

An Efficient Feature Point Extraction Method for 360° Realistic Media Utilizing High Resolution Characteristics

Yu-Hyeon Won*, Jin-Sung Kim*, Byuong-Chan Park*, Young-Mo Kim*, Seok-Yoon Kim*

Abstract

In this paper, we propose a efficient feature point extraction method that can solve the problem of performance degradation by introducing a preprocessing process when extracting feature points by utilizing the characteristics of 360-degree realistic media. 360-degree realistic media is composed of images produced by two or more cameras and this image combining process is accomplished by extracting feature points at the edges of each image and combining them into one image if they cover the same area. In this production process, however, the stitching process where images are combined into one piece can lead to the distortion of non-seamlessness. Since the realistic media of 4K-class image has higher resolution than that of a general image, the feature point extraction and matching process takes much more time than general media cases.

▶ Keyword: VR(Virtual Reality), AR(Augmented Reality), Feature Point Extraction, Realistic, Video, OMAF, MPEG-I

1. Introduction

최근 미디어는 다양한 콘텐츠에서의 변화를 통해 발전하고 있다. 하나의 스크린에 구애받지 않고 여러 스크린에서 볼 수 있는 N-스크린, 개인이 다양한 콘텐츠를 생산 및 배포하는 1인 미디어, 고품질 입체 비디오, 데이터 및 다채널 오디오를 포함하는 실감형 미디어에 이르기까지 소비자들의 욕구가 다양해짐에 따라 미디어의 변화 또한 다양해지고 있다.

실감형 미디어는 픽셀 위주의 영상보다 생생한 비트 위주의 영상을 의미한다. 그동안의 미디어는 픽셀 위주 콘텐츠 즉, 스크린 안에 영상물을 현실감 있게 재현하는 화질에 집중했다면, 비트 위주의 콘텐츠는 사람의 제스처, 모션, 음성 등 사람의 오감을 자극하는 경험을 제공하여 자신이 영상물에 직접 들어가는 현장감과 몰입감을 제공해준다.

실감형 미디어의 응용 분야는 게임, 테마파크, 스포츠 미디어 영상, 교육, 건설, 부동산, e-커머스, 헬스케어 등 다양한 영역에서 응용 가능하며 가상현실(VR, Virtual Reality)시장이 대중화되면 개인이 360도 카메라로 제작한 수많은 콘텐츠에서부터 응용산업까지 활용 영역이 기하급수적으로 확대될 것으로 예상하고 있다.

최근 몇 년간 실감형 콘텐츠에 대한 개발이 급증하고 있으며 각 기업들은 실감형 콘텐츠를 지원하는 HMD(Head Mounted Display)를 출시하고 있다. 또한 실감형 콘텐츠를 기업 혹은 개인이 직접 제작할 수 있는 360도 카메라도 출시하고 있다. 하지만 실감형 콘텐츠의 유통이 본격적으로 시작됨에 따라 웹하드 및 토렌트 등을 통해 불법 유통되거나 DRM 해제를 통한 저작권침해

• First Author: Yu-Hyeon Won, Corresponding Author: Young-Mo Kim

*Yu-Hyeon Won (ggdd1130@gmail.com), Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

*Jin-Sung Kim (okokab@naver.com), Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

*Byuong-Chan Park (pbc866@ssu.ac.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

*Young-Mo Kim (ymkim828@ssu.ac.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

*Seok-Yoon Kim (ksy@ssu.ac.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Soongsil University

• Received: 2018. 12. 03, Revised: 2019. 01. 06, Accepted: 2019. 01. 08.

• This work was supported by Ministry of Culture, Sport and Tourism (MCST) and Korea Copyright Commission in 2018(2018-360_DRM-9500).

사례들이 나타나고 있으나 시장의 저변확대 측면에서 큰 주목을 받지 못하고 있으며 실감형 콘텐츠를 제작하는 업체가 주로 소기업이고, 제작하는 비용이 고비용인 점을 감안하였을 때, 실감형 콘텐츠의 저작권 보호기술은 반드시 요구되고 있다.

하지만 실감형 콘텐츠는 각 다른 영상을 하나의 영상으로 합쳐 제작되는 것으로 일반 영상보다 해상도가 크며, 영상의 용량이 크다는 특징을 가지고 있다. 이러한 특징 때문에 기존 영상의 특징점 추출 방법과 동일한 방법을 적용하여 특징점을 추출했을 때 성능의 불이익을 갖게 된다.

