

의사결정트리 기반의 컨텍스트 시각화 SMS

강신욱, 오제환, 이은석*

*성균관대학교 컴퓨터공학과

e-mail : {dfout, hide7674, eslee}@ece.skku.ac.kr

Context Visualizing SMS Based on Decision Tree

Shinwook Gahng, Jehwan Oh, Eunseok Lee*

*Dept. of Computer Engineering, Sungkyunkwan University

요 약

이동단말기가 보급이 확산됨에 따라 많은 사용자들이 이동단말기를 사용하고 필연적으로 많은 통신행동을 하고 있다. 특히 SMS 는 시간과 장소의 제한이 적어 사용자들의 통신행동 중 큰 비중을 차지하고 있다. SMS 통신행동에서 이모티콘의 사용이 많이 나타나고 있으며 이는 텍스트 기반의 의사소통의 한계를 극복하기 위한 방안으로 볼 수 있다. SMS 로부터 사용자의 감정을 추론하려는 기존의 연구가 있었지만 SMS 텍스트에 국한된다는 문제점이 있다. 본 논문에서는 최근 휴대폰, PDA, 스마트폰 등 이동단말기의 발전에 따라 통신행동 기록, 위치 정보와 같은 컨텍스트 정보를 수집하고 이용할 수 있음에 착안하여 SMS 텍스트와 함께 이동단말기의 컨텍스트 정보를 추론에 사용하였다. 의사결정트리를 이용하여 가용한 컨텍스트 정보로부터 추론한 정황 정보를 SMS 통신에서 사용하여 기존의 텍스트 기반의 의사소통의 한계를 극복할 수 있는 Visual SMS 를 제안한다. 사전에 정의한 훈련 데이터 집합을 통하여 의사결정트리를 생성하고 이를 기반으로 Visual SMS 를 구현, 시뮬레이션하여 추론 결과를 통해 그 기대효과를 확인한다.

1. 서론

이동단말기의 보급이 확산됨에 따라 대부분의 개인이 자신만의 이동단말기를 소유하는 시대가 되었다. 언제 어디서든 이동단말기를 가지고 의사소통을 할 수 있게 되었다. 특히 SMS 의 경우 시간과 장소의 제한이 거의 없어 이동단말기를 사용한 의사소통 중에 상당 부분을 차지하는 수단이다. SMS 는 텍스트 기반으로서 개인과 개인이 얼굴을 마주보고 이루어지는 대면 의사소통과는 다르게 단순히 내용만이 전달되게 된다. 의사소통에는 단순한 내용뿐만 아니라 사용자의 표정이나 감정, 그리고 주변정황까지도 모두 의사소통에 영향을 미치게 된다. 이 같은 차이를 보완하고자 많은 SMS 사용자들이 이모티콘을 사용한다. 이모티콘은 사용자가 표현하고자 하는 많은 정보를 축약하여 담고 있다. 텍스트 기반의 의사소통에서 이모티콘의 중요성은 이모티콘을 대상으로 한 많은 연구들을 보면 알 수 있다. 메신저 상에서 더 다양한 감정표현이 가능한 이모티콘을 편리하고 간단하게 사용할 수 있도록 하는 모듈화된 애니메이션 이모티콘 개발에 대한 연구[1]가 하나의 예이다.

하지만 사용자가 작성한 텍스트로부터 추출한 감정 정보만으로는 표현의 한계가 여전히 크게 존재한다. 예를 들어 추출된 감정 정보가 기쁨이라고 하자. 이 기쁨이라는 정보는 단순히 한가지 정보가 아니다. 출근 길의 기쁨과 퇴근 후의 기쁨은 다른 의미로 수신자에게 이해된다. 이처럼 사용자가 SMS 텍스트를 전

송함에 있어서 대면 의사소통을 하는 상황과 조금이나마 더 가까워지기 위해 사용자의 주변 정보를 고려할 수 있다.

