

퍼지 베이지안 네트워크와 효용성 이론을  
사용한 상황 기반 음악 추천

연세대학교 대학원

컴퓨터과학과

유 지 오

퍼지 베이지안 네트워크와 효용성 이론을  
사용한 상황 기반 음악 추천

지도 조 성 배 교수

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2005년 12월 일

연세대학교 대학원

컴퓨터과학과

유 지 오

유지오의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 \_\_\_\_\_ 조 성 배 \_\_\_\_\_ 인

심사위원 \_\_\_\_\_ 변 혜 란 \_\_\_\_\_ 인

심사위원 \_\_\_\_\_ 이 경 호 \_\_\_\_\_ 인

연세대학교 대학원

2004년 12월 일

## 감사의 글

인공 지능 연구라는 막연한 상상을 하며 연구실에 들어온 지 어느덧 2년이란 세월이 흘렀습니다. 아직 미련이 많이 남지만, 학교라는 울타리를 벗어나 저도 이제 졸업을 하게 되었습니다. 그리 특별하지 않은 저이지만, 그래도 지금의 제가 있기까지 도움을 주신 분들께 감사의 글을 전합니다.

먼저 이 자리까지 저를 이끌어 주신 열정적인 조성배 교수님께 감사드립니다. 아직 제가 받아야 할 교수님의 가르침이 많이 남아있는 것이 아쉽고, 또 아쉽지만, “작지만 깊이있게”라는 교수님의 말씀과 열정을 간직하며 살아가겠습니다. 학위 논문을 심사해주신 변혜란 교수님과 이경호 교수님께도 감사드립니다. 변혜란 교수님의 인자하심은 잊을 수 없을거예요. 그리고 이경호 교수님께 직접 가르침을 많이 받지 못해 아쉬운 마음을 가지고 갑니다.

같이 연구실 생활을 하며 회노애락을 같이 한 연구실 사람들에게 감사의 마음을 전합니다. 저를 멘토링하느라 고생한 경중형, 빛과 소금같은 조언을 많이 해준 진혁형, 어찌면 제일 긴 인연 금성형 감사드립니다. 지금은 졸업했지만, 저에게 좋은 말 많이 해준 승룡형, 찬호형, 상준형, 시호형, 자민형, 그리고 현정 누나, 경민 누나에게도 감사드리고 싶어요. 많은 이야기를 나눴던 성수, 착한 마음씨의 한샘형, 활발한 그 성격을 닮고 싶은 준기형 감사해요. 모두 좋은 박사되어서 못다 이룬 저의 꿈을 대신! 하하. 동계 스포츠맨 명철형, 유머러스한 같은 B형 라인 윤석형, 좋은 이야기를 많이 해준 주흠형, 매너 가이 승수형, 함께 하면 언제나 즐거운 병길형, 나름 큐티(?)보이 웅근이, 열정적인 승빈형, 조용하지만 조금은 엉뚱해서 좋은 보운씨, 너털웃음 인지형, 빨리 낯길 바라는 문희에게도 감사드립니다. 비록 함께하지는 못하지만 새로운 길을 가려하는 영설형, 좋은 연구 많이 하시길 바래요.

내 대학 시절이 빛나도록 해준 많은 사람들, 그리고 앞으로도 빛내줄 사람들, 지용이, 우준형, 우범형, 영지누나, 진석이, 은자형, 정식이, 익준이, 영성, 은주, 민주 등 사랑스러운 MAY 모든 선후배 동기들, 비록 지금은 좀 서먹해졌지만, 여전히 나의 대학 시절의 소중한 한 부분 소리를 사람들에게도 감사드립니다.

제 인생에서 언제나 든든한 버팀목이자 힘이 되어주는 친구들, 멋진 상흔이, 외유내강 의민이(빨리 나와 놀자 짜식아!), 자주 못봐 아쉬운 윤석이, 어색하지만 착한 기춘이, 개똥철학자 성열이, 자주 연락하진 못하지만 언제나 반가운 민영에게 진심으로 감사의 마음을 전합니다. 내 인생을 함께 해줘서 고맙다.

정말 사랑하는 우리 가족, 아빠, 엄마, 그리고 내 동생 지원이. 표현은 안하지만, 저는 지금의 아빠, 엄마, 동생이 아닌 가정에서 태어났다면 지금처럼 행복하진 않았을 거예요. 정말 사랑합니다.

마지막으로 온갖 때를 내가 다 받는 것 같지만, 사실은 언제나 내가 기대고, 의지하고, 힘을 낼 수 있게 해준 사람, 비나에게 진심으로 감사드립니다. 네가 없었다면 이 학위 논문은 나올 수 없었을 거야.

막연한 상상으로 시작한 지난 2년간이 그리 달콤하게 지나간 것 같지 않지만. 나름대로 웃고, 울면서 내 자신의 한계도 느꼈고, 또한 앞으로 그 한계를 깨칠 수 있는 힌트도 얻을 수 있었습니다. 지난 2년간 연구실 생활, 많은 것을 느끼고, 깨닫고, 배우고 돌아갑니다. 이 경험으로 바탕으로 더욱 멋진 유지오가 되도록 노력하겠습니다.

앞으로 펼쳐질 제 인생이 기대가 됩니다.  
지켜봐 주세요. 감사합니다.

2006년 1월 어느 날  
유 지 오

덧 : 자기 이름 없다고 아쉬워하는 \_\_\_\_에게도 정말 감사드립니다.

또 제 보잘 것 없는 제 논문을 읽어주시는 독자분에게도 감사드립니다.

그리고 감사하는 사람 중 정말 중요한 한 사람을 빼먹었습니다.

유지오. 고생했다. 그래도 언제나 웃을 수 있는 내가 좋다. 고맙다.

# 차 례

그림 차례	ii
표 차례	iii
국문 요약	iv
제1장 서론	1
제2장 배경 및 관련연구	4
2.1. 자동 추천 기법	4
2.2. 상황 인식을 위한 베이지안 네트워크	9
제3장 상황 인식을 위한 퍼지 결정 네트워크	14
3.1. 입력 데이터의 전처리	15
3.2. 퍼지 베이지안 네트워크 추론	19
3.3. 결정 네트워크	22
제4장 상황 인식 음악 추천	24
4.1. 시스템 구조	24
4.2. 상황 추론	29
4.3. 상황과 사용자 성향을 고려한 음악 추천	33
제5장 실험 결과	35
5.1. 추천 과정 분석	35
5.2. 사용성 평가	44
제6장 결론	47
참고 문헌	49
영문 요약	56

## 그림 차례

그림 1. 간단한 음악 추출 및 추천 기법이 사용된 Media Player와 iTunes	2
그림 2. 추천 서비스를 제공하는 MovieLens와 Amazon.com	4
그림 3. 자동 추천 연구의 분류	8
그림 4. Dey가 정의한 상황(Context)의 개념	10
그림 5. 계층적 상황의 표현 및 활용	10
그림 6. 상황 인식 문제에서의 베이지안 네트워크의 활용	12
그림 7. Notification system의 concept overview	13
그림 8. 퍼지 베이지안 프레임워크의 작동	14
그림 9. 일반적인 베이지안 네트워크의 전처리 과정의 예	16
그림 10. 사다리꼴의 퍼지 함수를 사용한 소속도 계산	18
그림 11. 퍼지 이론을 사용한 전처리 과정의 예	18
그림 12. 간단한 베이지안 네트워크	20
그림 13. 퍼지 베이지안 네트워크의 추론	22
그림 14. 상황 인식 음악 추천 시스템의 전체 구조	25
그림 15. XML 형식으로 저장된 음악 DB의 예	27
그림 16. 음악 DB를 위한 XML 스키마 정의 (BNF)	28
그림 17. 온도에 대한 퍼지 소속도 함수	30
그림 18. Valence-Arousal Space	31
그림 19. Thayer의 분위기 모델	31
그림 20. 베이지안 네트워크의 설계 과정	32
그림 21. 분위기 추론을 위해 설계된 베이지안 네트워크	32
그림 22. 각 속성 별 음악 DB 내 음악 분포	36
그림 23. 실제 데이터에서 각 속성 변화	36

그림 24. 각 속성 별 확률과의 상관 분석	38
그림 25. “분위기” 노드의 확률 변화 비교	39
그림 26. 음악 속성 중 “장르”에 대한 추천 점수 변화 비교	39
그림 27. 추천된 상위 30곡 중 새로 순위에 오른 곡의 수 변화 비교	40
그림 28. 추천된 상위 30곡 목록이 변화한 시점의 수	41
그림 29. 추천된 상위 30곡 중 변화한 곡의 수 비교	41
그림 30. 11월 27일 일요일에 추론된 “분위기” 노드의 확률 분포	41
그림 31. “11월 27일 일요일 1시 6분”의 음악 추천	42
그림 32. “11월 27일 일요일 18시 0분”의 음악 추천	43
그림 33. 1회 추천에 대한 수행시간 평균 비교	43
그림 34. 상황 인식 음악 추천에 대한 상대적 만족도 구간	45
그림 35. 피험자 별 SUS 점수 및 평균	46

## 표 차례

표 1. 상황 인식 문제에서 사용 가능한 데이터의 형태의 예	15
표 2. 상황 정보 추론을 위해 사용한 데이터	26
표 3. 음악 DB에 저장되는 곡의 특성	27
표 4. 관측 노드의 상태 및 정의	29
표 5. 추천에 사용되는 음악의 특성	33
표 6. 저장되는 사용자 선호도의 형식	34
표 7. 만족도 평가를 위해 제시된 상황	44
표 8. 사용성 평가를 위한 설문 문항	46



## 국 문 요 약

### 퍼지 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용한

### 상황 기반 음악 추천

디지털 음원과 저장기기, 인터넷의 발달로 사용자는 대량의 음악을 저장하고, 청취할 수 있게 되었다. 많은 음악 중 사용자가 원하는 음악을 찾기 힘들기 때문에 사용자의 기호에 따라 음악을 자동 추천해주는 연구가 진행되고 있다. 대부분의 음악 추천 연구는 사용자의 기호를 한 가지로 고정하고 협력 필터링, 내용 기반 추천 등을 통해 기호에 가장 잘 부합하는 음악을 추천한다. 그러나 계절이나 시간대에 따라 듣고 싶은 음악이 달라지는 것처럼 상황에 따라 듣고자 하는 음악에 대한 사용자의 기호는 달라진다. 따라서 현재 사용자의 상황을 인식하고 그에 따라 적절한 음악을 추천할 수 있다면 더욱 만족도 높은 추천 시스템이 될 수 있다.

상황에 따라 적절한 음악을 추천하기 위해서는 실제 환경으로부터 관찰되는 데이터를 입력으로 사용하여 현재 상황을 추론하고, 추론된 상황과 사용자 기호를 적절히 결합할 수 있어야 한다. 그러나 상황을 추론하는 문제는 불확실성을 내포하고 있으며, 다양한 형태의 입력 데이터를 처리할 필요가 있다. 또한 상황에 따른 사용자의 기호를 모델링하고 추론된 상황 정보와 함께 음악 추천에 활용할 수 있는 기법이 필요하다. 베이지안 네트워크는 환경 변수 사이의 인과 관계를 확률로 표현하여 실세계의 불확실성을 제어할 수 있고, 전문가의 지식을 쉽게 적용할 수 있으며, 학습 및 갱신이 가능하기 때문에 상황 인식 분야에서 많이 사용되고 있다. 그러나 주로 이산적인 정보를 다루기 때문에 연속 값, 신뢰도 등 다양한 형태의 데이터에 대해 정교한 처리가 힘들다. 또한 결과가 확률로 도출되기 때문에 그 자

체만으로 사용자 성향 등 여러 효용을 고려하여 결정을 내리기 어렵다.

본 논문에서는 퍼지 이론과 베이지안 네트워크, 효용성 이론을 결합한 퍼지 결정 네트워크를 사용한 상황 기반 음악 추천 시스템을 제안한다. 제안한 방법은 센서, 인터넷 등 다양한 소스로부터 입력된 다른 형태의 데이터를 퍼지 이론을 통해 하나의 형태로 전처리하고, 이를 베이지안 네트워크의 입력으로 사용하여 현재 상황을 추론한다. 또한 효용성 이론을 사용하여 음악에 대한 상황별 사용자 성향을 모델링하여, 추론된 상황에 따라 적절한 음악을 추천한다. 제안한 방법을 센서 및 인터넷 정보를 사용하는 실제 음악 추천 시스템으로 구현하고, 추천 과정 분석을 통해 다양한 상황에서 사용자 선호도에 부합하는 음악을 추천할 수 있음을 보인다. 또한 Sheffé의 쌍비교법과 SUS 사용성 평가를 통해 사용자 만족도와 사용성을 측정하여 상황 정보를 활용할 때 만족도 높은 음악 추천을 할 수 있음을 보인다.

---

핵심되는 말 : 자동 음악 추천, 상황 인식, 유비쿼터스 센서, 베이지안 네트워크, 효용성 이론, 결정 네트워크, 퍼지 이론, 사용성 평가

## 제1장 서론

디지털 음원 압축 기술과 인터넷, 저장 기기의 발달로 음악을 좋아하는 사람이라면 누구나 음악을 자신의 컴퓨터에 수집하고 청취할 수 있다. MPEG III (MP3)라는 디지털 음원 압축 기술의 등장으로 CD 품질로 36MB(Mega Byte) 정도의 크기를 가지는 4분 정도의 곡을 비슷한 품질이면서 4MB 정도의 적은 용량의 파일로 압축하여 저장할 수 있다[Pan95]. 인터넷과 초고속 통신망의 발달로 MP3 포맷의 음악을 빠른 시간 안에 쉽게 다운로드하거나 스트리밍 서비스를 통해 청취할 수 있으며 디지털 음악 시장도 크게 성장하고 있다[유선실05]. 또한 고용량, 초소형 저장 기기의 발달[정05]로 많은 수의 음악을 자신의 컴퓨터에 수집할 수 있게 되었을 뿐만 아니라, Apple 사의 iPod<sup>1)</sup>과 같이 20~40 GB(Giga Byte)의 용량을 가진 휴대용 MP3 Player가 등장하고 대중화되면서 4000~8000곡 이상의 음악을 항상 휴대하면서 청취할 수 있다. 이러한 환경은 음악을 듣는 주요 수단을 CD나 테이프 등의 물리적인 매체에서 MP3라는 파일 형태로 변화시키면서, 점차 청취자가 음악을 수집하는 단위가 좋아하는 아티스트나 앨범 단위에서 개별 곡 단위로 변화하고 있다[이05].

수 천곡의 음악을 개별 곡 단위로 수집하고 청취하게 되면서, 사용자는 자신의 하드 디스크에 어떤 음악이 저장되어 있는지를 모두 기억하기 힘들다. 특히 스트리밍 서비스의 경우, 외부 서버에 저장되어 있는 수십만 곡의 음악을 다 알고 찾아 듣는 것은 불가능하다. 결국 사용자가 원하는 음악을 직접 찾기 어렵기 때문에, 음악을 분류하고, 원하는 음악을 찾는 것에 도움을 주는 음악 검색 기법(Music retrieval)과 사용자에게 음악을 추천해주는 음악 추천 기법(Music recommendation)이 많이 연구되고 있다. 음악 검색 기법은 상업적으로 Microsoft 사의 Windows Media Player<sup>2)</sup>나 Apple 사의 iTunes<sup>3)</sup>와 같은 프로그램에서 사용된 아티스트, 곡명, 장르 등 음악의 메타 데이터를 DB로 관리, 검색하는 기법과, 학술적으로는 멜로디 등 음악의 특성을 사용하여 분류 및 검색을 해주는 기법이

---

1) <http://www.apple.com/ipod/>

2) <http://www.microsoft.com/windows/windowsmedia/default.aspx>

3) <http://www.apple.com/itunes/>

있다[Kuo02].

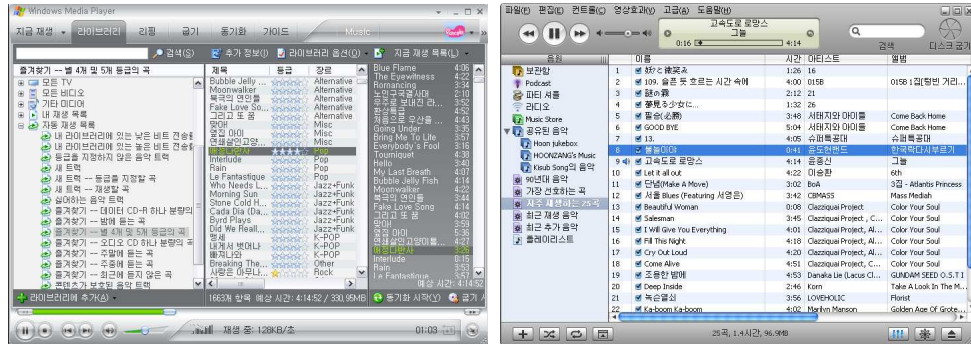


그림 1. 간단한 음악 검색 및 추천 기법이 사용된 Media Player와 iTunes

음악 추천 기법도 많이 연구되고 있다. 상업적으로 Windows Media Player나 iTunes 등의 프로그램에서 이전에 청취한 빈도수와 시간에 따라 음악을 추천하는 비교적 간단한 방법이 사용되고 있고, 학술적으로는 협력 필터링(Collaborative filtering)이나 내용 기반 추천(Content-based recommendation) 등을 기반으로 유사성 척도(Similarity measure), 군집화(Clustering), 확률 이론 등의 기법을 사용한 연구가 활발히 진행되고 있다[Celma05, Chen01, Hayes01, Kodama05, Kuo02, Logan04, QLi04, Wang03, Adomavicius05].

이러한 연구들은 대부분 선호하는 음악의 특성이나 청취 빈도 수 등을 사용하여 사용자의 기호를 표현하며 각 사용자의 성향은 고정된 것으로 모델을 설계한다. 하지만 일반적으로 낮에 듣고 싶은 음악과 밤에 듣고 싶은 음악, 여름에 듣고 싶은 음악과 겨울에 듣고 싶은 음악이 달라지는 것처럼 음악에 대한 사용자의 성향은 상황(Context)에 따라 동적으로 변화할 수 있기 때문에, 기존의 음악 추천 연구는 한계가 있다. 따라서 현재 사용자의 상황을 인식하고 그에 따라 적절한 음악을 추천할 수 있다면 더욱 만족도 높은 추천 시스템이 될 것이다.

본 논문에서는 센서 등 다양한 소스로부터 제공된 정보를 사용하여 고수준의 상황 정보인 현재 분위기를 추론하고, 상황에 따른 사용자 성향을 반영하여 적절한 음악을 추천하기 위해 퍼지 이론과 베이지안 네트워크, 효용성 이론을 결합한 퍼지 결정 네트워크를 제안한다. 퍼지 결정 네트워크는 베이지안 네트워크의 단점

을 보완하기 위해 퍼지 이론을 사용하여 여러 형태의 데이터를 하나의 형태로 전처리하고, 베이지안 네트워크를 통해 현재 상황을 추론한다. 또한 효용성 이론을 사용하여 음악에 대한 상황별 사용자 선호도를 모델링하여, 추론된 상황 정보와 사용자 선호도를 고려한 결정을 수행한다. 자동으로 고수준의 상황 정보를 추론하여 추천에 적용하기 때문에, 문제의 차원을 줄이면서 보다 만족도 높은 추천을 수행할 수 있고, 그 과정에서 사용자의 입력을 최소화할 수 있으며, 퍼지 결정 네트워크를 사용하여 베이지안 네트워크의 단점을 보완할 수 있다. 제안한 방법을 센서 및 인터넷 정보, 사용자 프로필 정보를 사용하는 실제 음악 추천 시스템으로 구현하고, 정성적인 성능 분석을 통해 유용성을 보인다. 또한 사용성 평가를 통해 사용자 만족도를 측정하여 보다 만족도 높은 음악 추천이 가능함을 보인다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 2장에서는 본 논문에서 연구하는 자동 추천 기법 및 상황 인식을 위한 베이지안 네트워크에 대해서 살펴본다. 3장에서 베이지안 네트워크와 퍼지 이론, 효용성 이론을 결합한 퍼지 결정 네트워크에 대해서 설명하고, 4장에서 구현한 상황 기반 음악 추천 시스템에 대해서 설명한다. 5장에서 제안한 방법을 다양한 측면에서 실험 평가한 결과를 살펴본 후, 6장에서 결론 및 향후 연구 과제에 대해 언급한다.

