

딥 러닝을 이용한 실감형 콘텐츠 특징점 인식률 향상 방법

A Feature Point Recognition Ratio Improvement Method for Immersive Contents Using Deep Learning

박 병 찬*, 장 세 영*, 유 인 재**, 이 재 청**, 김 석 윤*, 김 영 모*★

Byeongchan Park*, Seyoung Jnag*, Injae Yoo**, Jaechung Lee**,
Seok-Yoon Kim*, Youngmo Kim*★

Abstract

The market size of immersive 360-degree video contents, which are noted as one of the main technology of the fourth industry, increases every year. However, since most of the images are distributed through illegal distribution networks such as Torrent after the DRM gets lifted, the damage caused by illegal copying is also increasing. Although filtering technology is used as a technology to respond to these issues in 2D videos, most of those filtering technology has issues in that it has to overcome the technical limitation such as huge feature-point data volume and the related processing capacity due to ultra high resolution such as 4K UHD or higher in order to apply the existing technology to immersive 360° videos. To solve these problems, this paper proposes a feature-point recognition ratio improvement method for immersive 360-degree videos using deep learning technology.

요 약

4차 산업의 주요 기술로 주목받고 있는 실감형 360 동영상 콘텐츠의 시장 규모는 매년 증가하고 있다. 하지만 대부분의 영상이 DRM 해제 후 토렌트 등의 불법 유통망을 통해 유통되고 있어 불법복제로 인한 피해 또한 증가하고 있다. 이러한 이슈에 대응하는 기술로 필터링 기술을 사용하고 있으나 대부분의 불법 저작물 필터링 기술은 2D 영상의 불법 복제 여부를 판단하는 기술에 국한되고 있으며, 이를 실감형 360 동영상에 적용하기 위해서는 4K UHD 이상의 초고화질에 따른 특징 데이터량 증가와 이에 따른 처리 속도 문제와 같은 기술적 한계를 극복해야 하는 과제가 남는다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 딥 러닝 기술을 이용한 실감형 360도 동영상 내 특징 데이터 인식률 개선 방법을 제안한다.

Key words : Immersive Content, Deep Learning, Feature Point Extracting and Matching, Piracy Judgment, OMAF

* Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

** Research Institute, Beyondtech Inc.

★ Corresponding author

E-mail : ymkim828@ssu.ac.kr, Tel : +82-2-813-0682

※ Acknowledgment

This research project supported by Ministry of Culture, Sport and Tourism(MCST) and Korea Copyright Commission in 2020(2018-360_DRM-9500).

Manuscript received Mar. 31, 2020; revised Jun. 19, 2020; accepted Jun. 22, 2020.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서론

가상의 디지털 콘텐츠를 실제의 물체처럼 조작할 수 있게 만드는 실감형 콘텐츠는 다양한 센서를 이용하여 사람의 제스처, 모션 음성 등 사람의 행위를 인식하고 분석하는 기술을 활용하여 제작하는 콘텐츠이다. 4차 산업 혁명으로 최근 몇 년간 실감형 콘텐츠에 대한 관심이 높아지고 있으며 관련 기업들은 실감형 콘텐츠 기업 또는 개인이 직접 제작할 수 있는 360도 카메라와 실감형 콘텐츠를 지원하는 HMD(Head Mounted Display)를 출시하고 있다[1], [2]. 이러한 기기를 사용하여 360도 각도로 동시에 촬영해 주위의 모든 것을 촬영할 수 있으며, 일반 PC에서 입력 장치로 위치를 조정하여 감상하거나 모바일 기기에서 HMD를 사용하여 이용할 수 있다. 이러한 실감형 콘텐츠의 관심은 전 세계 실감형 콘텐츠 시장 성장으로 이어져 전 세계 시장 규모는 2018년 67억 달러에서 2020년 700억 달러까지 늘어날 전망이다[3], [4]. 그러나 이러한 산업 발전과 반대로 DRM 해제 후 토렌트 및 웹하드 등을 통해 인터넷을 통하여 국내뿐만 아니라 해외로도 대량 불법 유통됨으로써 국가적으로 큰 손실이 발생하고 있다. 특히 방송과 통신의 융합이 가속화될수록 그 저작권 침해의 규모는 더욱 증가될 것으로 우려되고 있다. 또한, 대부분의 불법복제 판단 기술은 2D 영상[5]과 같은 실감형 콘텐츠 특성상 4K UHD 이상의 초고화질을 지원하며 실감형 360도 영상을 한 화면에 표현하기 위한 방법인 ERP(Equirectangular Projection)로 인하여 기존의 특징점 추출 방법을 적용하기엔 한계가 있다[6], [7]. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 360도 실감형 콘텐츠 영상의 ERP로 생성되어 왜곡된 3D 화면을 일반 형태의 2D 형태로 만들고 딥러닝 기술을 이용하여 영상 내의 객체를 인식하며 특징점을 추출하여 이미지의 내의 특징점 인식률 개선 방법을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 관련 연구로 실감형 콘텐츠의 MPEG 표준화 기술은 OMAF와 실감형 콘텐츠의 특징인 ERP 그리고 이미지 객체에서 특징점을 추출할 수 있는 딥러닝 기술은 YOLO 알고리즘과 기존에 연구되었던 실감형 콘텐츠 특징점 추출 방법에 대해서 기술한다. 3장에서 본 논문에서 제안하는 딥러닝 기술 기반의 영상 객체 인식률 개선 방법을 기

