

## 음성인식을 이용한 고객센터 자동 호 분류 시스템

### Automated Call Routing Call Center System Based on Speech Recognition

심 유 진\* · 김 재 인\*\* · 구 명 완\*\*\*

Yu Jin Shim · Jae In Kim · Myung Wan Koo

#### ABSTRACT

This paper describes the automated call routing for call center system based on speech recognition. We focus on the task of automatically routing telephone calls based on a users fluently spoken response instead of touch tone menus in an interactive voice response system. Vector based call routing algorithm is investigated and normalization method suggested. Call center database which was collected by KT is used for call routing experiment.

Experimental results evaluating call-classification from transcribed speech are reported for that database. In case of small training data, an average call routing error reduction rate of 9% is observed when normalization method is used.

**Keywords:** Automated Call Routing, Call Center, Speech Recognition, Natural Language Processing

#### 1. 서 론

음성인식이 보편화 되면서 사람들은 기존에 버튼이나 문자를 이용하여 해야 되는 일을 음성으로 대체하기 시작했다. 음성인식 서비스를 이용함에 있어서 사람들은 기계가 사람이 자연스럽게 말하는 문장까지도 잘 알아듣기를 바란다.

그런 맥락에서 사람들은 자유롭게 발화된 문장을 가지고 그 말의 의도를 파악하고 반응할 수 있는 기계를 만드는데 관심을 가지게 되었다.

그것의 응용분야 중 하나가 호 분류로 볼 수 있는데 사용자가 전화를 걸어 자신의 의도를 말하면 기계는 그 사람이 원하는 것이 무엇인지를 파악하여 그런 일을 처리할 수 있는 부서로 전화 호를 전달해 주는 것이다.

이러한 서비스는 주로 콜센터나 안내시스템과 같이 현재는 안내원들이 직접 그 역할을 수행하고 있으나 인건비 문제나 사용자의 편리성 관점에서 사람의 역할을 대신하여 편리하게 사용될 수

\* KT 마케팅연구소 음성언어연구팀

\*\* Spoken Language Research Team

\*\*\* KT Marketing & Technology Laboratory

있다.

미국의 통신회사인 AT&T에서는 “How May I Help You?”라는 서비스를 제공하는데 이는 자사의 고객센터에 걸려오는 전화를 안내원을 대신하여 기계가 처리해 주는 서비스로써 인건비 절감의 차원에서 좋은 결과를 가져왔다고 알려져 있다[3].

이와 같이 호 분류를 구현함에 있어서 보다 좋은 성능을 내기 위하여 많은 연구가 이루어지고 있다. 분류 정확도를 높이기 위해 여러 가지 분류기(classifier)를 조합하여 은행의 콜 분류 시스템에 적용하여 그 성능을 보기도 하고[6] 요소 단어나 어절 대신 음소열을 기본단위로 하고 각각의 카테고리 별로 다른 언어모델과 분류기를 사용하는 방법도 제안되고 있다[7].

또한 일반적으로 분류기는 모든 클래스의 중요도를 동일하게 보는데 실제 호 분류에 있어서는 분명 더 중요한 카테고리가 존재한다는 점에서 훈련시에 중요한 카테고리에 비중 실어주는 방법도 연구되고 있다[5].

그리고 비슷한 의미를 가지는 어절을 하나의 그룹으로 묶을 수 있는 테이블이 제안되기도 하였다[8].

본 논문에서는 자동 호 분류 알고리즘 중에서도 벡터 기반 방법을 중심으로 통신사 고객센터 자동 호 분류 시스템에 적용해 보고 그 결과를 살펴보았다. 또한 정규화 과정을 거쳐서 단어 자체의 의미보다도 문맥이 가질 수 있는 정보를 사용함으로써 성능 향상을 가져올 수 있는지 실험해 보았다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 호 분류를 구현함에 있어서 입력 벡터를 추출하고 분류 행렬을 생성하는 방법 및 유사도를 계산하는 방법에 대해 설명하였다. 3 장에서는 본 연구에서의 분류 실험에 쓰인 데이터베이스와 실험과정에 대해 기술한다. 4 장에서는 분류 실험 결과를 제시한 후 5 장에서 결론을 맺는다.

## 2. 호 분류 알고리즘

호 분류의 과정은 크게 세단계로 나눌 수 있다.

