

사용 패턴에 기반을 둔 이동 통신 단말기의 배터리 사용시간 예측 방법

강준명, 박창근, 최미정, 홍원기
포항공과대학교 컴퓨터공학과

{eliot, pck1982, mjchoi, jwkhong}@postech.ac.kr

Battery Lifetime Prediction of Mobile Devices based on Usage Patterns

Joon-Myung Kang, Chang-Keun Park, Mi-Jung Choi, and James Won-Ki Hong

Dept. of Computer Science and Engineering, POSTECH

요 약

현재 이동 통신 단말기는 단지 음성 통화 서비스를 넘어서서 데이터 전송 및 화상 통화 서비스에까지 사용되고 있다. 따라서 이동 통신 단말기를 통한 다양한 서비스의 제공으로 인해 배터리의 사용이 커지고 있다. 본 연구는 음성, 화상 및 데이터 통신을 위해서 사용되고 있는 이동 통신 단말기의 배터리 사용 시간을 사용 패턴을 기반으로 예측하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 단말기에서 제공하는 기능을 기준으로 가능한 상태를 정의하고, 각 상태에서의 평균 소비되는 시간 및 배터리 소모량과 사용자의 사용 패턴을 기준으로 하여 남은 배터리의 사용 가능 시간을 예측하여 정적인 기준에 의한 예측보다 사용자에게 적합한 예측을 할 수 있는 방법이다. 사용자마다 다른 사용 패턴에 따라 동적으로 배터리의 사용 가능 시간을 예측할 수 있다는 것을 사례 연구로 보여준다. 본 연구를 이용하면 예상되는 시간과 실제 사용 시간을 비교하여 이동 통신 단말기의 비정상적인 배터리 소모를 검출하는 단말기 진단에 활용하여 효율적인 이동 통신 단말기의 사용을 제공할 수 있다.

1. 서론

최근 이동 통신 서비스의 발전으로 이동 통신 단말기의 수가 기하급수적으로 증가하였다. 그에 따라 이동 통신 단말기의 관리를 통한 안정적인 이동 통신망 제공에 대한 요구가 증가하고 있고, 이러한 단말 관리 영역 중에서 단말기의 문제점을 진단하여 이를 해결하기 위한 방법들에 대한 연구가 진행이 되어왔다 [1,2]. 특히, 단말기에서 중요한 특성 중 하나인 배터리의 성능을 미리 예측하여 불필요한 배터리 소모를 줄이고, 비정상적인 배터리 소모를 발생시키는 프로세스를 검출하여 이를 제거함으로써 안정적인 단말기의 사용을 제공하는 것이 중요한 기술 중의 하나가 되었다 [3,4]. 단말기의 배터리 성능을 예측하는 방법으로는 배터리 제조사나 단말기 제조사에서 단말기가 출시되기 전 실험에 의해서 정해진 기준 값을 기반으로 남은 배터리의 양을 예측하는 방법이나 이동 통신 단말기의 대기 가능 시간을 소모한 전류의 산출 평균에 의해서 제공하는 방법 등의 배터리 사용에 대한 이론적인 모델이나 시뮬레이션을 기반으로 해서 예측하는 연구가 많이 수행되고 있다 [5]. 그리고 최근에 통계를 이용한 이동 통신 단말기의 배터리 사용 가능 시간을 측정하는 방법이 소개되었는데, 이는 사용하고 있는 배터리의 전압이 특정한 값에 도달하였을 때, 이후 통신 단말기가 파워오프될 때까지의 배터리를 사용할 수 있는 시간을 구하는 방법에 관한 것이며 실제로 사용한 시간을 통계자료로부터 예측하여 구하는 것이다 [6]. 그러나 지금까지 제시된 방법은 일반적인 사용자의 배터리 사용시간을 예측하는 것에만 초점을 두는 방식으로 회로 수준에서 전류의 소모량을 통해서 배터리의 사용시간을 예측하는 방법이 주류를 이루었다 [7-9]. 하지만, 이런

