

# 이산 확률 기법에 기반한 웹미디어 교육 시스템을 위한 동적 적용 모델

## Dynamic Adaptive Model for WebMedia Educational Systems based on Discrete Probability Techniques

이윤수(Yoon-Soo Lee)<sup>1)</sup>

### 요 약

이 논문에서는 웹 기반의 하이퍼미디어 교육시스템에서 이산 확률 분포 함수와 사용자 프로파일 기반의 동적 적용 모델을 제안하였다. 이 모델은 응용 영역을 동적 적용 객체의 가중치 방향성 그래프로 표현하며, 사용자 행위를 이산 확률 함수를 동적으로 구축하는 접근 방식을 이용하여 모델링한다. 제안한 확률적 해석은 웹 미디어 구조에서 사용자의 탐색 행위를 추적하여 사용자 행위에 대한 잠재적 속성을 나타내는데 사용될 수 있다. 이러한 접근 방식은 사용자에게 가장 알맞은 프로파일을 동적으로 할당할 수 있다.

### ABSTRACT

This paper proposed dynamic adaptive model based on discrete probability distribution function and user profile in web based HyperMedia educational systems. This models represents application domain to weighted direction graph of dynamic adaptive objects and modeling user actions using dynamically approach method structured on discrete probability function. Proposed probabilistic analysis can use that presenting potential attribute to user actions that are tracing search actions of user in WebMedia structure. This approach methods can allocate dynamically appropriate profiles to user.

논문접수 : 2004. 10.20.

심사완료 : 2004. 11.15.

---

1) 정회원 : 안산공과대학 컴퓨터정보과

## 1. 서론

인터넷의 활용이 일반화 되고, 원격 교육에 대한 요구가 증대함에 따라 교육분야에도 웹 환경으로의 변화가 급속히 이루어지고 있다. 인터넷에 접근하는 강사와 학생들은 이러한 추세를 직접적으로 느끼고 있으며, 학습 연구자들은 수업 활동에서 강사와 학생의 인터넷과 웹 자료의 사용에 크게 고무되고 있다[12]. 그러나, 강의실에서 이러한 웹 자료의 사용이 항상 생산적이고 학습과 연계되어 사용되고 있지는 못하다[13]. 대부분의 교수가 업무가 많고, 인터넷 교육에 필요한 시간이 부족하며, 인터넷에서 본질적으로 범위가 한정되어 있지 않고, 지속적으로 변화하며, 여과되지 않은 자료를 찾기 위한 기술이 부족하다[4].

웹 미디어 시스템(Web Media System)에서 사용자의 요구와 목적에 따른 프리젠테이션(presentation)과 콘텐츠(contents)의 동적 적용 기능인 개인화는 중요한 요구 사항이 되고 있다[5,6]. 이러한 시스템은 전형적으로 대규모 하이퍼 공간을 사용자가 자유롭게 탐색할 수 있도록 하고 있다. 그러나, 이러한 웹 미디어의 풍부한 링크 구조(link structure)는 일부 심각한 유용성 문제를 발생시키고 있다[1,7].

일반적인 웹 미디어 시스템은 모든 사용자에게 페이지 내에 같은 링크를 제시한다. 탐색 문제(search problem)를 해결하기 위해, 시스템은 각 사용자별로 개인화된 링크나 사이트 맵이나 콘텐츠 목차 같은 탐색 도구들을 제공해야 한다. 따라서 시스템은 사용자의 관심, 선호도, 전문성 등의 정보를 바탕으로 가장 알맞은 도구들을 제시해야 한다.

웹 콘텐츠 개발자가 미처 예측하지 못한 탐색은 사용자에게 대한 이해력 문제를 발생시키며, 개발자는 모든 페이지에 대해 사용자가 해당 페이지를 액세스할 때 사용자에게 대해 가정을 예측해 저작해야 한다. 그러나, 모든 사용자에게 가장 알맞은 링크 구조를 모두 예측하고 개발한다는 것은 거의 불가능하다. 따라서 페

이지는 항상 같은 방식으로 제시되며, 이것은 사용자가 이미 방문한 페이지일 경우 중복된 정보를 포함하게 될 것이고, 사용자에게 대한 부족한 예측으로 사용자는 원하는 정보를 찾기 위해 많은 시간을 보내야 할 것이다.

