

# 사용자 행동 패턴 선호도 학습을 위한 퍼지 귀납 학습 시스템

## Fuzzy Inductive Learning System for Learning

### Preference of the User's Behavior Pattern

이형욱\*, 김용휘\*, 박광현\*, 김용수\*\*, 정진우\*\*\*, 조준면\*\*\*\*, 김민경\*\*\*\*, 변증남\*

\*한국과학기술원 전자전산학과

\*\*대전대학교 컴퓨터 공학부

\*\*\*한국과학기술원 인간친화복지로봇연구센터

\*\*\*\*한국전자통신연구원 지능로봇연구단

Hyong-Euk Lee\*, Yong-Hwi Kim\*, Kwang-Hyun Park\*, Yong-Su Kim\*\*,  
Jin-Woo Jung\*\*\*, Joonmyun Cho\*\*\*\*, MinGyoung Kim\*\*\*\* and Z. Zenn Bien\*

\*Department of Electrical Engineering and Computer Science, KAIST

\*\*Department of Computer Engineering, Daejeon University

\*\*\*Human-friendly Welfare Robot System Engineering Research Center, KAIST

\*\*\*\*Division of Intelligent Robot Research, ETRI

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

#### ABSTRACT

스마트 홈과 같은 유비쿼터스 환경은 다양한 센서 및 제어 네트워크가 밀집되어 있는 복잡한 시스템이다. 본 논문에서는 이러한 환경하에서 복잡한 인터페이스의 사용에 대한 사용자의 인지 부담(cognitive load)을 줄이고 개인화된(personalized) 서비스를 자율적으로 제공하기 위한 사용자 행동 패턴 선호도 학습 기법을 제안한다. 이를 위해 지식 발견(Knowledge Discovery)을 위한 평생 학습(life-long learning)의 관점에서 퍼지 귀납(Fuzzy Inductive)학습 방법론을 제안하며, 이것은 수치 데이터로부터 입력 공간에 대한 효율적인 퍼지 분할(fuzzy partition)을 얻어내고 일관성있는(consisitent) 퍼지 상관 룰(fuzzy association rule)을 얻어내도록 한다.

**Key words** : 행동 패턴 학습, 퍼지 귀납 학습, 평생 학습, 지식 발견, 유비쿼터스 환경

#### 1. 서론

유비쿼터스 환경(Ubiquitous Environment) 환경은 센서 네트워크와 컴퓨팅 컴포넌트들이 환경 내에 밀집되어 스며들어 있는 복잡한 시스템으로 해석될 수 있다. 이러한 유비쿼터스

환경의 예로는 스마트 홈(Smart Home)이 대표적이다. 스마트 홈은 사용자와 환경을 모니터링 할 수 있는 다양한 센서들과 가전 기기, 서비스 로봇등과 같은 여러 가지 제어 가능한 디바이스들이 집약되어 있다.

스마트 홈 환경과 관련된 연구 중에서 중요

한 이슈 중의 하나는 사용자의 편의성이다. 편리한 인간-기계 인터페이스에 대한 다양한 연구들이 이루어지고는 있으나, 여전히 복잡한 제어 대상들에 대해 특화된 각각의 인터페이스는 사용자로 하여금 인지 부담을 가중시킨다.

때문에 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 자리매김한다.

본 논문에서는 스마트 홈 환경에서 학습에 기반한 사용자 의도 파악 기술에 대한 응용 사례의 하나로, 퍼지 귀납 학습 방법을 이용한 사용자 행동 패턴 학습 기법을 제안한다.

## II. 배경 지식

### 2.1 관련 연구

사용자 행동 패턴 학습 시스템을 개발한 사례로는 대표적으로 Adaptive House[1]와 iDorm[2]을 들 수 있다. Adaptive House는 인공 신경망을 이용하여 환경 정보에 따라 온도/조명과 같은 환경의 최적 제어 방법을 제안했으며, iDorm은 퍼지 룰 기반의 점진적 학습 방법(incremental learning method)을 사용하여 사용자 행동 패턴을 학습하고 주거 공간 내의 다양한 가전 기기를 제어하는 방법을 제안하였다.

하지만, 인공신경망에 기반한 학습 방법은 지식이 뉴런 사이의 수치화된 가중치로 표현이 되어 해석하기가 어렵고, 부분적인 지식의 수정이 어렵다는 단점을 가지고 있다. 이에 반해 퍼지 논리(Fuzzy Logic)기반의 지식화 기법은 사람이 생각하는 방식으로 지식화 한다는 측면에서 해석 및 지식의 수정이 용이하다는 장점을 가진다. 그러나 iDorm에서의 퍼지 기반 학습 방식은 입력 공간에 대한 퍼지 분할(fuzzy partition)을 미리 할당해 두고 학습을 하기 때문에 사용자에게 따라 잘못된 룰들이 얻어질 수 있다는 제한을 가지고 있다.

