

GMM 지원을 위해 k-means 알고리즘을 이용한 어휘 인식 성능 개선

이종섭
세명대학교 교양과정부

Vocabulary Recognition Performance Improvement using k-means Algorithm for GMM Support

Jong-Sub Lee

Dept. of General Education, Semyung University

요약 일반적인 CHMM 어휘 인식 시스템은 어휘 인식에 대한 모델들의 관측 확률 인식률이 낮고, 일부 단위 음소 모델에만 적용되어 제한적으로 사용되는 문제점이 있다. 또한, 어휘 탐색에서 어휘의 의미가 다양하여 탐색된 어휘가 사용자의 요구에 부합되지 않는 문제점을 가진다. 이러한 문제를 개선하기 위해 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용한 음소인식을 수행하고, 개선된 k-means 알고리즘을 이용하여 어휘 특성에 따른 제한적인 탐색 문제점을 해결하였다. 성능 실험은 기존의 시스템과 비교하여 정확도와 재현율로 대변되는 효과성을 측정하였으며, 성능 실험 결과 정확도는 83%, 재현율은 67%로 나타났다.

주제어 : CHMM, GMM, k-means, 어휘 탐색, 어휘 인식

Abstract General CHMM vocabulary recognition system is model observation probability for vocabulary recognition of recognition rate's low. Used as the limiting unit is applied only to some problem in the phoneme model. Also, they have a problem that does not conform to the needs of the search range to meaning of the words in the vocabulary. Performs a phoneme recognition using GMM to improve these problems. We solve the problem according to the limited search words characterized by an improved k-means algorithm. Measure the effectiveness represented by the accuracy and reproducibility as compared to conventional system performance experiments. Performance test results accuracy is 83%p, and recall is 67%p.

Key Words : CHMM(Continuous Hidden Markov Model), GMM(Gaussian Mixture Model), k-means, vocabulary search, vocabulary recognition

1. 서론

컴퓨터 시스템의 하드웨어와 소프트웨어 기술의 발전

으로 다양한 스마트 기기 들이 제공되고 있으며, 이들 스마트 기기에서의 콘텐츠 시장은 급속하게 발전하고 있다. 사용자들이 사용하는 스마트 기기들은 무선 네트워크로

Received 6 November 2014, Revised 16 December 2014
Accepted 20 February 2015
Corresponding Author: Lee Jong Sub(The University of Semyung)
Email: 99jslee@semyung.ac.kr

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ISSN: 1738-1916

연결되어 정보를 교환하고 시간, 공간에서 사용자의 특성을 인지하여 사용자에게 특성에 맞는 서비스를 제공한다[1].

이러한 기기들에서 사용되는 음성 인식 시스템도 하드웨어에서의 음성 신호 처리 기술과 이의 지원을 위한 소프트웨어의 발전으로 인해 시스템의 성능이 향상되고 적용 분야도 확대되고 있지만[2], 음성 인식 시스템의 실용적인 측면에서의 방해 요인으로 기기에서 발생하는 잡음과 네트워크의 신호에서 발생하는 잡음의 환경적인 변화가 음성 인식 시스템의 성능 저하를 야기시키고 있다[3]. 또한, 이들 단말기들은 제한된 장소가 아닌 사용자에게 이동성에 따라 서로 다른 장소와 서로 다른 시간에 이용될 수 있으므로 사용자의 환경적 특성에 따라 선호하는 콘텐츠가 달라질 수 있다[4].

음성 인식 시스템에서는 다양한 어휘들 중에서 사용자가 요구하는 어휘 정보를 파악하여 사용자에게 정확한 어휘 콘텐츠 추천의 제공이 중요하며, 이를 위한 인식 기술이 중요하다[15]. 기존의 HMM(Hidden Markov Model) 알고리즘은 이중 확률 처리 기법으로 인식 가능한 기준 패턴을 음소 단위로 음절 단위로 설정하여 모델을 구성하고 인식 할 수 있다[4]. HMM을 이용하는 어휘 인식 시스템의 단점은 인식 어휘에 대한 인식률이 상대적으로 낮게 나타나며 모델 구성에 대한 이산적인 분포를 정교하게 처리해야 되는 단점을 가진다. 또한, GMM(Gaussian Mixture Model)[5], CHMM(Continuous Hidden Markov Model)[6] 어휘 인식 시스템에서도 어휘 인식에 대한 모델들의 관측 확률 인식률이 낮고, 일부 단위 음소 모델에만 적용되어 제한적으로 사용되는 문제점이 있으며, 어휘 탐색에서 어휘의 의미가 다양하여 탐색된 어휘가 사용자의 요구에 부합되지 않는 문제점을 가진다.