방법들은 사용자마다 이동 통신 단말기를 사용하는 사용 패턴(음성통화량, 화상통화량, 및 데이터통신량 등)을 반영하지 못하고 있어 정확한 배터리의 사용 가능 시간 예측값을 제시하기가 어렵다. 그러나 단말기를 사용하는 사람마다의 사용 패턴이 다르고, 이런 패턴이 일정하게 반복될 수 있다는 가정하에 단말기의 배터리 사용 가능 시간을 예측하고, 단말기의 상위 수준의 상태인 음성 통화/화상 통화/데이터 통신/대기 상태를 기준으로 하여 측정된 값을 제시할 수 있다면 기존의 방법보다 더 정확한 사용자 관점에서의 배터리 사용 가능 시간 예측 방법을 제시할 수 있을 것이다.

위의 연구 동기를 바탕으로 본 연구의 목적은 이동 통신 단말기의 배터리 사용 가능 시간을 사용 패턴에 기반하여 예측하는 방법을 제시한다. 이를 위해서 이동 통신 단말기의 상태를 기능 중심으로 나누고, 각 상태에서의 배터리 소모율과 소비되는 시간을 기준으로 사용자마다 다른 사용 패턴을 이용해서 정확한 배터리의 사용 가능 시간을 예측한다. 제안된 방법을 통해서 배터리 사용 가능 시간을 오프라인에서 분석하는 것이 아니라 온라인에서 사용자의 패턴에 기반하여 직접 분석하여 해당 시간을 제시할 수 있기 때문에 사용자는 더 자신에게 적합하게 적용된 예측 시간을 제공받을 수 있어 효율적인 배터리 사용을 가능케 하고, 이를 통하여 비정상적인 배터리의 남용을 검출할 수 있는 방법에도 활용이 가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 본 연구에서 해결하고자 하는 문제 정의와 해결방법에 대해서 설명한다. 3 장에서는 제안된 방법의 적절성을 사례 연구를 통해서 제시한다. 끝으로 4 장에서는 결론과 향후 연구에 대해서 기술한다.

II. 문제 정의 및 해결방법

본 연구에서는 다음과 같은 점을 가정하고 문제를 정의 및 해결책을 찾는다.

- 일반적으로 이동 통신 단말기에서의 음성통화, 화상통화, 데이터 통신, 문자 메시지 전송, LCD의 켜진 상태, 응용 프로그램 동작, MP3 감상 및 대기 상태가 배터리 소비에 직접적인 영향을 미치는 것을 기준으로 하여 상태를 구분할 수 있고, 각 상태에서의 평균 배터리 소모량은 다르다.
- 각 사용자의 단말기를 사용하는 패턴이 다르기 때문에 각 상태에서 소비하는 시간 비율이 다르다.
- 일반적으로 사용자의 패턴은 장기간으로 봤을 때 반복된다

위와 같은 가정을 하면 이를 통해서 사용자의 사용 패턴에 기반하여 배터리의 사용 시간을 예측할 수 있다.

2.1 문제 정의

단말기에서의 가능한 상태가 n 개가 있다고 가정하고 다음과 같은 심볼을 정의한다.

$$\begin{aligned}\vec{B} &= (B_1, \dots, B_n), \\ \vec{p} &= (p_1, \dots, p_n) \\ \vec{R} &= (R_1, \dots, R_n), \\ R_i &= p_i \cdot B_i\end{aligned}$$

위 식에서 B_i 는 i 번째 상태에서의 배터리의 평균 소모율을 나타내고, p_i 는 사용자가 i 번째 상태에서 소비한 시간의 비율을 나타내고, $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ 을 만족한다. 즉, 이 벡터 \vec{p} 가 사용자마다 다른 사용 패턴에 따라 다르게 구성되기 때문에 이를 사용자의 패턴을 나타내는 심볼로 정의할 수 있다. R_i 는 i 번째 상태에서의 배터리의 소모 비율을 나타내고, 이를 이용해서 사용 가능 시간을 예측할 수 있다.

