



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0079606
(43) 공개일자 2023년06월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
E01C 23/01 (2006.01) G01H 17/00 (2006.01)
G01P 15/02 (2006.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06Q 50/30 (2012.01) G08G 1/01 (2006.01)

(52) CPC특허분류
E01C 23/01 (2013.01)
G01H 17/00 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0166559

(22) 출원일자 2021년11월29일

심사청구일자 2021년11월29일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자
임윤목

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제1공학관 N406

김대은

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공학관 C622

(뒷면에 계속)

(74) 대리인
김인철

전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템 및 모니터링 방법

(57) 요약

본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템으로서, 차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 복수의 개별 관측부(100); 측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부(100) 별로 특성값을 연산하는 개별 연산부(200); 및 상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 군집 연산부(300)를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템이다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G01P 15/02 (2013.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G06Q 50/30 (2013.01)

G08G 1/0104 (2013.01)

(72) 발명자

이창민

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공

학관 C424

강병문
서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공

학관 C424

이해리

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공

학관 C424

정규석

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공

학관 C424

백지영

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공

학관 C424

최호식

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공

학관 C424

이정운

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제1공

학관 A466

김수형

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제1공

학관 A466

장우진

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제1공

학관 A466

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711142865

과제번호 2020R1A2B5B01002395

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)

연구과제명 동물 생체 센서 메카니즘과 인지 능력에 대한 지능 통합 연구와 그 응용

기 여 율 1/1

과제수행기관명 연세대학교

연구기간 2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템으로서,
차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 복수의 개별 관측부;
측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부 별로 특성값을 연산하는 개별 연산부; 및
상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 군집 연산부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 2

청구항 1에 있어서,
상기 개별 관측부는 차량의 일측에 배치된 휴대형 단말기에 구비된 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 3

청구항 1에 있어서,
상기 개별 관측부는
가속도계 관측부, 자이로계 관측부 및 자기장계 관측부를 포함하는 IMU 관측부;
진동으로 발생하는 차량과 노면의 마찰음을 포함하는 소리를 관측하는 사운드 관측부; 및
진동으로 떨리는 영상 이미지를 관측하는 비전 관측부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 4

청구항 3에 있어서,
상기 IMU 관측부는 가속도계 3축, 자이로계 3축 및 자기장계 3축을 포함하는 9축 IMU 관측부로 구비되는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 5

청구항 3에 있어서,
상기 개별 연산부는
상기 가속도계 관측부에서 관측된 가속도 신호 $s_a(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 다음 수학적 식 1을 통해 $V_a(x, y, z)$ 를 생성하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

[수학적 식 1]

$$V_a = W_a(T(Q(S_a))) = BPF_a(STFT(s_a(t - T : t)))$$

(여기서, V_a 는 최종결과인 가속진동자를 나타낸다. S_a 는 가속도 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_a)$ 는 $s_a(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_a)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_a 는 BPF_a 이고, 밴드패스 필터(bandpass filter)를 나타낸다.)

청구항 6

청구항 3에 있어서,

상기 개별 연산부는

상기 자이로계 관측부에서 관측된 자이로계 신호 $s_g(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 다음 수학적식 2를 통해 $V_g(x, y, z)$ 를 생성하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

[수학적식 2]

$$V_g = W_g(T(Q(S_g))) = BPF_g(STFT(s_g(t - T : t)))$$

(여기서, V_g 는 자이로 진동자를 나타낸다. S_g 는 자이로 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_g)$ 는 $sg(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_g)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_g 는 BPF_g 이고, 밴드패스 필터를 나타낸다.)

청구항 7

청구항 3에 있어서,

상기 개별 연산부는

상기 자기장계 관측부에서 관측된 자기장 신호 $s_m(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 다음 수학적식 3을 통해 $V_m(x, y, z)$ 를 생성하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

[수학적식 3]

$$V_m = W_m(T(Q(S_m))) = BPF_m(STFT(s_m(t - T : t)))$$

(여기서, V_m 는 자기장 진동자를 나타낸다. S_m 는 자이로 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_m)$ 는 $sm(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_m)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_m 는 BPF_m 이고, 밴드패스 필터를 나타낸다.)

청구항 8

청구항 3에 있어서,

상기 개별 연산부는

상기 사운드 관측부에서 관측된 소리 신호 $s_s(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 뽑아 다음 수학적식 4를 통해 $V_s(x, y, z)$ 를 생성하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

[수학적식 4]

$$V_s = W_s(T(Q(S_s))) = BPF_s(BSF_e(STFT(s_s(t - T_s : t))))$$

(여기서, V_s 는 소리 진동자를 나타낸다. S_s 는 소리 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_s)$ 는 $ss(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_s)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_s 는 $BPF_s(BPF_e(x))$ 이고, BPF_s 는 밴드패스 필터(bandpass filter)이고, BPF_e 는 밴드스톱필터(bandstop filter)를 나타낸다.)

청구항 9

청구항 3에 있어서,

상기 개별 연산부는

다음 수학적식 5를 통해, 상기 비전 관측부에서 관측된, 이웃한 이미지 프레임 간 변화인 옵티칼 플로우(OF)의 수

직방향 진동을 계산하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

[수학식 5]

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$$

(여기서, I는 이미지를 나타낸다. x,y는 각 픽셀의 위치를 나타낸다. t는 이미지가 획득된 시간을 나타낸다.)

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 수직방향 진동 계산은 루카스-카나데 방법을 이용하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 11

청구항 9에 있어서,

이미지를 전처리한 후,

상기 비전 관측부에서 관측된 비전 신호 $s_g(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)을 수행하며, 특정 주파대역 신호를 뽑아 다음 수학식 6을 통해 $V_v(x, y, z)$ 를 생성하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

[수학식 6]

$$V_v = W_v(T(Q(S_v))) = BPF_v(STFT(P_y(S(OF(I(t - T_v : t))))))$$

(여기서, V_v 는 시각 진동자를 나타낸다. S_v 는 시각 변화 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_v)$ 는 $sv(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_v)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_v 는 BPF_v 이고, 밴드패스 필터를 나타낸다. S 는 직렬변환기(Serializer)로서, 추출된 OF에 대하여 관찰 영역(ROI)의 벡터 값만을 모아둔 것이다. P_y 는 수직방향으로의 변화(사상)를 나타낸다. STFT과 BPF를 통과시켜 이전 센서와 같은 방법으로 처리한다.)

청구항 12

청구항 1에 있어서,

상기 군집 연산부는

개별 연산부에서 연산된 각 개별 관측부별 특성값을 통계적으로 선택하는 특성값 선택부; 및

선택된 특성값들을 딥러닝 학습시키는 딥러닝 학습부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 13

청구항 12에 있어서,

상기 특성값 선택부는 기 설정된 상위 범위에 속하는 주파 성분을 엘라스틱넷(Elastic-net) 방법으로 통계적으로 선택하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 14

청구항 12에 있어서,

상기 딥러닝 학습부에서 입력값은 각 개별 관측부별 목표 주파수대역의 성분 값을 포함하는 벡터이며, 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron)으로 딥러닝 학습시키는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템.

청구항 15

컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법으로서,

복수의 개별 관측부가 차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 S100 단계;

개별 연산부가 측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부 별로 특성값을 연산하는 S200 단계; 및

군집 연산부가 상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 S300 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법.

청구항 16

청구항 15에 있어서,

S100 단계의 개별 관측부는

가속도계 관측부, 자이로계 관측부 및 자기장계 관측부를 포함하는 IMU 관측부;

진동으로 발생하는 차량과 노면의 마찰음을 포함하는 소리를 관측하는 사운드 관측부; 및

진동으로 떨리는 영상 이미지를 관측하는 비전 관측부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법.

청구항 17

청구항 15에 있어서,

S300 단계의 군집 연산부는

특성값 선택부가 개별 연산부에서 연산된 각 개별 관측부별 특성값을 통계적으로 선택하는 S310 단계; 및

딥러닝 학습부가 선택된 특성값들을 딥러닝 학습시키는 S320 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법.

청구항 18

하드웨어와 결합되어, 청구항 15에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법을 컴퓨터에 의해 실행시키기 위하여 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 노면 상태 모니터링 시스템 및 모니터링 방법에 관한 것이다. 구체적으로는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템 및 모니터링 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 도로 파손은 강우 또는 강설량 등 기후변화, 표면의 노화, 수분의 표면 침투로 인한 파손, 통행량에 의한 누적 하중, 포장 재료의 품질저하 등 다양한 요인에 의해 발생한다. 이러한 도로 파손은 발생 위치나 주기가 일률적이지 않아, 언제 어떻게 발생할지를 예상하는 것이 어렵다. 이로 인해, 도로 파손은 교통사고로 이어져, 수많은 인적 또는 물적 피해를 만든다. 따라서 차량 운전자에게 도로의 파손 여부를 미리 알려주는 기술에 대한 많은 시도가 있어왔다.

[0003] 종래 도로 파손 정보를 수집하는 방법은 일 예로 순찰 차량이 도로를 주행하면서 육안으로 파손된 상태와 위치를 기록하는 방식으로, 인력에 의존하는 수동적인 방법이 대부분이다. 따라서, 광범위한 도로의 파손 정보를 인력을 통해 수집하는 것은 매우 위험하면서 어려운 수작업이며, 이러한 기존의 방식으로는 자율 주행차나 스마트 시티 등 미래 교통시장에 적용하기에는 부적합하다.

