

논문-05-10-1-05

시청자 프로파일 추론 기법을 이용한 표적 광고 서비스

김문조^{a)*}, 임정연^{a)}, 강상길^{b)}, 김문철^{a)}, 강경옥^{c)}

Target Advertisement Service using a Viewer's Profile Reasoning

MunJo Kim^{a)*}, Jeongyeon^{a)}, Sanggil Kang^{b)}, Munchrul Kim^{a)} and Kyungok Kang^{c)}

요 약

기존의 방송환경은 시청자에게 단 방향의 서비스를 제공하며, 시청자 각각의 취향에 상관없이 소극적인 자세를 요구한다. 이러한 일방적인 사용자 시청환경에서, 대개의 프로그램들은 방송사에 의해 다수 사용자의 대표적인 시간대에 적절하게 배치되며, 그러한 프로그램의 인기도 혹은 시청 연령, 시간대에 따른 광고가 그 프로그램을 지원하게 된다. 시청자의 적극적 선별 노력에 의해 선택된 프로그램과 달리 그에 딸린 광고는 사용자가 원하는 대개의 프로그램을 지원하는 중요한 수단이지만, 정작 시청자의 관심과는 상관 없이 제공된다. 또한 디지털 방송의 시차와 함께 양방향 서비스 환경에서도 사용자를 고려한 광고의 적절한 분배가 이루어지지 않고 있다. 이러한 일률적인 광고 콘텐츠의 제공은 시청자의 무관심을 초래할 수 있으며, 이러한 경향이 높을수록 효율적인 정보 제공에 많은 제한을 받을 수 있다. 본 논문에서는, 제한적 정보 제공의 해소와 새로운 시청 환경 제안을 위한, 시청자의 성별, 연령 그리고 직업과 같은 프로파일 정보에 따른 맞춤형 광고, 즉 표적 광고 서비스(Target Advertisement Service)를 제안한다. 제안된 표적 광고 서비스는 개인 정보 유출의 피해 없이 사용자의 시청 정보를 이용해 사용자의 프로파일 정보를 예측하며, 예측된 정보를 이용하여 사용자에게 맞는 광고 콘텐츠를 전달한다. 본 논문의 실험을 위해 AC Nielson Korea에서 제공된 실제 연령대별, 성별, 시간대별로 기록된 사용자의 TV 시청 자료를 사용하였으며, 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안된 두 가지 표적 광고 서비스 알고리즘, 즉, 정규거리합(Normalized Distance Sum)과 벡터 상관법(Vector Correlation)의 효율성 검증과 이를 이용한 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템을 보인다.

Abstract

In the existing broadcasting environment, it is not easy to serve the bi-directional service between a broadcasting server and a TV audience. In the uni-directional broadcasting environments, almost TV programs are scheduled depending on the viewers' popular watching time, and the advertisement contents in these TV programs are mainly arranged by the popularity and the ages of the audience. The audiences make an effort to sort and select their favorite programs. However, the advertisement programs which support the TV program the audience want are not served to the appropriate audiences efficiently. This randomly provided advertisement contents can occur to the audiences' indifference and avoidance. In this paper, we propose the target advertisement service for the appropriate distribution of the advertisement contents. The proposed target advertisement service estimates the audience's profile without any issuing the private information and provides the target-advertised contents by using his/her estimated profile. For the experimental results, we used the real audiences' TV usage history such as the ages, gender and time of the programs from AC Nielson Korea. And we show the accuracy of the proposed target advertisement service algorithm, NDS (Normalized Distance Sum) and the Vector correlation method, and implementation of our target advertisement service system.

Keywords : Target advertisement service system, NDS(Normalized Distance Sum), Vector correlation

a) 한국정보통신대학교 공학부 School of Engineering Information and Communications University

b) 수원대학교 정보공학 대학 컴퓨터 학과 Department of Computer, College of Information Engineering University of Suwon

c) 한국전자통신연구원 방송미디어연구부 Broadcasting Media Research Department Electronics and Telecommunications Research Institute

I. 서론

인터넷의 폭발적 성장은 인터넷 사용인구의 증가와 인터넷을 통한 다양한 정보의 생산 및 소비를 가능하게 하였다. 또한 정보 트래픽의 급속한 증가와 더불어 원활한 정보의 전송을 위해 인터넷 대역폭도 함께 증가되어 왔다. 인터넷을 통한 많은 데이터 중 동영상 전송은 매우 중요한 응용 중의 하나로 등장하였다. 지금껏, 방송망(지상파, 위성, 케이블)이 고화질의 동영상 전송의 유일한 통로 역할을 해왔으나, 인터넷 동영상 스트리밍 기술의 발전과 광대역 인터넷(xDSL 등)의 확산으로 인해 인터넷을 통한 고화질의 동영상의 소비가 가능하게 되었고 인터넷을 통한 방송 콘텐츠급 화질의 서비스가 매우 보편화 되었다.

이미 인터넷 상에서의 동영상 서비스 형태인 인터넷 방송 또는 웹 캐스팅(web casting) 서비스가 매우 보편화 되었고 향후 광대역 인터넷 망을 통한 IPTV 서비스가 활성화 될 것으로 기대된다. 인터넷은 양방향 통신을 이용하여 대화형 방송 서비스 및 개인 맞춤형 방송 서비스 분야에 매우 매력적인 매체이다. 미래의 방송 환경은 정보 맞춤형 형태로 진화하고 있으므로 방송의 서비스가 매스 미디어에서 개인 미디어 형태로 개인화된 맞춤형 방송 기술 연구가 필수적이라고 하겠다. 예를 들어, 현재 방송 환경에서는 광고 방송을 시청자의 관심에 상관없이 프로그램 콘텐츠와 함께 전송 하고 있어, 효과적인 광고 방송이 이루어지지 못하고 있다. 시청자의 광고 콘텐츠에 대한 선호도에 따라 맞춤형 광고, 즉 목표 지향형 광고 서비스(target-oriented advertisement service)를 제공할 수 있다면 개인형 맞춤 방송의 중요한 응용 분야로 자리잡을 것으로 예상된다.

인터넷은 웹 캐스팅과 같은 혁신적인 기술을 사용함으로써 목표 지향형 광고 서비스가 가능하게 하였다. 웹 캐스팅은 콘텐츠 제공자로부터 오디오나 비디오 콘텐츠를 스트리밍 형태로 수신 받을 수 있을 뿐만 아니라 양방향 채널을 이용하여 사용자 단말에서 콘텐츠 제공자 측으로 사용자의 선호도 프로파일을 제공하여 사용자에게 맞는 방송 콘텐츠 또는 관련 정보를 받을 수 있다^[1]. 기존의 표적 광고에 대한 연구로써, 유사한 소비 성향을 가지고 있는 TV 시청자의 그룹을 분석하고 그에 맞는 표적 광고 서비스를 가능하게 하는 표적 광고 서비스, 디지털 TV 협력 필터링(Collaborative filtering), 그리고 미리 주어진 사용자의 정보를 바탕으로 실제 사용자를 정보를 파악하여 표적 광고

를 가능하게 연구 등이 제시되었다^{[2][3][4]}. 이 연구들은 디지털 TV에 연결되어 있는 셋탑 박스(Set-top box)나 컴퓨터에 시청자가 성별, 직업, 연령 대 같은 시청자의 프로파일을 명시적으로 입력하고 이러한 입력된 정보는 인터넷을 통하여 TV 콘텐츠 서버로 전송된다. 이러한 명시적인 정보를 바탕으로 방송 서버 측 광고 콘텐츠 제공자들이 맞춤형 광고를 제공하였다. 그러나, 인터넷을 통한 개인 정보 유출에 의하여 알지 못하는 사람으로부터 개인 정보가 악용 될 수 있기 때문에 시청자들은 개인 정보를 입력하는 것을 꺼려하는 것이 추세이다. 이러한 경우, 올바른 표적 광고 서비스를 제공하는 것이 불가능할 수도 있다.