사용 가능 시간 예측 공식

$$T = \frac{V}{\sum_{i=1}^n R_i} = \frac{V}{\sum_{i=1}^n p_i \cdot B_i}$$

위 식에서 T 는 사용자의 패턴을 고려하여 사용 가능 시간을 예측한 값을 나타내고, V 는 남은 배터리의 총량을 나타낸다. 사용자마다 다른 \vec{p} 가 구성되기 때문에 같은 양의 배터리가 남았다더라도 사용 패턴에 따라서 사용 가능 시간이 달라질 수 있다. 기존에는 이런 것을 고려하지 않고 정적으로 고정된 배터리 소모율을 기준으로 사용 가능 시간을 나타내기 때문에 사용자의 단말기 사용 특성을 반영하지 못했다.

2.2 해결 방법

이 장에서는 위에서 정의한 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서 제시하는 방법에 대해서 설명한다.

그림 1은 본 연구에서 제안하는 방법의 전체 흐름을 도시한 활동도(activity diagram)이다. 단말기가 켜지면 단말기 내부에서 각 상태별로 데이터를 수집하기 위한 상태 수집기가 동작하게 된다. 이 상태 수집기는 각 상태별로 배터리 소모량과 각 상태에서의 소모 시간을 측정하여 시간별로 기록한다. 이러한 데이터가 평균 배터리 소모량 및 사용자 패턴을 분석하기 위한 시계열 데이터(Time-series data)로 사용된다. 이렇게 수집된 데이터를 통해서 상태별 평균 배터리 소모량(\vec{B})을 계산하고, 각 사용자마다의 패턴(\vec{p})을 계산한다. 이를 토대로 해서 배터리 사용 시간을 예측하게 된다.

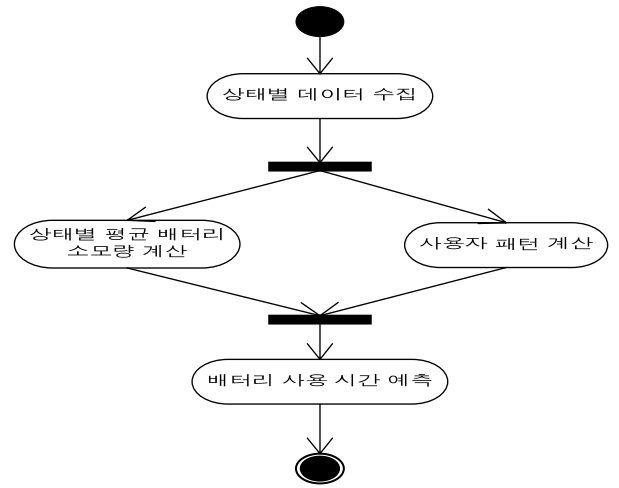


그림 1. 사용 패턴을 이용한 배터리의 남은 시간을 예측하기 위한 활동도(activity diagram)

우선 각 상태별로 시계열 데이터를 수집하여야 한다. 각 상태별 데이터를 수집하기 위해서 각 상태에 진입할 때와 나올 때 각각의 시간 및 배터리의 양을 추출하여 로그로 남긴다.

$$\vec{D}_j = (D_j^1, D_j^2, D_j^3),$$

위 식에서 \vec{D}_j 는 j 번째 로그 데이터를 나타내는 벡터이고, D_j^1 는 j 로그 데이터의 시계열 데이터들을 나타내고, D^1 는 단말기의 상태, D^2 는 배터리 소모량이고, D^3 은 사용한 시간을 나타낸다.

