

|                                                                                            |                                                             |                                                    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------|
|           | (19) 대한민국특허청(KR)<br>(12) 공개특허공보(A)                          | (11) 공개번호 10-2014-0094329<br>(43) 공개일자 2014년07월30일 |
| <hr/>                                                                                      |                                                             |                                                    |
| (51) 국제특허분류(Int. Cl.)<br>G06F 17/00 (2006.01) G06F 17/18 (2006.01)<br>G06F 17/20 (2006.01) | (71) 출원인<br>세종대학교산학협력단<br>서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)    |                                                    |
| (21) 출원번호 10-2013-0007030                                                                  | (72) 발명자<br>유성준<br>서울 강동구 고덕로 210, 506동 1503호 (명일동, 삼익그린맨션) |                                                    |
| (22) 출원일자 2013년01월22일<br>심사청구일자 2013년01월22일                                                | (74) 대리인<br>특허법인엠에이피에스                                      |                                                    |

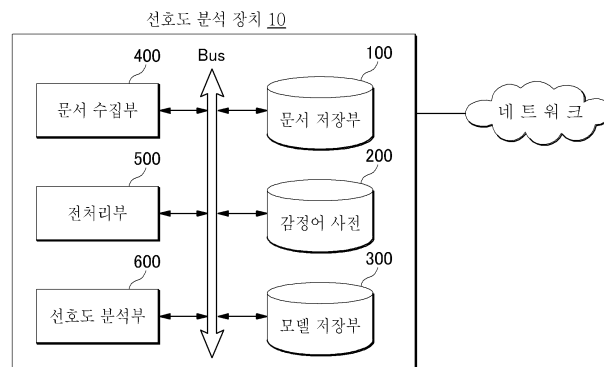
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 **선호도 분석 장치 및 방법**

### (57) 요약

본 발명은 제품에 대한 사용자의 선호도를 분석하는 장치에 관한 것으로, 감정을 나타내는 어휘(sentimental lexicon) 패턴 정보가 저장되는 감정어 사전; 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여, 감정어 사전에 정의되어 있는 어휘 패턴 정보를 기초로, 하나 이상의 문서에 기술되어 있는 사용자의 의견을 긍정적 의견 또는 부정적인 의견 중 어느 하나의 클래스(class)로 분류하는 선호도 분석부;를 포함하되, 통계 기반 기계 학습 알고리즘에는 감정어 사전에서 각 어휘 패턴의 전체 클래스에 속하는 개수에 대한 특정 클래스에 속하는 개수의 비율이 이용되는 선호도 분석 장치를 제공한다.

**대 표 도** - 도1



## 특허청구의 범위

### 청구항 1

제품에 대한 사용자의 선호도를 분석하는 장치에 있어서,

감정을 나타내는 어휘(sentimental lexicon) 패턴 정보가 저장되는 감정어 사전;

통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여, 감정어 사전에 정의되어 있는 어휘 패턴 정보를 기초로, 하나 이상의 문서에 기술되어 있는 사용자의 의견을 긍정적 의견 또는 부정적인 의견 중 어느 하나의 클래스(class)로 분류하는 선호도 분석부;를 포함하되,

통계 기반 기계 학습 알고리즘에는 감정어 사전에서 각 어휘 패턴의 전체 클래스에 속하는 개수에 대한 특정 클래스에 속하는 개수의 비율이 이용되는 것인 선호도 분석 장치.

### 청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)를 기초로 하는 선호도 분석 장치.

### 청구항 3

제 1 항에 있어서,

감정어 사전에 저장되는 어휘 패턴 정보는 어휘 패턴(pattern), 어휘 패턴이 유니그램(unigram)인지 바이그램(bigram)인지를 표시하는 형태(type), 어휘 패턴의 감정 표현 대상을 나타내는 대상(target), 및 어휘 패턴이 긍정적인 감정을 나타내는지 또는 부정적인 감정을 나타내는지를 표시하는 극성(polarity)을 포함하는 선호도 분석 장치.

### 청구항 4

선호도 분석 장치를 사용하여 제품에 대한 사용자의 선호도를 분석하는 방법에 있어서,

감정을 나타내는 어휘(sentimental lexicon) 패턴 정보가 저장되는 감정어 사전을 구축하는 단계;

통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여, 감정어 사전에 정의되어 있는 어휘 패턴 정보를 기초로, 하나 이상의 문서에 기술되어 있는 사용자의 의견을 긍정적 의견 또는 부정적인 의견 중 어느 하나의 클래스(class)로 분류하는 단계;를 포함하되,

통계 기반 기계 학습 알고리즘에는 감정어 사전에서 각 어휘 패턴의 전체 클래스에 속하는 개수에 대한 특정 클래스에 속하는 개수의 비율이 이용되는 것인 선호도 분석 방법.

### 청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)를 기초로 하는 선호도 분석 방법.

### 청구항 6

제 4 항에 있어서,

감정어 사전에 저장되는 어휘 패턴 정보는 어휘 패턴(pattern), 어휘 패턴이 유니그램(unigram)인지 바이그램(bigram)인지를 표시하는 형태(type), 어휘 패턴의 감정 표현 대상을 나타내는 대상(target), 및 어휘 패턴이 긍정적인 감정을 나타내는지 또는 부정적인 감정을 나타내는지를 표시하는 극성(polarity)을 포함하는 선호도 분석 방법.

## 청구항 7

제 4 항에 있어서,

상기 감정어 사전에는 레스토랑에 특화된 어휘 패턴 정보가 저장되는 선호도 분석 방법.

