



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2018-0073167
(43) 공개일자 2018년07월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01H 17/00 (2006.01) HO4R 1/10 (2006.01)
HO4R 5/033 (2006.01)

(52) CPC특허분류
G01H 17/00 (2013.01)
G06F 3/16 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2016-0176716
(22) 출원일자 2016년12월22일
심사청구일자 2016년12월22일

(71) 출원인
상명대학교산학협력단
서울특별시 종로구 홍지문2길 20 (홍지동, 상명대학교)

(72) 발명자
이석필
경기도 하남시 하남대로 747, 103-1601호(신장동)
변성우
서울특별시 도봉구 혜등로 241-14, 5동 1001호(쌍문동, 금호아파트)

한혁수
서울특별시 송파구 양재대로 1218 (방이동, 올림픽션수기자촌아파트), 132동 606호

(74) 대리인
특허법인지명

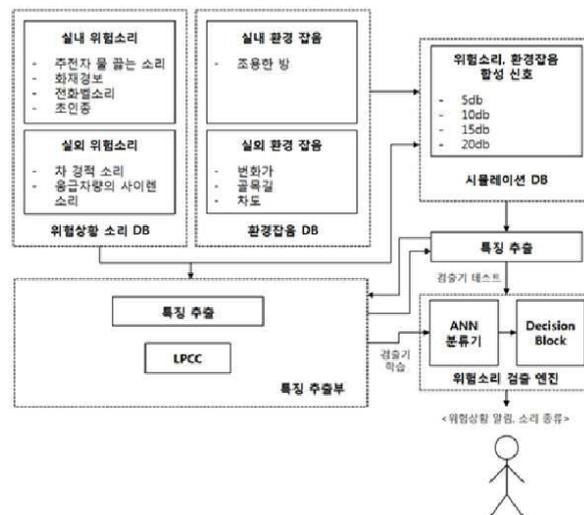
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 청각장애인을 위한 위험 소리 혹은 특이 소리 검출 방법

(57) 요약

본 발명은, 소리를 인식하지 못하거나 잘 구별하지 못하는 청각장애인들의 위험상황 안내를 위하여, 위험상황시 발생하는 소리 데이터를 저장하는 데이터베이스와, 주변의 소리를 수집하는 소리수집부와, 상기 소리수집부에 의해 수집된 소리의 특징을 추출하는 특징추출부와, 상기 특징추출부로부터 입력받은 특징으로부터 인공신경망 패턴인식 알고리즘을 이용하여 위험소리를 검출하는 위험소리 검출엔진과, 상기 위험소리 검출엔진의 검출 결과에 따라 소리 대체 알림 신호를 발생하는 경보부를 더 포함하는 위험상황 인식 시스템을 제공한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

H04R 1/1083 (2013.01)

H04R 5/033 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711035248

부처명 미래창조과학부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신기술인력양성

연구과제명 소프트웨어 안전성 보증을 위한 정확성 확보 체계 개발

기 여 율 1/1

주관기관 상명대학교서울산학협력단

연구기간 2015.06.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

위험상황시 발생하는 소리 데이터를 저장하는 데이터베이스와,
주변의 소리를 수집하는 소리수집부와,
상기 소리수집부에 의해 수집된 소리의 특징을 추출하는 특징추출부와,
상기 특징추출부로부터 입력받은 특징으로부터 인공신경망 패턴인식 알고리즘을 이용하여 위험소리를 검출하는 위험소리 검출엔진
을 포함하는 것을 특징으로 하는 위험상황 인식 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,
상기 위험소리 검출엔진의 검출 결과에 따라 소리 대체 알림 신호를 발생하는 경보부를 더 포함하는 위험상황 인식 시스템.

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 데이터베이스는,
실내 및 실외 위험상황 DB, 혼잡잡음 DB, 상기 실내 및 실외 위험상황 DB와 상기 혼잡잡음 DB를 혼합한 시뮬레이션 DB를 포함하고,
상기 소리수집부가 수집한 소리를 축적해 나가는 것인 위험상황 인식 시스템.