[0004] 이에 종래기술(한국등록특허 제10-2026685호)는 주행 중인 차량을 통해 실시간으로 도로 노면 영상을 획득하여 노면 파손 상태를 판단하고, 주행 중인 차량의 진동을 센싱하여 노면 파손 상태를 판단한 후, 영상과 진동으로부터 판단된 결과를 결합 및 분석하여 도로의 노면 파손 여부를 보다 정확히 판단할 수 있는 영상과 진동을 이

용한 도로불량정보 제공 장치 및 서버를 제공한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) (문헌 1) 한국등록특허공보 제10-2026685호 (2019.09.24)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0006] 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템 및 모니터링 방법은 다음과 같은 해결과제를 가진다.
- [0007] 첫째, 진동 정보 취득을 위해, 마찰음과 영상 떨림 등 다양한 정보를 활용하고자 한다.
- [0008] 둘째, 취득된 여러가지 진동 정보를 통합하여 노면 상태를 파악하고자 한다.
- [0009] 본 발명의 해결과제는 이상에서 언급한 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 해결과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템으로서, 차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 복수의 개별 관측부; 측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부 별로 특성값을 연산하는 개별 연산부; 및 상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 군집 연산부를 포함한다.
- [0011] 본 발명에 있어서, 상기 개별 관측부는 차량의 일측에 배치된 휴대형 단말기에 구비될 수 있다.
- [0012] 본 발명에 있어서, 상기 개별 관측부는 가속도계 관측부, 자이로계 관측부 및 자기장계 관측부를 포함하는 IMU 관측부; 진동으로 발생하는 차량과 노면의 마찰음을 포함하는 소리를 관측하는 사운드 관측부; 및 진동으로 떨리는 영상 이미지를 관측하는 비전 관측부를 포함한다.
- [0013] 본 발명에 있어서, 상기 IMU 관측부는 가속도계 3축, 자이로계 3축 및 자기장계 3축을 포함하는 9축 IMU 관측부로 구비될 수 있다.
- [0014] 본 발명에 있어서, 상기 개별 연산부는 상기 가속도계 관측부에서 관측된 가속도 신호 $s_a(x,y,z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 수학적 식 1을 통해 $V_a(x,y,z)$ 를 생성할 수 있다.
- [0015] 본 발명에 있어서, 상기 개별 연산부는 상기 자이로계 관측부에서 관측된 자이로계 신호 $s_g(x,y,z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 수학적 식 2를 통해 $V_g(x,y,z)$ 를 생성할 수 있다.
- [0016] 본 발명에 있어서, 상기 개별 연산부는 상기 자기장계 관측부에서 관측된 자기장 신호 $s_m(x,y,z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 수학적 식 3을 통해 $V_m(x,y,z)$ 를 생성할 수 있다.
- [0017] 본 발명에 있어서, 상기 개별 연산부는 상기 사운드 관측부에서 관측된 소리 신호 $s_s(x,y,z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 뽑아 수학적 식 4를 통해 $V_s(x,y,z)$ 를 생성할 수 있다.
- [0018] 본 발명에 있어서, 상기 개별 연산부는 수학적 식 5를 통해, 상기 비전 관측부에서 관측된, 이웃한 이미지 프레임 간 변화인 옵티칼 플로우(OF)의 수직방향 진동을 계산할 수 있다.
- [0019] 본 발명에 있어서, 상기 수직방향 진동 계산은 루카스-카나데 방법을 이용할 수 있다.
- [0020] 본 발명에 있어서, 이미지를 전처리한 후, 상기 비전 관측부에서 관측된 비전 신호 $s_g(x,y,z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 뽑아 수학적 식 6을 통

해 $V_v(x, y, z)$ 를 생성할 수 있다.

- [0021] 본 발명에 있어서, 상기 군집 연산부는 개별 연산부에서 연산된 각 개별 관측부별 특성값을 통계적으로 선택하는 특성값 선택부; 및 선택된 특성값들을 딥러닝 학습시키는 딥러닝 학습부를 포함한다.
- [0022] 본 발명에 있어서, 상기 특성값 선택부는 기 설정된 상위 범위에 속하는 주파 성분을 엘라스틱넷(Elastic-net) 방법으로 통계적으로 선택할 수 있다.
- [0023] 본 발명에 있어서, 상기 딥러닝 학습부에서 입력값은 각 개별 관측부별 목표 주파수대역의 성분 값을 포함하는 벡터이며, 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron)으로 딥러닝 학습시킬 수 있다.
- [0025] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법으로서, 복수의 개별 관측부가 차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 S100 단계; 개별 연산부가 측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부 별로 특성값을 연산하는 S200 단계; 및 군집 연산부가 상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 S300 단계를 포함한다.
- [0026] 본 발명에 있어서, S100 단계의 개별 관측부는 가속도계 관측부, 자이로계 관측부 및 자기장계 관측부를 포함하는 IMU 관측부; 진동으로 발생하는 차량과 노면의 마찰음을 포함하는 소리를 관측하는 사운드 관측부; 및 진동으로 떨리는 영상 이미지를 관측하는 비전 관측부를 포함한다.
- [0027] 본 발명에 있어서, S300 단계의 군집 연산부는 특성값 선택부가 개별 연산부에서 연산된 각 개별 관측부별 특성값을 통계적으로 선택하는 S310 단계; 및 딥러닝 학습부가 선택된 특성값들을 딥러닝 학습시키는 S320 단계를 포함한다.
- [0029] 본 발명은 하드웨어와 결합되어, 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법을 컴퓨터에 의해 실행시키기 위하여 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

발명의 효과

- [0030] 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템 및 모니터링 방법은 다음과 같은 효과를 가진다.
- [0031] 첫째, 영상으로 노면을 직접 촬영하는 것이 아니라, 노면 진동에 의해 영상이 떨리는 현상을 이용하여, 보다 간편하게 노면의 진동을 파악하는 효과가 있다.
- [0032] 둘째, 휴대폰 등 개인이 쉽게 휴대가능한 단말기에 어플리케이션을 설치하는 것만으로 작동이 가능한 장점이 있다.
- [0033] 셋째, 가속도계 관측부, 자이로계 관측부, 자기장계 관측부, 사운드 관측부 및 비전 관측부를 통해 다양한 정보를 취합하므로, 노면 상태를 다면적으로 파악하는 효과가 있다.
- [0034] 본 발명의 효과는 이상에서 언급된 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 효과들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0035] 도 1은 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템의 구성도이다.
- 도 2는 본 발명에 따른 IMU 관측부의 세부 구성도이다.
- 도 3은 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템의 개념도이다.
- 도 4는 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템의 분석흐름도이다.
- 도 5는 노면 상태가 다른 5개의 구간이 연속되는 트랙을 반복주행하는 일 실시예를 나타낸다.
- 도 6은 가속도계, 자이로계 및 자기장계를 이용한 구간별 데이터의 일 사례를 나타낸다. 도 6a는 가속도계 신호를 나타내고, 도 6b는 자이로계 신호를 나타내고, 도 6c는 자기장계 신호를 나타낸다.
- 도 7은 IMU 데이터 측정의 일 실시예를 나타낸다. 도 7a는 도 6a의 가속도계 STFT를 나타내고, 도 7b는 도 6b의

자이로계 STFT를 나타내고, 도 7c는 도 6c의 자기장계 STFT를 나타낸다.

도 8은 내부, 외부 소리를 이용한 특징 추출의 일 실시예를 나타낸다.

도 9는 소리 신호 처리의 일 실시예를 나타낸다.

도 10은 이미지 정보를 이용한 특징 추출의 일 실시예를 나타낸다.

도 11은 이미지 신호 처리의 일 실시예를 나타낸다.

도 12는 본 발명에 따른 특성값 선택부에서 통계적 기법으로 생성한 결과의 일 실시예를 나타낸다.

도 13은 본 발명에 따른 딥러닝 학습부에서 피쳐 융합과 결과 생성에 관한 일 실시예를 나타낸다.