따라서 본 논문에서는 실감형 콘텐츠의 효과적인 저작권 보호 기술을 적용하기 위해 실감형 콘텐츠에서 각각 영상이 완벽하게 하나로 합쳐지지 않았을 때 어긋나 보이는 스티칭 왜곡 영역을 Haar-like Feature 기술로 식별하고 식별된 영역에서 특징점 추출 알고리즘인 ORB 알고리즘을 이용하여 인식률과 속도를 향상시킬 수 있는 방법을 제안한다.

본 논문에 구성으로 2장에서는 특징점 추출을 위한 SIFT, SURF, ORB, Haar-like Feature 알고리즘과 이미지의 분류 방법인 Cascade 기술에 대하여 살펴보고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 실감형 콘텐츠만의 특징으로 인하여 특징점 추출 시 발생하는 성능 저하를 효과적으로 해결할 수 있는 방안에 대하여 기술하고, 마지막으로 4장에서는 결론으로 논문을 마친다.

II. Preliminaries

1. Feature Point Extraction Algorithms

특징점 추출 알고리즘에는 크게 3가지 알고리즘이 사용된다. 이에 대한 특징에 대하여 살펴보고자 한다.

SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘은 Harris Corner Detector가 영상 스케일 변화에 민감한 문제를 해결하기 위해 2004년에 Lowe David G에 의해 제안되었다. 그로 인해 스케일 변화뿐 아니라 영상 회전, 유사성 변형, 관점 변화, 잡음, 조명 변화에 강인성을 갖고 있다. SIFT 알고리즘의 수행과정으로는 Fig. 1. 과 같이 4단계로 수행된다.

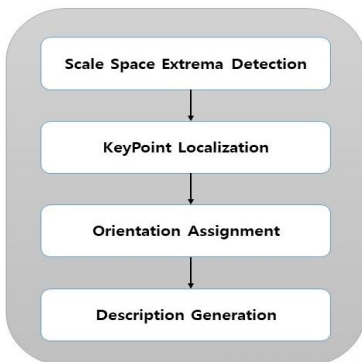


Fig. 1. Process of SIFT Algorithm

첫 번째 단계인 스케일 공간 극 값 검출에서는 이미지 피라미드를 생성하여 각 스케일 이미지 마다 DoG(Difference of Gaussian)의 값을 구한 후 극 값을 사용하여 주요 점들의 위치와 스케일을 식별한다. 두 번째 주요점 지역화 단계에서는 테일러급 수를 사용해 극점을 찾아 점의 값을 구해 후보 특징점들을 제거한다. 세 번째 단계인 방향성 배치 단계는 추출된 특징점들의 주 방향을 할당하는 단계로 방향 할당을 위해 점의 주변 영역 내에서 샘플 점들의 기울기 방향으로부터 히스토그램을 구한다.

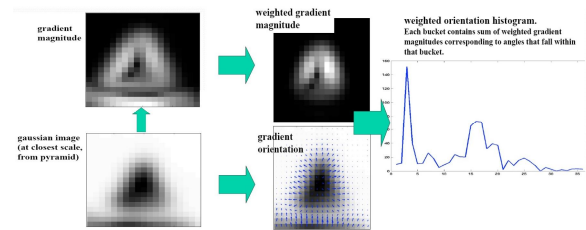


Fig. 2. Directional Assignment Process are Extracted by The Gradient Direction and Size

마지막 단계에서는 각 특징점들의 서술자를 생성해주는 단계로서 Fig. 2. 는 기울기 방향과 크기를 추출하여 방향성 할당 과정을 보여준다. SIFT 알고리즘에서는 주요 점을 중심으로 주변에 있는 기울기 값들의 방향을 구한다. 기울기 값은 Gaussian Weight Function를 이용해 weighting하여 그 크기는 해당 주요 점 Scale 값의 1.5배에 해당하는 값을 사용하여 서술자를 생성하게 된다.

SURF(Speeded Up Robust Features) 알고리즘은 다중-스케일 공간 정리(Multi-Scale Space Theory)를 기반한 알고리즘으로 Bay(2008)에 의해 제안되었으며, 특징 기술자(Feature Descriptor)는 성능과 정확성에서 우수한 헤시안 행렬(Hessian Matrix)을 기반으로 검출된다. SURF 알고리즘은 SIFT 알고리즘과 대등한 성능을 보여주면서 SIFT 알고리즘보다 속도를 향상시킨 알고리즘이다. 속도 향상을 위해 박스 필터와 적분 영상(Integral Image)을 사용한다. 알고리즘의 순서도는 SIFT 알고리즘과 비슷하게 특징점 추출, 주 방향 결정, descriptor 생성으로 진행된다.

