

시청자 프로파일 추론 기법을 이용한 표적 광고 기술 연구

김문조*, 임정연*, 강상길**, 김문철*, 강경옥***

한국정보통신대학교(ICU)*, 수원대학교**, 한국전자통신연구원(ETRI)**

{kimmj, jyilm, mkim}@icu.ac.kr, sgkang@suwon.ac.kr, kokang@etri.re.kr

Study on Target Advertisement Technology using a method of reasoning TV Viewer's Profiles

M Kim*, J Lim*, M Kim*, S Kang**, K Kang***

Information and Communications University (ICU)*, Suwon University**,

Electronics and Telecommunications Research Institute***

요약

기존의 방송환경은 시청자에게 단 방향의 서비스를 제공하며, 시청자 각자의 취향에 상관없이 소극적인 자세를 요구한다. 이러한 일방적인 사용자 시청환경에서는 대개의 프로그램들은 방송사에 의해 다수 사용자의 대표적인 시간대에 적절하게 배치되고, 적절하게 배분된 프로그램의 인기도 혹은 시청률, 시청 연령, 시간대에 따른 광고가 그 프로그램을 지원하게 된다. 시청자의 적극적 선별 노력에 의해 선택된 프로그램과 달리 방송 프로그램 콘텐츠와 같이 전송되는 광고는 사용자가 원하는 대개의 프로그램을 지원하는 중요한 수단이지만, 정작 시청자의 관심과는 상관없이 제공된다. 또한, 디지털 방송의 시작과 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 및 연령 대를 추론하는 알고리즘을 제안하고 이를 맞춤형 광고, 즉 표적 광고 서비스(Target Advertisement Service) 기법을 제안한다.

1. 서론

방송망(지상파, 위성, 케이블)은 고화질 동영상 전송의 유일한 통로 역할을 해왔지만, 인터넷 동영상 스트리밍 기술의 발전과 광대역 인터넷(xDSL 등)의 확산으로 인해 인터넷을 통한 고화질의 동영상의 소비가 가능하게 되었다. 또한 인터넷은 양방향 통신을 이용하여 대화형 방송 서비스 및 개인 맞춤형 방송 서비스 분야에 매우 매력적인 매체이다. 이러한 환경의 발전에 따라 미래의 방송 환경은 정보 맞춤형 형태로 진화될 것이며, 방송의 서비스가 매스 미디어에서 개인 미디어 형태로 개인화된 맞춤형 방송 기술 연구가 필수적이라고 하겠다. 하지만 현재 방송 환경에서는 광고 방송을 시청자의 관심에 상관없이 프로그램 콘텐츠와 함께 전송하고 있어, 효과적인 광고 방송이 이루어지지 못하고 있다. 시청자의 광고 콘텐츠에 대한 선호도에 따라 맞춤형 광고, 즉 목표 지향적 광고 서비스(target-oriented advertisement service)를 제공할 수 있다면 개인형 맞춤 방송의 중요한 응용 분야로 자리 잡을 것으로 예상된다. 기존의 표적 광고에 대한 연구는 유사한 소비 성향을 가지고 있는 TV 시청자의 그룹을 분석하고 디지털 TV 협력적 필터링(Collaborative Filtering)을 이용하여 그에 맞는 표적 광고 서비스를 가능하게 하는 표적 광고 서비스는 미리 주어진 사용자의 정보를 바탕으로 표적 광고를 가능하게 하였다[1][2][3]. 이러한 연구들은 디지털 TV에 연결되어 있는 셋탑 박스(Set-top box)나 컴퓨터에 시청자가 프로파일을 명시적으로 입력하고 이러한 입력된 정보는 인터넷을 통하여 TV 콘텐츠 서버로 전송된다. 이러한 명시적인 정보를 바탕으로 방송 서버 즉 광

고 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.