본 연구에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 GMM을 이용한 음소인식을 수행하고, 개선된 k-means 알고리즘을 이용하여 어휘 특성에 따른 제한적인 탐색 문제점을 해결하였다. 성능 실험은 기존의 서비스 시스템들과 비교하여 정확도와 재현율로 대변되는 효과성을 측정하였다. 성능 실험 결과 정확도는 83%, 재현율은 67%로 나타났다.

본 논문의 구성으로는 2장에서 HMM, GMM, CHMM과 K-means 알고리즘에 대해 살펴보고, 3장에서는 본

논문에서 제안한 GMM을 이용한 어휘 인식과 k-means 알고리즘을 적용한 어휘 특성 클러스터링 처리 시스템에 대하여 설명한다. 그리고 4장에서는 실험 환경과 실험 결과, 5장에서는 결론을 다룬다.

2. 관련 연구

2.1 HMM, CHMM, GMM 모델

HMM 알고리즘에서 처리되는 음성은 Markov 프로세스로 표준화 되어 처리되며, 이를 위한 음성의 학습 과정에서 Markov 모델의 변수를 가지고 기준 Markov 모델을 작성한 다음 입력된 음성과 저장된 기준 Markov 모델을 비교하여 유사도가 가장 높은 기준 Markov 모델을 인식된 어휘로 결정한다[7].

GMM은 출력 확률밀도함수가 가우시안 밀도 혼합인 1개의 상태만으로 구성된 CHMM의 한 형태로서, GMM은 다음과 같은 특징을 가지고 있다.

첫째, GMM은 음향학적 어느 공통 특성을 가진 집합을 모델링할 수 있다. 음성에 대한 발성에 대응되는 음향 공간은 모음이나 비음, 과찰음과 같은 음소를 표현하는 음향학적 클래스의 집합으로 잘 표현된다.

둘째, 단방 가우시안 음소모델은 음소분포를 표현하기 위해 평균 벡터의 특징벡터와 공분산으로 각 음소의 특징벡터의 이산집합으로 표현한다. 이와 같은 점을 고려하여 구성된 GMM은 가우시안 함수의 이산집합을 사용하여, 각각의 평균과 공분산을 가지게 함으로써 이들 두 모델의 특징을 혼합한 형태이다.

가우시안 혼합 밀도는 M 성분 밀도의 가중합계로서 식 (1)에 의해 얻어진다.

HMM 모델에서 상태열 q 에 대한 관측열의 확률은 다음과 같이 표현된다.

$$p(x|\lambda) = \sum_{i=1}^M c_i b_i(x) \quad (1)$$

x 는 d -차원 랜덤 벡터이며, $b_i(x)$, $i=1, \dots, M$ 는 i 번째의 성분 밀도이고, c_i , $i=1, 2, \dots, M$ 는 i 번째 혼합 밀도 가중치이다. 각 혼합 밀도의 가중치는 다음과 같이 제한된다.

$$\sum_{i=1}^M c_i = 1 \quad (2)$$

각 성분 밀도는 평균 μ_i 과 공분산 Σ_i 를 가지는 d -변량 가우시안 함수이다.

CHMM은 가우시안 확률 밀도 함수를 가장 많이 사용하며, 1차원의 특징 벡터는 두 개의 파라미터인 평균 μ 과 표준편차 σ 를 구하여 가우시안 확률 밀도 함수로 다음과 같이 표현한다[8].

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

또한, 가우시안 확률 밀도 함수는 2차 지수 함수의 형태를 가지므로 2차원 이상의 다차원 식으로 표현이 가능하다.