본 논문에서는 시청자들이 명시적으로 자신들의 프로파일을 입력하지 않는다는 가정하에서, TV 시청자의 프로그램 콘텐츠 시청일자, 시간, 그리고 장르와 같은 명시적인 시청 정보만으로 TV 시청자의 프로파일을 추론할 수 있는 방법을 제안한다. 또한, 이를 검증하기 위한 추론된 프로파일에 따른 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템을 구현 한다. 표적 광고 서비스 방법으로, 시청자의 연령 대 그리고 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 방법을 제시한다. 연령 대를 추론하기 위한 방법으로, 우리는 시청자들의 확률에 의한 장르 선호도에 의하여 그룹화된 시청자들로부터 개선된 협력 필터링 방법을 이용하였으며, 연령 대와 성별을 동시에 추론하기 위한 방법으로 LUT(Look-Up Table) 방법을 이용하였다^[5]. 마지막으로 제안된 추론 알고리즘을 이용하여 우리의 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템에 적용하고 그 결과를 분석한다.

논문의 2장에서는 목표 지향형 광고 서비스를 위한 전체적인 시스템 구조에 대하여 설명하고 제 3장에서는 TV 시청자의 프로파일을 추론하기 위한 알고리즘에 관하여 설명한다. 4장에서는 추론 알고리즘을 이용한 실험 결과와 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템에 대한 구현 및 실험 결과를 제시하고 마지막으로 결론 및 향후 연구 계획을 5장에 제시하였다.

II. 표적 광고 서비스 프레임워크

제안된 목표 지향형 광고 서비스를 위한 표적 광고 서비스 구조는 각각 방송국, 광고주 그리고 시청자를 고려하며, 시청자의 콘텐츠 소비 히스토리를 분석하여 시청자의 프로파일을 추론하는 시청자 프로파일 추론 기능, 추론된 결과

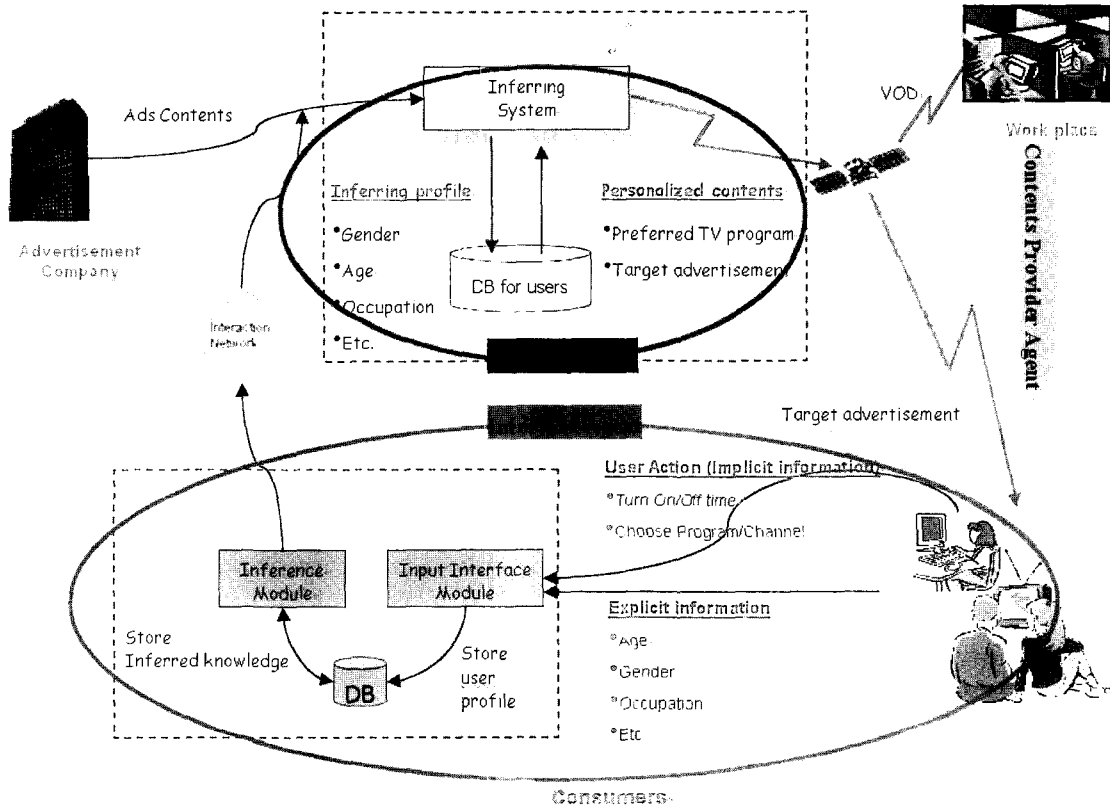


그림 1. 표적 광고 서비스의 구조
Fig. 1. The architecture of target advertisement service

를 바탕으로 추천 서비스를 제공하는 방송 프로그램 전송 기능 그리고 시청자의 프로파일을 보호하고, 사용자의 시청 내역에 따른 콘텐츠 소비 히스토리를 수집하여 제한적인 내용만을 프로파일링 에이전트에 제공하며, 콘텐츠 제작자 에이전트로부터 분석된 정보를 이용하여 추천된 시청자 프로파일에 기반한 추천 서비스를 제공받는 사용자 인터페이스 기능을 요구한다.

〈그림 1〉은 목표 지향형 광고 서비스를 위한 방송 서비스 프로토타입 구조를 보여주고 있다. 이 프로토타입 구조는 사용자 프로파일 추론 기능을 제공하는 프로파일링 에이전트, 방송 프로그램 전송 기능을 제공하는 콘텐츠 제작자 에이전트 그리고 사용자 인터페이스 기능을 제공하는 사용자 인터페이스 에이전트로 구성되어 있다. 그림에서와 같이, 프로파일 에이전트는 사용자 인터페이스 에이전트로부터 저장된 콘텐츠 소비 히스토리, 즉, 사용자가 시청한 TV 프로그램 장르와 채널, 선호 방송 시

청 시간대, 방송 시청 요일 등의 정보를 얻는다. 이러한 정보를 이용하여 프로파일링 에이전트는 시청자의 성별, 나이 등을 추론하며, 시청자의 성별, 나이 등 시청자의 추론된 정보를 기반으로 개인화된 콘텐츠를 선별한다. 선별된 광고 혹은 TV 프로그램과 같은 콘텐츠는 콘텐츠 제작자 에이전트에 의해 주문형 비디오 서비스(Video On Demand, VOD)와 같은 형태로 방송국에 의해 전송될 수 있다. 사용자 인터페이스 에이전트는 TV 단말 상에서 TV 시청자가 콘텐츠 소비 및 관련 데이터 소비를 가능하게 할 수 있는 그래픽 사용자 인터페이스(GUI)를 제공한다. 이 에이전트는 보통 가정 내에서 설치되어 있는 셋탑 박스(Set-Top Box)에서 실행되며, 콘텐츠 제작자 에이전트로부터 전달된 추천 서비스를 받아 사용자에게 추천 정보를 제공하고 소비를 가능케 한다. 사용자가 TV를 시청하는 동안 사용자가 시청한 TV 프로그램과 시청 시간 등의 정보는 사용자 TV 단말 (또는 셋탑

박스)에 저장된다. 이렇게 저장된 시청자 정보는 개인의 정보가 유출되는 것을 방지하기 위해 정보 제공의 수위에 따라 제공 가능한 시청 정보와 사용자의 개인적 정보로 나뉘며, 제한된 사용자의 정보만이 프로파일링 에이전트에게 전달되어 사용자의 취향을 추론하게 한다.

이러한 표적 광고 서비스 프로토타입을 기반으로, 인터페이스 에이전트로부터 전달된 시청자의 콘텐츠 소비 성향을 대변하는 TV 프로그램 콘텐츠 소비 히스토리를 이용하여 프로파일 에이전트에서 시청자의 프로파일을 추론하는 방법에 대해 다음 장에서 설명한다.

III. 시청자 프로파일 추론 알고리즘

프로그램 가이드에서는 방송 프로그램에 대한 장르, 방송 날짜, 방송 시간 등의 스케줄 및 방송프로그램의 주요출연진, 줄거리 등과 같은 정보를 제공한다. 이러한 TV 프로그램 정보들 가운데 장르는 연령 대를 분류할 수 있는 좋은 특징이 될 수 있다. 예를 들어 유아나 어린이들을위해 제공되는 장르로, 만화, 어린이 프로그램 등이 있으며, 10, 20대의 경우 가요, 코미디 프로그램과 같은 오락 프로그램과 교육 방송 등에 높은 관심을 보이며, 뉴스, 다큐멘터리 프로그램의 경우 30, 40대의 선호도가 높다. 이러한 연령에 따른 시청자의 장르 선호는 AC Nielson Korea로부터 제공된 데이터 분석을 통해 확인될 수 있다.