## 명세서

### 기술분야

[0001] 본 발명은 선호도 분석 장치 및 방법에 관한 것이다.

### 배경기술

[0002] 최근 블로그나 소셜 네트워킹 서비스 사이트들이 인기를 얻음에 따라, 사용자가 인터넷에 올린 글에서 평가 대상 제품에 대한 사용자의 의견을 자동 추출하고 분석하는 의견 마이닝(opinion mining)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 예를 들어, 특정 제품에 대한 온라인 리뷰(review) 문서의 내용을 긍정적인 의견(positive) 및 부정적인 의견(negative)으로 분류하기 위해 기계 학습(machine learning) 등의 방법이 사용되고 있다.

[0003] 많은 리뷰 사이트가 사용자가 제품에 대해 매긴 별점(star score)을 사용자가 작성한 리뷰 문서와 함께 제공한다. 그러나 종종 별점과 리뷰의 내용이 일치하지 않는 경우가 발견된다. 예를 들어, 별점은 높게 평가하였는데 리뷰의 내용은 부정적이거나 그 반대인 경우가 있다. 따라서 리뷰 내용이 나타내는 감정(sentiment)을 자동 분석하여 정량화된 값으로 분류하여 제공하는 것이 유용할 수 있다.

[0004] 즉, 사용자가 작성한 리뷰 문서의 내용으로부터 사용자가 제품에 대해 긍정적인 의견을 갖고 있는지 부정적인 의견을 갖고 있는지 자동 분류하는 선호도 분석 장치 및 방법이 필요하다.

[0005] 의견 마이닝과 관련하여, 한국공개특허 제10-2009-0048997호("키워드를 통한 여론 자료 수집 방법 및 시스템과 이를 위한기록매체")에는 키워드를 기반으로 여론 자료를 수집하는 구성이 개시되어 있다.

[0006] 또한, 한국등록특허 제100416906("온라인 고객 관리 시스템 및 그 방법")는 고객의 의견을 실시간으로 수집하는 구성이 개시되어 있다.

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 전술한 문제를 해결하기 위한 것으로서, 그 목적은 사용자의 제품에 대한 선호도를 긍정적인지 부정적인지 자동 분류하는 선호도 분석 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

#### 과제의 해결 수단

[0008] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 제 1 측면에 따른 제품에 대한 사용자의 선호도를 분석하는 장치는, 감정을 나타내는 어휘(sentimental lexicon) 패턴 정보가 저장되는 감정어 사전; 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여, 감정어 사전에 정의되어 있는 어휘 패턴 정보를 기초로, 하나 이상의 문서에 기술되어 있는 사용자의 의견을 긍정적 의견 또는 부정적인 의견 중 어느 하나의 클래스(class)로 분류하는 선호도 분석부;를 포함하되, 통계 기반 기계 학습 알고리즘에는 감정어 사전에서 각 어휘 패턴의 전체 클래스에 속하는 개수에 대한 특정 클래스에 속하는 개수의 비율이 이용되는 것을 특징으로 한다.

[0009] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 제 2 측면에 따른 선호도 분석 장치를 사용하여 제품에 대한 사용자의 선호도를 분석하는 방법은, 감정을 나타내는 어휘(sentimental lexicon) 패턴 정보가 저장되는 감정어 사전을 구축하는 단계; 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)에 기초한 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여, 감정어 사전에 정의되어 있는 어휘 패턴 정보를 기초로, 하나 이상의 문서에 기술되어 있는 사용자의 의견을 긍정적 의견 또는 부정적인 의견 중 어느 하나의 클래스(class)로 분류하는 단계;를 포함하되, 통계 기반 기계 학습 알고리즘에는 감정어 사전에서 각 어휘 패턴의 전체 클래스에 속하는 개수에 대한 특정 클래스에 속하는 개수의 비율이 이용되는 것을 특징으로 한다.

### 발명의 효과

[0010] 본 발명은 선호도 분석 장치 및 방법에 있어, 사용자가 작성한 리뷰 문서의 내용으로부터 사용자의 제품에 대한 선호도를 긍정적인지 부정적인지 자동으로 분류하는 효과를 얻는다.

[0011] 특히, 제품에 특화되고, 다양한 어휘 패턴 정보를 포함하는 감정어 사전을 구축함에 따라, 정확도가 향상된 선호도 분석 결과를 제공할 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

[0012] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치의 구조를 도시함.

도 2는 일반적인 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)의 개념을 도시함.

도 3은 본 발명의 기초가 되는 나이브 베이즈 분류기의 개념을 도시함.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘의 개념을 도시함.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전의 어휘 패턴 정보를 도시함.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전의 실시예를 도시함.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전에 사용될 수 있는 어휘 패턴의 예를 도시함.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘의 학습 데이터로부터 구축될 수 있는 정보의 실시예를 도시함.

도 9는 본 발명의 기초가 되는 나이브 베이즈 분류기에서 클래스별 총 우도를 계산하는 실시예를 도시함.

도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘에서 클래스별 총 우도를 계산하는 실시예를 도시함.

도 11은 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 방법의 흐름을 도시함.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0013] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0014] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0015] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치의 구조를 도시하고 있다.

[0016] 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)는 사용자가 작성한 리뷰 문서의 내용으로부터 사용자가 상품 판매 업체가 제공하는 특정 제품에 대해 긍정적인 의견을 갖고 있는지 부정적인 의견을 갖고 있는지 자동 분류하는 장치이다. 예를 들어, 상품 판매 업체는 레스토랑 운영자일 수 있으며, 선호도 분석 장치(10)는 레스토랑 리뷰 문서의 내용에서 사용자의 특정 레스토랑에 대한 선호도를 자동 추출하는 장치일 수 있다.