2.2 k-means 알고리즘

패턴 인식 및 기계학습에서 중요한 기술 중의 하나인 군집화 방법에는 k-means 기법이 있다. k-means 알고리즘은 가장 일반적으로 사용되는 분할 클러스터링 알고리즘이다. 이 알고리즘의 개념은 패턴들과 그 패턴이 속하는 클러스터의 중심과의 평균 유클리디안(Euclidean) 거리를 최소화하는 것이다[9].

k-means 알고리즘은 임의의 클러스터 k 를 정한 후, k 개의 초기 클러스터 중심을 선택하고 일반적으로 주어진 표본 집합의 처음 k 개의 표본을 임의로 선택하여 각 사용자들을 각 클러스터의 중심과 가장 가까운 거리에 있는 군집 영역에 분배하며 모든 군집에 대한 해당 군집에 포함된 모든 사용자들의 선호도들로부터 새로운 클러스터 중심을 계산한다. 모든 군집에 대하여 기존의 중심과 새로운 중심의 차이가 없을 때까지 분배를 반복하고 그렇지 않으면 수렴하게 된다.

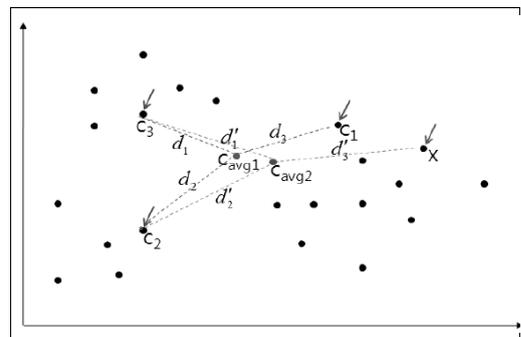
클러스터링을 통해서 특정 군집에 나뉘게 되며 각 군집에 소속된 객체들은 속성 정보를 소유하게 된다. 객체에 대한 클러스터링 결과를 분석하면 각 군집에 분포된 객체들의 분포도에 대한 정보를 얻을 수 있으며, 가장 가까운 중심점을 갖는 군집에 각 항목을 할당하는 과정을 반복하여 k 개의 군집으로 항목들을 나뉘게 된다[10].

k-means에서 클러스터는 중력의 중심과 같이 무게 중심을 가지는 구형(sphere)으로 생각한다. 중심이 클러스터에 속한 패턴들을 얼마나 잘 표현했는가를 나타내는 척도는 각 클러스터에 속하는 모든 패턴들에 대하여 각

패턴과 중심까지의 제곱거리의 합으로 나타낸다. 거리 기반 클러스터링 방법으로 음성 모델을 다차원 공간상의 점으로 표시하고 거리를 계산하여 전체 음성 모델들의 집합을 k 개의 군집으로 나눈다. $d(a,k)$ 는 대상 a 와 k 사이의 거리를 나타내고, X_{ij} 는 대상 j 의 변수를 나타내며, i 는 좌표를 나타낸다. n 은 측정 변수의 개수를 의미하며 다음과 같이 계산된다.

$$d(a,k) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{Ai} - X_{Bi})^2} \quad (4)$$

위의 식을 이용한 거리 기반 클러스터링의 k-means 기법을 이용한 클러스터링의 결과를 [Fig. 1]에 나타내었으며 K 가 3일 때, 초기 클러스터 중심 선정을 2차원 데이터를 이용해 묘사한 것이다.



[Fig. 1] K-means implementation

기존 c_1, c_2, c_3 의 3개의 중심이 있고, 새로운 데이터 x 에 대해 가장 가까운 중심을 찾게 된다. c_1, c_2, c_3 각 중심과 x 와의 거리를 비교한 결과 c_1 임을 확인할 수 있다.

3. 시스템 모델

3.1 GMM 모델링 및 어휘 인식

GMM 처리를 위한 가우시안 혼합 밀도는 모든 성분 밀도의 혼합밀도 가중치와 공분산 행렬, 평균벡터로 구성되며, 이와 같은 모델을 처리하기 위한 GMM의 파라미터는 다음과 같다.

$$P(X) = \sum_{i=k}^k \pi_k \mathcal{N}(X_i | \mu_k, \Sigma_k) \quad (5)$$

모델 학습을 위해서는 GMM 파라미터를 추정해야 하며, 이것은 표본으로 정해진 학습음성으로부터 학습 특징 벡터의 분포와 가장 잘 맞는 GMM 파라미터를 결정하는 작업이다.

$$P(X|\lambda) = \prod_{t=1}^T \left(\sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(X_t | \mu_k, \Sigma_k) \right) \quad (6)$$

GMM의 파라미터를 추정하는 가장 일반적인 방법에는 MLE(Maximum Likelihood Estimation)가 사용되며, 이 방법은 주어진 학습데이터에서 GMM의 유사도를 최대화하는 모델파라미터를 찾는데 사용된다.