술한다. 4장에서 실험을 통해 본 논문에서 제안 방법을 검증하였으며, 5장에서 결론 맺는다.

II. 관련 연구

1. OMAF of Immersive Media

MPEG는 2016년 10월부터 VR과 AR 서비스에 활용될 수 있는 몰입형 오디오, 비디오, 그래픽스 및 시스템 기술에 대한 표준화를 시작하였다. MPEG-I Part 2 표준인 OMAF(Omnidirectional Media Format)는 MPEG-I의 시스템 표준이며, 몰입형 미디어를 위한 ISO base Media File Format(ISO-BMFF)의 확장 미디어 파일 포맷 아키텍처를 제안[8],[9]하였으며, Fig. 1과 같다.

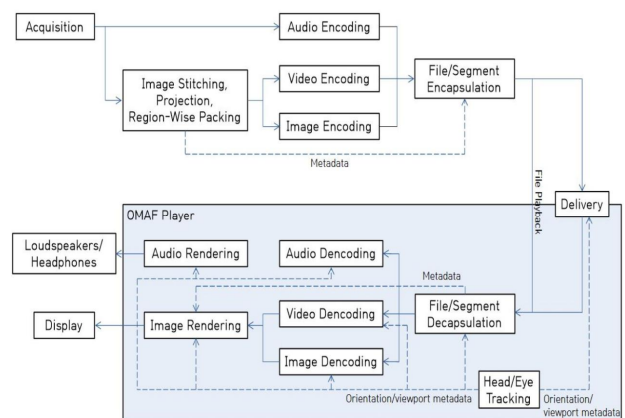


Fig. 1. OMAF Architecture of MPEG-I.

그림 1. MPEG-I의 OMAF 구조

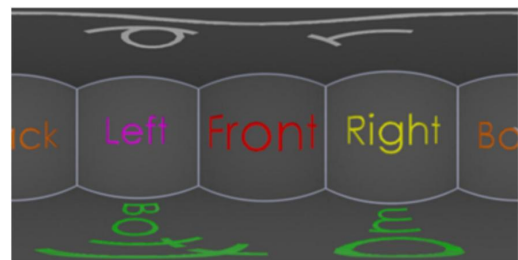


Fig. 2. Representation of ERP.

그림 2. ERP의 표현

OMAF는 실감형 콘텐츠를 제작하기 위한 과정과 그에 대한 메커니즘을 제공하고 있다. 제작 과정은 360도 카메라(또는 2대 이상의 카메라)로 현장을 전 방향 촬영한다. 촬영된 장면은 3차원 구형(Ractangle) 영상(또는 2개 이상의 영상)으로 촬영된다. 이러한 영상은 스티칭 과정으로 2개 이상의

영상을 하나의 영상으로 합친다. 이러한 3차원의 영상은 일반 모니터로 표현할 방법으로 프로젝션 과정이 필요하다. 프로젝션은 ERP, CMP, OHP 등의 프로젝션 방법 중 가장 많이 사용하는 방법은 ERP이며, Fig. 2와 같다.