[0017] 이를 위하여, 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)는 감정을 나타내는 어휘(sentimental lexicon) 패턴 정보가 저장되는 감정어 사전(200), 및 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)를 기초로 하는 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여, 감정어 사전(200)에 정의되어 있는 어휘 패턴 정보를 기초로, 하나 이상의 문서에 기술되어 있는 사용자의 의견을 긍정적 의견 또는 부정적인 의견 중 어느 하나의 클래스(class)로 분류하는 선호도 분석부(600)를 포함한다.

[0018] 특히, 감정어 사전(200)에는 특정 제품에 특화된 감정어 어휘 패턴(pattern)이 형태(type), 대상(target), 극성(polarity) 등 다양한 정보와 함께 정의된다. 이렇게 특정 제품에 특화되고, 다양한 어휘 패턴 정보를 포함하는 감정어 사전을 구축함으로써, 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)는 정확도가 향상된 선호도 분석 결과를 제공할 수 있다.

- [0019] 형태는 어휘 패턴이 유니그램(unigram)인지 바이그램(bigram)인지를 표시하는 정보이고, 대상은 어휘 패턴의 감정 표현 대상을 나타내는 정보이며, 극성은 어휘 패턴이 긍정적인 감정을 나타내는지 또는 부정적인 감정을 나타내는지 표시하는 정보이다. 자세한 내용은 도 5 내지 도 7을 통해 후술한다.
- [0020] 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)는 네트워크(예: 인터넷)에서 제품에 대한 리뷰 문서를 수집하는 문서 수집부(400), 및 수집된 리뷰 문서를 저장하는 문서 저장부(100)를 포함할 수 있다.
- [0021] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)는 기계 학습 및 분류 과정에서 선호도 분석부(600)에 의해 구축, 갱신, 사용되는 모델 정보가 저장되는 모델 저장부(300)를 포함할 수 있다. 예를 들어, 모델 저장부(300)에는 선호도 분석부(600)가 사용하는 통계 기반 기계 학습 알고리즘이 활용할 수 있는 다양한 정보가 저장될 수 있으며, 저장되는 정보의 형태나 종류에는 제한이 없다.
- [0022] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)는 리뷰 문서에서 추출한 어휘에 대해 불용어 제거 등의 전처리를 수행하는 전처리부(500)를 포함할 수 있다.
- [0023] 기계 학습 알고리즘에는 여러 가지가 있으나, 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10)가 사용하는 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 나이브 베이즈 분류기를 기초로 한다. 나이브 베이즈 분류기는 단순하고 가벼우면서도 만족할 만한 성능을 보이기 때문이다. 도 2를 통해 나이브 베이즈 분류기의 기본 개념에 대해 설명한다.
- [0024] 도 2는 일반적인 나이브 베이즈 분류기의 개념을 도시하고 있다.
- [0025] 분류한다(classify)는 것은 분류 대상을 같은 특징(feature)을 가진 것끼리 나누어 종류별로, 즉, 각 클래스(class)로 나누어놓는 것을 의미한다. 이때 '어떤 특징을 가진 것은 어떤 클래스에 속한다'가 명확하지 않은 경우에는 어떻게 해야 하는지 의문이 생길 수 있다. 예를 들어, 키가 180cm인 사람은 '여자'라는 클래스로 분류해야 할 것인가, '남자'라는 클래스로 분류해야 할 것인가?
- [0026] 이런 경우 나이브 베이즈 분류기와 같은 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 그동안의 관측값(observation)을 살펴본다. 예를 들어, 일련의 학습 데이터(training data)가 여자 1호는 키가 160cm이고, 여자 2호는 키가 165cm, 여자 3호는 키가 157cm, 여자 4호는 키가 168cm, 남자 1호는 키가 180cm, 남자 2호는 키가 177cm, 남자 3호는 키가 181cm, 남자 4호는 키가 172cm이었다고 하자. 이러한 관측값을 통해 키가 180cm인 사람이 여자일 확률과 남자일 확률을 산출하여 둘을 비교할 수 있을 것이다. 확률값 자체보다는 어느 쪽 확률이 높은지가 중요하다. 산출 결과 남자일 확률이 여자일 확률보다 높다면, 이 사람은 '남자'라는 클래스로 분류하는 것이 타당할 것이다.
- [0027] 따라서 나이브 베이즈 분류기는 관측된 특징에 따라 해당 특징을 가진 분류 대상이 어느 클래스에 속할 확률이 높은지를 계산한다. 이를 위해 나이브 베이즈 분류기는 확률 및 통계 분야에서 폭넓게 사용되는 기본 정리 중 하나인 베이즈 정리(Bayes' Theorem)를 활용한다.
- [0028] 도면의 첫번째 수식(E110)에 도시된 바와 같이, 베이즈 정리는 사후 확률(posterior)은 사전 확률(prior)과 우도(likelihood) 및 증거(evidence)를 사용하여 산출할 수 있음을 나타낸다.
- [0029] 먼저 일반적인 개념을 설명하기 위하여, 분류 대상이 특정 클래스에 속할 확률을 사건 A가 발생할 확률, 분류 대상이 특정 특징을 가질 확률을 사건 B가 발생할 확률이라고 하자. 그렇다면 우리가 관심을 가지는 것은 분류 대상이 특정 특징을 가질 때 분류 대상이 특정 클래스에 속할 확률, 즉, 사건 A의 사후 확률이다.
- [0030] 사건 A의 사후 확률은 사건 B가 발생했을 때 사건 A가 발생할 조건부 확률(conditional probability)인  $P(A|B)$ 이다.
- [0031] 사건 A의 사전 확률은 아직 사건 B에 대한 관측 데이터가 없을 때 사건 A의 확률인  $P(A)$ 이다.
- [0032] 사건 B에 대한 사건 A의 우도는 사건 A가 발생했을 때 사건 B가 발생할 조건부 확률인  $P(B|A)$ 와 같다.
- [0033] 정규화 상수인 증거는 사건 B가 발생할 확률인  $P(B)$ 이다. 관측값으로부터 계산할 수 있으며, 사건 A가 발생하는 것과는 관계가 없으므로 사실상 상수로 보아도 무관하다. 따라서 사후 확률의 비교를 통해 클래스를 분류할 때 증거는 신경쓰지 않아도 된다.
- [0034] 정리하면,  $P(A|B)$ 는  $P(A)P(B|A)$ 에 비례하며, 분류기는 어느 클래스에 대해 이 값이 최대가 되는지를 찾을 필요가 있다. 이것이 두번째 수식(E120)과 세번째 수식(E130)에 도시되어 있는 개념이다.
- [0035] 두번째 수식(E120)은 사건 A와 사건 B를 좀더 구체적으로 설명하고 있다. F는 특징, C는 클래스를 의미한다. 즉, 좌변의 사후 확률은 n개의 특징이 관측되었을 때 분류 대상이 특정 클래스에 속할 확률을 나타낸다. 우변의