본 논문에서 제안하는 음소 인식을 위해 GMM 확률값을 이용하여 입력음성과 표준 음소로 제공되는 모델과의 유사도를 계산하였다. GMM에서 가우시안 분포를 사용하여 확률 값을 도출하므로 특정 파라미터의 기댓값을 가정하고, 평균과 표준편차만으로 음성 값들에 대한 특징을 표현할 수 있다. 또한, GMM 음소 인식을 위해 CHMM으로 구성된 음소 모델을 이용하여 자동 음소 분할 과정에서 처리되는 라벨 정보를 가지고 43개의 각 음소에 대해 데이터베이스를 구축하고 이를 이용한 43개의 음소별 GMM 파라미터를 추정하였다. 이후 음소 인식 과정에서 음소별 GMM의 평균, 공분산과 CHMM의 중간 상태 천이 확률을 이용한 연속 음소 인식 네트워크를 구성하고 이를 통해 최대 사후확률을 갖는 음소열을 발생하여 처리한다.

3.2 개선된 k-means 알고리즘을 위한 어휘인식

특성 클러스터링 처리를 위해 k-means 알고리즘을 변경하여 처리하였으며, 이를 위해 유사한 선호도를 가지는 사용자들을 각각 분류하여 클러스터링 방법으로 처리하기 위한 개선된 k-means 알고리즘을 사용한다. 개선된 k-means 알고리즘에서는 객체의 각 속성에 대한 선호도를 각기 다른 차원으로 구성하여 좌표 평면의 점으로 표현하고 기존 사용자들을 k개로 클러스터링 한다. 개선된 k-means 알고리즘 통하여 나누어진 k개의 각 군집의 대표 값들과 테스트 사용자의 각 속성의 선호도 값에 대한 거리를 계산하여 가장 최소의 값을 가지는 클러스

터를 선택한다. 결정된 클러스터에 속하는 다른 사용자들은 테스트 사용자에게 대한 새롭게 구성된 클러스터들이 된다.

그러나 개선된 k-means 알고리즘에서는 클러스터 k를 선택할시 모든 데이터를 2차원 배열에 저장한 후 켄정렬을 통하여 데이터를 정렬하여 정렬된 상태에서 클러스터 k를 선택하여 클러스터링을 수행한다. 데이터로 구성되어진 클러스터들에 대해 객체 목록을 생성하기 위하여 클러스터링된 데이터들의 연관 관계를 구하고 이를 확률 밀도 함수로 구성하여 상관계수로 활용하였다. 최초의 순위를 구하여 1순위로 부터의 상관계수를 1과 -1로 나타내어 순위를 조절하였다. 또한, 특성 클러스터링 처리는 특성을 추출하여 특성 처리와 특성 클러스터링을 개선된 k-means 알고리즘을 이용하여 수행하는 특성 클러스터링 처리를 수행한 후 상관 계수를 이용하여 사용자의 특성을 예측한다. 예측하고자 하는 사용자와 유사한 사용자들을 선별하여 사용자들의 평가를 기반으로 객체에 대한 사용자의 특성을 예측하고 최종적으로 추천 객체의 목록을 생성한다.

$$Sim_{ij} = \frac{\sum_k (S_{ik} - \bar{S}_i)(S_{jk} - \bar{S}_j)}{\sqrt{\sum_k (S_{ik} - \bar{S}_i)^2 \cdot (S_{jk} - \bar{S}_j)^2}} \quad (7)$$

S_{ik} 는 사용자 i 가 객체의 종류 k 에 대해 평가한 선호도, S_{jk} 는 사용자 j 가 객체의 종류 k 에 대해 평가한 선호도, \bar{S}_i 는 사용자 i 의 선호도 평균, \bar{S}_j 는 사용자 j 의 선호도 평균을 나타내며, Sim_{ij} 는 두 사용자의 선호도가 유사한 경우 1에 가까운 값을 가지며, 선호도가 상반되는 경우 -1에 가까운 값을 가진다.