이러한 문제를 해결하고 보다 정교한 서비스를 위해 사용자 모델링(user modeling)과 사용자 인터페이스 기술(user interface techniques)을 결합한 개인화 기술에 대한 연구가 최근에 시작되었다[3]. 개인화 시스템은 사용자 등록 정보의 이용뿐만 아니라 사용자 탐색 행위를 관찰해 자동적으로 사용자 프로파일을 변경하여 동적인 적응성을 갖고 있는 동적 적응 시스템(Dynamic Adaptive Systems)이다. 동적 적응은 사용자 모델(user models)을 참조하여 영역 모델(domain models)로부터 적절한 콘텐츠와 탐색 지원을 제공하여 개인화 목적을 달성하기 위한 기술로서, 주로 규칙을 기반으로 한 생성 시스템과 확률(probability)과 베이저안 기법(Bayesian Technique) 등의 통계적 기법을 사용한 평가에 대한 연구들이 진행되고 있다[10]. 이 논문에서는 웹 미디어 시스템에서 동적으로 개인화된 서비스를 할 수 있는 이산 확률 기법(Discrete Probability Techniques)에 기반한 동적 적응 모델(Dynamic Adaptive Models)을 제안한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 사용자 모델

사용자의 특성 파악이 정확하면 사용자가 원하는 정보를 보다 효과적으로 제공할 수 있을 것이다. 시스템에 저장된 사용자에게 대한 정보 형태를 사용자 모델(user models)이라고 하며, 사용자로부터 정보를 획득하고 추론하는 과정을 사용자 모델링(user modeling)이라고 한다[2].

일반적으로 사용자의 정보를 저장하고 유지하기 위하여 사용자 프로파일(user profiles)과 사용자 모델링을 이용한다. 사용자 프로파일은

사용자의 정보 요구와 선호를 표현한다. 사용자 모델링은 사용자에게 대한 정보를 자동화 시스템에서 어떻게 취득할 것이며, 이 정보를 성능향상을 위하여 어떻게 사용할 것인가에 대한 보다 넓은 개념이다. 사용자 모델링 시스템은 사용자 프로파일을 구성하는 방법에 따라 다르며, 동적으로 사용되어 진다. 사용자 모델은 사용자 프로파일과 다른 부가적인 특성을 갖는다[8].

- 사용자 자료를 기반으로 사용자의 흥미와 선호를 배운다.
- 유사한 이웃과 동일한 사용자 하부 그룹(스테레오타입)에 대한 가정을 기반으로 각각 사용자의 흥미와 선호를 예측한다.
- 영역 지식을 사용하여 부가적인 흥미와 선호를 추론한다.
- 명시적으로 제공된 정보와 암시적으로 얻어진 가정을 저장하고 갱신하며, 삭제한다.
- 사용자 모델 내용의 일관성과 개인성을 보호한다.
- 사용자에게 대한 현재의 자료로 권한이 부여된 응용을 제공한다.

사용자 프로파일은 사용자 모델링의 특수한 경우이며, 특정한 영역에서 사용자 모델을 만들기 위해 사용되고, 사용자의 목적과 독립적이며, 응용 분야에 초점이 맞춰져 있다. 반면에 사용자 모델링은 사용자에게 초점이 맞춰져 있으며, 응용에 적응하기 위해 사용자의 목적을 사용한다.

## 2.2 스테레오타입

사용자를 평가하기 위한 가장 단순한 방법은 스테레오타입을 기반으로 그들에 대한 예측을 수행하고, 사용자를 하나의 그룹으로 분류하는 것이다. 스테레오타입(stereotypes)은 분류에 속한 사람들의 특성을 가정하여 표준을 만든다. 컴퓨터 시스템에서 사용자의 모델에 대한 스테레오타입의 사용은 Rich의 Grundy 시스템에서 소개되었다[11].