## 제2장 배경 및 관련 연구

본 장에서는 음악 추천을 포함한 자동 추천 기법의 정의와 종류, 관련된 연구를 알아보고, 상황 추천 기법으로서의 베이지안 네트워크와 관련된 연구에 대해서 살펴본다.

### 2.1. 자동 추천 기법

추천 시스템은 1990년대 중반에 협력 필터링에 대한 논문이 처음 등장한 이래 지난 10년간 중요한 연구 분야로 성장하였다[Hill95, Resnick94, Shardanand95]. 또한 실용화되어 실제 제품에 많이 활용되면서도 개인화 문제 등 아직 해결하지 못한 실제적인 문제가 많아서 이 분야에 대한 관심은 더욱 높아질 전망이다. 추천 시스템이 실제적으로 쓰이고 있는 대표적인 사례로 Amazon.com<sup>4)</sup>에서는 책이나 CD 등을 추천해주는 서비스를 제공하고 있고[Linden03], 영화를 추천해주는 movieLens<sup>5)</sup>[Miller03], 뉴스를 추천해주는 VERSIFI Technologies[Billsus02] 등이 있다. 또한 상업용 서버에 추천 기능을 추가시킨 연구가 있었다[Peddy03].

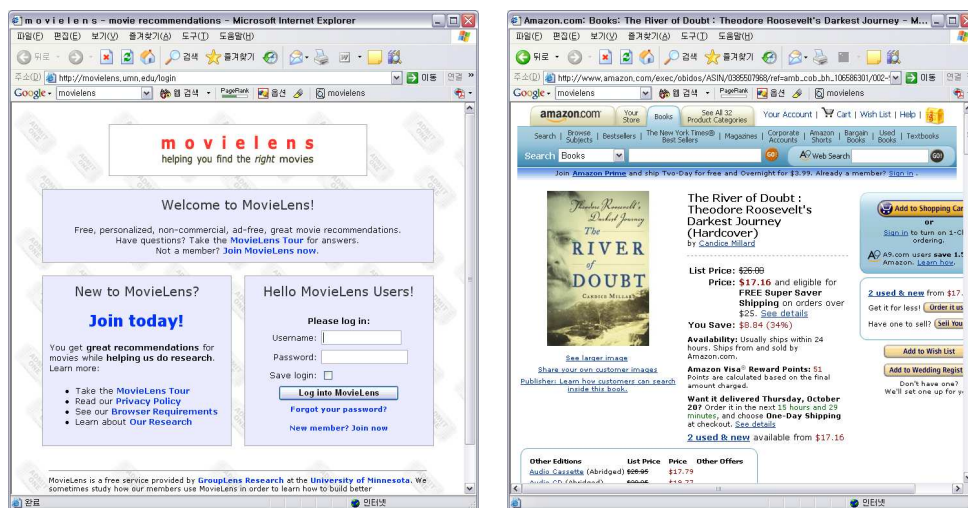


그림 2. 추천 서비스를 제공하는 MovieLens와 Amazon.com

4) <http://www.amazon.com/>

5) <http://movielens.umn.edu/>

추천 시스템은 수학적으로 다음과 같이 정의할 수 있다[Adomavicius05]. 대상이 되는 모든 사용자 집합을  $C$ 라고 하고, 책이나, 영화, 음악 등 추천 가능한 모든 아이템의 집합을  $S$ 라고 가정할 때,  $S$  집합은 적게는 수백에서 많게는 수백만 가지 크기의 탐색 공간을 가진다. 또한  $C$  집합도 매우 큰 탐색 공간을 가진다. 이 때 사용자  $c$ 에게 아이템  $s$ 가 유용한 정도를 나타내는 효용 함수(Utility function)  $u$ 를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$u: C \times S \rightarrow R \text{ (where } R \text{ is totally ordered set)}$$

이 때, 사용자  $c \in C$ 에 대해서, 사용자 효용을 가장 크게 하는 아이템  $s'$ 를 선택해서 사용자에게 추천한다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\forall c \in C, s'_c = \operatorname{argmax}_{s \in S} u(c, s)$$

그러나 문제는 모든  $R$  탐색 공간상의 효용 함수가 모두 정의되어 있지 않고, 일부 부분 집합의 효용 함수만 정의되어 있기 때문에 정의되어 있지 않은 집합의 효용을 정해줄 방법이 필요하다. 그러므로 자동 추천은 정의되어 있는 집합의 효용과 외부 환경 변수 등을 사용하여 정의되어 있지 않은 집합의 효용 값을 추정하는 과정이라고 볼 수 있다. 이러한 방법으로 많은 기계 학습 방법이나 근사 이론, 다양한 휴리스틱 방법론이 존재한다.

일반적으로 자동 추천 기법은 다음 3 가지로 분류할 수 있다[Balabnovic97].

- 내용 기반 추천 (Content-based recommendation)
  - : 사용자가 과거에 선호했던 아이템과 비슷한 아이템을 추천함
- 협력 기반 추천 (Collaborative recommendation)
  - : 사용자와 비슷한 성향을 가진 다른 사용자가 선호했던 아이템을 추천함
- 하이브리드 기법 (Hybrid approaches)
  - : 내용 기반 추천, 협력 기반 추천을 결합하여 단점을 보완하고자 한 기법

내용 기반 추천은 간단하게 정의하면, 정의되어 있지 않은 효용 함수  $u(c, s)$ 가 있을 때,  $s$ 와 비슷한 아이템인  $s_i$ 에 대한 효용 함수  $u(c, s_i)$ 가 정의되어 있을 경우,  $u(c, s)$  대신  $u(c, s_i)$ 를 사용하여 추천을 하는 기법을 말한다. 예를 들어, 사용자가 보지 못한 영화라도 과거에 보았던 영화와 배우 및 감독, 장르 등이 비슷한

다면 사용자에게 영화를 추천해 줄 수 있을 것이다. 내용 기반 추천 기법은 정보 검색, 정보 필터링 연구[Belkin92]를 기반으로 발전했다. 이러한 분야의 주요 이슈는 텍스트 기반의 응용 프로그램이기 때문에, 웹 문서나 뉴스 등 문서의 자동 추천 분야에서 내용 기반 추천 기법이 많이 사용된다. 사용자가 경험하지 못한 문서를 자동으로 추천하기 위해서는 사용자가 이전에 경험한 중요 문서와 유사도를 비교할 수 있어야 한다. 이를 위해 각 문서에서 중요한 키워드를 추출하여 키워드 비교를 통해 유사도를 측정하는 휴리스틱 방법을 많이 사용한다. 중요 키워드를 추출하는 가장 잘 알려진 방법으로 term frequency/inverse document frequency(TF-IDF) measure가 많이 사용되며, 유사도 비교를 위해 주로 cosine similarity measure가 사용된다[Baeza-Yates99]. 이런 휴리스틱을 사용한 방법 외에도 베이지안 분류기[Moony98], 군집화, 결정 트리, 인공 신경망 등을 사용한 모델 기반 방법론도 많이 연구되었다[Pazzani97].

협력 기반 추천, 혹은 협력 필터링(Collaborative filtering) 또한 효용 함수를 사용하여 간단하게 정의가 가능하다.  $c$ 와 비슷한 성향을 가진 사용자인  $c_i$ 에 대한 효용 함수  $u(c_i, s)$ 가 정의되어 있을 경우,  $u(c, s)$  대신  $u(c_i, s)$ 를 사용하여 추천을 하는 기법을 말한다. 예를 들어서 현재 사용자와 영화 취향이 비슷한 다른 사용자가 봤던 영화를 현재 사용자에게 추천한다면 사용자가 만족할 가능성이 높을 것이다. 협력 기반 추천 기법은 크게 메모리 기반 방법과 모델 기반 방법으로 나누어 볼 수 있다[Breese98]. 기억 기반 방법은 기본적으로 성향이 비슷한 사용자들은 같은 아이템에 대해 비슷한 평가를 내릴 것이라는 휴리스틱을 가정한 방법이다[Breese98, Delgado99, Resnick94, Shardanand95]. 이 방법은 자신이 현재 알고자 하는 아이템  $s$ 에 대한 효용 함수  $u(c, s)$ 를 자신 이외의 다른 사람이  $s$ 를 평가한 효용 값의 합으로 나타낸다. 이 때 자신과 다른 사람의 유사도를 cosine similarity measure와 같은 방법을 사용하여 평가한 후 효용 값을 합산할 때 가중치로 사용한다. 이렇게 되면 자신과 비슷한 취향을 가진 사람의 평가가 더욱 강하게 반영되어 결국 만족스러운 추천이 이루어질 수 있다. 모델 기반 방법으로 통계 기반 모델[Ungar98], 베이지안 모델[Chien99], 선형 회귀 모델[Sarwar01] 등 다양



한 방법이 시도되었다.

하이브리드 기법은 협력 기반 방법과 내용 기반 방법의 장점을 결합한 방법으로 결합 방법에 따라 다음과 같이 분류할 수 있으며, 실험적으로 하이브리드 기법이 기존의 방법에 비해 좋은 성능을 보이는 것으로 나타났다[Adomavicius05].

- 협력 기반 방법과 내용 기반 방법을 각각 사용하여 두 가지 추천 결과를 도출한 뒤 그 결과를 결합하는 방법
- 내용 기반 방법의 특성을 협력 기반 방법에 통합시키는 방법
- 협력 기반 방법의 특성을 내용 기반 방법에 통합시키는 방법
- 두 방법의 특성이 조화롭게 결합된 일반적인 단일 모델을 구축하는 방법

그림 3은 Admavicius 등이 정리한 추천 기법과 사용 기술에 따른 추천 연구의 분류를 표로 나타낸 것이다.

음악 추천과 같은 미디어 콘텐츠 추천 분야의 경우 내용 기반 추천 기법보다 협력 필터링을 사용한 연구가 많다. 이는 내용 기반 추천의 경우 해당 아이템의 유사도를 측정하기 위해 특징 추출이 필요한데, 미디어 콘텐츠의 특징 추출이 다른 분야에 비해 까다롭기 때문이다. 협력 필터링을 사용한 연구 중 하나로 Hayes 등이 연구한 웹 기반 음악 서비스인 Smart Radio가 있다[Hayes01, Hayes02, Hayes04]. 이 연구는 ACF(Automated Collaborative Filtering)이란 기술을 사용하여 처리해야 할 문제의 크기를 줄여가며 추천을 수행한다. Anderson 등은 RACOFI(A Rule-Applying Collaborative Filtering System)을 제안하여, 일반적인 협력 필터링 시스템에 음악 개체에 대한 다양한 특징들을 규칙을 고려할 수 있도록 규칙을 적용하였다[Anderson03]. Celma 등은 FOAF(Friend of a Friend) 개념과 RSS(Rich Site Summery) 기술을 사용하여 네트워크 연결을 사용하여 음악을 추천하는 시스템을 제안하였다[Celma05, Celma05b]. ICT Group에서는 Wi-Fi Walkman을 위한 음악 추천 시스템을 협력 필터링을 사용하여 구성한 연구를 수행하였다[Wang03]. 또한 최근, 과형 분석을 통한 특징 추출이나, 장르 분류 등 음악 파일에 대한 다양한 특징 추출 기법이 소개되면서 내용 기반 추천 기법을 사용한 음악 추천 연구도 이루어지고 있다[Chen01, Kuo02, Hoashi03, QLi04, Iwahama04, Logan04, Kodama05].

Recommendation Approach	Recommendation Technique	
	Heuristic-based	Model-based
Content-based	<p>Commonly used techniques:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• TF-IDF (information retrieval)</li> <li>• Clustering</li> </ul> <p>Representative research examples:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Lang 1995</li> <li>• Balabanovic &amp; Shoham 1997</li> <li>• Pazzani &amp; Billsus 1997</li> </ul>	<p>Commonly used techniques:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Bayesian classifiers</li> <li>• Clustering</li> <li>• Decision trees</li> <li>• Artificial neural networks</li> </ul> <p>Representative research examples:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Pazzani &amp; Billsus 1997</li> <li>• Mooney et al. 1998</li> <li>• Mooney &amp; Roy 1999</li> <li>• Billsus &amp; Pazzani 1999, 2000</li> <li>• Zhang et al. 2002</li> </ul>
Collaborative	<p>Commonly used techniques:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nearest neighbor (cosine, correlation)</li> <li>• Clustering</li> <li>• Graph theory</li> </ul> <p>Representative research examples:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Resnick et al. 1994</li> <li>• Hill et al. 1995</li> <li>• Shardanand &amp; Maes 1995</li> <li>• Breese et al. 1998</li> <li>• Nakamura &amp; Abe 1998</li> <li>• Aggarwal et al. 1999</li> <li>• Delgado &amp; Ishii 1999</li> <li>• Pennock &amp; Horwitz 1999</li> <li>• Sarwar et al. 2001</li> </ul>	<p>Commonly used techniques:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Bayesian networks</li> <li>• Clustering</li> <li>• Artificial neural networks</li> <li>• Linear regression</li> <li>• Probabilistic models</li> </ul> <p>Representative research examples:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Billsus &amp; Pazzani 1998</li> <li>• Breese et al. 1998</li> <li>• Ungar &amp; Foster 1998</li> <li>• Chien &amp; George 1999</li> <li>• Getoor &amp; Sahami 1999</li> <li>• Pennock &amp; Horwitz 1999</li> <li>• Goldberg et al. 2001</li> <li>• Kumar et al. 2001</li> <li>• Pavlov &amp; Pennock 2002</li> <li>• Shani et al. 2002</li> <li>• Yu et al. 2002, 2004</li> <li>• Hofmann 2003, 2004</li> <li>• Marlin 2003</li> <li>• Si &amp; Jin 2003</li> </ul>
Hybrid	<p>Combining content-based and collaborative components using:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Linear combination of predicted ratings</li> <li>• Various voting schemes</li> <li>• Incorporating one component as a part of the heuristic for the other</li> </ul> <p>Representative research examples:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Balabanovic &amp; Shoham 1997</li> <li>• Claypool et al. 1999</li> <li>• Good et al. 1999</li> <li>• Pazzani 1999</li> <li>• Billsus &amp; Pazzani 2000</li> <li>• Tran &amp; Cohen 2000</li> <li>• Melville et al. 2002</li> </ul>	<p>Combining content-based and collaborative components by:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Incorporating one component as a part of the model for the other</li> <li>• Building one unifying model</li> </ul> <p>Representative research examples:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Basu et al. 1998</li> <li>• Condliiff et al. 1999</li> <li>• Soboroff &amp; Nicholas 1999</li> <li>• Ansari et al. 2000</li> <li>• Popescul et al. 2001</li> <li>• Schein et al. 2002</li> </ul>

그림 3. 자동 추천 연구의 분류[Adomavicius05]

앞서 살펴본 대부분의 추천 연구들은 사용자×아이템의 2차원 공간을 다루기 때문에, 상황 정보 등 추가적인 정보를 고려하기 힘들다. 그러나 일반적으로 사용자 성향은 자신이 평소 선호하는 성향과 특정 순간이나 상황에서 선호하는 성향을 모두 고려하는 것이 좋다[Wang03]. 예를 들어 계절, 현재 시간, 요일 등 상황에 따라 특정 상품이 사용자에게 유용할 수도, 그렇지 않을 수 있다. 따라서 자동

추천에 상황 정보를 사용할 경우, 보다 정확하고 만족도 높은 추천이 이루어질 수 있다.

Wang과 Adomavicius 등은 보다 좋은 성능을 위해 추천 시스템에 상황 정보를 고려할 것을 주장하였다[Wang03, Adomavicius05]. 또한 Adomavicius는 영화 추천을 할 때, 상황 정보를 고려하기 위해 multidimensional approach를 사용한 추천 시스템을 제안하였다[Adomavicius05b]. Hayes 등은 현재 사용자가 듣고 있는 음악의 특성을 상황(Context)으로 가정하여 협력 필터링 방법에 적용한 방법을 제안하였다[Hayes04].

하지만, 상황 정보를 고려하는 자동 추천 연구는 시작 단계이고, 대부분 시간, 장소 등 저수준의 상황 정보를 사용하기 때문에 한계가 있다. 예를 들어 [Adomavicius05b]의 경우, 각 상황 정보를 사용자가 직접 입력해야 하고, 고려해야 할 상황 정보가 많아질 경우 탐색 공간의 차원이 기하급수적으로 늘어나기 때문에 추천이 복잡해질 수 있다.

## 2.2. 상황 인식을 위한 베이지안 네트워크

상황(Context)의 정의는 매우 다양하며, 현재까지 모두가 받아들일 만큼 일반적인 정의는 없다. 초기 컨텍스트는 위치정보에 국한 되어 있었으나 점차적으로 센서기반의 정보, 사용자 정보, 논리적인 정보 등을 포함하게 되었다. 각종 센서 기술의 발전과 가용한 정보의 양이 늘어나고 상위 수준의 컨텍스트를 추론할 수 있는 다양한 방법의 등장으로 인해 컨텍스트의 개념이 확장되고 있는 것이다.

Dey는 컨텍스트를 존재(entity)의 상황을 특징하는데 사용될 수 있는 모든 종류의 정보라고 정의하였다[Dey01]. 존재는 사용자와 응용 프로그램 사이의 상호작용에 중요하다고 생각되는 사람, 장소, 객체 그리고 사용자와 응용 프로그램 그 자체를 의미한다. 이러한 정의는 사용자와 응용 프로그램 사이의 상호작용에 중요하게 생각되는 entity를 상황으로 한정시킨 것이라고 할 수 있다. 따라서 상황은 장소, 시간 등 물리적인 정보뿐 아니라 주변의 분위기나 사용자의 감정 등 추상적인 정보도 포함한다고 할 수 있다. 그림 4는 Dey의 정의를 개념적으로 보여준다.

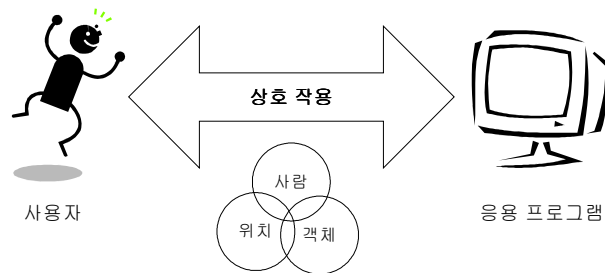


그림 4. Dey가 정의한 상황(Context)의 개념

상황은 기본적으로 계층적인 특성을 지니고 있다. Schmidt는 상황을 sensor, cue, cue tuple space, context, context tuple space로 구분하여 표현하였다 [Schmidt02]. 하나의 큐는 하나의 센서와 연결되어 있으며 하나의 센서로부터 여러 개의 큐가 연결될 수 있다. 여러 개의 큐가 모여서 하나의 상황을 구성하고 여러 개의 상황이 모여서 상위 수준의 상황을 표현한다. 즉 상위 수준의 상황은 저 수준의 상황의 조합으로 구성된다. 그림 5는 Schmidt가 제안한 계층적 상황의 정의를 보여준다.