본 논문에서는 기존의 텍스트 기반 SMS 의 표현의 한계라는 문제점을 극복하기 위해 컨텍스트 정보를 사용하고자 한다. 이동단말기와 통신기술의 발전으로 우리는 이동단말기 소유자에 대한 비교적 정확한 주변 정보, 즉 컨텍스트 정보를 수집할 수 있게 되었다. GPS 또는 GSM 을 기반으로 사용자의 위치를 알 수 있으며, 실시간으로 날씨 등 웹 상의 정보를 가져올 수도 있다. 사용자가 사용하는 어플리케이션에 저장된 정보들도 사용할 수 있으며 어플리케이션 사용 기록, 통화기록, 이동단말기의 상태 등도 이용할 수 있다. 이와 같이 이동단말기에서 수집 가능한 여러 정보들은 사용자의 행동에 기반한 정보들이며 이 정보들을 사용하여 사용자에게 대한 유용한 정보를 추론할 수 있다. 사용자가 직접 작성한 SMS 텍스트 내의 이모티콘과 사용자가 SMS 송신을 하는 순간 이동단말기로부터 수집된 컨텍스트 정보로부터 송신자의 기분 상태와 송신 정황을 추론하여 SMS 텍스트와 함께 전송하는 Visual SMS 를 고안하고 설계하였다. 추론은 의사결정트리[2]를 사용하여 이루어진다. 추론되는 정보들은 송신자의 기분 상태와 정황 정보로 시각화의 근거가 될 수 있다. 제안한 Visual SMS 의 구현과 실험을 통해 컨텍스트 정보를 사용하여 SMS 에 대한 사용자의 소통특성 반영 가능성을 확인한다.

2. 관련연구

개인의 의사소통 중에 비대면 의사소통의 비중이 증가하면서 대면 의사소통에서 확인할 수 있는 감정 정보들을 비대면 의사소통에서도 확인하고 활용하기 위해 사용자의 음성 또는 사용자가 입력한 텍스트로부터 감정을 추론하려는 연구가 있었다. Bjorn Schuller 등은 사용자의 음성으로부터 감정을 인식하기 위해 Gaussian Mixture Model, Neural Networks, 그리고 Support Vector Machine 을 사용하였다[3]. Xu Zhe 등은 실시간 인터넷 통신상의 텍스트에서 파서를 이용하여 감정을 추론하는 엔진을 고안하고 소개하였다[4]. 문현구 등은 Hidden Markov Model 을 사용하여 Naïve Baye's 보다 나은 정확도로 채팅 텍스트로부터 사용자의 감정 상태를 분석하였다[5]. 임성수 등은 단어 기반 연산의 개념을 도입하여 SMS 텍스트로부터 사용자의 감정을 추론하는 방법을 제안하였다[6]. 이러한 연구들은 인터넷 채팅과 같은 특정 환경에 국한되거나 사용자가 제공한 정보만을 추론의 근거로 사용하였다.

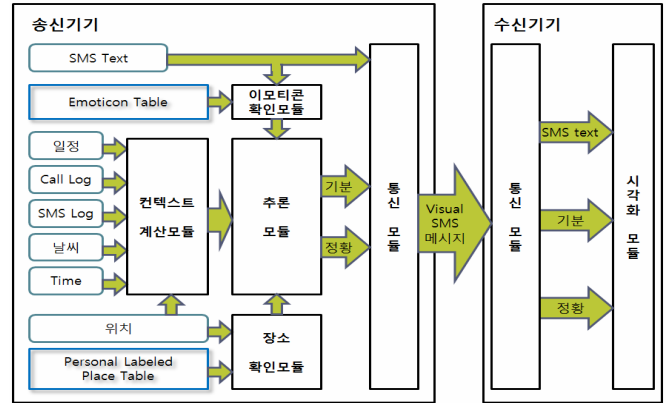
이동단말기에서 수집되는 컨텍스트 정보에 대한 연구도 활발히 진행 중이다. Mika Raento 등은 스마트폰에서 수집되는 컨텍스트 정보들을 손쉽게 이용할 수 있도록 설계된 플랫폼인 Context Phone[7] 을 설계하여 소개하였다. 컨텍스트 정보 중 특히 정확한 위치 결정을 위한 연구가 활발히 진행되었다. Anthony LaMarca 등은 GPS 와 GSM 을 이용하여 저비용으로 쉽게 정확한 위치 결정을 사용하도록 제공해주는 소프트웨어인 Place Lab[8]을 설계, 구현하여 소개하였다.

3. Visual SMS

3-1. 시스템 구조

Visual SMS 는 송신, 수신기기로 크게 나눌 수 있다. Visual SMS 의 각 모듈에 대한 설명은 다음과 같다.

