

사용자 제어기반 OTT 콘텐츠 검색 알고리즘

김기영*, 서유화**, 박병준*

User control based OTT content search algorithms

Ki-young Kim*, Yu-hwa Suh**, Byung-joon Park*

요약

본 논문에서는 비디오 콘텐츠 검색 및 관리를 위하여 OTT 디바이스 내부의 DB 개발과 이와 연동하여 비디오 질의 검색 서비스를 탑재할 인터페이스(리모콘 스마트폰) 어플리케이션에서 필수적인 요소인 검색 알고리즘의 개발 방법을 제안한다. 디지털 방송이 시작되고 각 가정에 보급이 됨으로써 사용자들이 선택하여 시청하는 채널 및 프로그램의 수와 종류는 공중과 환경과 비교하여 폭발적으로 증가하였다.

채널의 수가 수십에서 수백 개로 늘어남에 따라 사용자는 자신이 원하는 프로그램을 찾기가 점점 어려워지게 되었고 이 문제를 해결하기 위해 콘텐츠 공급자는 소비자의 취향에 맞는 프로그램을 추천해줄 방법이 필요하게 되었다.

시청자의 시청 패턴을 분석하여 사용자의 취향을 분석하여 적합한 프로그램을 추천해줄 수 있는 방법이 필요하다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 시청자의 시청 패턴을 분석하여 시청자의 취향에 적합한 프로그램을 추천해줄 수 있는 방법이 필요하다. 본 연구는 개인의 시청 패턴과 히스토리를 바탕으로 OTT 프로그램의 콘텐츠를 추천하는 알고리즘을 구현하였다.

▶ Keywords : OTT 장치, OTT 시스템, 신경망 학습, 유클리드 거리, 콘텐츠 선택기법

Abstract

This research is focused on the development of the proprietary database embedded in the OTT device, which is used for searching and indexing video contents, and also the development of the search algorithm in the form of the critical components of the interface application with the OTT's database to provide video query searching, such as remote control smartphone application.

As the number of available channels has increased to anywhere from dozens to hundreds of channels, it has become increasingly difficult for the viewer to find programs they want to watch. To address this

•제1저자 : 김기영 •교신저자 : 서유화

•투고일 : 2015. 4. 15, 심사일 : 2015. 4. 21, 게재확정일 : 2015. 4. 29.

* 서일대학교 컴퓨터소프트웨어과 (Dept. of Computer Software, Seoil University)

** 숭실대학교 컴퓨터학과 (Dept. of Computer, Soongsil, University)

※ 본 논문은 중소기업청에서 지원하는 2014년도 산학협력 기술개발사업 (No.C0237831)의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

issue, content providers are now in need of methods to recommend programs catering to each viewer's preference. the present study aims provide of the algorithm which recommends contents of OTT program by analyzing personal watching pattern based on one's history.

▶ Keywords : OTT Devece, OTT System, Neural Network Learning, Euclidean distance, Select Content

I. 서 론

최근 디지털 방송의 등장으로 TV의 채널수가 급격히 증가하고 이로 인하여 시청자들이 다양한 방송프로그램을 즐길 수 는 있지만, 자신이 원하는 프로그램을 찾기 위하여 수많은 채널을 넘나들며 찾아야 하는 문제가 발생하였다. TV는 현대인의 생활 속에서 떼어놓을 수 없는 필수품으로 현대인의 여가 시간에 많은 부분을 지배하고 있을 뿐만 아니라 가족과의 일상생활에서 중요한 위치를 차지하고 있다 [1].

시청자들이 TV를 시청할 때는 자신에게 주어진 개인 취향과 생활 여건과 연령 등, 각종 제한적 요소에 따라 시청 여부를 결정하기에 일정한 흐름과 패턴의 질서를 볼 수 있다.

TV 시청은 시청자들이 하루 24시간이라는 제한된 시간 속에서 잉여 시간이나 여가 시간을 투자하는 가정 내 일상생활의 일부로 자리를 잡았다. 습관적으로 시청하는 프로그램 시간대에 맞추어 TV를 켜고 원하는 프로그램을 찾는 과정은 TV 편성표와 시청자가 특정 시간에 특정 프로그램으로 만난다는 약속으로 이루어진 하나의 패턴이라고 볼 수 있다.