실감형 콘텐츠의 ERP 표현 방법은 전 방향(Front, Back, Up, Bottom, Left, Right)을 한 영상에 모두 담았기 때문에 왜곡 영역이 존재한다. 특히, Up, Bottom 부분 왜곡이 가장 심하기 때문에 본 논문에서는 특징점을 추출하기 위한 영역으로 위, 아래를 제외한 나머지 부분(Front, Back, Left, Right)을 이용한다.

2. YOLO

YOLO는 객체 인식 문제를 하나의 회귀 문제로 접근한다. 전체적인 구조를 간소화함으로써 훈련 및 검출 속도를 크게 향상시켰다. 입력된 영상을 CNN을 거쳐 텐서(Tensor) 형태로 출력, 영상을 격자 형태로 나누어 각 구역을 표현하게 되며, 이를 통해 해당 구역의 객체를 인식한다. 이와 같이 YOLO는 객체 영역을 추출하기 위한 별도의 네트워크가 필요하지 않으며, 일련의 추론 과정을 통해 객체를 인식하며, Fast R-CNN의 병목현상을 개선하여 속도를 높인 Faster R-CNN 보다 월등히 빠른 훈련 속도를 보였다. 위와 같은 장점으로 본 논문에서는 YOLO 알고리즘을 사용하여 객체 추출을 하였다[8].

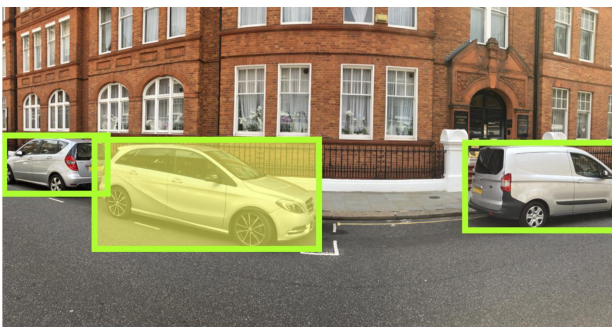


Fig. 3. Object Extraction Using Yolo Algorithm.
그림 3. 옴로 알고리즘을 이용한 객체 추출

3. Existing Extraction Method for Feature Point

기존에 연구되었던 실감형 콘텐츠를 위한 특징점 추출 방법[10]으로 실감형 콘텐츠의 ERP 형태로 된 이미지의 Left, Front, Right를 지정하여 특징점을 추출하였다.

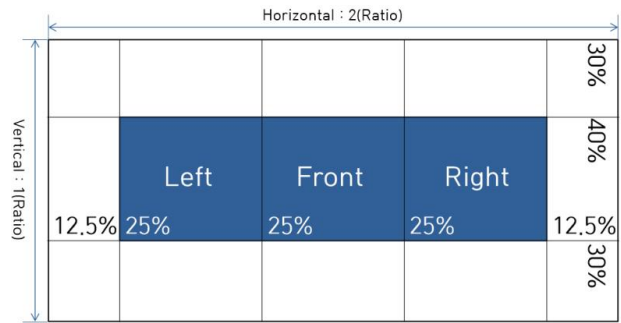


Fig. 4. Image Area Extraction Ratio.
그림 4. 이미지 영역 추출 비율

특징점은 ORB 알고리즘을 사용하며 질의 영상에 대한 특징점 인식 성능 평가를 하였다.

