



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0027894
(43) 공개일자 2023년02월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/10 (2019.01) HO4N 13/00 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/10 (2021.08)
G06T 19/003 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0110170
(22) 출원일자 2021년08월20일
심사청구일자 2021년08월20일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
이상훈
서울특별시 영등포구 신봉로 77, 103동 2201호(신길동, 래미안에스티움)
김우재
서울특별시 마포구 신촌로 50(동교동)
이정행
서울특별시 서대문구 연희로 38-20(연희동)
(74) 대리인
특허법인우인

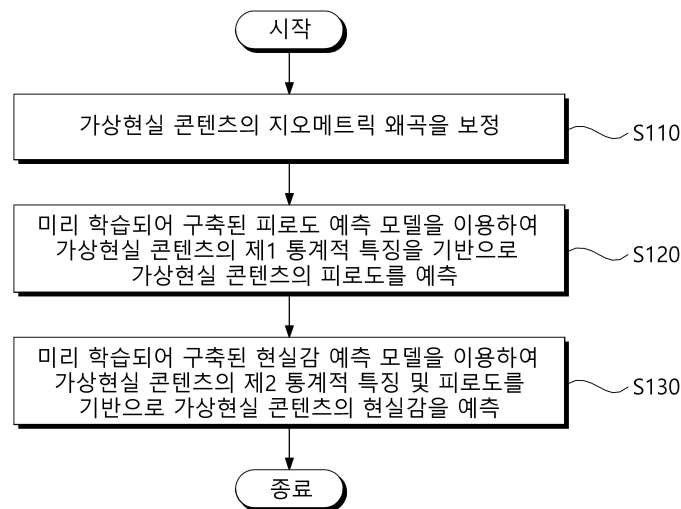
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 및 장치는, 가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측함으로써, 가상현실 콘텐츠에 대한 보다 정확한 피로도와 현실감의 측정이 가능하다.

대표도 - 도4



(52) CPC특허분류

G06T 5/006 (2023.01)

H04N 2013/0081 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711134754
과제번호	2021-0-00352-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송연구개발사업
연구과제명	설명 가능한 감성 경험 예측 모델 기반 콘텐츠 평가 기술 개발 및 상용화(1/3)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	주식회사 그루크리에이티브랩
연구기간	2021.04.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측하는 예측 장치가 수행하는 예측 방법으로서,

상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제1 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(support vector regression, SVR) 기반 피로도 예측 모델을 이용하여 상기 제1 통계적 특징을 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도를 예측하는 단계; 및

상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제2 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반 현실감 예측 모델을 이용하여 상기 제2 통계적 특징 및 상기 피로도를 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 현실감을 예측하는 단계;

를 포함하는 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 2

제1항에서,

상기 피로도 예측 단계는,

상기 가상현실 콘텐츠의 시퀀스(sequence)를 기반으로 프레임 차이 맵(frame difference map)을 획득하고, 획득한 상기 프레임 차이 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제1 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 3

제2항에서,

상기 피로도 예측 단계는,

상기 가상현실 콘텐츠의 상기 시퀀스를 기반으로 시공간적 프레임 차이 맵(spatio-temporal frame difference map) 및 회전 프레임 차이 맵(rotational frame difference map)을 획득하고, 상기 시공간적 프레임 차이 맵 및 상기 회전 프레임 차이 맵 각각에서 획득한 MSCN 맵(mean subtracted contrast normalization map)을 AGGD(asymmetric generalized Gaussian distribution)에 피팅(fitting)하여 상기 제1 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 4

제1항에서,

상기 피로도 예측 단계는,

상기 제1 통계적 특징을 상기 피로도 예측 모델에 입력하고, 상기 피로도 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 상기 피로도를 예측하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 5

제1항에서,

상기 현실감 예측 단계는,

상기 가상현실 콘텐츠의 상기 시퀀스를 기반으로 휘도 기울기(luminance gradient)와 채도(saturation)를 포함하는 특징 맵(feature map)을 획득하고, 획득한 상기 특징 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제2 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 6

제5항에서,

상기 현실감 예측 단계는,

상기 특징 맵을 기반으로 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 수행하고, 웨이블릿 변환 계수(wavelet transform coefficient)의 히스토그램(histogram)을 GGD(generalized Gaussian distribution)에 피팅(fitting)하여 상기 제2 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 7

제1항에서,

상기 현실감 예측 단계는,

상기 제2 통계적 특징과 상기 피로도를 상기 현실감 예측 모델에 입력하고, 상기 현실감 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 상기 현실감을 예측하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 8

제1항에서,

핀쿠션 변환(pincushion transformation)을 통해 상기 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡(geometric distortion)을 보정하는 단계;

를 더 포함하며,

상기 피로도 예측 단계는,

보정된 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 상기 제1 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지고,

상기 현실감 예측 단계는,

보정된 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 상기 제2 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법.

청구항 9

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 기재된 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 10

가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측하는 예측 장치로서, 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도와 상기 현실감을 예측하기 위한 하나 이상의 프로그램을 저장하는 메모리; 및

상기 메모리에 저장된 상기 하나 이상의 프로그램에 따라 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도와 상기 현실감을 예측하기 위한 동작을 수행하는 하나 이상의 프로세서;

를 포함하며,

상기 프로세서는,

상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제1 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(support vector regression, SVR) 기반 피로도 예측 모델을 이용하여 상기 제1 통계적 특징을 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도를 예측하고,

상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제2 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반 현실감 예측 모델을 이용하여 상기 제2 통계적 특징 및 상기 피로도를 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 현실감을 예측하는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치.

청구항 11

제10항에서,

상기 프로세서는,

상기 가상현실 콘텐츠의 시퀀스(sequence)를 기반으로 프레임 차이 맵(frame difference map)을 획득하고, 획득한 상기 프레임 차이 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제1 통계적 특징을 획득하는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치.

청구항 12

제10항에서,

상기 프로세서는,

상기 가상현실 콘텐츠의 상기 시퀀스를 기반으로 휘도 기울기(luminance gradient)와 채도(saturation)를 포함하는 특징 맵(feature map)을 획득하고, 획득한 상기 특징 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제2 통계적 특징을 획득하는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치.

청구항 13

제10항에서,

상기 프로세서는,

핀쿠션 변환(pincushion transformation)을 통해 상기 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡(geometric distortion)을 보정하며,

보정된 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 상기 제1 통계적 특징 및 상기 제2 통계적 특징을 획득하는,

가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 및 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 정량적으로 측정하는, 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 가상현실은 현실 세계에서의 경험을 몰입할 수 있는 형태로 제공한다는 장점 덕분에, 게임, 의료, 교육 등의 다양한 산업 분야에서 활용되며 비약적인 발전을 이루고 있다. 더 가볍고 고성능화된 가상현실 장비를 사용함에 따라, 초기의 가상현실 기술 사용자에게 비해 보다 쾌적한 환경을 제공받지만, 여전히 사용자들의 온전한 몰입을 방해하는 요소들은 존재한다. 특히, 사용자의 실제 물리적 환경과 디스플레이로부터 얻은 시각 정보 사이의 불일치로부터 발생하는 멀미와 어지러움은 가상현실 콘텐츠를 소비하는 사용자들의 심미적인 경험을 저해

하는 치명적인 요소이다. 따라서, 많은 앞선 연구에서는 시각적인 움직임을 정량화함으로써 피로도(sickness)를 측정하려는 시도가 있다. 주관적 평가를 통해 얻어낸 피로도 점수를 딥러닝 기법을 이용하여 예측하도록 모델을 학습시키는 방법이 대표적으로 연구되고 있는 방법이다.

[0003] 추가적으로, 2D 디스플레이 콘텐츠 또는 3D 디스플레이 콘텐츠를 볼 때 사용자들이 경험하는 현실감(presence)에 대한 연구도 진행되고 있는데, 이는 가상현실 콘텐츠의 관점에서도 중요한 요소라고 할 수 있다. 현실감은 사용자가 가상환경을 얼마나 현실적으로 받아들이는지에 대한 척도로 해석된다. 예를 들어, 만약 콘텐츠로부터 생기는 피로도가 현실로 고려되어질 수 있는 수준을 넘었다면, 현실감은 떨어질 것이다.

[0004] 피로도와 현실감을 예측하기 위한 연구들은 앞서 언급된 것처럼 꾸준히 이루어졌지만, 각각 독립적으로 이루어졌기 때문에 가상현실 콘텐츠를 생성할 때, 실질적으로 활용되기에는 명확한 한계가 있다. 낮은 피로도와 높은 현실감을 갖는 콘텐츠가 어떤 구성을 가지는지 분석함으로써, 가상현실이 적용될 수 있는 범위를 넓히고 사용자의 안전성을 보장할 수 있기 때문에 포괄적인 분석을 할 수 있는 기술의 필요성은 더욱 대두된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명이 이루고자 하는 목적은, 가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측하는, 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 및 장치를 제공하는 데 있다.

[0006] 본 발명의 명시되지 않은 또 다른 목적들은 하기의 상세한 설명 및 그 효과로부터 용이하게 추론할 수 있는 범위 내에서 추가적으로 고려될 수 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법은, 가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측하는 예측 장치가 수행하는 예측 방법으로서, 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제1 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(support vector regression, SVR) 기반 피로도 예측 모델을 이용하여 상기 제1 통계적 특징을 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도를 예측하는 단계; 및 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제2 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반 현실감 예측 모델을 이용하여 상기 제2 통계적 특징 및 상기 피로도를 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 현실감을 예측하는 단계;를 포함한다.