- 이모티콘 확인 모듈: 사용자가 입력한 SMS 텍스트를 미리 정의한 이모티콘 테이블을 참조하여 테이블에 존재하는 패턴이 SMS 텍스트 내에 존재하는지 확인한다. 전체 패턴 대비 해당 표현 분류의 패턴 비율을 계산한다.
- 장소 확인 모듈: 평소 사용자의 행동 패턴을 분석하여 얻어진 사용자가 레이블링한 장소 정보가 미리 정의된 테이블을 참조하여 현재 사용자가 SMS 를 전송하는 장소가 사용자에게 어떤 의미적인 위치인지 확인한다.
- 컨텍스트 계산 모듈: 수집된 컨텍스트 정보들을 의사결정트리의 입력으로 사용할 수 있도록 적절한 계산을 한다.
- 추론 모듈: 이모티콘 정보와 의미적 장소 정보 그리고 적절하게 계산된 컨텍스트 정보들을 근거로 기분 상태와 정황 정보를 추론한다.
- 통신 모듈: Visual SMS 메시지의 송수신을 담당한다.
- 시각화 모듈: 전송 받은 SMS 텍스트, 기분 상태, 정황 정보를 기반으로 미리 정의된 맵핑 테이블을 이용하여 시각화를 한다.



(그림 1) Visual SMS 전체 구조

3-2. 시스템 동작

Visual SMS 의 전체적인 흐름은 그림 2 에 소개되어 있다. 전체 동작은 크게 세 단계로 나누어 진다.

단계 1 정보 수집 단계

사용자가 SMS 텍스트를 입력하고 전송을 시도하면 먼저 추론에 필요한 정보들을 수집한다. 이모티콘 확인 모듈에서는 정의된 이모티콘 테이블을 참조하여 SMS 텍스트 내의 이모티콘 패턴을 확인한다. 동시에 의미적 장소 확인 모듈은 현재 위치 정보를 이동단말기로부터 수집하여 미리 정의된 개인적으로 라벨링한 장소 테이블 (Personal Labeled Place Table) 을 참조하여 사용자에게 현재 장소가 어떤 의미인지 확인한다. 일정 정보로부터 하루 중 일정 비율과 현재 일정여부를 확인한다. 통화 기록으로부터 최근 일정 시간 내의 통화량과 부재중 통화 수를 확인한다. SMS 기록으로부터 최근 일정 시간 내의 평균응답시간을 확인한다. 위치정보로부터 GPS 수신여부, 이동속도, 최근 속도 평균을 계산한다. 날씨 정보는 웹을 통하여 가져오기 밝음, 흐림, 눈, 비를 확인한다. SMS 전송 시도 당시의 시각도 확인한다.

단계 2 추론 단계

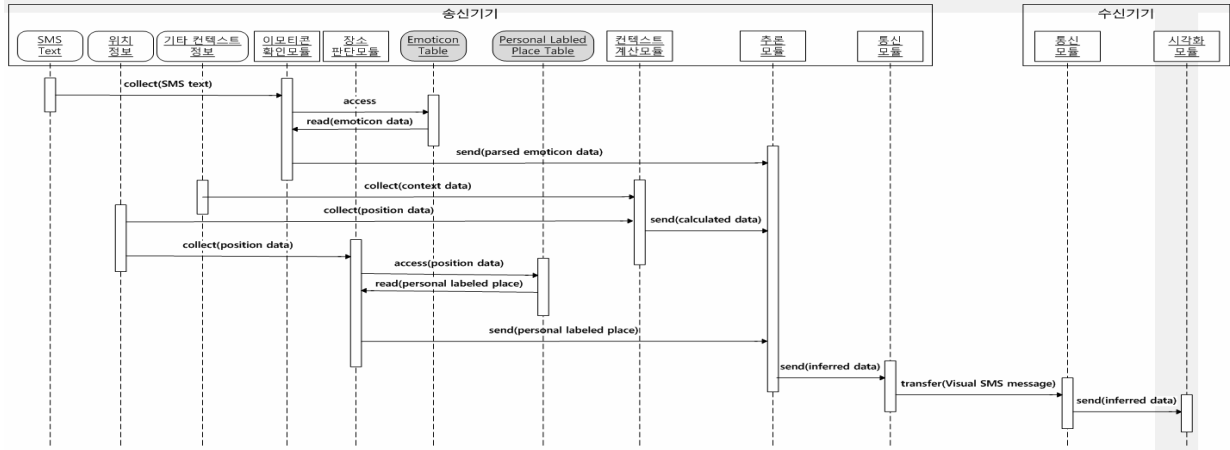
추론에 필요한 정보가 모두 수집되면 그 정보들을 근거로 미리 준비한 훈련 데이터 집합으로부터 생성된 의사결정트리를 기반으로 추론을 실행한다.

