



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

기계 학습을 활용한
비디오 게임 하이라이트 추출 연구

2019 년 2 월

서울대학교 대학원

융합과학부 디지털정보융합전공

송 정 우

기계 학습을 활용한 비디오 게임 하이라이트 추출 연구

지도 교수 서 봉 원

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2018년 12월

서울대학교 대학원

융합과학부 디지털정보융합전공

송 정 우

송정우의 공학석사 학위논문을 인준함

2018년 12월

위 원 장 _____ 이 준 환 (인)

부위원장 _____ 서 봉 원 (인)

위 원 _____ 이 원 종 (인)

초 록

최근 이스포츠(eSports)와 실시간 영상 스트리밍 서비스 시장이 급격하게 성장하고 있다. 이로 인해 게임 관련 영상 콘텐츠들의 양이 많아지면서 게임 분야에서도 영상에서 하이라이트를 뽑는 것의 필요성이 대두되었다. 이러한 필요성에 의거하여 게임 관련 영상 콘텐츠에서 하이라이트를 자동으로 추출하고자 하는 연구들이 이루어져왔다.

게임 하이라이트를 자동으로 추출하고자 했던 연구들은 게임의 외부 데이터만 사용하여 하이라이트를 추출하는 방법을 제안했다. 지난 연구들은 방송된 이스포츠 대회 경기 영상이나 특정 온라인 플랫폼에서 이스포츠 대회를 중계할 때, 시청자들이 입력한 채팅 로그 같은 게임 외부의 데이터를 사용해서 하이라이트를 추출하는 방법을 제안해왔다. 또한 제안한 하이라이트 추출 방법을 통해 전체 경기 영상에서 하이라이트 구간들을 추출하여 생성할 수 있는 하이라이트 영상에 대한 사용자 경험도 탐구하지 않았다.

따라서 본 연구에서는 게임 내부의 데이터인 게임 로그 데이터를 활용하여 경기의 하이라이트를 추출하고 이에 대한 사용자 경험을 탐구하였다. 이를 위한 경기의 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법을 제안하고, 실험을 통해 제안한 방법으로 생성한 하이라이트 영상에 대한 사용자 경험을 탐구하였다. 그 후, 실험을 통해 발견된 방법의 문제점들을 개선하여 여러 경기의 하이라이트를 자동으로 추출하는 개선된 방법을 제안하고, 실험을 통해 이 방법을 통해 생성한 하이라이트 영상에 대한 사용자 경험을 탐구하였다.

두 번의 실험을 거쳐 테스트 데이터셋인 2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십 11개 경기에 대해 0.823의 F-점수를 가지는 하이라이트 추출 모델을 만들었고, 설문 조사 결과를 정량적으로 분석하고 인터뷰 결과를 정성적으로 분석

하여 다음과 같은 결과를 얻었다. (1) 자동 생성된 하이라이트는 전문가가 제작한 하이라이트와 질의 차이가 없다. (2) 하이라이트 영상은 적당한 맥락과 길이, 경기 흐름, 경기 전체 시간에 걸쳐 고르게 다양한 장면을 담고 있어야 한다. (3) 사용자의 선호가 반영된 하이라이트는 시청 목적에 맞게 특정 상황을 주제로 보여주어야 한다. 이러한 결과를 토대로 하이라이트 자동 추출 모델의 네 가지 디자인 가이드라인을 제시하였다.

본 연구는 게임 내부의 데이터인 게임 로그 데이터를 통해 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법을 디자인하고 제안했다는 것에 의의가 있다. 또한, 하이라이트 자동 추출 방법으로 생성한 동영상에 대한 사용자 경험을 관찰하고, 이를 통해 하이라이트 영상 자동 추출 방법에 대한 디자인을 제안했다는 점에서 의의가 있다. 생성한 하이라이트 영상이 전문가가 제작한 하이라이트 영상과 차이가 없다는 것을 확인하여, 전문가 없이도 모든 경기의 하이라이트를 생성할 수 있게 됨에 따라 게임, 인터넷 방송, 이스포츠 산업의 부가가치를 높일 수 있게 되었다는 점에서 의의가 있다.