III. 딥 러닝을 이용한 실감형 콘텐츠의 특징점 인식을 향상 방법

실감형 콘텐츠의 4K UHD 이상의 초고화질로 인하여 특징 데이터양 증가와 이에 따른 처리 속도 같은 기술적 문제에 대한 해결을 위하여 본 논문에서

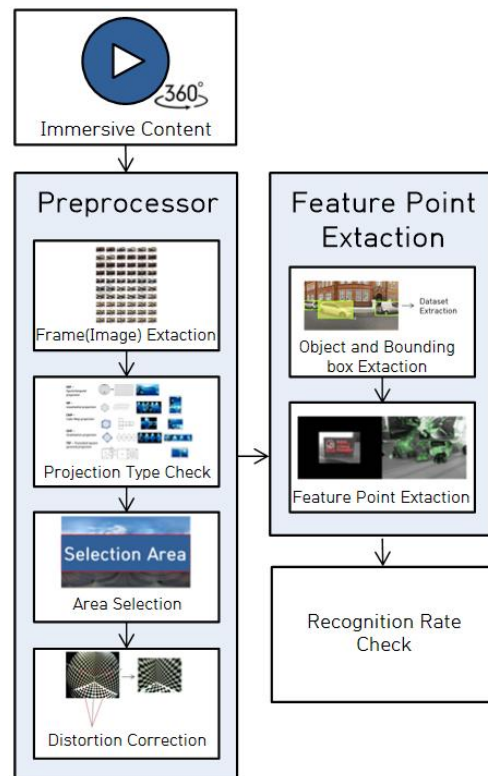


Fig. 5. Immersive Contents Recognition Ratio Improvement Method.

그림 5. 실감형 콘텐츠 인식을 향상 방법

서 제안하는 딥 러닝 기반의 실감형 콘텐츠 특징점 인식을 향상 방법은 Fig. 5와 같다.

실감형 콘텐츠를 입력받으면 실감형 콘텐츠에서 프레임 간 변화율이 설정 비율 이상인 프레임을 설정(사용자가 설정한 개수) 값에 따라 I-Frame을 이용하여 추출한다. 실감형 콘텐츠의 프로젝션 타입을 판단하여 판단 결과 ERP 타입이 아닌 경우, 추출된 복수개의 프레임을 ERP로 각각 변환한다. 그리고 객체 식별을 위해 왜곡이 가장 심한 Top, Bottom 부분을 제외한 나머지 중앙 영역을 선정하고 각각 AREA 1(-180°~-90°), AREA 2(-90°~0°), AREA 3(0°~90°), AREA 4(90°~180°) 4분할한다.