첫 번째는 호 분류에 영향을 미칠 수 있는 단어의 리스트를 정하여 그것을 이용하여 입력 벡터를 추출하는 것이고 두 번째는 훈련 시에 분류 매트릭스를 생성하는 하는 것, 세 번째는 카테고리를 정하는 데 있어서 확신 값(confidence score)을 생성하는 과정이다.

### 2.1 입력 벡터(Query Vector) 추출

입력 벡터는 입력을 해당하는 카테고리로 분류하면서 다른 카테고리에 해당하는 입력은 거절해야 하는 분별력을 가지는 것이 중요하다. 보통 입력으로 쓰이는 문장은 음성인식의 결과 이므로 사람이 발화한 그대로라고 보장 할 수 없기에 여러 환경에서 강인해야 한다.

따라서 입력된 모든 단어를 입력 벡터의 요소로 쓰지 않고 분류에 영향을 미치는 단어만을 입력 벡터의 요소로 쓰는 것이 필요하다.

본 논문에서는 입력된 문장을 어절 단위로 정렬하여 “예, 저, 해주세요” 등과 같이 분류에 도움이

되지 않는 단어를 삭제하는 방법으로 입력 벡터 요소 어절(relevant term)을 분류하였다.

또한 정규화 과정을 거쳐서 단어 자체를 그대로 사용하지 않고 문맥 안에서 가질 수 있는 정보를 사용하는 방법을 제안하였다.

정규화 과정의 몇 가지 예를 보이면 아래 표 1과 같다.

표 1. 정규화의 예

---

MONTH	= 1월   2월   ...   12월
PAYMENT	= 기본료   통화료   인터넷   ...
LASTMONTH	= 전달   전월
BILL	= 청구서   고지서
REISSUE	= 재발행   재발송
HOUR	= 1시간   2시간   3시간   ...
MINUTE	= 1분   2분   3분   ...   60분
SPECIAL LIGHT	= 스페셜   라이트
FREE	= 무료   공짜
CAMPUSZONE	= 과기원   ... 캠퍼스존 지역들
RINGTOU	= 링투유   링투미   컬러링
CANCEL	= 해지   삭제   취소
TURNOVER	= 자동연결   착신전환
LOCATION	= 서초동   우면동   ...
KTFPLAZA	= 서초플라자   서초프라자   ...

---

정규화 과정을 거친 요소 어절의 개수가 호 분류 시스템에 있어서 사용되는 어휘의 수가 되어 입력 벡터(Query vector)의 차수가 된다.

그러므로 입력된 텍스트에 요소 어절이 한번 나타나면 그 값이 1이 되고 두 번 나타나면 2 그 외 나타나지 않는 요소의 값들은 0으로 구성된 입력 벡터가 생성되어 훈련과 테스트에 입력으로 사용되게 된다.

## 2.2 분류 행렬(Routing Matrix) 생성

분류를 훈련시키는 방법에는 여러 가지가 있으나 본 논문에서는 벡터 기반 방법을 사용하였다[2]. 일단 요소 어절을 이용하여 입력 벡터가 생성되면 그와 함께 그에 해당하는 카테고리 정보를 가지게 된다.

이때  $n$  번째 카테고리에 해당하는 입력 벡터들을 모아서 모두 더해서 축척 빈도 벡터(accumulated count vector,  $A_n$ )를 생성한다. 만약  $N$ 개의 카테고리가 있고 입력 벡터의 차수 즉 요소어절의 개수가  $M$  개라면  $M \times N$ 행렬인  $A_{t,d}$ 을 생성할 수 있다. 이때 인덱스  $t$ 는 요소어절을  $d$ 는 카테고리를 표현한다.

또한 요소 어절의 빈도수를 그대로 쓰게 되면 훈련 데이터에 많이 나오는 어절에 비중이 주어지게 되므로 이를 보상하기 위하여 각각의 카테고리에서 나타난 빈도수로 아래의 식 (1)과 같이 정규화(normalization)하는 과정을 거친다.

$$B_{t,d} = \frac{A_{t,d}}{\left( \sum_{1 \leq e \leq n} A_{t,e}^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

또한 여러 카테고리에 해당하는 요소 어절 보다는 하나의 카테고리에만 해당하는 요소 어절이 호 분류에는 변별적인 측면에서 중요하므로 요소어절이 발생하는 카테고리의 수로 각 요소어절에 해당되는 벡터값을 아래의 식 (2)와 같이 나뉘준다[1].

$$IDF(t) = \log_2 \frac{n}{d(t)} \quad (2)$$

이때  $t$ 는 term으로 요소 어절을 뜻하고  $n$ 은 훈련데이터에서 나타난 입력 문장의 수,  $d(t)$ 는 요소 어절  $t$ 를 포함하는 입력 문장의 수이다.

