(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0122948
(43) 공개일자 2021년10월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G10L 25/78* (2013.01) *G10L 21/0208* (2013.01)
*G10L 25/18* (2013.01)
(52) CPC특허분류
*G10L 25/78* (2013.01)
*G10L 21/0208* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0039851
(22) 출원일자 2020년04월01일
심사청구일자 없음

(71) 출원인
**서강대학교산학협력단**
서울특별시 마포구 백범로 35 (신수동, 서강대학교)
**경북대학교 산학협력단**
대구광역시 북구 대학로 80 (산격동, 경북대학교)
(72) 발명자
**박형민**
서울특별시 강남구 삼성로 212 은마아파트 3동 1002호
**신의협**
경상남도 창원시 의창구 팔용로 512 107동 1506호 (서상동,중동대동다숲아파트)
**이민호**
대구광역시 수성구 범어4동 102동 1203호
(74) 대리인
**이준영**

전체 청구항 수 : 총 16 항

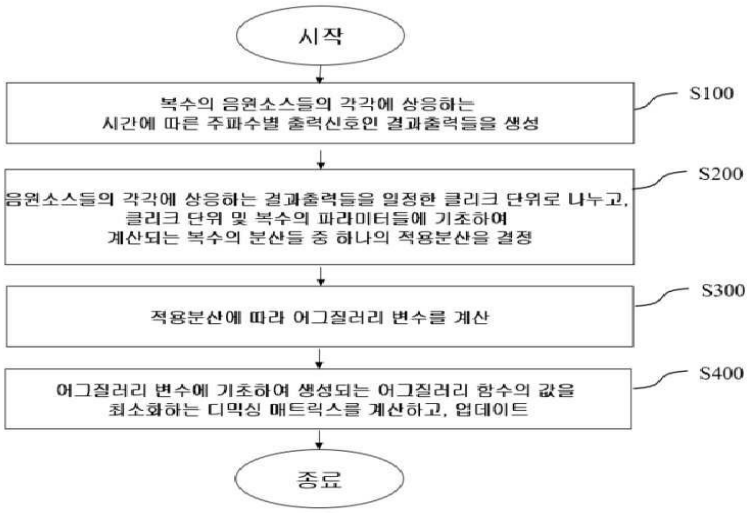
(54) 발명의 명칭 **클리크 간 일반화된 의존성을 이용한 보조함수 기반의 독립벡터분석 방법**

## (57) 요 약

본 발명의 실시예에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법에서는, 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성할 수 있다. 음원소스들의 각각에 상응하는 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 클리크 단위에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정할 수 있다. 적용분산에 따라 어그질러리 변수를 계산할 수 있다. 어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트할 수 있다.

본 발명에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법에서는, 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 클리크 단위에 따라 계산되는 적용분산에 기초하여 디믹싱 매트릭스를 업데이트 함으로써 타겟 음원만을 추출할 수 있다.

*대 표 도* - 도1



(52) CPC특허분류
*G10L 25/18* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711089964
과제번호 2017R1A2B4009964
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명 시청각 정보에 대한 멀티모달 딥러닝 기반의 강인한 연속음성인식 기술 개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 서강대학교
연구기간 2019.03.01 ~ 2020.02.29
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711094274
과제번호 2016-0-00564
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 SW컴퓨팅산업원천기술개발(R&D)
연구과제명 사용자의 의도와 맥락을 이해하는 지능형 인터랙션 기술 연구개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 경북대학교산학협력단
연구기간 2016.12.01 ~ 2020.12.30

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성하는 단계;

상기 음원소스들의 각각에 상응하는 상기 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 상기 클리크 단위 및 출력결과를 모델링하기 위한 확률밀도 함수의 모양을 결정하는 복수의 파라미터들에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정하는 단계;

상기 적용분산에 따라 어그질러리 변수를 계산하는 단계;

상기 어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트하는 단계; 및

상기 시간에 따른 상기 주파수별 입력신호에 상기 디믹싱 매트릭스를 적용하여 복수의 음원소스들에 상응하는 출력신호를 제공하는 단계를 포함하고,

상기 복수의 파라미터들의 값은 변경가능한 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 분산들 중 제1 분산은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산인 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 복수의 분산들 중 제2 분산은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산인 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 제2 분산은 상기 NMF 알고리즘에 기초하여 액티베이션 및 베이시스가 재귀적으로 업데이트되는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

### 청구항 5

제1항에 있어서,

상기 디믹싱 매트릭스는 온라인 방식에 따라 재귀적으로 업데이트되는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

### 청구항 6

제1항에 있어서,

상기 디믹싱 매트릭스가 업데이트되는 과정 중에 정규화하는 방식은 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 하나인 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

### 청구항 7

제 6항에 있어서,

상기 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 제1 정규화 방식은,

$w_m(k)V_m(k;\tau)w_m^H(k) = N_{\psi_k}$, (여기서, $\mathbf{w}_m(k)$는 디믹싱 매트릭스, $V_m(k;\tau)$는 어그질러리 변수, $N_{\psi_k}$는 k 번째 주파수 빈이 포함되는 클리크의 개수)를 만족하고,

상기 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 제2 정규화 방식은,

$w_m(k)w_m^H(k) = 1$, (여기서, $\mathbf{w}_m(k)$는 디믹싱 매트릭스)를 만족하고,

상기 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 제3 정규화 방식은,

$diag(W^{-1}(k)) = I$, (여기서, $diag(-)$는 매트릭스의 대각 성분을 제외한 모든 성분이 0이 되는 연산)를 만족하도록 정규화하는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

**청구항 8**

제3항에 있어서,

상기 적용분산은 상기 제1 분산 및 상기 제2 분산 중 하나인 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

**청구항 9**

제8항에 있어서,

상기 클리크 단위는 상기 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하기 전에 미리 설정되는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

**청구항 10**

제8항에 있어서,

상기 클리크 단위는 상기 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하는 동안 변경되는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

**청구항 11**

제8항에 있어서,

제1 시간간격 동안의 상기 적용분산 및 상기 제1 시간간격 이후, 제2 시간간격 동안의 상기 적용분산이 상이한 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

**청구항 12**

제1항에 있어서,

상기 적용분산의 값은 1로 고정되는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 방법.