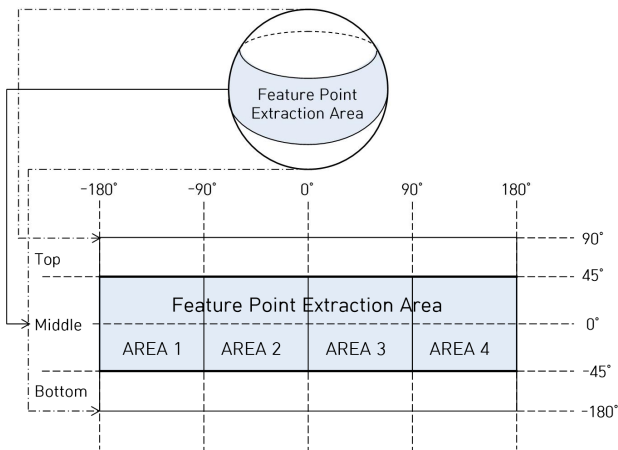


Fig. 6. Object Extraction Area Range of ERP.
그림 6. ERP의 객체 추출 영역 범위

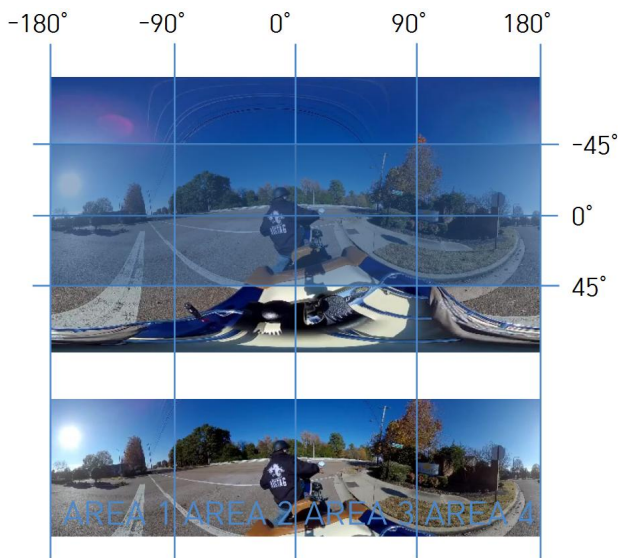


Fig. 7. Area Extraction Process.
그림 7. 영역 추출 프로세스

각 영역 별로 딥 러닝을 이용한 객체 탐지를 정확하게 하기 위해 왜곡 보정을 한다. 각 영역을 왜곡 보정을 위한 방법으로 방사형 왜곡 보정을 사용하며 보정 방법은 식(1)을 사용한다.

$$\begin{aligned} x_{corrected} &= x(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \\ y_{corrected} &= y(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \end{aligned} \quad \text{식 (1)}$$

여기서 (x, y) 는 왜곡된 점의 원래 위치를 나타내고, $(x_{corrected}, y_{corrected})$ 는 보정된 새로운 위치를 나타내며, 보정이 완료된 이미지는 다음과 같다.



Fig. 8. Distortion Correction.
그림 8. 왜곡 보정

특징점을 추출하기 위해 딥 러닝 기술을 이용한다. 딥 러닝 기술은 YOLO 알고리즘을 이용하여 객체 식별 영역 내 포함된 객체를 각 프레임별로 객체 식별한다. 실감형 360도 영상에서 객체를 식별하기 위해 학습을 진행하였다. 학습자료는 ImageNet에서 제공하는 이미지를 데이터셋으로 1,000개의 카테고리 객체를 시각적으로 학습하였다. 식별된 객체는 Fig. 9과 같다.



Fig. 9. Object Extraction.
그림 9. 객체 추출

객체 식별 시 각 객체별로 생성되는 바운딩 박스를 이용하여 각 객체마다 복수의 특징점을 추출한다. 특징점은 바운딩 박스의 각각의 모서리이며 식별된 각 객체의 ID, 해당 프레임 내에서 해당 객체가 차지하는 면적 비율 정보 및 해당 객체에서 추출된 인접한 특징점 간 벡터 정보가 포함된 원본 데이터셋을 복수개의 프레임별로 각각 생성하는 새로운 데이터셋을 생성한다. 영상 특징점 추출 과

정에서 360도 영상의 프로젝션 타입을 판단하여 360도 영상이 ERP 타입이 아닌 경우, 프레임 추출 과정에서 추출된 복수 개의 프레임을 ERP 타입으로 각각 변환한다. 입력된 영상에서 프레임 간 변화율이 설정 비율 이상인 프레임을 설정값에 따라 추출하되, 2D 뷰포트 형태의 프레임으로 추출한다.

IV 실험 및 결과

실험에 사용할 동영상으로 유튜브에 있는 실감형 콘텐츠를 사용하였으며, 총 200개의 콘텐츠 실험을 진행하였다.

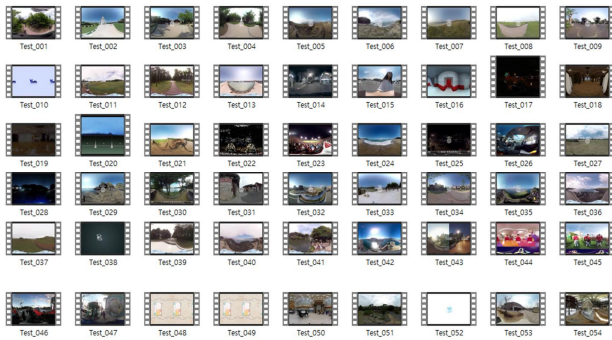


Fig. 10. 360-degree Immersive Contents Used in Experiment. 그림 10. 실험에 사용할 실감형 360도 콘텐츠

Table 1. Experimental Environment - Client.