4. 실험 결과

본 논문에서 인식을 위한 어휘 목록은 서울 시내의 지하철 역명 100개로 구성하였다. 어휘는 실내 환경과 잠음 환경에서 이동기기 등에 내장되어 있는 내장형 마이크로폰을 사용하여 16kHz Mono로 녹음 하였고, 16bit PCM 양자화를 사용하였다. 실험 어휘는 실내 5명, 실외 5명 등 총 10명의 성인 남성이 참가하였다. 기존 어휘 인식 시스템과 비교 실험을 위하여 캠퍼리지대학의 HTK(Hidden

Markov Toolkit)를 사용하였다[11].

제한한 시스템의 성능을 평가하기 위해 구성된 어휘 목록으로부터 정확도와 재현율로 표현한다[12]. 정확도(Precision)는 검색된 모든 데이터 중에서 연관된 데이터의 비율을 계산한 것으로 오직 연관된 데이터만을 가져왔을 경우 높은 수치를 보인다. 실제 선택한 데이터와 추천한 데이터의 교집합을 추천한 데이터로 나누어 나타낸다. 재현율(Recall)은 검색된 데이터에 대해 관련된 모든 데이터의 수로 나눈 수치를 보인다. 선택한 데이터와 추천한 데이터의 교집합을 선택한 데이터로 나누어 나타낸다[13].

예측 값의 정확성을 평가하기 위해 MAE(Mean Absolute Error)를 사용하였고 다음과 같이 표현하였다[19].

$$|E| = \frac{\sum_{i=0}^N |\epsilon_i|}{N} \quad (8)$$

N은 총 예측 회수를 나타내고, ϵ_i 는 예측 값과 실제 값의 오차를 나타내며 i 는 각 예측 단계를 나타낸다.

<Table 1>은 식 (8)을 이용하여 예측 값의 정확성 평가를 수행한 결과이다.

<Table 1> Experiment result accuracy of Prediction

	MAE
Existing k-maens	0.217
Proposed method	0.193

또한 추천 리스트를 평가하기 위한 방법으로 precision, recall을 사용하여 precision은 추천 리스트 중 몇 개의 지하철 역명을 실제로 선택했는지를 평가하였으며 recall은 사용자가 선호한 지하철 역명 중 얼마나 많은 지하철 역명이 추천되었는지를 평가하였다. precision과 recall은 동등한 중요도로 하나의 평가방법으로 사용하는 방법이다. 평가하기 위한 수식은 다음과 같이 표현한다.

$$F = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (9)$$

<Table 2> Experiment result accuracy of Prediction

	Precision	Recall
Existing k-maens	73	59
Proposed method	83	67

<Table 2>의 비교 실험 결과를 보면 본 논문에서 제안한 사용자 정보 특성과 선호도를 이용한 협업 필터링 기반 방법이 기존 필터링 방법보다 정확도에서 우수한 성능을 보였다.

실험결과 기존 시스템과 비교하여 precision의 경우 10%p 향상되었고, recall의 경우 8%p 향상되었으며, 전체적으로 precision 83%, recall 67%의 성능을 보였다.

5. 결론

음성 인식 시스템에서는 다양한 어휘들 중에서 사용자가 요구하는 어휘 정보를 파악하여 사용자에게 정확한 어휘 컨텐츠 추천의 제공이 중요하며, 이를 위한 인식 기술이 중요하다. HMM을 이용하는 어휘 인식 시스템의 단점은 인식 어휘에 대한 인식률이 상대적으로 낮게 나타나며 모델 구성에 대한 이산적인 분포를 정교하게 처리해야 되는 단점을 가진다. 또한, GMM(Gaussian Mixture Model), CHMM(Continuous Hidden Markov Model) 어휘 인식 시스템에서도 어휘 인식에 대한 모델들의 관측 확률 인식률이 낮고, 일부 단위 음소 모델에만 적용되어 제한적으로 사용되는 문제점이 있으며, 어휘 탐색에서 어휘의 의미가 다양하여 탐색된 어휘가 사용자의 요구에 부합되지 않는 문제점을 가진다. 본 연구에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용한 음소인식을 수행하고, 개선된 k-means 알고리즘을 이용하여 어휘 특성에 따른 제한적인 탐색 문제점을 해결하였다. 성능 실험은 기존의 서비스 시스템들과 비교하여 정확도와 재현율로 대변되는 효과성을 측정하였다. 성능 실험 결과 정확도는 81%, 재현율은 63%로 나타났다.

