된 미디어 제어에 적용함으로써 사용자의 행동 패턴을 학습하여 의도 파악을 하고, 이에 맞추어 사용자가 원하는 미디어 콘텐츠를 효과적으로 추천해 줄 수 있음을 보였다.

일반적으로, 다루고자 하는 데이터의 패턴에 따라 적절한 학습 모델 및 알고리즘의 선정, 학습 구조의 구성이 시스템의 성능을 좌우하게 된다. 하지만, 여전히 학습 시스템을 구성하는데 있어서, 휴리스틱(heuristic)에 의존하는 설계는 시스템의 적응성을 낮추고, 학습되는 지식의 질(quality)를 떨어뜨릴 수 있다. 사람의 두뇌의 메모리 구조 모델로부터 이러한 학습 시스템을 구성하려는 연구[15]-[18] 또한 진행되고 있지만, 이에 대한 보다 심도 있는 연구 및 체계적인(systematic) 시스템 구조 설계 측면에서의 성능 평가 방법이 필요하다.

평생 학습(life-long learning)[10][19][20]의 관점에서, 제안된 학습 제어 시스템은 귀납적 학습 과정만을 다룬 것으로서, 사용자의 피드백(feedback)을 고려한 학습 룰의 수정(modification)이 포함되어 있지 않다. 하지만 대상으로 하는 응용 분야가 HILS(human-in-the-loop) 시스템일 경우, 제어 과정에서 얻어진 룰에 대한 사용자의 실시간 평가를 반영할 수 있게 되면 보다 신뢰성 있는 룰 기반을 구축할 수 있다.

끝으로, 학습 기능은 사용자 의도 파악 분야 뿐만 아니라 서비스 로봇 분야에서도 로봇의 지능을 높이기 위한 중요한 요소 기술로 여기지고 있으며, 이러한 기반 기술의 개발을 통해서 기존의 명령 수행에 중점을 두었던 수동적인(passive) 로봇은 자동적(automatic)임과 동시에 자율적(autonomous)인 지능 로봇으로 발전할 수 있을 것으로 보여진다.

참 고 문 헌

- [1] A. M. Meystel and J. S. Albus, *Intelligent Systems: Architecture, Design, and Control*, New York: John Wiley & Sons, Inc., 2002
- [2] H.A.Simon, "Why should machine learn?" in *Machine Learning*, Springer-Verlag, pp.25-38, 1984
- [3] Milan Sonika, "Image Processing, Analysis and Machine Vision", PWS Publishing, pp. 83-87, 1999
- [4] Z. Bien, H. Hee, S. Lee, and K. Park, "Learning Techniques in Service Robotic Environments", *Applied Artificial Intelligence: Proc. of 7th International FLINS Conference*, Genoa, Italy, 2006
- [5] Z. Zenn Bien and Dimitar Stefanov(eds), *Advances in Rehabilitation Robotics: Human friendly Techniques on Movement Assistance and Restoration for People with Disability*, Springer Verlag, June 2004
- [6] Z. Zenn Bien and Hyong-Euk Lee, "Effective Learning System Techniques for Human-Robot Interaction in Service Environment", *Knowledge-Based Systems*, accepted, 2007
- [7] 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
- [8] 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
- [9] Liu. Z. and 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
- [10] Hyong-Euk Lee and Z. Zenn Bien, "Design 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
- [11] Hyong-Euk Lee, Kwang-Hyun Park, and Z. Zenn Bien, "Iterative Fuzzy Clustering Algorithm with Supervision to Construct Probabilistic Fuzzy Rule Base from Numerical Data", *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, accepted, 2007
- [12] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Algorithms*, New York: Plenum, 1981
- [13] 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
- [14] Hyong-Euk Lee, Yong-Hwi Kim, Kwang-Hyun Park, Yong-Soo Kim, Jin-Woo Jung, Joonmyun Cho, MinGyoung Kim and Z. Zenn Bien, "Fuzzy Inductive Learning System for Learning Preference of the User's Behavior Pattern", *Journal of Korea Fuzzy Logic and Intelligent Systems Society*, Vol. 15, No. 7, pp. 804~812, 2005
- [15] A. Baddeley, *Working Memory*, Oxford Psychology Series, Oxford: Clarendon Press, 1986.
- [16] W. James, *Principles of Psychology*, New York: Holt, 1890.
- [17] J.D.E. Gabrieli, "Cognitive neuroscience of human memory", in *Annu. Rev. Psychol.*, vol.49, pp.87~115, 1998
- [18] Yingxu Wang, Ying Wang, "Cognitive informatics models of the brain", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Part C, Vol. 36,