[0008] 여기서, 상기 피로도 예측 단계는, 상기 가상현실 콘텐츠의 시퀀스(sequence)를 기반으로 프레임 차이 맵(frame difference map)을 획득하고, 획득한 상기 프레임 차이 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제1 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0009] 여기서, 상기 피로도 예측 단계는, 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 시퀀스를 기반으로 시공간적 프레임 차이 맵(spatio-temporal frame difference map) 및 회전 프레임 차이 맵(rotational frame difference map)을 획득하고, 상기 시공간적 프레임 차이 맵 및 상기 회전 프레임 차이 맵 각각에서 획득한 MSCN 맵(mean subtracted contrast normalization map)을 AGGD(asymmetric generalized Gaussian distribution)에 피팅(fitting)하여 상기 제1 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0010] 여기서, 상기 피로도 예측 단계는, 상기 제1 통계적 특징을 상기 피로도 예측 모델에 입력하고, 상기 피로도 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 상기 피로도를 예측하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0011] 여기서, 상기 현실감 예측 단계는, 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 시퀀스를 기반으로 휘도 기울기(luminance gradient)와 채도(saturation)를 포함하는 특징 맵(feature map)을 획득하고, 획득한 상기 특징 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제2 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0012] 여기서, 상기 현실감 예측 단계는, 상기 특징 맵을 기반으로 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 수행하고, 웨이블릿 변환 계수(wavelet transform coefficient)의 히스토그램(histogram)을 GGD(generalized Gaussian distribution)에 피팅(fitting)하여 상기 제2 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0013] 여기서, 상기 현실감 예측 단계는, 상기 제2 통계적 특징과 상기 피로도를 상기 현실감 예측 모델에 입력하고,

상기 현실감 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 상기 현실감을 예측하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0014] 여기서, 핀쿠션 변환(pincushion transformation)을 통해 상기 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡(geometric distortion)을 보정하는 단계;를 더 포함하며, 상기 피로도 예측 단계는, 보정된 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 상기 제1 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어지고, 상기 현실감 예측 단계는, 보정된 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 상기 제2 통계적 특징을 획득하는 것으로 이루어질 수 있다.

[0016] 상기의 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체에 저장되어 상기한 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 중 어느 하나를 컴퓨터에서 실행 시킨다.

[0018] 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치는, 가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측하는 예측 장치로서, 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도와 상기 현실감을 예측하기 위한 하나 이상의 프로그램을 저장하는 메모리; 및 상기 메모리에 저장된 상기 하나 이상의 프로그램에 따라 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도와 상기 현실감을 예측하기 위한 동작을 수행하는 하나 이상의 프로세서;를 포함하며, 상기 프로세서는, 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제1 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(support vector regression, SVR) 기반 피로도 예측 모델을 이용하여 상기 제1 통계적 특징을 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 피로도를 예측하고, 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제2 통계적 특징을 획득하고, 미리 학습되어 구축된 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반 현실감 예측 모델을 이용하여 상기 제2 통계적 특징 및 상기 피로도를 기반으로 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 현실감을 예측한다.

[0019] 여기서, 상기 프로세서는, 상기 가상현실 콘텐츠의 시퀀스(sequence)를 기반으로 프레임 차이 맵(frame difference map)을 획득하고, 획득한 상기 프레임 차이 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제1 통계적 특징을 획득할 수 있다.

[0020] 여기서, 상기 프로세서는, 상기 가상현실 콘텐츠의 상기 시퀀스를 기반으로 휘도 기울기(luminance gradient)와 채도(saturation)를 포함하는 특징 맵(feature map)을 획득하고, 획득한 상기 특징 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 상기 제2 통계적 특징을 획득할 수 있다.

[0021] 여기서, 상기 프로세서는, 핀쿠션 변환(pincushion transformation)을 통해 상기 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡(geometric distortion)을 보정하며, 보정된 상기 가상현실 콘텐츠를 기반으로 상기 제1 통계적 특징 및 상기 제2 통계적 특징을 획득할 수 있다.

발명의 효과

[0022] 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 및 장치에 의하면, 가상현실 콘텐츠의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측함으로써, 가상현실 콘텐츠에 대한 보다 정확한 피로도와 현실감의 측정이 가능하다.

[0023] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0024] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치를 설명하기 위한 블록도이다.

도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 동작의 도출 동기를 설명하기 위한 도면으로, 단순 모션의 값과 피로도 사이의 관계를 나타낸다.

도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 동작의 도출 동기를 설명하기 위한 도면으로, 피로도와 현실감 사이의 관계를 나타낸다.

도 4는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법을 설명하기 흐름도이

다.

도 5는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 지오메트릭 왜곡 보정을 설명하기 위한 도면으로, 도 6의 (a)는 원본 "Space" 장면을 나타내고, 도 6의 (b)는 도 6의 (a)의 지오메트릭 왜곡이 보정된 결과를 나타낸다.

도 7은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 회전 프레임 차이 맵을 설명하기 위한 도면으로, 도 7의 (a)는 9개의 방향 모드를 나타내고, 도 7의 (b)는 롤 모션을 나타내며, 도 7의 (c)는 줌 인/아웃 모션을 나타내고, 도 7의 (d)는 선행 수평 모션을 나타내며, 도 7의 (e)는 선행 수직 모션을 나타낸다.

도 8은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 프레임 차이 맵의 히스토그램을 나타내는 도면이다.

도 9는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 AGGD에 피팅하여 획득한 형상 파라미터 γ , 좌측 표준 편차 β_l 및 우측 표준 편차 β_r 의 3D 산점도를 나타내는 도면으로, 도 9의 (a)는 시공간 프레임 차이 맵을 나타내고, 도 9의 (b)는 롤 모션 프레임 차이 맵을 나타내며, 도 9의 (c)는 줌 인/아웃 모션 프레임 차이 맵을 나타내고, 도 9의 (d)는 수평 모션 프레임 차이 맵을 나타내고, 도 9의 (e)는 수직 모션 프레임 차이 맵을 나타낸다.

도 10은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 특징 맵을 설명하기 위한 도면으로, 도 10의 (a)는 원본 장면을 나타내고, 도 10의 (b)는 휘도 기울기 맵을 나타내며, 도 10의 (c)는 채도 맵을 나타낸다.

도 11은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법의 성능을 설명하기 위한 도면으로, 도 11의 (a)는 "Horse-7" 시퀀스를 나타내고, 도 11의 (b)는 "Centrifuge-6" 시퀀스를 나타내며, 도 11의 (c)는 RollerCoaster-2" 시퀀스를 나타내고, 도 11의 (d)는 "Space-1" 시퀀스를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0025] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성 요소를 지칭한다.

[0026] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.

[0027] 본 명세서에서 "제1", "제2" 등의 용어는 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하기 위한 것으로, 이들 용어들에 의해 권리범위가 한정되어서는 아니 된다. 예컨대, 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성 요소도 제1 구성 요소로 명명될 수 있다.

[0028] 본 명세서에서 각 단계들에 있어 식별부호(예컨대, a, b, c 등)는 설명의 편의를 위하여 사용되는 것으로 식별 부호는 각 단계들의 순서를 설명하는 것이 아니며, 각 단계들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않는 이상 명기된 순서와 다르게 일어날 수 있다. 즉, 각 단계들은 명기된 순서와 동일하게 일어날 수도 있고 실질적으로 동시에 수행될 수도 있으며 반대의 순서대로 수행될 수도 있다.

[0029] 본 명세서에서, "가진다", "가질 수 있다", "포함한다" 또는 "포함할 수 있다" 등의 표현은 해당 특징(예컨대, 수치, 기능, 동작, 또는 부품 등의 구성 요소)의 존재를 가리키며, 추가적인 특징의 존재를 배제하지 않는다.

[0032] 이하에서 첨부한 도면을 참조하여 본 발명에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법 및 장치의 바람직한 실시예에 대해 상세하게 설명한다.

- [0034] 먼저, 도 1 내지 도 3을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치에 대하여 설명한다.
- [0035] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치를 설명하기 위한 블록도이고, 도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 동작의 도출 동기를 설명하기 위한 도면으로, 단순 모션의 값과 피로도 사이의 관계를 나타내며, 도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 동작의 도출 동기를 설명하기 위한 도면으로, 피로도와 현실감 사이의 관계를 나타낸다.
- [0036] 도 1을 참조하면, 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치(이하 '예측 장치'라 한다)(100)는 가상현실 콘텐츠(VR content)의 피로도(sickness)와 현실감(presence)을 통계적인 분석을 기반으로 예측한다.
- [0038] 가상현실 콘텐츠의 피로도
- [0039] 피로도는 가상현실 콘텐츠의 시청 과정에서 발생하는 피로 증상(매스꺼움, 현기증, 두통, 어지러움, 멀미 등)을 정량화한 평가 지표이며, 아래의 요인에 의해 발생할 수 있다.
- [0040] - (요인 1) 감각 부조화(sensory mismatch) : 가상현실 콘텐츠의 실제 모션(actual motion)과 시각적 모션(visual motion)과의 불일치
- [0041] - (요인 2) 렌더링 레이턴시(rendering latency) : 하드웨어 레이턴시(hardware latency)에 의한 머리 움직임(head movement)과 장면(scene) 시점 간의 불일치
- [0042] - (요인 3) 뇌 신호(brain signal) 차이 : 개인차에 의한 피로도 인지 차이
- [0044] 가상현실 콘텐츠의 현실감
- [0045] 현실감은 시청하는 가상현실 콘텐츠가 현실과 얼마나 유사한지를 정량화한 평가 지표이며, 아래의 요인에 의해 영향을 받을 수 있다.
- [0046] - (요인 1) 피로도 : 피로도와 현실감은 일정한 상관관계를 가짐
- [0047] - (요인 2) 콘텐츠 : 콘텐츠의 자연스러움 특성에 따라 현실감 차이가 발생함
- [0048] - (요인 3) 가상현실 지오메트리(geometry) : 가상현실의 구조적 특성상 왜곡이 발생함
- [0049] - (요인 4) 렌더링 레이턴시(rendering latency) : 머리 움직임(head movement)과 장면 변화(scene change) 시점 간의 레이턴시(latency)
- [0051] 본 발명의 도출 동기
- [0052] 도 2를 참조하면, 단순 모션의 값은 피로도에 큰 영향이 없는 것을 알 수 있다. 즉, 도 2의 (a)는 제1 가상현실 콘텐츠에 대한 피로도에 대한 평균 의견 점수(mean opinion score, MOS)와 모션 분포(motion distribution) 간의 관계를 나타내고, 도 2의 (b)는 제2 가상현실 콘텐츠에 대한 피로도에 대한 평균 의견 점수(MOS)와 모션 분포 간의 관계를 나타낸다. 도 2에 도시된 바와 같이, 단순 모션의 값과 피로도는 서로 상관성이 적은 점을 볼 때, 시각-전정 갈등(visual-vestibular conflict)을 예측하기 위해, 모션의 값을 직접 이용하는 것보다 모션의 통계적인 특징을 추출하여 이용하는 것이, 피로도를 예측하는데 더 효과적인 것을 알 수 있다.
- [0053] 도 3을 참조하면, 피로도와 현실감이 비선형적 관계를 가지는 것을 알 수 있다. 도 3에 도시된 바와 같이, 적절한 수준의 피로도는 오히려 높은 현실감에 도움을 줄 수 있다는 점을 볼 때, 현실감을 예측하는데 피로도도 하나의 특징으로 이용할 수 있다는 것을 알 수 있다.