시청자들은 자신이 좋아하는 프로그램이나 새로운 즐거움을 찾기 위하여 하던 일을 빨리 끝내거나 일의 순서를 조절하기 까지 하면서 TV의 시청을 하고 있다. 이러한 TV의 시청 시간이 증가할수록 시청자들은 많은 시간을 TV 시청에 소비하게 되며 다른 여가활동의 비중을 감소시키는 기능적 대체를 하는 경우도 발생한다. 더 나아가 TV의 시청이 의무적 행위가 되기도 한다.[2, 3].

TV의 시청이 다매체, 다채널 환경으로 바뀔에 따라 시청자들의 프로그램 선택이 폭이 넓어지고 있음에도 불구하고(위에서 자리이동) TV 시청은 수동적인 행위로서 업무시간, 가사 등과 같은 개인의 외부적 여건에 영향을 많이 받고 있다. 시청자의 프로그램 선택은 프로그램 내용보다는 시청률(무한도전

같은 많은 시청자들이 보는 방송)에 따른 구조적 요인들의 중요성에 따라 개인의 여가 시간을 조정하여 일정 시간대에 집중되기는 현상을 보이며, 개인 여건에 따라 특정 방송 시간대나 재방송이 가능한 프로그램에 따른 차이를 보이고 있다.

OTT는 이러한 문제를 해결할 방안이 될 수 있으며 개인의 취향이나 채널 선택사항에 따라 시간대, 요일, 프로그램 장르 등을 분석하여 시청자가 원하는 취향의 프로그램을 추천해줄 방안이 요구되고 있다.

현재 세계적으로 방송통신 시장의 변화는 인터넷 동영상 서비스가 널리 보급되어 활성화되고 있다는 것이다. 이는 인터넷을 기반으로 동영상 콘텐츠를 유료 또는 무료로 제공하고 있다.

이러한 서비스를 'OTT(Over-The-Top)' 나 '커넥티드 TV(Connected TV)'라고 부른다. OTT(Over-The-Top)는 범용적 인터넷(Public internet) 매체를 이용하여 동영상 콘텐츠를 제공하며 커넥티드 TV는 인터넷이 가능한 스마트 TV로 인터넷망에 접속하여 서비스와 웹 검색이 가능하다. IPTV는 인터넷망은 사용하지만, 방송 사업자가 콘텐츠를 직접 제공한다라는 것이 다르다.

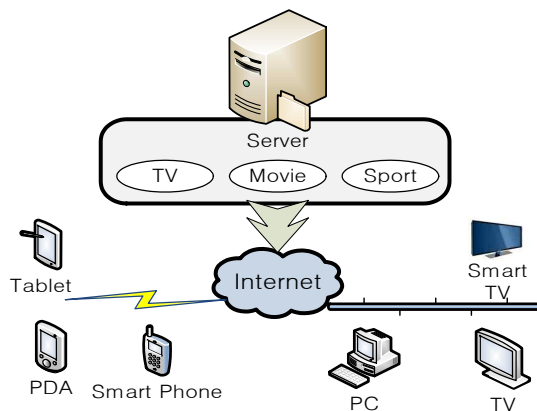


그림 1. 사용자기반 OTT 서비스 시스템
Fig. 1. Content use device OTT service

본 논문에서는 시청자의 히스토리 정보를 기반으로 개인의 취향에 적합한 프로그램의 추천을 자동으로 갱신하는 기법을 제안하는 사용자 콘텐츠 기반의 선택 (UCS : User content based Selection) 알고리즘을 개발하였다.[4].

본 논문의 구성은 2장에서는 관련 연구들을 소개하고 3장에서는 알고리즘 설명, 4장에서는 실험결과를 그리고 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

OTT 서비스가 일반 사용자에게 확대되지 않는 큰 이유는 방대한 콘텐츠를 검색하는 기능이 없거나 불편으로 IT에 대한 기본적 이해가 낮은 사용자들이 쉽게 사용하기 힘들기 때문이다. 이러한 OTT 서비스들을 전용 셋톱박스를 통하여 제공하는 독자적인 OTT 사업자들이 생겨났으며, 주요 사업자로는 Roku, Apple, Boxee, Google 이 있다[5].

OTT 사업자들은 콘텐츠를 통한 차별화에 집중하고 있어서 제휴에 기반을 둔 콘텐츠 확보에 더 주력하고 있으나, 모두 비슷한 콘텐츠(영화, 드라마, 스포츠 등)를 제공하기에, 소비자가 직접 컨트롤 하는 셋톱박스를 이용한 서비스 활용도는 점점 높아질 것으로 보인다. 따라서 콘텐츠보다는 오히려 OTT 서비스를 이용하는 UX(User Experience)를 이용한 서비스 차별화가 중요해질 것이다. 현재 스마트 TV에 OTT를 탑재한 TV가 출시되기 시작했으나, 높은 가격과 방대한 콘텐츠 검색의 어려움은 이들의 시장 확대를 방해하고 있는 요소로 작용하고 있다.