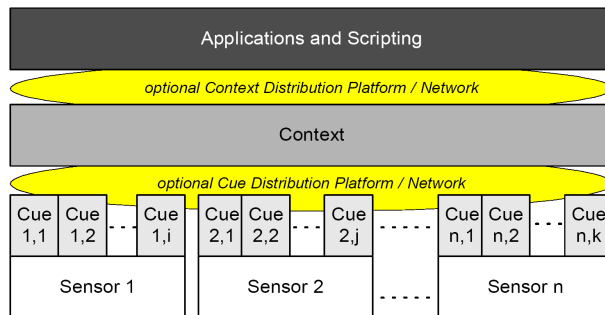


그림 5. 계층적 상황의 표현 및 활용[Schmidt02]

저 수준의 상황 정보와 상위 수준의 상황 정보 사이의 관계를 명시하는 작업을 상황 모델링이라고 한다. 그 관계가 매우 단순한 경우 규칙을 사용하여 모델링할 수도 있지만 대부분의 경우 규칙의 수가 너무 많아지거나 규칙으로 표현되기 어려운 비선형성을 가지는 경우가 많이 때문에, 분류기 등 모델 기반으로 문제를 해결하려는 연구가 많이 있어 왔다.

상황 인식과 관련된 대표적인 연구로 TEA(Technology for Enabling

Awareness) 프로젝트가 있다. 이 프로젝트는 EC (European Commission)의 지원을 받아 StarLab, Nokia, Teco, Omega 등 네 개의 기관이 2년 동안 진행한 프로젝트로, 이동장비들이 사용자들이 원하는 서비스를 자동으로 감지하기 위해 가용한 센서를 부착하고, 상황을 인식하도록 하는 기본프레임워크를 개발하는 것을 목표로 했다. 이 프로젝트에서는 하드웨어적으로 입력된 센서 데이터를 전처리 과정 및 SOM과 같은 모델을 사용하여 고수준의 상황 정보로 가공하는 연구를 수행하였다[Laerhoven99]. 또 다른 대표적인 연구로 핀란드에 위치한 VTT Electronics의 상황 정보 인식 기술 개발 연구가 있다. 기본적으로 계층적인 컨텍스트 인식 시스템을 설계하였으며 저 수준의 센서 정보로부터 상위 수준의 정보로 이어지는 흐름을 위한 Naive Bayes를 사용한 기계학습 기법을 연구하였으며, 이를 위해 상황 온톨로지 등을 활용하였다[Korpipää03].

상황 인식 문제를 해결하기 위해 사용되는 다양한 모델 중 베이지안 네트워크는 불확실성을 제어할 수 있고, 설계와 학습이 용이하여 많이 사용되고 있다[Korpipää03b]. 베이지안 네트워크는 사건이나 환경 변수 간의 인과 관계를 확률과 그래프 이론에 근거하여 모델링하는 방법이다[Korb97]. 각 사건의 인과 관계를 그래프와 확률로 나타내기 때문에 불확실한 상황을 표현하고 추론하는데 적합하다. 베이지안 네트워크 BN은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} BN &= (X, L, \theta) \\ X &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \\ L &= \{(x_i, x_j) | i \neq j \wedge i, j \in X\} \\ \theta &= \{P(x_i | Parents(x_i)) | x_i \in X\} \end{aligned}$$

여기서  $X$ 는 노드 집합,  $L$ 은 노드 사이의 아크 집합,  $\theta$ 는 조건부 확률 테이블 집합을 의미한다. 각 노드는 사건 혹은 환경 변수를 나타내고, 아크는 각 변수간의 의존성을 나타낸다. 각 노드에 대한 확률은 다음과 같은 결합 확률 분포(joint probability distribution)를 통해 계산할 수 있다.

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | Parents(x_i))$$

상황 인식 문제에 베이지안 네트워크를 사용하는 방식은 일반적으로 그림 6과

같다. 먼저 문제 도메인이 주어지면 그에 맞는 상황을 베이지안 네트워크로 모델링한다. 베이지안 네트워크는 크게 두 가지 방식 중 하나로 설계되는데, 문제 도메인 및 베이지안 네트워크 전문가가 직접 설계하는 방식과 데이터 수집을 통한 기계학습 방식이 있다. 전문가에 의한 설계 방식은 문제에 대한 요구 사항을 파악한 뒤 분석을 통해 노드를 설계하고, 구조와 그에 따른 파라미터를 설계한 후, 최종적으로 튜닝을 통해 베이지안 네트워크를 설계한다[Pearl88, Korb97]. 이에 반해 기계 학습 방식은 학습 데이터를 수집하고, 구조 학습 알고리즘과 파라미터 학습 알고리즘을 사용하여 베이지안 네트워크를 학습한다[Cooper92].

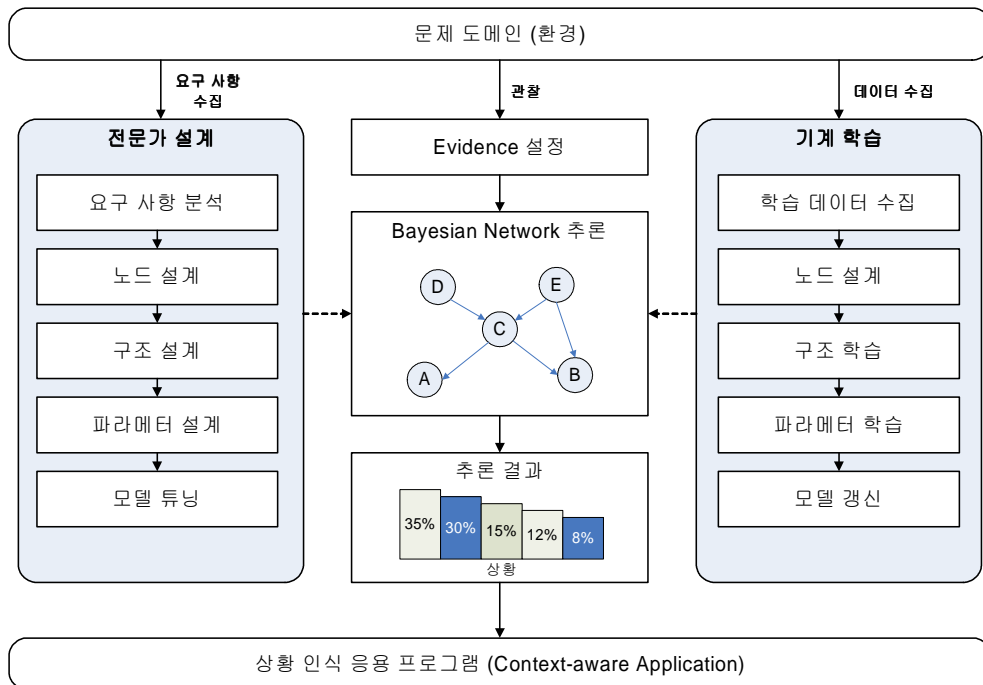


그림 6. 상황 인식 문제에서의 베이지안 네트워크의 활용

기계 학습에 의한 방법은 짧은 시간에 효과적인 베이지안 네트워크를 설계할 수 있지만, 데이터가 확보되지 않았을 경우 사용하기 어려운 단점이 있다. 일반적으로 데이터는 사용자의 일상생활 패턴과 같이 장기적으로 관측이 될 때 유용한 경우가 대부분이다. 이러한 이유로 데이터가 마련되어 있지 않다면 베이지안 네트워크를 설계하는데 수작업보다 더 많은 시간이 소요되기도 한다. 또한 학습한 베

이지안 네트워크는 수작업을 통해 설계한 베이지안 네트워크보다 수정이 용이하지 않다. 학습한 베이지안 네트워크는 매우 복잡한 연결일 경우가 많기 때문이다. 그러므로 학습에 유용한 데이터가 충분하지 않을 경우 전문가가 설계하는 것이 좋다.

설계한 베이지안 네트워크는 상황을 추론하는데 사용된다. 베이지안 네트워크의 입력은 환경으로부터 특정 노드의 상태를 관측해서 해당 상태로 설정하는 과정이다. 이 때 관측된 노드의 상태를 증거(Evidence)라고 한다[Korb97]. 관측 가능한 모든 증거를 설정한 후, 베이지안 네트워크 추론 알고리즘을 통해 최종 결과 노드에 대한 확률을 추론한다. 최종적으로 추론된 확률을 상황 인식 응용 프로그램에 활용하게 된다.

마이크로소프트의 Eric Horvitz 그룹은 상황에 따라 사용자에게 적절한 알람을 제공하는 Notification system을 위해 베이지안 네트워크를 사용하였다[Horvitz03, Horvitz03b, Horvitz04]. Notification system은 E-mail, 메신저 등 다양한 소스로부터 오는 메시지를 현재 사용자의 상황을 고려하여 가장 사용자에게 방해를 주지 않고 효과적으로 전달하기 위한 시스템이다. 사용자 성향을 반영하여 서비스를 결정하기 위해 효용성 이론과 베이지안 네트워크를 결합한 결정 네트워크를 그림 7과 같이 사용한다. 베이지안 네트워크를 통해 각종 센서 정보를 통해 현재 사용자의 바쁜 정도 등 상황을 추론하고, 이에 따라 사용자가 선호하는 알람 방식을 결정 모델을 통해 결정하여 효과적으로 메시지를 사용자에게 알려준다.

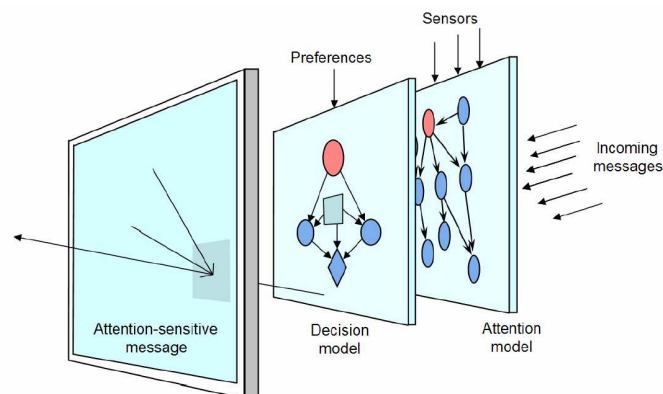


그림 7, Notification system의 concept overview[Horvitz03]

### 제3장 상황 인식을 위한 퍼지 결정 네트워크

본 논문에서는 상황 기반 음악 추천에서 상황을 모델링하고 추론하기 위해 베이지안 네트워크를 사용한다. 그러나 일반적인 베이지안 네트워크를 사용하여 상황을 추론할 경우, 다음 두 가지 면에서 한계가 있다. 한 가지는 다양한 형태로 입력되는 상황 데이터를 유연하게 처리하기 힘들다는 점이고, 다른 한 가지는 베이지안 네트워크의 결과는 확률이기 때문에 상황에 따라 시스템이 어떤 의사 결정을 하는데 직접적인 영향을 미치기 어렵다는 점이다.

본 논문은 이러한 베이지안 네트워크의 단점을 보완하기 위해, 퍼지 이론(Fuzzy theory)과 효용성 이론(Utility theory)을 도입한 퍼지 결정 네트워크를 사용한다. 퍼지 결정 네트워크는 다양한 형태로 입력되는 데이터를 퍼지 이론을 사용하여 전처리하여 동일한 형태로 표현하고, 이를 베이지안 네트워크의 입력으로 사용하여 상황을 추론한다. 또한 추론된 각 상황의 확률과 미리 정의된 효용(Utility) 값을 함께 고려하여 효용성 이론을 통해 상황에 대한 의사 결정을 수행한다. 그림 8은 사용된 퍼지 결정 네트워크의 작동 구조와 사용 기술, 그리고 그에 따른 표현 형태의 변화를 나타낸 것이다.

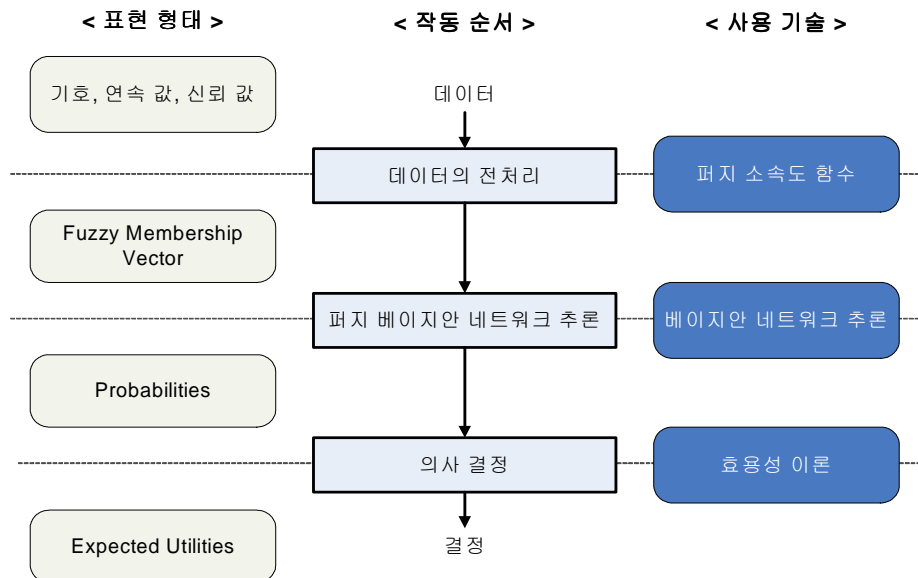


그림 8. 퍼지 결정 네트워크의 작동



### 3.1. 입력 데이터의 전처리

일반적으로 상황 인식 문제에서 사용하는 데이터는 그 형태가 다양하다. 센서로부터 측정되는 데이터는 대부분 연속 값 형태인 경우가 많고, 인터넷이나 다른 모듈로부터 기호와 같은 특정 상태로 데이터가 입력되는 경우도 있다. 또는 관찰된 데이터가 하나의 상태에만 속하지 않고, 여러 상태의 신뢰도 값으로 표현되는 경우도 있다. 예컨대, 대화를 사용한 사용자 감정 추론 모듈의 경우, 사용자의 감정 상태가 정의된 여러 감정의 신뢰도 값으로 입력될 수 있다[임04]. 표 1은 상황 인식 문제에서 사용될 수 있는 여러 데이터 형태의 예를 보여준다.

표 1. 상황 인식 문제에서 사용 가능한 데이터 형태의 예

변수	출처	형태
직업	사용자 프로필	기호
나이	사용자 프로필	연속 값
요일	시스템 정보	기호
시간	시스템 정보	연속 값
계절	시스템 정보	기호 또는 신뢰도
위치	RFID 또는 GPS	기호 또는 신뢰도
조도	센서	연속 값
온도	센서	연속 값
습도	센서	연속 값
창문 개폐 상태	센서	기호
현재 날씨	인터넷	기호 또는 신뢰도
일기 예보	인터넷	기호 또는 신뢰도
사용자 감정	감정 추론 모듈	신뢰도

일반적으로 베이지안 네트워크는 각 노드의 상태가 이산적(Discrete)으로 구성되어 있고, 관측 노드의 증거는 동일한 시간에 한 가지 상태로만 설정되어야 한다[Pearl88]. 그래서 실제 환경에서 관찰된 정보를 베이지안 네트워크로 적용하기 위해서 그림 9의 예와 같이 연속 값의 경우 적당히 이산화하고, 여러 상태가 공존할 경우, 가장 신뢰성이 큰 상태를 선택하여 해당 노드의 한 가지 상태로 결정하는 방법을 사용한다.

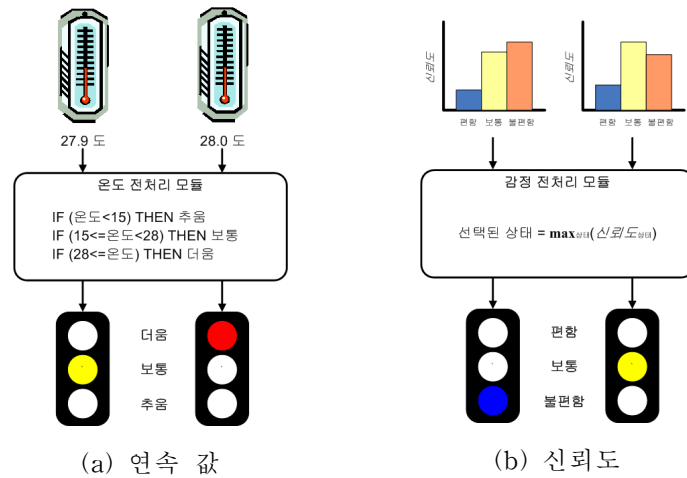


그림 9. 일반적인 베이지안 네트워크의 전처리 과정의 예

그러나 이런 방법은 다음과 같은 문제점이 있다. 연속 값을 이산화할 경우, 경계 근처의 값에 대해서 정교한 처리를 하기 힘들다. 예를 들어 그림 3(a)와 같이 온도에 대한 상태를 28도를 기준으로 "더움" 상태와 "보통" 상태로 구분한다고 했을 때, 만약 27.9도로 입력 값이 들어오면 "보통" 상태로, 28도로 입력 값이 들어오면 "더움" 상태로 구분된다. 27.9도와 28도는 큰 차이가 없지만 베이지안 네트워크의 입력은 다른 상태로 입력되기 때문에 추론 결과의 차이가 커질 가능성이 있다. 신뢰도로 상태가 표현되었을 경우, 선택된 상태 이외의 다른 상태가 끼치는 영향은 무시될 수 있다. 예를 들어 그림 3(b)와 같이 감정 상태가 "불편함", "보통", "편함"의 3가지 상태의 신뢰도 값으로 표현되어 입력될 경우, 예시된 두 경우와 같이 "보통" 상태의 신뢰도와 "불편함" 상태의 신뢰도가 비슷함에도 불구하고, 가장 큰 신뢰도를 가진 경우만을 상태로 취함으로써 다른 상태가 끼치는 영향은 무시된다.

이와 같은 베이지안 네트워크의 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 퍼지 이론을 사용한다. 퍼지 이론은 Zadeh에 의해 제안되었으며 경계가 불분명한 집합의 개념을 다루기 위한 수학적 방법론이다[Jang96]. 일반적으로 집합은 명확하게 소속이 결정되는 것을 의미하지만 퍼지 집합은 소속정도가 퍼지 소속도 함수에 의해 정의되며 0과 1 사이의 실수 값으로 정의할 수 있기 때문에 어떤 상태로 명확

하기 나누어지지 않거나, 하나 이상의 상태에 동시에 소속될 경우를 표현할 수 있다.

이러한 퍼지 이론을 사용하여 여러 형태로 입력되는 데이터를 퍼지 소속도 벡터 형태로 전처리하고, 이를 베이지안 네트워크의 입력으로 사용한다. 퍼지 소속도 벡터는 관측되는 노드의 각 상태의 퍼지 소속도 값을 벡터 형태로 표현한 것이다. 베이지안 네트워크 노드 중 관측된 노드  $node$ 의 각 상태  $state_k$ 에 대한 퍼지 소속도 값이  $\mu_{state_k}$ 이고,  $k = \{1, 2, \dots, n\}$ 일 때, 퍼지 소속도 벡터  $FMV_{node}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$FMV_{node} = (\mu_{state_1}, \mu_{state_2}, \dots, \mu_{state_k}, \dots, \mu_{state_n})$$

각 상태에 대한 퍼지 소속도 값은 퍼지 이론을 사용한 전처리 과정을 통해 계산된다. 이 때 데이터의 형태에 따라 다른 전처리 과정을 거치게 된다. 관측된 데이터의 형태가 기호인 경우, 다음과 같은 수식에 의해 상태  $state_k$ 에 대한 퍼지 소속도 값  $\mu_{state_k}$ 가 계산된다.

$$u_{state_k} = \begin{cases} 1 & \text{if } observed\ state = state_k \\ 0 & \text{if } observed\ state \neq state_k \end{cases}$$

여기서  $observed\ state$ 는 관측된 기호를 의미한다.