- [0055] 즉, 본 발명은 가상현실 콘텐츠에서 사용자들이 느낄 피로도와 현실감을 동시에 예측하기 위해 입력되는 가상현실 콘텐츠로부터 인간의 시각 인지에 기반한 공간적-시간적 통계적인 특성을 이용한다. 특히, 본 발명을 현실감을 예측할 때, 주관적 평가로부터 관찰한 피로도와 현실감의 상관관계를 기반으로, 피로도와 가상현실 콘텐츠의 영상 특성을 활용한다. 이에 따라, 본 발명은 특정 조건을 충족하는 한정된 가상현실 콘텐츠뿐만 아니라, 일반적인 가상현실 콘텐츠로부터 피로도와 현실감을 얻는 것을 가능하게 한다.
- [0056] 그리고, 본 발명은 가상현실 콘텐츠 사용자에게 가장 주요하게 작용하는 경험 품질의 정도인 피로도와 현실감을 연관지어 동시에 예측할 수 있는 기법에 대한 것으로, 한가지 경험 품질 지표만을 분석하는 기존 기술들과 달리 인간의 시각인지와 영상의 통계적인 특성 등에 기반하여 다각도로의 분석을 가능하게 한다. 이에 따라, 본 발명은 보다 풍부한 사용자들의 가상현실 경험을 위해, 기존에 존재하는 콘텐츠의 특성을 분석하고, 소비자들의 선호도와와의 연관성을 분석하여 새로운 콘텐츠 제작 시에 활용할 가이드라인으로 사용할 수 있다. 또한, 본 발명은 가상환경에서의 병리학적인 관점에서 사용자의 안전을 보장하기 위한 공식적인 지표로 활용될 가능성이 있다.
- [0058] 이를 위해, 예측 장치(100)는 하나 이상의 프로세서(110), 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130) 및 통신 버스(150)를 포함할 수 있다.
- [0059] 프로세서(110)는 예측 장치(100)가 동작하도록 제어할 수 있다. 예컨대, 프로세서(110)는 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130)에 저장된 하나 이상의 프로그램(131)을 실행할 수 있다. 하나 이상의 프로그램(131)은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(110)에 의해 실행되는 경우 예측 장치(100)로 하여금 가상현실 콘텐츠의 피로도와 현실감을 예측하기 위한 동작을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0060] 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130)는 가상현실 콘텐츠의 피로도와 현실감을 예측하기 위한 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130)에 저장된 프로그램(131)은 프로세서(110)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 예측 장치(100)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.
- [0061] 통신 버스(150)는 프로세서(110), 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(130)를 포함하여 예측 장치(100)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.
- [0062] 예측 장치(100)는 또한 하나 이상의 입출력 장치를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(170) 및 하나 이상의 통신 인터페이스(190)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(170) 및 통신 인터페이스(190)는 통신 버스(150)에 연결된다. 입출력 장치(도시하지 않음)는 입출력 인터페이스(170)를 통해 예측 장치(100)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다.
- [0065] 그러면, 도 4 내지 도 5를 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법에 대하여 설명한다.
- [0066] 도 4는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법을 설명하기 흐름도이고, 도 5는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0067] 도 4를 참조하면, 예측 장치(100)의 프로세서(110)는 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡(geometric distortion)을 보정할 수 있다(S110).
- [0068] 즉, 프로세서(110)는 도 5에 도시된 바와 같이, 핀쿠션 변환(pincushion transformation)을 통해 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡을 보정할 수 있다.

- [0070] 그런 다음, 프로세서(110)는 미리 학습되어 구축된 피로도 예측 모델을 이용하여 가상현실 콘텐츠의 제1 통계적 특징을 기반으로 가상현실 콘텐츠의 피로도를 예측할 수 있다(S120).
- [0071] 여기서, 피로도 예측 모델은 서포트 벡터 회귀(support vector regression, SVR) 기반의 모델로, 제1 통계적 특징을 입력으로 하고, 피로도를 출력으로 한다.
- [0072] 즉, 프로세서(110)는 도 5에 도시된 바와 같이, 가상현실 콘텐츠를 제1 통계적 특징을 획득하고, 가상현실 콘텐츠의 제1 통계적 특징을 피로도 예측 모델에 입력하며, 피로도 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 피로도를 예측할 수 있다.
- [0073] 보다 자세히 설명하면, 프로세서(110)는 가상현실 콘텐츠의 시퀀스(sequence)를 기반으로 프레임 차이 맵(frame difference map)을 획득할 수 있다.
- [0074] 즉, 프로세서(110)는 가상현실 콘텐츠의 시퀀스를 기반으로 시공간적 프레임 차이 맵(spatio-temporal frame difference map) 및 회전 프레임 차이 맵(rotational frame difference map)을 획득할 수 있다.
- [0075] 그리고, 프로세서(110)는 프레임 차이 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 제1 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0076] 즉, 프로세서(110)는 시공간적 프레임 차이 맵 및 회전 프레임 차이 맵 각각에서 획득한 MSCN 맵(mean subtracted contrast normalization map)을 AGGD(asymmetric generalized Gaussian distribution)에 피팅(fitting)하여 제1 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0078] 이후, 프로세서(110)는 미리 학습되어 구축된 현실감 예측 모델을 이용하여 가상현실 콘텐츠의 제2 통계적 특징 및 피로도를 기반으로 가상현실 콘텐츠의 현실감을 예측할 수 있다(S130).
- [0079] 여기서, 현실감 예측 모델은 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반의 모델로, 제2 통계적 특징 및 피로도를 입력으로 하고, 현실감을 출력으로 한다.
- [0080] 즉, 프로세서(110)는 도 5에 도시된 바와 같이, 가상현실 콘텐츠를 기반으로 제2 통계적 특징을 획득하고, 제2 통계적 특징과 피로도를 현실감 예측 모델에 입력하며, 현실감 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 현실감을 예측할 수 있다.
- [0081] 보다 자세히 설명하면, 프로세서(110)는 가상현실 콘텐츠의 시퀀스를 기반으로 휘도 기울기(luminance gradient)와 채도(saturation)를 포함하는 특징 맵(feature map)을 획득할 수 있다.
- [0082] 그리고, 프로세서(110)는 획득한 특징 맵을 기반으로 통계적인 분석을 수행하며, 통계적인 분석의 결과를 기반으로 제2 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0083] 즉, 프로세서(110)는 특징 맵을 기반으로 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 수행하고, 웨이블릿 변환 계수(wavelet transform coefficient)의 히스토그램(histogram)을 GGD(generalized Gaussian distribution)에 피팅(fitting)하여 제2 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0086] 그러면, 도 6 내지 도 10을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 과정에 대하여 보다 자세하게 설명한다.
- [0087] A. 가상현실 콘텐츠의 지오메트릭 왜곡 보정
- [0088] 도 6은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 지오메트릭 왜곡 보정을 설명하기 위한 도면으로, 도 6의 (a)는 원본 "Space" 장면을 나타내고, 도 6의 (b)는 도 6의 (a)의 지오메트릭 왜곡이 보정된 결과를 나타낸다.
- [0089] 도 6의 (a)에 도시된 바와 같이, 헤드 마운티드 디스플레이(head mounted display, HMD)의 특성으로 인해 원통형 왜곡(barrel distortion)이 발생된다. 즉, 본 발명은 핀쿠션 변환(pincushion transformation)을 통해 가상현실 콘텐츠의 가장자리 영역(도 6에서 박스로 표시된 영역)의 지오메트릭 왜곡을 보정할 수 있다. 이로 인

해, 가상현실 콘텐츠로부터 획득되는 특징들의 오차를 줄일 수 있다.

[0091] B. 피로도 : 시공간적 프레임 차이(spatio-temporal frame difference)

[0092] 가상현실 콘텐츠의 시퀀스를 기반으로 시공간적 프레임 차이 맵을 획득할 수 있다.

[0093] 즉, 가상현실 콘텐츠의 보정 후, 차원(dimension) $N^{H \times W \times T}$ 의 휘도 프레임(luminance frames) $\{F^1, F^2, \dots, F^T\}$ 을 획득한다. 여기서, H, W 및 T는 각각 프레임의 높이(height), 프레임의 너비(width) 및 프레임의 총 개수를 나타낸다. 각 가상현실 콘텐츠가 주어지면, 모션을 명시적으로 추정하지 않고, 대신 휘도의 시간적 변화를 계산한다. 시간 프레임 차이는 규칙적인 통계 법칙을 따르는 반면, 광학 흐름/모션 벡터는 훨씬 덜 규칙적이다. 시간-평균 p-놈(norm) 프레임 차이는 아래의 [수학식 1]과 같이 정의된다.

수학식 1

[0094]
$$\Delta F_p^t(x) = |F^t(x) - F^{t+1}(x)|^p$$

[0095] 여기서, t로 인덱스되는 연속적인 프레임에 대해, x는 공간 인덱스(spatial indices)($x=\{x_1, x_2\}$, $x_1 \in [1, H]$ 및 $x_2 \in [1, W]$)의 튜플(tuple)을 나타낸다.