표 1. 실험 환경 - 클라이언트

	Specification
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-6700 3.40GHz
RAM	8 GB
HDD	512 GB
NIC	Ethernet 100 Mbps * 1 Port
OS	Windows 10 Pro 64bit

Table 2. Experimental Environment - Server.

표 2. 실험 환경 - 서버

	Specification
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-6700 3.40GHz
RAM	16 GB
HDD	256 GB
SSD	2TB
OS	Windows 10 Pro 64bit

본 실험은 크게 두 가지로 첫 번째, 360도 영상에서 딥 러닝을 이용한 특징점 추출 테스트와 두 번째, 추출한 특징점을 이용하여 제대로 특징점을 인

식하는지에 대한 특징점 인식률 테스트를 실험하였으며, 실험을 위해 다음과 같은 사양의 클라이언트와 서버를 구비하여 실험하였다.

첫 번째, 실감형 콘텐츠의 특징점 식별을 위해 영역 지정을 하였으며, ERP 타입을 기준으로 왜곡이 가장 심한 위, 아랫부분을 제외하고 가운데 영역을 추출하였다. 추출한 영역 별로 YOLO 알고리즘을 이용하여 객체를 바운딩 박스 형태로 추출하였다. 이러한 과정으로 200개의 실감형 콘텐츠를 이용하여 특징점 추출을 확인하였다.

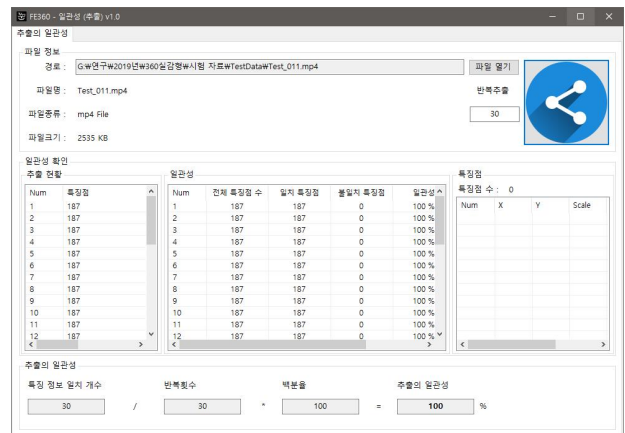


Fig. 11. Feature Point Extraction Process for Immersive Contents.

그림 11. 실감형 콘텐츠 특징점 추출 과정

Test_001부터 Test_010의 각 실감형 콘텐츠의 10회 실험 동안 추출된 특징점의 데이터셋은 Table 3과 같다.

Table 3. Dataset.

표 3. 데이터셋

Content Name	Feature Point
Test_001	187
Test_002	358
Test_003	150
Test_004	280
Test_005	210
Test_006	199
Test_007	24
Test_008	224
Test_009	242
Test_010	12

두 번째, 인식률에 관한 실험으로 Client PC에서 실감형 콘텐츠가 입력되어 특징점을 추출하고 기

존에 Server에 저장된 특징점과 비교하여 인식률을 확인하였다. 특징점 인식률 확인을 위해 Client PC에서 실감형 콘텐츠를 추출하여 Server 요청하면 해당하는 실감형 콘텐츠를 식별하여 결과를 응답하는 방식으로 특징점을 정확히 인식하는지 인식성을 확인하였다. 특징점 인식 과정 측정 기준으로 인식률은 식(2)이며, 오인식률은 식(3)이다.

$$\text{인식률} = \frac{\sum \text{인식 데이터 개수}}{\sum \text{총 시험 데이터 개수}} \times 100 \quad \text{식(2)}$$

$$\text{오인식률} = \frac{\sum \text{오인식 데이터 개수}}{\sum \text{총 시험 데이터 개수}} \times 100 \quad \text{식(3)}$$

실험 과정은 Fig. 14와 같으며, Test Result(A)는 본 논문에서 제안하는 특징점 인식률 개선 결과이고 Test Result(B)는 기존에 제안되었던 특징점 인식 결과이다. 결과는 Table 3과 같다.