높은 가격은 기술력의 발전과 고객기반의 네트워크의 활성화로 인한 가격 하락으로 해결이 가능하지만 콘텐츠는 시간이 지남에 따라 점점 크고 방대해져서 OTT를 사용하는 고객들이 원하는 콘텐츠를 찾기란 매우 어렵기 때문에 이를 용이하도록 하기 위한 사용자 제어 기반의 OTT 기술개발이 절실히 필요하다. 최종 결과물의 범위는 콘텐츠 서비스 정보를 수집하는 OTT 디바이스와 콘텐츠 검색 및 터치 인터페이스를 지원하는 스마트폰 앱 개발로 한다. 이를 위한 요소기술은 인터넷 상에 존재하는 다수의 스트리밍 서비스를 재생하기 위한 DnD 스트리밍 클라이언트 기술과 오픈소스 미들웨어인 XBMC(XBox Media Center)의 포팅 기술을 활용하여 [그림 2]와 같이 OTT 디바이스는 DnD스트리밍 클라이언트와 엑스비엡씨(XBMC) 미들웨어 플랫폼을 탑재한다. DnD 스트리밍 클라이언트 미들웨어는 유료 스트리밍 서비스와 무료 OTT 스트리밍을 연동하는 기능을 제공한다.

엑스비엡씨 플랫폼은 사용자가 원하는 스트리밍 서비스를

에드온 형식으로 추가와 삭제할 수 있는 오픈 시스템으로 스마트 TV 미들웨어는 사용자의 검색 질의에 대하여 미리 저장된 콘텐츠 DB의 결과를 전달하고, 비디오 플레이어나 터치센서 동작 같은 커맨드를 통하여 OTT 디바이스의 미들웨어를 제어한다[6].

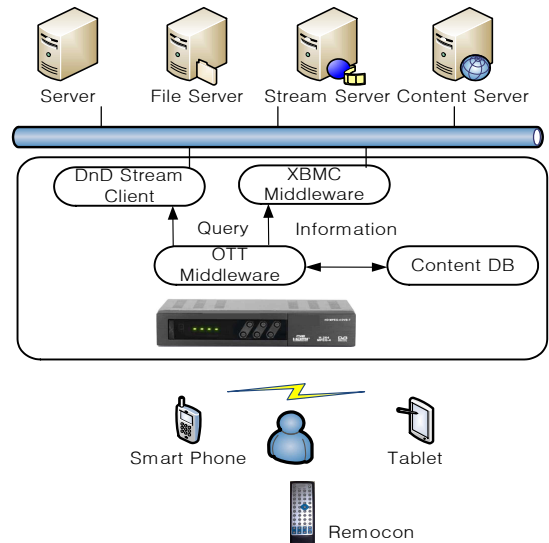


그림 2. OTT 개발 구성도
Fig.2. Diagrams of Examples

TV 채널과 방송프로그램의 급격한 증가에 따라 사용자는 자신이 원하는 채널을 찾기 힘들어지고 있다. 이를 해결하기 위하여, 방송프로그램 추천이나 채널 찾기 도우미 같은 다양한 인터페이스의 연구가 진행되고 있다. 많이 사용되는 대표적인 기법으로는 시청자의 과거 채널 사용정보를 이용하여 예측된 선호하는 채널을 제공한다는 MFS(Most Frequently Selected) 기법과 MRS(Most Recently Selected) 기법이 주로 이용된다. MFS 기법은 일정한 기간 안에 시청자들이 시청한 채널을 기준으로 서비스를 제공하는 기법이고, MRS 기법은 시청자들이 최근 선택한 채널을 우선적으로 제공하는 기법이다[7, 8]. 즉 MFS 기법은 가중치의 값을 이용한 기법이고, MFS 기법은 최근 히스토리에 기반을 둔 기법이다.

본 논문에서 소개하는 UCS 기법은 채널 사용 정보에 가중치를 적용하여 새로운 채널을 추천하여 사용자에게 제공하는 기법이다.