[0097] C. 피로도 : 회전 프레임 차이(rotational frame difference)

[0098] 도 7은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 회전 프레임 차이 맵을 설명하기 위한 도면으로, 도 7의 (a)는 9개의 방향 모드를 나타내고, 도 7의 (b)는 롤 모션을 나타내며, 도 7의 (c)는 줌 인/아웃 모션을 나타내고, 도 7의 (d)는 선형 수평 모션을 나타내며, 도 7의 (e)는 선형 수직 모션을 나타낸다.

[0099] 가상현실 콘텐츠의 시퀀스를 기반으로 회전 프레임 차이 맵을 획득할 수 있다.

[0100] 즉, 도 7은 해당 각도와 재구성된 회전 모션 맵(즉, 롤 모션, 줌 인/아웃 모션, 수평 모션 및 수직 모션)이 있는 9개의 방향 모드를 보여준다. 도 7의 (a)에서, 본 발명은 먼저 방향 모드에 따라 프레임에 대한 공간적으로 변위된 프레임 차이를 계산한다. 각 프레임 인덱스 t 및 공간 인덱스 x에서, 공간적으로 변위된 프레임 차이 맵은 아래의 [수학식 2]와 같이 계산된다.

수학식 2

[0101]
$$\Delta F_p^t(x; \theta) = |F^t(x) - F^{t+1}(w(x; a_\theta))|^p$$

[0102] 여기서, $w(\cdot; a_\theta)$ 는 각도 θ 에 의해 지시되는 모드 파라미터의 벡터에 대한 와핑(warping) 함수를 나타낸다. 본 발명은 모션 요소를 나타내기 위해 8개의 모드 방향을 사용하므로, 파라미터는 $(a_0, a_{45}, \dots, a_{315}, \cdot) = ([1, 0], [1, 1], \dots, [1, -1])$ 와 같이 획득된다. ΔF 는 위의 [수학식 1]과 같은 절차에 의해 획득되는, 시공간적 프레임 차이 맵을 말한다. 그런 다음, 해당 모드가 있는 8개의 공간적으로 변위된 프레임 차이 맵은 $\{H_1, D_1, V_1, D_2, H_2, D_3, V_2, D_4\}$ 와 같다.

[0103] 회전 프레임 차이를 나타내기 위해, 먼저 각 모드의 차이 맵을 9개의 로컬 패치(local patches)로 나눈다. 그런 다음, 도 7의 (b) 내지 (e)에 도시된 바와 같이, 롤 모션, 줌 인/아웃 모션, 수평 모션 및 수직 모션(도 7의 (b) $\rightarrow (R_1, R_2)$, 도 7의 (c) $\rightarrow (Z_1, Z_2)$, 도 7의 (d) $\rightarrow (H_1, H_2)$, 도 7의 (e) $\rightarrow (V_1, V_2)$)을 캡처하기 위해 각 모드의 해당 로컬 패치가 재구성된다. 각 회전 모션에는 방향 계수 쌍이 포함되며, 최종 회전 프레임 차이는 각 쌍의 합($\Delta R = R_1 + R_2$, $\Delta Z = Z_1 + Z_2$, $\Delta H = H_1 + H_2$, $\Delta V = V_1 + V_2$)으로 정의된다.

[0105] D. 피로도 : 통계적인 분석

[0106] - 프레임 차이 정규화(frame difference normalization)

[0107] 프레임 차이 맵(시공간적 프레임 차이 맵, 회전 프레임 차이 맵)을 기반으로 MSCN 맵을 획득할 수 있다.

[0108] 즉, 프레임 차이 시퀀스 ΔF^t 가 주어지면, 이것의 MSCN 계수는 공간 인덱스(spatial indices)($x=\{x_1, x_2\}$, $x_1 \in [1, H]$ 및 $x_2 \in [1, W]$)와, $t \in [1, T]$ 인 연속적인 프레임에 대해, 아래의 [수학식 3]과 같이 획득된다.

수학식 3

$$\Delta \wedge F^t = \frac{\Delta F^t(x) - \Delta \mu^t(x)}{\Delta \sigma^t(x) + C}$$

[0109]

[0110] 여기서, $\Delta \mu^t(x)$ 는 각 프레임 차이 맵의 가중 로컬 평균(weighted local mean)을 나타내며, 아래의 [수학식 4]와 같다.

수학식 4

$$\Delta \mu^t(x) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} \Delta F^t(x_1+k, x_2+l)$$

[0111]

[0112] 그리고, $\Delta \sigma^t(x)$ 는 각 프레임 차이 맵의 가중 대비(weighted contrast)를 나타내며, 아래의 [수학식 5]와 같다.

수학식 5

$$\Delta \sigma^t(x) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} [\Delta F^t(x_1+k, x_2+l) - \Delta \mu^t(x)]^2}$$

[0113]

[0114] 여기서, $w_{k,l}$ 은 3개의 표준 편차로 샘플링되고 ($k=-K, \dots, K$), ($l=-L, \dots, L$)에 대해 단위 볼륨(unit volume)으로 재조정되는 가우시안 가중치 함수(Gaussian weighting function)를 나타낸다. 본 발명에서, C는 0.01을 이용하고, K와 L은 9를 이용한다. 동일한 MSCN 프로세스가 각 공간적 프레임(spatial frame)에도 적용되어 정규화된 계수 $\wedge F^t$ 를 생성한다. 이후, 본 발명은 위의 [수학식 1] ~ [수학식 5]에서 시간 인덱스 t 및 공간 인덱스 x를 삭제할 수 있다.

[0116] - 통계적 특징(statistical characterization)

[0117] 도 8은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 프레임 차이 맵의 히스토그램을 나타내는 도면이고, 도 9는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 AGGD에 피팅하여 획득한 형상 파라미터 γ , 좌측 표준 편차 β_l 및 우측 표준 편차 β_r 의 3D 산점도를 나타내는 도면으로, 도 9의 (a)는 시공간 프레임 차이 맵을 나타내고, 도 9의 (b)는 롤 모션 프레임 차이 맵을 나타내며, 도 9의 (c)는 줌 인/아웃 모션 프레임 차이 맵을 나타내고, 도 9의 (d)는 수평 모션 프레임 차이 맵을 나타내고, 도 9의 (e)는 수직 모션 프레임 차이 맵을 나타낸다.

[0118] 프레임 차이 맵(시공간적 프레임 차이 맵, 회전 프레임 차이 맵)을 기반으로 획득한 MSCN 맵을 AGGD에 피팅하여 제1 통계적 특징을 획득할 수 있다.

- [0119] 즉, 정규화된 MSCN 맵으로부터 통계적 특징을 획득하기 위해, 본 발명은 AGGD를 이용한다.
- [0120] AGGD($\mu, \gamma, \beta_l, \beta_r$)의 파라미터를 추정하기 위해, 본 발명은 종래 기술인 순간 매칭(moment-matching)을 이용하여, 각각의 가상현실 비디오 샘플(프레임, 변위된 프레임 차이, 및 회전 프레임 차이)의 T 프레임에 대한 MSCN 계수의 히스토그램(histogram)을 AGGD에 피팅한다. 여기서, μ 는 평균(mean)을 나타내고, γ 는 형상 파라미터(shape parameter)를 나타내며, β_l 은 좌측 표준 편차(left standard deviation)를 나타내고, β_r 은 우측 표준 편차(right standard deviation)를 나타낸다.
- [0121] 이러한 방법에 의해, 본 발명은 5개의 프레임 차이 맵인 $\Delta F_p, \Delta R_p, \Delta Z_p, \Delta H_p$, 및 ΔV_p 에서 다양한 통계적 특징을 획득한다. 특히, MSCN 정규화를 적용한 후, 11개의 특징 맵이 정규화된 공간적 프레임 ΔF 와, 2개의 높($p \in \{1, 2\}$)을 이용한 시공간적 프레임 차이 맵 ΔF_p 와 정규화된 회전 프레임 차이 맵($\Delta R_p, \Delta Z_p, \Delta H_p$ 및 ΔV_p)의 각 프레임에 대해 획득된다. 마지막으로, 본 발명은 각 공간적 특징 맵으로부터 통계적 특징($\mu, \gamma, \beta_l, \beta_r$)을 획득하고, 정규화된 프레임 차이에서 시공간적 특징 $\Phi_p^I, I \in \{1, \dots, 4\}$ 을 획득하며, 정규화된 회전 프레임 차이에서 회전 특징 $\delta_p^m, m \in \{1, \dots, 16\}$ 을 획득한다.
- [0122] 도 8은 "Boat" 가상현실 시퀀스에서 p-높 파라미터 p=1에 대한 ΔF_p 의 MSCN 계수의 히스토그램과 해당 평균 의견 점수(MOS)를 나타낸다. 도 8에서 확인할 수 있듯이, 평균 의견 점수(MOS)가 증가하면 히스토그램이 넓어지게 된다.
- [0123] 또한, 도 9는 VR-SP 데이터세트 내의 모든 가상현실 시퀀스 샘플에서, 5개의 다른 프레임 차이 맵($\Delta F, \Delta R, \Delta Z, \Delta H$ 및 ΔV)에 대해, AGGD에 피팅하는 것에 의해 획득된 파라미터 γ, β_l 및 β_r 의 3D 산점도를 나타낸다. 각 샘플은 피로도에 대한 평균 의견 점수(MOS)가 증가할수록 보라색에 가까워지고, 피로감이 감소할수록 노란색에 가까워진다. 이는 샘플이 피로도의 정도에 따라 달라지는 것을 의미하며, 획득한 특징이 피로도를 예측하는데 중요한 역할을 할 수 있다는 것을 나타낸다.
- [0125] E. 피로도 : 특출한 모션 특징(exceptional motion features)
- [0126] 빠른 회전 동작(사용자가 많은 장애물이 있는 도로에서 레이싱 카를 운전하는 가상현실 콘텐츠를 경험하는 것 등)과 같이 특출한 모션(exceptional motion)을 모델링하는 직관적인 방법은 시간적 모션 흐름을 공간적인 로컬 모션 흐름과 비교하는 것이다. 이를 위해, 본 발명은 순간(instantaneous) 대 로컬 시간 상관관계 특징(local temporal correlation feature)을 이용하여, 즉각적인 정규화 계수(시공간적 특징 Φ_p^I)에서 획득한 특징과 로컬 평균 시간 정규화 계수(locally averaged temporal normalized coefficients) 간의 상관관계를 측정한다.
- [0127] 본 발명은 멀티-프레임(multiple frame)에 대한 평균 시간 통계를 획득하기 위해 위의 [수학식 3]의 MSCN 정규화를 약간 수정한다. 멀티-프레임을 나타내기 위해 아래 첨자 "MF"를 사용하여, 아래의 [수학식 6] 및 [수학식 7]과 같이 정의한다.