Issue 2, pp. 203~207, March 2006

- [19] Fred H. Hamker, "Life-long learning Cell Structures-continuously learning without catastrophic interference", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 14, 2001
- [20] S. Grossberg, "Nonlinear neural networks: principles, mechanisms and architectures", *Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 17-61, 1988

저 자 소 개



이형욱(Lee Hyong-Euk)
 2000년 한국과학기술원 전자전산학과 학사
 2002년 동 대학원 전자전산학과 석사
 2002년~현재 동 대학원 전자전산학과 박사과정

관심분야 : 학습이론, 지식발견, 패턴인식, 유비쿼터스 환경, 서비스로봇, 지능로봇
 Phone : 042-869-8019
 Fax : 042-869-8750
 E-mail : helee@ctrsys.kaist.ac.kr



김용휘(Kim Yong-Hwi)
 2005년 세종대학교 전자공학과 학사
 2005년~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정

관심분야 : 작업 계획, 학습이론, 지능 로봇
 Phone : 042-869-5419
 Fax : 042-869-8750
 E-mail : kyh8301@ctrsys.kaist.ac.kr



이태엽(Yi Taeyoub)
 2006년 경북대학교 전기및전자공학과 학사
 2006년~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정

관심분야 : EMG 신호처리, 학습이론, 패턴 인식
 Phone : 042-869-5419
 Fax : 042-869-8750
 E-mail : tyyi@ctrsys.kaist.ac.kr



박광현(Park Kwang-Hyun)
 1994년 한국과학기술원 전자전산학과 학사
 1997년 동 대학원 전자전산학과 석사
 2001년 동 대학원 전자전산학과 박사
 2002년~현재 한국과학기술원 전자전산학과 BK 초빙교수

관심분야 : 학습이론, 지능로봇, 인간-로봇 상호작용, 재활공학
 Phone : 042-869-5419
 Fax : 042-869-8750
 E-mail : akai@robotiar.net



김용수(Kim Yong-Soo)
 1981년 연세대학교 전기공학과 학사
 1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사
 1986년 삼성전자 종합연구소 주임연구원
 1993년 Dept. of Electrical Eng., Texas Tech Univ. 박사 과정 졸업
 1995년~현재 대전대학교 컴퓨터공학과 부교수

관심분야 : 신경회로망, 퍼지 논리, 패턴인식, 영상처리, 침입 탐지 시스템 등
 Phone : +82-42-280-2547
 Fax : +82-42-284-0109
 E-mail : kystj@dju.ac.kr



조준면(Cho Joon-Myun)
 1993년 한국과학기술원 기계공학과 학사
 1995년 동 대학원 자동화 설계 공학과 석사
 1995년~2001년 (주)발보건설기계코리아 기술연구소 (구 삼성중공업 중앙연구소) 선임연구원
 2006년 한국과학기술원 기계공학과 박사
 2007년~현재 한국전자통신연구원 선임연구원

관심분야 : Ontological Engineering, Knowledge Engineering, 지능형 정보 시스템
 Phone : 042-860-1873
 Fax : 042-860-6790
 E-mail : jmcho@etri.re.kr



변증남(Bieon Z. Zenn)
 1969년 서울대학교 전자공학과 학사
 1972년 University of Iowa 전자공학과 석사
 1975년 University of Iowa 수학과 석사
 1975년 University of Iowa 전자공학과 박사
 1976년~1977년 University of Iowa 조교수
 1981년~1982년 University of Iowa 객원 부교수

1987년~1988년 Syracuse University, New York, USA 객
원 연구원
1988년 일본 동경공대 객원 교수
1990년~1995년 한국 퍼지 및 지능 시스템 학회장
2003년~2005년 국제퍼지시스템학회(IFSA) 회장
1977년~현재 한국과학기술원 전기및전자공학과 교수
1999년~현재 한국과학기술원 인간친화복지로봇연구센터 소장
2003년~현재 한국로봇공학회 회장
2005년~현재 한국전력 석좌교수
2007년~현재 IEEE Fellow

관심분야 : 지능제어, 학습이론, 소프트웨어컴퓨팅, 퍼지이론, 서
비스로봇

Phone : +82-42-869-3419

Fax : +82-42-869-8410

E-mail : zbien@ee.kaist.ac.kr