Z는 정규화 상수인 증거이며, 증거는 모든 특징들의 확률의 합이므로 상수가 되어 전술한 바와 같이 신경쓰지 않아도 된다. 그 뒤의 P(C)는 분류 대상이 특정 클래스에 속할 사전 확률이다. 그 뒤의 우도는 전술한 바와 같이, 분류 대상이 특정 클래스에 속할 때 특정 특징을 갖고 있을 확률과 같다.

- [0036] 이때, 우도, 즉, 분류 대상이 특정 클래스에 속할 때 특정 특징들을 갖고 있을 전체 확률이 단순히 특징별 조건부 확률의 곱으로 표현되었음을 주목할 필요가 있다. 나이브 베이즈 분류기는 각 특징이 서로 독립(independent)이라고 전제한다. 예를 들어, 어떤 사람이 여자인지 남자인지를 분류할 때, 그 사람의 키와 몸무게는 서로 영향을 미치지 않는다.
- [0037] 이러한 전제 덕분에 나이브 베이즈 분류기는 단순하고 가볍고 빠르게 동작할 수 있다. 실제로는 각 특징이 서로 독립이 아닌 경우가 많을 것이다. 예를 들어, 키가 커지면 몸무게도 늘어나는 경향이 있으므로 키와 몸무게라는 두가지 특징은 서로 독립이 아니다. 그러나 각 특징이 독립이라고 가정함으로써, 나이브 베이즈 분류기는 우도 계산을 단순화 시킬 뿐 아니라, 각 특징의 확률 분포 또한 단순화시킬 수 있다. 이에 따라 계산 부하가 크게 줄어든다. 또한 이에 따라 적은 양의 학습 데이터를 가지고도 파라미터(parameter)를 추정(estimate)할 수 있다. 예를 들어, 단순히 각 변수의 평균과 분산만을 계산하면 되고, 전체 공분산 행렬은 계산할 필요가 없다.
- [0038] 나이브 베이즈 분류기는 어떤 특징이 분류에 유효한 것인지 여부를 따지지 않는다. 예를 들어, 어떤 사람이 여자인지 남자인지를 분류할 때 그 사람의 출생일이 언제인지는 영향을 미치지 않지만 나이브 베이즈 분류기는 이를 배제하지 않는다. 그럼에도 불구하고, 나이브 베이즈 분류기는 분류 대상을 각 클래스에 분류함에 있어, 다른 접근법에 비해 우수한 분류 성능을 보이는 것으로 알려져 있다.
- [0039] 한가지 이유는 전술한 바와 같이, 분류 대상을 각 클래스로 분류하는 데에는 사후 확률 산출값 자체보다는 사후 확률간 비교가 중요하기 때문이다. 따라서 나이브 베이즈 분류기가 정확한 사후 확률을 산출하지 못하더라도 어느 클래스의 사후 확률이 가장 큰지만 정확하게 산출한다면 분류의 정확도에는 영향을 미치지 않을 수 있다.
- [0040] 이러한 개념이 세번째 수식(E130)에 도시되어 있다. 좌변은 n개의 특징이 특정 값을 갖는 것으로 관측되었을 때 이 정보를 가지고 분류 대상을 분류함을 나타낸다. 우변은 두번째 수식(E120)의 최대값을 찾는다는 뜻이다. 도시되어 있는 바와 같이, 클래스와 특징이 각각 어떤 특정 값을 가질 때 사후 확률이 최대가 되는지를 찾고 있으며, 전술한 바와 같이, 증거 Z는 상수이므로 무시되고 있다.
- [0041] 이렇게 사후 확률이 최대가 되는 클래스를 선택한다는 개념을 최대 사후 확률(MAP: maximum a posteriori) 결정 규칙(decision rule)이라고 한다. 그런데, 사후 확률은 우도에 비례하므로, 사후 확률이 최대가 되는 클래스를 찾는 문제는 우도가 최대가 되는 클래스를 찾는 문제로 볼 수 있다. 따라서 나이브 베이즈 분류기는 모수 추정, 즉, 파라미터 추정에 최대 우도(maximum likelihood) 방식을 사용할 수 있다.
- [0042] 도 3은 본 발명의 기초가 되는 나이브 베이즈 분류기의 개념을 도시하고 있다. 도 3은 도 2의 나이브 베이즈 분류기를 본 발명에 적용한 것이다.
- [0043] 첫번째 수식(E210)은 도 2의 세번째 수식(E130)에 대응된다. 즉, 수식은 분류대상의 사후 확률이 최대가 되는 클래스를 찾는 문제를 도시하고 있다. 본 발명은 의견을 기술한 문서가 긍정적인 의견을 기술하고 있는지 부정적인 의견을 기술하고 있는지를 나이브 베이즈 분류기에 기초한 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 사용하여 분류하는 방법에 대한 것이다.
- [0044] 따라서 본 발명에서의 분류 대상은 각 문서이고, 클래스는 긍정적 의견 또는 부정적인 의견이라는 두가지 종류가 있으며, 각 클래스로 분류하기 위한 분류 대상의 특징은 감정을 나타내는 어휘 패턴이다.
- [0045] 두번째 수식(E220)은 첫번째 수식(E210)의 사후 확률을 계산하기 위한 각 특징(어휘 패턴)의 조건부 확률, 즉 각 클래스의 우도를 나타내며, 세번째 수식(E230)은 첫번째 수식(E210)의 사후 확률을 계산하기 위한 각 클래스의 사전 확률을 나타낸다. 이를 계산하기 위한 세부 항목에 대한 설명은 도면에 도시되어 있다.
- [0046] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘의 개념을 도시하고 있다.
- [0047] 전술한 바와 같이, 본 발명은 제품에 특화되고, 다양한 어휘 패턴 정보를 포함하는 감정이 사전을 통하여, 정확도가 향상된 선호도 분석 결과를 제공하는 것을 목표로 하고 있다. 이에 따라, 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 나이브 베이즈 분류기를 감정이 사전에 정의된 어휘 패턴 정보를 활용할 수 있도록 개선하여 사용한다.
- [0048] 첫번째 수식(E310)에 도시되어 있는 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 도