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 위험상황 추출부는,
LPCC 특징벡터를 이용하여 수집되는 소리의 특징을 추출하되, 소리의 크기와 종류에 따라 MFCC 특징벡터를 이용하여 소리의 특징을 추출하는 것인 위험상황 인식 시스템.

청구항 5

제3항에 있어서, 상기 데이터베이스는,
상기 소리수집부로부터 전달된 데이터와 저장데이터와의 대비를 통하여 위험상황 소리를 판별하는 대비판단부를 포함하는 것인 위험상황 인식 시스템.

청구항 6

주변 상황의 소리를 수집하는 단계와,
상기 수집된 소리의 특징을 추출하는 단계와,

상기 특징을 인공신경망 알고리즘을 이용하여 소리를 분류하는 단계와,
 상기 분류하는 단계의 결과를 토대로 위험상황 여부를 판단하는 단계
 를 포함하는 위험상황 인식 방법.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 소리의 특징을 추출하는 단계는,
 소리의 크기 및 패턴을 판별하는 단계와,
 상기 판별 결과에 따라 특징벡터를 선택하는 단계를 포함하는 것
 인 위험상황 인식 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 소리 인식에 관한 것으로서, 구체적으로는 일상에서의 다양한 소리를 인식하고 판별하는 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 고령화 사회로 인해 노인 인구가 늘어나고 헤드폰의 과다 사용 등으로 인한 난청인구가 증가하고 있으며, 청각 장애인의 숫자 또한 통상 인구의 3% 정도까지 이를 정도로 점증하고 있다. 완전히 소리를 못듣거나 또는 소리를 잘 구별하지 못하는 청각장애인들은 소리를 듣고 상황을 판단하는 것이 어렵기 때문에 일상생활에 많은 어려움이 있을 뿐만 아니라 소리 정보를 이용하여 실내, 실외 환경에서의 위험한 상황을 인지할 수 없어 즉각적인 대처가 불가능하다. 따라서 청각장애인들이 위험에 처했을 때, 몸에 부착된 센서 또는 휴대용 기기를 통해 위험상황을 시각, 촉각 정보로 변환하여 전달할 필요가 있다.

[0003] 하지만, 일상생활의 다양한 소리를 높은 신뢰도로 파악하는 것이 가능해야 위험상황인지를 정확히 판별할 수 있는바, 이에 대한 실증적이고 구체적인 일상생활 소리 인식 방법 및 시스템이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 전술한 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 실내 및 실외의 위험상황시 날 수 있는 소리를 정확히 파악하는 방법 및 시스템을 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0005] 또한, 파악된 소리로부터 상황을 파악하고 이를 시각 또는 촉각 등 청각 이외의 방식으로 경고하는 위험상황 대응 방법 및 시스템을 제공하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 발명은, 위험상황시 발생하는 소리 데이터를 저장하는 데이터베이스와, 주변의 소리를 수집하는 소리수집부와, 상기 소리수집부에 의해 수집된 소리의 특징을 추출하는 특징추출부와, 상기 특징추출부로부터 입력받은 특징으로부터 인공신경망 패턴인식 알고리즘을 이용하여 위험소리를 검출하는 위험소리 검출엔진을 포함하는 위험상황 인식 시스템을 제공한다.

[0007] 이에 더하여 상기 위험소리 검출엔진의 검출 결과에 따라 소리 대체 알림 신호를 발생하는 경보부를 더 포함하는 것이 좋다.

[0008] 데이터베이스는, 실내 및 실외 위험상황 DB, 혼잡잡음 DB, 상기 실내 및 실외 위험상황 DB와 상기 혼잡잡음 DB를 혼합한 시플레이션 DB를 포함하고, 상기 소리수집부가 수집한 소리를 축적해 나간다.

[0009] 위험상황 추출부는, LPCC 특징벡터를 이용하여 수집되는 소리의 특징을 추출하되, 소리의 크기와 종류에 따라

MFCC 특징벡터를 이용하여 소리의 특징을 추출하여 상황별 최적 소리 인식이 가능하도록 한다.