주요어 : 하이라이트 추출, 하이라이트 중요도, 선호, 비디오 게임, 리그 오브 레전드

학 번 : 2016-28951

목 차

제 1 장 서 론	1
제 1 절 연구의 배경	1
제 2 절 연구의 목표	6
제 2 장 선행 연구	8
제 1 절 하이라이트 추출	8
제 2 절 하이라이트 구간의 중요도	10
제 3 절 영상 개인화	13
제 3 장 연구 문제	15
제 1 절 용어의 조작적 정의	15
제 2 절 연구 문제	15
제 4 장 실험 1: 한 경기에 대한 하이라이트 자동 생성 방법과 영상 간 질의 차이	17
제 1 절 하이라이트 영상 자동 생성 방법	17
4.1.1 데이터 수집	18
4.1.2 데이터 전처리	19
4.1.3 하이라이트 구간 추출	24
4.1.4 선호 반영	26
4.1.5 하이라이트 영상 생성	27

제 2 절 자동 생성된 하이라이트에 대한 사용자 경험.....	28
4.2.1 참가자.....	28
4.2.2 실험 조건과 절차.....	28
4.2.3 설문과 인터뷰.....	31
4.2.4 분석 방법	32
4.2.4.1 정량 분석 방법.....	32
4.2.4.2 정성 분석 방법.....	33
4.2.5 분석 결과	33
4.2.5.1 정량 분석 결과.....	33
4.2.5.2 정성 분석 결과.....	35
제 5 장 실험 2: 여러 경기에 대한 하이라이트 자동 생성 방법과 영상 간 질의 차이.....	39
제 1 절 개선된 하이라이트 영상 자동 생성 방법	39
5.1.1 데이터 수집	41
5.1.2 데이터 전처리.....	41
5.1.3 하이라이트 구간 추출	43
5.1.4 하이라이트 구간 중요도 순위 결정	50
5.1.5 선호 반영	50
5.1.6 하이라이트 영상 생성	51
제 2 절 자동 생성된 하이라이트에 대한 사용자 경험.....	52

5.2.1 참가자.....	52
5.2.2 실험 조건과 절차.....	52
5.2.3 설문과 인터뷰.....	54
5.2.4 분석 방법	55
5.2.4.1 정량 분석 방법.....	55
5.2.4.2 정성 분석 방법.....	55
5.2.5 분석 결과	56
5.2.5.1 정량 분석 결과.....	56
5.2.5.2 정성 분석 결과.....	57
제 6 장 논의.....	60
제 1 절 논의.....	60
제 2 절 연구의 시사점	65
제 3 절 연구의 한계점 및 향후 연구.....	66
제 7 장 결론.....	67
제 8 장 참고문헌.....	69
Abstract	76

수식 목차

[수식 1] F-점수.....	25
------------------	----

표 목차

[표 1] 사용된 데이터의 종류	19
[표 2] 경기 행렬의 열 정보	20
[표 3] 각 분류기의 F-점수.....	26
[표 4] 경기 순서와 영상 순서의 경우의 수.....	30
[표 5] 평균 중심화 이후 하이라이트 종류에 따른 각 설문 문항 점수의 평균 (괄호 안은 표준편차).....	34
[표 6] 사후 검정 결과.....	35
[표 7] 실험 2에서 변경된 점	40
[표 8] 추가된 열	42
[표 9] 각 분류기의 F-점수.....	48
[표 10] 변경된 점에 따른 성능 변화.....	49
[표 11] 실험 세트의 구성	53
[표 12] 평균 중심화 이후 하이라이트 종류에 따른 각 설문 문항 점수의 평균 (괄호 안은 표준편차).....	56

그림 목차

[그림 1] 하이라이트 영상 자동 생성 방법	17
[그림 2] 경기 행렬 예시	23
[그림 3] 경기 윈도우 행렬 예시.....	24
[그림 4] 실험 절차.....	31
[그림 5] 각 설문 문항 점수의 상자 그림 및 F 통계량과 p-값	34
[그림 6] 개선된 하이라이트 영상 자동 생성 방법.....	41
[그림 7] 챔피언 태그의 비율	44
[그림 8] 하이라이트 여부에 따라 나뉜 타워 종류별 파괴된 수.....	45
[그림 9] 하이라이트 여부에 따라 나뉜 에픽 몬스터 종류별 처치된 수.....	45
[그림 10] 하이라이트 여부에 따라 나뉜 경과 시간의 상자 그림	46
[그림 11] 각 변수 중요도의 평균.....	47
[그림 12] 실험 절차.....	54
[그림 13] 각 설문 문항 점수의 상자 그림 및 F 통계량과 p-값	57

