
모바일 사용자 작업 예측 모델 및 정확도 평가 기법

강영민* · 옥수열*

Mobile User Task Prediction Models and Accuracy Evaluation Method

Young-Min Kang* · Soo-Yol Ok*

본 논문은 2006년도 SK Telecom 재원으로 설립된 동명대학교 SKTU 차세대 통신기술연구소 학술연구비 지원에 의하여 이루어진 것입니다. (SKTU-06-002)

요 약

모바일 서비스에 대한 편리한 접근을 제공하고 휴대 장치의 활용 효율을 제고하기 위해서는 제한된 입출력 환경에서 효율적인 작업 선택과 전환 등을 보장할 수 있는 지능적인 사용자 인터페이스가 요구된다. 본 논문은 이러한 지능적 사용자 인터페이스 구현에 필수적인 사용자 작업 예측 모델을 제시하고 이러한 모델을 통한 예측의 정확도를 평가할 수 있는 기법을 제안한다.

ABSTRACT

In order to provide the convenient access to the mobile services and the efficient utilization of the mobile devices, it is required to devise an intelligent user interface which guarantees the efficient task selection and transition in the limited input/output environments of the mobile devices. In this paper, we propose user task prediction models which are essential for the intelligent user interface, and an accuracy estimation model is also proposed for evaluating the prediction models.

키워드

모바일 서비스, 지능적 사용자 인터페이스, 작업 예측, 예측 정확도

I. 서 론

모바일 장치의 기능이 고도화되고 제공되는 서비스의 양이 증대함에 따라 모바일 서비스에 대한 편리한 접근을 제공하고 휴대 장치의 활용 효율을 제고하기 위해서는 제한된 입출력 환경에서 최적을 작업 선택과 전환 등을 보장할 수 있는 지능적인 사용자 인터페이스가 요구된다. 지능적인 사용자 인터페이스를 개발하기 위한

노력은 오래된 연구 분야이며, 상황에 따라 적용적으로 변화하는 인터페이스에 관한 연구도 많이 이루어졌다. 적용적인 인터페이스를 개발하는 방법은 다수 사용자의 행동을 바탕으로 얻은 정보를 이용하여 많은 사람이 관심을 가지는 정보를 예측하여 제공하는 방법[1], 특정 개인이 과거에 했던 선택과 거절 이력을 이용하여 콘텐츠를 제공하는 방법[2] 등이 있으며, 메뉴가 스스로 변화하여 사용자에게 적합한 형태로 노출되는 방식[3] 등이

있다.

본 연구는 상호연관 작업들을 찾아내는 모델을 제안하고 이러한 예측의 정확도를 측정하고 분석할 수 있는 방법을 제안한다. 이 연구는 지능적이며 적용적인 사용자 인터페이스 개발을 가능하게 하여 모바일 기기의 작업 효율성을 크게 향상할 수 있을 것이다.

II . 작업 연관 정보

어떤 두 작업의 연관도는 하나의 작업을 수행한 뒤에 다른 한 작업을 연속적으로 수행할 가능성을 의미한다. 이러한 작업 연관도는 사용자의 다음 작업을 예측하는데 가장 중요한 정보이다.

연관도 정보 가운데 작업 k 와 관련된 연관도 정보만을 우선 고려해 보자. 작업 k 의 연관도 정보는 k 를 수행한 뒤에 다른 작업을 선택할 확률 정보이다. 메뉴를 구성하는 작업 아이템의 수가 n 개인 경우 이러한 정보는 n 차원 벡터로 표현할 수 있다. 작업 아이템 k 를 선택한 이후에 다른 아이템으로 이동할 확률은 n 차원 벡터 형태로 표현할 수 있다. $p_{i,j}$ 가 작업 i 를 선택한 사용자가 작업 j 를 선택할 확률을 추정된 값이라고 하자. 우리의 목표는 이 값을 실제 확률과 가까운 값이 되도록 하는 것이다. n 개의 원소를 가진 확률전이 벡터가 n 개의 작업 아이템 하나에 하나씩 존재하므로 작업전이확률 기반 연관도 정보는 $n \times n$ 크기의 행렬이 된다. 이 행렬의 각 행의 합, 즉 각 확률전이 벡터의 원소합은 식 1과 같이 1이 된다.