도 14는 도로 주행 테스트 결과의 일 실시예를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0036] 이하, 첨부한 도면을 참조하여, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 설명한다. 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 이해할 수 있는 바와 같이, 후술하는 실시예는 본 발명의 개념과 범위를 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 형태로 변형될 수 있다. 가능한 한 동일하거나 유사한 부분은 도면에서 동일한 도면부호를 사용하여 나타낸다.
- [0037] 본 명세서에서 사용되는 전문용어는 단지 특정 실시예를 언급하기 위한 것이며, 본 발명을 한정하는 것을 의도하지는 않는다. 여기서 사용되는 단수 형태들은 문구들이 이와 명백히 반대의 의미를 나타내지 않는 한 복수 형태들도 포함한다.
- [0038] 본 명세서에서 사용되는 "포함하는"의 의미는 특정 특성, 영역, 정수, 단계, 동작, 요소 및/또는 성분을 구체화하며, 다른 특정 특성, 영역, 정수, 단계, 동작, 요소, 성분 및/또는 군의 존재나 부가를 제외시키는 것은 아니다.
- [0039] 본 명세서에서 사용되는 기술용어 및 과학용어를 포함하는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 일반적으로 이해하는 의미와 동일한 의미를 가진다. 사전에 정의된 용어들은 관련기술문헌과 현재 개시된 내용에 부합하는 의미를 가지는 것으로 추가 해석되고, 정의되지 않는 한 이상적이거나 매우 공식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0040] 본 명세서에서 사용되는 방향에 관한 표현, 예를 들어 전/후/좌/우의 표현, 상/하의 표현, 종방향/횡방향의 표현은 도면에 개시된 방향을 참고하여 해석될 수 있다.
- [0042] 본 발명은 복합 센서 정보 융합 시스템을 통해 간접적으로 노면의 상태를 측정하고 평가하는 기술로써, 사회적 인프라인 도로의 실시간 감시 시스템 수립과 유지 보수를 통한 사회적 비용 절감에 그 목적이 있다.
- [0043] 여기서 복합 센서 정보 융합 시스템이란, 차량에 탑재되어 움직임(Inertia Measurement Unit: IMU), 소리(sound), 시각(vision) 외 다양한 환경(온도, 습도, 고도, 압력, 등등 기록 가능한 형태의 정보들) 정보를 취득하고, 각각의 관찰 값으로부터 고유한 특징을 추출하는 개별 관측부, 해당 관측 결과를 기록을 위한 지리적 정보 Global Positioning System (GPS)를 포함하여 개체별 결과를 정규화하고 중앙과 통신하는 개별 연산부, 그리고 습득된 데이터들을 누적하여 구간 상태 예측과, 특징 융합을 통한 고차원 정보 생성을 목적으로 하는 모델 기반 군집 연산부를 포함한다.
- [0044] 이러한 센싱 시스템이 실제 주행하는 차량에 쉽게 배포되어, 실시간 국내 도로 상태 정보의 지속적 습득과 실시간 인프라 노후 평가를 가능하게 할 수 있다.
- [0045] 본 발명은 휴대가능한 모바일 폰의 다양한 센서를 이용한 스마트 노면 모니터링 시스템으로, 각종 센서 신호를 모아 데이터를 형성하고, 데이터 기반 이상 여부를 통해 노면의 상태를 추정하고 평가하는 기술로 활용될 수 있다.
- [0047] 이하에서는 도면을 참고하여 본 발명을 설명하고자 한다. 참고로, 도면은 본 발명의 특징을 설명하기 위하여, 일부 과장되게 표현될 수도 있다. 이 경우, 본 명세서의 전 취지에 비추어 해석되는 것이 바람직하다.

- [0049] 도 1은 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템의 구성도이다. 도 2는 본 발명에 따른 IMU 관측부의 세부 구성도이다.
- [0051] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템으로서, 차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 복수의 개별 관측부(100); 측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부(100) 별로 특성값을 연산하는 개별 연산부(200); 및 상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 군집 연산부(300)를 포함한다.
- [0053] 본 발명에 따른 개별 관측부(100)는 차량의 일측에 배치된 휴대형 단말기에 구비될 수 있다. 휴대형 단말기는 차량 운전자의 휴대폰을 의미할 수 있으나, 그에 한정되지는 않는다. 또한, 휴대형으로 차량에 구비될 수도 있고, 고정형으로 차량에 구비될 수도 있다.
- [0055] 본 발명에 있어서, 개별 관측부(100)는 가속도계 관측부(111), 자이로계 관측부(112) 및 자기장계 관측부(113)를 포함하는 IMU 관측부(110); 진동으로 발생하는 차량과 노면의 마찰음을 포함하는 소리를 관측하는 사운드 관측부(120); 및 진동으로 떨리는 영상 이미지를 관측하는 비전 관측부(130)를 포함한다.
- [0057] 상기 IMU 관측부(110)는 가속도계 3축, 자이로계 3축 및 자기장계 3축을 포함하는 9축 IMU 관측부로 구비될 수 있다.
- [0059] 본 발명에 따른 개별 관측부(100)는 일반적으로 모바일 폰에 부착된 다양한 센서들을 활용하는 것이 취지에 해당될 수 있다. 본 발명은 9-축 IMU (Accelerometer, Gyrometer, Magnetometer), sound, vision로 구현될 수 있을 것이다. 이 외에 장착된 다른 다양한 센서를 통한 추가 선택적인 데이터 습득 또한 확장 적용 가능할 수 있다.
- [0060] 이는 기본적으로 차량 주행에서 바퀴와의 마찰, 요철에 의한 진동 등 직관적으로 영향을 주는 요소들을 측정하는 방식이다. 각 측정 데이터에 대해 모듈화되어 결과를 각각 생성한다. 이는 각각의 센서로부터 얻은 관찰 값을 적절한 차원으로 임베딩하는 것이며, 이를 통해 대규모의 신호를 그대로 저장하지 않는 것으로 효율적인 프로세스를 가능하게 한다.
- [0061] 또한 이러한 데이터 정보에 대한 인과 관계 분석을 위해 필요한 환경 정보, 즉 현재 관찰하고 있는 위치(GPS), 온도, 습도, 고도, 차량 무게 등을 추가적으로 센서를 통해 습득하고, 나아가 현재 측정 차량의 메타 정보에 해당하는 차종, 연식, 누적주행거리, 최종 정비 일자 등이 수집의 대상이 될 수 있을 것이다.
- [0063] 본 발명에 따른 개별 연산부(200)는 개체 단위에서의 관찰 값을 정리하고 중앙과 통신하는 부분을 말한다. 이는 단순한 통신만을 목적으로 하는 것이 아니라, 해당 개체의 정보를 누적하고, 자체적으로 평가하는 것을 포함한다. 이는 해당 개체의 센서별 정상 범위를 매번 수집되는 데이터에 기반 하여 해당 개체의 정상상황을 학습하는 모델을 포함한다.
- [0064] 본 정보는 개체 단위에서 정규화 된 결과를 생성하며, 이를 추가적으로 수집된 환경 정보와 메타 정보를 포함하여 중앙 데이터베이스로 전송하고, 중앙으로부터 정보의 평가 신뢰도에 기반 한 위험도를 수신해 사용자에게 결과를 보여주는 기능을 가진다. 또한 이러한 구조의 장점은 학습 모델의 갱신을 위한 네트워크 일괄 재배포와 분산학습 결과의 통신을 통한 보안상 안전하고 빠른 학습을 진행하는 등 다양한 부분에서 활용 가능하다.
- [0066] 본 발명에 따른 군집 연산부(300)는 상기 전송된 정보들을 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 이를 통해 정보를 분석하고 도로 상태에 대한 평가를 진행하는 부분이다. 즉, 배포되어 있는 다양한 개체로부터 모인 정보를

바탕으로 특정 구간의 상태를 파악하는 것으로 개체 간 비교가 발생하는 곳이다. 도로와 환경정보, 그리고 정규화 된 개체 관찰 값을 통해 구간의 상태 변화를 실시간으로 관찰할 수 있으며, 관찰 값들의 상대적 신뢰성 평가를 통한 양방향 진단이 가능하다.

- [0067] 예를 들어, 고장 난 차량이 있다면 정상인 구간에서 오작동을 누적할 것이므로 낮은 신뢰도를 얻게 되어 사용자가 판단할 수 있으며, 높은 신뢰도를 가진 많은 정상 차량이 비정상성을 보내는 도로는 문제가 있는 것이며, 갑자기 고장 난 차량이나 블랙아이스와 같이 급격한 변화가 있다면 해당 차량을 포함하여 주변에 동시에 경고를 줄 수 있는 구조이다.
- [0069] 도 3은 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템의 개념도이다. 도 4는 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 시스템의 분석흐름도이다.
- [0070] 도 3 및 도 4에 예시된 바와 같이, 본 발명은 총 3가지 정보를 5가지 센서를 이용하여 발생하는 다양한 진동을 관찰하고 이를 융합하여 최종 점수를 내어 노면의 상태를 구분하는 기술이다.
- [0072] 본 발명에 따른 모니터링 시스템을 모바일 폰에 어플리케이션 형태로 구성하게 되면, 해당 정보를 동시에 수집하여 전국 도로의 인프라 상태를 실시간으로 관찰하여 유지, 보수를 통한 사회적 비용 절감을 가능하게 할 수 있을 것이다. 또한 사용자에게 비정상여부를 전송하여 사고를 미연에 방지할 수 있다는 장점이 있다.
- [0073] 나아가, 본 시스템은 데이터베이스가 증강됨에 따라, 구분과 회귀에 기반 한 정상예측을 넘어, 변화 예측, 그리고 최적 추천에 이르는 고도화 시스템 생성이 가능하다.
- [0075] 본 발명에 따른 모니터링 시스템이 모바일 폰을 통해 구현되는 일 실시예를 살펴보면 다음과 같다.
- [0076] 데이터 획득용 어플리케이션의 경우, 안드로이드 시스템에서 동작하는 어플리케이션을 구성하였다. 이는 안드로이드 폰에서 일반적으로 습득 가능한 9축 IMU, 영상, 소리, GPS 및 추가 정보(구간 마커)를 동기화되어 기록 가능한 형태로 개발되었다. 이외에 온도, 습도, 고도 등 지원 가능한 센서 정보를 손쉽게 가공하여 얻고 동기화된 형태로 기록하여 남길 수 있는 장점이 있다.
- [0077] 차량 부착의 경우, 상기 어플리케이션을 설치한 핸드폰을 기존의 차량에서 일반적으로 사용하는 핸드폰 거치대를 사용할 수 있다.
- [0078] 내부 데이터 연산부의 경우, 개별 기기를 통한 획득 정보는 기기 내에서 개별 누적 데이터베이스를 형성할 수 있다. 이는 각각의 센서 값에 대한 정상범위와 개체 특성, 그리고 현재 상황을 나타내는 벡터를 생성하고, 각 결과를 융합하는 결과를 도출할 수 있다.
- [0079] 또한, 내부 데이터 연산부의 경우, 상기 모델을 고도화하여 개체 내에서 정규화를 위한 개체 특성 추출과 환경에 따라 변화하는 센서 관계를 이해하고, 시간 축에서 변화하는 변화를 구분, 예측하는 모델을 생성할 수 있다.
- [0080] 통합 데이터베이스의 경우, 전 과정에서 생성된 개체단위 정보 벡터(센서별 결과, 융합 결과)와 개별 개체의 차량 특징 및 환경 정보를 수신하여 각 상황에 대한 전체 데이터 테이블을 누적하여 표준을 구성할 수 있다. 이후 누적 표준 데이터에 대해 새로운 입력 데이터를 평가하여 해당 도로와 해당 차량 간 안전 신뢰점수를 매길 수 있다. 다만, 문제발생시, 도로의 문제인지 차량의 문제인지는 해당 도로와 차량 자체의 누적 결과를 분석하여 어느 쪽의 문제인지 판단할 수 있을 것이다.
- [0081] 인프라 변화 예측 및 추천의 경우, 상기 통합 데이터베이스를 통한 구분과 회귀를 바탕으로 정상범위를 추출할 수 있을 것이다. 비정상에 대한 판단은 미래 변화에 대한 예측과 적절한 대응 추천(예. collaborative filtering 등)에 이르는 인프라 관리 기술로 발전가능할 것이다.
- [0083] 도 5는 노면 상태가 다른 5개의 구간이 연속되는 트랙을 반복주행하는 일 실시예를 나타낸다.
- [0084] 본 발명은 일 실시예로서, 도 5에 도시된 바와 같이, 5개의 구간이 연속되는 트랙을 반복주행하여 데이터를 획득하였다. 이 때 트랙은 도 5에 도시된 도로를 사용하였으며, S1~S5까지 모든 트랙의 바닥 재질과 구성이 다르