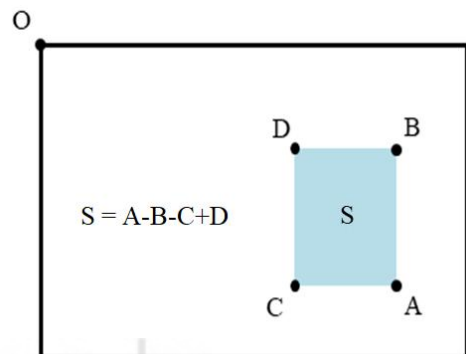


Fig. 3. Generate Integral Image

$$I_{\Sigma}(x) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i,j) \quad \dots\dots\dots \text{(Expression 1)}$$

(Expression 1)은 적분 영상을 생성하기 위한 수식으로 $I_{\Sigma}(x)$ 는 $x=(x,y)^T$ 의 위치에 대한 적분 영상을 나타내며 $I(i,j)$ 는 입력 영상의 픽셀 값을 나타낸다. Fig. 3. 은 원본 영상의 원점으로부터 각 위치까지의 픽셀 값의 합을 저장한 적분 영상으로 3번의 덧셈으로 구해진다.

Fig. 4. 는 박스 필터를 이용한 헤이시안 행렬을 검출하는 과정이다.

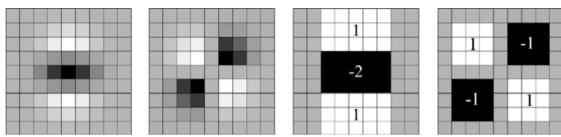


Fig. 4. Hessian Detection Using Box Filter

$$H(x,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,\sigma) & L_{xy}(x,\sigma) \\ L_{xy}(x,\sigma) & L_{yy}(x,\sigma) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots \text{(Expression 2)}$$

SURF 기반의 특징점 추출에서는 고속으로 특징점을 추출하기 위해 가우시안 필터를 사용하지 않고 헤이시안 행렬 기반의 추출기를 사용한다. (Expression 2)의 $L_{xx}(x,\sigma)$ 는 영상 I 의 x 위치에서 가우시안 필터 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 의 2차 파생된 콘볼루션이며 $L_{xy}(x,\sigma)$ 도 동일한 방식으로 계산한다.

ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)는 FAST 알고리즘과 BRIEF를 혼합하여 적용한 알고리즘으로 라이선스의 문제로 인한 상업적 사용이 어려운 SIFT와 SURF를 대체할 수 있도록 OpenCV Labs에서 개발한 이미지 특성 검출 알고리즘이다. ORB의 기본 아이디어는 FAST 알고리즘을 이용하여 특징점을 찾고, 찾은 특징점 중 최상위 N개를 추출하기 위해 Harris 코너 검출 방법을 적용한다. 또한, 크기 불변 이미지 특성을 추출하기 위해 다양한 스케일의 피라미드를 적용하고, 마찬가지로 회전 불변 특성을 추출하기 위해 조정된 BRIEF 알고리즘을 적용한다.

Haar-like feature 알고리즘은 Viola에 의해 2001년에 제안된 알고리즘이다. 빠른 연산을 위해 Fig. 5. 에서 A와 B(Two-rectangle feature), C(Three-rectangle feature), D(four-rectangle feature) 네 가지 직사각형 검출방법을 이용하여 영상에서 영역의 밝기 값을 빼서 임계값 이상인 것을 찾아 검출하는 방법이다.

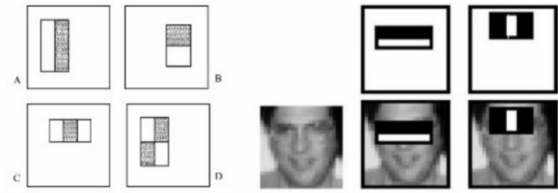


Fig. 5. Haar-like Feature Detection Method

또한, Haar-like Feature 알고리즘은 적분 영상을 생성하여 총 네 번의 덧셈으로 크기와 위치에 상관없이 값을 얻을 수 있다.