$$\sum_{i=1}^n p_{k,i} = 1 \quad (1)$$

연관도를 갱신하는 방법은 두 가지 제한조건을 만족해야 한다. 첫 번째 제한 조건은 발견된 작업 연관 정보에 대응되는 벡터원소가 증가해야 한다는 것이며, 두 번째는 벡터 원소의 합이 1을 유지해야 한다는 것이다. 이러한 제한조건에 따라 연관도를 갱신하는 가장 간단한 방법은 증가시킬 원소에 1을 더하고 모든 원소를 2로 나누는 것이다. 이 방법은 최근 선택된 작업 전이가 다른 어떤 작업 전이보다도 높은 확률을 갖게 된다. 따라서 사

용자의 최근 작업에 민감하게 반응하는 작업 예측을 할 수 있다. 이러한 특징은 많은 경우 장점으로 작용할 수 있지만, 사용자의 단순한 실수가 작업 전이 확률을 지나치게 바꿀 수 있다는 단점이 있다. 개선된 작업 연관도 갱신방법은 증가시킬 원소 w 에 2를 곱한 뒤 α 를 더한다. 그 이후 모든 원소를 $(w+1+\alpha)$ 로 나누는 작업을 수행한다. 이 방법은 원래의 원소값 w 가 작은 값일 경우에는 크게 증가하지 않으며, 큰 값이었다면 크게 증가한다. w 가 작은 값이라고 할지라도 몇 번 연속적으로 갱신된다면 빠르게 큰 값으로 조정될 수 있다. 2배로 증가시키는 방법은 w 가 0일 경우에는 아무런 증가 효과를 가져 오지 못한다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 우리는 작은 값 α 를 이용하고 있다.

모든 작업 아이템이 가진 전이 확률 벡터를 모아서 하나의 행렬로 표현할 수 있다. 이렇게 얻어진 추정 전이확률 행렬은 마르코프(Markov) 전이 확률 행렬과 유사한 모습과 특성을 갖는다.

III . 작업 예측

작업 예측은 메뉴 구조의 특정한 작업을 수행한 사용자가 이후에 어떠한 작업을 선택할 것인지를 예측하는 것을 의미한다. 작업을 예측하기 위해서는 앞에서 설명한 추정 작업 전이확률 행렬을 사용한다. 가장 간단한 형태의 작업 예측 기법은 앞에서 구한 추정 작업 전이 확률 행렬을 1 단계만 이용하는 것이다.

추정 전이확률 행렬을 M 이라고 하자. 이 추정 작업 전이 행렬의 $M_{i,j}$ 원소는 작업 i 를 선택한 사용자가 작업 j 를 선택할 가능성이 얼마인지를 추정된 값이다. 상태확률 변수 v 는 작업 아이템의 개수 n 개와 동일한 수의 원소를 갖는 행 벡터로 하나의 원소는 작업 아이템 하나에 대응한다.

행 벡터 v 의 원소는 확률값으로 전체 원소의 합은 1이 된다. v 벡터의 k 번째 원소는 현재 상태가 k 번째 작업상태일 확률을 의미한다. 따라서 현재 k 작업을 수행하고 있다면, 확률분포 행 벡터 v 는 k 번째 원소만 1이고 다른 모든 원소는 0이 된다. 사용자가 k 작업을 수행한 이후에 어떤 작업을 수행할 것인지를 알기 위해서는 다음과 같이 간단히 벡터 v 와 행렬 M 을 곱하여 얻은 벡

터 v' 를 보면 알 수 있다.

$$v' = vM \quad (2)$$

이 방식은 사실상 행렬 M 의 k 번째 행을 그대로 가져와서 다음 상태의 확률 분포로 사용하는 것과 동일하다.

두 번째 작업 예측 방법은 확률분포 v 와 추정 전이 확률 행렬을 한 번만 곱할 필요가 없다는 사실에서 출발한다. 이 방법은 어떤 작업 A 가 작업 B 와 연관이 있고, 작업 B 는 작업 C 와 연관을 가질 경우 작업 A 와 작업 C 역시 서로 연관을 가질 가능성이 크다는 전제를 두고 있다. 따라서 행벡터 v 와 행렬 M 을 지정한 횟수 ν 만큼 반복하여 새로운 확률 분포를 얻는 것이다. 이렇게 작업 연관도를 반복 추적하여 다음 상태를 예측하는 방식의 장점은 현재 작업과 연관되어 있는 작업들을 빠짐없이 다 찾아낼 수 있다는 것이다. 그러나 이 방법은 지나치게 많은 작업이 선택될 수 있으며 예측된 전이 작업들의 확률 역시 매우 낮은 값을 갖게 된다.