제 1 장 서 론

제 1 절 연구의 배경

최근 이스포츠(Esports) 시장이 빠르게 성장하고 있다[1]. 이스포츠란 선수들이 상금을 걸고 경쟁하는 비디오 게임 대회이다. 이스포츠 시장은 2016년에는 2015년 대비 관객 수가 13.3% 증가해 약 256만명 정도가 되었고 기대 수익은 2015년 대비 42.6% 증가한 약 4억 6300만 달러 정도가 되었다[2]. 또한, 통계적으로 이스포츠는 전통적인 스포츠에 도전을 시작하였다. 2014년 NBA 결승의 다섯 번째 경기는 약 180만 명이 시청했고, 2014년 월드 시리즈의 일곱 번째 경기는 약 235만 명이 시청했는데, 2014년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십은 약 270만 명이 시청했다[3-5]. 이러한 이스포츠의 영상들은 Twitch, YouTube Gaming, Yahoo Esports 같은 기업들에 의해 사용자들에게 제공되고 있다.

실시간 영상 스트리밍 서비스도 급격히 성장하고 있다. 스포츠나 페스티벌, 컴퓨터 게임과 같은 이벤트들의 실시간 영상 스트리밍은 UStream, Livestream, YouTube live, twitch와 같은 플랫폼에서 상당한 네트워크 트래픽을 발생시키고 있다[6]. 온라인 실시간 영상 스트리밍 플랫폼 중 하나인 트위치는 실시간 게임 방송에 주로 사용되는 대규모 영상 스트리밍 플랫폼이다. 트위치는 2014년 미국의 피크 인터넷 트래픽 비율 순위에서 Hulu와 페이스북, 아마존 같은 회사들의 트래픽 비율 순위를 넘고 4위를 차지했다[7]. 또한 2018년 2월 기준 일일 활동 사용자 수는 평균 1500만 명 정도이고 220만명 이상의 유저가 매달 스트리밍을 하고 있다[8].

디지털 영상 콘텐츠가 놀랄 만큼 성장하면서 콘텐츠에서 나머지 부분보다

더 중요한 이벤트, 즉 하이라이트를 추출해야 할 필요성이 대두됐다[9]. 그래서 하이라이트를 추출하기 위한 많은 연구들이 진행됐다[10-16]. 또한 최근 유튜브 발표에 따르면 스포츠 하이라이트 영상의 시청 시간은 2016년에 비해 2017년에 약 80% 증가했다고 한다[17].

이스포츠와 실시간 게임 영상 스트리밍 같은 게임 관련 영상 콘텐츠들이 확산되면서 게임 분야에서도 다른 분야처럼 영상의 양이 많아지며 영상에서 하이라이트를 뽑는 것이 필요해졌다. 우선 이스포츠 시장의 규모가 커져 감에 따라 이스포츠 경기 영상의 양이 많아지면서 다양한 채널을 통해 색인을 생성하고 공유하는 효율적인 방법의 필요성이 대두됐다. 영상 하이라이트를 추출하는 것이 이를 달성하는 방법 중 하나라고 할 수 있다[1]. 또한 트위치와 같은 온라인 실시간 영상 스트리밍 플랫폼에서 방송되는 영상들은 방송 길이의 제약이 없어 짧게는 몇 분, 길게는 열 시간이 넘는 방송도 쉽게 찾을 수 있다. 하지만 긴 방송시간은 방송을 보고 시청을 판단하는 시청자들이 새로운 방송에 유입되는데 걸림돌이 된다. 이에 제작자들은 직접 혹은 전문 편집자를 통해 하이라이트 영상을 제공하는 경우들이 있다[18]. 또한 일반 게이머들은 이스포츠 영상과 실시간 게임 영상 스트리밍 영상뿐만 아니라 자신의 게임 플레이 영상에서 하이라이트를 보고 싶어 하는 니즈가 있다. 개인들의 경기 영상을 자동으로 녹화해주고, 중요 이벤트를 추출해주고, 다른 게이머들과 자신의 경기 영상을 공유할 수 있게 해주는 Plays.tv, NVIDIA ShadowPlay 와 같은 서비스들이 사용자들에게 제공되고 있으며 1인칭 슈팅 게임 게임 오버워치의 최고의 플레이어처럼 게임 내 기능으로 개인의 하이라이트를 생성해주기도 한다. 또한, 일반 게이머들에게 영상을 제보받아 매드 무비로 만드는 꽤 많은 구독자 수와 조회 수를 가지는 유튜브 채널들이 있고, 대형 게임 커뮤니티에도 이를 위한 게시판이 있으며, 많은 영상들이 게시되고 있다. 여기서 매드 무비란 원작자의 음성, 게임, 그림, 동영상, 애니