$B_{t,d}$ 의 각 행에  $IDF(t)$ 를 곱하면 아래의 식 (3)과 같이 행렬  $C$ 를 생성된다.

$$C_{t,d} = IDF(t) \cdot B_{t,d} \quad (3)$$

### 2.3 유사도(similarity) 생성 과정

이제 입력된 벡터가 어떤 카테고리에 해당하는지 판단하는 과정이 필요하다.

요소 어절 벡터와 카테고리 벡터에 대해 균일한 표현을 함과 동시에 차수를 줄이기 위해 singular vector decomposition이 적용되었다. 이때 요소 어절의 개수를  $m$ 이라 하고 카테고리의 개수를  $n$ 이라고 하면  $C_{t,d}$ 는 아래의 식 (4)와 같이 decomposition할 수 있다.

$$C = U \cdot S \cdot V^T \quad (4)$$

$r$ 이 행렬  $C$ 의 랭크값일 때  $U$ 는  $m \times r$  orthonormal 행렬이 되고  $V$ 는  $r \times n$  orthonormal 행렬,  $S$ 는 양수로만 이루어진  $r \times r$  행렬로 0아닌 값인  $s_{1,1}, \dots, s_{r,r}$ 이 아래 차순으로 정렬되어 있는 diagonal 행렬이다.

행렬  $U$ 의  $i$ 번째 행은  $i$ 번째 요소어절을 표현하는  $r$ 차 벡터가 되고 행렬  $V$ 의  $j$ 번째 행은  $j$ 번째 카테고리를 표현하는  $r$ 차의 벡터가 된다.

따라서  $m \times 1$ 의 입력 벡터를  $Q$ 라고 하면 아래의 식 (5)와 같이 pseudo-document 행렬  $D$ 를 생성할 수 있다[4].

$$D = U^T Q \quad (5)$$

유사도는 위에서 구해진 pseudo-document 행렬  $D$ 와 sacaled document 행렬인  $SV^T$  사이의 cosine score로 구해질 수 있으며 두개의 행렬을 가지고 cosine score를 계산하는 식은 아래 식 (6)과 같다.

$$\cos(X, Y) = \frac{X \cdot Y^T}{\sqrt{\sum_{1 \leq i \leq n} x_i^2 \cdot \sum_{1 \leq i \leq n} y_i^2}} \quad (6)$$

식(6)에 의한 유사도의 결과는  $n$ 차의 벡터가 될 것이고  $j$ 번째의 값은 입력 벡터와 그 카테고리의 유사도를 나타내게 된다.

따라서 가장 큰 값을 가진 카테고리가 주어진 입력에 해당하는 카테고리로 추정되게 된다.

### 3. 호 분류 실험

#### 3.1 데이터베이스

실험을 위한 데이터베이스로는 통신사 콜센터에서 고객응대에 사용하는 데이터를 스크립트화한 것을 사용하였다. 이 데이터베이스는 고객이 통신사 콜센터에 전화를 걸어 본인이 원하는 바를 자유롭게 발화한 문장들로 구성되어 있고 이것을 입력으로 실험하였다. 이러한 문장 셀을 데이터로 사용되는데 각각의 문장에는 사용자가 전화를 건 목적이 청구 및 미압요금 확인인지, 청구 요금 상세 내역 확인인지, 신용카드 결제 안내인지 등에 대한 분류 카테고리 정보가 69 개의 카테고리로 덧붙여진다. 훈련 데이터는 전체 473 개의 문장으로, 404 문장은 훈련에, 나머지 69 문장은 테스트에 사용되었다.

#### 3.2 실험환경

훈련과 관련된 일련의 과정은 아래 그림 1과 같다.