게 구성되어 있다. 구체적으로 S2, S4가 유사하게 구성되고, S1, S3, S5가 유사하게 구성되었다. 서로 다르게 구성되어, 이를 구분하는 문제(classification)와 이를 통해 재질의 정도를 계산하는(regression) 문제로 나누어 진행하였다.

[0086] 도 6은 가속도계, 자이로계 및 자기장계를 이용한 구간별 데이터의 일 사례를 나타낸다. 도 6a는 가속도계 신호를 나타내고, 도 6b는 자이로계 신호를 나타내고, 도 6c는 자기장계 신호를 나타낸다.

[0087] 도 7은 IMU 데이터 측정의 일 실시예를 나타낸다. 도 7a는 도 6a의 가속도계 STFT를 나타내고, 도 7b는 도 6b의 자이로계 STFT를 나타내고, 도 7c는 도 6c의 자기장계 STFT를 나타낸다.

[0089] IMU는 가속도계(accelerometer), 자이로계(Gyrometer) 및 자기장계(Magnetometer)로 일반적인 진동을 측정할 수 있는 자세 센서로서, 보통 가속도 3축, 자이로 3축, 자기장 3축을 포함하는 9축 IMU를 의미한다.

[0091] 보통 IMU는 독립된 3개의 3축 accelerometer, gyrometer, magnetometer의 조합인 경우가 많아 9축으로 사용되며, 통상 칼만 필터를 통한 보정으로 자세 측정에 많이 이용된다.

[0092] 본 발명은 이러한 센서의 원형 신호를 이용해, 차량과 지면간의 주행에 대한 특징을 추출하고자 한다. 노면 상태에 따라 변화되는 accelerometer(가속도), gyrometer(진동), magnetometer(방향)의 센서 값의 신호의 주파수 성분을 분석하여 실험 환경 내에서 노면 상태에 따라 특징(각 축별로 0-30Hz의 Magnitude 값)을 얻을 수 있다.

[0094] 단위 시간 범위의 신호에 대한 주파 성분 분석(Short-Time Fourier Transform: STFT)을 원칙으로 하여 아래 센서 별로 신호를 처리하여 패턴을 생성한다

[0095] 본 발명의 가정으로서, 차량에 배치되어, 수직으로 고정되어 있는 핸드폰의 상태를 가정하며 각 가속도, 자이로, 자기장 및 x, y, z 3축에 대한 신호를 따로 처리한다.

[0097] 본 발명에 있어서, 개별 연산부(200)는 상기 가속도계 관측부(111)에서 관측된 가속도 신호 $s_a(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT: short-time fourier transform)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 다음 수학적 식 1을 통해 $V_a(x, y, z)$ 를 생성할 수 있다.

수학적 식 1

$$[0098] \quad V_a = W_a(T(Q(S_a))) = BPF_a(STFT(s_a(t - T : t)))$$

[0099] 여기서, V_a 는 최종결과인 가속진동자를 나타낸다. S_a 는 가속도 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_a)$ 는 $s_a(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_a)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_a 는 BPF_a 이고, 밴드패스 필터(bandpass filter)를 나타낸다.

[0100] 각 항목을 순서대로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 해당 알고리즘은 가속도 센서의 신호를 일정 기간(T) 동안 모은 가속도 신호 모음(S_a)을 입력으로 사용한다. 해당 가속도 신호 모음은 큐(Queue-선입선출)의 구조로 되어있다. 해당 T 초동안의 신호를 단시간 푸리에 변환($T=STFT$)을 통해 시간-주파수 정보로 변환시킨다. 그리고 특정 주파수 대역의 값만 선택적으로 뽑아내는 밴드패스필터 과정을 거치게 된다. 최종 결과인 가속진동자(V_a)는 공간상에서 x,y,z 3차원의 여러 주파수 대역의 크기(absolute)를 가지는 벡터가 된다.

[0102] 본 발명에 있어서, 개별 연산부(200)는 자이로계 관측부(112)에서 관측된 자이로계 신호 $s_g(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)를 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 다음 수학적 식 2를 통해 $V_g(x, y, z)$ 를 생성할 수 있다.

수학식 2

$$V_g = W_g(T(Q(S_g))) = BPF_g(STFT(s_g(t - T : t)))$$

[0103]

[0104]

여기서, V_g 는 자이로 진동자를 나타낸다. S_g 는 자이로 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_g)$ 는 $s_g(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_g)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_g 는 BPF $_g$ 이고, 밴드패스 필터를 나타낸다.

[0105]

전술한 가속진동자의 설명을 참조하여 항목을 순서대로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 해당 알고리즘은 자이로 센서의 신호를 일정 기간(T) 동안 모은 자이로 신호 모음(S_g)을 입력으로 사용한다. 해당 자이로 신호 모음 또한 큐(Queue-선입선출)의 구조로 되어있다. 해당 T 초 동안의 신호를 단시간 푸리에 변환($T=STFT$)을 통해 시간-주파수 정보로 변환 시키고 특정 주파수 대역의 값만 뽑아내는 밴드패스필터 과정을 거치게 된다. 최종 결과인 자이로진동자(V_g)는 공간상에서 x, y, z 3차원의 여러 주파수 대역의 크기(absolute)를 가지는 벡터가 된다.

[0107]

본 발명에 있어서, 개별 연산부(200)는 자기장계 관측부(113)에서 관측된 자기장 신호 $s_m(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)을 수행하며, 특정 주파대역 신호를 추출하여, 다음 수학식 3을 통해 $V_m(x, y, z)$ 를 생성할 수 있다.

수학식 3

$$V_m = W_m(T(Q(S_m))) = BPF_m(STFT(s_m(t - T : t)))$$

[0108]

[0109]

여기서, V_m 는 자기장 진동자를 나타낸다. S_m 는 자이로 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_m)$ 는 $s_m(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_m)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_m 는 BPF $_m$ 이고, 밴드패스 필터를 나타낸다.

[0110]

전술한 가속, 자이로진동자의 설명을 참조하여 항목을 순서대로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 해당 알고리즘은 자기장 센서의 신호를 일정 기간(T) 동안 모은 자이로 신호 모음(S_m)을 입력으로 사용한다. 해당 자기장 신호 모음 또한 큐(Queue-선입선출)의 구조로 되어있으며, 지구 자기장 및 주변 자기장 등을 기준으로 진동에 영향을 받아 진동한다. 해당 T 초 동안의 신호를 단시간 푸리에 변환($T=STFT$)을 통해 시간-주파수 정보로 변환 시키고 특정 주파수 대역의 값만 뽑아내는 밴드패스필터 과정을 거치게 된다. 최종 결과인 자기장진동자(V_m)는 공간상에서 x, y, z 3차원의 여러 주파수 대역의 크기(absolute)를 가지는 벡터가 된다.

[0112]

본 발명에 있어서, BPF를 통해 선택하는 주파수 대역은 센서의 종류에 따라 달라질 수 있다. 각 센서별로 주파수에 대한 반응이 다를 수 있기 때문이다.

[0114]

도 8은 내부, 외부 소리를 이용한 특징 추출의 일 실시예를 나타낸다. 도 9는 소리 신호 처리의 일 실시예를 나타낸다.