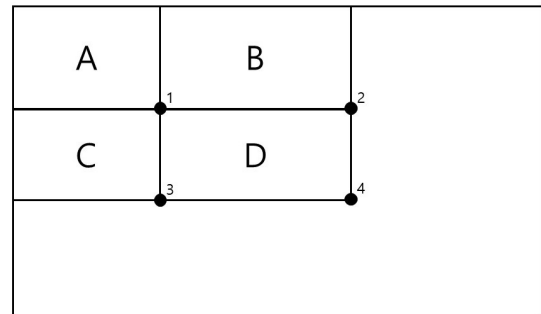


Fig. 6. How to Get Integral Image

$$D = (4) - (2) - (3) + (1) \quad \dots\dots\dots \text{(Expression 3)}$$

Fig. 6. 에서 D의 밝기 값을 구하기 위해서는 (Expression 3)과 같이 $(x_1,y_1) \sim (x_2,y_2)$ 의 밝기 값을 모두 더해야 한다.

2. Cascade Classifier

Cascade란 영상에서의 객체 검출(Object Detecting)에 쓰이는 알고리즘이다. Haar-like Feature로 식별된 객체를 학습을 통해 점진적으로 그리고 자동으로 검출하는 메커니즘을 Boosting이라 한다. Boosting되어 강분류기에 입력된 영상에 Sliding 시켜 객체 검출을 한다. 하지만 강분류기는 연산이 복잡하여 모든 영역에 적용시키는 것은 효율적이지 못하기 때문에 분류의 복잡도가 낮은 검출기부터 순차적으로 적용하여 점점 더 분류의 복잡도가 높은 검출기를 적용하는 방법이다. 그로 인해 Cascade는 복잡도 높은 검출기를 최종 후보 영상에만 적용하기 때문에 전체적으로 검출 속도를 향상 시키는 알고리즘이다. Fig. 7. 은 Cascade 검출 과정을 보여준다.

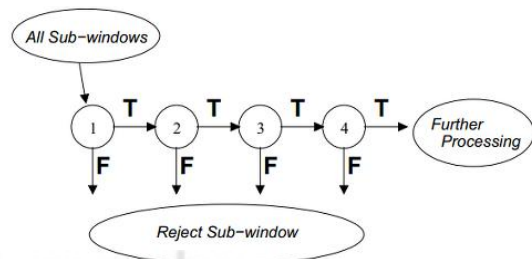


Fig. 7. Process of Cascade classifier

III. 360-Degree Image Feature Point Extraction Method

1. 360-Degree Image Feature

실감형 미디어는 일반 영상과 다르게 두 대 이상의 카메라를 사용하여 각 영상 양 가장자리에 특징점을 활용하여 동일한 영역을 덮어 하나의 영상으로 합쳐진 것이다. 이러한 특징 때문에 스티칭 영역이 존재하고 영상이 어긋나는 왜곡이 발생할 수 있으며, 영상의 해상도가 일반 영상 대비 크고 그에 비례하여 영상의 파일 크기도 크다는 특징을 갖고 있다. Fig. 8. 은 스티칭 영역을 보여준다.



Fig. 8. Stitching Area in The Image

이와 같이 영상의 해상도와 용량이 큰 특징은 일반 영상대비 특징점 추출 및 매칭 과정에서 성능에 불이익을 갖게 된다. 본 논문에서는 실감형 미디어만이 가지고 있는 스티칭 영역을 활용하여 일반 영상 대비 특징점 추출 및 매칭의 성능저하를 해결할 수 있는 방법을 제안한다.

2. Stitching Area Extraction Method

본 논문에서 제안하는 특징점 추출 및 매칭 성능 저하를 해결하기 위해서는 효과적으로 스티칭 영역을 추출하기 위하여 Fig. 9. 와 같은 전처리 과정이 필요하다.

첫 번째로 360도 영상의 frame 추출을 위해 GOP(Group of Pictures)의 I-frame 추출 기술을 사용한다. I-frame은 하나의 완전한 이미지로써, 다른 frame을 참조하지 않기 때문에 명확한 이미지 추출이 가능하다.

두 번째로 추출한 I-frame 이미지를 히스토그램 균일화(Histogram equalization)를 통해 명암 값 분포를 균일화 시킨다. 히스토그램 균일화를 적용하기 위해서는 명도 값의 빈도수를 계산 후, 축적 히스토그램 값을 구하고 정규화 시킨다. 이후 축적 히스토그램 그레이 스케일 값에 매핑하여 휘도 성분의 동적 영역을 극대화하여야 한다. 히스토그램 균일화를 구하는 수식은 다음과 같다.

$$h(v) = r \left(\frac{cdf(v) - cdf_{min}}{(M \times N) - cdf_{min}} \times (L-1) \right) \dots\dots\dots \text{(Expression 4)}$$

여기서 cdf 는 누적분포함수, $M \times N$ 은 이미지의 가로 \times 세로, L 은 최대 밝기 값이다.