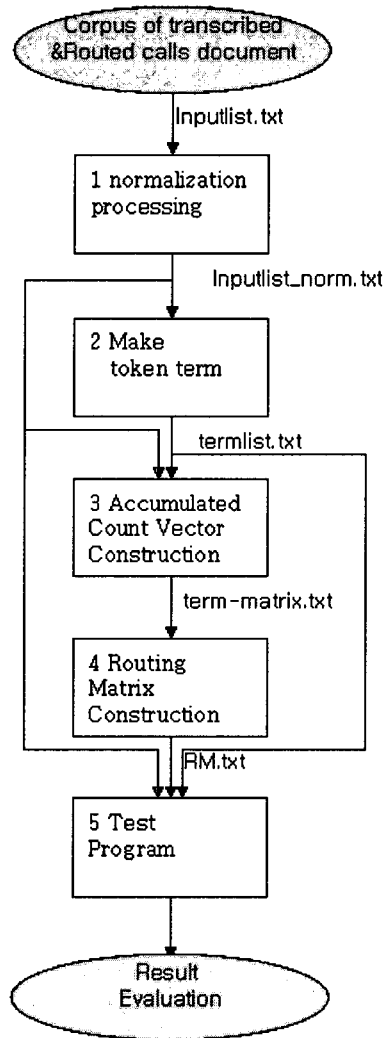


그림 1. 호 분류 훈련 과정 개요도

먼저 훈련에 사용되는 입력 리스트가 정해지면 정규화 과정(1)을 거치게 된다. 어떤 데이터를 사용하는지 어떤 태스크 인지에 따라 정규화의 대상은 달라질 수 있으며 문맥 안에서 공통된 정보로 사용될 수 있는 부분을 표현할 수 있다. 그리고 나서 어절 분리 프로그램(2)을 이용하여 중복되지 않는 어절의 집합을 찾아내게 된다. 그러면 그 어절의 집합 중에서 호 분류와 상관없는 단어는 삭제하고 새로운 어절리스트를 생성하는데 이것이 2.1에서 언급되었던 입력 벡터를 추출하는데 사용되는 요소 어절이 된다.

그러면 위에서 생성한 요소어절 리스트를 이용하여 축적 빈도 벡터를 만들어 정규화하는 과정(3)을 거친 다음 singular vector decomposition(4)을 하고 유사도를 계산하여 훈련이 잘 되었는지 확인(5)하게 된다.

테스트 할 때에는 훈련에서 얻어진 행렬을 이용하여 유사도를 계산하여 주어진 입력이 어떤 카테고리에 해당하는지를 추정하게 된다.

#### 4. 실험 결과

전체 훈련 데이터에 대하여 정규화 과정을 거친 데이터와 정규화 과정을 거치지 않는 데이터 각각을 이용하여 훈련을 하여 두개의 분류 행렬을 생성하였다. 테스트 데이터 전체를 이용하여 실험한 set 1과 정규화 과정을 거쳤을 경우 변화가 있는 부분으로 구성된 set 2 각각에 대해 호 분류율을 계산해 보았다. 실험 결과는 아래 표 2 테스트 호 분류율과 같다.

전체 테스트 데이터로 호 분류 실험을 해 보면 정규화 과정을 거친 것이 정규화를 하지 않은 것에 비해 1.7% 정도 호 분류율이 향상되는 것을 관찰할 수 있었다.

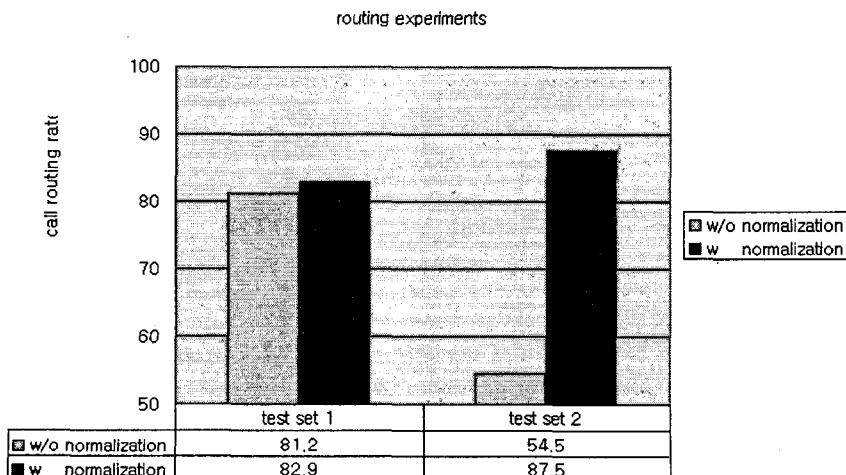
또한 정규화 과정의 영향을 받는 문장만으로 구성된 set 2의 경우는 분류율이 33% 정도 향상되어 정규화 과정을 거치는 것이 그렇지 않은 것에 비해 훨씬 좋은 성능을 낸다는 것을 알 수 있었다.