TV 시청자의 TV 콘텐츠 소비 히스토리로부터, 시청자 개인의 장르에 따른 통계적인 선호도는 어느 특정 연령대의 한 시청자에 모든 장르에 대한 한 장르의 확률로 계산될 수 있다. 특정 연령 대에 속해 있는 시청자의 장르 선호도는 (식 1)과 같이 계산된다.

$$P_{i,k,a} = \frac{g_{i,k,a}}{\sum_{i=1}^I g_{i,k,a}} \quad (1)$$

(식 1)에서 a 는 특정 연령을 가리키며, k 는 특정 시청자를 의미한다. $g_{i,k,a}$ 는 a 연령 대에 속해있는 k 라는 시청자가 미리 정해진 기간 동안에 장르 i 에 속하는 방송 프로그램 콘텐츠를 시청한 횟수를 나타내며, I 는 장르의총 종류 수를 나타낸다. (식 1)을 이용해서 모든 장르 I 에 대

한 확률 값을 구한 다음, 가장 높은 확률 값을 가진 장르로부터 가장 낮은 확률 값을 가진 장르에 이르기 까지 내림차순으로 정렬이 가능하다. 이렇게 정렬된 장르들은 (식 2)와 같은 벡터의 형태로 표현이 가능하다.

$$V_{k,a} = \{R_{1,k,a}, R_{2,k,a}, \dots, R_{i,k,a}, \dots, R_{I,k,a}\} \quad (2)$$

여기서 $R_{i,k,a}$ 는 i 번째로 정렬된 장르의 변수를 의미한다. 만약 연령 대 a 에 K 명이 속해 있다면, 연령 대에서 개수 K 만큼의 $V_{k,a}$ 가 나올 수 가 있다. 샘플 시청자들(즉, 테스트 시청자)의 연령 대를 추론하기 위해서는 그 샘플 시청자와 가장 유사한 시청 선호도를 가지는 연령 대를 찾아 그 연령 대를 그 샘플 시청자의 연령 대로 추론하여 추천하면 된다. 각 연령 대에 최대한 K 만큼의 다양한 선호 성향을 나타낼 수 있으므로, 그 연령 대를 대표하는 대표 선호도를 계산할 필요가 있다. 본 논문에서 제안하는 각 연령 대 대표 선호도는 각 연령 대 내에서 순위별 장르 빈도수에 따라서 정해진다. 예를 들면, 연령 대 a 에서 가장 선호하는 대표 장르를 $\tilde{R}_{1,k,a}$ 라고 하고, 각 시청자 $k = 1$ 에서 $k = K$ 이르기까지 가장 선호하는 장르들 중에서 가장 빈도수가 높은 장르를 가장 선호하는 대표 장르로 정한다. i 번째로 선호하는 대표 장르도 똑 같은 방법을 이용하여 선호하는 대표 장르 $\tilde{R}_{i,k,a}$ 를 구할 수 있다. 각 순위별로 구한 대표 장르를 모아서 벡터로 나타내면 다음과 같다.

$$\tilde{V}_a = \{\tilde{R}_{1,k,a}, \tilde{R}_{2,k,a}, \dots, \tilde{R}_{i,k,a}, \dots, \tilde{R}_{I,k,a}\} \quad (3)$$

모든 연령 대별 대표장르 벡터를 같은 방법으로 구할 수 있다. 표본 시청자 t 의 장르선호 벡터 V_t 는 (식 1)과 (식 2)를 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$V_t = \{R_{1,t}, R_{2,t}, \dots, R_{i,t}, \dots, R_{I,t}\} \quad (4)$$

각 \tilde{V}_a 에 대해서 V_t 와 가장 유사한 벡터를 찾아 그 벡터가 나타내는 연령 대를 샘플 시청자의 연령 대로 추천하기 위해, 벡터 \tilde{V}_a 와 V_t 사이의 유사도를 측정하는 적절한

한 방법이 필요하다. 본 논문에서는 영상 검색 시스템의 하나인 정규거리합(Normalized Distance Sum, NDS) 방법과 일반적인 벡터간의 유사성을 판별하는 벡터 상관법(Vector Correlation)을 추론하려는 프로파일의 종류에 따라 적용하였다. 서론에서 언급한 바와 같이, 표적 광고 서비스를 위한 우리의 시스템은 연령 대를 추론하는 모듈과 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 모듈, 두 부분으로 나눌 수 있다. 샘플 사용자의 연령대 추론은 정규거리합 방법을 이용하였고, 연령 대와 성별의 동시 추론을 위한 방법으로 벡터 상관법을 이용하였다. 다음 장에서는 정규거리합 방법과 벡터 상관법을 이용하여 제안된 유사도 측정 알고리즘 방법에 대해 설명한다.

1. 정규거리합(Normalized Distance Sum)을 이용한 시청자의 연령 대 추론

정규거리합은 대표성을 띄고 있는 기준이 되는 대상의 순위와 새로 할당된 대상 순위 간에 실제 순서가 일치 되지 않음을 '부적합 거리'라고 정하고 이에 대한 판정척도를 내리는 방법이다^[6]. 즉, 우리의 연령대 추론 알고리즘에서, 표본 시청자의 장르별 순위와 각 연령 대별 장르별 순위가 일치하지 않음을 비교할 때, 표본 시청자의 장르 순위에 따라서 순위 불일치에 따른 가중치를 부여하면서 순위 불일치도를 계산하는 방식이다. 예를 들어, 표본 시청자가 가장 선호하는 장르가 '드라마' 이고, 20대에서는 드라마에 대한 대표 순위가 세 번째로 랭크 되어있고, 30대에서는 드라마에 대한 대표 순위가 두 번째로 랭크 되었다면, 20대와 30대에 있어서 드라마는 두 연령대의 표본 시청자와 순위가 불일치가 있지만, 서로 불일치에 대한 정도의 차이가 있으므로 이를 고려하여 유사도를 측정할 수 있다. 벡터 \tilde{V}_a 와 벡터 V_i 사이의 유사도 측정은 다음과 같이 정의된다.

$$NDS(\tilde{V}_a, V_i) = \frac{\sum_i \{I - i + 1 | i: 부적합 거리\}}{I(I+1)/2} \quad (5)$$

(식 5)에서 I 는 전체 장르의 개수를 의미한다. 예를 들어서, 전체 장르의 수가 46개 이면, I 는 46의 값을 가지게 되며, \tilde{V}_a 는 각 연령대를 대표하는 장르의 순위 벡터라 할 때

특정 연령대에 대한 \tilde{V}_a 를 <표 1>과 같이 표현할 수 있다.

표 1. 연령대를 대표하는 벡터 \tilde{V}_a
Table 1. Vector \tilde{V}_a Representing a Certain Ages

순위(장르)	1 (드라마)	2 (뉴스)	3 (스포츠)	45 (다큐멘터리)	46 (코믹)
\tilde{V}_a	0.473	0.215	0.132	0.0015	0.0011

그리고, V_i 는 표본 시청자의 46개 장르에 대한 확률 값을 기준으로 순위별로 모아놓은 벡터는 아래와 같이 표현할 수 있다.

표 2. 표본 시청자의 벡터 V_i
Table 2. Vector V_i of a Sample Viewer

순위(장르)	1 (드라마)	2 (뉴스)	3 (코믹)	45 (다큐멘터리)	46 (퀴즈)
V_i	0.479	0.223	0.113	0.0028	0.0021

(식 5)에 대해서 \tilde{V}_a 와 V_i 사이의 순위가 불일치한 경우를 부적합 거리라 칭한다. <표 1>에서 순위는 드라마, 뉴스, 그리고 스포츠 순으로 정렬되어 있고, <표 2>의 표본 시청자는 드라마, 뉴스, 코믹 순으로 정렬되어 있다. <표 1>과 <표 2>에서 3번째 장르와 46번째 장르가 서로 다른 것을 발견 할 수 있다. 이 때의 순위가 부적합 거리를 나타내는 (식 5)의 i 가 된다. 위의 <표 1>과 <표 2>에서는 3번째 장르와 46번째 장르가 부적합 거리가 되고 순위의 값은 3과 46이 된다. (식 5)에서 분자의 값은 $I - i + 1$ (I : 전체 장르수 46, i : 부적합 거리)에 의해서 계산이 되고, 분자의 값은 "46-3+1 = 44", "46-46+1 = 1" 이 된다. 그러므로, 순위가 높은 장르에서 부적합 거리가 발생할 경우 더욱 더 많은 패널티를 갖게 된다.