관측된 데이터의 형태가 연속 값인 경우, 미리 정의된 퍼지 소속도 함수를 사용하여 각 상태에 대한 퍼지 소속도 값이 계산된다. 퍼지 소속도 함수는 삼각형 (Triangular), 사다리꼴 (Trapezoidal), 가우시안 (Gaussian), 그리고 일반화된 벨 (Generalized bell) 등 다양한 모양으로 설계가 가능하다 [Jang96]. 본 논문에서는 계산량이 적으면서도 비교적 성능이 좋은 사다리꼴 모양의 퍼지 소속도 함수를 사용한다. 관측된 값이  $x$ 일 때, 상태  $state_k$ 에 대한 퍼지 소속도 값  $\mu_{state_k}$ 는 그림 10과 같이 계산된다.

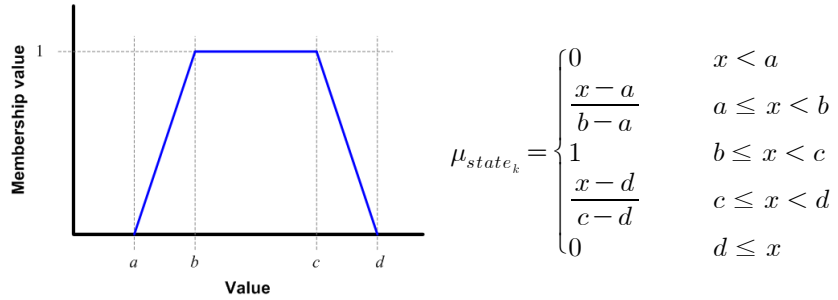


그림 10. 사다리꼴의 퍼지 함수를 사용한 소속도 계산

관측된 데이터의 형태가 신뢰도 값인 경우, 평활화(Normalization)를 통해 각 상태에 대한 퍼지 소속도 값이 계산된다. 만일 노드  $node$ 의 각 상태  $state_k$ 의 관측된 신뢰도가  $c_{state_k}$ 이고,  $k = \{1, 2, \dots, n\}$ 일 때, 퍼지 소속도 값  $\mu_{state_k}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\mu_{state_k} = \frac{c_{state_k}}{\argmax_{c_{state_k}}(k)} \quad (\text{where, } 1 \leq k \leq n, 0 \leq \mu_{state_k} \leq 1)$$

그림 11은 관측되는 데이터 형태가 기호, 연속 값, 신뢰도일 때, 전술한 전처리 과정을 거쳐 퍼지 소속도 벡터로 표현되는 예를 보여준다.

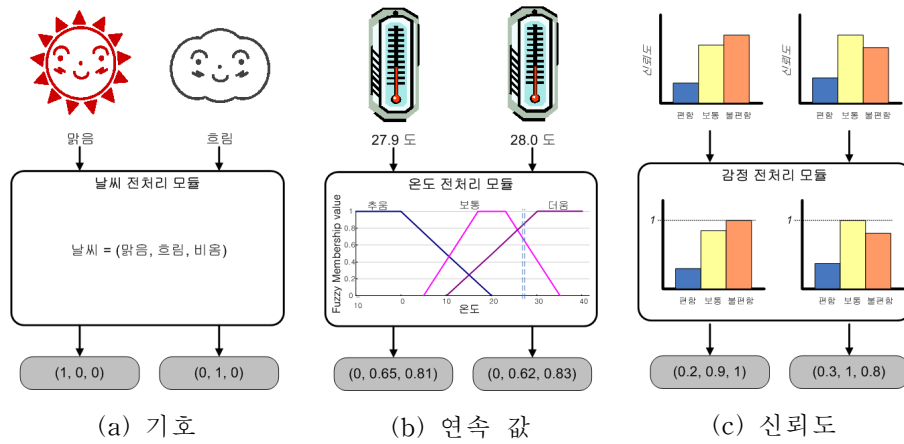


그림 11. 퍼지 이론을 사용한 전처리 과정의 예

이와 같이 퍼지 이론을 사용하여 데이터를 전처리할 경우 다음과 같은 장점이

있다. 퍼지 이론을 사용하면 어떤 상태에 대한 소속 정도가 0과 1로 명확하게 나누지 않고 표현할 수 있기 때문에, 상태가 바뀌는 경계 값 근처에서 보다 세밀하고 정확한 처리가 가능하며, 퍼지 소속도 함수를 수정이 용이하기 때문에 튜닝이 쉬운 장점이 있다. 그리고 하나 이상의 상태에 동시에 소속되도록 표현할 수 있기 때문에 여러 상태를 동시에 고려할 수 있다. 실제 우리가 접하는 상황 인식 문제의 데이터는 대부분 이러한 특성을 가지기 때문에 퍼지 이론이 유용하다고 할 수 있다.

### 3.2. 퍼지 베이지안 네트워크 추론

증거 값이 설정이 되면 베이지안 네트워크를 사용하여 상황에 대한 확률을 추론하게 된다. 앞의 전처리 과정에서 넘어온 퍼지 소속도 벡터로 이루어진 증거는 일반적인 베이지안 네트워크의 추론 방법에 적용하기 어렵다. 일반적인 베이지안 네트워크의 추론 방법은 관측 노드의 증거가 한 가지 상태로만 설정되어야 적용 가능하기 때문이다. 본 논문에서는 퍼지 소속도 벡터를 베이지안 네트워크의 증거로 사용할 수 있도록 퍼지 베이지안 네트워크 추론 방법을 사용한다. 본 논문에서 사용한 퍼지 베이지안 네트워크 추론 방법은 일반적인 베이지안 네트워크의 추론 방법을 그대로 사용하면서 퍼지 소속도 값이 적용될 수 있도록 확장한 것이다[유05].

베이지안 네트워크의 추론 방법은 수학의 확률 이론에 기초한다. 2장에서 서술한 내용처럼 베이지안 네트워크의 각 노드의 랜덤 변수를  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 라고 할 때, 독립성 가정과 베이지안 연쇄 규칙(Bayesian chain rule)에 의해 다음 수식과 같이 결합 확률(Joint probability)을 구할 수 있다[Pearl88].

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{Parents}(x_i))$$

베이지안 네트워크를 추론한다는 것은 일반적으로 관측 가능한 노드의 증거가 설정된 상태에서 추론의 대상이 되는 노드인 쿼리 노드(Query node)의 각 상태에 대한 확률을 계산한다는 의미이다. 베이지안 네트워크 중 상태가 관측된 노드의 증거를  $\{x_{e_1}, x_{e_2}, \dots, x_{e_m}\}$ 라고 하고, 쿼리 노드를 제외한 관측되지 않은 노드의 랜덤

변수를  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  이라고 할 때, 쿼리 노드  $x_{query}$ 의 상태  $s_k^{query}$ 에 대한 확률은 베이즈 규칙(Bayes rule)을 사용하여 다음과 같이 계산된다.

$$P(x_{query} = s_k^{query} | x_{e_1}, x_{e_2}, \dots, x_{e_m}) = \frac{\sum_{\forall x_1, x_2, \dots, x_n} P(x_{query} = s_k^{query}, x_{e_1}, x_{e_2}, \dots, x_{e_m}, x_1, x_2, \dots, x_n)}{\sum_{\forall x_{query}, x_1, x_2, \dots, x_n} P(x_{query}, x_{e_1}, x_{e_2}, \dots, x_{e_m}, x_1, x_2, \dots, x_n)}$$

예를 들어, 베이지안 네트워크의 구조가 그림 12와 같고, 각 노드는 t와 f라는 두 가지 상태를 가진다고 가정할 때<sup>6)</sup>, 결합 확률(Joint probability)은 다음 수식과 같다.

$$P(A, B, C, D, E, F) = P(A)P(B)P(C|A, B)P(D|C)P(E|D, F)$$

이 때, 노드 A와 노드 B의 증거가 각각 f와 t로 설정되었다고 가정했을 때, 쿼리 노드 F의 상태 t에 대한 확률  $P(F=t|A=f, B=t)$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$P(F=t|A=f, B=t) = \frac{\sum_{\forall C, D, E} P(F=t, A=f, B=t, C, D, E)}{\sum_{\forall F, C, D, E} P(F, A=f, B=t, C, D, E)}$$

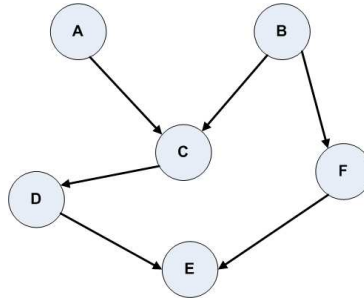


그림 12. 간단한 베이지안 네트워크

일반적으로 베이지안 네트워크의 노드가 증가할수록 존재하는 모든 결합 확률의 수는 지수적으로 증가하기 때문에 각 확률을 계산할 때마다 모든 결합 확률을 구하는 것은 매우 큰 계산량을 요구한다. 이를 극복하기 위해 exact method로

---

6) True와 False의 의미를 가짐

factoring, variable elimination, junction tree와 같이 정확한 확률을 효율적으로 계산하기 위한 알고리즘이 많이 연구되어 왔고, 이중 가장 효율적인 알고리즘으로 평가 받는 junction tree가 많이 쓰인다[Huang94, D'Ambrosio99].

퍼지 이론과 베이지안 네트워크를 결합한 연구는 대부분 연속 값을 베이지안 네트워크에 적용하기 위한 하이브리드 베이지안 네트워크(Hybrid Bayesian network) 개념을 적용한 연구가 많다. Yang은 연속 값을 베이지안 추론에 적용하기 위해서 퍼지 소속도 함수를 사용하여 연속 값에 따른 확률 밀도 함수를 만들고, 이를 사용해 베이지안 추론을 하는 방법을 제안하였다[Yang97]. 그러나 이 방법은 베이지안 네트워크를 사용하지 않았기 때문에 오직 하나의 퍼지 변수만 사용이 가능하다. Pan 등은 가상 노드(Virtual node) 개념과 가우시안 함수를 사용하여 연속 값을 베이지안 네트워크에 적용할 수 있는 퍼지 베이지안 네트워크를 제안하였다[Pan00]. 그러나 이 방법은 가상 노드를 베이지안 네트워크에 추가하기 때문에 기존에 쓰던 베이지안 네트워크 구조를 활용할 수 없다. Baldwin 등은 일반적인 퍼지 소속도 함수와 가상 노드를 사용한 퍼지 베이지안 네트워크를 설계하였지만[Baldwin03], 각 상태의 퍼지 소속도 값의 합이 1이 되어야 하는 제약이 있다.

본 논문에서 다루는 상황 기반 음악 추천 시스템은 다양한 형태의 데이터를 다룰 수 있어야 하고, 실제 시스템 구현까지 고려하기 때문에, 기존의 연구를 바탕으로 간단한 퍼지 베이지안 네트워크 추론 방법을 제안하여 사용한다. 본 논문에서 사용한 퍼지 베이지안 네트워크 추론은 다음과 같은 과정을 통해 계산된다. 관측 가능한 노드에서 전처리되어 넘어온 모든 퍼지 소속도 벡터를 교차곱(Cross product)을 통해 다음과 같이 퍼지 증거 Fuzzy Evidence를 생성한다.

$$\begin{aligned} \text{FuzzyEvidence} &= FMV_{node_1} \times FMV_{node_2} \times \dots \times FMV_{node_n} \\ &= (\mu_{s_1}, \mu_{s_2}, \dots) \times (\mu'_{s_1}, \mu'_{s_2}, \dots) \times \dots \\ &= ((\mu_{s_1} \times \mu'_{s_1} \times \dots), (\mu_{s_1} \times \mu'_{s_2} \times \dots), \dots) \\ &= (\mu_{E_1}, \mu_{E_2}, \mu_{E_3}, \dots) \end{aligned}$$

생성된 퍼지 증거 Fuzzy Evidence를 사용하여 노드  $x_{target}$ 의 상태  $s_k^{target}$ 에 대한 확률은 다음과 같이 계산한다. 이 때  $P(x_{target} = s_k^{target} | E_k)$ 는 일반적인 베이지

안 네트워크의 추론 방법에 의해 계산될 수 있다.

$$P(x_{target} = s_k^{target} | \text{Fuzzy Evidence}) = \frac{\sum_{\forall E_k} P(x_{target} = s_k^{target} | E_k) \times \mu_{E_k}}{\sum_{\forall E_k} \mu_{E_k}}$$

그림 13은 설명한 퍼지 베이저안 네트워크 추론 방법을 나타낸 것이다. 가상 노드를 사용하지 않기 때문에 전체적인 계산량이 증가하는 단점이 있지만, 기존 베이저안 네트워크의 구조를 그대로 쓸 수 있고, 일반적인 베이저안 네트워크 추론 방법을 그대로 사용하기 때문에 기존 시스템에 대한 확장이 용이하다. 특히 기존에 개발된 라이브러리를 사용할 수 있기 때문에 구현이 쉬운 장점이 있다. 또한 앞 단계에서 전처리된 퍼지 소속도 벡터를 사용하여 추론을 수행하기 때문에 다양한 형태의 데이터를 처리할 수 있는 장점이 있다.

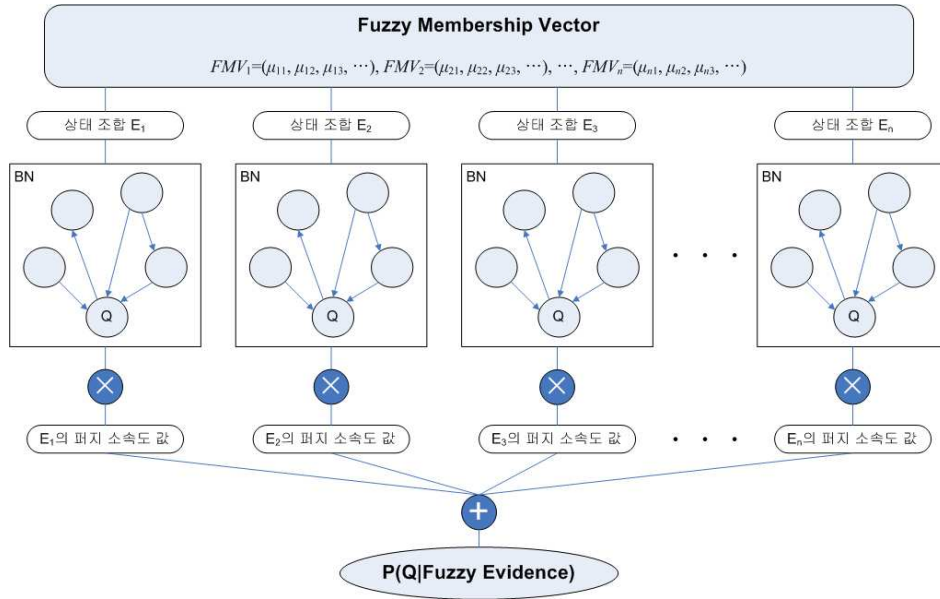


그림 13. 퍼지 베이저안 네트워크의 추론

### 3.3. 결정 네트워크

일반적으로 어떤 행동이나 서비스를 결정할 때, 현재 상황이 어떤지와 함께 각 상황에서 선택할 수 있는 각 서비스나 행동 사이의 선호도가 반영되도록 해야 한다. 각 개인이나 상황에 따라 서비스 사이의 선호도는 달라질 수 있기 때문이다.



따라서 2절에서 베이지안 네트워크의 결과로 도출된 쿼리 노드의 각 상태에 대한 확률 값만으로 직접 어떤 서비스를 선택하거나 행동을 취하는 결정을 하기는 어렵다.

결정 네트워크는 베이지안 네트워크와 효용성 이론(Utility theory)을 결합한 것으로 효용(Utility)을 최적화 하는 행동을 취하거나 서비스를 선택하는 결정을 내리는데 도움을 준다[Korb97]. 즉 사용자 선호도를 효용성 테이블로 미리 정의하고 베이지안 네트워크는 각 상황에 대한 확률 값을 알려주어 상황에 따라 어떤 행동을 취할 때 가장 이득을 얻을 수 있을지 결정할 수 있다. 효용성 테이블은 각 상황별로 여러 행동 중 특정 행동을 취할 때 얻을 수 있는 이득을 정의한다. 이때, 베이지안 네트워크로부터 얻은 상황에 대한 확률 값과 각 상황일 때 특정 행동에 대한 이득을 곱해서 각 행동에 대한 기대 효용(Expected utility)을 계산하고 가장 높은 기대 효용을 가진 행동을 선택하게 된다.

사용자가 취할 수 있는 행동의 집합을  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ 라고 가정하도록 한다. 의사결정의 목적은 현재 주어진 증거(관측된 정보)를 토대로 어떤 행동을 취할 때 가장 높은 효용을 얻을 수 있을 지를 결정하는 것이다. 각 행동을 취했을 때 얻을 수 있는 효용에 영향을 미치는 변수들의 집합을  $S$ 라고 하고 집합  $S$ 에 속한 변수들이 가질 수 있는 모든 경우를  $|S|$ 라고 정의한다. 효용 테이블은  $S$ 에 속한 모든 경우에 대해 각 행동별로 얻을 수 있는 효용을 정의한다. 즉 정의해 주어야 하는 효용의 개수는 총  $|S| \times |A|$ 가 된다. 관측된 변수가  $E$ 일 때, 행동  $A$ 에 대한 기대 효용  $EU$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$EU(A|E) = \sum_{\forall S} P(S|E) U(SA)$$

이 때 최적의 행동은 최대 기대 효용 원칙(Principle of maximum expected utility)에 의해 다음과 같이 결정된다[Korb97].

$$action = \operatorname{argmax}_{a \in A} EU(A|E)$$

이와 같은 방법으로 베이지안 네트워크를 확장하여 상황에 따라 사용자 선호도를 고려하여 적절한 의사 결정이 가능하다.

## 제4장 상황 기반 음악 추천

상황 기반 음악 추천 시스템은 사용자로부터 추천 요청이 들어왔을 경우, 관측 가능한 데이터로부터 고수준의 상황 정보인 현재의 분위기를 추론하고, 미리 정의한 사용자 선호도와 함께 고려하여 적절한 음악을 사용자에게 추천한다. 이를 위해 본 논문에서는 퍼지 결정 네트워크를 사용하여 상황을 추론하고, 상황 별 사용자 성향을 반영하여 음악을 추천하는 방법을 사용할 것을 제안한다. 만약 시간, 날씨 등 저수준의 상황 정보를 직접 사용할 경우, 처리해야 할 차원의 수가 기하급수적으로 늘어나기 때문에, 추천 방법이 복잡해진다. 그러나 퍼지 결정 네트워크를 사용하면 하나의 고수준의 상황 정보로 통합되기 때문에, 문제의 차원이 줄어들어 효과적인 추론이 가능하다.

### 4.1. 시스템 구조

그림 14는 제안한 상황 기반 음악 추천 시스템의 구조를 보여준다. 시스템은 크게 두 가지 단계로 나눠 생각해 볼 수 있다. 첫 번째 단계는 다양한 형태의 데이터를 사용하여 상황 정보를 추론하는 단계로 그림 14의 전처리(Preprocessing) 모듈과 상황 모델링(Context modeling) 모듈에 해당하는 부분이고, 두 번째 단계는 추론된 상황 정보와 사용자의 성향을 고려하여 음악 DB의 각 곡에 대한 추천 점수를 평가하는 단계로, 그림 14의 결정(Decision) 모듈과 추천(Recommendation) 모듈에 해당한다. 그림에서 진한 색의 모듈은 퍼지 결정 네트워크가 사용된 부분을 의미하고, 각 모듈의 하단 부분에는 사용되는 기술, 화살표는 각 모듈 사이에서 이동하는 데이터가 무엇인지 나타낸다.