- [0010] 위 데이터베이스는, 상기 소리수집부로부터 전달된 데이터와 저장데이터와의 대비를 통하여 위험상황 소리를 판별하는 대비판단부를 포함할 수 있다.
- [0011] 또한, 본 발명은, 주변 상황의 소리를 수집하는 단계와, 상기 수집된 소리의 특징을 추출하는 단계와, 상기 특징을 인공신경망 알고리즘을 이용하여 소리를 분류하는 단계와, 상기 분류하는 단계의 결과를 토대로 위험상황 여부를 판단하는 단계를 포함하는 위험상황 인식 방법을 제공한다.
- [0012] 상기 소리의 특징을 추출은 소리의 크기 및 패턴을 판별하는 단계와, 상기 판별 결과에 따라 특징벡터를 선택하는 단계를 포함하는 것이 바람직하다.

발명의 효과

- [0014] 본 발명에 따르면, 위험상황에서 발생할 수 있는 소리를 정확히 인식하여 위험상황 여부를 판단하고, 빠르게 대처할 수 있는 소리 대체 정보를 청각장애인들에게 전달해주어 위험상황에서 벗어날 수 있게 도와준다.

도면의 간단한 설명

- [0016] 도 1은 위험소리 검출 및 알람 시스템의 구조도.
 도 2 내지 4은 특징벡터를 달리 하여 각 위험상황에 대한 인식률을 실험한 결과를 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0017] 청각장애인들을 위한 위험상황 감지 기술에 대한 연구에는 MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficient) 특징벡터 기반의 GMM (Gaussian Mixture Model) 패턴인식 알고리즘을 이용하여 오토바이, 차 경적, 천둥, 대형자동차, 공사장, UBM(Universal Background Model), 총 6가지의 상황 인식을 위한 연구, Mel-Frequency Cepstral Coefficient(MFCC)를 기반의 Hidden Markov Model(HMM)을 사용한 연구, 음향 간의 스펙트럼 특징의 차이를 이용한 연구 등이 있다.
- [0018] 본 발명에서는 인공신경망(ANN : Artificial Neural Network)을 이용하여 청각장애인을 위한 웨어러블 기기의 위험상황 검출 엔진을 설계한다.
- [0019] 도 1은 본 발명에 따른 위험상황 인식 및 경보 시스템의 구조도이다.
- [0020] 도시된 바와 같이, 위험상황에 발생하는 소리를 저장한 데이터베이스(위험상황 소리 DB), 일상생활에서의 정상 시 소리를 저장한 데이터베이스(환경잡음 DB), 상기 데이터베이스에 저장된 소리로부터 각 소리의 특징을 추출하는 제1 특징추출부(특징추출부), 위험소리와 환경잡음을 합성하는 결과를 저장하는 시뮬레이션 DB, 시뮬레이션 DB에 저장된 합성음으로부터 특징을 추출하는 제2 특징추출부(특징추출), 상기 제1 특징추출부 및 제2 특징추출부로부터 입력받은 특징으로부터 위험소리를 검출하는 위험소리 검출엔진 및 검출된 결과에 따라 소리 대체 알람 신호(시각적 신호, 촉각적 신호 등)를 발생하는 경보부(미도시)를 포함한다.
- [0021] 위험상황 소리 DB는 실내 및 실외에 각각 일어날 수 있는 위험상황시 발생하는 소리에 대한 데이터베이스이고, 환경잡음 DB는 조용한 방, 변화가, 골목길, 차도 등 실내 및 실외의 일반적인 상황에서의 소리에 대한 데이터베이스이다.
- [0022] 기본적으로 데이터베이스는 특징점을 추출하는 모집단이 되는데, 본 발명에 따른 위험상황 인식 시스템이 동작하면서 지속적으로 각 경우의 소리를 수집하며 학습에 이용할 수 있다.
- [0023] 제1 특징추출부는 위험상황 소리 DB 및 환경잡음 DB에 저장된 소리로부터 각 소리의 특징을 추출하는 기능을 하며, LPB, LPCC, MFCC 등의 특징벡터를 이용하여 소리의 특징부를 추출한다.
- [0024] 시뮬레이션 DB는 위험소리 검출 엔진을 학습시키기 위하여 위험소리와 환경잡음을 합성하는 결과를 저장하여 일상 생활에서의 환경 잡음하에서 위험소리가 발생하는 경우를 혼합한 소리 데이터를 저장한다. 제2 특징추출부는 시뮬레이션 DB에 저장된 합성음으로부터 특징을 추출한다.