앞서 살펴본 단순 작업 예측 기법과 반복추적을 통한 작업 예측 기법을 통해 확인할 수 있는 바와 같이 예측된 후보 작업의 수와 후보 작업의 예측 확률은 상호 "trade-off" 관계에 있다. 좋은 작업 예측 기법은 적절한 수준으로 반복 추적을 제한하는 것과 함께, 확률분포 내에서 낮은 확률을 가진 상태들이 지속적으로 연관도 추적에 영향을 미치는 것을 제거하는 작업이 필요하다. 본 연구에서는 이렇게 확률분포 내에 존재하는 무의미한 수준의 확률을 제거하는 작업을 "컷오프(cutoff)"라고 하였다. 컷오프를 수행하는 cutoff 함수는 파라미터로 확률분포 벡터 v 와 임계치 θ 를 받아들인다. cutoff 함수는 임계치에 따라 확률분포를 변경하는 함수로서 확률분포 벡터를 구성하는 원소들 가운데 임계치 θ 보다 작은 값을 가지는 원소는 모두 0으로 설정한 뒤 전체 확률분포 총합이 1로 유지하기 위한 작업을 추가적으로 수행한다.

IV . 사용자 시뮬레이션

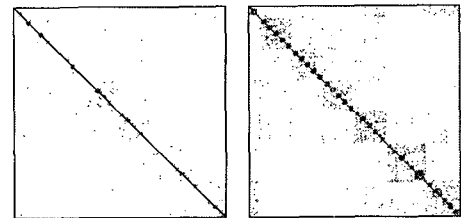
본 연구를 수행하기 위하여 우리는 몇 가지 사용자 작업 패턴을 자동으로 시뮬레이션 할 수 있는 방법을 사용

하였다. 각각의 작업 모드가 가진 특성은 표 1에서 보는 바와 같다.

표 1. 사용자 작업 시뮬레이션 모드
Table 1. User Task Simulation Modes

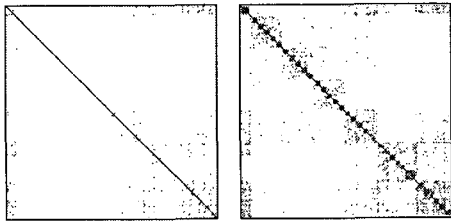
이름	Random Walk 1
특징	메뉴 트리의 모든 에지를 동일한 확률로 이동
이름	Random Walk 2
특징	높은 확률로 상향 이동하면서 자식 노드 선택 확률은 균등
이름	First-kid 1
특징	i 번째 자식을 선택할 확률은 $i+1$ 번째 자식을 선택할 확률의 2배 상향 이동 확률은 Random Walk 1과 동일
이름	First-kid 2
특징	i 번째 자식을 선택할 확률은 $i+1$ 번째 자식을 선택할 확률의 2배 상향 이동 확률은 Random Walk 2와 동일

Random Walk 1 모드는 사용자가 메뉴 트리의 모든 에지를 차별 없이 이동한다고 가정하는 것이다. 즉 어떤 작업 노드를 수행한 뒤에 사용자가 이동할 다음 상태는 현재 수행한 작업의 하위 자식 노드와 1 개의 상위 노드 모두가 동일한 확률로 선택된다. 그림 1의 (a)와 (b)는 각각 Radom Walk 1 모드를 250회 수행했을 때와 5000회 수행했을 때 얻어지는 추정 전이 확률 행렬이다. Random Walk 2는 상향 이동이 더 빈번하게 이뤄지도록 한 것이다. 그림 2는 이러한 Random Walk 2를 이용하여 얻은 추정 전이 확률 행렬이다. 그림에서 확인할 수 있는 바와 같이 대각선 근처보다는 예측하기 힘든 곳에 많은 연관도 정보가 나타난다.