Num	원본 파일명	원본 파일명	비교점 파일명	인식	소요시간(ms)	파일크기(KB)
170	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_170.mp4	Test_170.mp4	인식	1659	5250
1	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_001.mp4	Test_001.mp4	인식	1407	5154
2	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_002.mp4	Test_002.mp4	인식	1008	1597
3	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_003.mp4	Test_003.mp4	인식	1192	1594
4	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_004.mp4	Test_004.mp4	인식	1168	1802
5	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_005.mp4	Test_005.mp4	인식	962	1588
6	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_006.mp4	Test_006.mp4	인식	1274	5115
7	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_007.mp4	Test_007.mp4	인식	693	2193
8	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_008.mp4	Test_008.mp4	인식	513	1103
9	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_009.mp4	Test_009.mp4	인식	1155	2014
10	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_010.mp4	Test_010.mp4	인식	725	5064
11	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_011.mp4	Test_011.mp4	인식	936	2535
12	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_012.mp4	Test_012.mp4	인식	1636	1851
13	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_013.mp4	Test_013.mp4	인식	801	3822
14	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_014.mp4	Test_014.mp4	인식	1200	5114
15	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_015.mp4	Test_015.mp4	인식	1013	5145
16	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_016.mp4	Test_016.mp4	인식	973	5139
17	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_017.mp4	Test_017.mp4	인식	256	1476
18	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_018.mp4	Test_018.mp4	인식	1007	5156
19	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_019.mp4	Test_019.mp4	인식	1052	5144
20	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_020.mp4	Test_020.mp4	인식	152	324
21	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_021.mp4	Test_021.mp4	인식	1117	2128
22	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_022.mp4	Test_022.mp4	인식	1028	2784
23	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_023.mp4	Test_023.mp4	인식	1368	5159
24	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_024.mp4	Test_024.mp4	인식	709	5152
25	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_025.mp4	Test_025.mp4	오인식	1189	4658
26	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_026.mp4	Test_026.mp4	인식	1201	5152
27	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_027.mp4	Test_027.mp4	인식	787	2205
28	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_028.mp4	Test_028.mp4	인식	454	1976
29	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_029.mp4	Test_029.mp4	인식	1097	2474
30	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_030.mp4	Test_073.mp4	오인식	1303	5174
31	C:\Users\Wbdev\Desktop\...	Test_031.mp4	Test_031.mp4	인식	1178	1533

Fig. 12. Recognition Ratio Test.

그림 12. 인식률 테스트

Table 4. Feature Point Recognition Ratio Result

표 4. 특징점 인식률 결과

Division	Test Result(A)	Test Result(B)
Recognition Count	196	187
False Recognition Count	4	13
Unrecognized Count	0	0
Recognition Rate	98%	93.5%
False Recognition Rate	2%	6.5%
Average Recognition time	0.984s	2.0s

본 실험을 위해 사용하였던 200개의 360도 영상을 서버에 특징점을 추출하여 등록하였으며, 서버

에 등록된 각 360도 영상의 원본 데이터셋과 클라이언트에서 360도 영상을 입력하여 추출한 특징점인 질의 데이터셋을 비교하였다. 본 논문에서 제안한 인식률 향상 방법은 인식률이 98%와 오인식률 2%로 기존에 제안되었던 특징점 인식 방법의 인식률 93.5%와 오인식률 6.5%보다 높은 결과로 인식률이 향상되었다는 것을 확인할 수 있다. 또한, 평균 인식 시간도 0.982초로 기존 2.0s보다 빠른 속도로 인식되는 것을 확인할 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 기존 2D 이미지 특징점 추출 기술을 실감형 360도 영상 콘텐츠에 적용하기 어려운 문제점을 해결하고 특징점 추출 방법을 개선하기 위해 실감형 콘텐츠의 특성인 위, 아랫 부분을 제외한 중앙 영역에서 영역 지정과 각 영역 별 왜곡 보정을 통해 객체 인식을 더욱 용이하게 하였고 딥 러닝을 이용하여 실감형 360도 영상 객체 인식 방법을 제안하였으며, YOLO를 통해 인식된 객체의 특징점을 이용하여 인식하기 어려웠던 것을 개선하였다. 본 논문에서 제안하는 방법을 이용하였을 때 실감형 콘텐츠에서 특징점 추출 과정에서 화면의 크기나 해상도를 변형하여 복제한 경우에도 특징점 인식을 단시간 내에 추출할 수 있을 것으로 예상된다. 하지만 실감형 콘텐츠를 제작할 때 저화질(HD급)부터 초고화질(4K UHD급 이상)까지 다양하게 제작되어 객체를 인식하는데 여전히 객체를 잘못 인식하는 경우가 발생하는 한계가 있으며, 향후 이를 위하여 딥 러닝을 이용한 객체 인식률 증가와 빅데이터 기반으로 처리 속도를 개선하는 연구가 필요하다.