본 논문에서는 제안하는 시스템은 단순 시청 패턴만이 아니라 시청자의 입력을 통해 얻어지는 가중치 값(시청 시간대, 주중, 주말, 키워드, 프로그램 즐겨찾기 등록과 제거, 유료/무료 사용) 등을 이용하여 차등적인 가중치를 주어 학습 데이터

를 갱신한다. 시청자의 시청시간과 시청비율의 정보 패턴에 따라 시청자가 선호하는 방송 프로그램을 찾은 뒤 시청자들이 우선적으로 검색할 수 있게 추천하는 시스템이다. [그림 3]은 TV 시장 조사 기관인 디스플레이서치(Display Search)에서 조사한 TV의 세계시장 규모이다.

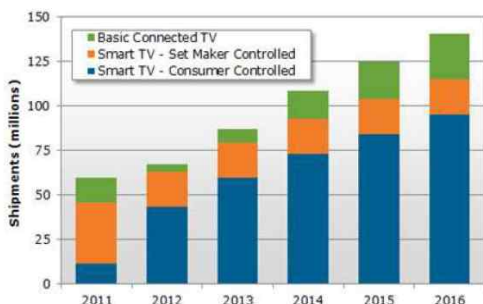


그림 3. NPD 디스플레이서치 스마트 TV 출하 및 전망 보고서
Fig.3. NPD DisplaySearch Quarterly Smart TV Shipment and Forecast Report

III. 사용자 기반 알고리즘

사용자의 독립적인 데이터 구축을 위하여, 개별 사용자의 취미나 특기, 자주 보는 페이지를 저장한 데이터와 이를 이용하여 소비자의 성향을 파악한 후 소비자의 취향에 맞는 콘텐츠를 제공해 주는 알고리즘에 대한 가설을 세웠다. 사용자가 원하는 세팅이나 이용하는 콘텐츠의 데이터를 자동으로 저장하여 개인사용자의 취향에 딱 맞는 콘텐츠를 보여줄 수 있다면 한층 더 좋은 서비스라 할 수 있다. 즉 사용자의 성향을 어떻게 입력, 수치화시켜, 그 정보를 바탕으로 어떻게 활용하는가에 대한 방법이 중요하다. 본 연구에서는 시청자가 즐겨보

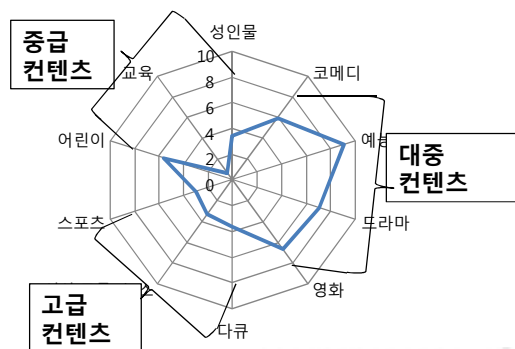


그림 4. 콘텐츠 방사 패턴
Fig. 4. Viewing Content radiation pattern

는 콘텐츠의 접근을 일정데이터에 저장하여 수집된 키워드에 사용자의 개인성향에 대한 가중치를 포함하여 시청자의 성향을 반영한 검색 순위를 도출하였다.

학습 능력이 없는 기호의 처리인 인공지능 시스템은 설계자가 일일이 프로그램과 데이터를 입력해 주어야 한다. 하지만 사용자의 이용 패턴에 따른 학습을 통하여 이루어지면 설계자는 무엇을 어떻게 학습을 할 것인가를 사용자가 이용하는 콘텐츠와 이용시간을 기준으로 데이터를 자동으로 갱신한다. [그림 4]는 [표 1]의 콘텐츠 방사 패턴이다.

신경망의 첫 번째 단계는 모든 연결 가중치를 초기화하고 초깃값을 설정한다.

두 번째 단계는 학습할 입력 패턴의 선정이다. 이 초깃값 설정은 시청자의 TV 시청이나 동영상 시청과 시청시간을 고려하여 자동으로 지식을 습득하며 학습을 진행 한다. 이 초깃값은 갓 태어난 아기의 적성이나 지능을 결정하는 것과 같은 중요한 데이터이다. 초깃값이 잘 설정되면 최적의 학습 효과를 가지지만 그렇지 못할 경우 학습이 제대로 안될 경우가 있기에 적절한 제약을 두어 설정한다.

초깃값의 파라미터 수가 많으면 학습 시간과 계산 시간이 길어져 과다학습이 될 수 있고 학습데이터가 과다적합 되어 일반화 오차가 증가할 수 있다. 이를 막기 위하여 시청자가 설정한 데이터와 유사한 기존 학습데이터를 추가하여 [그림 5]와 같은 복수 선형 분류기로 학습결과를 결합하여 [그림 6]의 신경망에 입력할 출력 데이터를 얻는다.