스테레오타입은 스테레오타입을 적용할 사

용자에게 전형적으로 참(true)인 정보를 포함하는 몸체와 사용자에게 스테레오타입을 적용하기 위한 활성화 조건(트리거)의 집합으로 구성된다. 스테레오타입 추론은 가용한 스테레오타입의 활성화 조건들을 규칙적으로 평가하는 방법이며, 조건이 어떤 사용자에게 만족된다면, 대응하는 스테레오타입의 콘텐츠를 그 사용자의 사용자 모델에 통합한다. 스테레오타입은 사용자의 기초적인 자료로부터 사용자의 성향을 평가하여 사용자 모델을 초기화할 수 있다. 사용자 모델은 사용자의 행동양식을 모니터링하여 사용자의 프로파일에 반영한다. 이러한 양식들을 스테레오타입에 반영시키는 연구들이 다양하게 진행되고 있다[9].

스테레오타입의 프로파일은 사용자가 특정 스테레오타입에 속한 사용자를 나타내는 서술과 얼마나 관련되는가를 평가하기 위한 정보를 정의한다. 프로파일은 분류 데이터 집합을 포함하며, 각각에 대해 스테레오타입에 의해 표현된 사용자 클래스의 서술을 갖는 언어 변수값의 일치성을 기술한다. 어떤 데이터가 주어졌다면, 주어진 데이터가 언어 변수값을 얻기 위한 언어 변수값의 일치성을  $[0, 1]$ 안의 숫자이고, 특정 스테레오타입에 속한 사용자의 개별적 백분율에 대응한다.

## 3. 동적 적응 모델과 사용자의 동적 분류

### 3.1 확률적 해석기반의 동적 적응 모델

이 절에서는 웹 미디어 스키마 구조(WebMedia Schema Structure)에서 아크의 가중치에 대한 확률적 해석(Probabilistic Analysis)을 제안한다. 이것은 웹 미디어 구조에서 사용자의 탐색 행위를 추적하여 사용자 행위에 대한 잠재적 속성을 바탕으로 사용자 분류를 하는데 사용된다. 즉, 사용자 모델은 초기에 스테레오타입으로 구축하고, 실행 시에 사용자 행위를 모니터링해서 사용자의 행위에 따라 사용자 모델의 프로파일을 동적으로 조정하는 것이다.

이 연구에서는 전체 응용 영역을 동적 적응 콘텐츠 객체(Dynamic Adaptive Contents Objects)의 가중치 방향성 그래프(Weighted Direction Graph)로 생각한다. 이를 수식으로 나타내면, M개의 다른 프로파일을 갖는 응용 영역(Application Domain)과 동적 적응 콘텐츠 객체의 집합을 N이라 하면, 프로파일 k=1, ..., M에 대해 i ∈ N인 i라는 노드에 j라는 도착 노드까지의 출력 링크를 집합 L<sub>ik</sub>라 하자. 가중치 방향성 그래프 G=(N,E)에서 N은 각 노드를 나타내고, E는 각 방향성 아크를 나타내며, 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$G_k = (N_k, E_k)$$

$$E = L_1 \cup L_2 \cup \dots \cup L_M = \bigcup_{k=1, \dots, M} L_{ik}$$

수식을 단순화하기 위해 가중치 방향성 그래프 G에서 각 프로파일에 대응하는 노드와 아크를 가중치 그래프 G<sub>k</sub>(k=1, ..., M)라 하고, 이 G<sub>k</sub>를 논리적 탐색 그래프(Logical Search Graph)라 한다. E<sub>k</sub>에서 (i,j) 아크의 가중치를 W<sub>k</sub>(i,j)라 하고 이것을 조건부 확률 P(j|k,i)로 정의하자. 즉, 프로파일 k에 속한 사용자가 i 노드에 도착해서 j 노드에 링크될 조건부 확률로 다음과 같이 정의된다.