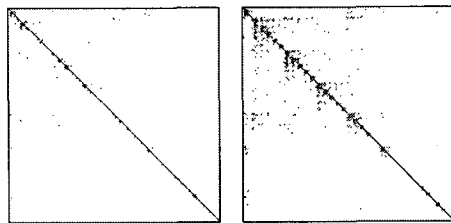
(a) 250회 작업 전환 (b) 5000회 작업 전환
그림 1. Random Walk 1 모드의 추정 전이 확률
(a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 1. Estimated Transition Probability in Random Walk 1 Mode



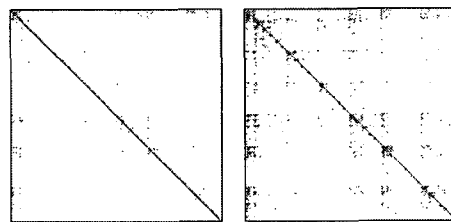
(a) 250회 작업 전환 (b) 5000회 작업 전환
 그림 2. Random Walk 2의 추정 전이확률
 (a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 2. Estimated Transition Probability in Random Walk 2 Mode



(a) 250회 작업 전환 (b) 5000회 작업 전환
 그림 3. First-kid 1의 추정 전이확률
 (a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 3. Estimated Transition Probability in First-kid 1 Mode



(a) 250회 작업 전환 (b) 5000회 작업 전환
 그림 4. First-kid 2의 추정 전이확률
 (a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 4. Estimated Transition Probability in First-kid 2 Mode

First-kid 1 모드는 모든 자식 노드들이 동일한 선택 확률을 갖는 Random Walk 모드와 달리 자식에 대한 차별적 선택을 수행하는 사용자 시뮬레이션이다. 이 방법은 어떤 작업 노드가 다음 상태로 이동할 때, 모든 자식을 차별 없이 이동하는 것이 아니라 선호하는 노드가 존재하는 방식이다. First-kid 1 방식은 자식노드들 가운데 가장 앞에 있는 노드를 선택할 가능성이 p 인 경우 두 번째 자식은 $p/2$ 이며, k 번째 자식은 $p/2^k$ 인 방식이다. 상

위 노드로 이동하는 확률은 Random Walk 1의 확률과 동일하게 설정되어 있다.

First-kid 1 모드의 특성은 작업 연관도 정보가 메뉴 트리의 왼쪽 노드들(가장 높은 확률로 선택되는 노드부터 왼쪽에서 나열할 경우)에 작업 연관도 정보가 편중되는 현상이 나타나며, 그 결과 추정 전이확률 행렬의 좌상단 대각 부분에 높은 연관도가 나타나게 된다. 그림 3은 First-kid 1 모드를 250회, 5000회 수행하여 얻은 결과이다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같은 높은 연관도 정보는 행렬의 좌상단 대각쪽에서 발견된다.

First-kid 2 모드는 First-kid 1과 마찬가지로 메뉴 트리 구조의 특정 위치에서 다음 위치로 이동하면서 자식 노드를 선택할 경우, 자식 노드 선택확률이 차별적이다. 차이점은 상위 노드로 이동하는 확률은 Random Walk 2 처럼 자식들보다 더 높게 설정되어 있는 것이다. 그림 4는 First-kid 2를 수행하여 얻은 결과이다.

V. 예측 정확도 측정 기법

본 논문에서는 작업 예측 기법이 사용자의 작업을 정확히 예측하는지를 평가할 수 있는 모델을 개발하였다. 사용자가 방금 선택한 작업을 S 로 표현하자. 사용자는 다수의 S 를 선택하게 된다. 이때 사용자가 i 번째 선택한 작업을 S_i 라고 하자. S_i 를 선택한 뒤에 작업 S_{i+1} 를 선택할 가능성을 $P(S_{i+1}|S_i)$ 라고 하자. 작업 예측의 정확도는 한 건의 작업 예측으로 평가하기는 힘들다. 본 연구에서는 작업 예측을 n 번 수행한 뒤의 누적 정확도와 최근 10회의 예측 정확도를 작업 예측 모델 평가에 사용하였다. n 번의 작업 예측에 대해 누적 정확도 ξ 는 다음과 같이 구한다.

$$\xi = \sum_{i=1}^n \frac{P(S_{i+1}|S_i)}{n} \quad (3)$$

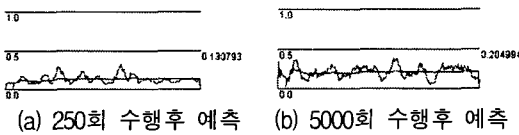
최근 10회의 작업 예측에 대한 정확도 ξ_{10} 은 다음과 같은 방법으로 구한다.

$$\xi_{10} = \sum_{i=n-10}^n \frac{P(S_{i+1}|S_i)}{10} \quad (4)$$

이러한 평가 모델은 작업 예측 모델의 비교평가 및 개선에 필수적인 요소이다.