(식 5)를 이용하여 새로운 시청자의 V_i 와 모든 연령 대의 \tilde{V}_a 사이의 정규거리합의 값을 계산이 가능하다. 정규거리합의 값이 적을수록 표본 시청자와 유사한 시청 선호도를 나타내는 것을 의미하므로 정규거리합의 값이 최소가 되는 연령 대를 표본 시청자의 연령 대로 추천한다. (식 5)에서 부적합 거리에 해당하는 값이 분자에 있으므로 이 거리는 최소 0에서부터 최대 I 까지 인덱스의 합이 될 수 있

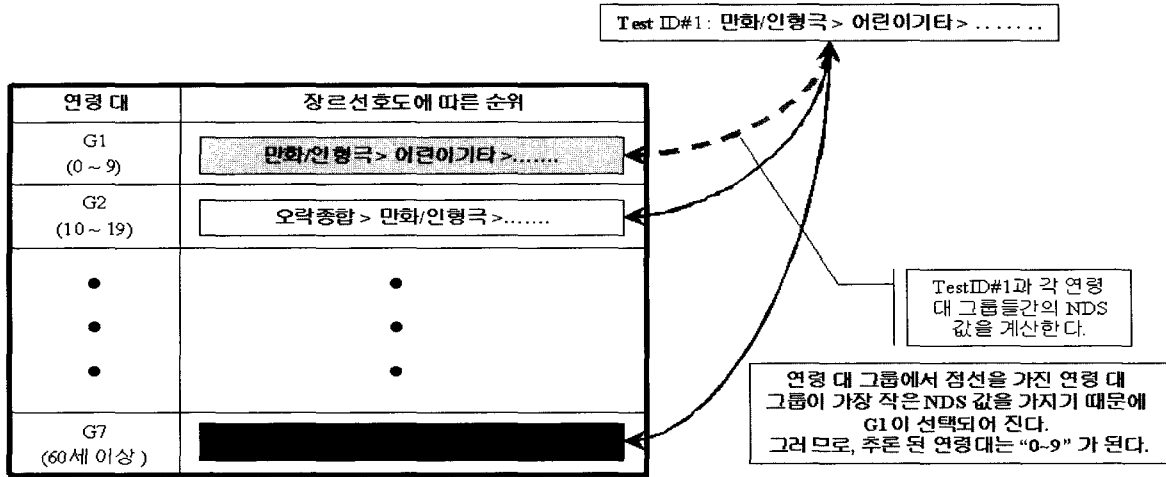


그림 2. 정규거리합을 이용한 시청자 연령 대 추론 방법
Fig. 2. a TV viewer's age inference system using the NDS method

다. 추론된 연령 대는 다음 (식 6)과 같이 표현될 수 있다.

$$Age(V_i) = \min \{NDS(\vec{V}_w, V_t | a \in A)\} \quad (6)$$

여기서 A 는 전체 연령 대대의 집합을 나타내며, $Age(\cdot)$ 는 최종적으로 추론된 연령 대를 나타낸다. <그림 2>는 위에서 설명된 정규거리합을 이용한 시청자 연령 대 추론 방법을 나타낸다.

<그림 2>에서와 같이 G 는 각 연령대를 나타내는 아이디이며, $G1, G2, G7$ 은 각각 {0-9, 10-19, 60대 이상}의 연령대를 가리킨다. 각 연령 대에 따른 각각의 선호도 순위는 각 장르에 대한 확률 (식 1)과 순위를 나타내기 위한 (식 3)에 의해 매겨진다. 0-9세인 그룹 1의 경우 만화, 어린이 등의 순서로 매겨지며, 10-19세인 그룹 2의 경우 오락, 만화 등의 장르에 높은 순위를 갖는다. 60대 이상인 그룹 7의 경우는 정보와 뉴스에 높은 선호도를 보임을 알 수 있다. 특정 시청자 A 는 만화, 어린이 등의 장르에 많은 관심을 보이며, 각 그룹 간의 유사도 측정 방식을 통해 이 시청자 A 는 가장 작은 부적합 거리를 갖는 0-9세인 그룹 1과 가장 가까움을 알 수 있다.

2. 벡터 상관법을 이용한 연령 대와 성별 추론

본 절에서는 벡터의 상관 계수치(Correlation Coefficient)

를 나타내는 벡터 상관법(Vector Correlation Method)을 이용하여 시청자의 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 시스템을 설명한다. 3.1절에서 설명한 정규거리합 방법은 각 연령 대의 대표 선호도를 구하기 위해 각 연령 대 내의 시청자 수가 대표선호도를 대표할 수 있을 만큼 충분한 시청자 정보가 있어야 가능하다. 하지만, 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 시스템을 고려할 경우, 시청선호도 대표 벡터의 수가 더욱 많아짐에 따라 상대적으로 연령 대와 성별 그룹에 속하는 시청자의 수가 감소하므로, 추론 정확도가 떨어지게 된다. 이러한 상황을 고려해서 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 시스템에는 널리 알려져 있는 룩업테이블(Look-up table)·방법을 이용하여 새로운 알고리즘을 제안한다. 3.1절에서와 같이, 트레이닝된 시청자들의 정보, 즉, 성별과 연령 대가 알려져 있는 정보와 표적 시청자의 장르선호도 벡터를 구할 수 있다. 트레이닝된 시청자들 중에서 표적 시청자의 장르선호도 벡터와 가장 큰 상관 계수치(Correlation Coefficient)를 갖는 시청자를 찾아서 그 시청자의 연령 대와 성별을 그 표적 시청자와 같다고 추론한다.

벡터 상관법을 위한 벡터는 앞에서 구한 정규거리합(NDS)과는 다르게 계산 되어야 한다. 정규거리합은 각 장르들의 확률 값을 기준으로 순서를 정렬한 반면, 벡터 상관법에서는 고정된 장르 순서에 대해 각 장르의 선호도를 확률 값으로 가지고 있어야 한다. 고정된 장르 순서에 대해 각 장르의 선호도 확률 값은 (식 7)과 같이 계산된다.

$$P_{l,k,a} = \frac{g_{l,k,a}}{\sum_l g_{l,k,a}} \quad (7)$$

(식 7)에서 a는 특정 연령을 가리키며, k는 특정 시청자를 의미한다. $g_{l,k,a}$ 는 a 연령 대에 속해있는 k라는 시청자가 미리 정해진 기간 동안에 장르 l에 속하는 방송 프로그램 콘텐츠를 시청한 횟수를 나타내며, L은 장르의 총 종류 수를 나타낸다. (식 7)을 이용하여 표본 시청자의 고정된 장르 순서에 대해 각 장르의 선호도 벡터 V_s 는 (식 8)과 같이 표현할 수 있고, T는 표본 시청자의 그룹을 나타낸다.

$$V_s = \{P_{1,t,a}, P_{2,t,a}, \dots, P_{l,t,a}, \dots P_{L,t,a}\} \text{ for } t \in T \quad (8)$$

마찬가지로, 록업 테이블에 속해 있는 벡터를 V_i 라고 하고, 록업 테이블에 속해 있는 시청자의 전체 그룹을 U라고 한다면, 록업 테이블에 속한 어떤 특정 시청자에 대한 벡터 V_i 는 (식 9)와 같이 표현된다.

$$V_i = \{P_{1,u,a}, P_{2,u,a}, \dots, P_{l,u,a}, \dots P_{L,u,a}\} \text{ for } u \in U \quad (9)$$

새로운 시청자 V_s 와 록업 테이블 내에 시청자 V_i 사이의 상관 계수치를 계산하기 위해서는 두 벡터 사이의 내적곱(Inner Product)을 이용한다. 일반적인 벡터 표현방식에서, 두 벡터 사이의 상관 관계는 <그림 3>과 같은 두 벡터 사이의 각도로 표시 된다. 두 벡터 간의 각도가 점점 커질수록 벡터 간의 상관 관계는 점점 낮아진다.