$$W_k(i,j): E_k \rightarrow [0,1]$$

$$W_k(i,j) = P(j|k,i), (i,j) \in E_k, k=1, \dots, M$$

그래프 G<sub>k</sub>에서 패스 S를 순서 있는 노드의 집합으로 다음과 같이 정의한다.

$$S = (S_0, S_1, \dots, S_l | (S_j, S_{j+1}) \in E_k, j=0, \dots, l-1)$$

프로파일 k에 속한 사용자가 패스 S를 따를 확률은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P_s^k &= W_k(S_0, S_1) \times \dots \times W_k(S_{l-1}, S_l) \\ &= \prod_{j=0, \dots, l-1} W_k(S_j, S_{j+1}) \\ &= P_s^k(S_1|K, S_0) \times P_s^k(S_2|K, S_1) \times \dots \times P_s^k(S_l|K, S_{l-1}) \end{aligned}$$

여기서, S<sub>0</sub>는 프로파일 k에 속하는 아크를 통하는 노드 i와 j 사이의 일반적인 패스이다. P<sub>s</sub><sup>k</sup>는 패스 S에 속하는 아크에 확률을 계산하는 것으로, 주어진 프로파일 k에 대해 i에서 j의 노드 사이의 패스 중 가장 짧은 패스를 S<sub>ij</sub>

라 하고 프로파일 k에 대해 i에서 j노드 사이에 패스 S의 확률 중 최대 확률을 P<sub>ij</sub><sup>k</sup>라 하자. 그러면, P<sub>ij</sub><sup>k</sup>는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P_{ij}^k = \max_{S_{ij}^k} (P_{S_{ij}^k}^k)$$

이 논문에서는 웹 미디어 구조의 본질적 속성과 3개의 이산 확률 분포 함수(PDF; discrete Probability Distribution Function)로 모델을 제안한다.

$$\mu(k) = \frac{\sum_{q=1}^M \left[ \sum_{(i,j) \in E_k} P_{ij}^k \delta(k-q) \right]}{\sum_{q=1}^M \sum_{(i,j) \in E_k} P_{ij}^k}$$

$$p(k) = \frac{\sum_{q=1}^M \left[ \sum_{(i,j) \in E_k} |S_{ij}^k| \delta(k-q) \right]}{\sum_{q=1}^M \sum_{(i,j) \in E_k} |S_{ij}^k|}$$

$$n(k) = \frac{\sum_{q=1}^M [|N_q| \delta(k-q)]}{\sum_{q=1}^M |N_q|} \quad (\text{식 1})$$

(식 1)에서 이들 값은 시간에 따라 변하게 된다. 웹 미디어 구조는 노드나 아크, 가중치 등이 추가되거나 제거될 수 있는 등 동적으로 수정될 수 있다. 이는 여러 사용자의 행위를 일부 자동화된 관찰에 근거하거나 저작자에 의해 응용 영역의 증가된 지식에 근거하여 수정된다. 프로파일의 본질적 관련성을 나타내는 가중치 중앙값(Weighted Medium Value)은 다음과 같이 계산된다.

$$s(k) = \frac{\beta_0 \mu(k) + \beta_1 n(k) + \beta_2 p(k)}{\beta_0 + \beta_1 + \beta_2} \quad (\text{식 2})$$

여기서, μ(k)와 p(k)의 값은 노드가 없는 프로파일은 높은 확률을 갖는 패스를 가질 수 없기 때문에 서로 적절하게 조절되어야 한다. s(k)에서 각 항의 높은 값은 프로파일 k에 대한 높은 관련성을 나타내며, 따라서 β<sub>1</sub> > 0이다.