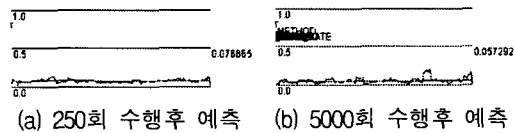
VI . 실험 결과

단순 작업 예측 기법은 확률분포 벡터 v 와 추정 전이 확률 행렬 M 을 1회 곱하여 얻어진 새로운 벡터를 다음 확률분포로 보고 예측하는 것이다. 이 기법은 단 1회의 vM 연산을 수행하며 컷오프 등은 적용하지 않는 것이다. 우선 Random Walk 1 모드에서 단순 작업 예측을 적용해 보았다.



(a) 250회 수행후 예측 (b) 5000회 수행후 예측
그림 5. Random Walk 1 예측정확도
(a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 5. Accuracy of Simple Prediction in Random Walk 1 Mode



(a) 250회 수행후 예측 (b) 5000회 수행후 예측
그림 6. Random Walk 2 예측정확도
(a) 250 iterations (b) 5000 iterations

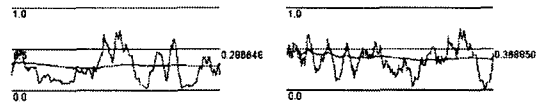
Fig. 6. Accuracy of Simple Prediction in Random Walk 2 Mode

그림 5와 같이 Random Walk 1의 사용자 시뮬레이션 모드에서 단순 작업 예측을 수행했을 경우 250회 단기 사용자 이력 정보에서는 0.13, 그리고 5000회 정도의 장기 사용자 이력 정보에서는 0.2 정도의 정확도를 보이고 있다. 작업 이력 정보를 오랫동안 축적할 수로 더 좋은 작업 예측 정확도를 보인다.

그림 6의 (a)와 (b)는 각각 단순 작업 예측을 Random Walk 2에 적용한 모습을 보이고 있다. 예측 정확도 ξ 와 ξ_{10} 이 매우 비슷하게 움직이고 있으며, Random Walk 1에 비해서도 매우 낮은 예측 정확도를 보이고 있다. 이는 Random Walk 2의 움직임이 Random Walk 1에 비해서도 더욱 그 규칙을 알기 힘든 임의적인 형태를 보이기 때문

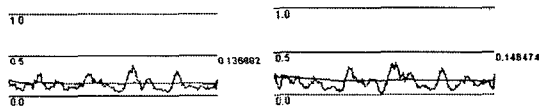
이다. 이러한 결과는 작업 이력 정보를 오랫동안 축적하여도 크게 개선되지 않는다.

Random Walk 1과 2 모드와 달리 First-kid 모드들은 작업 전환에 일정한 편중이 나타난다. 그림 7은 First-kid 1 작업 전환에 대해 단순 작업 예측을 적용한 결과이다. 그림에서 확인할 수 있는 바와 같이 높은 작업 예측 정확도를 보이고 있다. 그림 8은 First-kid 2 상황에서의 예측 정확도를 보이고 있다. First-kid 1에 비해 First-kid 2 형태의 작업 전환에 대한 작업 예측 정확도가 떨어지는 이유는 First-kid 2가 작업 선택의 경향성이 크게 떨어지기 때문이다.



(a) 250회 수행후 예측 (b) 5000회 수행후 예측
그림 7. First-kid 1 모드 예측정확도
(a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 7. Accuracy of Simple Prediction in First-kid 1 Mode



(a) 250회 수행후 예측 (b) 5000회 수행후 예측
그림 8. First-kid 2 모드 예측정확도
(a) 250 iterations (b) 5000 iterations

Fig. 8. Accuracy of Simple Prediction in First-kid 2 Mode

단순 작업 예측을 각각의 모드에 대해 비교한 결과가 그림 9에 나타나 있다. RW1, RW2, FK1, FK2는 각각 "Random Walk 1", "Random Walk 2", "First-kid 1", "First-kid 2"를 의미한다. 왼쪽 막대는 적은 수의 작업 전환을 수행했을 때에 나타나는 작업 예측 정확도이며, 오른쪽은 5000회의 작업전환 후에 단순 작업 예측을 적용했을 때 얻은 예측 정확도이다.