- [0025] 위험소리 검출엔진은 ANN 분류기를 사용하여 패턴분류를 진행하고 이 결과에 따라서 판단부(Decision Block)에서 위험상황 여부를 최종 판단한다.
- [0026] 경보부는 위험소리 검출엔진의 판단 결과에 따라 시각적 신호, 진동 등의 촉각적 신호로 사용자에게 위험상황을 알린다.
- [0027] 또한, 소리 입력부(미도시)가 주변의 소리를 수집하여 제1 및/또는 제2 특징추출부로 전달함으로써 실제 일어나는 상황에 대한 판단을 위험소리 검출엔진이 수행하도록 한다.
- [0028] 한편, 소리 입력부의 출력은 위험상황 소리 DB, 환경잡음 DB, 시물레이션 DB 중 어느 하나 이상에 전달되어 각 DB를 갱신하거나, 또는 DB에 저장된 저장데이터와의 대비를 통하여 위험상황 소리 DB 및/또는 시물레이션 DB에 포함된 대비판단부(미도시)가 위험소리인지 여부를 판단하는데 이용될 수 있다.
- [0029] 즉, 본 발명에서는 특징 추출부를 거쳐 위험소리 검출엔진이 위험상황을 판단하는 것을 기본으로 하되, 보조적으로 또는 이에 대체하여 대비판단부가 위험상황을 판단하도록 구성할 수 있다.
- [0030] 이상의 설명에서는 제1 및 제2 특징추출부의 출력이 위험소리 검출 엔진으로 입력되는 것으로 설명하였으나, 제1 특징추출부의 출력 또는 제2 특징추출부의 출력만이 위험소리 검출엔진으로 입력되도록 구성할 수 있음은 물론이다.
- [0032] 이하, 구체적으로 본 발명에 따라 주변의 소리로부터 위험상황을 파악하는 과정을 설명한다.
- [0033] 위험상황 소리 DB는 대표적이고 가장 빈도가 높은 위험상황 소리를 저장한다. 구체적으로는 위험상황을 실내 위험상황, 실외 위험상황으로 나누고 실내 위험상황에는 물 끓는 소리, 화재경보, 초인종, 전화벨 소리를 저장하고 실외 위험상황에는 사이렌, 차 경적 소리 등 6종의 수집된 위험상황별 데이터를 저장한다.
- [0034] 환경잡음 DB는 환경잡음을 조용한방, 골목길, 번화가, 차도 총 4가지로 정의하고 약 5분가량의 데이터를 저장한다.
- [0035] 제1 및 제2 특징추출부는 신호처리 분야에서 가장 많이 쓰이는 특징벡터인 LPC, LPCC, MFCC를 사용하여 위험상황 검출 정확도를 비교 분석한다.
- [0037] - 환경잡음 DB
- [0038] 청각장애인들에게 위험상황이 발생할 수 있는 환경은 실내 환경과 실외 환경이 있으며, 두 가지 환경에서 발생할 수 있는 잡음이 다르기 때문에 실내 환경과 실외 환경은 별도의 수집이 필요하며, 따라서 본 발명의 환경잡음 DB는 실내 환경으로는 조용한 방으로 정의하였으며 실외 환경으로는 위험 상황이 발생할 수 있는 위치를 고려하여 한적한 골목길, 번화가, 차도 3가지로 정의하고 이들 소리를 저장한다.
- [0039] 총 4가지 환경잡음은 각각 5분가량 녹음되어 16kHz로 샘플링하여 저장된다.
- [0041] - 위험상황 소리 DB
- [0042] 청각장애인들의 주변 환경에 따라 발생할 수 있는 위험상황 소리가 다르다. 실내 환경에서는 주전자 물 끓는 소리, 화재경보, 전화벨소리, 초인종 등이 있고, 실외 환경으로는 차 경적소리, 응급차량의 사이렌 소리 등이 있다. 따라서 본 발명에 따른 위험상황 소리 DB는 실내 환경에서 발생하는 위험 소리는 주전자 물 끓는 소리, 화재경보, 전화벨소리, 초인종 총 4가지로 정의하였고 실외 환경에서 발생하는 위험 소리는 차 경적소리, 응급차량의 사이렌 소리 총 2가지로 정의하여, 각 위험상황 소리 데이터는 모노채널로 30초 ~ 60초가량 녹음되고, 16kHz로 샘플링되어 저장된다.
- [0044] - 특징벡터
- [0045] 제1 및 제2 특징추출부에 대해 상술한다.
- [0046] MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficient)는 프레임 내의 음성 신호에 대하여 계산한 파워 스펙트럼을 청각기