**청구항 13**

복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성하는 결과출력 생성부;

상기 음원소스들의 각각에 상응하는 상기 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 상기 클리크 단위 및 출력결과를 모델링하기 위한 확률밀도 함수의 모양을 결정하는 복수의 파라미터들에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정하는 적용분산 결정부;

상기 적용분산에 따라 어그질러리 변수를 계산하는 변수 계산기;

상기 어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트하는 매트릭스 업데이트부를 포함하고, 상기 시간에 따른 상기 주파수별 입력신호에 상기 디믹싱 매트릭스를 적용하여 복수의 음원소스들에 상응하는 출력신호를 제공하는 독립벡터분석 장치.

**청구항 14**

제13항에 있어서,

상기 복수의 분산들 중 제1 분산은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산이고,

상기 복수의 분산들 중 제2 분산은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산인 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 장치.

**청구항 15**

제13항에 있어서,

상기 디믹싱 매트릭스가 업데이트되는 과정 중에 정규화하는 방식은 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 하나인 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 장치.

**청구항 16**

제 15항에 있어서,

상기 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 제1 정규화 방식은,

$w_m(k)V_m(k;\tau)w_m^H(k) = N_{\psi_k}$, (여기서, $\mathbf{w}_m(k)$는 디믹싱 매트릭스, $V_m(k;\tau)$는 어그질러리 변수, $N_{\psi_k}$는 k번째 주파수 빈이 포함되는 클리크의 개수)를 만족하고,

상기 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 제2 정규화 방식은,

$w_m(k)w_m^H(k) = 1$, (여기서, $\mathbf{w}_m(k)$는 디믹싱 매트릭스)를 만족하고,

상기 복수의 매트릭스 정규화 방식들 중 제3 정규화 방식은,

$diag(W^{-1}(k)) = I$, (여기서, $diag(-)$는 매트릭스의 대각 성분을 제외한 모든 성분이 0이 되는 연산)를 만족하도록 정규화하는 것을 특징으로 하는 독립벡터분석 장치.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 발명은 클리크 간 일반화된 의존성을 이용한 보조함수 기반의 독립벡터분석 방법에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0002] 마이크를 통해서 입력되는 소리 입력신호는 음성인식에 필요한 타겟 음성뿐만 아니라 음성인식에 방해가 되는 노이즈들이 포함될 수 있다. 소리 입력신호에서 노이즈를 제거하고, 원하는 타겟 음성만을 추출하여 음성인식의 성능을 높이기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다.

### *선행기술문헌*

#### *특허문헌*

[0003] (특허문헌 0001) (한국등록특허) 제10-1133308호 (등록일자, 2012.3.28)

## *발명의 내용*

### *해결하려는 과제*

[0004] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 클리크 단위에 따라 계산되는 적용분산에 기초하여 디믹싱 매트릭스를 업데이트 함으로써 타겟 음원만을 추출하는 방법을 제공하는 것이다.

## *과제의 해결 수단*

[0005] 이러한 과제를 해결하기 위하여 본 발명의 실시예에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법에서는, 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 기존 디믹싱 매트릭스에 기초하여 생성할 수 있다. 상기 음원소스들의 각각에 상응하는 상기 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 상기 클리크 단위에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정할 수 있다. 상기 적용분산에 따라 어그질러리(보조) 변수를 계산할 수 있다. 상기 어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리(보조) 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트할 수 있다. 업데이트된 디믹싱 매트릭스에 따라 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성할 수 있다.

[0006] 일 실시예에 있어서, 상기 복수의 분산들 중 제1 분산은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산일 수 있다.

[0007] 일 실시예에 있어서, 상기 복수의 분산들 중 제2 분산은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산일 수 있다.

[0008] 일 실시예에 있어서, 상기 적용분산은 상기 제1 분산 및 상기 제2 분산 중 하나일 수 있다.

[0009] 일 실시예에 있어서, 상기 클리크 단위는 상기 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하기 전에 미리 설정될 수 있다.

[0010] 일 실시예에 있어서, 상기 클리크 단위는 상기 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하는 동안 변경될 수 있다.

[0011] 일 실시예에 있어서, 제1 시간간격 동안의 상기 적용분산 및 상기 제1 시간간격 이후, 제2 시간간격 동안의 상기 적용분산이 상이할 수 있다.

[0012] 이러한 과제를 해결하기 위하여 본 발명의 실시예에 따른 타겟 출력신호 추출 방법에서는, 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성할 수 있다. 상기 음원소스들의 각각에 상응하는 상기 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 상기 클리크 단위에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정할 수 있다. 상기 적용분산에 따라 어그질러리 변수를 계산할 수 있다. 상기 어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트할 수 있다. 상기 디믹싱 매트릭스에 기초하여 출력신호를 제공할 수 있다.

[0013] 일 실시예에 있어서, 상기 복수의 분산들 중 제1 분산은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산이고, 상기 복수의 분산들 중 제2 분산은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산일 수 있다.

[0014] 일 실시예에 있어서, 제1 시간간격 동안의 상기 적용분산은 상기 제1 분산이고, 상기 제1 시간간격 이후, 제2 시간간격 동안의 상기 적용분산은 상기 제2 분산일 수 있다.

[0015] 일 실시예에 있어서, 제1 시간간격 동안의 상기 적용분산은 상기 제2 분산이고, 상기 제1 시간간격 이후, 제2 시간간격 동안의 상기 적용분산은 상기 제1 분산일 수 있다.

[0016] 이러한 과제를 해결하기 위하여 본 발명의 실시예에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치는 결과출력 생성부, 적용분산 결정부, 변수 계산기 및 매트릭스 업데이트부를 포함할 수 있다. 결과출력 생성부는 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성할 수 있다. 적용분산 결정부는 상기 음원소스들의 각각에 상응하는 상기 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 상기 클리크 단위에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정할 수 있다. 변수 계산기는 상기 적용분산에 따라 어그질러리 변수를 계산할 수 있다. 매트릭스 업데이트부는 상기 어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트할 수 있다.

[0017] 일 실시예에 있어서, 상기 복수의 분산들 중 제1 분산은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기

초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산이고, 상기 복수의 분산들 중 제2 분산은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 상기 결과출력들을 상기 클리크 단위로 나누어 계산되는 분산일 수 있다.