본 연구에서는 단순 작업 예측 모델과 함께 연관도 반복 추적에 의한 예측과 컷오프를 고려한 작업 예측 모델을 적용하고 있다. 연관도 반복 추적에 의한 작업 예측은 마코프 연쇄(Markov chain) 형태로 추정 전이 확률 행렬을 활용하는 것으로 다음 상태의 확률 분포는 $v' \leftarrow vM$ 연산을 몇 번 반복하여 다음 상태를 예측하는 것이다. 연

관도 반복 추정을 통한 작업 예측의 정확도 분석을 위해 4 단계 예측을 수행하였다. 즉, 확률 분포와 추정 전이 확률 행렬의 곱하기를 4회 수행하였다. Random Walk 1, Random Walk 2, First-kid 1, First-kid 2 각각에 대해 4 단계 예측을 수행한 결과는 그림 10과 같다.

그림 10은 1단계 예측과 4 단계 예측의 작업 예측 정확도를 상호 비교한 결과이다. 4 단계로 연관도를 반복 추정하여 예측한 것이 단순 작업 예측에 비해 오히려 더 낮은 예측 정확도를 보이고 있다. 이는 지나치게 많은 작업 전이 후보를 찾기 때문이다. 즉, 특정 작업과 연관된 작업을 지나치게 많이 찾으므로 개별 작업들에 부여되는 예측 확률이 낮게 평가될 수밖에 없다는 것이다. 이 방법은 높은 정확도의 예측에 적합한 것이 아니라 연관된 작업 후보들을 찾는 데에 유효한 기법이다.

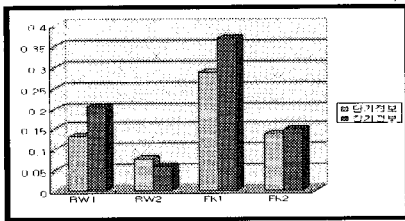


그림 9. 단순 작업 예측의 정확도 비교
Fig. 9. Accuracy Comparison of Simple Task Predictions

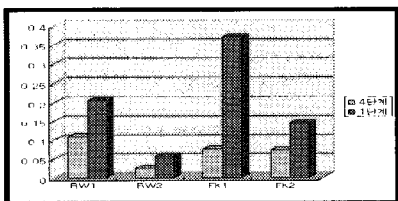


그림 10. 1단계 예측과 4단계 예측의 비교
Fig. 10. Accuracy Comparison of 1-step and 4-step Predictions

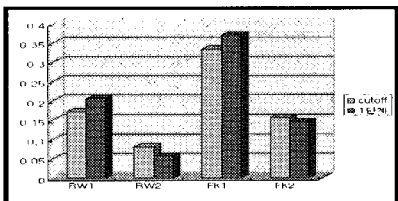


그림 11. 컷오프 기법과 1단계 단순 예측의 비교
Fig. 9. Accuracy Comparison of Cutoff and 1-step Simple Predictions

표 2. 컷오프 작업 예측 기법의 장점

Table 2. Advantages of the Cutoff Prediction Model

평가분야	컷오프를 고려한 예측의 장점
예측 정확도	단순 예측과 거의 차이 없음
후보 작업수	작업 예측의 결과로 나타나는 후보 작업 수가 현저히 적음
효용성	지능적인 메뉴 구성에 효과적인 수준의 후보

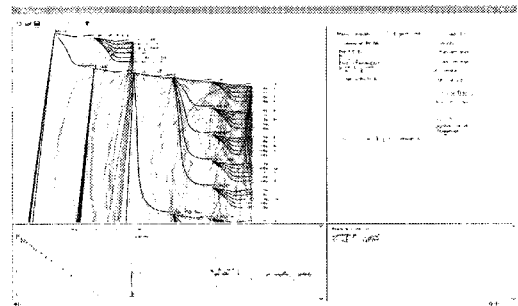


그림 12. 지능적 사용자 인터페이스를 위한 작업 예측 및 사용자 시뮬레이션 시스템
Fig. 12. Task Prediction and User Simulation System for Intelligent User Interface.

연관도 반복 추적 기법의 단점을 개선하기 위한 방법으로 확률 분포와 추정 전이 확률 행렬의 곱으로 얻어낸 새로운 확률 분포에서 의미가 있는 확률만을 다음 단계 예측에 사용하는 것이다. 이는 임계치 이하의 확률을 가진 전이는 제거하면서 다음 단계로 진행하는 것이다. 이때 매 단계 전체 확률 총합이 1이 되도록 조정을 하는 작업을 추가해야 한다.