[0116]

사운드 센싱 모듈의 경우, 차량과 도로 노면이 만들어내는 마찰음을 복합적으로 관찰하는 것으로 진동감지의 연장에서 생각할 수 있다. 그러나 마이크로 입력되는 요소들을 청각의 개념에서 살펴보면, 직접적인 바람, 엔진 소리, 라디오, 대화 등 관찰과 상관없는 요소들이 많이 있다. 즉, 소리의 측면에서 본 발명의 목적이 되는 노면 정보를 적절히 추출하는 것이 중요하다.

[0118]

이에, 본 발명은 소리의 경우, 차량 내 위치한 단말기(예로, 휴대폰)의 마이크로 들어오는 모든 소리가 관찰되

므로, 추가적인 필터를 사용하였다.

[0120] 본 발명에 있어서, 개별 연산부(200)는 사운드 관측부(120)에서 관측된 소리 신호 $s_s(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)을 수행하며, 특정 주파대역 신호를 뽑아 다음 수학적 식 4를 통해 $V_s(x, y, z)$ 를 생성할 수 있다.

수학적 식 4

$$V_s = W_s(T(Q(S_s))) = BPF_s(BSF_e(STFT(s_s(t - T_s : t))))$$

[0122] 여기서, V_s 는 소리 진동자를 나타낸다. S_s 는 소리 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_s)$ 는 $s_s(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_s)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_s 는 $BPF_s(BPF_e(x))$ 이고, BPF_s 는 밴드패스 필터(bandpass filter)이고, BPF_e 는 밴드스톱필터(bandstop filter)를 나타낸다.

[0123] BPF_s 는 대화나 음악 등 주행과 관련없는 모든 주파대역을 없애고 나머지를 선택하여 통과시키는 밴드패스 필터(bandpass filter)이다. BSF_e 는 기본 엔진 소리 대역을 없애는 밴드스톱필터(bandstop filter)로 처음 시동 이후 해당 성분을 기록하여 없애준다. 이는 전기자동차와 엔진자동차(내연기관자동차)의 차이를 없애기 위한 것이다.

[0124] 전문한 IMU를 이용한 3가지 진동자 설명을 기반으로, 해당 알고리즘은 소리 센서의 신호를 일정 기간(T) 동안 모은 소리 신호 모음(Sm : 소리 신호의 Queue-선입선출 구조)을 입력으로 사용한다. 해당 음은 타이어와 바닥의 소리(진동의 연속선상) 외에 다양한 기타 소리들을 가지고 있다. 이에 해당 T 초 동안의 신호를 단시간 푸리에 변환($T=STFT$)을 통해 시간-주파수 정보로 변환 시키고 기본 엔진소리 대역을 없애기 위한 밴드스톱 필터와, 대화나 음악 등의 구간 외에 필요한 바닥과의 마찰 소리를 포함하는 구간을 골라내는 밴드패스 필터가 추가된다. 최종 결과인 소리진동자(V_s)는 공간상에서 x, y, z 3차원의 여러 주파수 대역의 크기(absolute)를 가지는 벡터가 된다.

[0126] 도 10은 이미지 정보를 이용한 특징 추출의 일 실시예를 나타낸다. 도 11은 이미지 신호 처리의 일 실시예를 나타낸다.

[0127] 시각정보의 특성 상, 풍부한 정보를 가지고 있으나, 원하는 정보를 정밀하게 얻어내는 것은 매우 어려운 일이다. 특히, 도로 노면을 직접적으로 정적으로 촬영하는 것이 아니라 동적인 주행 환경에서 한정적인 뷰를 촬영하여 사용하는 것이다. 또한, 다음 단계에서 모델 간 융합을 위해 본 발명은 해당 입력으로부터 영상의 흔들림을 측정하는 것을 목표로 하였다.

[0129] 먼저, 옵티컬 플로우(Optical Flow:OF)를 설명한다.

[0130] 카메라를 통해 들어오는 이미지는 보통 모양 인식에 기반하여 도로의 문제를 직접적으로 측정하는 방법을 사용한다. 그러나 본 발명은 간접적으로 관찰되는 진동이라는 컨셉에 맞추어, 이웃한 이미지 프레임 간 변화인 옵티컬 플로우(Optical Flow : OF)의 수직방향 진동을 사용하였다.

[0132] 본 발명에 있어서, 개별 연산부(200)는 다음 수학적 식 5를 통해, 상기 비전 관측부(130)에서 관측된, 이웃한 이미지 프레임 간 변화인 옵티컬 플로우(OF)의 수직방향 진동을 계산할 수 있다.

[0133] 본 발명은 짧은 시간(dt) 차이를 가지고 획득된 이미지에서 발생하는 작은 위치 차이인 $OF(dx, dy)$ 를 찾는다. 본 발명은 루카스-카나데 방법을 이용할 수 있다.

수학식 5

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$$

[0135]

[0136]

여기서, I 는 이미지를 나타낸다. x, y 는 각 픽셀의 위치를 나타낸다. t 는 이미지가 획득된 시간을 나타낸다.

[0137]

수학식 5의 공식은 옵티칼 플로우의 기본적인 수식으로서, 카메라에서 연속적으로 입력되는 이미지(I)에 대하여 각 픽셀의 위치(x, y)와 시간(t)을 변수로 두면, 미세한 시간 변화에서 발생하는 픽셀의 위치변화를 서술하는 수식이다. 즉, 시간변화(dt) 동안 두 장의 이미지 사이에서 전체적으로 바뀐 픽셀의 위치 변화를 찾아내는 알고리즘이 옵티칼 플로우이다. 상기 수학식 5를 이용하여 이미지에서 발생하는 픽셀의 변화인 옵티칼 플로우 벡터(optical flow vector)들을 가지게 된다.

[0139]

다음으로, 신호처리를 설명한다.

[0140]

본 발명에 있어서, 이미지를 전처리한 후, 상기 비전 관측부(130)에서 관측된 비전 신호 $s_g(x, y, z)$ 에 대해 기 설정된 시간의 데이터를 취합하여 단시간 푸리에 변환(STFT)을 수행하며, 특정 주파대역 신호를 뽑아 다음 수학식 6을 통해 $V_v(x, y, z)$ 를 생성할 수 있다.

수학식 6

$$V_v = W_v(T(Q(S_v))) = BPF_v(STFT(P_y(S(OF(I(t - T_v : t))))))$$

[0141]

[0142]

여기서, V_v 는 시각 진동자를 나타낸다. S_v 는 시각 변화 신호 모음을 나타낸다. $Q(S_v)$ 는 $s_v(t-T:t)$ 이고, 현재(t 초)에서 부터 최근 T 초 사이의 가속도 신호(s_v)를 나타낸다. T 는 STFT이고, 단시간 푸리에 변환을 나타낸다. W_v 는 BPF_v 이고, 밴드패스 필터를 나타낸다. S 는 직렬변환기(Serializer)로서, 추출된 OF에 대하여 관찰 영역(ROI)의 벡터 값만을 모아둔 것이다. P_y 는 수직방향으로의 변화(사상)를 나타낸다. STFT과 BPF를 통과시켜 이전 센서와 같은 방법으로 처리한다.

[0143]

본 발명은 이러한 이미지 상의 움직임 또한 진동에 영향을 받음을 알고 있고, 이를 통해 위의 가속도, 자이로, 자기장, 소리 진동자와 차별되는 시각 진동자(V_v)를 제안한다. 해당 알고리즘은 이미지 센서의 신호를 매순간 진술한 옵티칼 플로우로 변환하고, 이를 일정 기간(T) 동안 모은 시각 변화 신호 모음(S_v : 이미지 변화 신호 모음, Queue-선입선출 구조)을 입력으로 사용한다. 해당 정보는 카메라에서 탐지되는 진동이다. 본 발명은 이미지 상 아랫부분(도로 방향을 보고있는 ROI: Region Of Interest) 영역에서 위아래로 흔들리는 정보에만 관심이 있으므로, 수직 방향의 변화만 수집(P_y)한다. 이에 본 발명에서는 해당 T 초 동안의 신호를 단시간 푸리에 변환($T=STFT$)을 통해 시간-주파수 정보로 변환 시키고 이후 특정 구간을 골라내는 밴드패스 필터가 추가된다. 최종 결과인 시각진동자(V_v)는 공간상에서 x, y, z 3차원의 여러 주파수 대역의 크기(absolute)를 가지는 벡터가 된다.

[0145]

이하에서는, 군집 연산부(300)의 특성값 융합(Feature fusion)에 관하여 설명한다.

[0146]

본 발명에 있어서, 군집 연산부(300)는 개별 연산부(200)에서 연산된 각 개별 관측부(100)별 특성값을 통계적으로 선택하는 특성값 선택부(310); 및 선택된 특성값들을 딥러닝 학습시키는 딥러닝 학습부(320)를 포함한다.

[0148]

도 12는 본 발명에 따른 특성값 선택부에서 통계적 기법으로 생성한 결과의 일 실시예를 나타낸다.

[0149]

본 발명에 따른 특성값 선택부(310)는 기 설정된 상위 범위에 속하는 주파 성분을 Elastic-net 방법으로 통계적으로 선택할 수 있다.