세 번째로 가우시안 필터링(Gaussian Filtering)과 캐니 윤곽선 검출 알고리즘(Canny Edge Detection)을 적용하여 이미지의 윤곽선을 검출한다. 가우시안 필터는 정규분포, 확률분포에 의해 이미지에 생성된 잡음을 제거하는 필터이다. 또한 캐니 윤곽선 알고리즘은 미분 연산자에 의한 밝기 값의 변화를 이용하여 잡음 제거 마스크를 사용 후, 명확한 윤곽선을 검출하는 알고리즘이다.

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{f(x+\epsilon y) - f(x,y)}{\epsilon} \dots\dots\dots \text{(Expression 5)}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \approx \frac{f(x+1y) - f(x,y)}{1} \dots\dots\dots \text{(Expression 6)}$$

(Expression 5)는 2차원 함수의 미분 수식이고, (Expression 6)은 이산데이터의 근사적 미분 수식이다.

마지막으로 이미지 임계 처리(Thresholding)를 적용하여 노이즈를 제거한다.

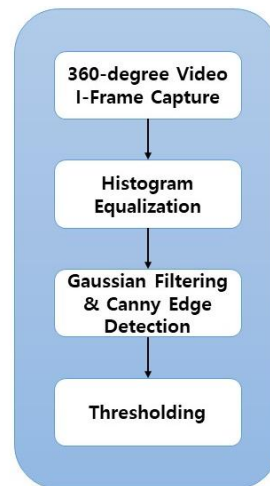


Fig. 9. Preprocessing Algorithm

실감형 미디어의 틀어진 왜곡 영역을 찾기 위해서는 전처리 과정을 거친 이미지를 이용하여 Haar-like Feature 기반의 Cascade 분류(다단계 분류) 알고리즘을 사용한다. 학습을 위해 전처리된 이미지에서 왜곡 영역을 지정하여 Positive sample로 저장하여 Cascade 분류를 실행하게 된다.

Cascade 분류 과정은 앞서 Haar-like Feature로 식별된 그룹을 연산 복잡도가 낮은 분류기에서부터 높은 분류기까지 각 단계별로 검출하는 다단계 과정을 거친다. 모든 분류기의 통과

가 없이는 출력되지 않기 때문에 추출에 따른 성능 향상을 기대할 수 있으며, 정확한 스티칭 영역을 추출할 수 있다.

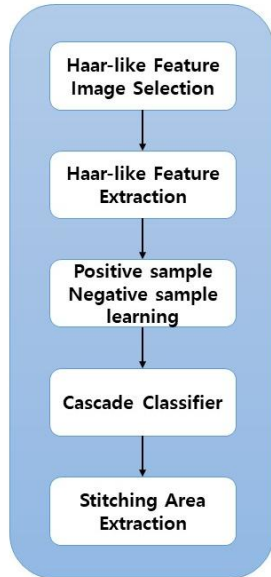


Fig. 10. Stitching Area Extraction Algorithm

3. Feature Point Extraction and Matching

기존 영상과, 본 논문에서 제안하는 전처리 과정 후 영상의 SIFT, SURF, ORB의 성능을 비교한 표는 Table 1. 과 Table 2. 와 같다.

Table 1. Performance Comparison of Original Image Extraction Algorithms

	Time (sec)	Key point1	Key point2	Matches
SIFT	8	9,849	10,008	7525
SURF	15	24,180	25,308	17,922
ORB	11	33,753	33,002	17,201

Table 2. Performance comparison of image extraction algorithms after preprocessing

	Time (sec)	Key point1	Key point2	Matches
SIFT	0.10	222	257	186
SURF	0.06	116	128	102
ORB	0.02	168	187	125

Table 1. 은 기존 방법의 특징점 추출 알고리즘을 사용하여 추출한 성능결과이며, Table 2. 는 스티칭 왜곡 영역 이미지를 기반으로 특징점 추출 알고리즘을 사용해 이미지를 매칭한 것이다.