수학식 6

$$\Delta \mu_{MF}^t(x) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \sum_{m=-M}^M w_{k,l,m} \Delta F^t(x_1+k, x_2+l, t+m)$$

[0128]

수학식 7

$$\Delta \sigma_{MF}^t(x) = \left(\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \sum_{m=-M}^M w_{k,l,m} \left[\Delta F^t(x_1+k, x_2+l, t+m) - \mu_{inter}^t(x) \right]^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

[0129]

[0130]

여기서, $\Delta F^t(x)$ 는 위와 같이, $t \in [1, T]$ 인 연속적인 프레임에 대한 프레임 차이 시퀀스이다. 그런 다음, 멀티-프레임 MSCN 정규화 ΔF_{MF}^t 는 위의 [수학식 3]과 같이 $\Delta \mu_{MF}$ 와 $\Delta \sigma_{MF}$ 를 이용하여 계산된다. 본 발명은 위와 같이 모든 동일한 파라미터를 계산하고, 전체 특징 벡터를 $\Psi_p = \{\psi_p^l; l=1, \dots, 4\}$ 와 같이 표시한다.

[0131]

ΔF_{MF}^t 의 시공간적 특징 $\psi_p^l, l \in \{1, \dots, 4\}$ 은 위에서 설명한 AGGD 피팅 과정에 의해 획득될 수 있다. 순간(instantaneous)과 평균 특징 벡터($\Phi_p = \{\phi_p^l\}$ 및 $\Psi_p = \{\psi_p^l\}$) 간의 상관관계 특징(correlation feature) β_p 는 아래의 [수학식 8]과 같다.

수학식 8

$$\beta_p = \sum_l \left(\frac{\phi_p^l - \mu(\Phi_p)}{\sigma(\Phi_p)} \right) \left(\frac{\psi_p^l - \mu(\Psi_p)}{\sigma(\Psi_p)} \right)$$

[0132]

[0133]

여기서, p 는 눈 파라미터 $p \in \{1, 2\}$ 를 나타낸다. $\mu(\cdot)$ 는 각 특징 벡터의 평균을 나타낸다. $\sigma(\cdot)$ 는 각 특징 벡터의 분산을 나타낸다.

[0135]

F. 현실감 : 통계적 특징

[0136]

- 시각적 활동도(visual activity)

[0137]

도 10은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 특징 맵을 설명하기 위한 도면으로, 도 10의 (a)는 원본 장면을 나타내고, 도 10의 (b)는 휘도 기울기 맵을 나타내며, 도 10의 (c)는 채도 맵을 나타낸다.

[0138]

가상현실 콘텐츠의 시퀀스를 기반으로 휘도 기울기와 채도를 포함하는 특징 맵을 획득할 수 있다. 그런 다음, 특징 맵을 기반으로 웨이블릿 변환을 수행하고, 웨이블릿 변환 계수의 히스토그램을 GGD에 피팅하여 제2 통계적 특징인 시각적 활동도 특징을 획득할 수 있다.

[0139]

즉, 시각적 활동도를 계산하기 위해, 먼저 콘텐츠 특징 맵(휘도/색상 기울기 및 채도)을 계산한다. 그런 다음, 정규화된 휘도 기울기 맵(luminance gradient map) G_l 과 정규화된 색상 기울기 맵(color gradient map) G_c 이 획득된다. 도 10의 (b)는 정규화된 휘도 기울기 맵의 일례를 나타낸다. 또한, 정규화된 휘도 채도 맵 S_l 및 정규화된 색상 채도 맵 S_c 이 획득된다. 휘도/색상 채도 값이 밝거나 어두울수록, 채도 값은 1에 근접한다. 도 10의 (c)는 정규화된 휘도 채도 맵의 일례를 나타낸다.

[0140]

이산 웨이블릿 변환은 각 정규화된 휘도/색상 기울기 맵 침 채도 맵에 대해 수행된다. 그런 다음, 각 서브밴드(sub-band)의 웨이블릿 변환 계수의 히스토그램은 GGD에 피팅된다. $\gamma_{k,i}$ 는 k 번째 특징 맵($k \in \{G_l, G_c, S_l, S_c\}$)의 i 번째 웨이블릿 서브밴드의 GGD 형상 파라미터를 나타낸다.

[0141]

웨이블릿 변환된 특징 맵 전반에 걸친 에너지 분포를 캡처하기 때문에, 본 발명은 형상 파라미터를 시각적 활동도의 주요 설명자로 사용한다. 형상 파라미터를 이용하여, k 번째 특징 맵의 i 번째 서브밴드의 시각적 활동도 $A_{k,i}$ 는 아래의 [수학식 9]와 같이 정의된다.

수학식 9

$$A_{k,i} = \begin{cases} 1 - \frac{1}{1 + \exp\left\{-2\left(\frac{\gamma_{k,i} - c_k}{c_{k,D}}\right)\right\}}, & \gamma_{k,i} < c_k \\ 1 - \frac{1}{1 + \exp\left\{-2\left(\frac{\gamma_{k,i} - c_k}{c_{k,U}}\right)\right\}}, & otherwise \end{cases}$$

[0142]

[0143]

여기서, 분해 레벨(decomposition level)은 2로 설정된다. 서브밴드의 개수 i 는 7로 설정된다. c_k , $c_{k,D}$ 및 $c_{k,U}$ 는 k 번째 특징 맵에 대한 정규화 팩터를 나타낸다. 시각적 활동도의 범위는 특징 맵에 따라 다르기 때문에, 정규화 팩터 c_k , $c_{k,D}$ 및 $c_{k,U}$ 는 k 번째 특징 맵에 적용된다. 여기서, c_k 는 k 번째 특징 맵의 기준 동작 지점(reference operating point)이고, $c_{k,D}$ 및 $c_{k,U}$ 는 [수학식 9]가 대략 선형인 영역의 트레일링 에지(trailing edge) 및 리딩 에지(leading edge)이다.

[0144]

마지막으로, 본 발명은 모든 서브밴드에 대한 시각적 활동도를 취합하여 각 특징 맵의 시각적 활동도를 아래의 [수학식 10]과 같이 계산한다.

수학식 10

$$A = \sum_k w_k A_k$$

[0145]

[0146]

여기서, A_k 는 N_{sub} 개의 서브밴드를 가지는 k 번째 특징 맵의 활동도를 나타내내고, $A_k = \sum_i \frac{A_{k,i}}{N_{sub}}$ 이다. w_k 는 각 특징 맵에 대한 경험적 가중치(empirical weight)를 나타낸다.

[0148]

- 콘텐츠 특징(content features)

[0149]

본 발명은 3개의 다른 풀링 방법(pooling method)을 이용하여 콘텐츠 특징 맵을 요약한다. 첫번째 특징은 (각) 특징 맵의 평균 값이고, 다른 2개의 특징은 상위 $s\%$ 백분위 및 하위 $s\%$ 백분위를 계산(각 특징 맵의 상위 $s\%$ 하위 $s\%$ 의 평균)하는 것에 의해 획득된다. 이에 따라, 12개의 풀링된 콘텐츠 특징이 획득된다.

[0151]

G. 피로도 및 현실감 예측

[0152]

본 발명은 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반 피로도 예측 모델과 서포트 벡터 회귀(SVR) 기반 현실감 예측 모델을 훈련하기 위해 위에서 정의한 특징들과 가상현실 콘텐츠에 대한 피로도/현실감 평균 의견 점수(MOS)를 이용할 수 있다. 피로도에 대한 제1 통계적 특징은 공간적 특징(spatial features, SF), 시공간적 특징(spatio-temporal features, STF), 회전 특징(rotational features, RF) 및 특출한 모션 특징(exceptional motion features, EMF)으로 카테고리화할 수 있다. 현실감에 대한 제2 통계적 특징은 피로도 특징(sickness features, SCF), 시각적 활동도 특징(visual activity features, VAF) 및 콘텐츠 특징(content features, CF)을 포함할 수 있다.

[0153]

- 학습 데이터세트의 획득 과정

[0154]

본 발명은 각 항목이 가상현실 콘텐츠와 이에 대한 피로도 평균 의견 점수(MOS) 및 현실감 평균 의견 점수(MOS)로 이루어지는 복수개의 학습 데이터로 이루어지는 학습 데이터세트를 획득할 수 있다.