의 주파수 반응도를 모사한 Mel-scale 주파수 도메인에서 DCT(DiscreteCosine Transform)를 취한 값이다.

[0047] LPC는 선형 결합에 의해 과거의 신호에서 현재의 신호[n]을 예측하는 방법으로 전극(All-pole) 모델을 사용하여 수학적 식 1과 같이 차분 방정식의 형태로 나타낼 수 있다.

수학적 식 1

[0048]
$$\tilde{S}_n = -(a_1 S_{n-1} + a_2 S_{n-2} + \dots + a_p S_{n-p})$$

[0049] 여기서 S_n 은 입력신호, \tilde{S}_n 은 예측신호, a_i 는 선형예측계수이며, p 는 예측계수의 차수이다.

[0050] 현재신호와 예측된 신호의 예측오차는 수학적 식 2와 같다.

수학적 식 2

[0051]
$$e_n = S_n - \tilde{S}_n$$

[0052] 수학적 식 3은 예측신호에 대한 mean square error(MSE) J 이다.

수학적 식 3

[0053]
$$J = E[e^2(n)] = E[(S_n - \tilde{S}_n)^2]$$

[0054] 예측신호의 에러를 최소로 하는 선형예측계수를 찾기 위하여 수학적 식 3을 a_i 에 대해 편미분하면 p 개의 선형 연립 방정식 수학적 식 4를 얻을 수 있다.

수학적 식 4

[0055]
$$\sum_{j=1}^p a_j E[s(n-i)s(n-j)] \quad \text{for } i = 1 \dots p$$

[0056] 수학적 식 4에서 $E[s(n-i)s(n-j)]$ 는 입력신호의 자기상관함수이기 때문에 수학적 식 4는 수학적 식 5와 같이 나타낼 수 있고, 선형예측계수는 수학적 식 5에서의 자기 상관 행렬의 역행렬을 이용하여 구할 수 있다. 자기상관함수의 역행렬을 구하는 것의 시간 복잡도 문제를 해결하기 위해 일반적으로 잘 알려져 있는 Levinson-Durbin 알고리즘을 사용한다.

수학식 5

$$\begin{bmatrix} R_0 & \cdots & R_{p-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{p-1} & \cdots & R_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_p \end{bmatrix}$$

[0057]

[0058]

[0059] LPCC는 $C(z)$ 의 inverse z-transform으로 정의되고 다음 수학식 6과 같다.

$$C(z) = \sum_n c(n)z^{-n}$$

[0060]

[0061] 전극(All-pole) $z=z_i$ 가 unit cycle 안에 있고, 계인값을 1로 주면 LPCC ($c_{lp}(n)$)는 다음 수학식 7과 같이 정의된다.

수학식 7

$$C_{lp}(n) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^p z_i^n & n > 0 \\ 0 & n < 0 \end{cases}$$

[0062]

[0064] LPCC는 recursive에 의해 선형예측계수로부터 구한다. recursive 과정은 다음 수학식 8과 같다.