단계 3 시각화 단계

추론의 결과인 기분 상태, 정황 정보를 수신기기가 수신하면 시각화가 진행된다. 본 논문에서는 캐릭터의 표정으로 기분상태를 나타내고 캐릭터의 동작, 배경그림, 조명 등으로 정황 정보를 표현한다고 가정하고 그 근거가 되는 정보인 기분 상태, 정황 정보의 추론에 대해 시뮬레이션을 하였다.

3-3. 의사결정트리

의사결정트리는 데이터 마이닝에 주로 사용되는 기법들 중 하나로 이미 존재하는 데이터들을 분석하여 이들 사이에 존재하는 패턴을 트리의 형태로 표현한



(그림 2) Visual SMS 시퀀스 다이어그램

<표 1> Emoticon Table 과 Personal Labeled Place Table

패턴	동의표현	표현분류	라벨	좌표		의미
				위도	경도	
1	^[0-2]^	웃음	0	37°30'56.76"N	126°54'27.71"E	집
2	π[0-2]π	눈물	1	37°31'21.04"N	126°54'55.23"E	집
3	(=)+	웃음	2	37°31'47.70"N	126°55'14.90"E	통근로
4	-[0-2]-	무표정	3	37°32'18.26"N	126°55'46.66"E	통근로
5	우표정(+)	노려봄	4	37°32'41.03"N	126°56'29.72"E	통근로
6	우표정^	화남	5	37°32'58.76"N	126°56'59.14"E	통근로
7	-(0)-	놀람	6	37°33'33.74"N	126°57'36.89"E	통근로
8	(0)+	깜짝놀림	7	37°33'58.87"N	126°58'40.63"E	직장
9	(흑흑)+	흑영임양 뉴유	8	37°37'23.44"N	126°45'27.34"E	unknown
10	(히히)+	히로히크카코케쿠킬겔겔	9	37°30'22.87"N	126°49'34.25"E	unknown

것이다. 트리의 각각의 노드는 데이터들이 표현된 속성의 값을 특정 조건으로 테스트함을 나타내고 노드 간의 연결은 테스트로 결정된 값 또는 값의 범위를 나타낸다. 분류 또는 추론의 근거를 알려줄 수 있어 이해하기 쉽고 구축에 소요되는 시간이 짧은 장점이 있다. Quinlan 이 제안한 ID3 와 C4.5[2] 알고리즘이 유명하다.

3-4. 사전 정의 테이블

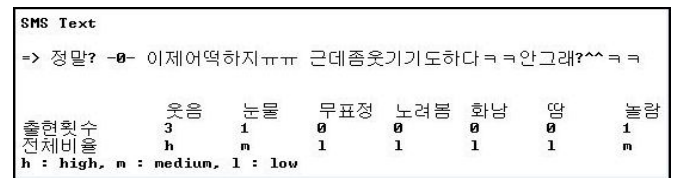
Visual SMS 에서 SMS 텍스트로부터 이모티콘을 확인할 때와 위치 정보로부터 사용자가 현재 위치한 의미적인 장소를 확인할 때 미리 정의한 테이블(그림 3)을 참조한다. 첫번째는 이모티콘 테이블로 널리 쓰이는 기본 이모티콘 표현들에 대한 패턴을 정의하였다. 두 번째로 개인적으로 라벨링한 장소 테이블은 주기적으로 위치 정보를 파악하여 사용자의 일상 이동 패턴을 분석, 사용자와의 상호작용으로 “해당 장소가 이동단말기 사용자에게 어떤 의미를 가지는가?”를 정의한다. 좌표의 위도와 경도는 어느 시각에 확인된 특정 범위를 가진 지역의 중심점의 좌표를 말한다. 해당 범위의 지역에 대한 라벨과 해당 라벨이 가리키는 장소가 사용자에게 어떤 의미인지 사용자와의 상호작용을 통하여 정의되어 테이블 내에 작성된다.

4. 구현

Visual SMS 를 시뮬레이션 하기 위해 Windows Vista 운영체제, Visual Studio 2008 에서 C 를 이용하였다. 본 논문에서는 중간 값을 추론하기 위한 의사결정트리 3 개(Feel, Mood, Busy)와 최종 결과를 추론하기 위한 의

사결정트리 3 개(Mind, Background, Light)로 총 6 개의 의사결정트리를 생성하였다. 총 21 개의 속성과 71 개의 속성값들을 가진 하나의 통합된 유용한 의사결정트리를 생성하기 위해서는 매우 큰 수의 훈련 데이터 집합이 필요하지만 의미적으로 연관이 깊은 속성들을 묶어 서브트리를 생성함으로써 필요한 훈련 데이터 집합을 축소할 수 있다.