이렇게 데이터를 수집한 뒤에 이 값을 이용해서 평균 배터리 소모량(\vec{B})을 계산하고, 각 사용자별 사용 패턴(\vec{p})을 구할 수 있다. 2.1 장의 문제에서 정의했듯이 n 개의 상태가 있고, m 개의 로그데이터가 있다고 가정하고 두 개의 심볼을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}\vec{b} &= (b_1, \dots, b_n), \text{ where } b_i = \sum_{j=1}^m D_j^2, (D_j^1 = i), \\ \vec{t} &= (t_1, \dots, t_n), \text{ where } t_i = \sum_{j=1}^m D_j^3, (D_j^1 = i),\end{aligned}$$

위 식에서 b_i 는 i 번째 상태에서 소비한 배터리의 총량을 나타내고, 각 로그 데이터에서 i 번째 상태에 대한 2 번째 요소인 배터리량의 합으로 표현된다. t_i 는 i 번째 상태에서 소비한 총 시간을 나타내고, 각 로그 데이터에서 i 번째 상태에 대한 3 번째 요소인 소모 시간의 합으로 표현된다. 이 값이 구해지고 나면 최종적으로 다음과 같이 평균 배터리 소모량(\vec{B})을 계산하고, 각 사용자마다의 패턴(\vec{p})을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}B_i &= \frac{b_i}{t_i}, \\ p_i &= \frac{t_i}{\sum_{i=1}^n t_i}\end{aligned}$$

그리고 이렇게 구한 사용자 패턴은 수집된 시계열 데이터를 통해서 예측하는 방법인 자기 회귀 모형 (AR, Auto Regressive Model)[10]이나 Holt-Winters 모형[11]을 사용하여 예측할 수 있다. 이 방법들은 과거의 데이터를 이용하여 미래의 데이터를 예측하는 방법이다. 사용자의 패턴도 과거에 사용하던 데이터를 기준으로 하지

만, 최근의 데이터에 더 많은 비중을 두고 예측을 하도록 인자를 조절하여 예측할 수 있다.

자기 회귀 모형은 현재 시점 t 에서의 시계열 Z_t 는 p 개의 과거값들의 가중합과 이들로 설명되지 않는 부분인 오차항 a_t 의 선형 결합으로 표현된다. 자기 회귀 모형은 시계열 자체에 대한 회귀 형태를 취하는 모형으로 일반 p 차 AR 과정을 따른 $\{Z_t\}$ 는 다음과 같이 나타난다.

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$

Holt-Winters 모형은 시계열 데이터에 대한 지수 평활법(Exponential Smoothing)에 속하는 예측 계산 방법이다. 지수 평활법은 최근 데이터에 제일 큰 가중치를 주고, 시간이 지남에 따라 가중치를 지수적으로 감소시키는 가중치 이동평균 예측법 중 하나이다. 과거 데이터를 유지하는 방법 대신에 가장 최근의 데이터를 만들어내는 방식이다. Holt-Winters 알고리즘은 지수 평활법 형태로 계산되는 3 가지 요소의 합으로 표현된다. 3 가지 요소는 평균수준(Baseline), 추세성분(Linear Trend), 계절성분(Seasonal Trend)로 나타낸다. 예측 값을 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\widehat{Y}_{t+1} = B_t + L_t + S_{t+1-m}$$

그리고 각 요소인 평균수준, 추세성분, 계절 성분은 다음과 같이 계산된다.

평균수준(Baseline)

$$B_t = \alpha(Y_t + S_{t-m}) + (1 - \alpha)(A_{t-1} + B_{t-1})$$

추세성분(Linear Trend)

$$L_t = \beta(B_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)B_{t-1}$$

계절성분(Seasonal Trend)

$$S_t = \gamma(Y_t - B_t) + (1 - \gamma)S_{t-m}$$

위 식에서 m 은 추세의 주기를 나타내고 있으며, 평활모수인 α, β, γ 각각을 미리 설정해 두어야 한다. 그리고 평활모수의 값은 $0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$ 값을 취해야 하고, 이는 예측오차를 최소화하는 값이 가장 바람직하다. 평활모수의 값을 설정하기 위해 전통적으로 사용되어온 방법으로 몇 개의 가능한 값(0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9)에 대해서 예측오차를 계산한 후 이중 가장 적은 예측 오차를 나타내는 값을 평활모수로 사용하는 격자검색(grid search) 방법이다. 본 연구에서는 사용자의 패턴을 주기적으로 분석하여 예측한 값과 실제 사용자의 사용한 값을 기준의 데이터를 바탕으로 가장 최적의 평활모수를 결정하여 그 값을 미리 설정하여 사용하도록 동적으로 업데이트할 수 있도록 한다.