[0155]

- 피로도 예측 모델의 학습 과정

- [0156] 본 발명은 위에서 설명한 과정에 의해, 학습 데이터의 가상현실 콘텐츠에서 제1 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0157] 그런 다음, 본 발명은 학습 데이터의 제1 통계적 특징을 입력값으로 하고, 해당 학습 데이터의 피로도 평균 의견 점수(MOS)를 출력값(즉, 정답)으로 하여, 피로도 예측 모델을 학습할 수 있다.
- [0158] - 현실감 예측 모델의 학습 과정
- [0159] 본 발명은 위에서 설명한 과정에 의해, 학습 데이터의 가상현실 콘텐츠에서 제2 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0160] 그런 다음, 본 발명은 학습 데이터의 제2 통계적 특징과 해당 학습 데이터의 피로도 평균 의견 점수(MOS)를 입력값으로 하고, 해당 학습 데이터의 현실감 평균 의견 점수(MOS)를 출력값(즉, 정답)으로 하여, 현실감 예측 모델을 학습할 수 있다.
- [0161] - 대상 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 과정
- [0162] 피로도 및 현실감을 예측할 대상 가상현실 콘텐츠가 입력되면, 본 발명은 대상 가상현실 콘텐츠에서 제1 통계적 특징 및 제2 통계적 특징을 획득할 수 있다.
- [0163] 그런 다음, 본 발명은 미리 학습되어 구축된 피로도 예측 모델에 대상 가상현실 콘텐츠의 제1 통계적 특징을 입력하고, 피로도 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 대상 가상현실 콘텐츠의 피로도를 획득할 수 있다.
- [0164] 그런 다음, 본 발명은 미리 학습되어 구축된 현실감 예측 모델에 대상 가상현실 콘텐츠의 제2 통계적 특징 및 대상 가상현실 콘텐츠의 피로도를 입력하고, 현실감 예측 모델로부터 출력되는 값을 기반으로 대상 가상현실 콘텐츠의 현실감을 획득할 수 있다.
- [0167] 그러면, 도 11을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법의 성능에 대하여 설명한다.
- [0168] 도 11은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법의 성능을 설명하기 위한 도면으로, 도 11의 (a)는 "Horse-7" 시퀀스를 나타내고, 도 11의 (b)는 "Centrifuge-6" 시퀀스를 나타내며, 도 11의 (c)는 RollerCoaster-2" 시퀀스를 나타내고, 도 11의 (d)는 "Space-1" 시퀀스를 나타낸다.
- [0169] 본 발명에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법의 성능을 실험하기 위해 아래와 같은 평가 메트릭(metric)을 이용하였다.
- [0170] - SROCC : Spearman's rank order correlation coefficient
- [0171] - PLCC : Pearson's linear correlation coefficient
- [0172] 그리고, 본 발명에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 방법의 성능을 실험하기 위한 데이터세트는 아래와 같은 데이터를 이용하였다. 아래 데이터세트의 모든 피로도 MOS 값은 [0,1]로 조정되며, 1은 극도의 불편함을 나타낸다.
- [0173] - ETRI-VR 데이터세트 : 52개의 약간 수정된 시나리오와 해당 주관적 피로도 점수가 포함된 2개의 기준 가상현실 콘텐츠(reference VR contents)가 포함됨.
- [0174] - VR-SP 데이터세트 : 해당 피로도 MOS와 현실감 MOS가 포함된 10개의 기준 가상현실 콘텐츠와 100개의 기준 가상현실 콘텐츠의 변형이 포함됨.
- [0176] 본 발명에 따른 가상현실 콘텐츠의 피로도 예측 방법의 성능을 VR-SP 데이터세트를 이용하여 실험한 결과는 아래의 [표 1]과 같다.

표 1

Methods	PLCC	SROCC	Methods	PLCC	SROCC
SF	0.328	0.286	SF+STF	0.843	0.825
STF	0.770	0.754	SF+RF	0.880	0.873

RF	0.820	0.792	SF+EMF	0.721	0.699
EMF	0.719	0.677	SF+STF+RF	0.892	0.876
SF+RF+EMF	0.888	0.885	본 발명(피로도 예측)	0.903	0.894

[0178] 공간적 특징(SF)은 피로도의 주요 원인이 아니기 때문에 평균 의견 점수(MOS)와의 상관관계는 약 3.0에 불과하다. 그러나, 프레임 차이 맵 기반 통계적 특징인 시공간적 특징(STF), 회전 특징(RF) 및 특출한 모션 특징(EMF)은 안정적인 예측 성능을 제공한다. 특히, 회전 특징(RF)을 통해 얻은 상관관계는 다른 단일 특징들보다 높은 상관관계를 보인다. 공간적 특징(SF)이 시공간적 특징(STF), 회전 특징(RF) 및 특출한 모션 특징(EMF)과 결합되었을 때, 상관관계 SF+RF+EMF는 훨씬 더 높은 SROCC 성능을 제공하여, 특출한 모션 특징(EMF)도 성능에 효율적으로 기여함을 나타낸다. 공간적 특징(SF), 시공간적 특징(STF), 회전 특징(RF) 및 특출한 모션 특징(EMF)과 같은 모든 특징을 함께 사용하는 본 발명에 따른 피로도 예측 방법이 다른 모델보다 훨씬 뛰어난 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

[0180] 그리고, 본 발명에 따른 가상현실 콘텐츠의 현실감 예측 방법의 성능을 VR-SP 데이터셋을 이용하여 실험한 결과는 아래의 [표 2]와 같다.

표 2

Methods	PLCC	SROCC
SCF	0.694	0.678
VAF	0.432	0.461
CF	0.412	0.346
본 발명(현실감 예측)	0.747	0.753

[0182] 피로도 특징(SCF)은 현실감을 잘 예측하며, ~0.69의 신뢰할 수 있는 상관관계를 나타낸다. 피로도 특징(SCF), 시각적 활동도 특징(VAF) 및 콘텐츠 특징(CF)과 같은 모든 특징을 함께 사용하는 본 발명에 따른 현실감 예측 방법이 약 0.75의 최고 상관관계 성능을 나타내는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 가상현실 콘텐츠에 대한 현실감을 정확하게 평가하기 위해서는, 피로도, 시각적 활동도 및 콘텐츠 특징을 모두 고려해야 한다는 것을 의미한다.

[0184] 또한, 가상현실 콘텐츠의 피로도가 현실감과 관련이 있는지 여부를 결정하기 위해, 4개의 샘플링된 가상현실 콘텐츠의 시퀀스와 이에 대해 예측된 피로도/현실감 점수(MOS는 [0,1]로 조정됨)는 도 11에 도시된 바와 같다. 전반적으로 예측된 점수가 평균 의견 점수(MOS)에 가깝다는 것을 알 수 있다. 또한, 도 11의 (a) 및 (b)에 도시된 바와 같이, 높은 피로도 점수를 가지는 시퀀스는 상대적으로 낮은 현실감 점수를 나타낸다. 이와 유사하게, 도 11의 (d)에 도시된 바와 같이, 피로도 점수가 매우 낮을 때, 현실감 점수도 상당히 감소된다. 그러나, 적절한 수준의 피로도 점수를 나타내는 도 11의 (c)에서는 상대적으로 현실감이 극대화된다. 대체로, 피로도와 현실감 사이에는 강한 관계가 있음을 알 수 있다.

[0187] 본 실시예들에 따른 동작은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체는 실행을 위해 프로세서에 명령어를 제공하는데 참여한 임의의 매체를 나타낸다. 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 또는 이들의 조합을 포함할 수 있다. 예컨대, 자기 매체, 광기록 매체, 메모리 등이 있을 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수도 있다. 본 실시예를 구현하기 위한 기능적인(Functional) 프로그램, 코드, 및 코드 세그먼트들은 본 실시예가 속하는 기술 분야의 프로그래머들에 의해 용이하게 추론될 수 있을 것이다.

[0188] 본 실시예들은 본 실시예의 기술 사상을 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 실시예의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 실시예의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와

동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 실시예의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0189]