위 성능평가를 통해 본 논문에서 제안하는 전처리 과정을 거친 영상이 기존 영상보다 향상된 성능을 확인할 수 있다. 또한, Table 2. 는 스티칭 왜곡 영역을 추출한 이미지와 변형 이미지의 각 특징점 추출 알고리즘 성능을 나타낸 것이다. 특징점 추출까지의 소요시간은 ORB 알고리즘이 0.02초로 가장 빠른 성

능을 나타냈으며, 특징점 추출이 가장 많은 알고리즘은 SIFT 알고리즘이지만, 10ms당 특징점 추출 개수의 평균은 SIFT 알고리즘은 22개, SURF 알고리즘은 19개, ORB 알고리즘은 84개로 시간 대비 특징점 추출 개수가 ORB 알고리즘이 월등히 높음을 알 수 있다.

Table 3. Performance Comparison Based On Robustness Feature Point Extraction Algorithms

	SIFT		SURF		ORB	
	Time (sec)	Mat-ches	Time (sec)	Mat-ches	Time (sec)	Mat-ches
Intensity	0.13	183	0.04	119	0.03	168
Rotation	0.16	166	0.03	110	0.03	158
Scaling	0.25	232	0.08	136	0.02	181
Shearing	0.13	150	0.04	111	0.03	145
Fisheye Distortion	0.13	143	0.04	85	0.01	125
Noisy	0.12	132	0.06	108	0.03	155

Table 3. 은 영상의 강인성 매칭을 위해 SIFT, SURF, ORB 특징점 추출 알고리즘의 성능평가이다. 성능평가에서 6가지의 강인성 항목에서 테스트한 결과를 확인했을 때 특징점 추출에 걸린 평균 시간은 SIFT 알고리즘은 0.15초, SURF 알고리즘은 0.05초, ORB 알고리즘은 0.03초로 나타났으며, 특징점 매칭의 평균 개수는 SIFT 알고리즘이 168개, SURF 알고리즘이 112개, ORB 알고리즘이 155개로 매칭되었다.

위의 성능평가에 따르면, 모든 테스트에서 속도가 가장 빠른 것은 ORB 알고리즘이었으며, 특징점 대비 매칭에 대한 효율성은 SIFT 알고리즘이 평균적으로 높았지만 ORB 알고리즘에 비해 현저히 느리다는 것을 감안했을 때, 전체적인 효율성은 ORB 알고리즘보다 떨어진다고 볼 수 있다.

따라서 본 논문에서는 특징점 추출 알고리즘 중 속도 대비 매칭 개수가 가장 좋은 ORB 알고리즘을 사용하였다.

IV. Experiments

1. Experiment Environment

실험에 사용된 시스템은 intel(R) Core(TM) i5-6400 CPU - 2.70GHz, 8.00GB RAM,이며, 운영체제는 Windows 10 Home(x64) 버전이다. 실제 사용한 360도 영상은 3840X1920 해상도의 영상이며, 알고리즘 구현은 Python 3.6 프로그램을 사용하였다.

2. Experiment Result

실험 검증을 위해 약 1분가량의 360도 영상을 I-frame 알고리즘을 사용해 추출하였고, 추출한 I-frame 개수는 57이며, 그중 하나의 프레임을 선정하여 실험을 진행하였다. 실험에 사용된 이미지는 Fig. 11. 과 같다.

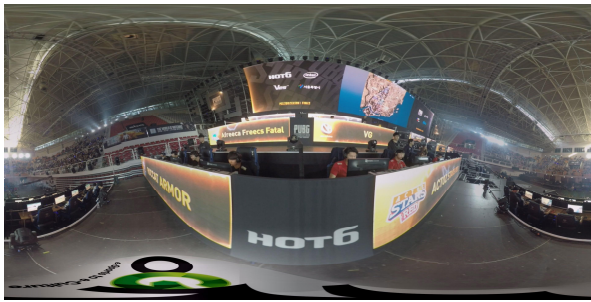


Fig. 11. I-Frame Image Extracted from The Image 360-degree Video

Fig. 11. 의 프레임에 Fig. 9. 의 전처리 과정을 거치게 되면 이미지의 윤곽은 검은색으로, 배경은 흰색으로 남게 된다. 전처리된 이미지는 Fig. 12. 와 같다.