[0150]

예를 들어, 10초 신호 대상(1차)으로서, 모든 특성값(feature)들을 강인하게 생성하기 위해 각 센서의 STFT 결과들을 모아놓고, 이 중에서 통계적으로 구간별로 차이가 가장 심하여 범주화(classification)에 활용 가능한

상위 5%(예시) 주파 성분을 엘라스틱넷(Elastic-net) 방법으로 통계적으로 선택하였으며 잘 구분되는 것을 확인하였다.

- [0152] 도 13은 본 발명에 따른 딥러닝 학습부에서 피쳐 융합과 결과 생성에 관한 일 실시예를 나타낸다.
- [0153] 본 발명에 따른 딥러닝 학습부(320)에서 입력받은 각 개별 관측부별 목표 주파수대역의 성분 값을 포함하는 벡터이며, 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron)으로 딥러닝 학습을 시킬 수 있다.
- [0154] 예를 들어, 1초 신호 대상(2차)으로서, 1차에서 얻은 대략적인 주파 성분의 범위의 모든 값들을 합쳐 짧은 순간의 신호 입력에도 강인하게 작동하는 네트워크 기반 인식기를 학습시킬 수 있다. 입력은 각 센서 별 타겟 주파수대역의 성분 값을 포함하는 벡터이며, 이를 딥러닝의 하나인 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron)으로 학습시킬 수 있다.
- [0156] 본 발명에 따른 모니터링 시스템의 경우, 데이터에 기반한 학습을 이용한 모델로, 해당 데이터의 수집의 확대에 따라 진화가 가능한 시스템이며 데이터에 적합한 크기의 네트워크를 학습시키는 것, 그리고 유사한 다른 데이터의 융합 등을 고려할 수 있는 장점이 있다.
- [0158] 상기 구분 문제에서 학습된 네트워크(figure6 참조)를 바탕으로 S2, S4는 문제가 있는 구간, 그리고 나머지는 문제가 없는 구간으로 가정하여 마지막 softmax layer를 regression으로 바꾸어 비정상정도를 측정(regression)하는 최종 스코어(score)가 나오도록 학습시켰다(도 13 참조).
- [0160] 도 14는 도로 주행 테스트 결과의 일 실시예를 나타낸다.
- [0161] 실제 학습에 사용하지 않은 송도 주행 데이터와 다른 도로(가양대교 인근)에서 테스트 주행을 실시하였으며, 실제 최종 스코어(score) 값이 심하게 떨어지는(즉, 비정상정도가 심한) 구간에서 실제 다양한 도로 상의 문제들을 발견하였다.
- [0164] 한편, 본 발명은 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법으로 구현될 수도 있다. 이는 전문화된 모니터링 시스템과 실질적으로 동일한 발명으로서 발명의 카테고리가 상이하다. 따라서, 공통되는 구성은 설명을 생략하고, 요지 위주로 설명하고자 한다.
- [0165] 본 발명은 컴퓨터에 의해 수행되는 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법에 관한 것이다.
- [0166] 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법은 복수의 개별 관측부(100)가 차량 주행시 노면에서 발생하는 진동 정보를 측정하는 S100 단계; 개별 연산부(200)가 측정된 진동 정보를 통해, 각 개별 관측부(100)별로 특성값을 연산하는 S200 단계; 및 군집 연산부(300)가 상기 각 특성값을 통합 및 선택한 후, 선택된 특성값을 딥러닝으로 학습시켜 노면의 비정상 정도를 산출하는 S300 단계를 포함한다.
- [0167] S100 단계의 개별 관측부(100)는 가속도계 관측부(111), 자이로계 관측부(112) 및 자기장계 관측부(113)를 포함하는 IMU 관측부(110); 진동으로 발생하는 차량과 노면의 마찰음을 포함하는 소리를 관측하는 사운드 관측부(120); 및 진동으로 떨리는 영상 이미지를 관측하는 비전 관측부(130)를 포함한다.
- [0168] S300 단계의 군집 연산부(300)는 특성값 선택부(310)가 개별 연산부(200)에서 연산된 각 개별 관측부(100)별 특성값을 통계적으로 선택하는 S310 단계 ; 및 딥러닝 학습부(320)가 선택된 특성값들을 딥러닝 학습시키는 S320 단계를 포함한다.
- [0170] 또한, 본 발명은 컴퓨터프로그램으로 구현될 수도 있다. 구체적으로 본 발명은 하드웨어와 결합되어, 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 노면 상태 모니터링 방법을 컴퓨터에 의해 실행시키기 위하여 컴퓨터가 판독 가능한 기록매

체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

[0171] 본 발명의 실시예에 따른 방법들은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 판독 가능한 프로그램 형태로 구현되어 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체에 기록될 수 있다. 여기서, 기록매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 기록매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예컨대 기록매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CDROM, DVD와 같은 광 기록매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함한다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어를 포함할 수 있다. 이러한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

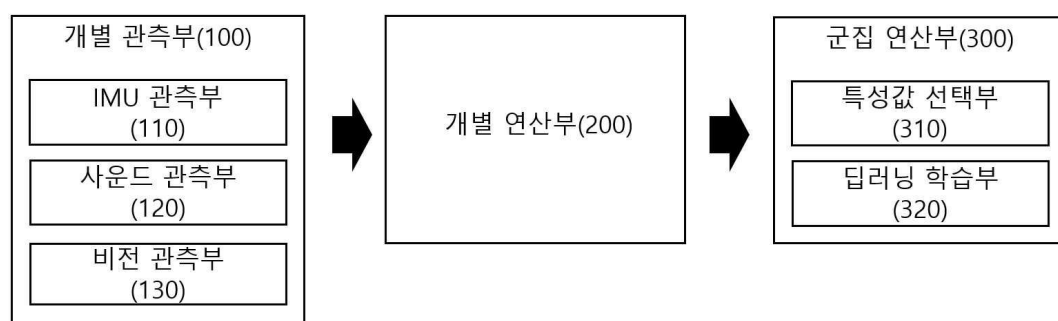
[0173] 본 명세서에서 설명되는 실시예와 첨부된 도면은 본 발명에 포함되는 기술적 사상의 일부를 예시적으로 설명하는 것에 불과하다. 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술적 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이므로, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아님은 자명하다. 본 발명의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형예와 구체적인 실시 예는 모두 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0174] 100 : 개별 관측부 110 : IMU 관측부
111 : 가속도계 관측부 112 : 자이로계 관측부
113 : 비전 관측부 200 : 개별 연산부
300 : 군집 연산부 310 : 특성값 선택부
320 : 딥러닝 학습부