3의 본 발명의 기초가 되는 나이브 베이즈 분류기에 두번째 수식(E320)에 설명되어 있는 변수를 추가하여 사용하고 있다.

- [0049] 이는 도시되어 있는 바와 같이, 감정어 사전에서 각 클래스에 속하는 각 패턴의 비율 정보이다. 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 각 패턴의 감정어 사전에서 전체 클래스에 포함되어 있는 수에 대한 특정 클래스에 포함되어 있는 수의 비율을 활용한다.
- [0050] 이는 감정어 사전을 활용하여 각 문서가 긍정적인 의견에 속할 확률과 부정적인 의견에 속할 확률을 한번 더 계산한 후에 최종 우도를 계산함을 의미한다.
- [0051] 본 발명이 이러한 구성을 포함하는 이유는 종래의 감정어 사전이 갖고 있는 문제를 개선하기 위함이다.
- [0052] 첫째, 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전은 범용(general purpose) 어휘가 아닌 특정 제품에 특화되어 있는 어휘를 사용하여, 분류 성능을 높이려고 한다. 예를 들어, 본 발명의 일실시예에서 레스토랑에 특화된 감정어 사전은 "delicious"나 "맛있다"와 같은 어휘를 포함시켜 각 레스토랑에 대한 사용자의 선호도 극성을 좀더 정확하게 추출할 수 있다.
- [0053] 또한, 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전은 "good"이나 "좋다"와 같은 유니그램(unigram) 뿐 아니라 "not bad", "나쁘지 않다"와 같은 바이그램(bigram)도 포함시켜 분류 성능을 한층 더 높이려고 한다. 유니그램은 하나의 단어로 이루어진 어휘 패턴을 의미하고, 바이그램은 두개의 단어로 이루어진 어휘 패턴을 의미한다. 감정을 나타내는 어휘 중 하나의 단어로 이루어진 패턴만을 사용한다면 "나쁘지 않다", "좋지 않다"와 같은 감정어휘 패턴을 함께 고려했을 때보다 분류 정확도가 낮을 수 밖에 없으므로, 본 발명은 부정어나 강조 부사가 포함되어 있는 바이그램도 고려하려는 것이다.
- [0054] 또한, 감정어 사전에서의 긍정적인 감정을 나타내는 어휘 패턴의 수와 부정적인 감정을 나타내는 어휘 패턴의 수의 구성 비율에 따라 분류 정확도가 영향을 받을 수 있다. 따라서 본 발명의 감정어 사전 구축시 및 감정어 사전을 활용한 통계 기반 기계 학습 알고리즘에 이를 고려한다.
- [0055] 또는, 도시되어 있지 않지만, 수식(E310)에서  $R_1(P_{ij})$ 를 제거하는 대신,  $R_2(P_{ij})$ 를  $P(p_{ij}|c_j)$ 에 곱한 또다른 실시예가 사용될 수 있다. 이 실시예에서, 클래스 j에 대한 우도를 계산할 때,  $R_2(p_{ij})$ 는 패턴  $p_{ij}$ 가  $L_j$ , 즉 감정어 사전에서 클래스 j에 속해 있다면 0.9999 값을, 그렇지 않으면 0.0001을 갖는다.
- [0056] 이를 통해 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10) 및 방법은 종래 기술에서 긍정적인 의견에 대한 분류 정확도와 부정적인 의견에 대한 분류 정확도에 차이가 있던 문제를 해결하여, 평균 분류 정확도를 높일 수 있다.
- [0057] 특히, 첫번째 실시예는 분류 정확도를 높이는 데 강점이 있고, 두번째 실시예는 긍정적인 의견에 대한 분류 정확도와 부정적인 의견에 대한 분류 정확도간 차이를 좁히는 데 강점이 있다.
- [0058] 예를 들어, 본 발명자가 실시한 실험 결과, 본 발명에 따른 선호도 분석 방법은 종래 기술 중 하나인 나이브 베이즈 분류기를 사용했을 때보다 긍정적인 의견에 대한 분류 정확도와 부정적인 의견에 대한 분류 정확도간의 차이를 3% 좁히는 것으로 나타났다. 기계 학습 알고리즘의 하나인 SVM(support vector machine)과 비교했을 때는 긍정적인 의견에 대한 분류 정확도와 부정적인 의견에 대한 분류 정확도간의 차이가 28.5% 좁아졌다. 또한 이에 따라, 본 발명에 따른 선호도 분석 방법의 분류 정확도는 나이브 베이즈 분류기 및 SVM과 비교했을 때 각각 최대 1.9% 및 26.2% 향상되었다.
- [0059] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전의 어휘 패턴 정보를 도시하고 있다.
- [0060] 전술한 바와 같은 효과를 위해, 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전이 포함하는 어휘 패턴은 도시된 바와 같은 정보를 포함한다.
- [0061] 즉, 감정어 사전에 저장되는 어휘 패턴 정보는 감정을 나타내는 어휘의 패턴, 형태, 대상, 및 극성 정보를 포함하는데, 형태(type)는 어휘 패턴이 유니그램(unigram)인지 바이그램(bigram)인지를 표시하는 정보이고, 대상(target)은 어휘 패턴의 감정 표현 대상을 나타내는 정보이며, 극성(polarity)은 어휘 패턴이 긍정적인 감정을 나타내는지 또는 부정적인 감정을 나타내는지를 표시하는 정보이다.
- [0062] 도 6 및 도 7을 통해 어휘 패턴에 대해 자세히 살펴보자. 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전의 실시예를 도시하고 있다.