### 3.2 사용자의 동적 분류

이 연구에서 제안한 확률적 해석은 웹 미디어 구조에서 사용자의 탐색 행위를 추적하여 사용자 행위에 대한 잠재적 속성을 나타내는데 사용될 수 있다. 동적 적응 차원에서 사용자

행위에 관련된 속성은 사용자에게 관한 스테레오 타입 모델에 연관해서 나타낼 수 있다.

제안된 시스템은 이산 확률 분포 함수  $A(k)(k=1, \dots, M)$ 을 구축하는데, 각 그룹에 사용자의 "확률적 소속" 즉, 얼마나 많이 각 프로파일 사용자가 사용자에게 맞는지를 측정하는 것이다. 즉, 사용자 행위에 기반해서 시스템은 동적으로 사용자에게 가장 적합한 프로파일을 할당한다.

탐색은 시작 노드에 연결된 최종 페이지부터 시작한다. 만약 사용자가 이미 등록되어 있다면, 마지막  $A(k)$ 가 현재로 지정된다. 아니면, 사용자는 일반적 프로파일을 할당받거나 질문을 기반으로 해서 계산된 프로파일을 할당받을 수 있다.  $A(k)$ 의 초기값은  $A_0(k)$ 라고 한다.

노드  $R_{r-1}$ 를 방문한 사용자가 다음 링크를 요구했을 때, 시스템은 새로운 이산 확률 분포 함수  $A'(k)$ 를 사용자 행위 변수와 가중치 중앙값  $S(k)$ 를 기초로 계산하고, 사용자에게 할당될 새로운 프로파일을 결정한다. 사용자 행위는 사용자 행위 변수의 집합으로 저장된다.

- 현재의 프로파일  $K_c$ .
- 현재 이산 확률 분포 함수  $A(k)(k=1, \dots, M)$ 는 각 프로파일에 사용자의 소속 확률을 측정한다.
- 최근 탐색한 패스  $R=\{R_1, \dots, R_{r-1}, R_r\}$ 는 최근 방문한 노드를 포함한다.  $R_{r-1}$ 은 현재 노드이고  $R_r$ 은 다음 노드이다. 최근 아크  $(R_{r-1}, R_r, K_c)$ 는 사용자에게 의해 선택된 출력 링크이다.

- 최근 노드에서 시간 소모는  $t(R_1), \dots, t(R_{r-1})$ 이다. 이것을 기초로 3개의 이산 확률 분포 함수를 정의한다.

$$c(k) = \frac{\sum_{i=1}^M [P_{R_c}^i \alpha(k-i)]}{\sum_{i=1}^M P_{R_c}^i} \quad r(k) = \frac{\sum_{i=1}^M [\widetilde{P}_{R_{r-1}, R_r}^i \alpha(k-i)]}{\sum_{i=1}^M \widetilde{P}_{R_{r-1}, R_r}^i}$$

$$k(k) = \frac{\sum_{i=1}^M [D^i \alpha(k-i)]}{\sum_{i=1}^M D^i} \quad (\text{식 3})$$

마지막으로 프로파일의 동적 관련성을 나타

내는 가중치 중앙값은 다음 식으로 계산된다.

$$\alpha(k) = \frac{a_0 c(k) + a_1 r(k) + a_2 k(k)}{a_0 + a_1 + a_2} \quad (\text{식 4})$$

$d(k)$ 에서 각 항목의 높은 값은 프로파일  $k$ 에 대한 높은 관련성을 나타내며, 따라서  $a_i > 0$ 이다.

사용자가 속한 프로파일을 계산하는 주요 아이디어는 사용자의 동적 행위를 결합하는데 있다. 사용자의 동적 행위는 주로 위상 기하학에 따른 웹 미디어 스키마  $s(k)$ 의 구조적 속성과 통합된  $d(k)$ 이다. <알고리즘 1>은 사용자 행동에 기반한 새로운 확률 분포 함수  $A'(k)$ 를 계산한다.