### 2.2 지식 발견을 위한 평생 학습

데이터 베이스(database)에서의 지식 발견은 데이터로부터 의미 있고 유용하며 궁극적으로 이해 가능한 패턴을 얻어내는 논트리비얼 과정(non-trivial process)로 간단히 정의된다[3]. 하지만 본 논문에서는 보다 세부적으로 지식 발견을 각 입력 공간에 대한 퍼지 분할(fuzzy partition)을 데이터 분포에 따라 효율적으로 자율 구성(self-construction)하고, 그

에 상응하는 일관성있는 퍼지 상관 룰을 얻어내는 것으로 재정의하여 사용하도록 한다.

또한 지식 발견 과정은 평생 학습 패러다임에 기반하여 데이터 패턴을 지식화하도록 한다. 기존의 패턴 인식 문제와 달리 생활 패턴과 같은 데이터는 단기간에 얻어지기 힘들며, 시간이 지남에 따라 변화할 수 있다는 특성을 가진다. 이러한 관점에서 평생 학습의 중요성이 부각되며, 평생 학습의 개념은 지속적인 학습(continuous learning)으로도 불리며, 시스템의 수명 기간 동안 끊임없이 학습하는 것을 강조한다[4].

여기에서는 지식 발견을 위한 평생 학습의 개념을 귀납적 학습 과정(Inductive Learning Process)와 연역적 학습 과정(Deductive Learning Process)을 끊임없이 반복하면서 일관성 있는 지식을 추출해 내는 것으로 재해석하여 사용한다. 생활 패턴 학습에서 귀납적 학습 과정은 모니터링(monitoring)을 통해 얻어진 데이터 패턴을 지식화하는 것을 의미하고, 연역적 학습 과정은 귀납적 학습 과정을 통해 얻어진 지식을 이용하여 사용자에게 서비스를 제공하고 사용자로부터 피드백(feedback)을 받아 지식을 수정하는 과정을 의미한다(그림 1). 이 논문에서는 이러한 두 과정 중에서 귀납적 학습 기법에 대해서 다루도록 한다.

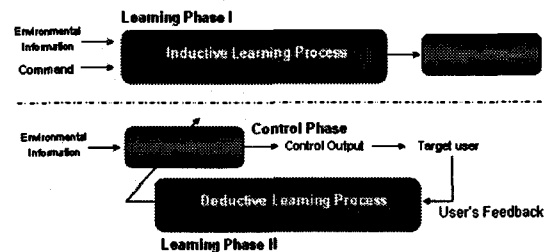


그림 1. 지식 발견을 위한 퍼지 평생 학습 방법  
(사용자 행동 패턴 학습 및 제어)

## III. 퍼지 귀납 학습 시스템

### 3.1 전체 시스템 구조

그림 2는 퍼지 귀납 학습 시스템의 전체 구조를 보여준다. 퍼지 귀납 학습 과정은 다시 데이터 레벨(data-level) 퍼지 귀납 학습과 룰 레벨(rule-level) 퍼지 귀납 학습 과정으로 나뉜다. 데이터 레벨 퍼지 귀납 학습 과정은 주어진 수치 데이터를 상응하는 퍼지 집합과 퍼지 룰로 나타내는 것을 의미하며, 룰 레벨의 퍼지 귀납 학습은 데이터 레벨 퍼지 귀납 학습 과정으로부터 얻어진 퍼지 집합과 퍼지 룰을 통합, 선택하고 일관성 있는 룰을 얻어내는 과정을 말한다.

이러한 과정을 다루기 위해서, 전체 귀납 학습 과정은 단기 메모리(short-term memory), 전환 메모리(transition memory), 장기 메모리(long-term memory)에서 나누어 이루어진다.