- [0063] 먼저 패턴을 보면, good, fresh 등의 어휘 뒤에 해당 단어에 대한 추가적인 정보가 덧붙여 있음을 알 수 있다. 이는 추출한 어휘의 품사 정보가 될 수 있다. 예를 들어, 감정을 나타내는 어휘는 형용사인 경우가 많으므로, 본 발명의 일실시예에 따른 특정 제품에 특화된 감정어 사전은 형용사를 많이 포함하지만, very와 같은 강조 부사도 포함할 수 있으며, 이때 강조 부사임을 나타내기 위해 \_Z를 덧붙일 수 있다.
- [0064] 형태는 전술한 유니그램인지 바이그램인지를 나타낸다. 도 6은 유니그램을, 도 7은 바이그램을 도시하고 있다.
- [0065] 대상은 도시되어 있는 바와 같이 감정어의 대상이다. 예를 들어, 레스토랑에 특화된 감정어 사전일 경우, 도시되어 있는 바와 같이 좋다, 신선하다 등의 감정이 표현되는 대상은 일반, 식재료, 가격, 음식 맛 등이 될 수 있다.
- [0066] 극성은 감정의 극성이다. 즉, 해당 어휘 패턴이 긍정적인 의견을 나타내는 패턴인지 부정적인 의견을 나타내는 패턴인지를 표시한다. 예를 들어, good, fresh는 긍정 극성을 나타내고, not delicious는 부정 극성을 나타낸다.
- [0067] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 감정어 사전에 사용될 수 있는 어휘 패턴의 예를 도시하고 있다.
- [0068] 도 7에 도시되어 있는 바와 같이, 유니그램, 바이그램 모두, 긍정 패턴의 수 및 그 빈도가 부정 패턴의 수 및 그 빈도보다 높다. 따라서 이를 그대로 사용하면, 전술한 바와 같이 긍정적인 의견에 대한 분류 정확도와 부정적인 의견에 대한 분류 정확도간에 차이가 발생하는 종래 기술의 문제를 해결하지 못할 수 있다. 따라서 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 장치(10) 및 방법은 감정어 사전 및 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 전술한 바와 같이 구성하여 이러한 문제를 해결하고 있다.
- [0069] 이제, 도 8 내지 도 10을 통하여 우도를 계산하는 실시예를 통해 나이브 베이즈 분류기와 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘을 비교해보자.
- [0070] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘의 학습 데이터로부터 구축될 수 있는 정보의 실시예를 도시하고 있다.
- [0071] 도시되어 있는 바와 같이, 분류된 클래스가 긍정적인 의견(Cpositive)일 때와 부정적인 의견(Cnegative)일 때 각 패턴의 조건부 확률이 계산되어 있다. 전술한 바와 같이, 이는 각 클래스의 각 패턴에 대한 우도와 같다. 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 학습 단계에서 이러한 정보를 산출하고 갱신할 수 있으며, 이러한 정보의 정확도는 더 많은 학습 데이터를 처리할수록 점점 높아질 수 있다.
- [0072] 도 9는 본 발명의 기초가 되는 나이브 베이즈 분류기에서 클래스별 총 우도를 계산하는 실시예를 도시하고 있으며, 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘에서 클래스별 총 우도를 계산하는 실시예를 도시하고 있다. 즉, 두 도면은 어떤 문서에 대한 사후 확률을 계산하기 위해 해당 문서에 포함되어 있는 어휘 패턴에 대해 총 우도를 산출하였을 때의 결과를 비교하고 있다.
- [0073] 전술한 바와 같이, 본 발명의 기초가 되는 나이브 베이즈 분류기는 각 패턴이 서로 독립이라고 가정하므로, 클래스별 총 우도는 각 패턴의 각 클래스에 대한 조건부 확률의 곱으로 계산할 수 있다.
- [0074] 이에 따라 계산한 결과, 도 9에 도시되어 있는 바와 같이, 종래의 나이브 베이즈 분류기에서는 긍정적인 의견 클래스의 우도와 부정적인 의견 클래스의 우도가 모두 0.072로 동일하다. 이는 사후 확률의 크기 비교를 통해 분류를 수행하므로, 어느쪽으로 분류해야 하는지 모르게 된다.
- [0075] 반면, 도 10에 도시되어 있는 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘 긍정적인 의견 클래스의 우도와 부정적인 의견 클래스의 우도가 각각 0.048 및 0.024로 상이하므로, 긍정적인 의견 클래스 쪽의 사후 확률이 높을 것임을 알 수 있고, 따라서 해당 문서는 긍정적인 의견 클래스로 분류하면 됨을 알 수 있다.
- [0076] 이는 종래의 나이브 베이즈 분류기에서는 "cheap"이 긍정적인 의미를 가지고 있는 어휘임에도 불구하고 전체 문서의 내용이 부정적이면 도 7에 도시되어 있는 바와 같이, cheap에 대해서도 부정적인 의견 클래스 쪽의 우도가 높아질 확률이 높기 때문이다. "noisy"에 대해서도 마찬가지이다. 그러나, 본 발명의 또다른 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 도 4에서 설명한 바와 같이, 감정어 사전에서의 해당 어휘 패턴의 빈도 비율에 대한 추가적인 정보를 더 고려함으로써, 도 10에 도시되어 있는 바와 같이, 종래의 이러한 문제를 해결하였다.
- [0077] 도 11은 본 발명의 일실시예에 따른 선호도 분석 방법의 흐름을 도시하고 있다.