향후 연구 과제로는 음성 데이터 사이즈를 일률적으로 구성하여 실험하는 방법과 지하철 역명의 데이터를 확대하여 실험하고 데이터가 확대되었을 경우 인식률에 미치는 영향을 확인하여 인식률을 향상시킬 수 있는 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] Sang-Yeob Oh. Selective Speech Feature Extraction using Channel Similarity in CHMM Vocabulary Recognition. The Journal of digital policy and management. Vol. 11, No. 10, pp. 453-458, 2013.
- [2] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. Vocabulary Recognition Retrieval Optimized System using MLHF Model. Journal of the Korea Society of Computer and Information. Vol. 14, No. 10, pp. 217-223, 2009.
- [3] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. Echo Noise Robust HMM Learning Model using Average Estimator LMS Algorithm. The Journal of Digital Policy and Management. Vol. 10, No. 10, pp. 277-282, 2012.
- [4] A. Srinivasan, Speech Recognition Using Hidden Markov Model, Applied Mathematical Sciences, vol. 5, no. 79, pp. 3943-3948, 2011.
- [5] Campbell, W. M., Sturim, D. E., Reynolds, D. A., Solomonoff, A. SVM based speaker verification using a GMM supervector kernel and NAP variability compensation. Proc. ICASSP, No. 1, pp. 97-100, 2006.
- [6] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. CHMM Modeling using LMS Algorithm for Continuous Speech Recognition Improvement. The Journal of digital policy and management. Vol. 10, No. 11, pp. 377-382, 2012.
- [7] Zhang, Y., Xu, J., Yan, Z. J., & Huo, Q. An i-vector based approach to training data clustering for improved speech recognition. Proc. Interspeech, pp. 1247-1250. 2011.
- [8] Beaufays, F., Vanhoucke, V., & Strobe, B. Unsupervised discovery and training of maximally dissimilar cluster models. Proc. Interspeech, pp. 66-69, 2010.
- [9] Sang-Yeob Oh. Improving Phoneme Recognition based on Gaussian Model using Bhattacharyya Distance Measurement Method. Journal of Korea Multimedia Society. Vol. 14, No. 1, pp. 85-93, 2011.
- [10] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. Gaussian Model Optimization using Configuration Thread Control In CHMM Vocabulary Recognition. The Journal of Digital Policy and Management. Vol. 10, No. 7, pp. 167-172, 2012.
- [11] Caban, A. Dolinska, B. Budzinski, G. Oczkowicz, G. Ostrozka-Cieslik, A. Cierpka, L. Ryszka, F. The Effect of HTK Solution Modification by Addition of Thyrotropin and Corticotropin on Biochemical Indices Reflecting Ischemic Damage to Porcine Kidney. Transplantation proceedings. Vol. 45, No. 5, pp. 1720-1722, 2013
- [12] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. User's Individuality Preference Recommendation System using Improved k-means Algorithm. Journal of the Korea society of computer and information. Vol. 15 No. 8, pp. 141-148, 2010.
- [13] Myoung-hwan Ahn, Joon-hee Kwon. Ontology based Context-Aware Recommendation System using Concept Hierarchy. Journal of Korean Society for Internet Information. Vol. 8, No. 5, pp. 81-89, 2007.
- [14] Sung-Hwa Hong, Suk-Yong Jung. The Study for the Image Quality Measurement in IPTV. Journal of the Korea Convergence Society. Vol. 2, No. 3, pp. 39-43, 2011.
- [15] Nam-Hoon Kim, Tong-Queue Lee, Suk-Yong Jung, Hae-Yong Park. A Study on Integrated Billing System for Multi-language. Journal of the Korea Convergence Society. Vol. 3, No. 3, pp. 1-5, 2012.

이 중 섭(Lee, Jong Sub)



- 1993년 8월 : 광운대학교 대학원 전자계산학과 (이학석사)
- 1997년 2월 : 광운대학교 대학원 전자계산학과 (박사수료)
- 2012년 3월 ~ 현재 : 세명대학교 교양과정부 교수
- 관심분야 : 분산객체처리시스템, 음성/음향 신호 처리, 차량 통신
- E-Mail: 99jslee@semyung.ac.kr