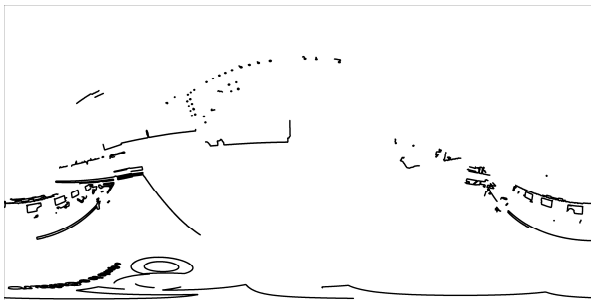


Fig. 12. Preprocessed Algorithm to Image applied

학습시킬 이미지는 평균적으로 검출이 효과적인 Positive 이미지와 Negative 이미지를 1:3 비율로 이미지를 학습시켰다. Fig. 13. 은 Haar-like Feature 학습 이미지를 보여준다.



Fig. 13. Haar-like Feature Learning Image

Cascade 분류 알고리즘을 통하여 스티칭 영역을 검출했을 때 이미지 개수별로 찾아내는 비율은 다음과 같다.

Table 4. Extract the Stitching Area by Learning The Number of Images

Positive Image	Negative Image	Stitching Area	All Area	Accuracy
5	15	0	0	0%
10	30	1	2	50%
15	45	3	4	75%

Table 4. 에서 학습 데이터가 많을수록 추후 많은 이미지를 추출하는데 정확한 스티칭 왜곡 영역을 추출할 수 있다. 선택된 스티칭 왜곡 영역은 Fig. 14. 와 같다.



Fig. 14. Detecting the Stitching Area by Cascading Classifier

지정된 스티칭 왜곡 영역 중에서 가장 정확한 이미지를 선택하여 특징점 매칭에 사용하게 된다. 본 논문에서 실험한 이미지는 원본 이미지보다 밝기를 높여 강인성(Intensity)에 대해 테스트를 한 것이다. 각각의 매칭 결과는 다음과 같다.

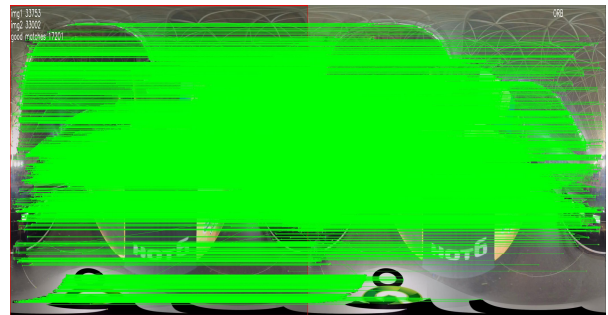


Fig. 15. Original Image Matching by ORB Algorithm



Fig. 16. Stitching Distortion Area Image Matching by ORB Algorithm

Fig. 15. 는 본 논문에서 제안하는 전처리 과정을 거치지 않은 원본의 이미지를 대상으로 매칭한 결과이다. 원본 영상은 고해상

도의 이미지로 매칭 시 11초가 소요되었으며, 매칭률은 약 52%였다. Fig. 16. 은 전처리 과정 후 스티칭 왜곡 영역 이미지를 매칭한 결과로, 해상도가 작기 때문에 매칭 시 0.02초의 시간이 소요되었으며, 매칭률 또한 약 70%였다. 따라서 전처리 과정을 거친 Fig. 16.의 영상은 전처리 과정을 거치지 않은 Fig. 15. 의 영상보다 효율적이고 정확한 비교/검색이 가능하다.

두 이미지 매칭의 성능 평가는 Table 5. 와 같다.

Table 5. ORB Algorithm Matching Comparison

	Time (sec)	Key point1	Key point2	Matches
Original Image	11	33,753	33,002	17,201
Stitching Distortion Area Image	0.02	168	187	125

따라서 본 논문에서는 스티칭 영역을 통해 인식률은 비슷하지만 속도 측면에서 월등히 높은 것을 확인할 수 있다.

V. Conclusions

실감형 미디어는 일반 영상과 다르게 두 대 이상의 카메라를 사용하여 각 영상 양 가장자리에 특징점을 추출해 동일한 영역을 덮어 하나의 영상으로 합쳐진 것이다. 이러한 특징은 스티칭 왜곡이 발생할 수 있고, 영상의 해상도가 일반 영상대비 크다는 특징을 갖고 있다. 때문에 실감형 미디어의 경우 일반 영상의 특징점 추출 및 매칭보다 성능에 불이익을 갖게 된다.