[0018] 위에서 언급된 본 발명의 기술적 과제 외에도, 본 발명의 다른 특징 및 이점들이 이하에서 기술되거나, 그러한 기술 및 설명으로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

## 발명의 효과

[0019] 이상과 같은 본 발명에 따르면 다음과 같은 효과가 있다.

[0020] 본 발명에 따른 타겟 출력신호 추출 방법에서는, 복수의 음원소스들의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고, 클리크 단위에 따라 계산되는 적용분산에 기초하여 디믹싱 매트릭스를 업데이트 함으로써 타겟 음원만을 추출할 수 있다.

[0021] 이 밖에도, 본 발명의 실시 예들을 통해 본 발명의 또 다른 특징 및 이점들이 새롭게 파악될 수도 있을 것이다.

## 도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 발명의 실시예들에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법을 나타내는 순서도이다.

도 2는 본 발명의 실시예들에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치를 나타내는 도면이다.

도 3은 도 2의 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치에 포함되는 결과출력 생성부의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 도 2의 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치에서 사용되는 클리크 단위를 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 도 1의 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법의 일 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 도 1의 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법의 다른 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 도 1의 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법의 또 다른 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 실시예들에 따른 타겟 출력신호 추출 방법을 나타내는 순서도이다.

## 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 본 명세서에서 각 도면의 구성 요소들에 참조번호를 부가함에 있어서 동일한 구성 요소들에 한해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한한 동일한 번호를 가지도록 하고 있음에 유의하여야 한다.

[0024] 한편, 본 명세서에서 서술되는 용어의 의미는 다음과 같이 이해되어야 할 것이다.

[0025] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 정의하지 않는 한, 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 하는 것으로, 이들 용어들에 의해 권리범위가 한정되어서는 아니 된다.

[0026] "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 하나 또는 그 이상의 다른 특징이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0027] 이하, 첨부되는 도면을 참고하여 상기 문제점을 해결하기 위해 고안된 본 발명의 바람직한 실시예들에 대해 상세히 설명한다.

[0028] 도 1은 본 발명의 실시예들에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법을 나타내는 순서도이고, 도 2는 본 발명의 실시예들에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치를 나타내는 도면이고, 도 3은 도 2의 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치에 포함되는 결과출력 생성부의 동작을 설명하기 위한 도면이고, 도 4는 도 2의 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치에서 사용되는 클리크 단위를 설명하기 위한 도면이다.

[0029] 도 1 내지 4를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치(10)는 결과출력 생성부(100), 적용분산 결정부(200), 변수 계산기(300) 및 매트릭스 업데이트부(400)를 포함할 수 있다. 결과출력 생성부(100)는 복수의 음원소스들(S)의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호(OS)인 결과출력들(ROS)을 생성할 수 있다(S100).

[0030] 예를 들어, 독립벡터분석(Independent Vector Analysis, IVA)에 따라 복수의 음원소스들(S) 중 제1 음원소스에

상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호(OS)에 해당하는 제1 결과출력들(ROS1)은 제1_1 결과출력(ROS1_1), 제1_2 결과출력(ROS1_2), 제1_3 결과출력(ROS1_3), 제1_4 결과출력(ROS1_4), 제1_5 결과출력(ROS1_5) 내지 제1_N 결과출력(ROS1_N)을 포함할 수 있다.

[0031] 적용분산 결정부(200)는 음원소스들(S)의 각각에 상응하는 결과출력들을 일정한 클리크(Clique) 단위(CL)로 나누고, 클리크 단위(CL)에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산(AVR)을 결정할 수 있다(S200). 예를 들어, 제1 결과출력들(ROS1)은 제1_1 결과출력(ROS1_1) 내지 제1_N 결과출력(ROS1_N)일 수 있고, 일정한 클리크 단위(CL)는 4일 수 있다. 클리크 단위(CL)가 4인 경우, 제1 클리크(CL1)에 상응하는 제1 출력결과들(ROS1)은 제1_1 결과출력(ROS1_1) 내지 제1_4 결과출력(ROS1_4)일 수 있고, 제2 클리크(CL2)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_3 결과출력(ROS1_3) 내지 제1_6 결과출력(ROS1_6)일 수 있고, 제3 클리크(CL3)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_5 결과출력(ROS1_5) 내지 제1_8 결과출력(ROS1_8)일 수 있다.

[0032] 출력결과를 모델링하기 위한 확률밀도 함수와 이에 따른 IVA의 목적함수는 아래의 [수학식1]과 [수학식2]와 같이 나타낼 수 있다.

[0033] [수학식1]

$$q(\hat{\mathbf{y}}_m(\tau)) \propto \frac{1}{\prod_{c=1}^{C} \lambda_m^{N_c}(c,\tau)} \exp\left[-\left(\sum_{c=1}^{C}\left(\sum_{k\in\Omega_c}\frac{|Y_m(k,\tau)|^2}{\lambda_m(c,\tau)}\right)^{\gamma}\right)^{\beta}\right]$$

[0034]

[0035] [수학식2]

$$J = \sum_m E\left\{\left(\sum_{c=1}^{C}\left(\sum_{k\in\Omega_c}\frac{|Y_m(k,\tau)|^2}{\lambda_m(c,\tau)}\right)^{\gamma}\right)^{\beta}\right\} + \sum_{c=1}^{C} N_c \log \lambda_m(c,\tau) - \sum_{k=1}^{K} \log|\det \mathbf{W}(k)|$$

[0036]

[0037] 여기서, $Y_m(k,\tau)$는 m번째 출력 신호의 시간에 따른 주파수별 결과출력, $\hat{\mathbf{y}}_m(\tau)$는 모든 주파수 성분의 $Y_m(k,\tau)$를 엘리먼트로 가지는 결과출력 벡터, $\lambda_m(c,\tau)$는 적용 분산, m은 채널 인덱스, $\tau$는 프레임 인덱스, $c$는 클리크 인덱스, $N_c$는 c번째 클리크에 포함되는 엘리먼트 개수, $\Omega_c$는 c번째 클리크에 포함되는 주파수 엘리먼트 세트를 나타낼 수 있다. $\beta,\gamma$는 확률밀도함수의 모양을 결정하는 파라미터이다.

[0038] 복수의 분산들 중 제1 분산(VARIANCE1)은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 결과출력들을 클리크 단위(CL)로 나누어 계산되는 분산일 수 있다.