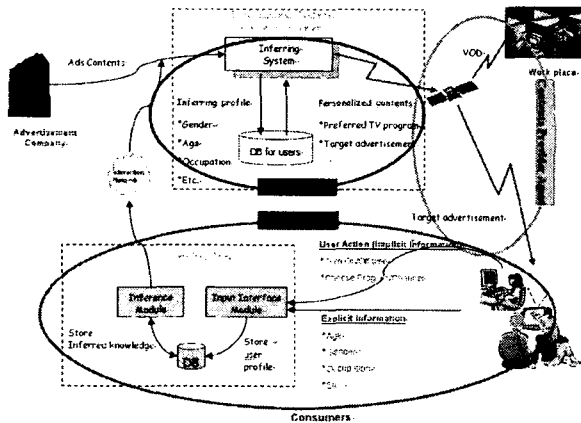
본 논문에서는 시청자들이 명시적으로 자신들의 프로파일을 입력하지 않는다는 가정 하에서, TV 시청자의 프로그램 콘텐츠 시청일자, 시간, 그리고 장르와 같은 묵시적인 시청 정보만으로 TV 시청자의 프로파일을 추론할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 표적 광고 서비스 방법으로, 시청자의 연령 대를 추론하거나 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 방법을 제시한다. 연령 대를 추론하기 위한 방법으로, 우리는 시청자들의 확률에 의한 장르 선호도에 의하여 그룹화된 시청자들로부터 개선된 협력 필터링 방법을 이용하였으며, 연령 대와 성별을 동시에 추론하기 위한 방법으로 LUT(Look-Up Table) 방법을 이용하였다 [4]. 마지막으로 제안된 추론 알고리즘을 이용하여 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템에 적용하고 그 결과를 분석한다.

2. 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, 추론

된 결과를 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 제공자 에이전트로부터 분석된 정보를 이용하여 추론된 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 프로파일 에이전트, 방송 프로그램 전송 기능을 제공하는 콘텐츠 제공자 에이전트, 그리고 사용자 인터페이스 기능을 제공하는 사용자 인터페이스 에이전트로 구성되어 있다. 프로파일 에이전트는 사용자 인터페이스 에이전트로부터 저장된 콘텐츠 소비 히스토리, 즉, 사용자가 시청한 TV 프로그램 장르와 채널, 선호 방송 시청 시간대, 방송 시청 요일 등의 정보를 얻는다. 이를 이용하여 프로파일 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 제공자 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 인터페이스를 제공한다. 이 에이전트는 보통 가정 내에서 설치되어 있는 셋탑박스(Set-Top Box)에서 실행되며, 콘텐츠 제공자 에이전트로부터 전달된 추천 서비스를 받아 사용자에게 추천 정보를 제공하고 소비를 가능케 한다.



<그림 1> 표적 광고 서비스의 구조

3. 시청자 프로파일 추론 알고리즘

TV 프로그램 정보를 가운데 장르는 연령 대를 분류할 수 있는 좋은 특징이 될 수 있다. TV 시청자의 TV 콘텐츠 소비 히스토리로부터, 특정 연령 대에 속해 있는 시청자의 장르 선호도는 (식 1)과 같이 계산된다.

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

(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 전체 장

르 수를 나타낸다. (식 1)을 이용해서 모든 장르 I 에 대한 확률 값을 구한 다음, 가장 높은 확률 값을 가진 장르로부터 가장 낮은 확률 값을 가진 장르에 이르기 까지 내림차 순으로 정렬이 가능하다. 이렇게 정렬된 장르들은 (식 2)와 같은 벡터의 형태로 표현이 가능하다.

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

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. 각 연령 대에 최대한 K 만큼의 다양한 선호 성향을 나타낼 수 있으므로, 그 연령 대를 대표하는 대표 선호도를 계산할 필요가 있다. 각 연령 대 장르 대표 선호도는 각 연령 대 내에서 순위별 장르 빈도수에 따라서 정해진다. 각 순위별로 구한 대표 장르를 모아서 벡터로 나타내면 다음과 같다.

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

표본 시청자 t 의 장르선호 벡터 V_t 는 (식 1)과 (식 2)를 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

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

3.1 정규거리 합을 이용한 시청자의 연령 대 추론

정규거리 합은 대표성을 띄고 있는 기준이 되는 대상의 순위와 새로 할당된 대상 순위 간에 실제 순서가 일치되지 않음을 '부적합 거리'라고 정하고 이에 대한 판정척도를 내리는 방법이다[5]. 연령 대 추론 알고리즘에서는 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 이용하여 유사도를 측정할 수 있다. 벡터 $\tilde{V}_{k,a}$ 와 벡터 V_t 사이의 부적합 거리를 구하는 방법은 다음과 같다.

$$NDS(\tilde{V}_{k,a}, V_t) = \frac{\sum_{i=1}^I (I-i+1)}{I(I+1)/2} \quad (식 5)$$