III. 평가

본 연구로 제안된 방법을 평가하기 위해서 사용자별 다른 사용패턴에 따라서 이를 얼마나 잘 반영할 수 있는가를 보여주면 된다. 그래서 이동 통신 단말기의 총 상태가 n 개가 있고, 총 r 명의 사용자가 있을 때 다음과 같이 각 사용자의 패턴을 정의하는 심볼을 정의할 수 있다.

$$\vec{p}_k = (p_k^1, \dots, p_k^n),$$

$$\vec{U} = (U_1, \dots, U_r)$$

위 식에서 \vec{p}_k 는 k 번째 사용자의 사용 패턴을 나타내는 것이고, p_k^i 는 k 번째 사용자가 과거 i 번째 상태에서 소모한 비율을 나타내며, 이는 곧 사용자의 패턴이 반복될 수 있다는 가정하에 앞으로 i 번째 상태를 가질 수 있는 확률을 나타내게 된다. U_k 는 k 번째 사용자의 사용 패턴을 고려한 평균 배터리 소모율을 나타낸다.

본 연구에서는 단말기의 총 상태는 3개가 존재하고, 3명의 서로 다른 사용자의 패턴을 고려하여 다음과 같은 가정을 가지고 사용 패턴에 따른 배터리 사용 가능 시간 예측을 수행하였다.

가정

- 이동통신 단말기는 음성 통화, 데이터 통신, 대기 상태만 존재하고 배터리 소비는 이 상태와 연관이 있다.
- 이동 통신 단말기에서의 배터리 소비는 음성통화, 데이터 통신, LCD 켜진 상태, 대기하는 상태 이외에서는 무시한다.

그리고 단말기의 기능을 고려하여 단말기의 각 상태를 다음과 같이 나눌 수 있다.

- S1(대기상태): 이 상태에서는 단말기가 대기 상태 중일 때 수행되는 프로세스가 배터리 소모에 영향을 미친다.
- S2(음성통화상태): 이 상태에서는 단말기에서의 음성 통화가 배터리 소모에 영향을 미친다.
- S3(데이터통신상태): 이 상태에서는 데이터통신이 배터리 소모에 영향을 미친다.

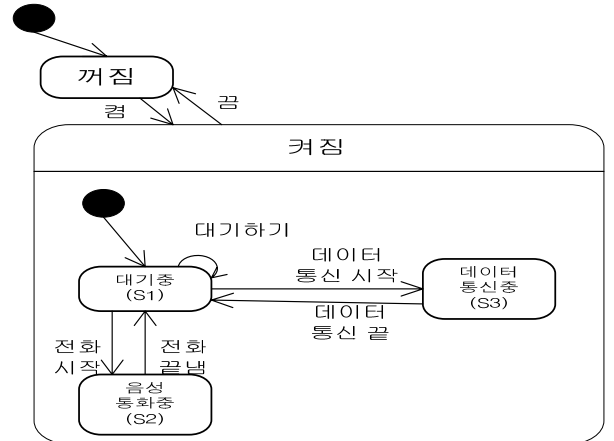


그림 2. 이동 통신 단말기의 상태를 보여주는 상태전이도(state transition diagram)

그림2는 앞에서 정의한 상태를 이용한 핸드폰에서의 상태 전이도(state transition diagram)을 나타낸다. 핸드폰의 파워를 켜서 동작을 시키면 처음에 대기중인 상태인 S1에서 시작한다. 이 상태에서는 주로 전화수신을 기다리게 된다. S1에서 데이터 통신을 시작하게 되면 S3로 전이하고 S3에서 데이터 통신을 끝내게 되면 S1으로 다시 돌아온다. 그리고 음성통화를 시작하게 되면 S2로 가게 되고 이 상태에서 음성통화를 끝내면 S1으로 다시 돌아온다. 이렇게 정의한 상태를 기준으로 하여 각 상태에서의 평균 배터리 소모율과 각 사용자의 다른 사용 패턴이 다음과 같이 주어질 때 어떻게 남은 시간을 예측할 수 있는지를 살펴본다. 우선 수집한 시계열 데이터를 기반으로 각 상태에서의 평균 배터리 소모율이 다음과 같다.

$$\vec{B} = (1, 5, 4),$$

즉, 대기상태에서는 1, 음성통화시에는 5, 데이터 통화시에는 4의 비율을 가지게 된다.