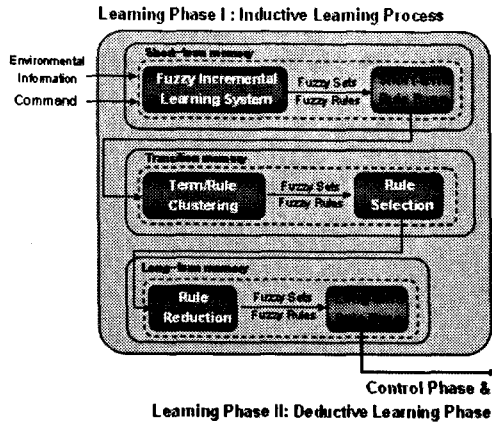


그림 2. 전체 학습 시스템 구조

3.1 단기 메모리에서의 학습 과정

단기 메모리에서는 퍼지 증분 학습 시스템(FILS, Fuzzy Incremental Learning System)[5]을 통해 MISO(multi-input multi-output) 시스템의 입출력 패턴으로부터 퍼지 집합과 퍼지 룰을 추출한다. 학습 과정은 점진적으로 일어나며, 퍼지 룰은 다차원 입력 공간에 대해서 하이퍼박스(hyperbox)의 형태로 얻어진다. 점진적 학습에서의 데이터 순서 영향(data-order dependency)을 줄이기 위해 FILS에서는 병합(merging)과 분할(splitting) 과정에서 통계적인 회귀 계산(statistical recursive calculation)을 통해서 퍼지 룰의 조건부(antecedent part)를 형성하는 퍼지 집합의 크기를 조절하고 이에 따른 퍼지 룰을 구성한다.

3.2 전환 메모리에서의 학습 과정

전환 메모리에서는 단기 학습 과정에서 얻어진 퍼지 집합과 퍼지 룰들을 효과적으로 통합, 선택하여 장기 학습 메모리로 옮기는 과정이 이루어진다. FILS에서 얻어진 퍼지 집합과 퍼지 룰은 분류해야 할 클래스간 겹침(overlap)이 없도록 데이터에 따라 점진적으로 병합과 분할 과정을 반복하기 때문에, 각 입력 축에 대해서 비밀관적인 데이터 패턴에 대해서 퍼지 집합과 룰에 대한 분할이 늘어난다는 단점을 가지고 있다(그림 3).

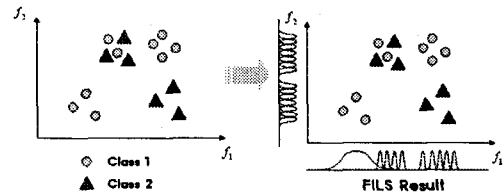


그림 3. 비밀관적인 데이터가 혼합되어 있는 경우의 FILS 학습 결과

때문에 이러한 것들을 효과적으로 클러스터링(clustering)해주는 과정이 필요하며(그림 4) 확률적으로 의미 없는 퍼지 집합과 룰들을 제거해 주는 과정 또한 일관성 있는 지식을 얻어 내기 위해 중요한 의미를 가진다.

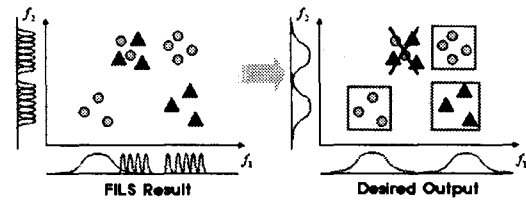


그림 4. 하이퍼 박스 클러스터링과 선택

이를 위해서 각각의 클래스(c)에 대해서 얻어진  $N_c$  개의 하이퍼박스를 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 계산하여  $N_c$ -by- $N_c$ 의 거리 대칭 행렬을 구성한다. 그리고 임의로 선택된 하이퍼박스를 기준으로 행렬을 거리에 따라 순차적으로 정렬한 후, 각 하이퍼박스의 밀도(density)가 임계값을 벗어나지 않는 범위 내에서 정렬된 순서대로 하이퍼 박스를 병합하며, 다시 남은 하이퍼박스들에 대해서 이 과정을 반복한다.

3.3 장기 메모리에서의 학습 과정

장기 메모리의 퍼지 분할과 퍼지 룰들은 제어 위해 사용되는 지식으로서 지속적으로 누적되고 변화, 삭제가 이루어진다. 때문에 장기 메모리에서의 학습은 단기 메모리에서의 학습 과정과 같이 점진적으로 이루어지며, 룰 기반의 귀납 학습이 이루어진다. 전환 메모리에서의 학습과정을 거친 하이퍼박스는 장기 메모리에 있는 퍼지 분할과 룰들과의 비교를 통해서 장기 메모리에 추가/수정 여부가 결정된다. 새롭게 들어온 하이퍼박스는 각 축에 대한 사영(projection)으로 얻어진 퍼지 집합과 기존의 퍼지 집합들의  $\alpha$ -cut 이 임계값 이상의 중복 영역을 가질 경우 이를 같은 집합으로 병합하며 같은 조건부에 대해서 다른 결론부(consequent part)를 가지고 있으면 룰을 삭제한다.