그것에 비하면 set 1의 성능차가 그리 많이 나지 않는 것은 정규화 어절들이 여러 카테고리에 분포하는 경우 카테고리 사이의 변별력이 떨어지기 때문으로 보인다.

그럼에도 불구하고 성능이 더욱 우수하게 나오고 전체 테스트 데이터에 대한 오분류 감소율이 9% 정도로 본 접근방법이 성능향상에 도움을 준다는 것을 보여준다.

또한 실험에 쓰여진 데이터는 중복되지 않는 문장으로 구성되었고 정규화가 행해지는 후보단어의 범위가 좁았는데 정규화 어절이 포함하는 범위가 크면 클수록 이와 같은 정규화 방법은 더욱 좋은 성능을 낼 수 있을 것이라 기대된다.

표 2. 테스트 호 분류율



## 5. 결 론

본 논문에서는 음성인식을 이용한 고객센터 자동 호 분류 시스템을 구현하기 위해 필요한 호 분류 실험을 해보았다. 벡터 기반 알고리즘을 사용하여 입력된 문장으로부터 입력 벡터를 추출하고 분류행렬을 생성하여 유사도를 생성하는 과정을 거친 실험을 하였고 입력 벡터를 추출하는 과정에서 정규화 과정을 거쳤을 경우 성능의 개선이 이루어 질 수 있는지 살펴보았다. 그 결과 전체 테스트 데이터에 대해서 오 분류 감소율이 9% 정도로 효과가 있는 것으로 관찰되었다. 테스트 데이터 중 정규화 과정의 영향을 받는 부분에 대해서 오 분류 감소율은 73%에 달해 본 접근방법이 성능 향상을 가져온다는 것을 알 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] Chu-Carroll, J. and Carpenter, R. L. 1999. "Vector-based Natural Language Call Routing." *Computational Linguistics*, vol. 25, no. 3, pp. 361-388.
- [2] Lee, C. H., Carpenter, R. L., Chou, W., Chu-Carroll, J., Reichl, W. and Saad, A. 1998. "A Study on natural language call routing." in 4th IEEE Workshop on Interactive Voice Technology for Telecommunication Applications.
- [3] Allen, L. G., Alicia, A., Tirso, A., Giuseppe, R., Jeremy, H. W. 2002. "Automated Natural Spoken Dialog." *IEEE Computer Magazine*, vol. 35 (4) pp. 51-56, April.
- [4] Deerwester, S., Dumais, S., Furnas, G. Lamdauer, T. and Harshman, R. 1990. "Indexing by Latent Semantic Analysis." *Jour. Amer. Soc. of Information Science*, Vol. 41, pp. 391-407.
- [5] Gokhan, T. 2004. "Cost-Sensitive Call Classification." Proc. *ICSLP*, Jeju, Korea, Oct.
- [6] Zitouni, I., Lee, M., Jiang, H. 2004. "Constrained Minimization Technique for Topic Identification Using Discriminative Training and Support Vector Machines." Proc. *ICSLP*, Jeju, Korea, Oct.
- [7] Qiang, H., Stephen, C. 2004. "Mixture Language Models for Call Routing." Proc. *ICSLP*, Jeju, Korea, Oct.
- [8] 심유진, 김재인, 구명완, 2004. "음성인식을 이용한 자동 호 분류 철도 예약 시스템." *대한음성학회 가을 학술대회*.

접수일자: 2005. 04. 30

게재결정: 2005. 05. 31

### ▲ 심유진

서울시 서초구 우면동 17 (우: 137-140)

KT 마케팅연구소 음성언어연구팀

Tel: +82-2-526-6762 Fax: +82-2-526-5909

E-mail: ilovelatte@kt.co.kr



▲ 김재인

서울시 서초구 우면동 17 (우: 137-140)

KT 마케팅연구소 음성언어연구팀

Tel: +82-2-526-5093 Fax: +82-2-526-5909

E-mail: jaeinkim@kt.co.kr

▲ 구명완

서울시 서초구 우면동 17 (우: 137-140)

KT 마케팅연구소 음성언어연구팀

Tel: +82-2-526-5090 Fax: +82-2-526-5909

E-mail: mwkoo@kt.co.kr