<알고리즘 1> 새로운 확률 분포 함수 계산

<p><b>INPUT</b>                  이산 확률 분포 함수 <math>A(k), A_0(k), s(k)</math>                  최근의 방문한 패스 <math>R=\{R_1, \dots, R_{r-1}, R_r\}</math>                  최근에 방문한 노드에서 소비 시간,  <math>t(R_1), \dots, t(R_{r-1})</math></p> <p><b>OUTPUT</b>                  새로운 확률 분포 함수 <math>A'(k)</math></p> <p><b>STEP</b>                  새로운 이산 확률분포 함수 <math>d(k)</math> 계산                  새로운 이산 확률분포 함수 <math>A'(k)</math> 계산</p> $A'(k) = \frac{\gamma_0 A_0(k) + \gamma_1 A(k) + \gamma_2 d(k) + \Delta \gamma_3 s(k)}{\gamma_0 + \gamma_1 + \gamma_2 + \Delta \gamma_3}$ <p>만약, <math>s(k)</math>가 변화하면 <math>\Delta=1</math>, 그렇지 않으면 <math>\Delta=0</math>이다.</p>
--

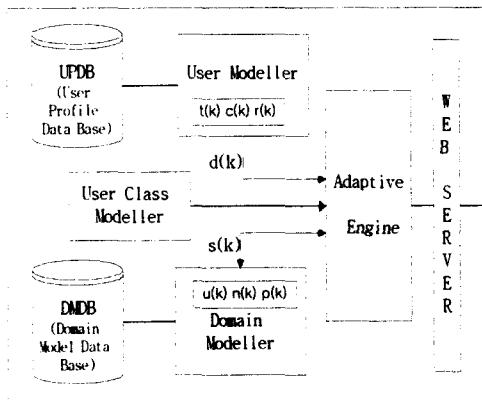
새로운  $A'(k)$ 는 4 가지 항목의 가중치 평균으로 계산되는데, 첫 번째 항목은 초기 사용자의 선택을 나타낸다. 두 번째 항목은 상호작용의 스토리이다. 세 번째 항목은 단일 사용자의 동적 행위를 나타내는 반면, 네 번째 항목은 웹 미디어의 구조적 속성을 나타낸다.

$A'(k)$ 에서 각 항목의 높은 값은 프로파일  $k$ 에 대한 높은 관련성을 나타낸다. 따라서  $v_i > 0$ 이 된다. 새로운 프로파일은  $A'(k)$  분산에서 난수적 추출을 통해서 선택하거나 가장 높은  $A'(k)$ 값을 참고한다

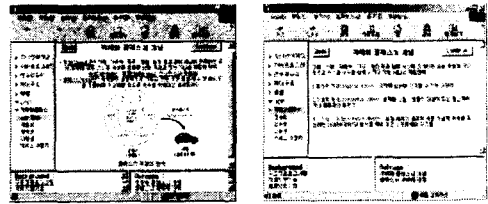
#### 4. 실험 및 평가

이 장에서는 제안된 모델을 기반으로 프로토타입 시스템을 설계하고 실험하여 모델의 타당성을 보인다. 시스템은 (그림 1)과 같이 전체적으로 3개의 모델러와 2개의 데이터베이스로 구성된다. 영역 모델러는 웹 미디어의 정적 특성들을 모델링하며, 사용자 모델러는 동적 특성들을 모델링하게 된다. 동적 적용 엔진은 정적 특성과 동적 특성들을 이용하여, 사용자에게 가장 알맞은 최적의 프로파일을 동적으로 할당하게 된다. 시스템은 윈도우 2000 서버 환경에서 MS-SQL 2000, 웹 서버는 아파치 2.0, 웹 서버 스크립트 컨테이너는 JDK 1.4와 Tomcat 4.1, 문서의 동적 변환을 위한 COCOON 2.0을 이용하였다.