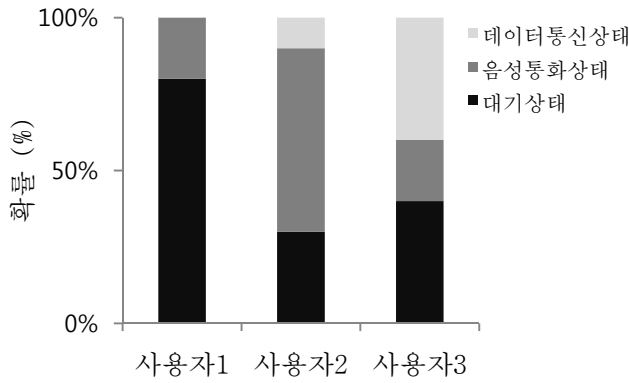


그림 3. 단말기의 상태를 고려한 사용 패턴 분포

그림 3 과 같이 사용자 패턴이 주어지면 사용자 패턴은 다음과 같이 위에서 정의한 심볼로 표현할 수 있다.

$$\vec{p} = \begin{pmatrix} 0.8 & 0.2 & 0.0 \\ 0.3 & 0.6 & 0.1 \\ 0.4 & 0.2 & 0.4 \end{pmatrix}$$

첫번째 사용자의 경우에는 대기통화 시간 비율이 많은 경우를 나타내고, 두번째 사용자는 음성 통화 비율이 많은 사용자를 나타내고, 세번째 사용자의 경우에는 데이터 통화 시간이 많은 경우를 나타낸다. 이렇게 다른 비율을 가지는 각 사용자의 사용 가능 시간을 예측하기 위해서 각 소모율의 평균을 통한 정적인 비율로 예측하는 방법과 본 연구에서 제안한 사용 패턴 기반으로 예측하는 방법을 비교하고자 한다.

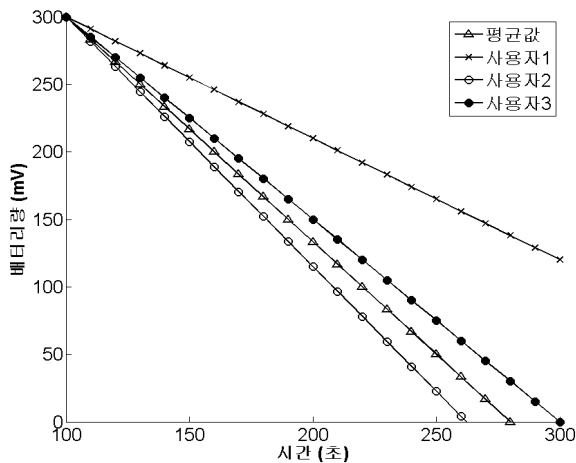


그림 4. 사용 패턴에 따른 배터리 예상 소모 비교

평균 남은 배터리 소모율을 \vec{B} 의 산술평균을 통해서 예측을 하게 되면 이 때의 값은 약 3.3 이 된다. 그러나 본 연구에서 제안한 방법을 사용하면 각 사용자의 평균 배터리 소모율은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\vec{U} = \vec{p} \cdot \vec{B}^T = \begin{pmatrix} 0.8 & 0.2 & 0.0 \\ 0.3 & 0.6 & 0.1 \\ 0.4 & 0.2 & 0.4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \\ 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.8 \\ 3.7 \\ 3 \end{pmatrix}$$

위와 같이 각 사용자마다 다른 배터리 소모율을 구할 수 있다. 이를 이용하면 사용자마다 동적으로 변화하는 사용자의 사용 패턴을 이용해서 각 사용자에게 특화된 배

터리의 남은 시간을 예측할 수 있음을 보여준다.