메이션 등을 개인이 편집, 합성, 재생산된 미디어를 의미하고, 본 연구에서는 매드 무비를 여러 하이라이트 장면들을 편집해서 만든 하이라이트 모음집 영상으로 한정한다.

이러한 게임 관련 영상 콘텐츠들의 하이라이트를 추출해야 하는 필요성들에 의거해 게임 관련 영상 콘텐츠에서 하이라이트를 자동으로 추출하고자 하는 적은 수의 연구들이 이루어져왔다. 현재까지는 주로 이스포츠 경기에서 하이라이트를 추출하고자 하는 연구들이 진행되어왔다[1, 18, 19]. 하지만 이스포츠 경기가 아닌 실시간 게임 스트리밍 영상이나, 일반 게이머들의 게임 플레이 영상에서 하이라이트를 자동으로 뽑는 연구나 서비스는 제한적으로 이루어져왔다. 현재 오버워치라는 게임에서 게임 내 기능으로 제공해주는 최고의 플레이라는 것이 이와 관계된 대표적인 서비스라고 볼 수 있다. 이 기능은 일반 게이머들의 한 경기의 게임 플레이 영상에서 하나의 하이라이트를 뽑아준다. 이 기능은 선호가 반영된 하이라이트를 볼 수 없다는 한계점이 존재한다. 한 경기에 하이라이트가 여러 구간에 존재할 수 있지만, 이 기능이 정해진 하나의 하이라이트 구간만 볼 수 있고, 여러 경기에서 원하는 조건의 하이라이트를 모아서 볼 수도 없다.

게임 외부의 데이터를 사용하여 이스포츠 경기의 하이라이트를 자동으로 추출하는 기존 연구에서 쓰인 방법을 이용하여 실시간 게임 영상 스트리머들의 경기 영상이나, 일반 게이머들의 경기 영상에서 하이라이트를 추출하기에는 어려움이 있을 것으로 보인다. 이스포츠 경기의 하이라이트를 추출하는 방법은 주로 이스포츠 대회 경기 영상이나 특정 온라인 플랫폼에서 이스포츠 대회를 중계할 때, 시청자들이 입력한 채팅 로그 데이터와 같은 게임 외부 데이터를 통해 하이라이트를 추출해왔다. 또한, 실시간 게임 영상 스트리머들의 경기와 일반 게이머들의 경기는 이스포츠 경기에서 하이라이트를 뽑을 때 쓰는 데이터인 이스

포츠 영상과 채팅 로그 데이터에서 여러 차이가 있다. 게임 스트리머와 일반 게이머들의 경기에는 이스포츠 경기 영상에 덮어씌워지는 경기 정보, 해설자와 관중들의 소리 데이터가 없으며, 영상에 덮어 씌워지는 정보, 스트리머 혹은 일반 게이머가 하는 말, 시청자들의 채팅 정보들이 스트리머, 일반 게이머마다 다를 수 있다. 따라서 게임 스트리머들과 일반 게이머들의 하이라이트를 추출하기 위해서는 게임 외부의 데이터를 사용하지 않는 새로운 추출 방법이 필요하다.