본 논문에서는 실감형 미디어만이 가지고 있는 특징으로 인해 영상의 특징점 추출 시 성능 저하를 일으키는 문제를 해결하기 위하여 스티칭 영역을 선택하여 활용하는 방법을 제안하였다.

전처리 과정을 통해 스티칭 왜곡 영역을 식별하고, 특징점 추출 기술인 ORB 알고리즘을 사용해 특징점을 추출 및 비교/검색에 있어서 신뢰성을 확보함과 소요시간을 단축시키는 특징점 추출 방법을 제안하였다.

실험을 통해 실감형 미디어의 비교/검색 시, 특징점 추출을 위해 영상의 키프레임을 추출 후 영상을 비교/검색했을 때 영상 전체를 비교/검색하는 것보다 신뢰성을 확보하고 소요시간을 단축하는 되는 것을 확인하였다.

향후 실감형 미디어만의 저작권 보호기술에 활용될 것으로 기대되며, 추가적인 연구로 스티칭 왜곡 영역에 대한 빠른 검출과 정확도를 높이기 위한 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] Lowe, D.G., "Distinctive image features from scale-invariant keypoints", IJCV 2004.
- [2] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," In Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai Hawaii, 2001.
- [3] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. "SURF: Speeded-up robust features", Computer vision and image Understanding, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, 2008.
- [4] M. Calonder, V. Lepetit, and P. Fua, "Brief: Binary robust independent elementary features", Computer Vision ? ECCV, vol. 6314, pp. 778-792, 2010.
- [5] Rainer Lienhart and Jochen Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection". IEEE ICIP 2002, Vol. 1, pp. 900?903, Sep. 2002. 3.
- [6] E. Rosten and T. Drummond, "Machine Learning for High-Speed Corner Detection", European Conference on Computer Vision ECCV, pp. 430-443, 2006.
- [7] D. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, vol. 60, pp. 91-110, 2004.
- [8] Jin-Sung Kim, "A Study on Image Feature Point Extraction for Realistic Contents", Journal of The Korea Society of Computer and Information, vol. 26, no. 2, pp. 385-386, 2018.
- [9] Byung Woo Chung, "A Fast and Efficient Haar-Like Feature Selection Algorithm for Object Detection", Sogang University, Masters dissertation, 2013.
- [10] Jong Seong Kim, "A Study on the Auto-Threshold Value Decision Method of Region Merging for Minimization of Over-segmentation in Image", Cheongju University, Masters dissertation, 2004.
- [11] Soo Woong Jung, "A study on the efficient face retrieval system using SURF-based feature extraction", Chung-Ang University, Masters dissertation, 2012.
- [12] Hoon Heo, "FPGA based Implementation of FAST and BRIEF algorithm for Object Recognition", Institute of Korean Electrical and Electronics Engineers, vol. 17, no. 2, pp. 202-207, 2013.
- [13] Dark-programer, <http://darkpgmr.tistory.com>

Authors



Yu-Hyeon Won received the B.S. degrees in Computer Science and Engineering from DongYang-Mirae University, Korea, in 2011 and 2017, respectively He is currently a M.S Student in the Department of Computer Science and Engineering,

Soongsil University. He is interested in Image AI technique, Deep Learning, Public Domain, Rights Management Information



Jin-Sung Kim received the B.S. degrees in Computer Science and Engineering from Korea National University of Transportation, Korea, in 2011 and 2018, respectively He is currently a M.S. student in the Department of Computer Science

and Engineering, Soongsil University. He is interested in Copyright Technology and Intelligence Information Technology.



Byuong-Chan Park received the B.S., M.S., degree in Computer Science and Engineering from Soongsil University, Korea, in 2015 and 2018, respectively. He is currently a P.D. Student in the Department of Computer Science and

Engineering, Soongsil University. He is interested include DRM(Digital Right Management), Deep Learning, and Object manipulation.



Young-Mo Kim received his Ph.D degree in Computer Engineering from Daejeon University, Daejeon, Korea in 2011. He is currently adjunct professor in Soongsil University. He is also working on several standardization activities and national

project. His research interests are security, computer forensics, DRM(Digital Right Management), fingerprint.



Seok-Yoon Kim received the B.S degree in electrical engineering from Seoul University in 1980. He received the M.S and Ph.D degrees in ECE from University of Texas at Austin, in 1990 and 1993, respectively. He is currently a Professor

in the Department of Computer Science and Engineering, Soongsil University. He is interested in Computer Systems (Embedded Systems), VLSI/SoC, Design Automation and Copyright Protection Technology.