여기서, i 는 기준이되는 $\tilde{V}_{k,a}$ 의 장르 순서와 V_t 의 장르 순서가 일치하지 않는 '부적합 거리'의 인덱스를 나타낸다. (식 5)을 이용하여 새로운 시청자의 V_t 와 모든 연령 대의 $\tilde{V}_{k,a}$ 사이의 정규거리합의 값을 계산이 가능하다. 추론된 연령 대는 다음 (식 6)과 같이 표현될 수 있다.

$$Age(V_t) = \min\{NDS(\tilde{V}_{k,a}, V_t | a \in A)\} \quad (식 6)$$

여기서 A 는 전체 연령 대의 집합을 나타내며, $Age(\cdot)$ 는 최종적으로 추론된 연령 대를 나타낸다.

3.2 벡터 상관법을 이용한 연령 대와 성별 추론

본 절에서는 벡터의 상관 계수치를 나타내는 벡터 상관법(Vector Correlation Method)을 이용하여 시청자의 연령 대와 성별을 동시에 추론하는 시스템을 설명한다. 3.1 절에서 설명한 정규거리합 방법은 각 연령 대의 대표 선호도를 구하기 위해 각 연령 대 내의 시청자 수가 대표 선호도를 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 룩업 테이블(Look-up table) 방법을 이용한다. 3.1절에서와 같이, 성별과 연령대가 알려져 있는 정보와 표적 시청자의 장르선호도 순위 벡터를 구할 수 있다. 트레이닝된 시청자들 중에서 표적 시청자의 장르선호도 순위 벡터와 가장 큰 상관 계수치(Correlation Coefficient)를 갖는 시청자를 찾아서 그 시청자의 연령 대와 성별을 그 표적 시청자와 같다고 추론한다. (식 4)를 이용하여 구한 새로운 시청자와 룩업 테이블 내에 표본 시청자의 두 벡터 V_i 와 V_j 사이의 상관 계수치를 계산하기 위해서는 두 벡터 사이의 내적 곱(Inner Product)을 이용한다. 새로운 시청자 V_i 와 룩업 테이블 내에 있는 시청자 V_j 와의 상관 계수치(Correlation Coefficient)는 다음과 같이 구해진다[6].

$$Corr(V_i, V_j) = \cos \theta = \frac{V_i \cdot V_j}{\|V_i\| \cdot \|V_j\|} = \frac{\sum_{l=1}^m V_{i,l} V_{j,l}}{\sqrt{\sum_{l=1}^m V_{i,l}^2} \sqrt{\sum_{l=1}^m V_{j,l}^2}} = r \quad (\text{식 7})$$

여기서 m 은 전체 장르의 개수를 나타내고, i 는 룩업 테이블내의 벡터 수에 따라서 변하고, 그리고 $0 \leq r \leq 1$ 까지 값을 가진다. 추론된 연령 대와 성별은 다음과 같이 계산된다.

$$\hat{g}a = \max\{Corr(V_i, V_j) | i \in I\} \quad (\text{식 8})$$

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

4. 실험 결과 및 시스템 구현

본 장에서는 표적 광고 서비스를 하기 위하여 정규거리합과 벡터 상관법을 이용하여 시청자의 연령 대 혹은 연령 대와 성별을 추론하여 실제 데이터와의 비교 및 결과의 정확성을 검토한다. 본 실험은 6개월 동안 2522명(남자: 1243명, 여자: 1279명)의 TV 프로그램 콘텐츠 시청 히스토리를 이용하였으며, 2가지 시나리오, 프로파일 에이전트가 시청자의 연령 대를 추론하고 이를 바탕으로 표적 광고 서비스를 수행하는 경우와 TV 프로그램 시청 히스토리에 시청자의 연령 대와 성별을 추론, 적용하여 표적 광고 서비스를 수행한다고 가정한다.

4.1 실험 결과

2가지 시나리오 기반의 실험을 수행하기 위하여 TV 시청자의 연령대별/성별에 대해 TV 프로그램 콘텐츠 시청 히스토리 데이터를 학습 데이터(training data)와 테스트 데이터(test data)의 두 그룹으로 나누었다. <표 1>은 프로파일 에이전트가 시청자의 TV 프로그램 시청 히스토리와 시청자의 성별을 미리 알고 있는 첫 번째 시나리오인 정규거리 합 방법을 이용하여 연령 대를 추론한 결과 값이며 <표 2>에서는 프로파일 에이전트가 시청자의 TV 프로그램 시청 히스토리만을 알고 있다는 가정하에 시청자의 연령대와 성별을 추론하는 두 번째 시나리오인 벡터 상관법을 이용한 실험 결과이다. 또한 정규거리 합 방법과 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.