또한, 하이라이트 자동 추출 방법을 통해 만들어진 영상에 대한 사용자들의 시청 경험이나, 사용자의 선호가 반영되어 생성된 하이라이트 영상에 대한 시청 경험은 아직 깊이 탐구되지 않았다. 자동 생성된 하이라이트 영상의 질을 평가하기 위한 유저 스터디를 진행한 연구들은 아직 많이 없다[20]. 유저 스터디를 진행하는 연구들도 생성된 하이라이트 영상에 대한 질을 평가하기 위해 설문조사만 진행하였고, 아직 시청 경험에 대한 깊이 있는 탐구는 진행되지 않았다[21–23]. 이와 마찬가지로 선호가 반영된 하이라이트 영상을 생성하는 연구들도 아직 많이 이루어지지 않았다. 개인화된 하이라이트 영상에 대한 시청 경험에 대한 연구들은 설문조사를 통해 시청 경험을 평가하였고 깊이 있는 탐구는 부족했다[22, 24, 25].

따라서 본 연구에서는 게임 내부의 데이터인 게임 로그 데이터를 통해 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법을 제시하고, 이에 대한 사용자 경험을 조사하고자 한다. 방법을 제시하기 위해 게임 로그 데이터를 사용하여 기계 학습 분류기를 통해 하이라이트를 추출하고, 선호 조건을 입력받아서 추출된 하이라이트를 필터링하였다. 그 후, 제시된 방법을 통해 하이라이트 영상, 선호가 반영된 하이라이트 영상을 생성하여 전문가가 제작한 하이라이트 영상과 생성한 두 영상을 보여주고 이에 대한 시청 경험을 탐구하였다.

이번 연구에서 사용된 로그 데이터는 리그 오브 레전드라는 비디오 게임의

2017년 월드 챔피언십 경기의 로그 데이터를 사용하였다. 본 실험에서 리그 오브 레전드를 선택한 이유는 리그 오브 레전드가 2018년 2월 기준 트위치에서 가장 많은 수의 시청 시간을 기록하고 이스포츠도 상당히 활성화되어 있기 때문이다[5, 26]. 월간 활동 중인 플레이어의 수가 2016년 기준 100만 명인 리그 오브 레전드는 가장 유명한 온라인 게임 중 하나이다. 리그 오브 레전드는 MOBA(Multiplayer online battle arena) 게임 장르에 속한다. 여러 게임 모드가 있지만, 가장 일반적인 게임 모드에서 매 경기는 각 팀당 다섯 명으로 이루어진 두 팀의 승부로 이루어진다. 각 플레이어는 경기 시작 전 챔피언이라고 부르는 그들의 캐릭터를 고르고 경기를 시작한다. 각 플레이어들은 자신의 챔피언을 조작해서 아이템을 사고 챔피언의 레벨을 올려 챔피언을 성장시키며 중요 NPC(non-player character)를 잡아 능력 향상 효과를 얻어 넥서스라고 불리는 상대방의 본진을 파괴하려 하거나 상대방을 행복하게 만들어 승리하려고 한다. 또한, 리그 오브 레전드를 개발한 라이엇 게임즈(Riot Games)는 많은 나라에서 리그 오브 레전드 챔피언십 시리즈(League of Legend Championship Series)를 개최한다. 이러한 리그 오브 레전드 이스포츠 대회는 많이 활성화되어 있는데, 2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십(League of Legend World Championship)은 준결승전에서 벌어진 SKT와 RNG 두 프로팀 간의 경기에서 8000만 명 이상의 시청자 수를 기록했다[27].

제 2 절 연구의 목표

본 연구에서는 게임 내부의 데이터인 게임 로그 데이터를 활용하여 경기의 하이라이트를 추출하고 이에 대한 사용자 경험을 탐구하고자 한다.

본 연구의 첫 번째 목표는 다음과 같다.

연구 목표 1: 하이라이트를 자동으로 추출하기 위해, 로그 데이터를 통해 게임의 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법들을 제시한다.

기계 학습 기법을 활용하여 게임 내부의 데이터인 로그 데이터를 사용해 하이라이트를 추출한다. 경기의 중요한 하이라이트 구간들을 모두 추출하여 하이라이트를 추출하는 방법과 사용자에게 선호 조건을 입력받아 추출된 하이라이트 구간들을 필터링하여 사용자의 선호가 반영된 하이라이트를 추출하는 방법을 제시한다.