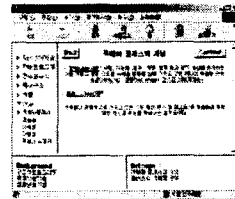
(그림 2)는 객체와 클래스의 개념에 대한 추상 개념 단계에서 각 프로파일별 링크에 가중치가 부가된 방향성 그래프로 구성된 형태이다. 각 프로파일은 자바 프로그래밍에서 초보자, 중급자, 전문가로 분류하고 학습 목적별로 분류하였다. 하나의 노드는 동적 적용 콘텐츠 객체를 의미하고 하나의 동적 적용 콘텐츠 객체 즉, 하나의 페이지에는 여러 개의 링크가 프로파일별로 다르게 구성되어 있다.



(그림 1) 동적 적응 시스템



프로파일 1의 화면구성      프로파일 2의 화면구성



프로파일 3의 화면구성

(그림 2) 한 노드에서 구성된 프로파일별 화면

모든 프로파일 중 프로파일 1에서 보면 시작 노드 N1에서 목적 노드 N7로 갈 수 있는 일반적인 패스와 패스 S의 확률 값은 (식 1)에 의하여 계산된 결과인 각 프로파일에 대한 하이퍼미디어의 구조적 속성값을 구한다. 현재 노드 N3를 방문한 사용자가 다음 링크로 노드 N4가 올 경우 시스템은 새로운 이산 확률 분포 함수  $A'(k)$ 를 사용자 행위 변수와 가중치 평균  $s(k)$ 를 기초로 계산하고, 사용자에게 할당될 새로운 프로파일을 결정한다.

각 프로파일에 대해, 현재 이산 확률 분포 함수  $A(k)(k=1, \dots, M)$ 는 각 프로파일에 사용자의 확률로 저작자가 초기에 할당한 값으로  $A(1) = 0.33, A(2) = 0.33, A(3) = 0.33$ 로 놓자.

사용자가 속한 프로파일을 계산하는 주요 아이디어는 사용자의 동적 행위를 결합하는데 있다. <알고리즘 1>에 의해 사용자의 행동에 기반 한 새로운 확률 분포 함수  $A'(k)$ 를 계산하면,  $A'(1) = 0.33, A'(2) = 0.31, A'(3) = 0.36$ 이 된다. 따라서, 사용자의 행동을 2가지로 분석할 수 있다.

첫 번째는 프로파일 1과 프로파일 2는

$A'(k)$ 의 값이 저작자가 설정한 초기값 0.33보다 차이가 10% 이내이므로 프로파일을 변경하지 않고  $A'(k)$ 이  $A(k)$ 로 적용하여 다음 노드로 진행하고, 두 번째 프로파일 3은  $A'(k)$ 의 값이 0.33보다 차이가 10% 이상이므로, 다음 노드 진행 시 프로파일을 변경하고 사용자에 적합한 화면을 제공하여 동적으로 적응시킨다. 그리고 다음 노드 진행 시에는  $A'(3)$ 은 초기값으로 설정한다.

계속해서 노드 N4를 방문한 사용자가 다음 링크로 N5를 선택할 경우 <알고리즘 1>에 의해 새로운 확률 분포 함수  $A'(k)$ 를 계산하면,  $A'(1)=0.34$ ,  $A'(2)=0.33$ ,  $A'(3)=0.32$ 이 된다. 따라서 노드 N5를 선택하였을 경우에는 각 프로파일별 확률 분포 함수가 0.03사이에 있으므로 다음 노드로 진행한다.

## 5. 결론

이 논문에서는 웹 미디어 시스템에서 이산 확률 해석과 사용자 프로파일 기반의 동적 적응 모델을 제안하였다. 확률적 해석 기법은 전체 응용 영역을 동적 적응 콘텐츠 객체의 가중치 방향성 그래프로 생각한 논리적 탐색 그래프를 통해, 웹 미디어가 갖고 있는 정적 특성을 이용한 이산 확률 분포 함수이다.