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 1> 정규거리 합 방법을 이용한 실험 결과 <표 1>에서 30대와 40대에 대한 평균 정확도가 다른 연령 대에 비해 상대적으로 높는데, 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.

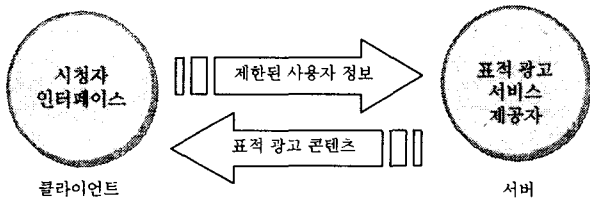
연령대, 성별	정확도(%)	
	정규 거리 합	벡터 상관 법
0 ~ 9, M	37.81	62.14
0 ~ 9, F	36.11	84.15
10 ~ 19, M	37.73	55.53
10 ~ 19, F	34.44	79.57
20 ~ 29, M	30.36	58.01
20 ~ 29, F	30.03	75.60
30 ~ 39, M	34.27	50.79
30 ~ 39, F	18.75	78.93
40 ~ 49, M	31.54	54.14
40 ~ 49, F	26.25	79.81
50 ~ 59, M	39.42	56.25
50 ~ 59, F	20.26	89.37
60 ~, M	35.66	50.30
60 ~, F	30.38	67.65
계	30.38	67.40

M : 남자 F : 여자

<표 2> 벡터 상관법을 이용한 실험 결과 <표 2>에서와 같이 벡터 상관법을 이용한 방법이 더 좋은 결과를 보이고 있다. 벡터 상관법은 단순히 장르 간의 순위를 비교하는 정규거리 합 방법과 달리, 실제 장르 확률 값을 이용하여 가장 높은 상관 계수치를 갖는 학습 데이터내의 시청자 프로파일을 정합을 시키기 때문에 더 좋은 결과를 보이고 있다. 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.

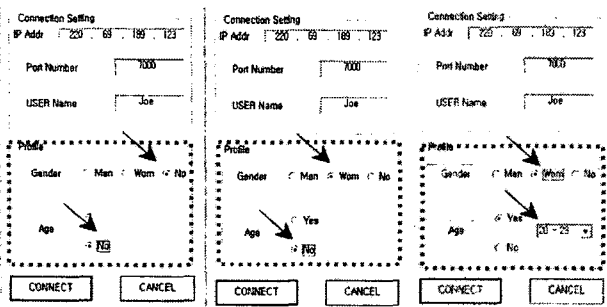
4.2 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템

본 절에서는 위에서 제안된 사용자 프로파일 추론 알고리즘을 이용하여 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템 구현 결과를 제시한다. <그림 2>에서와 같이 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템은 서버(표적광고 서비스 제공자)는 사용자 프로파일 추론 기능과 방송 프로그램 전송 기능을 포함하며, 클라이언트(시청자 인터페이스)는 사용자 인터페이스를 통해 표적 광고콘텐츠를 제공받는다. 사용자는 제한된 레벨의 시청자 정보를 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템에 전달하고, 표적 광고 서비스 제공자는 시청자 프로파일을 추론하고 그에 맞는 표적 광고콘텐츠를 제공한다.



<그림 2> 표적 광고 서비스 프로토타입 시스템의 클라이언트와 서버

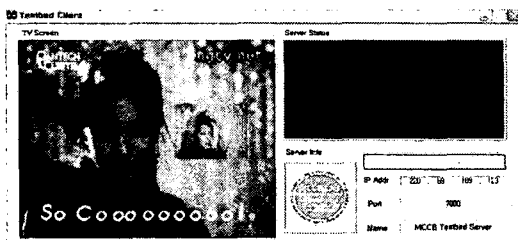
표적 광고 서비스 프로토타입 시스템을 위한 실험 데이터로써, 광고 콘텐츠는 NGTV (<http://www.ngtv.net>)에서 무료로 제공되는 콘텐츠를 이용하였다. 광고 콘텐츠들은 각 연령 대와 성별에서 임의로 각 연령과 성별에 할당하였다.