References

[1] H. W. Chun, M. K. Han, and J. H. Jang, "Application trends in virtual reality," *2017 Electronics and Telecommunications Trends*, 2017.

[2] S. E. Chen, "Quicktime VR: An image-based approach to virtual environment navigation," *Proc. of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp.29-38, 1995. DOI: 10.1145/218380.218395

[3] J. Y. Kim, "Design of 360 degree video and VR contents," *Communication Books*, 2017.

DOI: 10.1109/VR.2016.7504723

[4] R. Kijima and K. Yamaguchi, "VR device time Hi-precision time management by synchronizing times between devices and host PC through USB," *IEEE Virtual Reality(VR)*, Vol.2, pp.201-202, 2016.

DOI: 10.1109/VR.2016.7504723

[5] H. J. Jung and J. S. Yoo, "Feature matching algorithm robust to viewpoint change," *J. KICS*, Vol.40, No.12, pp.2363-2371, 2015.

DOI: 10.7840/kics.2015.40.12.2363

[6] W. J. Ha and K. A. Sohn, "Image classification approach for Improving CBIR system performance," *2016 KICS Conf. Winter*, pp.308-309, 2016.

DOI: 10.7840/kics.2016.41.7.816

[7] Y. S. Ho, "MPEG-I standard and 360 degree video content generation," *Journal of Electrical Engineering*, 2017.

[8] W16824, Text of ISO/IEC DIS 23090-2 Omnidirectional Media Format (OMAF).

[9] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *IJCV* 2004.

[10] B. C. Park, J. S. Kim, Y. H. Won, Y. M. Kim, S. Y. Kim, "An Efficient Feature Point Extraction and Comparison Method through Distorted Region Correction in 360-degree Realistic Contents," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol.24, No.1, pp.93-100, 2019.

DOI: 10.9708/jksci.2019.24.01.093

BIOGRAPHY

Byeongchan Park (Member)



2015 : BS degree in Computer Engineering, The Academic Credit Bank System.

2018 : MS degree in Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University.

2018~current : PhD degree in Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University.

Seyoung Jang (Member)



2018 : BS degree in Computer Engineering, The Academic Credit Bank System

2019~current : MS degree in Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University.

Injae Yoo (Member)



2017 : BS degree in Dept. of Software Engineering, The Cyber University of Korea

2019~current : MS degree in Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

2015~current : Senior Researcher, Research Institute, Beyondtech Inc.

Jaechung Lee (Member)



1996 : BS degree in Dept. of Computer Science and Engineering, Seoul National University of Science and Technology

2017~current : Head, Research Institute, Beyondtech Inc.

Seok-Yoon Kim (Member)



1980 : BS degree in Dept. of Electrical Engineering, Seoul National University

1990 : MS degree in Dept. of ECE, University of Texas at Austin.

1993 : PhD degree in Dept. of ECE, University of Texas at Austin.

1982~1987 : Research Member, ETRI

1993~1995 : Senior Staff Engineer, Motorola Inc, TX

1995~current : Professor, Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

Youngmo Kim (Member)



2002 : BS degree in Dept. of Computer Engineering, Daejeon University.

2004 : MS degree in Dept. of Computer Engineering, Daejeon University.

2011 : PhD degree in Dept. of Computer Engineering, Daejeon University.

2014~current : Professor, Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University