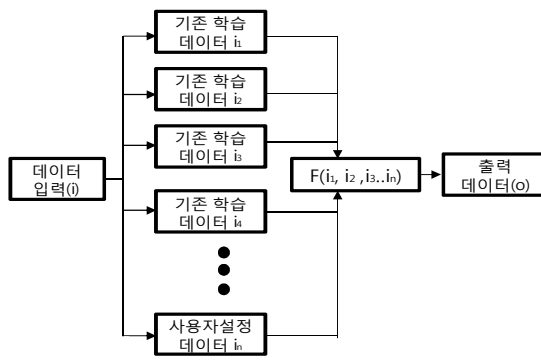


그림 5. 학습 초기화
Fig. 5. Learning initialization

이 패턴은 입력 층에 동시에 주어지는 값으로 [그림 4] 방사 패턴 콘텐츠의 수만큼(10개) 주어진 입력 값의 범위가 된다. 입력 값을 I라 할 경우

$$I_i^k = \sum_{j=1}^{N_k-1} W_i^{(k-1)} v_i^{(k-1)} - \theta_i^k \quad (1)$$

$W_i^{(k-1)}$ 는 k 층 i번째의 가중치 값을 뜻하며 N_k-1 은 현재 층의 뉴런의 수이다. θ_i^k 는 k층 i번째의 보정 값으로 주어진 학습 규칙에 의하여 사용자의 설정과 콘텐츠 이용에 따라 스스로 가중치를 조절한다. 주어진 자료에 따라 새로운 학습데이터는 [식 2]와 같이 $(E\theta)$ 로 업데이트 된다[10].

$$E(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (O_i)^2 + \theta \quad (2)$$

학습된 결과를 피드백하기 전에 평가를 위하여 [식 3]과 같이 출력 결과를 평가한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum (O_i^k - O_i^k)^2 \quad (3)$$

이때 O_i^k 는 이전의 출력 값이며 O_i^k 는 현재의 출력 값이다. E 값이 최소가 되도록 가중치를 [식 4]와 같이 조절한다.

$$\Delta W_i^{(k-1)} = \eta \gamma_i^k O_i^{(k-1)} \quad (4)$$

η 는 학습 속도 조절 값이며 $\gamma_i^{(k)}$ 는 현재 층이 출력층(O)일 때 [식 5]와 같다.

$$\gamma_i^O = (d_i - O_i^k) f'(O_i^k) \quad (5)$$

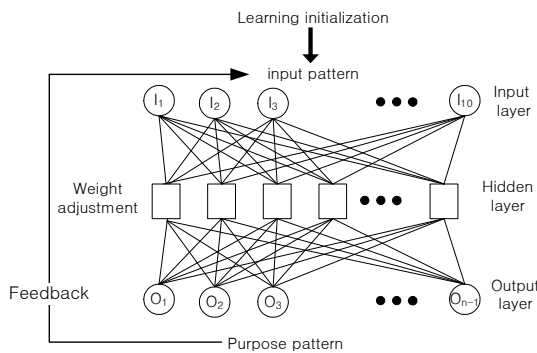


그림 6. 신경망 학습
Fig. 6. Neural Network Learning

세 번째 단계는 신경망 동작으로 출력된 값을 피드백하여 새로운 학습 값을 만든다. 신경망은 같은 층 내의 신경들은 동시에 동작하며 모든 동작이 완료된 후 출력패턴의 결과를 얻게 되고 이 결과는 피드백 되어 다시 학습하게 된다.

학습한 데이터의 자료를 기초로 콘텐츠를 추출하면 정확한 출력을 얻을 수 있지만, 일정패턴에는 항상 같은 출력이 되어 사용자에게 획일적인 콘텐츠만 선정해 주게 된다. 이를 방지하기 위하여 학습 데이터의 결과에 따른 가중치를 설정한다.

콘텐츠의 각 데이터는 각각의 10가지를 기준으로 값이 설정되어 있다. 이 데이터 값을 콘텐츠를 입력할 때 매겨지는 값으로 현재는 사람의 직접 입력하고 있다. 콘텐츠가 뉴스인 경우는 콘텐츠의 특성에 따라 뉴스제열에 많은 점수를 부여하고 그다음은 시사나 교육 쪽에 점수를 많이 부여한다. [표 1]은 각 콘텐츠에 따른 가중치를 표기의 예이다.

표 1. 사용자 학습 데이터
Table 1. User Study Data

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
user1	0	26	25	23	18	10	42	0	52	0
user1	0	31	33	24	18	10	54	0	32	0
user3	10	3	23	13	14	42	...	...	...	...