도면

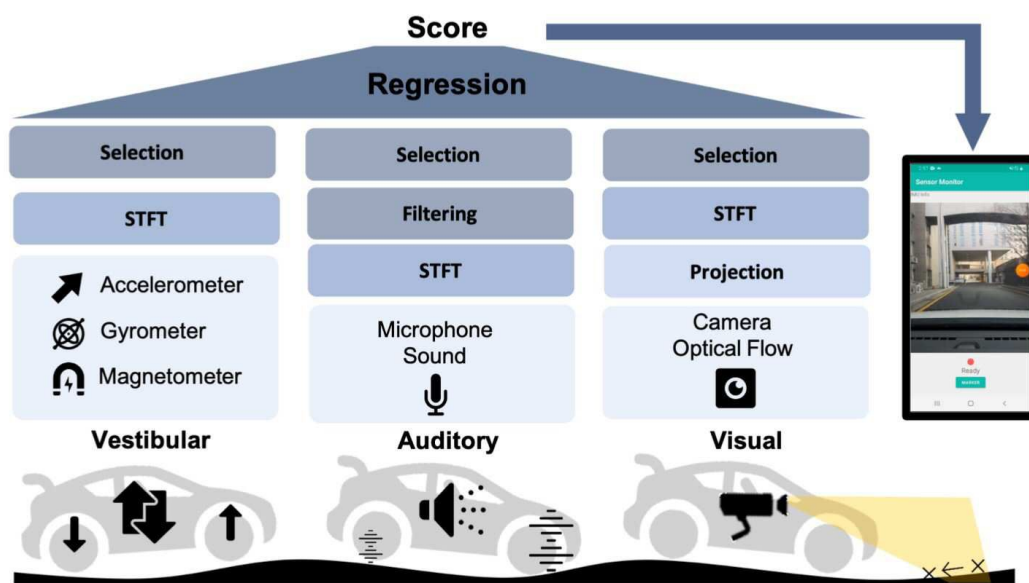
도면1



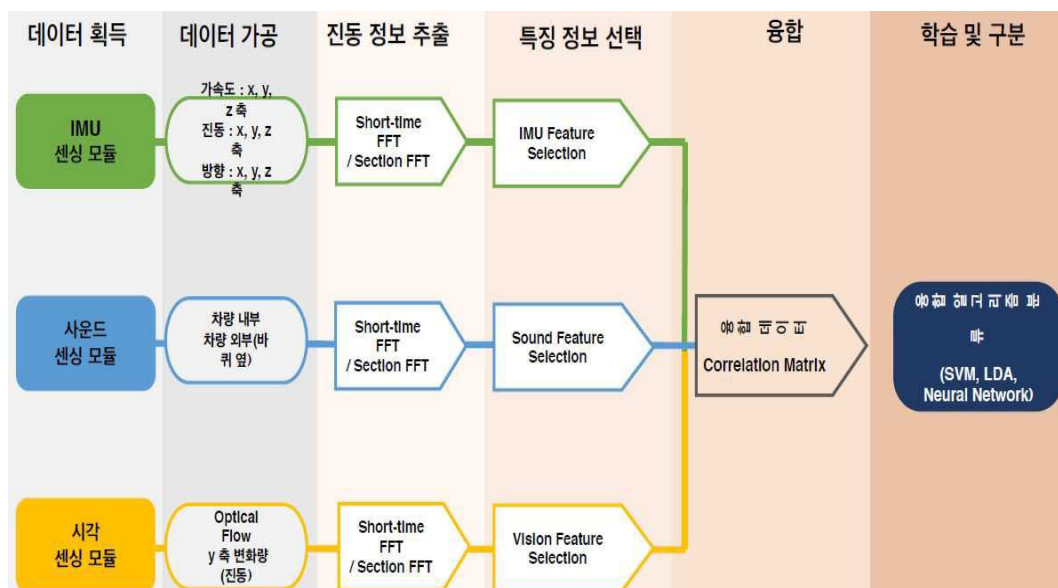
도면2



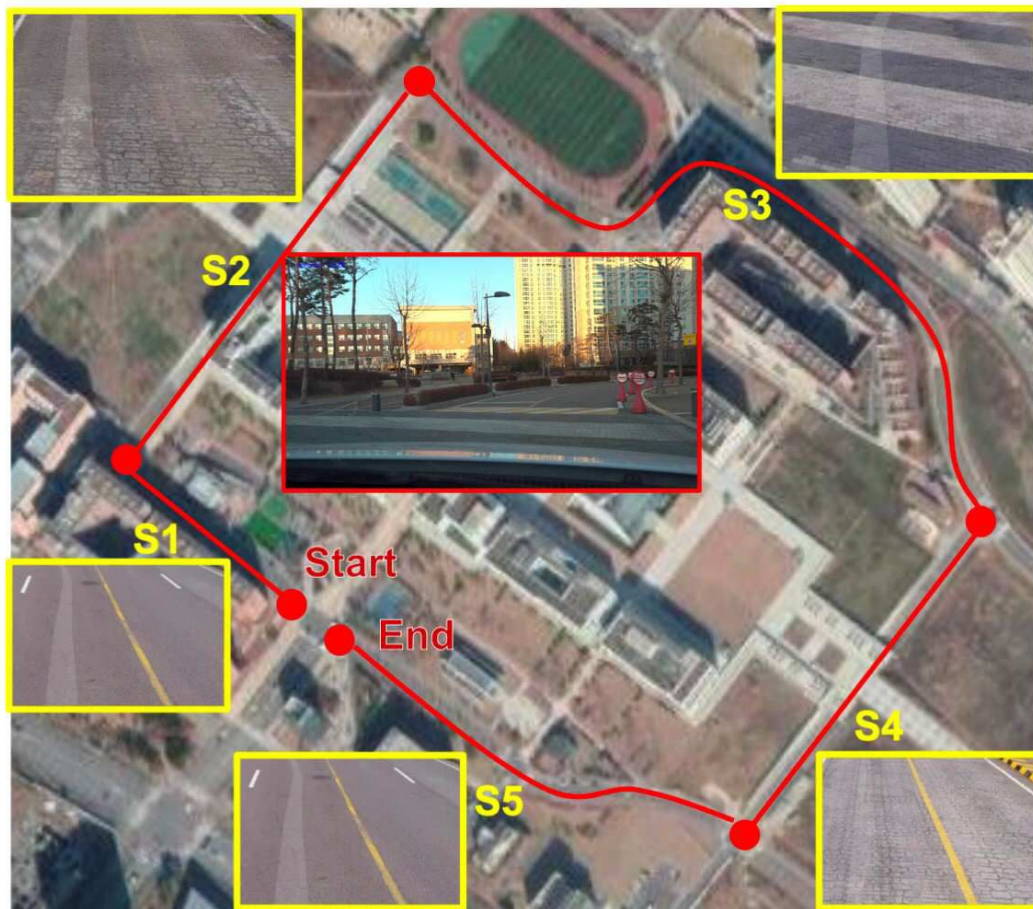
도면3



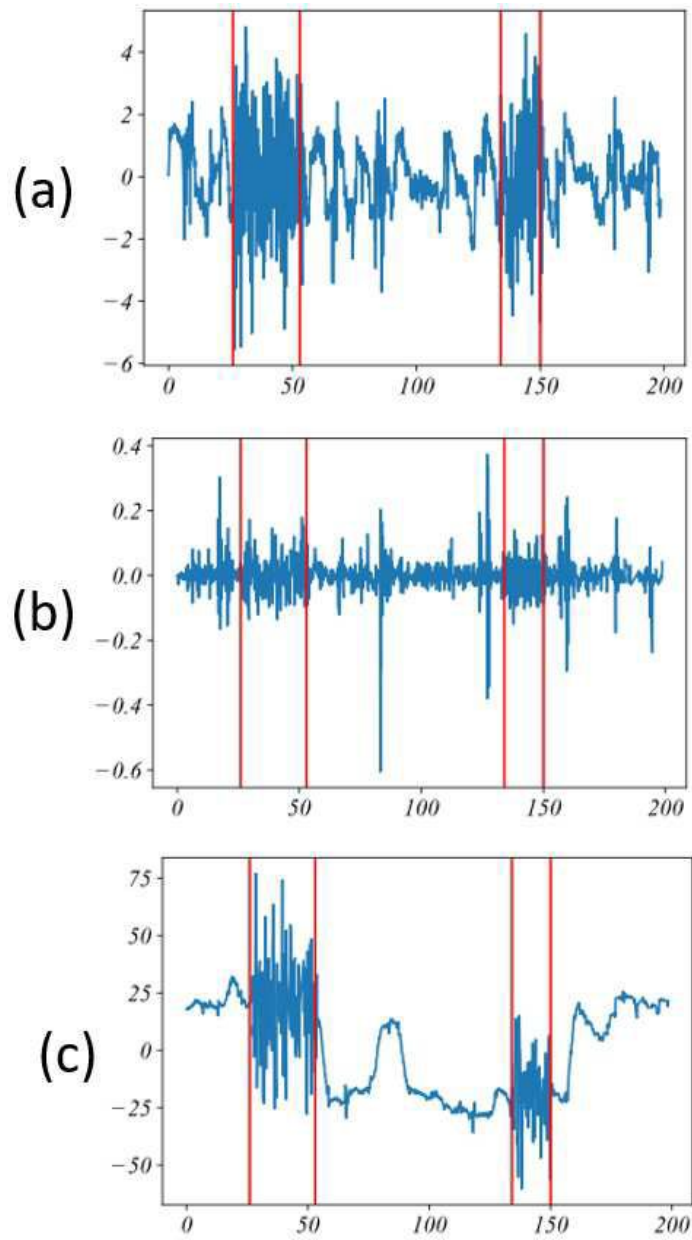
도면4



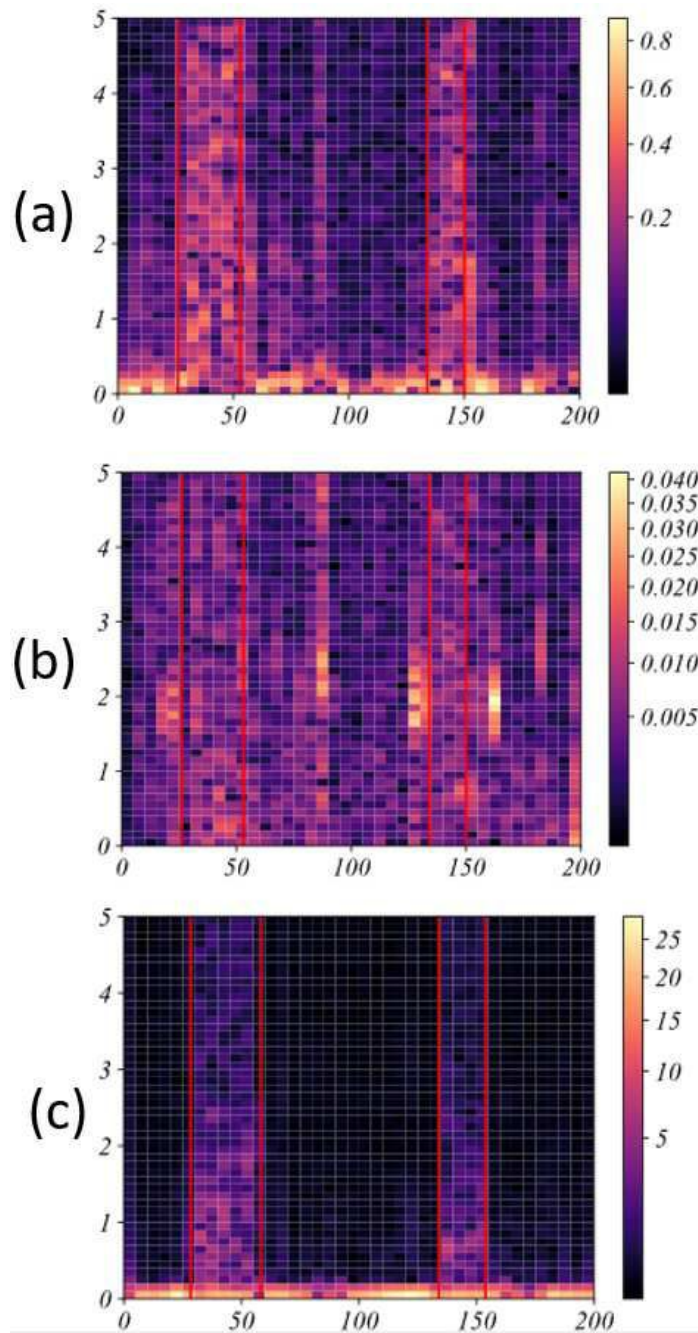
도면5