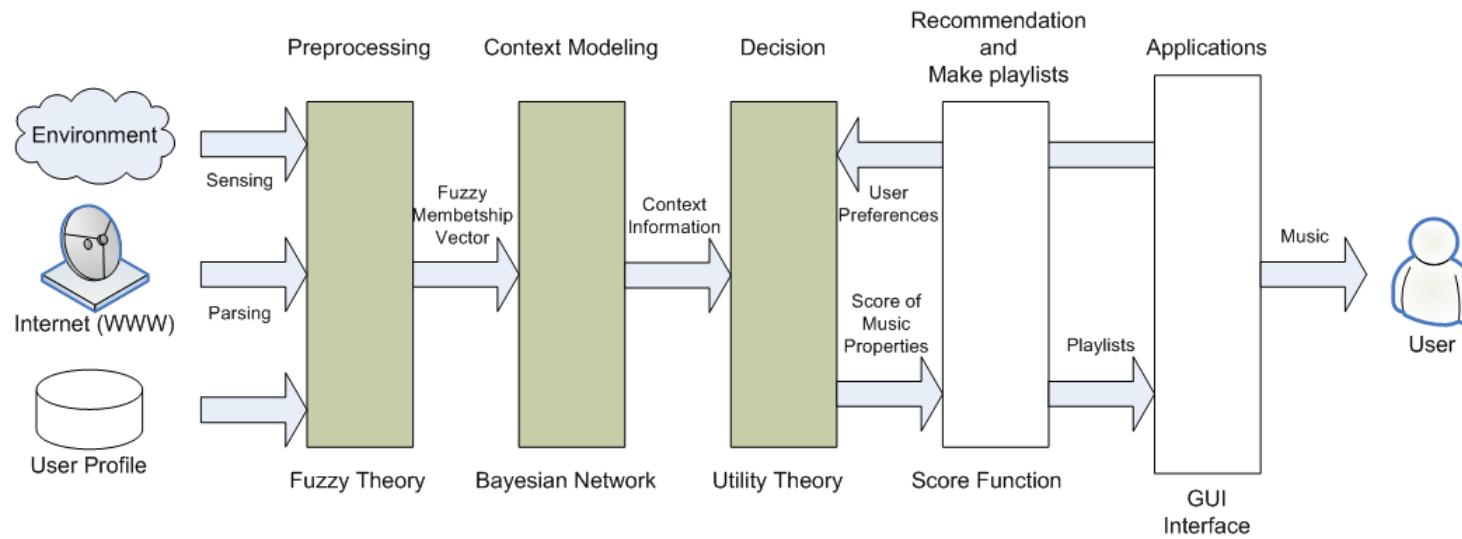


그림 14. 상황 기반 음악 추천 시스템의 전체 구조

먼저 상황 정보 추론 단계에서 사용한 데이터는 표 2와 같다. 다양한 소스에서 다양한 형태의 데이터가 입력으로 사용된다. 온도, 습도 등 센서로부터 측정되는 데이터는 센서 모듈에 의해 실시간으로 측정되어 연속 값 형태로 사용된다. 현재 날씨 등 인터넷을 통해 측정되는 정보는 인터넷 기상청 사이트에서 해당 정보를 제공하는 웹페이지를 분석하여 얻을 수 있다. 사용자 성별 및 나이는 미리 사용자 프로필에 정보가 기록되어 있는 것으로 가정하였고, 계절 및 시간은 시스템의 날짜 및 시간 정보를 가져와 사용하였다.

표 2. 상황 정보 추론을 위해 사용한 데이터

사용한 데이터	출처	데이터 형태
온도	온도 센서	연속 값
습도	습도 센서	연속 값
소음	소음 센서 (마이크)	연속 값
조도	조도 센서	연속 값
현재 날씨	인터넷 기상청 사이트	기호
일기 예보	인터넷 기상청 사이트	기호
사용자 성별	사용자 프로필	기호
사용자 나이	사용자 프로필	연속 값
계절	시스템 정보	신뢰도
시간	시스템 정보	연속 값

데이터로부터 추천을 하기까지 전체적인 흐름은 다음과 같다. 다양한 형태의 데이터는 각 형태에 따라 적절한 전처리 모듈을 거쳐 퍼지 소속도 벡터로 표현되게 된다. 각 퍼지 소속도 벡터는 상황 모델링 모듈의 베이지안 네트워크의 입력으로 사용되며, 이 단계에서 고수준의 상황 정보라고 할 수 있는 현재의 분위기에 대한 확률 값이 계산된다. 계산된 확률 값은 결정 모듈로 전달되어 미리 입력된 상황별 사용자의 선호도(User preference)와 함께 음악의 각 특성에 대한 추천 점수를 결정하는데 사용된다. 결정 모듈에서 계산된 음악의 각 특성에 대한 추천 점수는 추천 모듈에 입력되어 실제 음악 DB(Database)에 있는 각 곡들을 그 특성에 따라 추천 점수를 평가하는 기준이 된다. 음악 DB의 모든 곡들에 대한 추천 점수가 평가되면, 추천 점수가 높은 곡들을 재생 목록으로 만들어 실제 응용 프로그램의 사용자 인터페이스를 통해 사용자에게 추천된다.

음악 추천을 위한 음악 DB는 각 곡에 대해 표 3과 같은 특성을 저장하고 관리

한다. 음악 명과 아티스트, 발매연도 등의 정보는 대부분의 mp3 파일 내부의 태그 형태로 저장되어 있기 때문에 이 정보를 사용하여 구축이 가능하다. 장르나 빠르기, 음악의 분위기 등의 정보는 기본적으로 사용하나 음악 전문가가 설정할 수 있지만, 음원 파일의 특징 추출을 통해 자동으로 설정하도록 확장이 가능하다 [Aucouturier03, Li03, Li04]. 본 논문에서 기본적으로 음악 전문가가 해당 정보를 모두 설정한 것으로 가정하였다.

표 3. 음악 DB에 저장되는 곡의 특성

곡의 특성	
기본 정보	음악 명, 아티스트, 파일 경로, 발매연도, 장르, 빠르기, 분위기 등
추가 정보	청취 빈도수, 최근에 들은 시간, 요약 등

음악 DB는 XML을 사용하여 관리된다. 그림 15는 음악 DB가 XML 파일로 저장된 예를 보여준다. 이와 같이 XML 형식으로 관리하면, 공개된 여러 XML 파서(Phaser)를 통해 API 레벨에서 쉽게 각 정보를 추출하여 사용할 수 있으며, 웹 등으로 확장이 용이하기 때문에 장점을 가진다. 그림 16은 사용한 XML의 스키마 정의를 BNF(Backus Naur Form)로 표현한 것이다.

```

...
<MUSIC>
  <MNAME> Creep </MNAME>
  <ARTIST> Radiohead </ARTIST>
  <FNAME>C:\MUSIC\Rock\Radiohead-Creep.mp3</FNAME>
  <GENRE> Rock </GENRE>
  <YEAR> 1993 </YEAR>
  <TEMPO> Moderate </TEMPO>
  <MOOD_CD> Depressing </MOOD_CD>
  <MOOD_ER> Normal </MOOD_ER>
  <MOOD_DC> Normal </MOOD_DC>
</MUSIC>
...

```

그림 15. XML 형식으로 저장된 음악 DB의 예

```

root := ws music { ws music }+ ws
ws := { WHITESPACES }+
text := [ PRINTABLE+ ]
music := ( "<music>" | "<MUSIC>" ) ws mname ws artist ws [ ws fname ] ws genre ws tempo ws mood_cd ws mood_er
ws mood_dc ws year [ ws favorite ] [ ws recent ] [ ws abstract ] ws ( "</music>" | "</MUSIC>" )
mname := ( "<mname>" | "<MNAME>" ) ws text ws ( "</mname>" | "</MNAME>" )
artist := ( "<artist>" | "<ARTIST>" ) ws text ws ( "</artist>" | "</ARTIST>" )
fname := ( "<fname>" | "<FNAME>" ) ws text ws ( "</fname>" | "</FNAME>" )
genre := ( "<genre>" | "<GENRE>" ) ws text ws ( "</genre>" | "</GENRE>" )
year := ( "<year>" | "<YEAR>" ) ws text ws ( "</year>" | "</YEAR>" )
tempo := ( "<tempo>" | "<TEMPO>" ) ws text ws ( "</tempo>" | "</TEMPO>" )
mood_cd := ( "<mood_cd>" | "<MOOD_CD>" ) ws text ws ( "</mood_cd>" | "</MOOD_CD>" )
mood_er := ( "<mood_er>" | "<MOOD_ER>" ) ws text ws ( "</mood_er>" | "</MOOD_ER>" )
mood_dc := ( "<mood_dc>" | "<MOOD_DC>" ) ws text ws ( "</mood_dc>" | "</MOOD_DC>" )
favorite := ( "<favorite>" | "<FAVORITE>" ) ws text ws ( "</favorite>" | "</FAVORITE>" )
recent := ( "<recent>" | "<RECENT>" ) ws text ws ( "</recent>" | "</RECENT>" )
abstract := ( "<abstract>" | "<ABSTRACT>" ) ws text ws ( "</abstract>" | "</ABSTRACT>" )

```

그림 16. 음악 DB를 위한 XML 스키마 정의 (BNF)

## 4.2. 상황 추론

3.1절에서 설명한 것처럼, 표 2와 같은 다양한 데이터가 입력되면 각 데이터 형태에 따라 적절한 전처리 과정을 거쳐 퍼지 소속도 벡터라는 일정한 형태로 표현된다. 입력되는 데이터는 각각 베이지안 네트워크의 하나의 관측 노드와 대응하며, 퍼지 소속도 벡터는 해당 관측 노드의 상태에 대한 퍼지 소속도 값으로 표현된다. 표 4는 데이터와 대응하는 관측 노드와 그 상태를 나타낸다.

표 4. 관측 노드의 상태 및 정의

데이터	노드 명	상태 정의
온도	Temperature	더움/보통/추움 (hot/normal/cold)
습도	Humidity	습함/보통/건조함 (humid/normal/dry)
소음	Sound	시끄러움/보통/조용 (noisy/normal/silent)
조도	Light	밝음/보통/어두움 (bright/normal/dark)
현재 날씨	Current_Weather	맑음/흐림/비/눈 (sunny/cloudy/rain/snow)
일기 예보	Forecast	맑음/흐림/비/눈 (sunny/cloudy/rain/snow)
사용자 성별	Gender	남성/여성 (male/female)
사용자 나이	Age	10대/20대/30대/40대 이상 (ager10/ager20/ager30/ager40over)
계절	Season	봄/여름/가을/겨울 (spring/summer/fall/winter)
시간	Time	아침/점심/저녁/밤 (morning/afternoon/evening/night)

예를 들어, 연속 값으로 이루어진 온도 데이터의 경우, 현재 측정된 온도가 25도로 입력이 되면, 미리 정의된 그림 17과 같은 퍼지 소속도 함수를 통해 “더움”, “보통”, “추움”에 대한 퍼지 소속도 값을 계산, 퍼지 소속도 벡터 (0.76, 0.83, 0.00)으로 표현되어 베이지안 네트워크 추론의 증거로 사용된다.

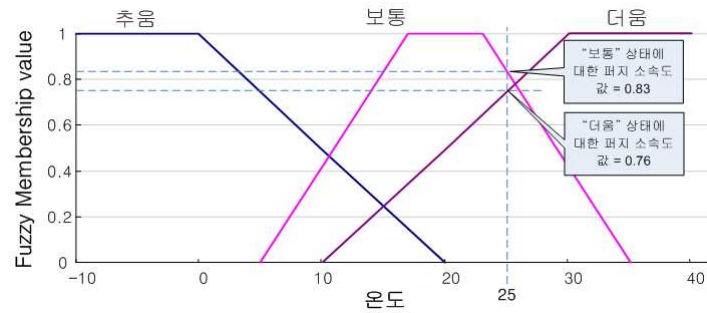


그림 17. 온도에 대한 퍼지 소속도 함수

전처리 과정을 통해 관측된 모든 데이터에 대해 퍼지 소속도 벡터가 계산되면, 퍼지 베이저안 네트워크 추론을 사용하여 현재 분위기를 추론한다.

분위기를 추론하는데 있어서 중요한 이슈 중 하나는 분위기에 대한 분류 문제이다[Liu03]. 많은 연구자들이 다양한 형용사를 사용하여 분위기를 분류하는 연구를 다루어 왔지만, 모든 분위기를 포함하는 통일된 분위기 분류 기준은 현재 존재하지 않는다. 분위기는 어떤 상황에 사람이 느끼는 감정이라고 할 수 있으므로, 감정을 표현하는 연구는 분위기를 표현하는데 도움을 줄 수 있다. 일반적으로 감정을 차원적 공간으로 나타내는 방법은 감정의 가장 기본적 특성을 단순화시켜 설명할 수 있기 때문에, 감정의 차이를 나타내고, 구분하는데 있어 간편하고 편리하다[Picard97].

그 중 하나가 valence-arousal space이다[Picard97]. 이 모델은 두 가지의 기준, valence와 arousal의 정도를 기준으로 감정을 분류한다. valence는 긍정·부정적인 정도 즉, 행복함 정도를 나타내고, arousal은 흥분·침착 상태의 감정 강도를 나타낸다. 이 두 가지 기준을 통해 감정을 수학적인 차원 공간으로 나타낼 수 있으며, 이에 따라 감정의 분류가 가능하다. 또한, 역으로 사람들이 느끼는 감정을 통해 어떤 대상에 대해 얼마나 호감을 느끼고 있는지, 또는 얼마나 적극적으로 관심을 가지고 있는지도 추론할 수 있다. 그림 18은 valence-arousal space를 나타낸 것이다. 각 점은 어떤 상황에서 valence와 arousal 척도가 어느 정도인지를 설명해 준다. 예를 들어, 스키 점프를 하는 동안, valence는 긍정적인 기분 쪽으로 가 있고, arousal은 매우 높은, 즉 매우 흥분한 상태임을 나타내 준다. 이와 대조적으로, 꽃



을 보았을 때는 긍정적인 기분은 마찬가지로이지만, 매우 차분한 상태를 나타낸다. 장례식장이나 묘지에 갔을 때는 부정적인 기분과 동시에 arousal은 낮은 상태, 즉 슬픔을 나타낸다.

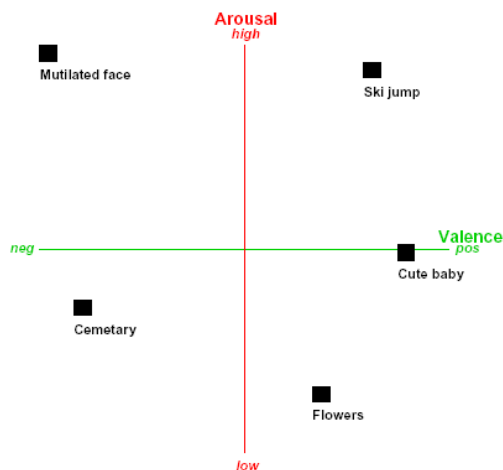


그림 18. Valence-arousal space

1990년대 말, Thayer는 그림 19와 같이 분위기를 stress(happy/anxious)와 energy(calm/energetic)의 두 가지 차원의 공간에 표현해서 분위기를 depression(우울), contentment(흡족), exuberance(풍부함), anxious/frantic(걱정됨/흥분함)으로 크게 4가지로 나누는 모델을 제안했다[Thayer89].

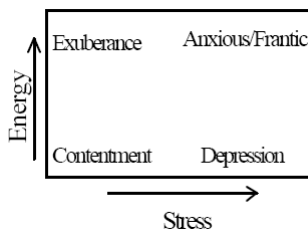


그림 19. Thayer의 분위기  
모델

본 논문에서는 Thayer의 연구에서 나눈 4가지 분위기인 우울함, 흡족함, 풍부함, 걱정됨/흥분됨의 상태로 현재 분위기를 나눈다. 두가지 기준인 stress와

energy는 각각 valence-arousal space의 valence와 arousal에 해당하므로, 베이지안 네트워크를 통해 valence와 arousal을 추론하고, 이것을 바탕으로 Mood 노드의 각 상태 우울함, 흡족함, 풍부함, 걱정됨/흥분됨의 확률을 추론한다.

베이지안 네트워크는 전문가에 의해 수작업으로 설계되었다. 왜냐하면 감정 분야에서 정확한 데이터는 쉽게 얻기 힘들고, 직관적인 규칙에 의존하는 경우가 많기 때문이다. 베이지안 네트워크는 그림 20과 같은 과정을 거쳐 설계되었으며, 의존 관계와 확률 테이블은 Watson이 인간이 느끼는 분위기에 대해 정리한 책 [Watson00]과 분위기에 대한 일반 상식을 바탕으로 설계하였다. 설계된 베이지안 네트워크는 그림 21과 같다.

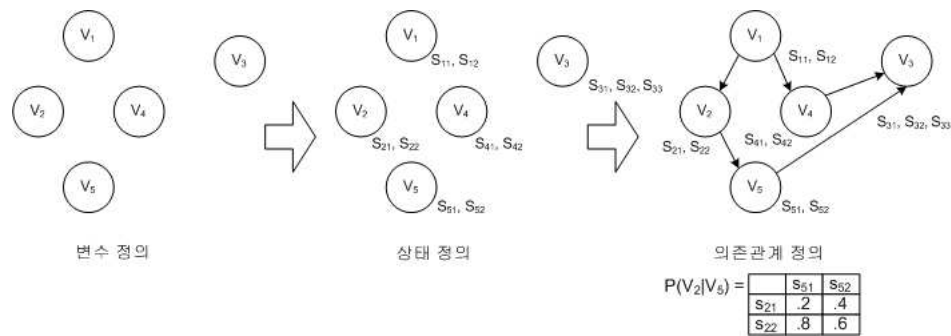


그림 20. 베이지안 네트워크의 설계 과정

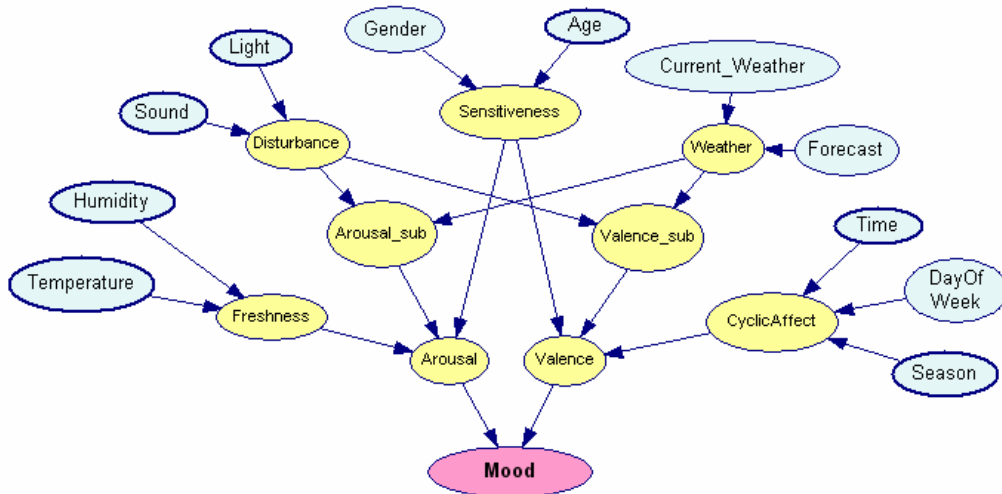


그림 21. 분위기 추론을 위해 설계된 베이지안 네트워크

### 4.3. 상황과 사용자 성향을 고려한 음악 추천

추론된 각 상황에 대해 사용자 선호도를 고려하여 음악의 각 특성의 상태에 대한 추천 점수를 계산한다. 추천에 사용되는 음악의 특성은 표 5와 같다.