100 : 가상현실 콘텐츠의 피로도 및 현실감 예측 장치,

110 : 프로세서,

130 : 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체,

131 : 프로그램,

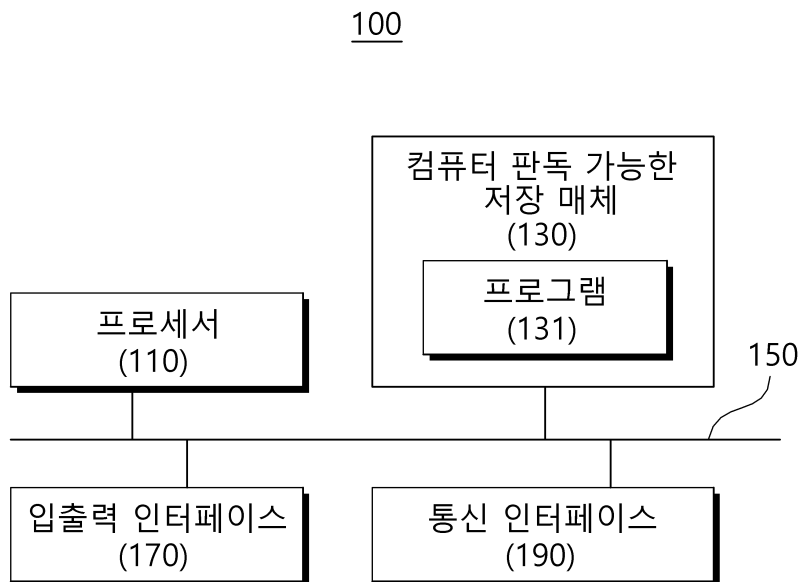
150 : 통신 버스,

170 : 입출력 인터페이스,

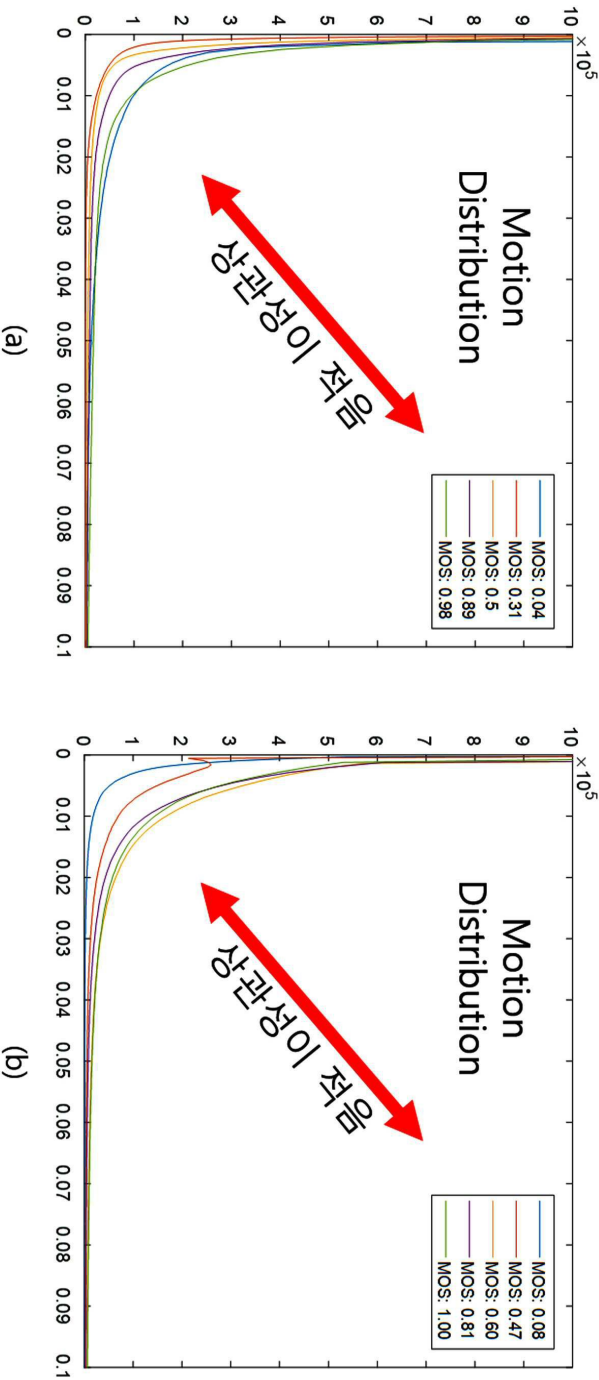
190 : 통신 인터페이스

도면

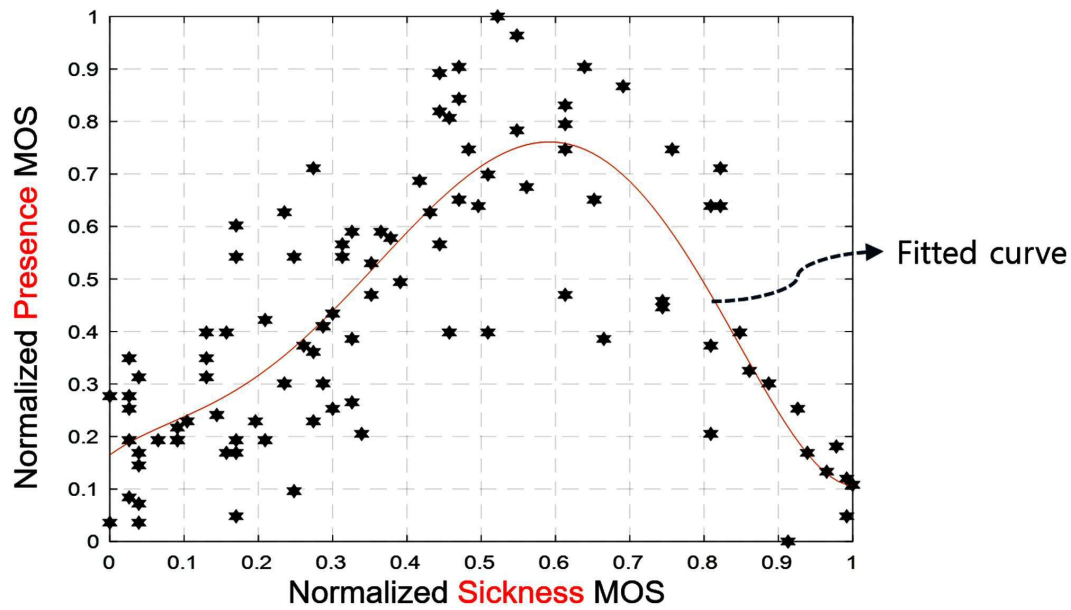
도면1



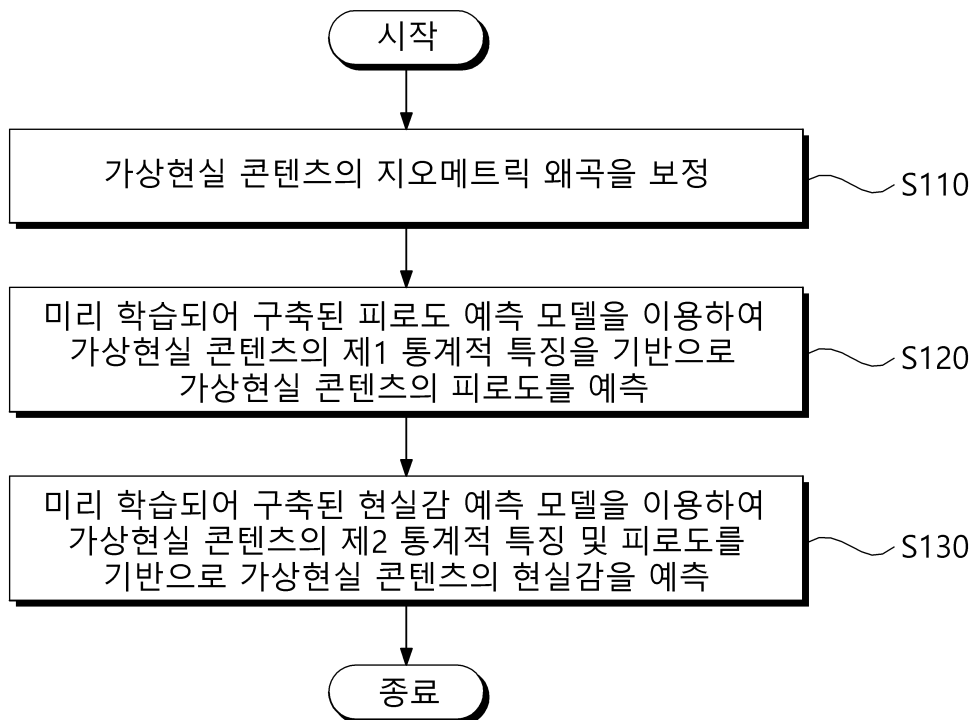
도면2



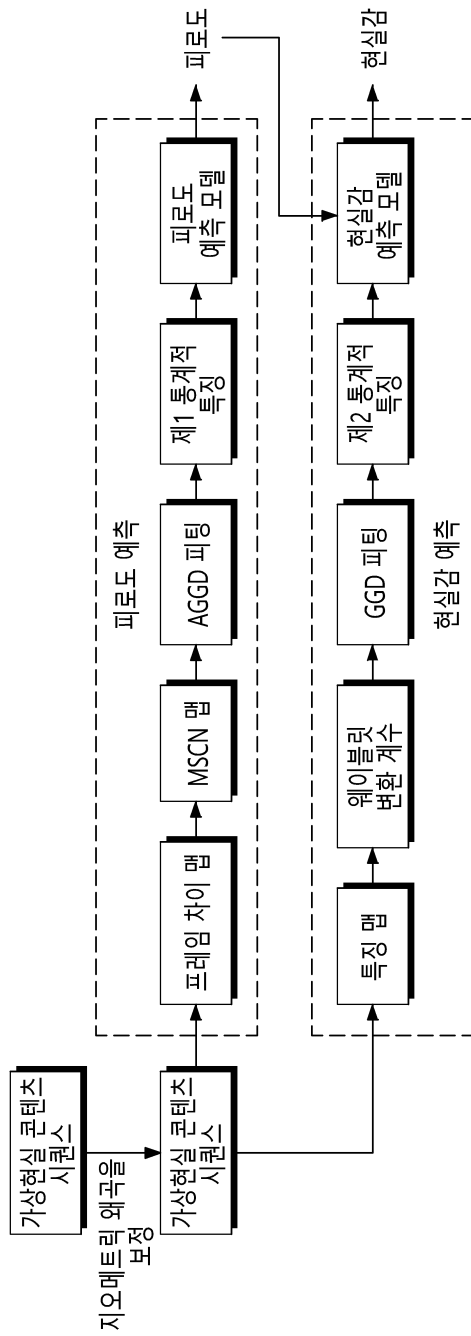
도면3



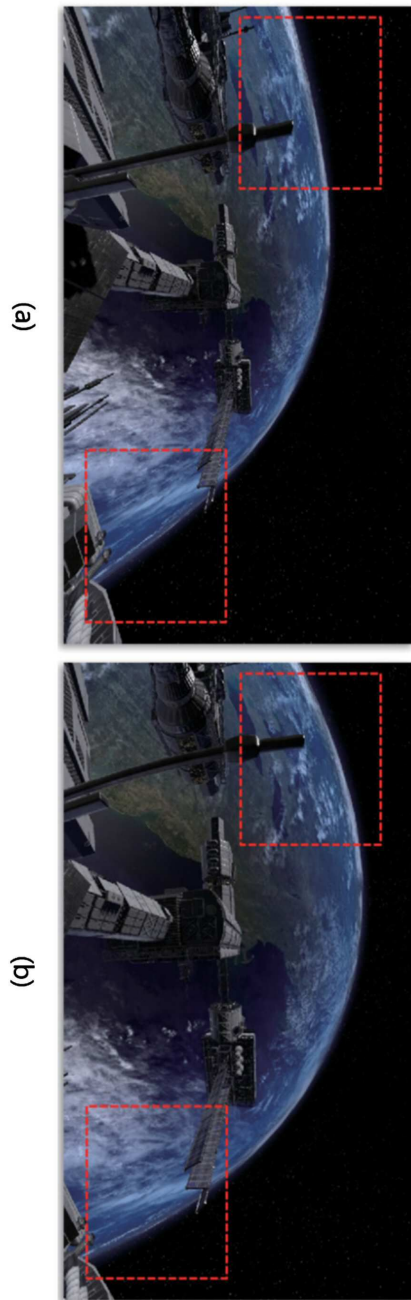