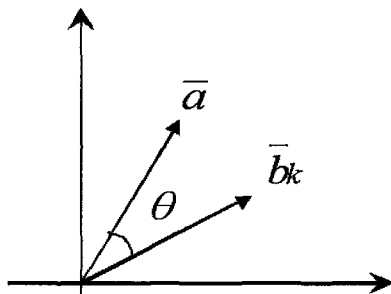


그림 3. 두 벡터 간의 상관 관계
Fig. 3. Inner product between two vectors

주로 사용하는 두 벡터 간의 상관 관계를 나타내는 상관 계수치는 두 벡터 사이의 코사인 각의 값으로 표시된다. 새로운 시청자 V_s 와 록업 테이블 내에 있는 시청자 V_i 와의 상관 계수치(Correlation Coefficient)는 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} \text{Corr}(V_s, V_i) &= \cos \theta = \frac{V_s \cdot V_i}{\|V_s\| \cdot \|V_i\|} \\ &= \frac{\sum_{l=1}^L V_{l,s} V_{l,i}}{\sqrt{\sum_{l=1}^L V_{l,s}^2} \sqrt{\sum_{l=1}^L V_{l,i}^2}} = r \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 L은 전체 장르의 개수를 나타내고, i는 록업 테이블내의 벡터 수에 따라서 변하고, 그리고 $0 \leq r \leq 1$ 까지 값을 가진다. 예를 들어서, r의 값이 크면, 두 벡터 사이의 상관 관계는 높다고 볼 수 있고 상관 계수치 r은 1에 가까워진다. 그러므로, 추론된 연령 대와 성별은 다음과 같이 계산된다.

$$\hat{g}a = \max \{ \text{Corr}(V_s, V_i) \mid i \in I \} \quad (11)$$

여기서 I는 록업 테이블 내에 있는 벡터들의 총 수를 나타내며, 두 벡터 간의 상관 관계 중 가장 높은 값의 연령 대와 성별을 선택하게 된다.

<그림 4>는 록업 테이블을 이용하여 성별과 연령 대를 추론하는 방법을 그림으로 도식화 하였다. 각 아이디 번호는 록업 테이블에 저장된 각각의 시청자를 의미하며, 각 시청자는 연령대와 성별 정보, 즉, {(0-9, 남자), (0-9, 여자), (10-19, 남자), (50-59, 여자)}중의 하나로 표시되어 있다. 특정 연령 및 성별을 갖는 각 시청자의 장르 선호도는 장르에 대한 확률 (식 7)에 의해 결정되며, 새로운 시청자 A와의 상관 관계를 통해 그 특정 사용자가 어떤 성별과 연령 대에 가까운지를 알 수 있다. 그림에서와 같이 록업 테이블에는 2000명의 시청자 정보가 있으며, 각각의 장르 선호도 정보를 포함하고 있다. 새로운 시청자 A는 록업테이블의 다른 시청자가 가진 장르 벡터들 중 아이디 1번 시청자와의 상관 관계가 가장 크므로, 이와 비슷한 시청자 프로필을 갖는다고 추론된다.

다음 장에서는 위와 같이 소개된 두 가지 추론 방법, 즉 연령 대를 추론하기 위한 정규거리함 알고리즘과 연령 및

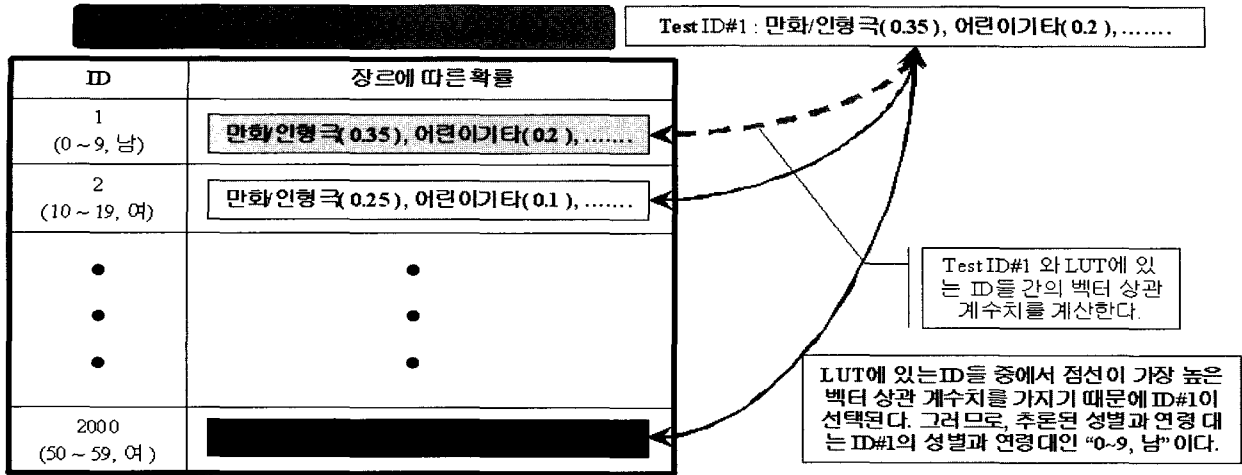


그림 4. 룩업 테이블(LUT)을 이용한 유사도 판별법의도식화
Fig. 4. Measurement of similarity using LUT(Look-Up Table)

성별을 추론하기 위한 벡터 상관법을 이용하여 산출된 알고리즘의 정확성을 보이고, 이러한 결과를 바탕으로 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템에 적용한다.

IV. 실험 결과 및 시스템 구현

본 장에서는 표적 광고 서비스를 하기 위하여 두 가지 방법, 즉, 정규거리합과 벡터 상관법을 이용하여 시청자의 연령대 혹은 시청자의 연령 대와 성별을 추론하여 실제 데이터와의 비교 및 결과의 정확성을 검토한다. 본 실험은 2002년 12월부터 2003년 5월까지 2522명 (남자: 1243명, 여자: 1279명)에 해당하는 TV 프로그램 콘텐츠 시청 히스토리를 이용하였으며, 2가지 시나리오, 시청자 프로파일 추론 기능을 갖는 프로파일 에이전트가 단지 시청자의 TV 프로그램 시청 히스토리에 시청자의 연령대를 추론하고 이를 바탕으로 표적 광고 서비스를 수행하는 경우와 TV 프로그램 시청 히스토리에 시청자의 연령대와 성별을 추론, 적용하여 표적 광고 서비스를 수행한다고 가정한다. 마지막으로 제안된 추론 알고리즘 기반 목표 지향적 광고 서비스가 가능한 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템을 제시한다.

1. 실험 결과

이 실험은 2가지의 시나리오를 바탕으로 수행되었다. 첫

번째 시나리오는 시청자 프로파일 추론 기능을 담당하는 프로파일 에이전트는 시청자의 TV 프로그램 시청 히스토리와 시청자의 성별을 미리 알고 있다는 가정하에, 사용자의 연령대를 추론하는 것이고, 두 번째 시나리오는 프로파일 에이전트가 시청자의 성별과 연령 대에 대한 정보가 알려져 있지 않다는 가정하에, TV 프로그램 시청 히스토리를 이용하여 성별과 연령 대를 추론하는 것이다. 이러한 시나리오 기반의 실험을 수행하기 위하여 TV 시청자의 연령대 별/성별에 대해 TV 프로그램 콘텐츠 시청 히스토리 데이터를 학습 데이터(training data)와 테스트 데이터(test data)의 두 그룹으로 나누었다. 학습 데이터는 전체 사용자 샘플 데이터로부터 70%(1,764명)를 무작위로 선별하였고 나머지 30%(758명)는 테스트 데이터로 이용되었다. 학습 데이터는 1,764명에 대한 6개월 간의 TV 프로그램 콘텐츠 시청 히스토리 데이터이며 테스트 데이터는 758명의 6개월 간의 데이터이다. 또한, 본 실험을 위해 서로 다른 시드 번호(Seed Number)를 이용하여 총 8가지의 학습 데이터와 테스트 데이터 쌍을 생성하였다.