수학식 8

$$c_1 = a_1$$

$$c_n = \sum_{k=1}^{n-1} \left(1 - \frac{k}{n}\right) a_k c_{n-k} + a_n \quad 1 < n < p$$

$$c_n = \sum_{k=1}^{n-1} \frac{k}{n} c_k a_{n-k} \quad n > p$$

[0065]

[0066]

[0067] - 분리도 비교

- [0068] 본 발명에서 쓰이는 MFCC, LPC, LPCC 3가지의 특징벡터들의 성능을 확인하기 위하여 Bhattacharyya거리 측정을 이용하였다.
- [0069] Bhattacharyya거리 측정은 오류율을 측정하여 거리를 계산하는 방법으로 각 클래스의 분포가 가우시안 형태를 가질 때 가장 좋은 평가기준이 된다. Bhattacharyya거리가 가장 큰 값이 나온 특징벡터가 클래스 간의 거리가 가장 멀리 떨어져있다는 의미로, 위험상황 검출에 가장 적합하다고 할 수 있다. 총 6가지의 위험상황 소리 실험 데이터에서 각 15초가량의 소리를 윈도우 크기 150ms 단위로 특징벡터를 추출하여 각 120개 씩 총 720개를 추출하였다. 이렇게 추출된 특징벡터들의 분리도를 Bhattacharyya거리를 구하여 비교하였다.
- [0070] 각각 6개의 위험상황 소리에서 LPC 특징벡터, LPCC 특징벡터, MFCC 특징벡터를 추출한 후에 각 클래스간의 거리를 Bhattacharyya거리를 비교 분석한 결과, LPC 특징벡터의 평균 분리도는 2.79로 나왔으며 MFCC 특징벡터의 평균분리도는 3.77로 나왔다. 가장 높게 나온 LPCC 특징벡터의 평균 분리도는 3.79로 나왔다. 이는 LPCC 특징벡터를 사용하였을 때, 평균적으로 각 위험상황 소리간의 거리가 가장 멀다는 의미로 통계적으로 LPCC 특징벡터가 각 위험상황의 특징을 잘 반영할 수 있는 특징벡터이므로, 본 발명의 특징추출부는 LPCC 특징벡터를 주된 특징벡터로 채택한다.
- [0073] - 위험 상황 인지
- [0074] 위험소리 검출 엔진은 추출된 특징벡터를 이용하여 위험 상황을 인지하기 위해 ANN(Artificial Neural Network) 패턴인식 알고리즘을 사용한다. ANN 훈련을 통해 각 퍼셉트론간의 연결강도를 의미하는 가중치 값을 조정하여 훈련하고 입력의 비선형 함수를 유추할 수 있도록 설계된 패턴 인식 알고리즘이다.
- [0075] 본 발명에서 사용되는 ANN 신경회로망은 웨어러블 기기의 컴퓨팅 환경을 고려하여 구조를 복잡하게 하지 않기 위해 그리고 특징벡터를 추출할 때 신호의 성질이 인코딩되기 때문에 input layer와 hidden layer 사이에 신호의 성질을 인코딩할 수 있는 전처리 과정이 들어가지 않는다. 이로 인해 신경회로망 내의 많은 양의 파라미터를 줄일 수 있다.
- [0076] 본 발명의 신경회로망 구조는 input layer와 hidden layer, output layer로 구성되고 임베디드 환경을 고려하여 hidden layer는 한 개의 층으로 복잡하지 않게 구성되며, input layer의 입력 뉴런의 개수는 추출한 특징벡터의 차수와 같이 10개로 정한다. hidden layer의 뉴런 개수는 6개로 여러 번 반복하여 실험적으로 결정하였다. 6개의 뉴런 중 하나의 뉴런은 bias 값을 갖는다.
- [0077] output layer는 6개의 뉴런으로 구성되어 있으며 각 뉴런은 6개의 위험상황에 대하여 각각의 클래스 점수를 출력하게 된다. 신경회로망내의 전체 뉴런의 계수는 학습과정에서 output layer의 출력의 에러에 따라 오차역전파법(Back-Propagation)을 사용하여 에러를 최소화하는 계수를 업데이트한다.
- [0078] 마지막으로, ANN 신경회로망에서 사용된 활성화 함수는 $\alpha=1$ 인 양극 시그모이드를 사용하고, 계수의 학습율은 $p=0.6$ 으로 정한다.
- [0080] - 최적 구성
- [0081] 위험상황 인식을 위한 최적 구성을 이끌어 내기 위하여 전술한 구성을 이용하여 실내 환경, 실외 환경(사이렌, 차경적)의 각 경우에 소리의 크기를 5db, 10db, 15db, 20db로 하여 실험을 하였고, 그 결과를 도 2 내지 4에 도시하였다.
- [0082] 도 3의 실내 실험 결과는 전반적으로 LPCC 특징벡터를 이용할 경우가 양호하였으나, 실외 환경에 있어서는 사이렌과 차경적에 있어서 MFCC의 인식률이 차이가 크고, 차경적에 있어서도 MFCC는 5db일 경우 55.07%로 낮은 인식률을 보였지만 20dB 이상의 경우 가장 높은 100%의 정확도를 보이는 등 큰 인식률 변화를 보였다.
- [0083] 한편, 각 특징벡터 추출 방식의 복잡도를 고려할 때, LPC, LPCC에 비하여 MFCC가 제공에 상당하는 복잡도를 보이므로, 기본적으로는 웨어러블 디바이스와 같은 임베디드 환경에서는 LPC, LPCC 특징벡터가 더 적합하다.
- [0084] 따라서, 본 발명에서는 제1 및 제2 특징검출부를 구성함에 있어서, LPCC를 기본 특징벡터로 이용하되, 소리의 크기와 종류를 사전에 감지하여 MFCC가 높은 성능을 보이는 경우에 보조적으로 MFCC 특징벡터를 이용하여 특징