### IV. 시뮬레이션 결과

그림 5는 시간과 장소에 따른 사용자의 정보 제공 서비스를 각 클래스로 나누어 도식화한 사용자의 행동 패턴의 한 예를 보여주며, 표 1은 퍼지 귀납 학습을 거친 결과를 보여준다. 이 때,  $N_1, N_2, N_3$  는 각각 학습 과정을 거친 퍼지 집합 수( $x_1$  축), 퍼지 집합 수( $x_2$  축)와 퍼지 룰 수를 나타낸다.

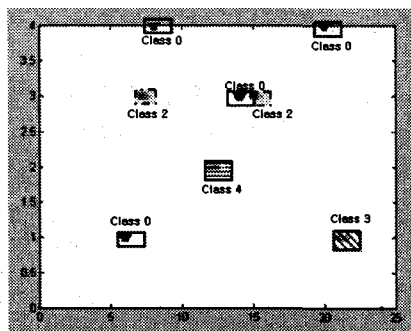


그림 5. 시뮬레이션 예제 1

표 1. 예제 1 학습 결과

예제 1 학습 결과					
단기메모리			장기 메모리		
$N_1$	$N_2$	$N_3$	$N_1$	$N_2$	$N_3$
8	34	41	8	5	10

그림 6은 iDorm에서의 내부 온도와 외부 온도에 대한 온오프(On/Off) 히터 제어 명령 데이터를 나타내며, 이에 대해서 학습 결과는 표 2에서 보는 것과 같다.

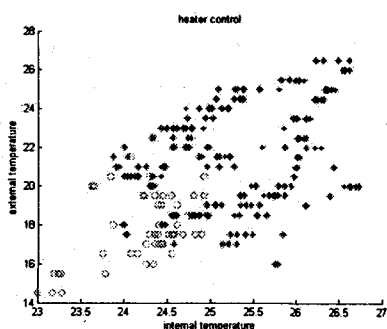


그림 6. 시뮬레이션 예제 2

표 2. 예제 2 학습 결과

예제 1 학습 결과					
단기메모리			장기 메모리		
$N_1$	$N_2$	$N_3$	$N_1$	$N_2$	$N_3$
111	72	288	2	2	2

### V. 결론

지식 발견을 위한 평생 학습의 개념은 스마트 홈 환경에서 사용자의 행동 패턴을 학습하는 시스템에 응용될 수 있으며, 퍼지 귀납 학습 기법은 주어진 수치 데이터 패턴으로부터 일관성있는 퍼지 분할과 퍼지 상관 룰을 효과적으로 얻어낼 수 있도록 해준다.

하지만 지식 발견을 위한 평생 학습의 개념에서 퍼지 귀납 학습 기법은 제어 및 연역적 학습과 연계하는 것이 필요하며, 입력 공간의 차원을 줄이기 위한 특징 집합 추출 또한 고려되어야 한다. 또한, 시스템의 신뢰도와 효용성 검증을 위하여 보다 많은 대상 사용자들에 대한 실제 생활 패턴 데이터의 시뮬레이션 결과 분석이 요구된다.

감사의 글 : 본 연구는 한국 전자 통신 연구원(ETRI)지능형 로봇 사업단의 연구비 지원으로 수행되었음을 밝혀둔다.

### IV. 참고문헌

- [1] Mozer, M. C., "The neural network house: An environment that adapts to its inhabitants", Proc. of the American Association for Artificial Intelligence Spring Symposium on Intelligent Environments, Menlo, Park, pp. 110-114, 1998
- [2] H. Duman, V. Callaghan, H. Hagra, M. Colley, G. Clarke, Z. Bien, H. Lee, Y. Kim, "A Multi-Agent Pervasive Computing Architecture For Geographically Dispersed Care Environments" Proceedings of the 10th International Fuzzy Systems Association World Congress (IFSA 2003), Turkey, 2003
- [3] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, "From Data Mining to Knowledge Discovery: An Overview", in Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, MIT Press, Cambridge, Mass., 1996, pp. 1-36.
- [4] Fred H. Hamker, "Life-long learning Cell Structures-continuously learning without catastrophic interference", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 14, 2001
- [5] Hyong-Euk Lee and Z. Zenn Bien, "Inductive Learning Structure for Knowledge Discovery in Ubiquitous Environment", Proceedings of Int'l Symposium on Advanced Intelligent Systems, Korea, pp. 258-262, 2005,