표 5. 추천에 사용되는 음악의 특성

음악의 특성		상태 정의	음악 DB의 ID
Genre		Rock, Ballad, Jazz, Dance, Classic	<GENRE>
Tempo		Fast, Moderate, Slow	<TEMPO>
Mood	Cheerful - Depressing	Cheerful, Normal, Depressing	<MOOD_CD>
	Relaxing - Exciting	Relaxing, Normal, Exciting	<MOOD_ER>
	Disturbing - Comforting	Disturbing, Normal, Comforting	<MOOD_DC>

개개인마다 각 분위기에 따라 듣고 싶은 음악의 특성이 다를 수 있기 때문에 사용자 선호도 정보가 필요하다. 본 논문에서는 사용자 인터페이스를 통해 사용자 선호도를 직접 입력하도록 했다. 베이지안 네트워크를 통해 추론되는 상황은 모두 4 가지이며, 각 상황마다 음악 특성의 각 상태에 대한 사용자 선호도가 총  $17 \times 4 = 68$  가지의 사용자 선호도 값이 필요하다. 각 선호도는 리커트 척도(Likert scale)을 사용하여 1(매우 선호하지 않음)과 5(매우 선호함) 사이의 정수로 입력할 수 있도록 하였다. 사용자는 최초 프로그램 사용 시에만 사용자 선호도를 입력하면 된다. 예를 들어 사용자가 현재 분위기가 "Depressing"일 경우, 음악의 장르 중 "Jazz"을 즐겨듣는다고 할 때,  $u_{genre::Jazz}^{Depressing}$ 의 값을 다른 장르의 선호도에 비해 높은 단계로 설정한다. 사용자 선호도는 표 6과 같은 형식으로 저장되어 추천에 활용된다.

표 6. 저장되는 사용자 선호도의 형식

	$u^{Depressing}$	$u^{Contentment}$	$u^{Exuberance}$	$u^{Anxious/Frantic}$
Genre::Rock	4	3	2	3
Genre::Ballad	2	5	4	1
Genre::Jazz	4	3	4	1
Genre::Dance	3	5	5	2
Genre::Classic	1	2	3	2
Tempo::Fast	4	3	3	2
Tempo::Moderate	2	4	4	2
Tempo::Slow	3	2	5	4
Mood1::Cheerful	1	5	4	1
Mood1::Normal	3	3	2	1
Mood1::Depressing	5	1	2	3
Mood2::Relaxing	2	2	4	3
Mood2::Normal	4	3	4	4
Mood2::Exciting	2	4	2	3
Mood3::Disturbing	2	1	2	3
Mood3::Normal	3	4	4	2
Mood3::Comforting	3	5	4	1

이런 식으로 설정된 사용자 선호도 값과 각 상황에 대한 추론 확률을 사용하여 각 음악 속성의 상태에 대한 추천 점수를 다음과 같이 계산한다.

$$Score_{property_i} = \sum_{\forall Mood_k} P(Mood_k | FuzzyEvidence) \times u_{property_i}^{Mood_k}$$

각 음악 속성의 상태에 대한 추천 점수를 바탕으로 음악 DB에 있는 모든 곡들의 추천 점수를 계산한다. 곡  $music_k$ 에 대해 음악 DB에 저장된 특성을  $property_i$ 라고 할 때, 추천 점수  $Recommend\_Score_{music_k}$ 는 다음과 같은 수식에 의해 계산된다.

$$Recommend\_Score_{music_k} = \sum_{\forall property_i} Score_{property_i}$$

이 때, 사용자에게 추천 점수 상위  $n$  곡을 선별하여 재생 목록으로 추천하며, 우선적으로 추천되는 음악은 다음 수식과 같이 가장 높은 추천 점수로 평가된 음악이다.

$$\text{추천되는 곡} = \operatorname{argmax}_{music_k} (Recommend\_Score_{music_k})$$

## 제5장 실험 결과

제안한 방법의 유용성을 보이기 위해 추천 과정 분석과 설문 조사를 통해 사용자 만족도를 평가하였다. 추천 과정 분석을 통해 상황 정보를 사용하지 않는 경우와 베이지안 네트워크를 사용하는 경우에 비해 퍼지 결정 네트워크를 사용할 경우가 유연한 상황 추론을 할 수 있고, 이를 바탕으로 사용자 선호도에 부합하는 효과적인 추천이 이루어질 수 있음을 보인다. 또한 사용자 만족도 평가를 통해 상황 정보를 사용하여 음악을 추천할 경우, 사용자 만족도가 증가될 수 있음을 보인다.

### 5.1. 추천 과정 분석

#### 5.1.1. 실험 환경 및 실험 방법

상황 기반 음악 추천 시스템은 Windows XP 플랫폼에서 Visual C++의 MFC를 사용하여 구현되었다. 사용된 장비는 상황 정보를 추론하기 위해 각종 센서 장비를 갖추고 인터넷 접속이 가능한 Pentium4 2.4Ghz CPU가 장착된 데스크톱 PC를 사용하였다.

실험에 사용된 음악 DB의 음악은 음악 스트리밍 서비스를 하는 주크온 사이트<sup>7)</sup>를 통해 수집되었다. 총 322곡의 음악이 수집되었으며, 음악 명, 아티스트, 발매연도, 장르 정보는 미리 곡에 기록되어 있는 정보를 사용했다. 빠르기와 분위기 정보는 각 음악을 직접 듣고 수작업으로 설정하였다. 음악 DB에 포함된 음악의 각 속성에 대한 분포는 그림 22와 같다.

실험에 사용된 데이터는 가능한 실제와 가까운 데이터를 생성하여 사용하였다. 온도, 습도, 날씨 및 일기 예보 값은 기상청 사이트<sup>8)</sup>를 통해 2005년 11월 21일부터 27일까지 1주일 간 분단위로 관측된 실제 온도, 습도, 날씨 및 일기 예보 데이터를 수집하여 사용했다. 조도 값은 해당 기간의 일출 시간, 남중 시간, 일몰 시간

---

7) <http://www.jukeon.com/>

8) <http://www.weather.go.kr/>

을 고려하여 생성하였고, 소음은 각 일자의 소음 변화를 임의로 가정하여 생성하였다. 계절은 날짜를 고려하여 늦가을로 설정하였고, 사용자의 나이와 성별 값은 24세의 남자로 고정하여 데이터를 생성하였다. 데이터의 각 상황은 월요일부터 일요일까지 분단위로 연속적으로 변화하며, 총 9803개의 상황으로 이루어져 있다. 그림 23은 사용된 데이터의 주요 속성 값의 변화를 나타낸 것이다.

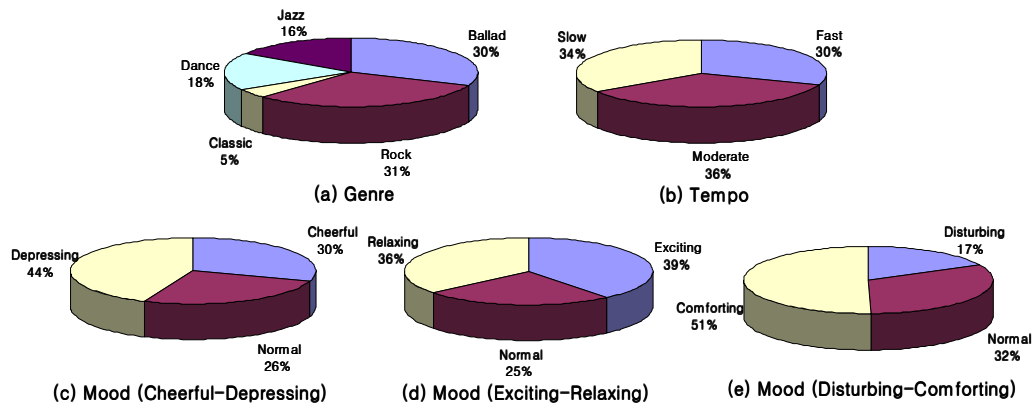


그림 22. 각 속성 별 음악 DB 내 음악 분포

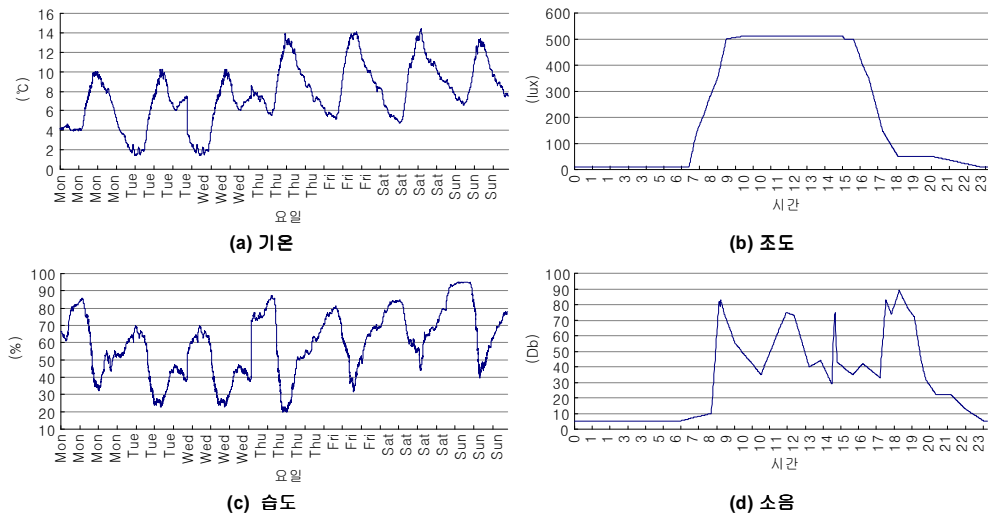


그림 23. 실제 데이터에서 각 속성 변화

실험 방법은 수집된 데이터를 바탕으로 제안한 방법인 퍼지 결정 네트워크를 사용한 경우, 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용한 경우, 그리고 추가적으로 상황 정보를 사용하지 않고 사용자가 입력한 각 상황에 대한 선호도만을 사용한 경우에 대해 11월 21일에서 27일까지 분단위로 음악 추천을 수행한다. 이 때, 각 시점에서의 추론된 분위기 확률, 각 음악 속성에 대한 추천 점수, 추천된 음악 정보 등을 기록하고, 추천 과정을 비교 분석한다.

### 5.1.2. 실험 결과 및 분석

그림 24는 시간, 기온, 습도 등 연속 값으로 입력되는 각 입력 데이터와 “분위기” 노드의 확률을 상관 분석한 그래프이다. 모든 요소에 대해 공통적으로 퍼지 베이지안 네트워크를 사용했을 때가 일반 베이지안 네트워크를 사용했을 때보다 상관도가 높게 나타난다. 이는 퍼지 베이지안 네트워크를 사용했을 때 입력 데이터의 변화에 민감하게 반응하고 있음을 나타낸다.

그림 25는 각 시점에서 베이지안 네트워크와 제안한 퍼지 베이지안 네트워크를 사용하여 추론된 “분위기” 노드의 확률 변화의 차이를 보여준다. 각 시점에서 추론되는 전체적인 분위기의 양상은 비슷하게 나타난다. 그러나 확률의 변화 양상에서 차이를 보인다. 베이지안 네트워크는 확률을 일정하게 유지하다가 급격하게 확률이 변화하는 양상을 반복한다(그림 25(a)). 그러나 퍼지 베이지안 네트워크는 확률이 연속적으로 변화한다(그림 25(b)). 입력된 데이터는 연속적으로 상황이 변화하므로 퍼지 베이지안 네트워크가 일반 베이지안 네트워크에 비해 상황에 대해 분위기를 더욱 민감하게 추론하는 것으로 볼 수 있다.

또한 실제 추론된 확률이 베이지안 네트워크를 설계할 때의 의도대로 추론되고 있음을 그림 24와 그림 25를 통해 알 수 있다. 예를 들어, [Watson00]에 따라 새벽과 아침, 밤 시간대는 부정적인 분위기가 우세하고, 점심과 저녁 시간대는 긍정적인 분위기가 우세하도록 베이지안 네트워크를 설계하였다. 그림 25를 보면 새벽과 아침 시간대에는 부정적인 분위기인 depression과 anxious/frantic의 확률이 높다가, 점심 시간대를 지나면서 긍정적인 분위기인 contentment, exuberance의 확률이 높아지고, 밤 시간대에 접어들면서 다시 부정적인 분위기인 depression과

anxious/frantic의 확률이 높아지는 양상이 매일 반복되고 있다.

이러한 경향은 음악의 각 속성에 대한 추천 점수 변화에 영향을 준다. 그림 26은 각 시점에서 계산된 음악의 속성 중 장르에 대한 추천 점수 변화를 나타낸 것이다. 그림 26(a)의 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용하여 계산된 추천 점수의 경우, 그림 25(a)의 “분위기” 노드의 확률 변화와 비슷한 양상을 보인다. 즉, 추천 점수의 변화가 연속적이지 않고, 단절적인 경향을 보인다. 그러나 그림 26(b)와 같이 퍼지 결정 네트워크를 사용한 경우, 추천 점수가 연속적으로 변화한다.

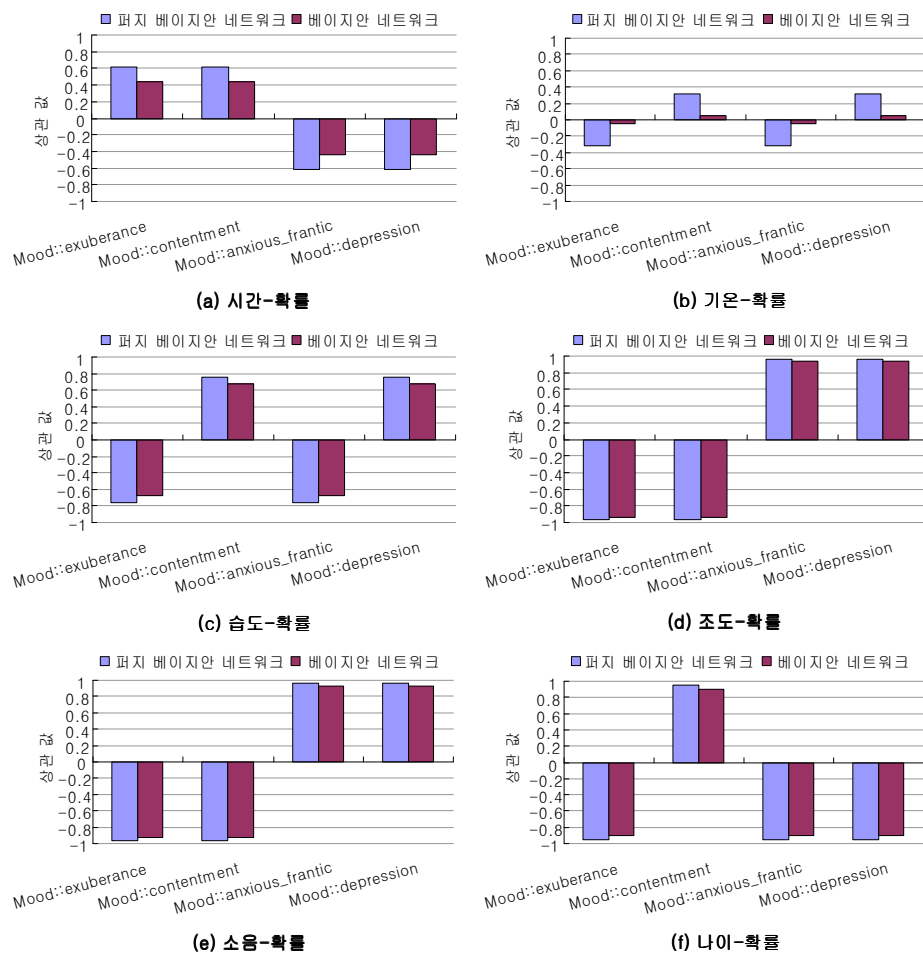
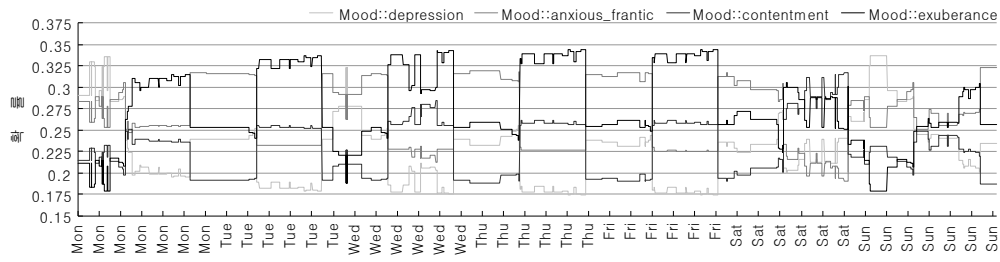
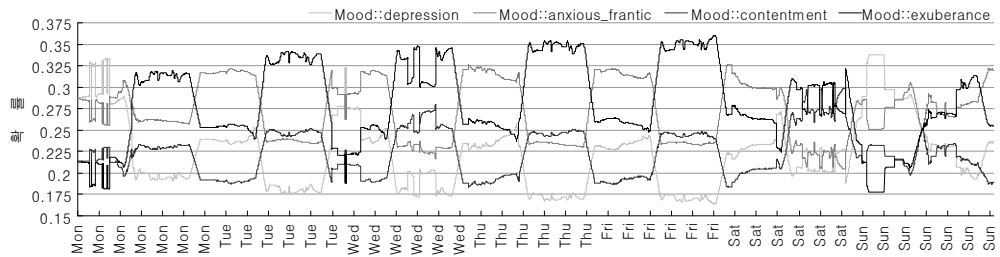


그림 24. 각 속성 별 확률과의 상관 분석



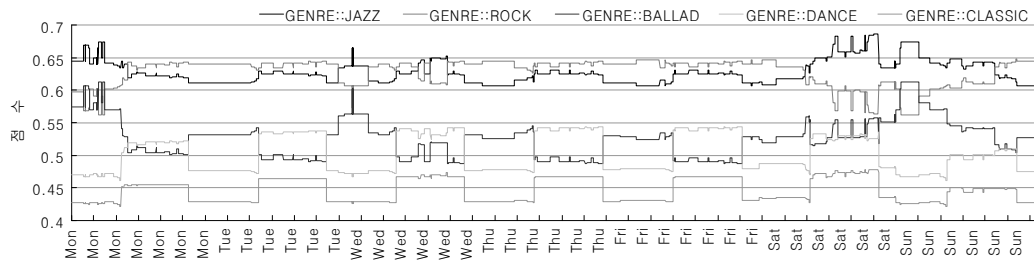


(a) 베이지안 네트워크

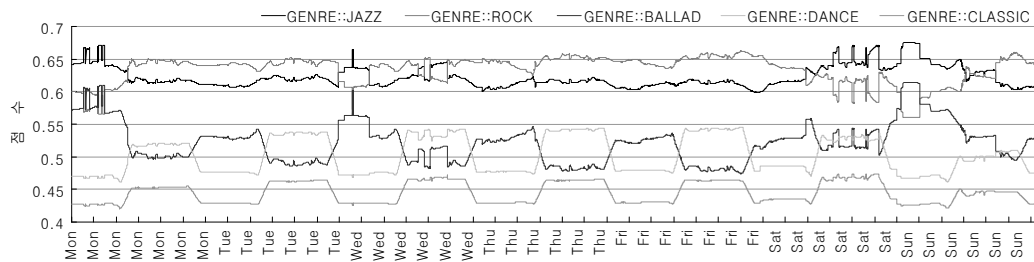


(b) 퍼지 베이지안 네트워크

그림 25. “분위기” 노드의 확률 변화 비교



(a) 베이지안 네트워크 + 효용성 이론



(b) 퍼지 결정 네트워크

그림 26. 음악 속성 중 “장르”에 대한 추천 점수 변화 비교

그림 27은 각 시점에서 상위 30곡을 추천한 후, 이전 시점에서 추천된 상위 30곡과 비교하여 새로 추천 목록에 포함된 곡의 수 변화를 나타낸 것이다. 그림

27(a)의 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용한 경우, 추천 목록이 변화하는 시점이 적고, 변화하는 시점에서는 큰 변화폭을 보인다. 이에 비해 그림 27(b)의 퍼지 결정 네트워크를 사용한 경우는 그림 27(a)에 비해 변화하는 시점이 더 많고, 각 시점의 변화폭이 그리 크지 않다.