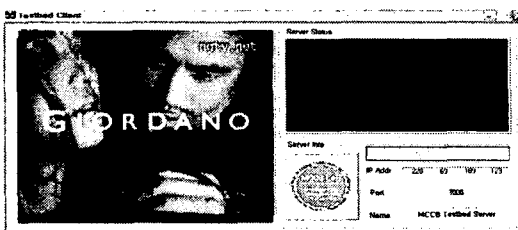
(a) (b) (c)

<그림 3> 시청자 정보 입력 GUI

시청자가 서버에 접속하였을 경우, 시청자의 프로필 정보를 받기 위한 <그림 3>과 같은 팝업 메뉴가 클라이언트에 나타난다. 팝업 메뉴는 시청자의 정보 제공 정도에 따른 3가지의 시나리오를 가능하게 한다. <그림 3>에서 (a)는 클라이언트가 성별이나 연령 대에 대한 어떠한 정보도 서버에 제공하지 않는 경우이고, (b)는 클라이언트가 성별만 제공하는 경우이다. (c)는 클라이언트가 서버에 자신의 성별과 연령 대를 제공한 경우이다. <그림 3>의 (a)와 (b)와 같은 사용자 정보 제공 정도에 따라 해당되는 표적 광고 서비스는 <그림 4>와 같다.



(a) 시청자 성별과 연령 대를 모를 경우



(b) 시청자의 성별만 아는 경우

<그림 4> 사용자 정보에 따른 표적광고 서비스

<그림 4>의 (a)는 <그림 3>의 (a)와 같이 서버가 시청자의 정보를 모를 경우, 시청자의 방송 콘텐츠 사용 정보를 이용한 벡터 상관법으로 시청자의 성별과 연령 대를 추론한 표적 광고 서비스의 예를 보이고 있으며, <그림 4>의

(b)는 <그림 3>의 (b)와 같이 서버가 시청자의 성별만 알 경우, 정규거리 합 방법을 이용하여 시청자의 연령 대를 추론하여 연령 대와 성별에 맞는 광고 콘텐츠를 전송한 경우의 시청자의 인터페이스의 모습을 보이고 있다. <그림 3>의 (c)와 같은 경우에는 서버에서는 추론과정 없이 클라이언트가 제공한 정보를 바탕으로 표적 광고 콘텐츠를 전송한다.

5. 결론

본 논문은 디지털 방송의 다채널 시청환경에서 시청자의 TV 선호도 정보를 이용하여 표적 광고 서비스에 관한 연구로서, 사용자의 TV 프로그램 장르 선호도 정보를 바탕으로 정규거리 합(NDS)과 벡터 상관법(Vector Correlation Method)을 이용하여 시청자의 성별 및 연령 대에 대한 프로파일을 추론 방법을 제안하였다. 정규거리 합은 시청자의 연령 대를 추론하기 위하여 사용되었으며, 벡터 상관법은 시청자의 연령 대와 성별을 추론하기 위하여 이용되었다. 이를 바탕으로, 본 논문에서 제안한 사용자 프로파일 추론 알고리즘 기반 맞춤형 방송 서비스의 한 응용 예를 제시하였다. 지금까지 사용자 단말에서 맞춤형 방송 응용으로서 개인화된 전자프로그램 가이드를 이용한 프로그램 콘텐츠 목록을 사용자에게 제시하는 등의 응용이 일반적이었으나, 서비스 제공자가 사용자의 프로파일 정보를 추론하여 추론된 결과에 맞는 표적 콘텐츠 제공의 시도는 없었다는 점에서 본 논문이 서비스 제공자 입장에서의 맞춤형 방송 서비스에 대한 하나의 좋은 실례가 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.

참고문헌

- [1] Theodore Bozios, George Lekakos, Victoria Skoularidou and Kostas Choriantopoulos, "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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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
- [5] 서창덕, 김희율, "영상 데이터베이스 검색 시스템의 검색효율 평가를 위한 새로운 평가척도", 한국방송공학회 논문지, 제5권 제1호, pp. 68 ~ 81, June 2000.
- [6] Zhiwen Yu, Xingshe Zhou, "TV3P: an adaptive assistant for personalized TV," *Consumer Electronics, IEEE Transactions*, June 50,1, pp : 393~399, Feb 2004.