[0039] 일 실시예에 있어서, 복수의 분산들 중 제2 분산(VARIANCE2)은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 결과출력들을 클리크 단위(CL)로 나누어 계산되는 분산일 수 있다.

[0040] 예를 들어, 제1 음원소스에 대하여 제1 시간에 제1 클리크(CL1)에 상응하는 제1 분산(VARIANCE1) 및 제 2분산(VARIANCE2)은 제1_1 클리크 분산(V1_1)일 수 있고, 제2 클리크(CL2)에 상응하는 제1 분산(VARIANCE1) 및 제 2분산(VARIANCE2)은 제1_2 클리크 분산(V1_2)일 수 있고, 제3 클리크(CL3)에 상응하는 제1 분산(VARIANCE1) 및 제 2분산(VARIANCE2)은 제1_3 클리크 분산(V1_3)일 수 있다. 동일한 방식으로, 각 음원소스별로 각 클리크에 상응하는 제1 분산(VARIANCE1) 및 제 2분산(VARIANCE2)인 클리크 분산을 계산할 수 있다.

[0041] 제1 분산(VARIANCE1)은 비용함수를 직접 최소화하는 값을 직접 추정하는 우도 최대화 방법(MLE)을 통해 아래의 [수학식3]과 같이 나타낼 수 있다.

[0042] [수학식3]

$$\lambda_m(c,\tau) = \frac{1}{N_c}\zeta_m(\tau)\eta_m(c,\tau)\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2$$

[0043]

[0044] 여기서, $\lambda_m(c,\tau)$는 제1 분산, m은 채널 인덱스, $\tau$는 프레임 인덱스, $c_l$는 클리크 인덱스, $N_c$는 c번째 클리크에 포함되는 엘리먼트 개수, $\Omega_c$는 c번째 클리크에 포함되는 주파수 엘리먼트 세트, $Y_m(k,\tau)$는 시간에 따른 주파수별 결과출력, $\zeta_m(\tau)=\beta\left[\sum_{c=1}^{C}\left(\frac{\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2}{\lambda_m(c,\tau)}\right)^{\gamma}\right]^{\beta-1}$, $\eta_m(c,\tau)=\gamma\left(\frac{\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2}{\lambda_m(c,\tau)}\right)^{\gamma-1}$ 을 나타낼 수 있다.

[0045] 제2 분산(VARIANCE2)은 아래의 [수학식4]와 같이 베이시스와 액티베이션으로 나누어 목적함수를 최소화하는 방향으로 추정할 수 있다.

[0046] [수학식4]

$$\lambda_m(c,\tau)=\left(\sum_{l=1}^{L}t_m(c,l)v_m(l,\tau)\right)^{\epsilon}$$

[0047]

[0048] 여기서, $\lambda_m(c,\tau)$는 제2 분산, m은 채널 인덱스, $\tau$는 프레임 인덱스, $c_l$는 클리크 인덱스, $t_m(c,l)$는 베이시스, $v_m(l,\tau)$는 액티베이션, $\epsilon$는 지수 파라미터, $l$ 은 랭크 인덱스를 나타낼 수 있다.

[0049] $t_m(c,l)$과 $v_m(l,\tau)$는 아래의 [수학식5]와 [수학식6]과 같이 업데이트될 수 있다.

[0050] [수학식5]

$$t_m(c,l)=t_m(c,l)\left(\frac{E\left\{\epsilon\zeta_m(\tau)\eta_m(c,\tau)\frac{v_m(l,\tau)\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2}{(\sum_{l=1}^{L}t_m(c,l)v_m(l,\tau))^2}\right\}}{E\left\{N_c\frac{v_m(l,\tau)}{\sum_{l=1}^{L}t_m(c,l)v_m(l,\tau)}\right\}}\right)^{\kappa}$$

[0051]

[0052] [수학식6]

$$v_m(l,\tau)=v_m(l,\tau)\left(\frac{\epsilon\zeta_m(\tau)\sum_{c=1}^{C}\eta_m(c,\tau)\frac{t_m(c,l)\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2}{(\sum_{l=1}^{L}t_m(c,l)v_m(l,\tau))^2}}{\sum_{c=1}^{C}N_c\frac{t_m(c,l)}{\sum_{l=1}^{L}t_m(c,l)v_m(l,\tau)}}\right)^{\kappa}$$

[0053]

[0054] 여기서, m은 채널 인덱스, $\tau$는 프레임 인덱스, $c_l$는 클리크 인덱스, l은 랭크 인덱스, $\kappa$는 step-size 파라미터, $N_c$ 은 c번째 클리크에 포함되는 엘리먼트 개수, $\Omega_c$ 는 c번째 클리크에 포함되는 주파수 엘리먼트 세트를 나타낼 수 있다.

[0055] 제2 분산(VARIANCE2)의 $t_m(c,l)$는 온라인 NMF 학습 알고리즘에 기초하여 아래의 [수학식7]과 같이 업데이트될 수 있다.

[0056] [수학식7]

$$t_m(c,l;\tau)=\left(\frac{a_m(c,l;\tau)}{b_m(c,l;\tau)}\right)^{\kappa}$$

[0057]

[0058] 여기서 $a_m(c,l;\tau)$과 $b_m(c,l;\tau)$는 [수학식8]과 [수학식9]와 같이 재귀적 수식으로 나타낼 수 있다.

[0059] [수학식8]

$$a_m(c,l;\tau) = \alpha a_m(c,l;\tau-1) + (1-\alpha)\left\{\epsilon\zeta_m(\tau)\eta(c,\tau)t_m^{\frac{1}{\kappa}}(c,l)\frac{\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2\, v_m(l,\tau)}{\lambda(k,\tau;\tau-1)^2}\right\}$$

[0060]

[0061] [수학식9]

$$b_m(c,l;\tau) = \alpha b_m(c,l;\tau-1) + (1-\alpha)\left\{N_c\frac{\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2}{\lambda(k,\tau;\tau-1)}\right\}$$

[0062]

[0063] 이를 위해서 매 시간 간격에 해당하는 액티베이션은 이전 시간 간격의 액티베이션으로부터 새로이 업데이트가 되어야 한다.