실제로 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용한 경우보다 퍼지 결정 네트워크를 사용한 경우에 추천된 상위 30곡 목록 중 순위가 변화하는 시점(그림 28(a))과 새로 목록에 포함되는 경우의 변화 시점의 수(그림 28(b))가 더 많다. 또한 각 시점의 변화량의 평균과 표준편차를 비교해보았을 때(그림 29), 퍼지 결정 네트워크가 더 적은 변화량을 보인다. 입력되는 상황이 연속적으로 변화하므로, 추천 곡의 변화에 있어 작은 변화가 자주 일어나는 것이 더 바람직하다. 그러므로 퍼지 결정 네트워크를 사용한 경우가 상황에 따라 적절한 추천을 수행한다고 볼 수 있다. 이러한 평균의 차이가 유의미한지 판단하기 위해 다음과 같은 귀무가설  $H_0$ 에 대하여 T-검정을 실시하였다.

$H_0$ : 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용한 경우와 퍼지 결정 네트워크를 사용한 경우의 변화한 추천곡 수의 평균은 같다.

검증 결과, 0.001의 유의수준에서  $H_0$ 이 기각되므로, 두 평균의 차이는 유의미하다.

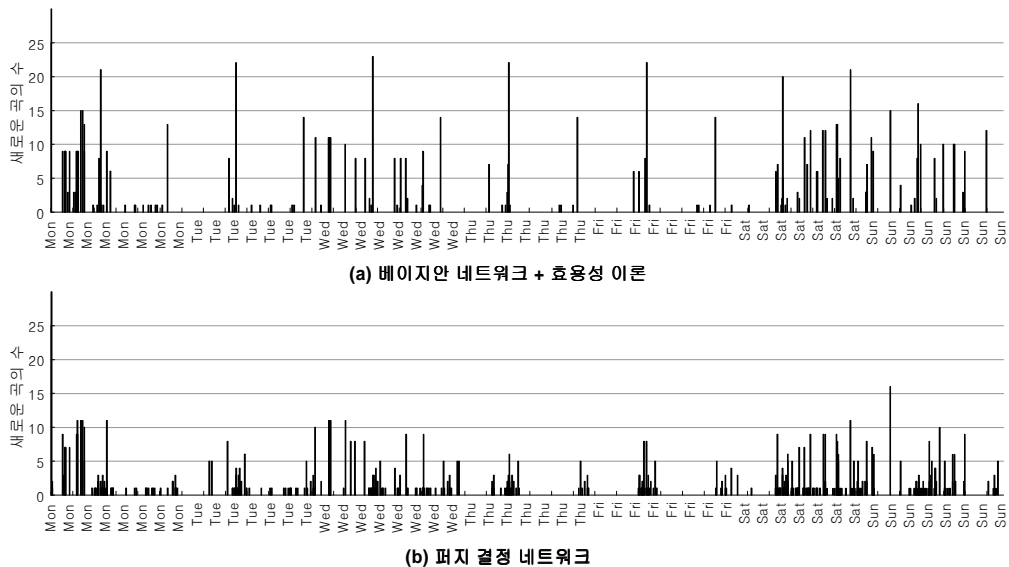


그림 27. 추천된 상위 30곡 중 새로 순위에 오른 곡의 수 변화 비교

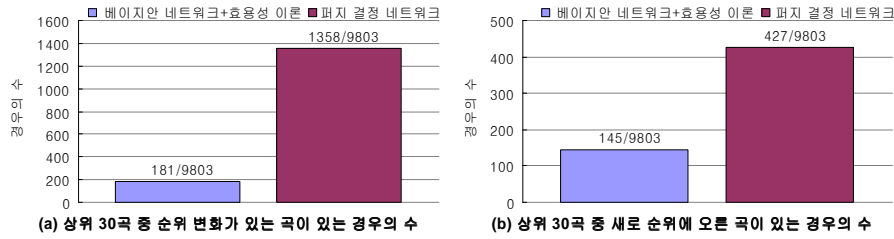


그림 28. 추천된 상위 30곡 목록이 변화한 시점의 수 비교

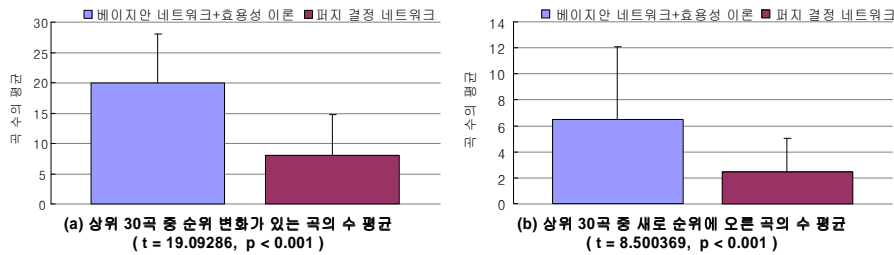


그림 29. 추천된 상위 30곡 중 변화한 곡의 수 비교

다음으로 실제 추천된 음악이 사용자가 직접 설정한 상황별 선호도와 부합하는지를 분석하였다. 그림 30은 11월 27일 일요일에 추론된 “분위기” 노드의 확률 분포를 나타낸 것이다. 나타난 여러 시점 중에서 1시 6분과 18시 0분에 대해 음악 추천을 수행하고 결과를 비교하였다.

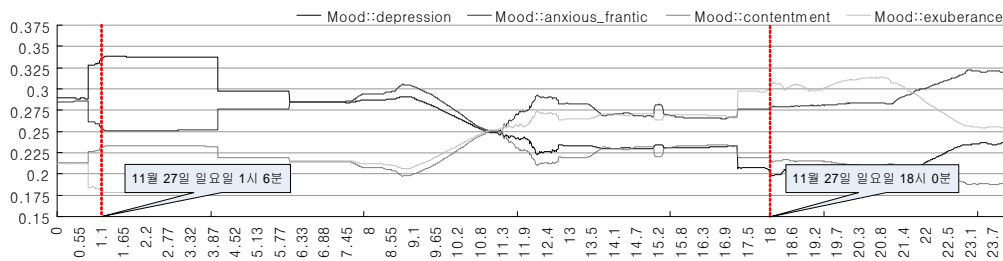
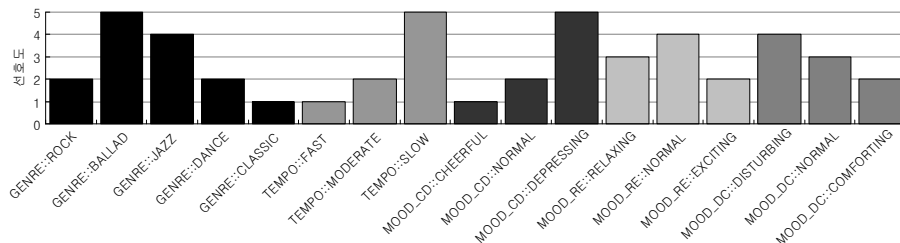


그림 30. 11월 27일 일요일에 추론된 “분위기” 노드의 확률 분포

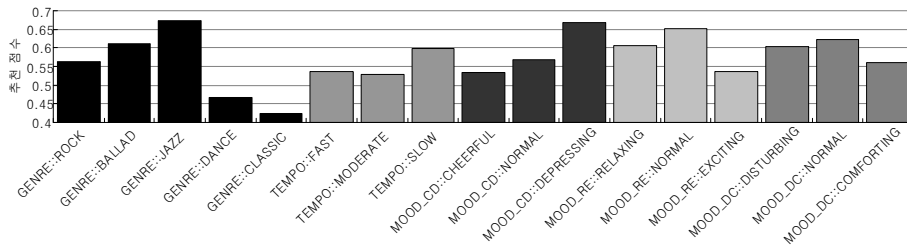
그림 31은 1시 6분에 수행된 음악 추천 결과를 분석한 그래프이다. 그림 31(a)는 사용자가 직접 입력한 분위기가 depression일 때 사용자의 각 음악 속성에 대한 선호도이다. 그림 30과 같이 1시 6분에는 depression의 확률이 가장 높게 나타나고 있기 때문에, 실제로 계산된 각 음악 속성에 대한 추천 점수(그림 31(b))는 사용자가 입력한 depression일 때의 선호도와 비슷한 양상을 보이고 있다. Tempo

와 같이 약간의 차이가 있는 부분은 depression일 때의 선호도뿐만 아니라 적은 확률로 분포되어 있는 다른 분위기의 선호도도 고려되어 추천 점수가 계산되었기 때문이다. 결국 그림 31(c)와 같이 재즈 장르의 느리고 우울한 분위기의 음악이 주로 추천된다.

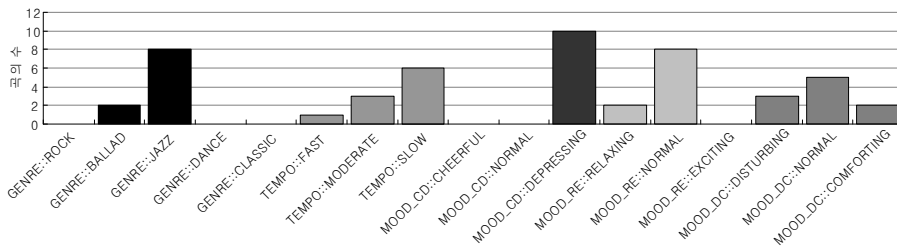
18시 0분의 경우(그림 32), exuberance의 확률이 가장 높게 나타나고 있기 때문에, 1시 6분의 경우와 달리 계산된 추천 점수의 양상이 사용자가 입력한 exuberance일 때의 선호도와 비슷한 양상을 보인다(그림 32(a)와 그림 32(b)). 결국 음악은 락 장르의 빠른 노래들이 주로 추천된다. 이와 같이 변화한 상황에 바탕으로 사용자가 입력한 선호도를 고려해 음악 추천이 이루어지고 있음을 확인할 수 있다.



(a) 사용자가 지정한 현재 상황(depression)에서의 선호도 분포

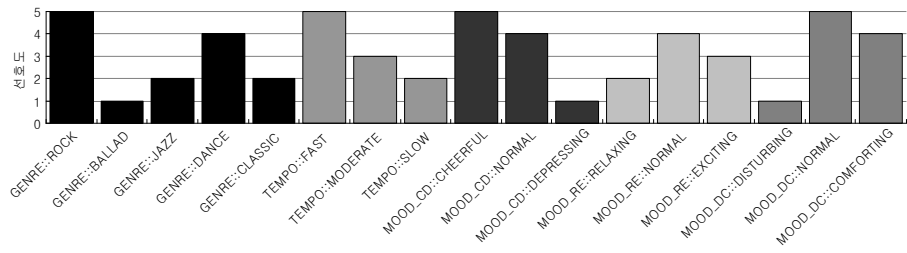


(b) 각 음악 속성에 대한 추천 점수 분포

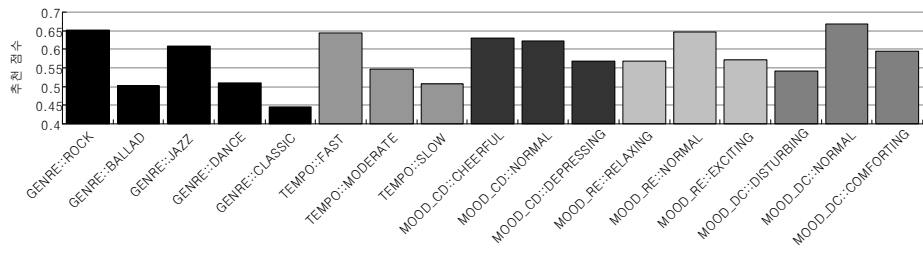


(c) 실제 추천된 상위 10곡의 음악 속성 분포

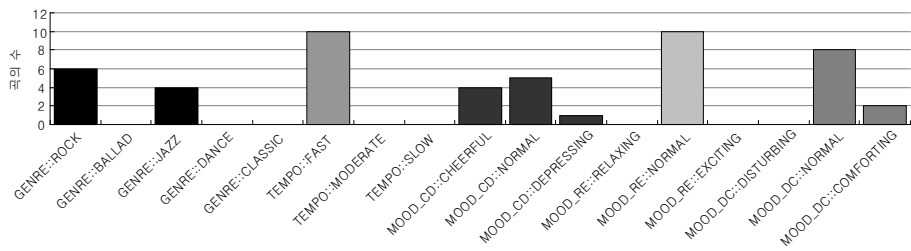
그림 31. “11월 27일 일요일 1시 6분”의 음악 추천



(a) 사용자가 지정한 현재 상황(exuberance)에서의 선호도 분포



(b) 각 음악 속성에 대한 추천 점수 분포



(c) 실제 추천된 상위 10곡의 음악 속성 분포

그림 32. “11월 27일 일요일 18시 0분”의 음악 추천

그림 33은 음악 추천을 1회 수행 시 걸리는 시간의 평균을 나타낸 그래프이다. 퍼지 결정 네트워크를 사용하는 경우, 다른 방법에 비해 수행 시간이 두 배 이상 걸리지만, 0.02초 정도로 아주 짧은 순간에 추천이 일어나므로 사용자에게 느껴지는 체감 시간은 거의 같다.

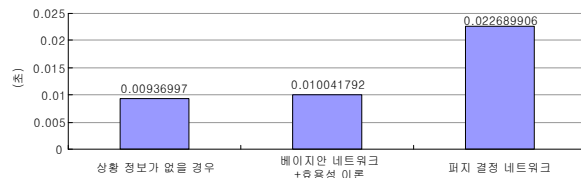


그림 33. 1회 추천에 대한 수행시간 평균 비교

## 5.2. 사용성 평가

상황 기반 음악 추천 시스템의 사용성과 만족도를 평가하기 위해 음악을 자주 듣는 20대 대학생 피험자 10명을 대상으로 사용자 평가를 수행하였다.

먼저, 제안한 시스템을 사용하여 추천된 음악 목록에 대해 사용자가 얼마나 만족하는지 Sheffé의 쌍비교법을 사용하여 평가하였다[David69]. 이 방법은 피험자가 두 시스템을 상대적으로 비교하기 때문에 지나치게 주관적으로 평가하는 것을 막아준다.

먼저 표 7과 같은 4가지 상황을 피험자에게 제시한다. 각 상황별로 무작위로 추천된 음악 10곡과 제안한 시스템을 사용하여 추천된 음악 10곡을 들려준다. 이때 음악을 듣는 시간에 따른 변인을 제거하기 위해 각 음악은 주요부분을 15초간 들려준다. 또한 두 추천 목록이 어떤 방법으로 추천되었는지 설명하지 않고, 제시하는 순서도 무작위로 설정하는 blind 테스트를 수행하여 제시 순서나 방법에 따른 변인을 제거하였다. 피험자는 두 추천 목록을 듣고 어떤 추천 목록이 제시된 상황에 알맞은지를 -3(처음 추천 목록이 가장 적당)과 3(두번째 추천 목록이 가장 적당) 사이의 정수로 평가한다. 평가 점수는 이후에 -3(무작위 추천 목록)과 3(제안한 시스템을 사용한 추천 목록) 사이의 정수로 조정하여 사용하였다.

표 7. 만족도 평가를 위해 제시된 상황

상황	피험자에게 제시된 상황	실제 추천에 사용한 상황 정보
1	11월 말 비가 내리는 월요일 오전	늦가을, 월요일, 9시, 기온 4.8도, 습도 82.7%, 조도 500lux, 소음 50Db, 날씨 Rainy
2	8월 중순 화창한 날씨의 토요일 오후	여름, 토요일, 15시, 기온 30.5도, 습도 65%, 조도 550lux, 소음 65Db, 날씨 Sunny
3	4월 초순 조금 구름 낀 날씨의 수요일 저녁 (해질녘)	봄, 수요일, 19시, 기온 16.6도, 습도 40%, 조도 200lux, 소음 65Db, 날씨 Cloudy
4	1월 말 한겨울의 달이 보이는 일요일 밤	겨울, 일요일, 23시, 기온 -7.3도, 습도 57%, 조도 50lux, 소음 30Db, 날씨 Sunny

그림 34는 평가된 점수를 바탕으로 Sheffé의 구간 추정법을 사용하여 상대적 만족도의 신뢰 구간을 나타낸 그래프이다. 만약 구간 내에 0이 포함될 경우, 두 비교 대상의 차이가 없다고 해석되어야 한다. 그림과 같이, 각 상황에 대한 모든 신

외구간에서 0이 포함되지 않으므로, 무작위 음악 추천과 상황 기반 음악 추천은 만족도에 있어 유의미한 차이가 있다고 해석할 수 있다. 또한 상황 기반 음악 추천의 상대적 만족도가 높게 나타나므로, 제안한 시스템을 사용하여 음악을 추천할 때 만족도가 높아짐을 확인할 수 있다.

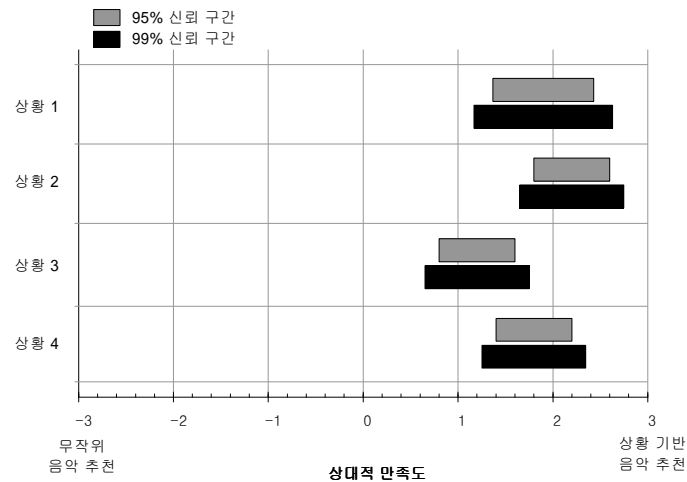


그림 34. 상황 기반 음악 추천에 대한 상대적 만족도 구간

다음으로 시스템의 사용성을 평가하기 위해 피험자에게 시스템을 사용하도록 한 후, 설문조사를 수행하였다. 설문조사의 문항은 사용성 평가에 널리 사용되는 SUS(System Usability Scale)의 10 문항을 사용하였다. 각 문항의 응답은 Likert 척도를 사용하여 강한 부정, 부정, 보통, 긍정, 강한 긍정의 1에서 5까지의 5개 답 중 하나를 선택하도록 하였다. 문항의 구성은 표 7과 같다.

SUS<sup>9)</sup>는 10 문항을 통합한 점수 환산 방법을 제공한다[Brooke96]. 점수는 다음과 같이 계산된다. 홀수 문항은 평가 값에서 1을 빼고, 짝수 문항은 5에서 평가 값을 뺀다. 그 후 모든 값을 더한 후, 2.5를 곱하면 0부터 100 사이의 값을 갖는 점수로 환산된다. 점수가 높을수록 사용자에게 더 선호되는 시스템으로 볼 수 있다.

그림 35는 각 피험자별 SUS 점수와 그 평균을 나타낸다. 대부분의 점수가 65~82.5 사이로 높게 나타나고 있으므로, 제안한 시스템의 사용성이 높다고 해석할

9) SUS는 영국의 Digital Equipment社의 integrated office systems development의 usability engineering programme의 일환으로 개발되었다.

수 있다.