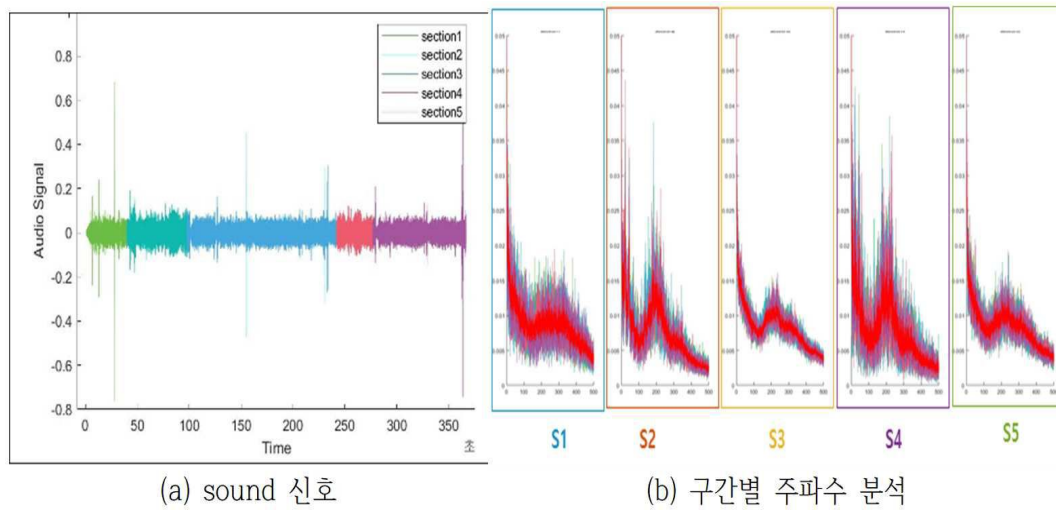
도면6



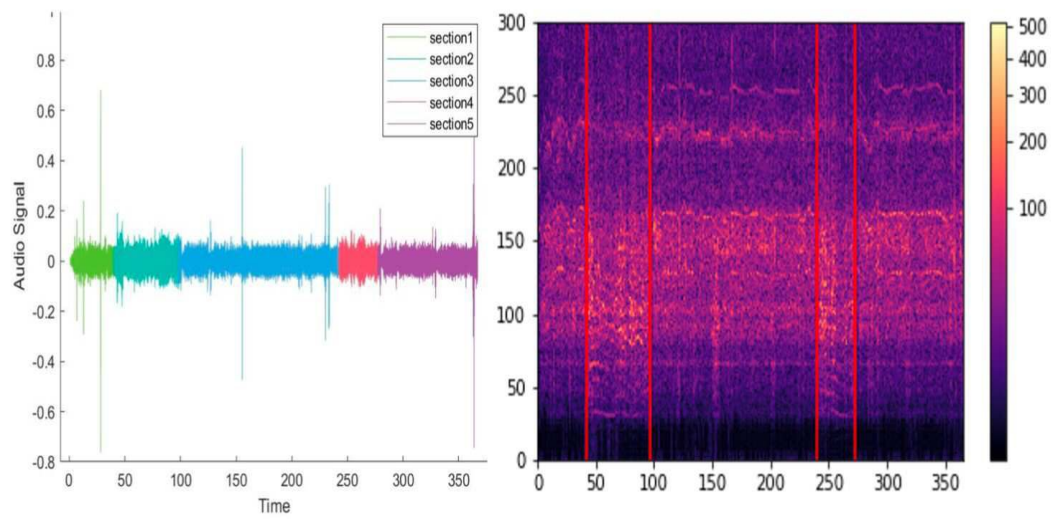
도면7



도면8



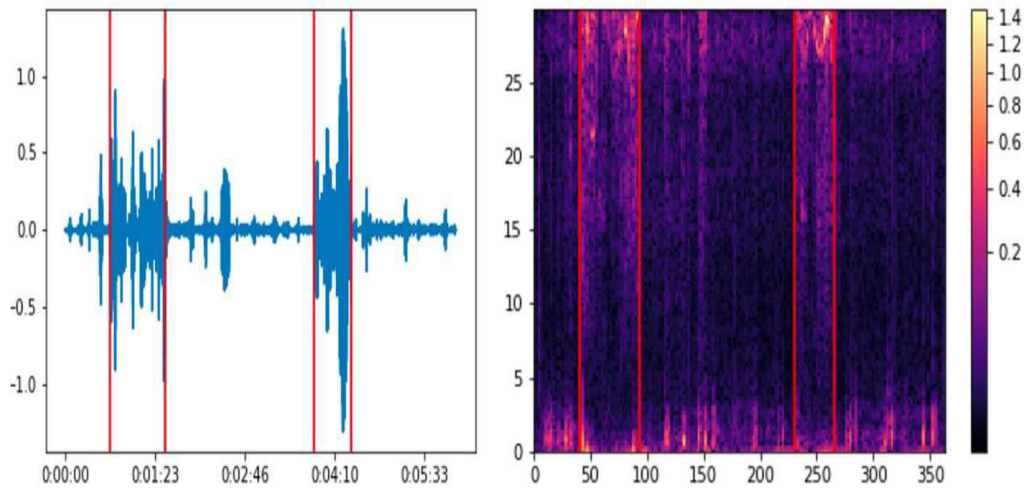
도면9



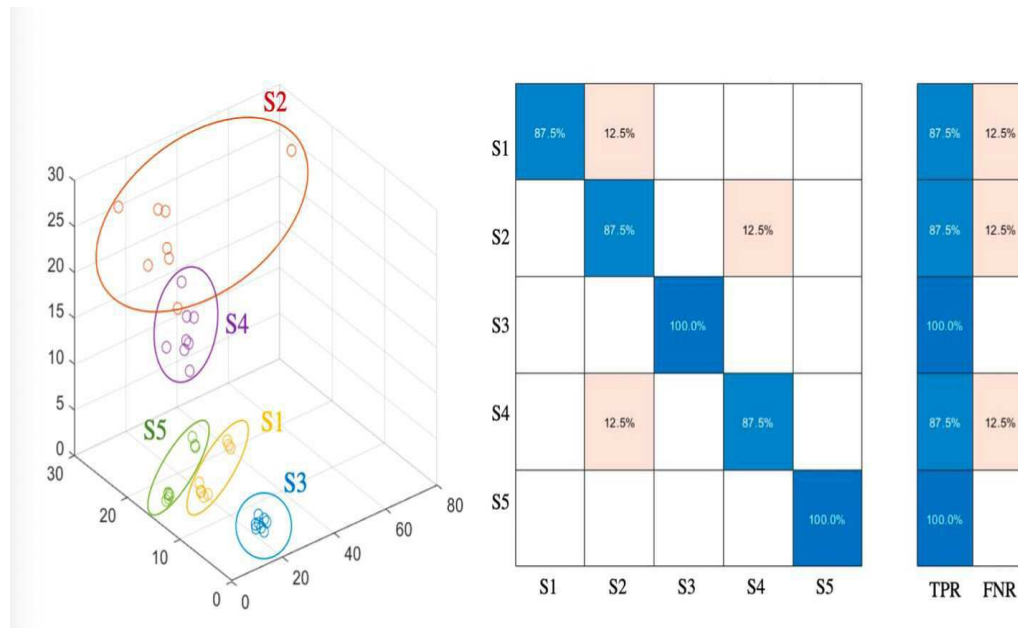
도면10



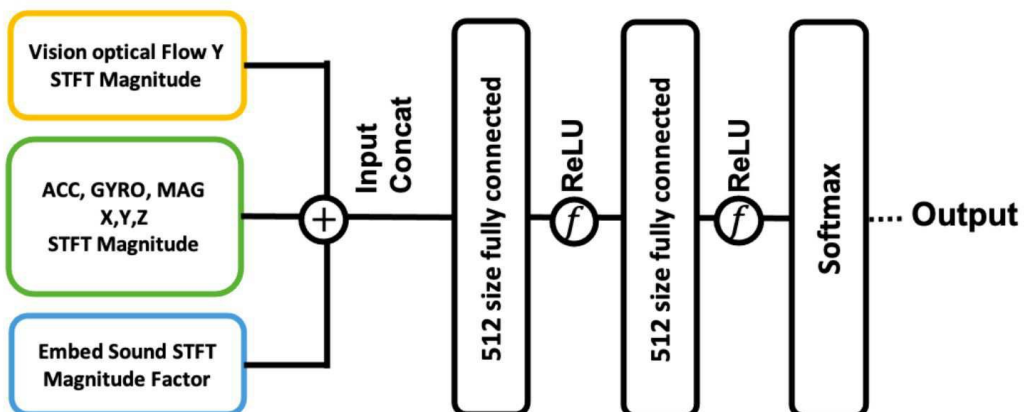
도면11



도면12



도면13



도면14