[0064] [수학식10]

$$v_m(l,\tau;\tau-1) = v_m(l,\tau-1;\tau-1)\left(\frac{\epsilon\zeta_m(\tau)\sum_c\eta_m(c,\tau)\frac{\sum_{k\in\Omega_c}|Y_m(k,\tau)|^2\, t_m(c,l;\tau-1)}{(\sum_l t_m(c,l;\tau-1)v_m(l,\tau-1;\tau-1))^2}}{\sum_c N_c\frac{t_m(c,l;\tau-1)}{\sum_l t_m(c,l;\tau-1)v_m(l,\tau-1;\tau-1)}}\right)^{\kappa}$$

[0065]

[0066] 또한 정확한 액티베이션을 구하기 위해 매 시간 간격에 새로이 업데이트된 베이시스를 기반으로 다시 업데이트가 될 수 있다.

[0067] [수학식11]

$$v_m(l,\tau;\tau) = v_m(l,\tau;\tau-1)\left(\frac{\epsilon\zeta_m(\tau)\sum_c\eta_m(c,\tau)\frac{\tilde{y}_m^2(c,\tau)t_m(c,l;\tau-1)}{(\sum_l t_m(c,l;\tau-1)v_m(l,\tau;\tau-1))^2}}{\sum_c N_c\frac{t_m(c,l;\tau-1)}{\sum_l t_m(c,l;\tau-1)v_m(l,\tau;\tau-1)}}\right)^{\kappa}$$

[0068]

[0069] 여기서, m은 채널 인덱스, $\tau$는 프레임 인덱스, $c$는 클리크 인덱스, $\kappa$ 는 step-size 파라미터, l은 랭크 인덱스, $N_c$ 은 c번째 클리크에 포함되는 엘리먼트 개수, $\Omega_c$ 는 c번째 클리크에 포함되는 주파수 엘리먼트 세트, $\alpha$는 스무딩 파라미터, $\epsilon$는 1또는 2가 되는 지수 파라미터, $t_m(c,l)$는 베이시스, $v_m(l,\tau)$는 액티베이션을 나타낼 수 있다.

[0070] 변수 계산기(300)는 적용분산(AVR)에 따라 어그질러리 변수(AXV)를 계산할 수 있다(S300). 매트릭스 업데이트부(400)는 어그질러리 변수(AXV)에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스(DMM)를 계산하고, 업데이트할 수 있다(S400).

[0071] 어그질러리 변수를 정의하기 위한 어그질러리 함수는 부등식 $G_R(r) \le \frac{G_R'(r_0)}{2r_0}r^2 + G_R(r_0) - r_0\frac{G_R'(r_0)}{2}$ 에 의해서 아래의 [수학식12]과 같이 목적 함수와의 부등식 관계를 정의할 수 있다.

[0072] [수학식12]

$$J \le Q = E\left\{\sum_{c=1}^{C}\beta\rho_m^{2\beta-2}(\tau)\tilde{y}_m^2(c,\tau)\frac{\tilde{y}_m^{2\gamma-2}(c,\tau)}{\lambda_m^{\gamma}(c,\tau)}\right\} - \sum_{k=1}^{K}\log|\det \mathrm{W}(k)| + R$$
$$= w_m^H(k)V_m(k)w_m(k) - \sum_{k=1}^{K}\log|\det \mathrm{W}(k)| + R$$

[0073]

[0074] 여기서, $\mathbf{V}_m(k)$는 어그질러리 변수 , $\beta$ 및 $\gamma$는 쉐이프 파라미터이며, $\rho_m(\tau)$는 $\rho_m(\tau) = \sqrt{\sum_{c=1}^{C}\left(\frac{\tilde{y}_m(c,\tau)}{\lambda_m(c,\tau)}\right)^{\gamma}}$

의 수식으로 계산할 수 있다. 또한, 어그질러리 변수(AXV)는 아래의 [수학식13]과 같이 나타낼 수 있다.

[0075] [수학식13]

$$\mathbf{V}_m(k) = \sum_{c \in \Psi_k} E\left\{ \beta \rho_m^{2\beta-2}(\tau) \frac{\left(\sum_{k \in \Omega_c} |Y_m(k,\tau)|^2\right)^{\gamma-1}}{\lambda_m^{\gamma}(c,\tau)} \mathrm{x}(k,\tau)\mathrm{x}^H(k,\tau) \right\}$$

[0076]

[0077] 여기서, $\Psi_k$ 는 k번째 주파수 빈이 포함되는 클리크 번호를 나타낼 수 있다.

[0078] 또한, 업데이트된 디믹싱 매트릭스(DMM)는 아래의 [수학식14]와 같이 나타낼 수 있다.

[0079] [수학식14]

$$\mathbf{w}_m(k) \leftarrow \left(\mathbf{W}(k)\mathbf{V}_m(k)\right)^{-1}\mathbf{e}_m$$

[0080]

[0081] $\mathbf{w}_m(k)$ 는 디믹싱 매트릭스, $\mathbf{e}_m$ 는 단위벡터를 나타낼 수 있다.

[0082] 또한, 디믹싱 매트릭스의 업데이트는 재귀적 수식을 통해서 아래의 [수학식15]과 [수학식16]와 같이 이루어질 수 있다.

[0083] [수학식15]

$$A(k;\tau) = A(k;\tau) - \frac{A(k;\tau)\boldsymbol{e}_m \Delta w_m^H(k;\tau) A(k;\tau)}{1 + \Delta w_m^H(k;\tau) A(k;\tau)\boldsymbol{e}_m}$$

[0084]

[0085] [수학식16]

$$U_m(k;\tau) = \frac{1}{\alpha}\left( U_m(k;\tau-1) - \frac{p_m(\tau) U_m(k;\tau-1) x(k,\tau) x^H(k,\tau) U_m^H(k;\tau-1)}{\alpha + p_m(\tau) x^H(k,\tau) U_m^H(k;\tau-1) x(k,\tau)} \right)$$

[0086]

[0087] 여기서, $U_m(k;\tau)$ 는 어그질러리 변수의 역행렬, $A(k;\tau)$ 는 디믹싱 매트릭스의 역행렬, $\alpha$ 는 스무딩 파라미터, $\Delta w_m^H(k;\tau)$ 는 $\Delta w_m^H(k;\tau) = w_m^H(k;\tau) - w_m^H(k;\tau-1)$ 의 수식으로 계산할 수 있다. $p_m(\tau)$ 는 $p_m(\tau) = (1-\alpha)\sum_c \left( \beta \rho_m^{2\beta-2}(\tau) \frac{\left(\sum_{k \in \Omega_c} |Y_m(k,\tau)|^2\right)^{\gamma-1}}{\lambda_m^{\gamma}(c,\tau)} \right)$ 의 수식으로 계산할 수 있다. 이를 통해 $w_m(k;\tau) = \left(U_m(k;\tau)A(k;\tau)\right)\boldsymbol{e}_m$ 의 수식으로 동일하게 디믹싱 매트릭스를 업데이트할 수 있다.