학습 데이터의 비교는 각 데이터 간의 유사성을 측정하는 것이다. 비교할 두 개의 벡터 데이터 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 와 $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ 는 두 개의 벡터를 이루는 각의 코사인 값은 [식 6]의 코사인 유사도(Cosine Similarity)를 이용한다.

$$Ck = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (6)$$

벡터를 비교하여 κ 는 데이터의 순서가 된다. 즉 i_k 는 문서의 순서 [표 1]의 user1과 user2의 사용 유사도를 비교하면 89로 매우 높은 유사도를 가지고 있다.

기존의 학습데이터에 유사도가 비슷한 학습데이터를 가중 평균을 구하면 기존에 사용자가 즐겨 보는 콘텐츠와 유사한 콘텐츠를 추천할 수 있지만 이럴 경우 같은 콘텐츠가 계속적으로 추천될 수 있기에 몬테카를로 적분을 이용한다[11].

전체 콘텐츠 데이터에서 선택된 콘텐츠를 면적의 영역 D 값으로 하고 난수 발생기를 이용하여 선택된 콘텐츠를 검색한다. 추천 콘텐츠가 현재 콘텐츠 채널 영역 내부에 있으면 I(Hit) 외부에 있으면 O(Out)로 하여 [식 7]과 같이 선택된 콘텐츠(Select Content)를 구한다[12, 13].

$$Sc = \frac{I}{I+O} D + \theta \quad (7)$$

콘텐츠의 우선순위는 내부 중심점에서 가까운 순서대로 유클리드 거리 값(Euclidean distance)을 이용하여 [식 8]과 같이 구한다.[14].

$$Ed = \sqrt{(Cp_1 - Sc_1)^2 + (Cp_2 - Sc_2)^2 + \dots + (Cp_n - b_n)^2} \quad (8)$$

내부 중심점에서 가까운 순서대로 추천한다.

IV. 실험 결과

본 장에서는 기존의 MFS와 MRS기법과 본 연구에서 제안하는 UCS기법의 성능을 비교하여 효율성을 평가한다.

만개의 콘텐츠 데이터를 기반으로 기준이 되는 10개 분류의 가중치를 설정하고 출력된 데이터를 입력에 1,000번 피드백을 하면서 변화를 관측하였다[15].

두 번째 실험은 시청자가 선호하는 콘텐츠 범위를 넓혀 추천 수를 늘리면서 실험을 하였다. 5개의 콘텐츠 추천 출력 값을 얻어 출력된 값이 [식 7]의 채널 영역을 벗어날 경우 시청자들이 원하지 않는 새로운 채널을 추천받을 확률이 높은 것으로 본다.

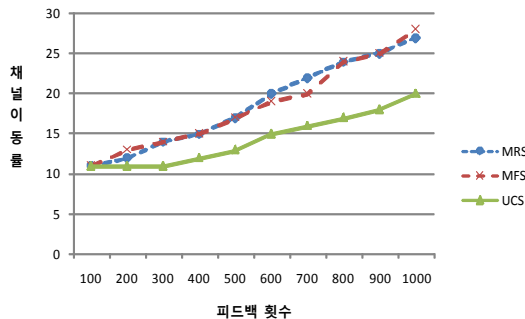


그림 7. 탐색 거리 비교 (추천 5)

Fig. 7. Explore the distance comparison (recommend 5)

[그림 7]의 초기 채널 이동 범위는 11개 채널이며 출력의 결과를 피드백하면서 1,000번 시뮬레이션 하였다. 실험결과 UCS기법은 MFS와 MRS기법에 비하여 채널의 이동 범위가 짧아 MFS와 MRS기법에 비하여 상대적으로 약 8% 정도 덜 민감한 것으로 확인되었다.

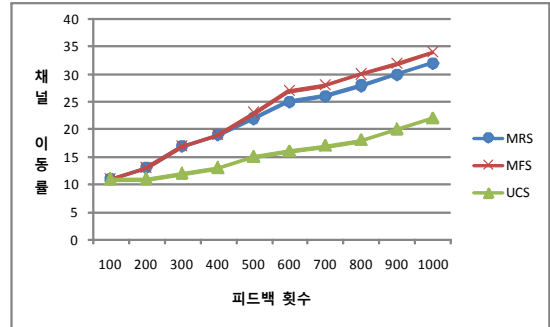


그림 8. 탐색 거리 비교 (추천 10)

Fig. 8. Explore the distance comparison (recommend 10)

[그림 8]은 콘텐츠의 추천을 10개로 늘려서 실험하였다. 초기 값은 처음 실험과 같이 11개의 채널이다. 이 경우 UCS 방식은 다른 방식에 비해 상대적으로 10% 이상 덜 채널의 이동 범위가 덜 민감한 것을 확인하였다.