이러한 확률적 해석은 웹 미디어 구조에서 사용자의 탐색 행위를 추적하여 얻을 수 있는 사용자 행위에 대한 잠재적 속성을 나타내는데, 동적 적응 차원에서 사용자 행위에 관련된 속성을 사용자에 관한 스테레오타입 모델에 연관하여 나타내었다.

사용자 행위는 사용자 행위 변수의 집합으로, 현재 프로파일, 현재 이산 확률 분포 함수, 최근 탐색한 패스, 최근 노드에서 시간 소모 등을 바탕으로 세 개의 이산 확률 분포 함수를 제안하였고, 이것을 바탕으로 사용자 분류를 하는 새로운 접근 방식을 제안하였다.

동적 적응 콘텐츠 객체는 사용자에게 제시될 페이지 개념의 단위로서, 동적 적응 프리젠테이션의 대상이 된다. 추상 개념과 응용 영역

은 동적 적응 콘텐츠 객체를 방향성 그래프 구조로 나타내서 동적 탐색과 사용자 행위에 대한 평가를 할 수 있도록 하였다.

실험은 프로그래밍 영역에서 수행하였으며 초기에 구축된 스테레오타입의 사용자 모델을 실행 시에 사용자 탐색 행위를 추적하여 사용자의 행위에 따라 사용자에 적합한 프로파일을 동적으로 적응시킴으로써, 학습 목표에 도달하는데 상당한 탐색 횟수를 줄일 수 있었다. 또한, 동적 적응 시스템이 사용자에게 효용성을 주고 있었으나 효율성을 저작 시 사용자의 스테레오타입 데이터와 추상 개념의 가중치 값의 정확성에 의존한다는 것을 확인하였다. 향후 연구로는, 정확한 가중치 값을 저작자가 쉽게 결정할 수 있도록 하는 시뮬레이터에 대한 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌

- [1] Adaptive Hypertext and Hypermedia Home Page, <http://www.wis.win.tue.nl/ah/>.
- [2] Amato, G., Straccia, U., "User Profile Modeling and Application to Digital Library," Proc. of the Third European Conference on Research and Advanced Technology for Digital Libraries, Paris, France, 1999.
- [3] Ardissono, L., and Goy, A., "Tailoring the Interaction With Users in Web Stores," in User Modeling and User-Adapted Interaction, Vol.10, No.4, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [4] Borgman, D., Krieger, D., Gallagher, A., & Bower, J. "Children's use of an interactive science library :Exploratory research," School Library Media Quarterly, 18, pp.108-113, 1990.
- [5] Brusilovsky, P., "Adaptive hypermedia," User Modeling and User Adapted Interaction 11(1/2), pp.87-110, 2001.
- [6] Eklund, J. and Brusilovsky, P., & Schwarz, E.(1997), "Adaptive Textbooks on

the WWW,"

<http://ausweb.scu.edu.au/proceedings/eklund/paper.html>.

[7] Emily Berk & Joseph Devlin, *Hypertext / Hypermedia Handbook*, McGraw-Hill, 1998.

[8] Fink, J. Kobsa, A., "User Modeling for Personalized City Tours," *Artificial Intelligence Review*. Kluwer Academic Publishers. Netherlands, No.18, pp.33-74, 2002.

[9] Kobsa, A., ed., "Special Issue on User Modeling Systems," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 4, No.2(3), 1995.

[10] Mario Cannataro and Andrea Pugliese, "XAHM: an XML-based Adaptive Hypermedia Model and its Implementation," *Hypertext'01*, ACM, 2001.

[11] Rich, E. Users are Individuals: Individualizing User Models. *International Journal of Man-Machine Studies* 18: pp. 199-214, 1983.

[12] Wattenberg, F. A National Digital Library for Science, Mathematics, Engineering, and Technical Education, *D-Lib Magazine*, Vol.5, No.10, October, 1999.

[13] Wallace, R., Kuppeman, J., Krajcik, J., and Soloway, E. "Science on the Web: Students on line in sixth-grade classroom," *Journal of the Learning Sciences*, Vol.9, No.1, pp75-104, 2000.