[0088] 업데이트된 디믹싱 매트릭스는 업데이트 과정 도중에 올바른 분산의 추정을 위해서 복수의 정규화 방식 중 하나를 선택하여 이루어질 수 있다. 제 1 정규화 방식은 디믹싱 매트릭스가 아래의 [수학식17]와 같이 업데이트 과정 도중에 정규화가 이루어질 수 있다.

[0089] [수학식 17]

$$w_m(k;\tau) = \frac{w_m(k;\tau)}{\sqrt{\frac{1}{N_{\psi_k}^{\nu}} w_m^H(k;\tau) V_m(k;\tau) w_m(k;\tau)}}$$

[0090]

[0091] 여기서, $N_{\psi_k}$ 는 k번째 주파수 빈이 포함되는 클리크의 개수, $\nu$ 는 균형 파라미터를 나타낼 수 있다.

[0092] 제 2 정규화 방식은 디믹싱 매트릭스가 아래의 [수학식 18]와 같이 업데이트 과정 도중에 정규화가 이루어질 수 있다.

[0093] [수학식 18]

$$w_m(k;\tau) = \frac{w_m(k;\tau)}{\sqrt{w_m^H(k;\tau)w_m(k;\tau)}}$$

[0094]

[0095] 제 3 정규화 방식은 디믹싱 매트릭스가 최소 왜곡 원리에 의해 아래의 [수학식 19]과 같이 업데이트 과정 도중에 정규화가 이루어질 수 있다.

[0096] [수학식 19]

[0097] $$W(k) = diag(W^{-1}(k))W(k)$$

[0098] 여기서 $diag(-)$ 는 매트릭스의 대각 성분을 제외한 모든 성분이 0이 되는 연산이 될 수 있다.

[0099] 또한, $\mathbf{W}(k)$ 의 규모를 아래의 [수학식 20]과 같이 추가적인 정규화가 이루어질 수 있다.

[0100] [수학식 20]

$$W(k) = \frac{W(k)}{\sqrt{\frac{1}{MK}\sum_{m=1}^{M}\sum_{k=1}^{K}E\{|Y_m(k,\tau)|^2\}}}$$

[0101]

[0102] 도 5는 도 1의 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법의 일 실시예를 설명하기 위한 도면이고, 도6은 도 1의 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법의 다른 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

[0103] 본 발명에 따른 실시예들에서 사용되는 clique 방식은 overlapped sub-band clique 방식 뿐만 아니라 harmonic clique 방식 등 다양한 방식으로 구현될 수 있다.

[0104] 도 5 및 6을 참조하면, 제1 분산(VARIANCE1)은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 결과출력들을 클리크 단위(CL)로 나누어 계산되는 분산일 수 있다. 제1 음원소스에 대하여 제1 시간에 상응하는 제1 분산(VARIANCE1)은 제1_1 클리크 분산(V1_1) 내지 제1_N 클리크 분산일 수 있다.

[0105] 또한, 예를 들어, 제2 분산(VARIANCE2)은 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 기초하여 결과출력들을 클리크 단위(CL)로 나누어 계산되는 분산일 수 있다. 제1 음원소스에 대하여 제1 시간에 상응하는 제2 분산(VARIANCE2)은 제1_1 NMF 분산(VN1_1) 내지 제1_N NMF 분산일 수 있다.

[0106] 적용분산(AVR)은 제1 분산(VARIANCE1) 및 제2 분산(VARIANCE2) 중 하나일 수 있다. 예를 들어, 타겟 출력신호 추출 방법이 동작하는 환경에 따라 적용분산 결정부(200)는 제어신호(CS)에 기초하여 제1 분산(VARIANCE1) 및 제2 분산(VARIANCE2) 중 하나를 선택하여 적용분산(AVR)으로 제공할 수 있다. 제어신호(CS)가 제1 레벨인 경우, 적용분산 결정부(200)는 제1 분산(VARIANCE1)을 적용분산(AVR)으로 제공할 수 있고, 제어신호(CS)가 제2 레벨인 경우, 적용분산 결정부(200)는 제2 분산(VARIANCE2)을 적용분산(AVR)으로 제공할 수 있다.

[0107] 도 7은 도 1의 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법의 또 다른 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

[0108] 도 7을 참조하면, 클리크 단위(CL)는 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하기 전에 미리 설정될 수 있다. 또한, 클리크 단위(CL)는 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하는 동안 변경될 수도 있다. 예를 들어, 디믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하는 제1 시간간격(T1) 동안 클리크 단위(CL)가 4인 경우, 제1 클리크(CL1)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_1 결과출력(ROS1_1) 내지 제1_4 결과출력(ROS1_4)일 수 있고, 제2 클리크(CL2)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_3 결과출력(ROS1_3) 내지 제1_6 결과출력(ROS1_6)일 수 있고, 제3 클리크(CL3)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_5 결과출력(ROS1_5) 내지 제1_8 결과출력(ROS1_8)일 수 있다. 또한, 제1 시간간격(T1) 이후 제2 시간간격(T2) 동안 클리크 단위(CL)는 4에서 5로 변경될 수 있다. 이 경우, 제1 클리크(CL1)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_1 결과출력(ROS1_1) 내지 제1_5 결과출력(ROS1_5)일 수 있고, 제2 클리크(CL2)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_3 결과출력(ROS1_3) 내지 제1_8 결과출력(ROS1_8)일 수 있고, 제3 클리크(CL3)에 상응하는 제1 출력결과들은 제1_5 결과출력(ROS1_5) 내지 제1_10 결과출력(ROS1_10)일 수 있다. 디

믹싱 매트릭스 업데이트 방법이 동작하는 동안 클리크 단위(CL)를 변경함으로써 타겟음성 추출 성능을 높일 수 있는 클리크 단위(CL)를 결정할 수 있다.