그림 11은 컷오프를 고려한 작업 예측과 단순 작업 예측을 비교하고 있다. 컷오프를 고려한 기법과 1단계 단순 작업 예측의 정확성은 크게 차이가 나지 않고 있다. 오히려 Random Walk 1과 First-kid 1과 같이 작업전환의 경향성이 높은 모드에서는 단순 작업 예측이 오히려 더 좋은 정확도를 보이고 있다. 이러한 결과 때문에 단순 작업 예측을 사용하는 것이 컷오프를 고려하여 작업 예측을 수행하는 것보다 더 나은 것으로 볼 수 있다. 그러나 컷오프를 고려한 기법은 단순 작업 예측에 비해 많은 장점을 가지고 있다. 표 2는 컷오프를 고려한 작업 예측 기법이 단순 예측에 비해 가지는 장점을 보이고 있다. 표에서 확인할 수 있는 바와 같이 컷오프를 고려한 작업 예측은 적절한 수의 작업 후보를 생성하여 지능적인 메뉴 구성에 더욱 효과적임을 알 수 있다. 그림 12는 본 논문의

기법을 실험하고 휴대 전화의 지능적 메뉴 구성을 시뮬레이션 할 수 있도록 개발된 시스템의 모습이다.

VII . 결 론

본 논문은 다양한 사용자 작업 환경에서 적용할 수 있는 몇 가지 작업 예측 모델을 개발하였다. 사용자의 작업 환경은 4 가지로 구분되어 시뮬레이션 되었으며, 각각의 작업 환경에 적용할 수 있는 단순 예측, 연관도 반복 추적 기법, 컷오프를 이용한 예측 등의 기법을 개발하였다. 본 논문에서 제안된 작업 예측 기법과 정확도 분석 기법은 지능적인 휴대 전화와 같은 제한적인 환경에서 동작하는 지능적인 인터페이스 개발에 큰 도움이 될 수 있을 것이다. 본 연구를 통해 얻은 결과를 정리하면 다음과 같다.

- 추정 전이확률 행렬 생성 기법의 개발
- 추정 전이확률 기반의 작업 예측 모델 개발
- 작업 예측 정확도 분석 기법 개발
- 다양한 사용자 환경 시뮬레이션 기법
- 다양한 사용자 환경과 예측 모델의 상호 적용
- 실험을 통해 우수한 작업 예측 모델 추정

본 연구를 통해 얻은 결과를 바탕으로 높은 수준의 작업 예측 정확도를 보이는 작업 예측 기법을 선택하고 이에 따른 지능적 인터페이스를 구현할 경우 사용자의 편의성을 극대화할 수 있는 새로운 형태의 사용자 인터페이스 개발이 가능할 것으로 판단된다.

참고문헌

[1] Langley, P. User modeling in adaptive interfaces. Proceedings of the Seventh International Conference on User Modeling, pp. 357-370, 1999.

[2] Ross, E. Intelligent User Interface: Survey and Research Directions. Technical Report CSTR-00-004, Department of Computer Science, University of Bristol, 2000.

[3] Sears, A. and Shneiderman, B., "Split menus:

Effectively using selection frequency to organize menus," ACM Transactions on Computer-Human Interaction, pp. 27-51, 1994.

[4] Anderson, J.R., "Cognitive psychology and intelligent tutoring." In Proceedings of the Cognitive Science Society Conference (Boulder, Colo., June 28-30). Cognitive Science Society, 1984, pp. 37-43, 1984.

저자소개

강 영 민(Young-Min Kang)



1996 부산대학교 전산학과 이학사
 1999 부산대학교 전산학과 이학석사
 2003 부산대학교 전산학과 이학박사
 2003년~2005년 한국전자통신연구원

2005년~ 동명정보대학교 게임공학과
 ※관심분야: 컴퓨터 그래픽스, 물리기반 애니메이션

옥 수 열(Soo-Yol Ok)



1994 동아대학교 산업공학과 공학사
 1998 쑤꾸바대학 이공학연구과 공학석사
 2001 쑤꾸바대학 공학연구과 공학박사

2001년~2004년 일본통신종합연구소
 2004년~ 동명정보대학교 게임공학과
 ※관심분야: 게임 인공지능, 컴퓨터 그래픽스