그림 4 에서 보듯이 사용자별 사용 패턴이 다를 때 기존의 정적인 평균값에 의한 것은 이를 반영하지 못하지만, 본 연구에서 제안하는 방법은 사용패턴에 따른 비율을 다르게 적용하여 이를 잘 반영할 수 있다.

IV. 결론

이동 통신 단말기에서의 배터리 사용 시간의 정확한 예측은 필요없는 배터리의 사용을 줄이고 효율적인 배터리의 사용을 위해서 대단히 중요하다. 본 연구에서는 사용자의 사용 패턴을 기반으로 하여 사용자 중심의 배터리의 남은 시간을 예측하는 방법을 제시하였다. 그리고 변화하는 사용자의 패턴을 동적으로 업데이트 하여 예측을 수행하기 때문에 정적인 값에 의한 예측값보다 더 효율적이라는 것을 사례 연구를 통해서 보였다. 본 연구에서 제안하는 방법을 통해서 배터리의 남은 시간을 예측할 수 있다면 이동 통신 단말기의 비정상적으로 배터리가 많이 소모되는 것을 파악하고 어떤 상태에서 이 문제가 발생하는지 진단할 수 있다.

현재 이 방법을 PXA270 기반의 이동 통신 플랫폼에 임베디드 리눅스를 포팅하였고, 추후 각 상태 별로 본 연구에서 제시한 데이터를 수집하여 사용 시간을 예측하고, 실제 사용 패턴별로 사용해보면서 효율성 및 성능 검증할 예정이다.

참고문헌

- [1] Joon-Myung Kang, Hong-Taek Ju, Mi-Jung Choi, and James Won-Ki Hong, "OMA DM Based Remote Software Debugging of Mobile Devices," 10th Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium (APNOMS 2007), LNCS 4773, Sapporo, Hokkaido, Japan, October 2007, pp. 51-61.
- [2] Joon-Myung Kang, Hong-Taek Ju, Mi-Jung Choi, and James Won-Ki Hong, "OMA DM Based Remote RF Signal Monitoring of Mobile Devices for QoS Improvement," 10th IFIP/IEEE International Conference on Management of Multimedia and Mobile Networks and Services (MMNS 2007), LNCS 4787, San Jose, CA, USA, October 2007, pp. 76-87.
- [3] L. Benini, A. Bogliolo, and G. Micheli. "Dynamic power management of electronic systems," In International Conference on Computer-Aided Design, 1998. Pp. 696-702.
- [4] Chandra Krintz, Ye Wen, and Rich Wolski, "Application-level Prediction of Battery Dissipation," Proc. of International Symposium on Low Power Electronics and Design (ISLPED04), August 2004, Newport Beach, CA, USA, pp. 224-229.
- [5] 정태식, "이동통신 단말기의 대기가능시간 산출 및 제공방법", 특허 제 10-0418555, 2004년 2월 2일
- [6] 옥경준, "통계를 이용한 이동통신 단말기의 배터리 사용 가능시간측정 방법", 특허 제 10-0623031, 2006년 9월 5일
- [7] H. Saputra, *et al.* "Energy-conscious compilation based on voltage scaling," In ACM SIGPLAN Conference on Languages, Compilers, and Tools for Embedded Systems (LCTES02), June 2002, pp. 2-11.
- [8] V. Tiwari, S. Malik, and A. Wolf, "Power analysis of embedded software: A first step towards software power minimization," In IEEE Transactions on VLSI Systems, December 1994, pp. 437-445.
- [9] V. Tiwari, S. Malik, and A. Wolf, "Instruction level power analysis and optimization of software," Journal of VLSI Signal Processing, 1996, pp. 1-18.
- [10] Brown, R.G. "Statistical Forecasting for Inventory Control," New York: McGraw-Hill, 1959.
- [11] Peter J. Brockwell and Richard A. Davis, "Introduction to Time Series and Forecasting," Springer, New York, 1996.