[0109] 일 실시예에 있어서, 제1 시간간격(T1) 동안의 적용분산(AVR) 및 제1 시간간격(T1) 이후, 제2 시간간격(T2) 동안의 적용분산(AVR)이 상이할 수 있다. 예를 들어, 제1 시간간격(T1) 동안의 적용분산(AVR)은 제1 분산(VARIANCE1)이고, 제1 시간간격(T1) 이후, 제2 시간간격(T2) 동안의 적용분산(AVR)은 제2 분산(VARIANCE2)일 수 있다. 또한, 제1 시간간격(T1) 동안의 적용분산(AVR)은 제2 분산(VARIANCE2)이고, 제1 시간간격(T1) 이후, 제2 시간간격(T2) 동안의 적용분산(AVR)은 제1 분산(VARIANCE1)일 수 있다.

[0110] 일 실시예에 있어서, 적용분산(AVR)의 값은 1로 고정될 수 있다. 예를 들어, 쉐이프 파라미터에 해당하는 $\beta$ 및 $\gamma$를 조절하여 적용분산의 값을 1로 고정할 수 있다.

[0111] 도 8은 본 발명의 실시예들에 따른 타겟 출력신호 추출 방법을 나타내는 순서도이다.

[0112] 도 8을 참조하면, 본 발명에 따른 타겟 출력신호 추출 방법에서는, 복수의 음원소스들(S)의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호(OS)인 결과출력들을 생성할 수 있다(S110). 음원소스들(S)의 각각에 상응하는 결과출력들을 일정한 클리크 단위(CL)로 나누고, 클리크 단위(CL)에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산(AVR)을 결정할 수 있다(S210). 적용분산(AVR)에 따라 어그질러리 변수(AXV)를 계산할 수 있다(S310). 어그질러리 변수(AXV)에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스(DMM)를 계산하고, 업데이트할 수 있다(S410). 디믹싱 매트릭스(DMM)에 기초하여 출력신호(OS)를 제공할 수 있다(S510).

[0113] 일 실시예에 있어서, 복수의 분산들 중 제1 분산(VARIANCE1)은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 결과출력들을 클리크 단위(CL)로 나누어 계산되는 분산이고, 복수의 분산들 중 제2 분산(VARIANCE2)은 제1 분산(VARIANCE1)을 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 따라 변환하여 계산되는 분산일 수 있다.

[0114] 본 발명의 실시예에 따른 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치(10)는 결과출력 생성부(100), 적용분산 결정부(200), 변수 계산기(300), 매트릭스 업데이트부(400)를 포함할 수 있다. 결과출력 생성부(100)는 복수의 음원소스들(S)의 각각에 상응하는 시간에 따른 주파수별 출력신호(OS)인 결과출력들을 생성할 수 있다. 적용분산 결정부(200)는 음원소스들(S)의 각각에 상응하는 결과출력들을 일정한 클리크 단위(CL)로 나누고, 클리크 단위(CL)에 기초하여 계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산(AVR)을 결정할 수 있다. 변수 계산기(300)는 적용분산(AVR)에 따라 어그질러리 변수(AXV)를 계산할 수 있다. 매트릭스 업데이트부(400)는 어그질러리 변수(AXV)에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을 최소화하는 디믹싱 매트릭스(DMM)를 계산하고, 업데이트할 수 있다.

[0115] 일 실시예에 있어서, 복수의 분산들 중 제1 분산(VARIANCE1)은 Maximum likelihood estimation (MLE) 알고리즘에 기초하여 결과출력들을 클리크 단위(CL)로 나누어 계산되는 분산이고, 복수의 분산들 중 제2 분산(VARIANCE2)은 제1 분산(VARIANCE1)을 Non-negative matrix factorization (NMF) 알고리즘에 따라 변환하여 계산되는 분산일 수 있다.

[0116] 위에서 언급된 본 발명의 기술적 과제 외에도, 본 발명의 다른 특징 및 이점들이 이하에서 기술되거나, 그러한 기술 및 설명으로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

## *부호의 설명*

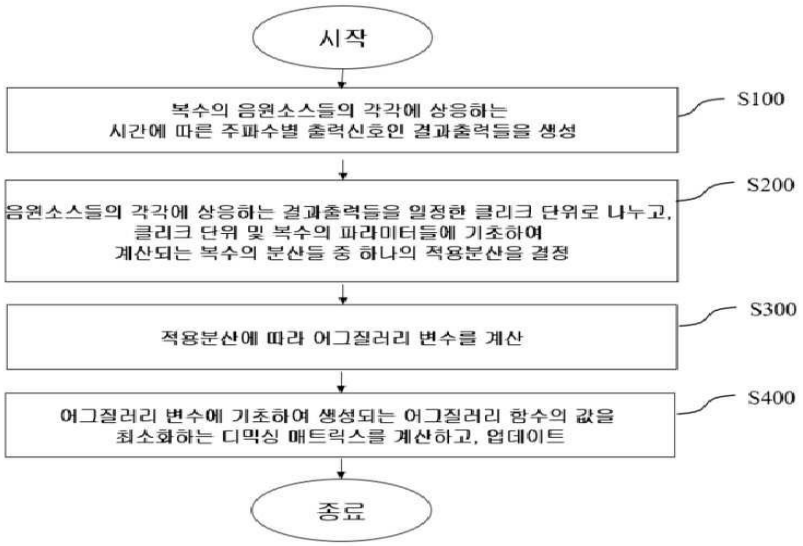
[0117] 10: 디믹싱 매트릭스 업데이트 장치 100: 결과출력 생성부