Feel 트리는 이모티콘 정보들로부터 표현된 감정성향을 긍정적, 부정적, 그리고 그 중간단계로 추론하고 Mood 트리는 날씨, 장소, 그리고 시간 정보로부터 환경적인 분위기 정도를 역시 긍정적, 부정적, 중간단계로 추론한다. Busy 트리는 일정, 통신행동들로부터 바쁨의 정도를 바쁘지 않음, 조금 바쁨, 매우 바쁨의 세 가지 단계로 추론한다. 이 세 트리로부터 추론된 정보는 Mind 트리의 입력이 되어 Mind 트리를 통해 사용자의 여러 정황을 고려하여 순간의 감정상태가 아닌 최근 일정 시간 범위 내의 “마음상태”를 추론한다. Background 트리는 장소, 위치정보, GPS 수신 정보로부터 사용자에게 의미있는 어떤 장소, 또는 어떤 이동수단 내에서 어떤 움직임을 행동하고 있는지를 추론한다. Light 는 날씨와 시간 정보로부터 하늘의 밝음의 정도를 추론한다. 이렇게 추론된 정보들은 시각화의 근거가 될 수 있는 가능성을 보여준다. 마음상태는 캐릭터의 표정으로, 장소와 이동수단 및 행동의 정보들은 캐릭터의 동작과 배경으로, 하늘의 밝음의 정도는 이미지의 조명의 세기로 각각 시각화가 가능하다. 그림 3 은 이모티콘 확인 모듈의 동작 예이다. 이모티콘 확인 모듈은 앞서 말한 이모티콘 테이블에 정의된 패턴들의 빈도수를 확인하여 전체 대비 비율을 계산하여 역시 미리 정의된 threshold 값을 기준으로 이모티콘 각각의 출현빈도를 결정한다. 6 개의 트리 중 하나인 Busy 트리는 그림 4 에서 볼 수 있다.



(그림 3) 이모티콘 확인 모듈 동작 예

```

absence call_freq = low:
  SMSreplytime = normal: little (18.0/5.9)
  SMSreplytime = short:
    call_freq = low: none (6.0/1.2)
    call_freq = normal: none (6.0/2.3)
    call_freq = high: little (6.0/2.3)
  SMSreplytime = long:
    call_freq = low: little (6.0/1.2)
    call_freq = high: very (6.0/1.2)
    call_freq = normal:
      schedule_ratio = low: little (2.0/1.0)
      schedule_ratio = normal: little (2.0/1.8)
      schedule_ratio = high: very (2.0/1.0)
absence call_freq = normal:
  SMSreplytime = short: little (18.0/5.9)
  SMSreplytime = long: very (18.0/2.5)
  SMSreplytime = normal:
    call_freq = low: little (6.0/1.2)
    call_freq = high: very (6.0/1.2)
    call_freq = normal:
      schedule_ratio = low: little (2.0/1.0)
      schedule_ratio = normal: little (2.0/1.8)
      schedule_ratio = high: very (2.0/1.0)
absence call_freq = high:
  SMSreplytime = normal: very (18.0/2.5)
  SMSreplytime = long: very (18.0/1.3)
  SMSreplytime = short:
    call_freq = low: little (6.0/1.2)
    call_freq = high: very (6.0/1.2)
    call_freq = normal:
      schedule_ratio = low: little (2.0/1.0)
      schedule_ratio = normal: little (2.0/1.8)
      schedule_ratio = high: very (2.0/1.0)
    
```

(그림 4) 바쁨의 정도를 추론하는 Busy Tree

```

[Case Description]
Emoticon Frequency      Smile      : High
                        Cry              : Low
                        PokerFace       : Low
                        Glare           : Low
                        Angry           : Low
                        Sweat           : Low
                        Surprise        : Normal

Schedule Ratio          : Low
Schedule Now?          : Yes
Call Frequency         : Low
Absence Call Frequency : Low
SMS reply delay        : Normal
Weather                : Snow
Place                  : Workspace
Time                   : 10 (hour)
GPS Signal             : No
Speed                  : < 10 km/h
Average Accelation Speed : Stable

[Intermediate Attributes]
Feel                   : Positive
Mood                   : Middle
Busy                  : Little

[Result]
Mind                   : Very Good
BackGround             : Stop in Workspace
Light (dark 1 <----> 5 Bright) : 3
    
```