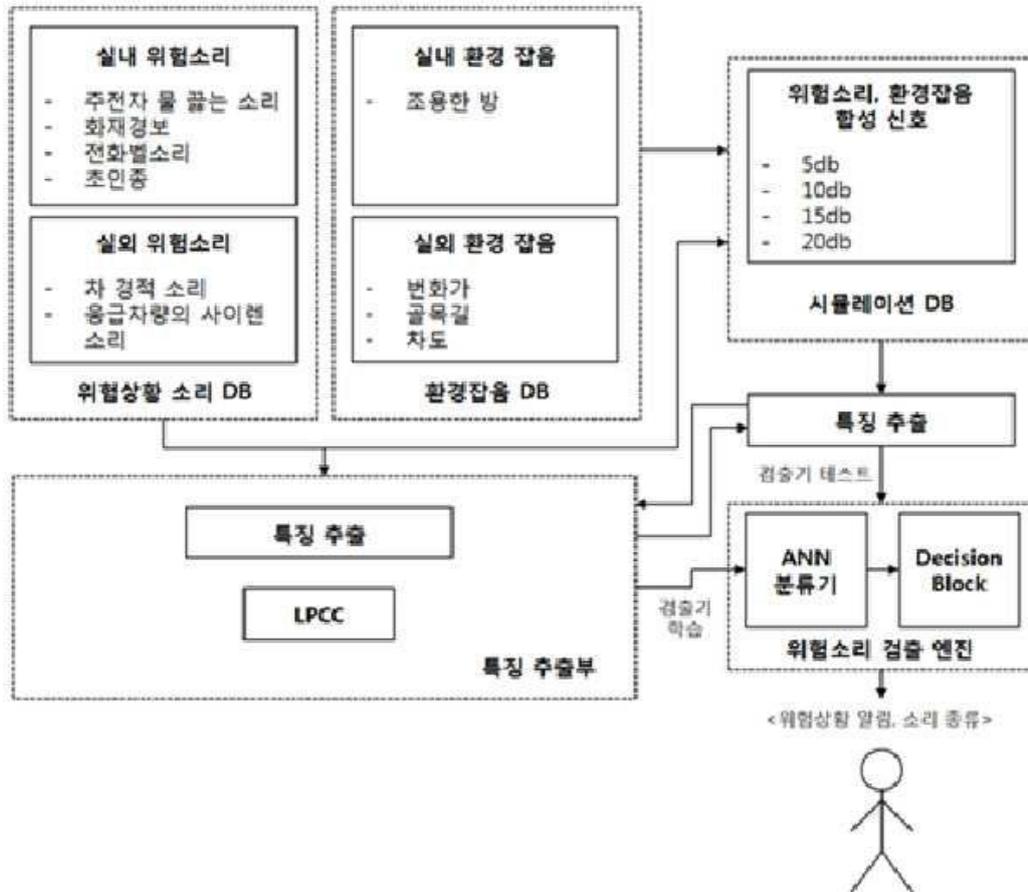
을 추출하는 방식을 취한다.