두 번째 성능비교는 하나의 채널 고정 상태에서 초기 콘텐츠를 300개 선정 후 채널 영역에 남아있는 콘텐츠의 수를 [그림 9]과 같이 측정하였다.

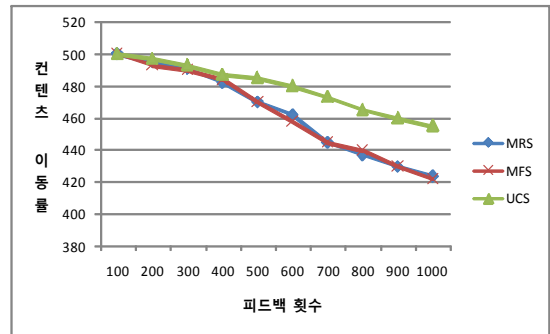


그림 9. 콘텐츠 채널 이동률

Fig. 9. Content channel Bounce Rate

성능비교에서 시청자의 선호도는 첫 번째 실험과 비슷하게 UCS가 채널 이동 범위가 좁아서 다른 방식에 비해 덜 민감한 것으로 확인되었다. 이는 상관관계에 있어 시청자의 패턴을 계속 누적해가며 가중치를 고려했기 때문이다.

시청 채널을 자유롭게 선택할 경우 서로 다른 채널의 동일 콘텐츠가 추천되는 문제가 발생 하였다. 이 문제를 해결하기 위하여 동일 콘텐츠의 추천을 배제하는 방식으로 코드를 수정 하였다. 시청 패턴만 고려하는 MFS와 MRS기법은 탐색거리가 많이 늘어나는 반면 UCS 기법은 채널 이동거리가 짧아 중복문제가 적게 발생하며 채널 이동이 상대적으로 적은 것이

발견되었다.

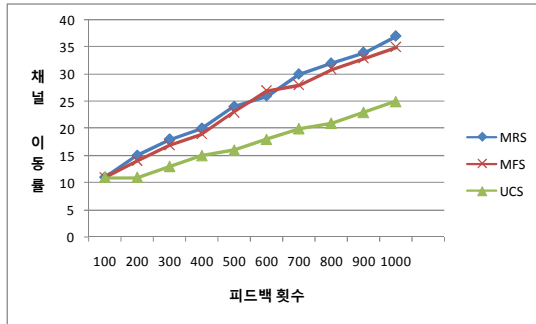


그림 10. 중복제거 채널 이동률
Fig. 10. Duplication of Channel out rate

V. 결론 및 향후과제

아날로그에서 디지털 방송으로 바뀌면서 TV 시청자에게 수많은 채널이 보급되었고, 이로 인하여 시청자는 원하는 콘텐츠를 찾는 것이 어려워졌다. 이를 해결하기 본 논문은 사용자의 시청 패턴을 분석하여 사용자의 취향과 가장 가까운 콘텐츠를 자동으로 추천하여주는 UCS 기법을 제안하였다.

시뮬레이션 실험을 통하여 UCS 기법은 MFS와 MRS 기법에 비해 시청자의 채널 이동 민감도와 탐색 거리를 줄일 수 있음을 보였다. UCS 기법의 알고리즘이 OTT에 적용될 경우 시청자의 취향에 더욱 가까운 콘텐츠를 추천하여 채널탐색 지연시간을 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

현재 10개로 제한된 기존 콘텐츠 종류를 향후 늘려서 현실적인 콘텐츠에 적용하기 위하여 기존의 신경망의 객체를 추가 및 삭제 할 수 있게 수정 할 것이다. 이럴 경우 계산량의 증가 할 수 있기에 신경망 계산 과정을 모듈화하여 새로운 학습이 추가 될 때 전체 학습 값을 다시 계산 하는 방식이 아닌 일부 모듈화된 데이터만 다시 계산한다면 계산량을 줄일 수 있으며 무리한 계산으로 인한 일반화 오차도 줄일 수 있을 것이다.

또한 시청자의 행동 패턴을 예측하는 분석기법을 추가하면 현재보다 더욱 빠르게 시청자가 원하는 콘텐츠에 더욱 접근하는 서비스를 할 수 있을 것이다.