<표 3>은 프로파일 에이전트가 시청자의 TV 프로그램 시청 히스토리와 시청자의 성별을 미리 알고 있는 첫 번째 시나리오인 정규거리합 방법을 이용하여 연령 대를 추론한 결과 값이며 <표 4>에서는 프로파일 에이전트가 시청자의 TV 프로그램 시청 히스토리 만을 알고 있다는 가정하에 시청자의 연령대와 성별을 추론하는 두 번째 시나리오인 벡터 상관법을 이용한 실험 결과이다. 또한 정규거리합 방

법과 벡터 상관법을 이용하여 실험한 결과를 비교한다. 실험은 8개의 학습 데이터와 테스트 데이터 쌍에 대해 수행되었고, 정확도는 8번의 실험을 거친 결과 값들의 평균 값을 구한 값이다.

표 3. 정규거리합 방법을 이용한 실험 결과(트레이닝 데이터 수: 1764 테스트 데이터 수: 758)

Table 3. The experimental result of the NDS method

연령대	정확도(%)
0 ~ 9	66.90
10 ~ 19	77.60
20 ~ 29	53.53
30 ~ 39	89.05
40 ~ 49	89.08
50 ~ 59	77.34
60 ~	75.20
계	77.01

〈표 3〉에서와 같이 각각의 연령대에 대한 실험 결과는 약 77%의 평균 정확도를 얻을 수 있었다. 30대와40대에 대한 평균 정확도가 다른 연령 대에 비해 상대적으로 높은데, 이는 30대와 40대의 TV 프로그램에 대한 장르 선호도가 비교적 다른 연령 대에 비해 균일함에 기인한다. 반면에, 20대에 대한 연령 추론 정확도가 가장 낮은 이유는 20대의 TV 프로그램 장르에 대한 선호도 순위가 다양하게 분포되어 있기 때문에 부적합 거리가 상대적으로 큰 값이 된다.

〈표 4〉에서는 정규거리합과 벡터 상관법 두 가지 방법을 각각 이용하였으며, 성별과 연령 대를 동시에 추론하는 데 있어서 벡터 상관법을 이용하는 것이 효과적임을 알 수 있다. 정규거리합 방법을 이용하여 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 실험을 수행했을 경우, 정규거리합 방법은 장르 선호도 순위 내에서의 빈도수를 가지고 대표 값을 구하기 때문에 성별과 연령 대를 기준으로 그룹을 나누었을 때 각 그룹들 사이에 속해 있는 학습 데이터가 충분하지 않으므로 특정 그룹을 대표하는 장르 선호도 순위가 실제적으로 특정 그룹을 대표하기가 어렵다. 〈표 4〉에서와 같이 정규거리합(NDS) 방법의 경우 평균 30.38%의 결과를 얻었으며 50대 남자에서 39.42%의 비교적 높은 값을 얻었다. 벡터 상관법의 경우 평균 67.40%의 결과를 얻었고, 50대 여자에서

표 4. 벡터 상관법을 이용한 실험 결과와 정규거리합 방법과의 비교
Table 4. The experimental result of the Vector correlation method compared with NDS method

연령대, 성별	정확도(%)	
	정규거리합	벡터 상관법
0 ~ 9, M	37.81	62.14
0 ~ 9, F	36.11	84.15
10 ~ 19, M	31.73	55.53
10 ~ 19, F	34.44	79.57
20 ~ 29, M	30.36	58.01
20 ~ 29, F	30.03	75.60
30 ~ 39, M	34.27	50.79
30 ~ 39, F	18.75	78.93
40 ~ 49, M	31.54	54.14
40 ~ 49, F	26.25	79.81
50 ~ 59, M	39.42	56.25
50 ~ 59, F	20.26	89.37
60 ~ M	35.66	50.30
60 ~ F	30.38	67.65
계	30.38	67.40

트레이닝 데이터수 : 1764 테스트 데이터 수 : 758

M : 남자 F : 여자

89.37%의 결과를 얻었으며 정규거리합 방법을 이용한 결과보다 더 나은 결과를 얻었다. 벡터 상관법은 단순히 장르 간의 순위를 비교하는 정규거리합 방법과 달리, 실제 장르 확률 값을 이용하여 가장 높은 상관 계수치를 갖는 학습 데이터내의 시청자 프로파일을 정합 시키므로 50대 여자의 경우 다른 연령 대와 성별에 비해 비교적 균일한 장르 선호도를 가짐을 알 수 있다. 반면에, 60대 남자의 집합은 가장 낮은 정확도를 가지는데, 이는 60대 남자의 집합이 균일하지 않은 장르 선호도를 갖기 때문이다.

2. 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템

본 절에서는 위에서 제안된 사용자 프로파일 추론 알고리즘을 이용하여 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템 구현 결과를 제시한다. 〈그림 5〉에서와 같이 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템은 서버와 클라이언트로 구성되어 있으며, 서버(표적 광고 서비스 제공자)는 사용자 프로파일 추론 기능과 방송 프로그램 전송 기능을 포함하며, 클라이언트(시청자 인터페이스)는 사용자 인터페이스를 통

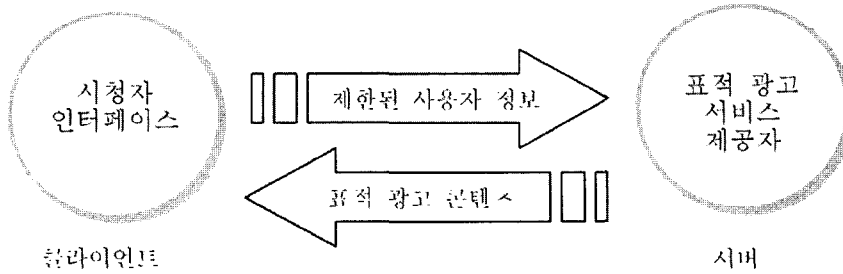


그림 5. 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템의 클라이언트와 서버
 Fig. 5. Client and Server in the target advertisement service

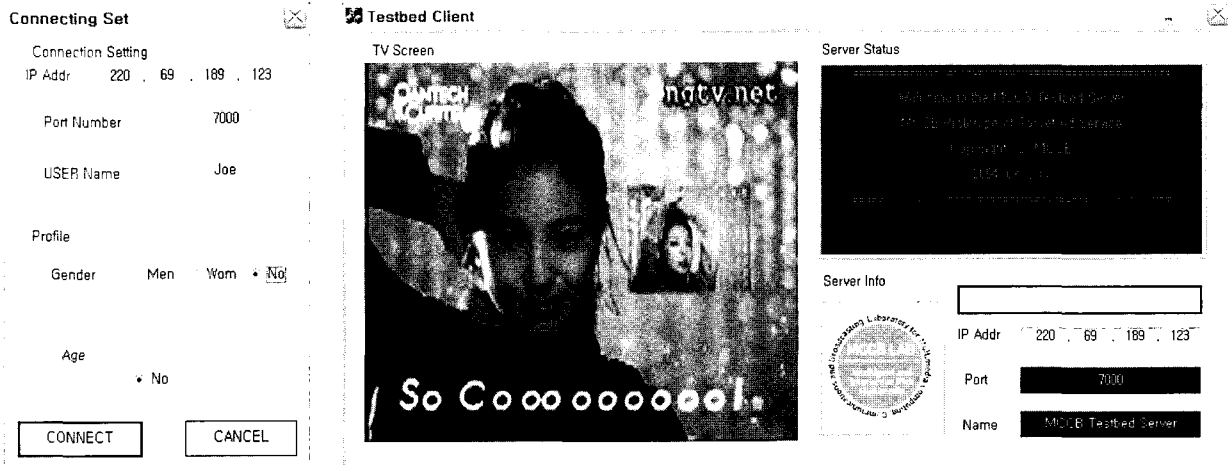
해 표적 광고콘텐츠를 제공받는다. 사용자는 제한된 레벨의 시청자 정보를 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템에 전달하고, 표적 광고 서비스 제공자는 이를 바탕으로 시청자 프로파일을 추론하고 그에 맞는 표적 광고콘텐츠를 제공한다.