[0085] 이상 몇몇 실시예를 통하여 본 발명의 구성을 상세히 설명하였으나, 이는 예시에 불과한 것으로서, 그 외의 다양한 변형과 변경 역시 본 발명의 기술적 사상에 포함됨은 물론이다. 본 발명의 목적 및 효과 역시 기술 상식을 고려한 합리적인 범주 내에서 본 명세서에 기재한 이외의 것을 포함함은 물론이다. 예컨대, ANN의 활성화함수와 학습률의 변경은 본 발명의 기술적 사상의 범주에 그대로 포함된다.

[0086] 따라서, 본 발명의 권리범위는 이하의 특허청구범위의 기재에 의하여 정하여져야 한다.

도면

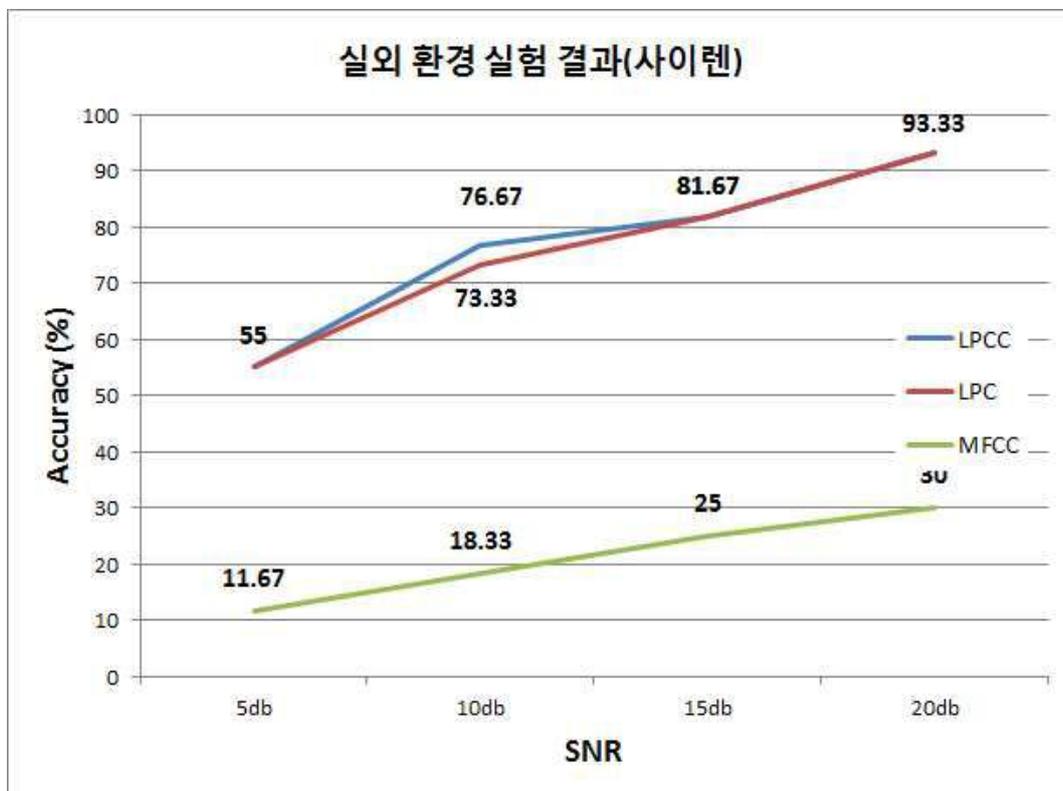
도면1



도면2



도면3



도면4