200: 적용분산 결정부 300: 변수 계산기

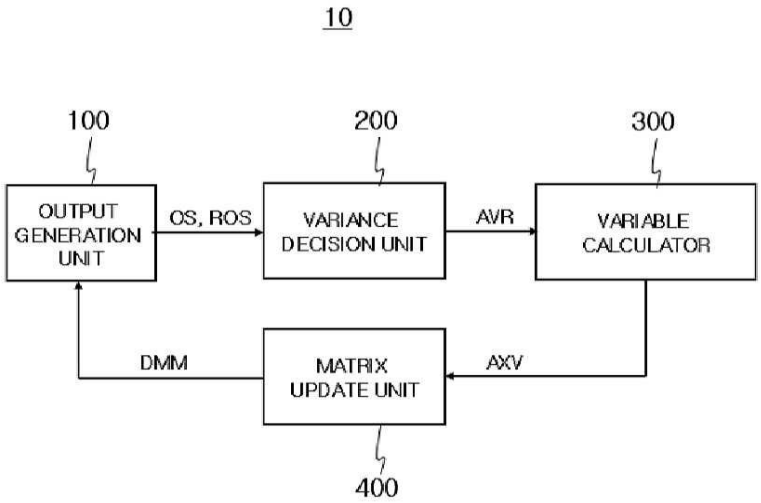
400: 매트릭스 업데이트부

## 도면

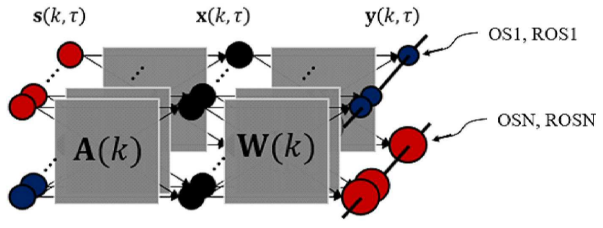
### 도면1



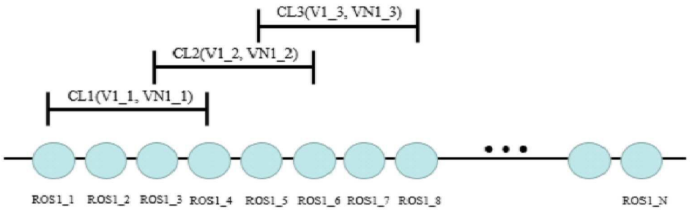

### 도면2



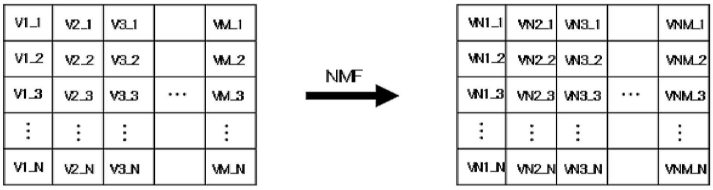

### 도면3



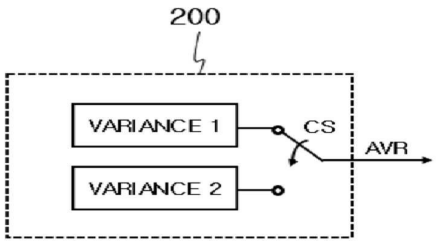
도면4



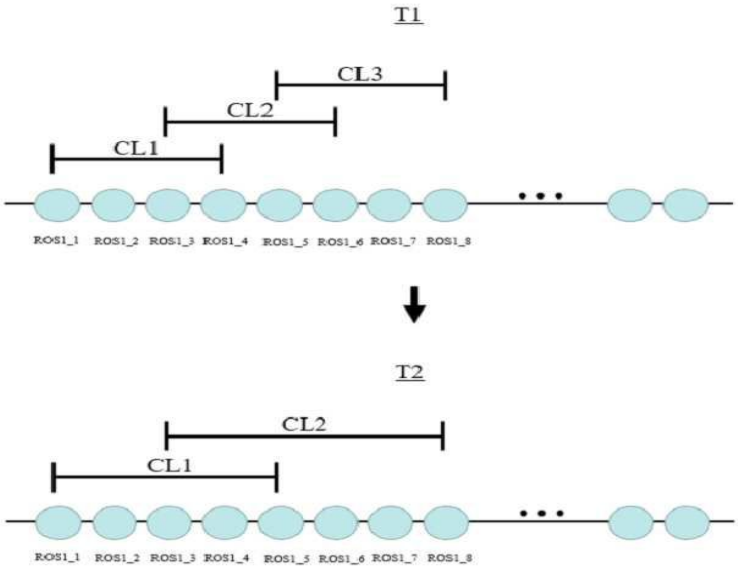

도면5



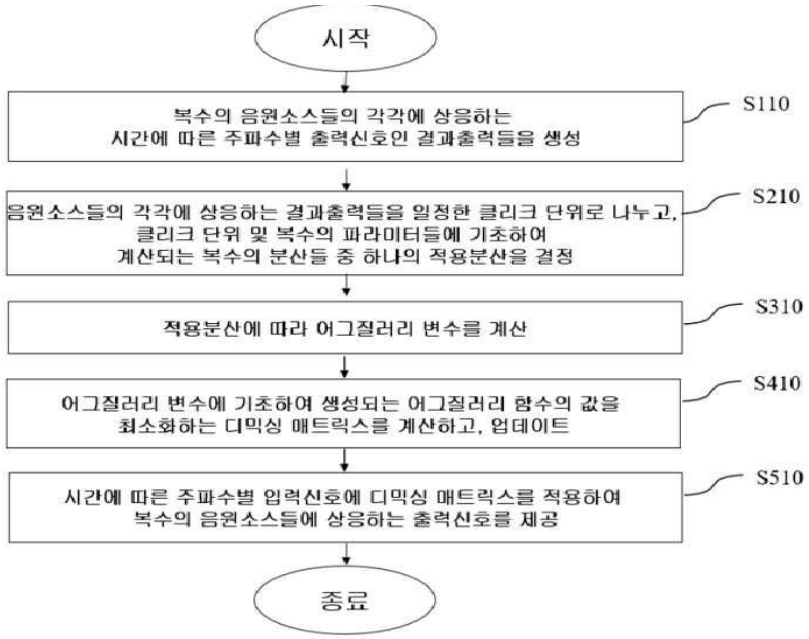

도면6




도면7



도면8


시작
복수의 음원소스들의 각각에 상응하는
시간에 따른 주파수별 출력신호인 결과출력들을 생성
S110
음원소스들의 각각에 상응하는 결과출력들을 일정한 클리크 단위로 나누고,
클리크 단위 및 복수의 파라미터들에 기초하여
계산되는 복수의 분산들 중 하나의 적용분산을 결정
S210
적용분산에 따라 어그질러리 변수를 계산
S310
어그질러리 변수에 기초하여 생성되는 어그질러리 함수의 값을
최소화하는 디믹싱 매트릭스를 계산하고, 업데이트
S410
시간에 따른 주파수별 입력신호에 디믹싱 매트릭스를 적용하여
복수의 음원소스들에 상응하는 출력신호를 제공
S510
종료