(그림 5) 케이스와 추론 결과 예

<표 2> 각 트리별 에러율

결정트리	Feel	Mood	Busy	Mind	Background	Light
에러율 (%)	15	17.7	9.3	4.3	15.6	5.8

훈련 데이터 집합은 추후 관련된 연구결과를 반영하여 재구성할 수 있다. Busy 트리에서 사용되는 속성은 최근 부재중 통화 빈도, 최근 통화 빈도, SMS 응답 시간, 하루 중 일정 비율, 현재 일정 여부이다. 생성된 트리의 리프노드에 트리를 통해 “바쁨” 속성의 속성값이 결정됨을 볼 수 있다. C4.5 알고리즘을 사용한 트리 생성 결과 트리별 에러율은 표 2 와 같다. 에러율은 트리를 생성하는데 사용한 훈련 데이터 집합 내의 케이스들만을 고려한 값이다. 전체 트리를 모두 통합하여 임의의 있음직한 케이스를 통한 추론 결과를 그림 5 에서 확인할 수 있다. 추론의 결과로 결정된 Mind, BackGround, Light 정보는 이미지 맵핑을 통해 시각화를 가능하게 하는 근거가 될 수 있다.

시뮬레이션을 통한 테스트 결과 정확 속성에 대해서 정확한 결과를 추론하였으며 상태 속성에 대한 추론 값은 속성 특성상 주관적임을 고려하면 대부분의 사용자가 납득 가능한 결과가 나왔다. 추론 결과에 대한 사용자의 피드백을 받음으로써 의사결정트리가 누적된 피드백 정보를 학습하는, 개인화된 기분상태, 정확 상태 추론 시스템에 대한 가능성을 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 기존 SMS 에 송신자의 정확 정보를 함께 송수신 할 수 있는 Visual SMS 를 고안하였다. 컨텍스트 정보를 가지고 정확 정보를 추론하기 위해 의사결정트리를 사용하였으며 일단 생성되면 케이스에 대한 추론과정이 빠르다는 의사결정트리의 장점은 모바일 통신의 실시간 응답에 적합하다. 구현과 시뮬레이션 결과를 통해 이동단말기를 통한 의사소통에 있어서 컨텍스트 정도의 활용이 유용할 수 있음을 확인할 수 있었다. 향후 연구 과제로 이동단말기의 컨텍스트 정보들은 시간이 지남에 따라 계속 생성되어

누적될 수 있으므로 사용자 피드백을 통하여 이를 학습해 나갈 수 있는 시스템을 개발하는 것이다. 여기에는 사용자 피드백과 같은 사용자의 노력을 요구한다는 문제점이 존재하지만 학습을 통해 개인화된 의사결정트리를 생성, 유지함으로써 개인의 소통특징을 시스템에 반영할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 안성혜, 윤세진, “비언어적 감정표현을 위한 애니메이션 이모티콘의 제작방향 제시”, 한국콘텐츠학회 2006 추계 종합학술대회 논문집, 제 4 권 제 2 호, pp. 200-204, Dec 2006
- [2] J. Ross Quinlan, C4.5 : Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1993
- [3] Bjorn Schuller et al, “Speech emotion recognition combining acoustic features and linguistic information in a hybrid support vector machine-belief network architecture”, Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on, Vol. 1, 17-21, pp.577-580, May 2004
- [4] Xu Zhe ,and Anthony Boucouvalas, “Text-to-Emotion Engine for Real Time Internet Communication”, In Proc. of Int. Symposium on Communication, pp. 164-168, 2002
- [5] 문현구, 장병탁, “HMM 을 이용한 채팅 텍스트로부터의 화자 감정상태 분석”, 한국정보과학회 추계 학술발표논문집, 제 28 권 제 2 호(II), pp.127-129, Oct 2001
- [6] 임성수, 조성배, “Computing with Words 기반 SMS 로부터의 사용자 감정 추론”, 한국정보과학회 한국 컴퓨터종합학술대회 논문집, 제 34 권 제 1 호(A), pp.69-70, June 2007
- [7] Mika Raento et al., “ContextPhone: a prototyping platform for context-aware mobile applications”, Pervasive Computing, IEEE, Vol. 4., pp.51-59, Jan.-March 2005
- [8] Anthony LaMarca et al, “Place lab: Device Positioning Using Radio Beacons in the Wild”, In proceedings of Pervasive ,Munich, Germany, 2005