도면4



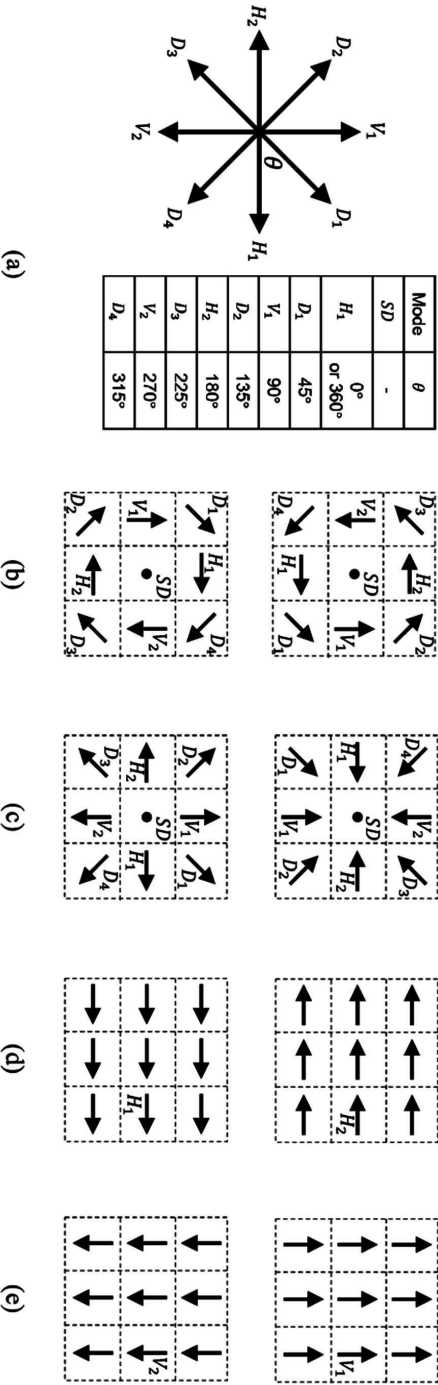
도면5



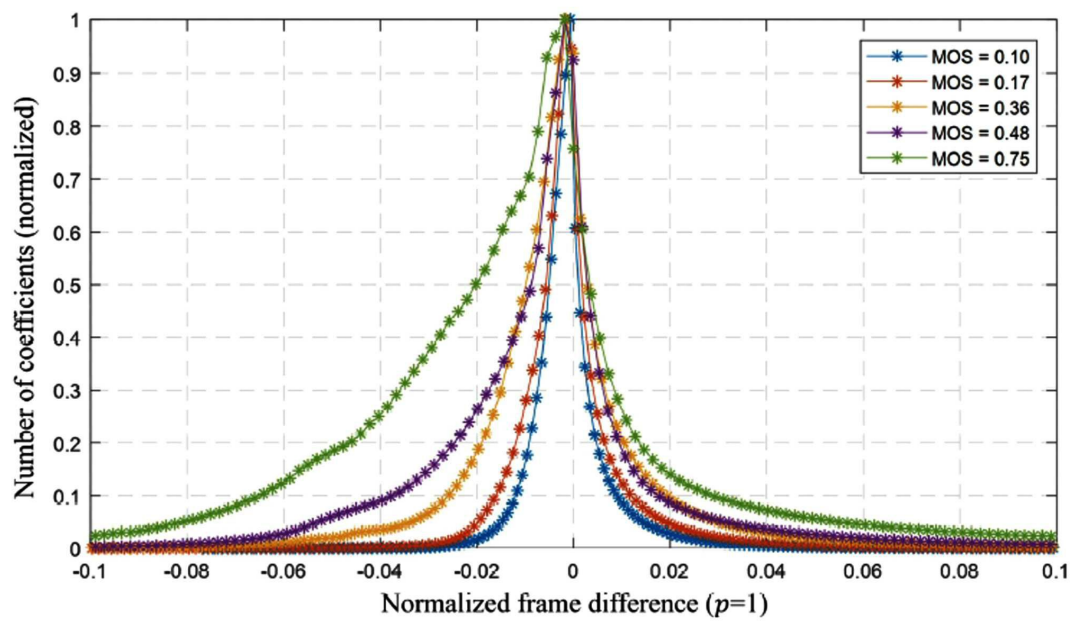
도면6



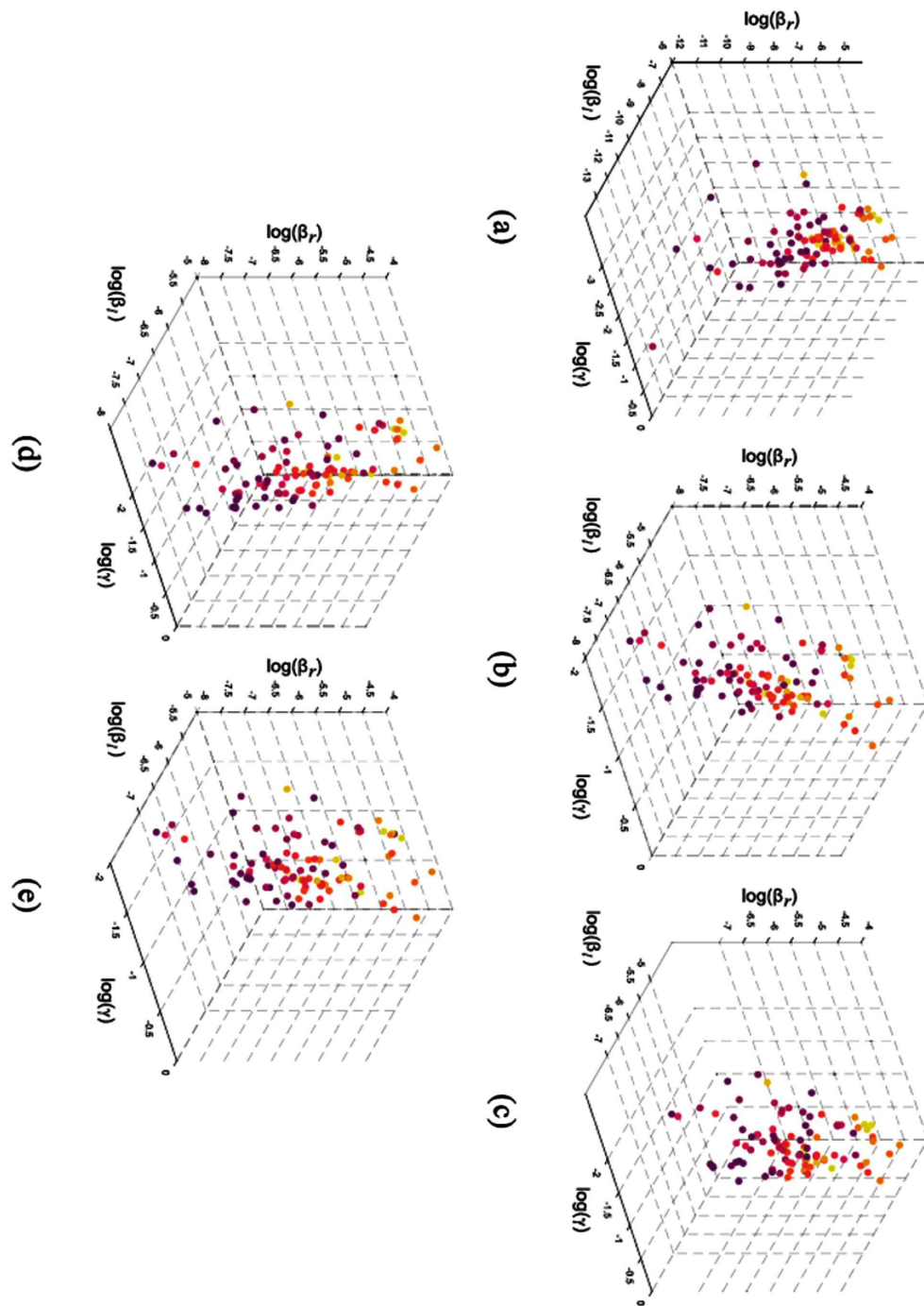
도면7



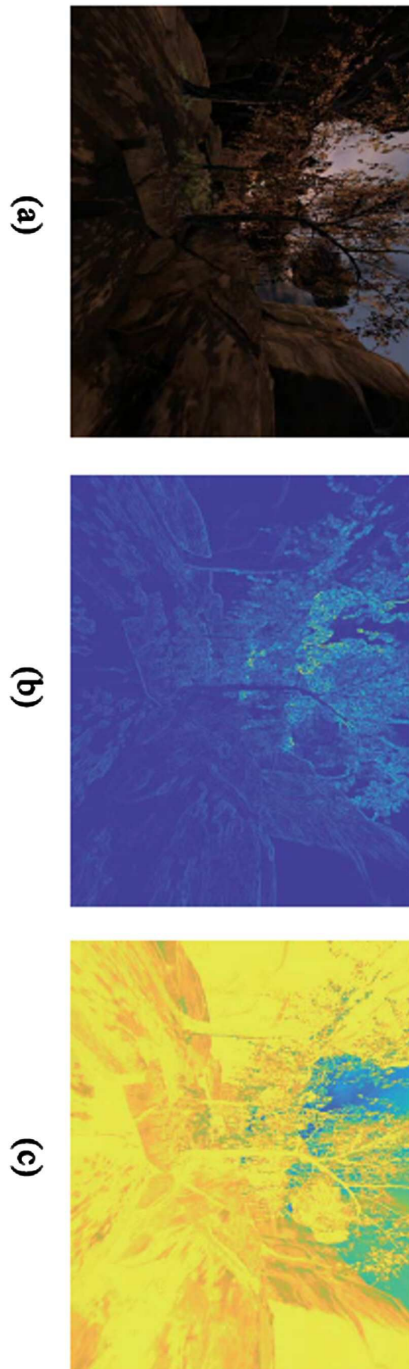
도면8



도면9



도면10





(a) Sickness: 0.972 (1.000) Presence: 0.233 (0.106)



(b) Sickness: 0.773 (0.896) Presence: 0.375 (0.298)



(c) Sickness: 0.552 (0.521) Presence: 0.728 (1.000)



(d) Sickness: 0.143 (0.083) Presence: 0.291 (0.191)