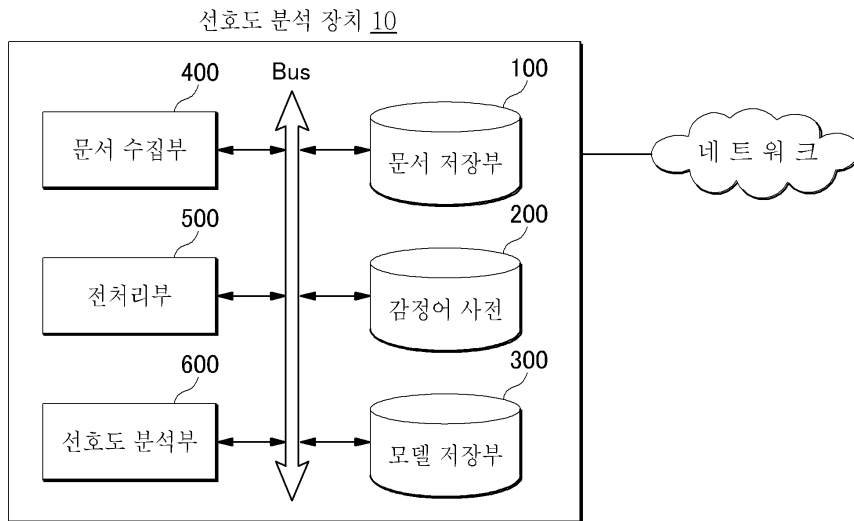
- [0078] 먼저 감정어 사전을 구축한다(S110). 감정어 사전은 도 5에 도시되어 있는 바와 같이, 특정 제품에 특화된 어휘 패턴의 다양한 정보를 포함하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 각 어휘 패턴 정보는 패턴, 형태, 대상, 및 극성 등의 정보를 포함할 수 있다.
- [0079] 학습 데이터 즉, 일련의 관측값을 사용하여 학습하고(S120), 선호도를 분류하고자 하는 문서가 긍정적인 의견을 기술하고 있는지 부정적인 의견을 기술하고 있는지 분류한다(S130). 본 발명의 일실시예에 따른 통계 기반 기계 학습 알고리즘은 나이브 베이즈 분류기를 기초로 하므로, 적은 양의 학습 데이터를 가지고도 동작하지만, 처리하는 학습 데이터가 많아질수록 분류 정확도가 높아진다. 즉, 사실상 학습 단계(S120)와 분류 단계(S130)는 같은 일을 수행할 수 있다. 일실시예에서 학습 단계(S120) 결과 구축된 정보를 기초로 분류 단계(S130)를 별개의 장치에서 수행하는 것도 가능하다.
- [0080] 선호도 분석 결과를 출력(S140)하는 단계를 더 포함할 수 있다. 예를 들어, 전술한 바와 같이, 레스토랑에 대한 리뷰 문서에 기술되어 있는 사용자의 해당 레스토랑에 대한 선호도를 별점과 함께 표시할 수 있다.
- [0081] 본 발명의 일 실시예는 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈, 또는 반송파와 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.
- [0082] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.
- [0083] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

## 부호의 설명

- [0084] 10: 선호도 분석 장치  
100: 문서 저장부  
200: 감정어 사전  
300: 모델 저장부  
400: 문서 수집부  
500: 전처리부  
600: 선호도 분석부

도면

도면1



도면2

$$\text{posterior} = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}} \quad \sim \text{E110}$$