표적 광고 서비스 프로토타입시스템을 위한 실험 데이터로써, 광고 콘텐츠는 NGTV (<http://www.ngtv.net>)에서 무료로 제공되는 콘텐츠를 이용하였다. 총 28개의 광고 콘텐츠를 이용하였으며, 광고 콘텐츠들은 각 연령 대와 성별에서 좋아하는 연예인이나 광고 대상을 기준으로 임의로 각 연령과 성별에 할당하였다. 실험 데이터로 쓰일 광고로 핸드폰, 식/음료, 가전 제품, 검색, 화장품, 남, 여성 의류 등의 패션광고, 기업광고, 공익광고 등이 있으며, 각 연령과 성별에 따른 할당 예로, 10대 남자의 경우, 핸드폰, 식/음

료, 남자 의류 광고 등을 제공하도록 하였으며, 20대 여자의 경우, 검색, 화장품, 의류 등의 패션, 핸드폰, 음료 광고를 할당하였다.

클라이언트가 서버에 접속하였을 경우, 클라이언트의 프로파일 정보를 받기 위한 팝업 메뉴가 클라이언트 단말에 나타난다. 팝업 메뉴는 <그림 6>에서 <그림 8>과 같이 3가지의 시나리오를 가능하게 한다. <그림 6>은 클라이언트가 성별이나 연령 대에 대한 어떠한 정보도 서버에 제공하지 않는 경우이고, <그림 7>은 클라이언트가 성별만 제공하는 경우이고, 마지막으로 <그림 8>은 클라이언트가 서버로 성별과 연령 대에 대한 정보를 모두 제공하는 경우를 나타낸다.

<그림 6>의 (a)는 클라이언트가 서버에 접속하였을 경우



(a) 팝업 메뉴

(b) 표적 광고 서비스 결과

그림 6. 서버가 시청자의 어떠한 정보도 가지고 있지 않을 경우
 Fig. 6. When the server has no information about a viewer

나타나는 팝업 메뉴이고, 시청자가 자신의 성별과 연령 대에 대한 어떠한 정보를 집어 넣지 않은 경우이다.

〈그림 6〉의 (b)는 시청자가 서버쪽으로 성별과 연령에 대한 아무런 정보를 제공하지 않았으므로, 서버에서는 시청자의 시청 히스토리를 이용하여 사용자의 연령 대와 성별을 추론한 결과를 바탕으로 해당되는 표적 광고 콘텐츠를 전송한 것을 클라이언트 단말 인터페이스에 나타낸 것을

보여준다. 추론된 결과는 20대 여성임을 알 수 있으며, 〈그림 6〉의 (b)와 같이 클라이언트 단말 인터페이스에는 20대 여성을 위해 임의로 할당된 핸드폰 광고가 TV 프로그램 콘텐츠 실행 전에 서버로부터 전송된다.

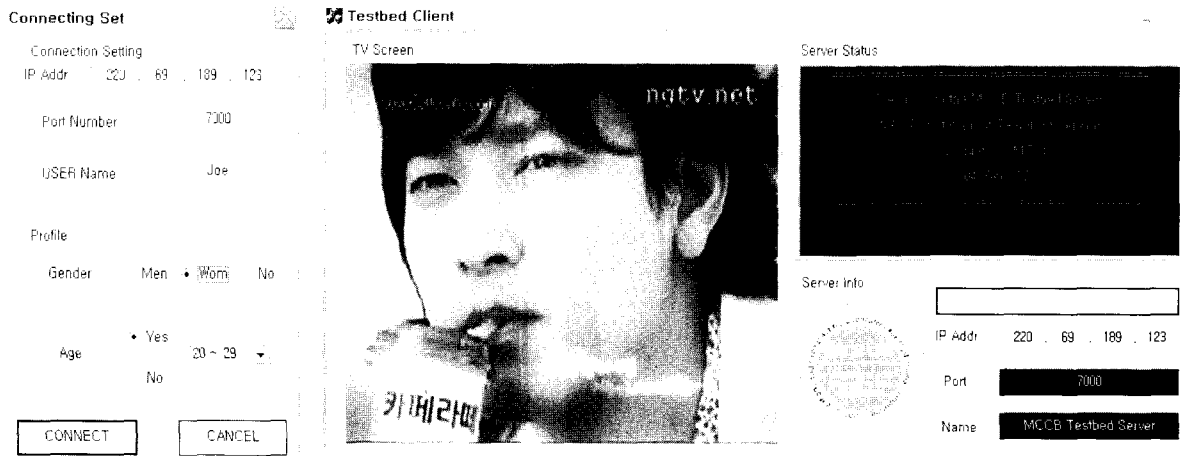
〈그림 7〉의 (a)는 클라이언트가 서버에 접속하였을 경우 나타나는 팝업 메뉴이고, 시청자가 자신의 성별이 여성이란 정보를 집어 넣은 경우이다. 시청자는 자신의 성별이 여자



(a) 팝업 메뉴

(b) 표적 광고 서비스 결과

그림 7. 서버가 시청자의 성별 정보만 가지고 있는 경우
Fig. 7. When the server knows the gender of a viewer



(a) 팝업 메뉴

(b) 표적 광고 서비스 결과

그림 8. 서버가 시청자의 성별과 연령 대를 모두 알고 있을 경우
Fig. 8. When the server knows the gender and ages of a viewer

라는 정보를 제공하였으며, 서버에서는 시청자의 프로파일 정보와 시청자의 시청 히스토리를 이용하여 사용자 연령대를 추론하였다. 제안된 추론 알고리즘을 이용한 결과는 시청자를 20대로 추론하였으며, 시청자가 20대 여자임을 감안해, <그림 7>의 (b)와 같이 20대 여자에게 할당된 옷, 액세서리, 화장품과 같은 패션 광고가 TV 프로그램 콘텐츠 전에 서버로부터 전달되어 소비되게 한다.

<그림 8>의 (a) 경우, 클라이언트가 서버에 접속하였을 경우 시청자가 자신이 여성이라는 성별 정보와 연령대가 20대라는 것을 서버에 알려주는 팝업 메뉴이다. 시청자는 자신의 성별이 여자이고 20대임을 서버로 제공하였으므로, 서버는 <그림 8>의 (b)와 같이 시청자의 시청 히스토리 분석 및 추론 과정 없이 20대 여자에게 할당된 광고가 서버로부터 전달되어 소비된다.

<그림 9>는 표적 광고 서비스가 가능한 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템의 서버쪽 사용자 인터페이스를 나타낸다. 시청자 프로파일 추론 기능과 방송 프로그램 전송

기능을 포함하는 서버(표적 광고 서비스 제공자)는 TV 콘텐츠 재생이나 콘텐츠 소비 히스토리 데이터 전달 및 제한된 사적 정보를 제공하는 클라이언트 단말을 통해 서버에 접속하면, 클라이언트로부터 제공된 정보를 바탕으로 서버는 표적 광고 서비스를 위해 클라이언트의 성별이나 연령대를 추론하여 특정 클라이언트에 맞는 표적 광고 콘텐츠를 전송하는 역할을 한다. 첫 번째 클라이언트는 시청자가 자신의 어떤 정보도 제공하지 않았으므로, 콘텐츠 소비 히스토리 데이터를 이용하여 클라이언트가 20대의 여성임을 추론하였다. 두 번째 클라이언트는 시청자가 여자라는 정보를 제공하였으며, 콘텐츠 소비 히스토리 데이터를 이용하여 20대임을 추론하고 그에 적절한 표적 광고 콘텐츠를 전송하였다. 세 번째 클라이언트의 경우, 시청자의 연령대 및 성별 정보를 서버에게 제공하였으므로, 서버는 별도의 추론 처리 과정을 거치지 않고 해당되는 성별과 연령대에 맞는 표적 광고 콘텐츠를 전송한 결과를 나타낸다.