REFERENCES

[1] T. Isobe, M. Fujiwara and H. Kaneta, "Development and Features of a TV Navigation

System," IEEE Trans. on Consumer Electronics, Vol. 50, No. 1, pp.393-399, Jul 2003.

- [2] De Pessemier, Toon, Tom Deryckere, and Luc Martens, "Context aware recommendations for user-generated content on a social network site," Proceedings of the seventh european conference on European interactive television conference. ACM, pp.133-136, June 2009.
- [3] S. H. Koh, "A Software Architecture Life Cycle Model Based on the Program Management Perspective: The Expanded Spiral Model," Journal of information technology application & management, Vol. 20, No. 2, pp.69-87, June 2013.
- [4] Chesbrough, H. "Business Model Innovation," Opportunities and Barriers. Long Range Planning, Vol. 43, pp.354-363, Jul 2009.
- [5] Benner, Mary J. and Michael L. Tushman, "Exploitation, exploration, and process management: The productivity dilemma revisited," Academy of management review Vol. 28, No. 2, pp.238-256, Sept 2003.
- [6] S. Choi, "TV Audience Flow and Channel Dynamics: Analysis of Audience Duplication with Panel Data of 2009 and 2012", Korean Journal of Broadcasting and Telecommunication Studies, Vol. 27, No. 5, Sept 2013.
- [7] Lee, Hyejeong, et al. "Personalized recommendation schemes for DTV channel selectors," Consumer Electronics, IEEE Transactions, Vol. 52, No. 3, pp.1064-1068, Oct 2006.
- [8] H. Bahn and Yuncheol Baek, "An Intelligent Channel Navigation Scheme DTV Channel Selectors," IEEE Transaction on Consumer Electronics, Vol. 54, No. 3, pp.1098-1102, Oct 2008.
- [9] Lee, Sang-Ho. "A Study on the Diversification Strategy for Open IPTV Contents with special reference to Activation of Participants," Journal of Digital Contents Society, Vol. 11, No. 3,

pp.399-406, Sept 2010.

- [10] A. P. Engelbrecht, "A new pruning heuristic based on variance analysis of sensitivity information," IEEE Trandaction on Neural Networks, Vol. 12, No. 6, pp.1386-1399, August 2002.
- [11] Sun Jigui, Liu Jie, Zhao Lianyu, "Clustering Algorithms Research", Journal of Software, Vol. 19, No. 1, pp.48-61, Jan, Feb 2008.
- [12] Zarchan, Paul, "Comparison of statistical digital simulation methods," Techniques DT IC, Vol. 2, No. 2, Oct 1988.
- [13] Iwata, Tomoharu, et al. "Sequential modeling of topic dynamics with multiple timescales," ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), Vol. 5, No. 4, Feb 2012.
- [14] N. Kim and L. Yang, "A new criterion of information theoretic optimization and application to blind channel equalization," Journal of Korean Society for Internet Information, Vol. 10, pp.11-17, Feb 2009.
- [15] C. C. Aggarwal, "Data Streams Models and Algorithms", Springer US, pp. 1-7, Apr 2007.

저 자 소 개



김 기 영

1996년 2월 : 상지대학교
전자계산학과(이학사)
1995년~1997년 2월 : 삼보정보통신
기술연구소 연구원
1999년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터학과
(공학석사)
2003년 8월 : 숭실대학교 컴퓨터학과
(공학박사)
2004년 3월~현재 : 서일대학교
컴퓨터소프트웨어과 부교수
관심분야: 모바일 컴퓨팅, 사물인터넷,
ITS, 네트워크보안
Email : ganet89@seoil.ac.kr



서 유 화

2003년 2월 : 숭실대학교
컴퓨터학부 (공학사)
2005년 8월 : 숭실대학교 일반대학원
컴퓨터학과 (공학석사)
2007년 11월~2009년 10월:
정보통신연구진흥원
((현)정보통신산업진흥원) 연구원
2006년 3월~현재 : 숭실대학교
일반대학원 컴퓨터학과
(박사과정)
관심분야: 그랜네트워킹,
무선네트워크, VLAN,
네트워크보안
Email : zzarara79@nate.com



박 병 준

2000년 2월 : 고려대학교
컴퓨터학부 (공학사)
2002년 8월 : 고려대학교
정보기기학과 (공학석사)
2010년 2월 : 국민대학교 전산학과
(이학박사)
2013년 3월~현재 : 서일대학교
컴퓨터소프트웨어과
조교수(강의전담)
관심분야: 영상처리, 패턴인식,
Email : 20130029@seoil.ac.kr