표 8. 사용성 평가를 위한 설문 문항

번호	문항	응답
SUS-1	나는 이 시스템을 자주 사용할 것 같다.	1 2 3 4 5
SUS-2	시스템에 불필요하게 복잡한 부분이 있다.	1 2 3 4 5
SUS-3	시스템이 사용하기 쉽다고 생각한다.	1 2 3 4 5
SUS-4	이 시스템을 사용하기 위해서 전문가가 필요할 것 같다.	1 2 3 4 5
SUS-5	이 시스템은 다양한 기능이 조직적으로 잘 결합되어 있다.	1 2 3 4 5
SUS-6	이 시스템은 너무 불안정한 것 같다.	1 2 3 4 5
SUS-7	대부분의 사람이 이 시스템의 사용방법을 빨리 익힐 것이다.	1 2 3 4 5
SUS-8	이 시스템은 사용하기 귀찮은 부분이 있다.	1 2 3 4 5
SUS-9	나는 이 시스템을 사용했는데 자부심이 생긴다.	1 2 3 4 5
SUS-10	이 시스템을 계속 사용하기 위해서는 많은 것을 배워야 할 것 같다.	1 2 3 4 5

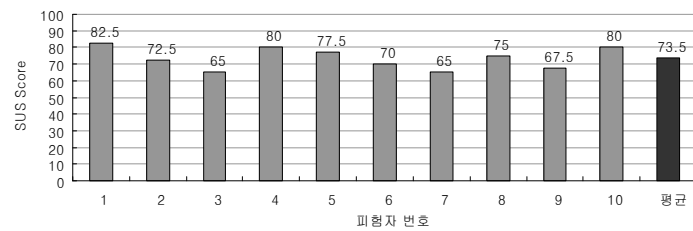


그림 35. 피험자 별 SUS 점수 및 평균



## 제6장 결론

지금까지 연구되어 왔던 자동 추천 시스템은 내용 기반 기법, 협력 필터링 등의 여러 가지 방법과 휴리스틱을 사용한 기술에서부터 각종 기계 학습 모델까지 다양한 기술을 접목하여 많은 성과를 남겼다. 또한, Amazon.com 등과 같이 상업적으로 사용되고 있고, 우리 생활을 더욱 편리하게 해주고 있다. 그러나 자동 추천 시스템에는 사용자 개인화나 상황 정보를 고려하는 등 더 연구해야 할 이슈들도 아직 많이 존재하고 있고, 현재 여러 분야에서 많은 연구가 진행 중이다.

본 논문에서는, 상황 정보를 사용하여 음악을 추천하는 시스템을 제안하였다. 사용자가 음악을 선택하는 기준은 평소 좋아하는 장르, 좋아하는 가수 등 자신의 평소 음악적 취향에 따라 선택하는 경우도 있지만, 현재 분위기가 우울한지, 즐거운지에 따라 선택하는 경우도 많이 있기 때문에, 상황 정보를 고려한 음악 추천 시스템은 사용자 만족도가 클 것으로 기대할 수 있다. 본 논문에서는 사용자의 상황, 즉 현재 분위기를 각종 센서와 인터넷, 사용자 프로필 정보 등으로 통해 추론하기 위해 퍼지 결정 네트워크를 제안하였다. 이 방법은 기존 베이지안 네트워크만을 사용하여 상황을 인식하는 것에 비해 다양한 형태의 데이터를 다룰 수 있고, 사용자 성향을 반영할 수 있다는 점에서 장점을 가진다. 또한 많은 수의 저수준의 상황 정보를 추상화된 고수준의 상황 정보로 통합하기 때문에, 해결해야 할 탐색 공간의 차원이 줄어드는 장점도 있다.

제안한 상황 기반 음악 추천 시스템을 실제로 구현하고, 추천 과정 분석과 사용성 평가를 통해 유용성을 확인하였다. 상황을 고려하여 음악 추천을 할 경우 사용자가 더 높은 만족도를 얻을 수 있고, 상황 추론을 통해 음악 추천을 할 때에는 여러 형태의 데이터를 다룰 수 있고, 사용자 선호도를 고려할 수 있는 퍼지 결정 네트워크를 사용하는 것이 일반 베이지안 네트워크를 사용하는 것보다 효과적임을 보였다.

그러나 아직 제안한 방법에 단점이 존재하기 때문에 향후 연구를 통해 단점을 보완하고, 그 효과를 입증해야 할 것이다. 우선 베이지안 네트워크를 자동 기계 학습 기법을 통해 설계하고 음악 추천에 적용하는 연구가 필요하다. 본 논문에서 사

용한 방법은 사용자가 느끼는 분위기 모델을 하나로 고정했지만, 실제로는 사용자마다 느끼는 분위기가 조금씩 다를 수 있고, 시간이 지남에 따라서도 달라질 수 있기 때문에 한계가 있다. 사용자가 느끼는 분위기에 대한 데이터를 수집할 수 있는 방법이 확보된다면, 자동 기계 학습을 통해 사용자에게 더 잘 맞고, 시간이 지남에 따라 적응할 수 있는 분위기 추론 모델을 구축할 수 있을 것이다.

사용자 선호도를 자동으로 계산하는 방법에 대한 연구도 필요하다. 본 논문에서는 사용자 선호도를 사용자가 수작업으로 입력하는 방식을 사용했는데, 이는 사용자가 자신의 선호도를 명확히 알지 못할 경우 입력에 어려움을 겪을 수 있고, 추천의 정확성도 떨어지는 한계가 있다. 평소 상황에 따라 사용자가 듣는 음악을 모니터링하고 이를 통해 사용자 선호도를 계산할 수 있다면, 더욱 만족도 높은 추천이 가능할 것이다.

마지막으로, 제안한 방법을 모바일 기기에 적용하는 연구가 필요하다. 일반적으로 데스크톱 PC 상에서는 입력 가능한 데이터 및 그 변화가 한정되는 경우가 많기 때문에, 추천되는 음악도 다양하지 않을 수 있다. 상황 기반 추천 기법을 센서가 부착된 PDA나 휴대용 MP3 플레이어 등에 도입한다면, 실내, 실외 등 좀 더 다양한 상황에서 추천이 수행될 수 있고, GPS 정보 등 다양한 부가 데이터를 활용할 수 있기 때문에 제안한 방법이 사용자에게 더 유용하게 활용될 가능성이 있다.

## 참고문헌

- [Adomavicius05] G. Adomavicius, A. Tuzhilin, "Toward the Next Generation of Recommender Systems : A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions," *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, Vol.17, No.6, pp.734-749, 2005.
- [Adomavicius05b] G. Adomavicius, R. Sankaranarayanan, S. Sen, A. Tuzhilin, "Incorporating Contextual Information in Recommender Systems Using a Multidimensional Approach," *ACM Trans. On Information Systems*, Vol.23, No.1, pp.103-145, 2005.
- [Anderson03] M. Anderson, M. Ball, H. Boley, S. Greene, N. Howse, D. Lemire, S. McGrath, "RACOFI: A Rule-Aplying Collaborative Filtering System," *Proc. IEEE/WIC COLA'03*, 2003.
- [Aucouturier03] J.-J. Aucouturier, F. Pachet, "Representing Musical Genre: A State of the Art," *Journal of New Music Research*, Vol.32, No.1, pp.83 - 93, 2003.
- [Baeza-Yates99] R. Baeza-Yates, B. Ribeiro-Neto, *Mordern Information Retrieval*, Addison-Wesley, 1999.
- [Balabnovic97] M. Balabnovic, Y. Shoham, "Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation," *Comm. ACM*, Vol.40, No.3, pp.66-72, 1997.
- [Baldwin03] J. F. Baldwin, E. D. Tomaso, "Inference and learning in fuzzy Bayesian networks," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, Vol.1, pp.630-635, 2003.
- [Belkin92] N. Belkin, B. Croft, "Information Filtering and Information Retrieval," *Comm. ACM*, Vol.35, No.12, pp.29-37, 1992.

- [Billsus02] D. Billsus, C.A. Brunk, C. Evans, B. Gladish, M. Pazzani, "Adaptive Interfaces for Ubiquitous Web Access," *Comm. ACM*, Vol.45, No.5, pp.34–38, 2002.
- [Breese98] J.S. Breese, D. Heckerman, C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," *Proc. 14th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence*, 1998.
- [Brooke96] J. Brooke, "SUS: A Quick and Dirty Usability Scale," *Usability Evaluation in Industry*, London, UK, Taylor & Francis, pp.189–194, 1996.
- [Celma05] O. Celma, M. Ramirez, P. Herrera, "Foafing The Music: A Music Recommendation System Based On RSS Feeds and User Preferences," *6th Int'l Conf. on Music Information Retrieval*, 2005.
- [Celma05b] O. Celma, M. Ramirez, P. Herrera, "Getting Music Recommendations and Filtering Newsfeeds from FOAF Descriptions," *Workshop on Scripting for the Semantic Web*, 2005.
- [Chen01] H.-C. Chen, A.L.P. Chen, "A Music Recommendation System Based on Music Data Grouping and User Interests," *Conf. on Information and Knowledge Management*, 2001.
- [Chien99] Y.-H. Chien, E.I. George, "A Bayesian Model for Collaborative Filtering," *Proc. Seventh Int'l Workshop Artificial Intelligence and Statistics*, 1999.
- [Cooper92] G.F. Cooper, E. Herskovits, "A Bayesian Method for the Induction of Probabilistic Network from Data," *Machine Learning*, Vol.9, pp.309–347, 1992.
- [David69] H.A. David, *The Method of Paired Comparison*, Charles Griffin and Co. Ltd., 1969.

- [D'Ambrosio99] B. D'Ambrosio, "Inference in Bayesian Networks," *AI Magazine*, Summer, 1999.
- [Delgado99] J. Delgado, N. Ishii, "Memory-Based Weighted-Majority Prediction for Recommender System," *Proc. ACM SIGIR '99 Workshop Recommender Systems: Algorithms and Evaluation*, 1999.
- [Dey01] A.K. Dey, "Understanding and using Context," *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.5, pp.20-24, 2001.
- [Hayes01] C. Hayes, P. Cunningham, "Smart Radio - Community Based Music Radio," *Knowledge-Based Systems*, Vol.14, pp.197-201, 2001.
- [Hayes02] C. Hayes, P. Cunningham, P. Clerkin, M. Grimaldi, "Programme Driven Music Radio," *Proc. of the 15th European Conf on Artificial Intelligence*, pp.633-637, 2002.
- [Hayes04] C. Hayes, P. Cunningham, "Context-boosting Collaborative Recommendations," *Knowledge-Based Systems*, Vol.17, pp.131-138, 2004.
- [Hill95] W. Hill, L. Stead, M. Rosenstein, and G. Furnas, "Recommending and Evaluating Choices in a Virtual Community of Use," *Proc. Conf. Human Factors in Computing Systems*, 1995.
- [Hoashi03] K. Hoashi, K. Matsumoto, N. Inoue, "Personalization of User Profiles for Content-based Music Retrieval Based on Relevance Feedback," *Proc. of The Eleventh ACM Int'l Conf on Multimedia*, pp.110-119, 2003.
- [Horvitz03] E. Horvitz, C. M. Kadie, T. Paek, D. Hovel, "Models of Attention in Computing and Communications: From Principles to Applications," *Comm. ACM*, Vol.46, No.3, pp.52-59, 2003.

- [Horvitz03b] E. Horvitz and J. Apacible, "Learning and Reasoning about Interruption," *Proc. of the Fifth Int'l Conf on Multimodal Interfaces*, pp.20-27, 2003.
- [Horvitz04] E. Horvitz, J. Apacible, and P. Koch, "BusyBody: Creating and Fielding Personalized Models of the Cost of Interruption," *Proc. of Conf on Computer Supported Cooperative Work*, pp.507-510, 2004.
- [Huang94] C. Huang, A. Darwiche, "Inference in Belief Networks: A Procedural Guide," *Int'l Journal of Approximate Reasoning*, Vol.11, pp.1-158, 1994.
- [Iwahama04] K. Iwhama, Y. Hijikata, S. Nishida, "Content-based Filtering System for Music Data," *Proc. Int'l Sym. On Applications and the Internet Workshops*, pp.480-487, 2004.
- [Jang96] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun and E. Mizutani, *Neuro-Fuzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Pearson Education, 1996.
- [Kodama05] Y. Kodama, S. Gayama, Y. Suzuki, S. Odagawa, "A Music Recommendation System," *Int'l Conf on Consumer Electronics*, pp.219-220, 2005.
- [Korb97] K. B. Korb, A. E. Nicholson, *Bayesian Artificial Intelligence*, Chapman & Hall/Crc, 1997.
- [Korpiää03] P. Korpiää, J. Mantyjarvi, J. Kela, H. Keranen, E.-J. Malm, "Managing context information in mobile devices," *IEEE Pervasive Computing*, Vol.2, No.3, pp.42-51, 2003.
- [Korpiää03b] P. Korpiää, M. Koshinen, J. Peltola, S.-M. Makela, T. Seppanen, "Bayesian Approach to Sensor-based Context-awareness," *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.7, No.2, pp.113-124, 2003

- [Kuo02] F.-F. Kuo, M.-K. Shan, "A Personalized Music Filtering System Based on Melody Style Classification," *Proc. IEEE Int'l. Conf. on ICDM*, pp.649-652, 2002.
- [Laerhoven99] K.V. Laerhoven, *Online Adaptive Context Awareness, Starting with Low-level Sensors*, Master Thesis, theFree University of Brussels, 1999.
- [Li03] T. Li, M. Ogihara, "Detecting Emotion in Music," *Proc. of the Fifth Int'l Sym. on Music Information Retrieval*, pp.239-240, 2003.
- [Li04] T. Li, M. Ogihara, "Content-based Music Similiarity Search and Emotion Detection," *IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.5, pp.705-708, 2004.
- [Linden03] G. Linden, B. Smith, J. York, "Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering," *IEEE Internet Computing*, pp.76-80, 2003.
- [Liu03] D. Liu, L. Lu, H.-J. Zhang, "Automatic Mood Detection from Acoustic Music Data," *Proc. of the Fifth Int'l Sym. on Music Information Retrieval*, pp.81-87, 2003.
- [Logan04] B. Logan, "Music Recommendation from Song Sets," *Int'l Conf. on Music Information Retrieval*, 2004.
- [Miller03] B.N. Miller, I. Albert, S.K. Lam, J. A. Konstan, J. Riedl, "MovieLens Unplugged: Experiences with an Occasionally Connected Recommender System," *Proc. of Int'l. Conf. on Intelligent User Interfaces*, 2003
- [Moony98] R.J. Moony, P.N. Bennett, L. Roy Book, "Recommending Using Text Categotization with Extracted Information," *Proc. Recommender Systems Papers from 1998 Workshop*, Technical Report WS-98\_08, 1998.

- [Pan95] D. Pan, "A Tutorial on MPEG/Audio Compression," *IEEE on Multimedia*, Vol.2, Issue.2, pp.60-74, 1995.
- [Pan00] H. Pan, L. Liu, "Fuzzy Bayesian networks: A general formalism for representation, inference and learning with hybrid Bayesian networks," *Int'l Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 14, pp.941-962, 2000.
- [Pazzani97] M. Pazzani, "Learning and Revising User Profiles: The Identification of Interesting Web Sites," *Machine Learning*, Vol.27, pp.313-331, 1997.
- [Pearl88] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
- [Peddy03] C.C. Peddy, D.Armentrout, *Building Solution with Microsoft Commerce Server 2002*, Microsoft Press, 2003.
- [Picard97] R. W. Picard, *Affective computing*, The MIT Press, 1997.
- [QLi04] Q. Li, B.-M. Kim, D.-H. Guan, D.-W. Oh, "A Music Recommender Based on Audio Features," *Proc. of the 27th Annual Int'l ACM SIGIR Conf on Research and development in information retrieval*, pp.532-533, 2004.
- [Resnick94] P. Resnick, N. Iakovou, M. Sushak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews," *Proc. 1994 Computer Supported Cooperative Work Conf*, 1994.
- [Sarwar01] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, J. Riedl, "Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms," *Proc. 10th Int'l WWW Conf*, 2001.
- [Schmidt02] A. Schmidt, *Ubiquitous Computing - Computing in Context*, Ph. D. Thesis, Lancaster University, UK, 2002.



- [Shardanand95] U. Shardanand and P. Maes, "Social Information Filtering: Algorithms for Automating 'Word of Mouth'," *Proc. Conf Human Factors in Computing Systems*, 1995.
- [Thayer89] R. E. Thayer, *The biopsychology of mood and arousal*, Oxford University Press, 1989.
- [Ungar98] L.H. Ungar and D.P. Foster, "Clustering Methods for Collaborative Filtering," *Proc. Recommender Systems Papers from 1998 Workshop*, Technical Report WS-98\_08, 1998.
- [Watson00] D. Watson, *Mood and Temperament*, The Guilford Press, New York, 2000.
- [Wang03] J. Wang, M.J.T. Reinders, "Music Recommender System for Wi-Fi Walkman," *ICT Group Technical Report ICT-2003-01*, 2003.
- [Yang97] C. C. Yang, "Fuzzy Bayesian inference," *Proc. of IEEE Int'l Conf on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 3, pp.2707-2712, 1997.
- [유선실05] 유선실, "세계 인터넷 음악 시장 현황," *정보통신정책 제17권 2호 통권 363호*, pp.18-21, 2005.
- [유05] 유지오, 조성배, "다양한 형태의 상황 정보 합성을 위한 퍼지 베이저안 네트워크," *한국정보과학회 한국컴퓨터종합학술대회 2005*, Vol.32, No.1, pp.631-633, 2005.
- [이05] 이은민, "MP3 등장에 따른 국내 음악산업의 구조변화," *정보통신정책 제17권 23호 통권 384호*, pp.1-24, 2005.
- [임04] 임성수, 조성배, "사용자 감정 및 환경을 고려한 퍼지추론 기반 음악추천 시스템," *한국정보과학회 2004 추계학술대회*, Vol.31, No.2, pp.541-543, 2004.
- [정05] 정동영, 복득규, "급속히 성장하는 낸드 플래시 시장," *SERI 경제 포커스 61호*, 삼성 경제 연구소, 2005.

## ABSTRACT

### **Context-aware Music Recommendation using Fuzzy Bayesian Network and Utility Theory**

Yoo, Ji-Oh

Dept. of Computer Science

The Graduate School

Yonsei University

Developing digital sounds, mass storages and internet, users can collect a large number of music, and listen. Among the numerous music, it is difficult to search proper music which the user want to listen. Because of this difficulty, There are many research about automatically recommending music to the user by preference. Many research make their music recommendations based on the stationary user's preference. However, in many situations, the preference of a certain music to a user depends on context such as time, season, and the other circumstances and situations. Therefore, the music recommendation would be more satisfactory and accurately by reasoning about current situation of user and choosing the proper music.

To recommend the music by situations, the recommender system must be reason about current situation through the context data collected from real environment, and integrate both the situation from inference and user's preference about music. To infer situations from real environment, the system need for the methods which deal with uncertainty and process the context data inputted by various forms. Bayesian networks, the model to represent causal relationship of random variables, are widely used for high-level context

information inference. Because it can deal with uncertainty, be easily constructed by expert's knowledge or learning from data. However, dealing with discrete variables in many cases, Bayesian networks have some limitations. and this model represent the result as probabilities, there are need for methods making a decision by considering both result of Bayesian networks and various utilities such as user's preference.

In this paper, we propose context-aware music recommendation system using fuzzy Bayesian network, the hybrid method of fuzzy theory, Bayesian network, and utility theory. in the proposed system, input data of various form ,such as continuous data, confidence, are collected from sensor, internet, etc, and convert to a form as fuzzy evidences by preprocessing using fuzzy theory. the fuzzy evidences are used as input data to reason about current situations. Finally, using the utility theory, the proposed system calculate recommend scores of each music by considering current situations and preference of user, and recommend a list of music that are appropriate to current situations. We implement the proposed system, and analyse recommend processes in real environment to show that it make right music recommendations by situations. And using Sheffé's procedure and SUS usability test, we estimate user's satisfaction and usability. As a result, we show that user's satisfaction and usability increase in case of using proposed system.

---

**Keywords :** Recommender System, Context-awareness, Ubiquitous Sensor, Bayesian Network, Utility Theory, Decision Network, Fuzzy Theory, User Evaluation