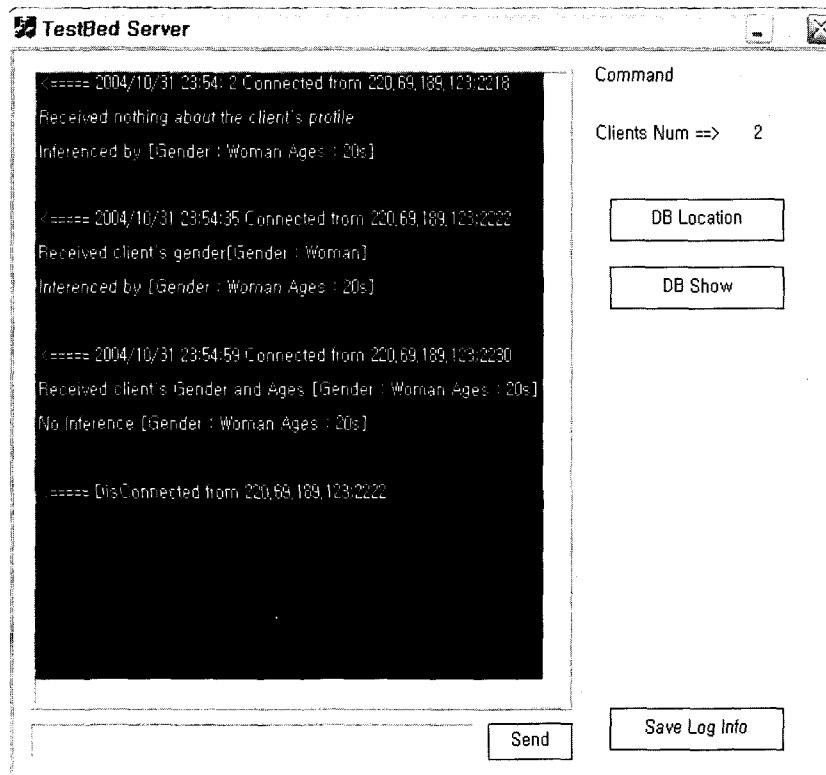


그림 9. 표적 광고 서비스 서버

Fig. 9. A server for the target advertisement service..

V. 결론 및 향후 연구계획

본 논문은 디지털 방송의 다채널 시청환경에서 시청자의 TV 선호도 정보를 이용하여 표적 광고 서비스에 관한 연구로서, 사용자의 TV 프로그램 장르 선호도 정보를 바탕으로 정규거리합(NDS)과 벡터 상관법(Vector Correlation Method)을 이용하여 시청자의 성별 및 연령 대에 대한 프로파일을 추론 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 사용자 프로파일 추론 알고리즘 기반 맞춤형 방송 서비스의 한 응용 예를 제시하였다. 본 실험을 위해 2,522명의 6개월간 TV 프로그램 시청 데이터를 사용하였다. 본 논문에서 제안한 사용자 프로파일 추론 기반 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템을 구현하고 실험한 결과 성별 및 연령 대에 대한 정보가 주어지지 않았을 경우 평균 67%의 정확도를 얻을 수 있었으며, 성별 정보만 주어졌을 경우는 평균 77%의 연령 대 추론 정확도를 얻었다. 따라서 본 논문의 제안 알고리즘을 통해 맞춤형 방송 서비스가 가능한 한 예시를 제시하였다. 지금까지 사용자 단말에서 맞춤형 방송 응용으로서 개인화된 전자프로그램 가이드를 이용한 프로그램 콘텐츠목록을 사용자에게 제시하는 등의 응용이 일반적이었으나, 현재까지 저자들의 지식으로는 서비스 제공자가 사용자의 시청 정보만을 이용하여 사용자의 프로파일 정보를 추론하여 추론된 결과에 맞는 표적 콘텐츠 제공의 시도는 없었다는 점에서 본 논문이 서비스 제공자 입장에서의 맞춤형 방송 서비스에 대한 하나의 좋은 실 예가 될 것으로 생각된다. 향후 연구 계획으로는 본 연구의 사용자 연령대 및 성별 추론에 있어서 정확도 향상 및 장르 뿐 만 아닌 다른 선호도 속성에 대해서도 다양한 추론 방법을 고안하여 보다 복잡한 사용자의 선호도를 반영한 개인형 맞춤 방송 서비스 응용에 적용하는 것이다.

참고 문헌

- [1] Dimitrios Katsaros and Yannis Manolopoulos, "Broadcast program generation for webcasting", Source Data & Knowledge Engineering, Volume 49 . Issue 1, pp. 1~21, April 2004
- [2] Theodore Bozios, George Lekakos, Victoria Skoularidou and Kostas Chorianopoulos, "Advanced Techniques for Personalised Advertising in a Digital TV Environment: The iMEDIA System.", Proceedings of the E-business and E-work Conference, 17-19 October, Venice, Italy, pp. 1025-1031, 2001.
- [3] Koji Miyahara and Michael J. Pazzani, "Collaborative filtering with the simple bayesian classifier," Proceedings of the Sixth Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, PRICAI 2000.
- [4] C. Shahabi, A. Faisal, F.B. Kashani and J. Faruque, "INSITE: A Tool for interpreting Users", Proceeding of Interaction with a Web Space, Volume00, pp: 635-638.
- [5] J.W. Shin, J. H. Yoon, Y.R. Yoon, "Rate-Adaptive Pacemaker Controlled by Motion and Respiration using Neuro-Fuzzy algorithm", Medical & Biological Engineering & Computing, 2001
- [6] 서창덕, 김희율, "영상 데이터베이스 검색 시스템의 검색효율 평가를 위한 새로운 평가척도", 한국방송공학회 논문지, 제5권 제1호, pp. 68 ~ 81, June 2000.
- [7] Zhiwen Yu; Xingshe Zhou, "TV3P: an adaptive assistant for personalized TV," Consumer Electronics, IEEE Transactions .lume: 50,1, pp : 393 ~ 399, Feb 2004.

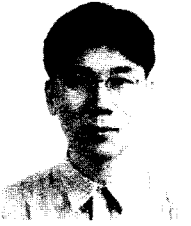
 저 자 소 개

김 문 조


- 2004년 : 동명정보대학교 메카트로닉스공학과, 학사
- 2004년 2월~현재 : 한국정보통신대학교 공학부, 석사 과정
- 주관심분야 : 멀티미디어 방송 서비스를 위한 정보 추론, TV-Anytime 디지털 멀티미디어 방송, MPEG-7/21

임 정 연


- 1999년 : 충남대학교 정보통신공학과, 학사
- 2001년 : 충남대학교 정보통신공학과 대학원, 석사
- 2001년~현재 : 한국정보통신대학교 공학부, 박사과정
- 주관심분야 : 멀티미디어 방송 서비스를 위한 정보 추론, MPEG-7 메타데이터 저작 및 압축, 대화형 멀티미디어 및 영상 통신, MPEG-4/7/21

강 상 길


- 1989년 : 성균관대학교 전자공학과, 학사
- 1995년 : Columbia University, New York, Electrical Engineering, 석사
- 2002년 : Syracuse University, New York, Electrical Engineering, 박사
- 2003년 1월~3월 : Syracuse University, New York, Electrical Engineering, PostDoc
- 2003년 4월~2004년 8월 : 한국정보통신대학교 연구교수
- 2004년 9월~현재 : 수원대학교, 전임강사
- 주관심분야 : 뉴럴네트워크, 멀티미디어, 신호처리, 타임 시리즈, 보안, 바이러스 디텍션

김 문 철


- 1989년 : 경북대학교 전자공학과, 학사
- 1992년 : University of Florida, Electrical and Computer Engineering, 석사
- 1996년 : University of Florida, Electrical and Computer Engineering, 박사
- 1997년 1월~2001년 2월 : 한국전자통신연구원 선임연구원, 방송미디어연구부 실감영상연구팀/영상미디어연구팀 팀장
- 2001년 2월~현재 : 한국정보통신대학교 공학부 조교수
- 주관심분야 : 멀티미디어 정보처리, 대화형 멀티미디어 방송, MPEG-4/7/21, 지능형 에이전트 기반 멀티미디어 응용, 영상 및 신호처리

강 경 옥


- 1985년 : 부산대학교 물리학과, 학사
- 1988년 : 부산대학교 대학원 물리학과, 석사
- 1991년 2월~현재 : 한국전자통신연구원 방송미디어연구부 방송콘텐츠응용연구 팀장
- 주관심분야 : MPEG-7, TV-Anytime, 음향 신호처리, 3D 오디오