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{1}{Z} p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i|C) \quad \sim \text{E120}$$

$$\text{classify}(f_1, \dots, f_n) = \underset{c}{\operatorname{argmax}} p(C = c) \prod_{i=1}^n p(F_i = f_i|C = c) \quad \sim \text{E130}$$

$$\text{posterior(사후 확률)} = p(C|F_1, \dots, F_n)$$

$$\text{prior(사전 확률)} = p(C)$$

$$\text{likelihood(우도)} = \prod_{i=1}^n p(F_i|C)$$

$$\text{evidence(증거)} = Z$$

도면3

$$Class(d_i) = \arg \max P(c_j) \prod_{i=1}^d P(p_i|c_j) \sim E210$$

$$P(p_i|c_j) = \frac{|c_j| + 1}{|V| + \sum_{i=1}^{|d|} \sum_{k=1}^{|C|} f(p_{ik})} \sim E220$$

$$P(c_j) = \frac{|c_j|}{\sum_{k=1}^{|C|} |c_k|} \sim E230$$

$Class(d_i)$  : 문서  $d_i$ 가 속하는 클래스

$P(c_j)$  : 클래스가  $C_j$ 일 확률

$P(p_i|c_j)$  : 클래스가  $C_j$ 일 때 패턴  $p_i$ 의 확률

$|c_j|$  : 클래스  $C_j$ 에 포함되어 있는 패턴의 수

$|V|$  : 전체 문서 집합에 포함되어 있는 패턴의 수 ( $=|C_j=\text{positive}| + |C_j=\text{negative}|$ )

$\sum_{i=1}^{|d|} \sum_{k=1}^{|C|} f(p_{ik})$  : 전체 문서 집합에 포함되어 있는 패턴의 빈도수

도면4

$$Class(d_i) = \arg \max R_1(p_{ij})P(c_j) \prod_{i=1}^d P(p_i|c_j) \sim E310$$

$$R_1(p_{ij}) = \frac{\sum_{p_{ij} \in L_j} C(p_{ij})}{\sum_{p_{ij} \in L} C(p_{ij})} \sim E320$$

$R_1(p_{ij})$  : 감정어 사전에서 클래스  $C_j$ 에 속하는 패턴  $p_{ij}$ 의 비율

$L$  : 감정어 사전

$|L|$  : 감정어 사전에 포함된 패턴의 개수

$\sum_{p_{ij} \in L_j} C(p_{ij})$  : 감정어 사전에서 클래스  $C_j$ 에 포함되어 있는 패턴  $p_i$ 의 개수

$\sum_{p_{ij} \in L} C(p_{ij})$  : 감정어 사전에서 전체 클래스에 포함되어 있는 패턴  $p_i$ 의 개수

도면5

L= {형태, 대상, 패턴, 극성}

형태: 유니그램 또는 바이그램  
 대상: 감정 표현 대상  
 패턴: 감정어 및 감정어의 품사  
 극성: 긍정 또는 부정

도면6

| No. | 형태   | 대상   | 패턴                     | 극성 |
|-----|------|------|------------------------|----|
| 1   | 유니그램 | 일반   | good_V                 | 긍정 |
| 2   | 유니그램 | 식재료  | fresh_V                | 긍정 |
| 3   | 바이그램 | 가격   | very_Z<br>expensive_V  | 부정 |
| 4   | 바이그램 | 음식 맛 | not_NOT<br>delicious_V | 부정 |

도면7

| 긍정 패턴     | 빈도     | 부정 패턴  | 빈도   |
|-----------|--------|--------|------|
| good      | 14,887 | greasy | 1367 |
| delicious | 13,299 | sad    | 2441 |
| nice      | 4034   | hate   | 116  |
| recommend | 1367   | ...    |      |
| cheap     | 123    |        |      |
| ...       |        |        |      |

| 긍정 패턴           | 빈도   | 부정 패턴          | 빈도  |
|-----------------|------|----------------|-----|
| very excellent  | 1178 | not good       | 699 |
| really good     | 2640 | very expensive | 332 |
| not bad         | 831  | really hate    | 19  |
| very delicious  | 68   | ...            |     |
| too inexpensive | 31   |                |     |
| ...             |      |                |     |

도면8

| 패턴          | $P(p_i c_{positive})$ | $P(p_i c_{negative})$ |
|-------------|-----------------------|-----------------------|
| delicious_V | 0.6                   | 0.4                   |
| cheap_V     | 0.4                   | 0.6                   |
| noisy_V     | 0.6                   | 0.4                   |
| ...         |                       |                       |

도면9

$$\begin{aligned}
 likelihood_{positive} &= P('delicious\_V'|c_{positive})P('cheap\_V'|c_{positive}) \\
 &\quad \times P('noisy\_V'|c_{positive})P(c_{positive}) \\
 &= 0.6 * 0.4 * 0.6 * 0.5 = 0.072
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 likelihood_{negative} &= P('delicious\_V'|c_{negative})P('cheap\_V'|c_{negative}) \\
 &\quad \times P('noisy\_V'|c_{negative})P(c_{negative}) \\
 &= 0.4 * 0.6 * 0.4 * 0.5 = 0.072
 \end{aligned}$$

도면10

$$\begin{aligned}
 likelihood_{positive} &= R_1 P('delicious\_V'|c_{positive})P('cheap\_V'|c_{positive}) \\
 &\quad \times P('noisy\_V'|c_{positive})P(c_{positive}) \\
 &= (2/3) * 0.6 * 0.4 * 0.6 * 0.5 = 0.048
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 likelihood_{negative} &= R_1 P('delicious\_V'|c_{negative})P('cheap\_V'|c_{negative}) \\
 &\quad \times P('noisy\_V'|c_{negative})P(c_{negative}) \\
 &= (1/3) * 0.4 * 0.6 * 0.4 * 0.5 = 0.024
 \end{aligned}$$

도면11