이어서 본 연구의 두 번째 목표는 다음과 같다.

연구 목표 2: 자동으로 생성된 하이라이트 영상들에 관한 사용자들의 경험을 알아보기 위하여, 전문가가 제작한 하이라이트 영상과 자동으로 생성된 하이라이트 영상들을 보여주고 이에 대한 사용자 경험을 조사한다.

사용자 경험을 조사하기 위해 두 번의 실험을 실시한다. 우선 첫 번째 실험에서는 한 경기에 대해 전문가가 제작한 하이라이트 영상, 자동으로 생성한 하이라이트 영상, 사용자의 선호를 반영하여 생성한 하이라이트 영상을 준비한다. 실험 참가자들에게 세 종류의 영상을 보게 하고 그들의 시청 경험에 대한 설문 조사와 인터뷰를 실시한다. 그 후, 두 번째 실험에서는 첫 번째 실험에서 조사된

문제점들을 개선한 방법을 통해 여러 경기에 관한 전문가가 제작한 하이라이트 영상, 자동으로 생성한 하이라이트 영상, 사용자의 선호가 반영된 하이라이트 영상을 준비한다. 그 후, 실험 참가자들에게 세 종류의 영상을 보게 하고 그들의 시청 경험에 대한 설문조사와 인터뷰를 실시한다.

제 2 장 선행 연구

이 장에서는 하이라이트 추출, 하이라이트 구간의 중요도, 영상 개인화 연구 분야에서 이루어졌던 연구들을 살펴본다. 우선 하이라이트를 추출하는 다양한 방식의 연구들을 살펴본 후, 추출된 하이라이트 구간의 중요도를 부여하는 연구들을 짚어본 다음, 마지막으로 영상 개인화에 관한 연구들을 살펴본다.

제 1 절 하이라이트 추출

영상에서 하이라이트를 추출하는 연구는 많은 영상 도메인에서 다양한 접근법을 사용해 연구되어 왔다. 소리와 시각 정보와 같은 콘텐츠 기반으로 분석하여 하이라이트를 추출하는 연구에서 시작해서 영상의 메타 데이터를 활용하여 하이라이트를 추출하는 연구, 소셜 데이터를 활용하여 하이라이트를 추출하는 연구들이 진행되어왔다.

소리와 시각 정보 같은 콘텐츠 기반으로 분석하여 하이라이트를 추출하는 여러 연구들이 이루어져왔다. 시각 정보만을 이용하는 추출 방법은 크게, 동영상에서 이벤트를 탐지하여 이벤트 기반으로 하이라이트를 추출하는 방법, 특정 이미지를 탐지하여 하이라이트를 추출하는 방법으로 나누어질 수 있다. Kolekar 등 [9]은 영상에서 이벤트와 의미론적인 개념을 추출하여 크리켓 경기 영상의 하이라이트를 추출하는 연구를 진행하였고, 김재홍 등 [28]은 전체 경기 영상에서 Wipe 효과 장면과 줌인/아웃 장면을 검출하고, 이를 기준으로 하여 리플레이 장면을 검출하여, 이를 토대로 하이라이트 장면을 추출하였다. 시각 정보뿐만 아니라 오디오 정보도 함께 사용하여 멀티 모달로 하이라이트를 추출하는 연구들도

진행되었다. Kolekar 등 [29]에서는 오디오 정보를 기반으로 클립 내의 흥미진진한 클립을 찾고, 클립 내의 개별 장면을 리플레이, 선수, 심판, 관객, 선수들로 분류한 뒤 확률론적 베이지안 신념 네트워크(A probabilistic Bayesian belief network)를 사용해 클립에 골, 세이브, 옐로카드, 레드카드, 킥과 같은 개념을 할당하여 하이라이트를 추출하였다. 또한 남상순 등 [21]에서는 영상을 통해 리플레이 장면, 선수 클로즈업 장면을 찾아 하이라이트 장면을 검출하고, 소리 신호에서 아나운서의 흥분된 목소리, 스윙 소리, 박수소리와 같은 이벤트를 검출하여 영상에서 찾은 구간과 소리 신호에서 찾은 구간을 결합하여 최종적으로 하이라이트 구간을 추출했다. 최근에는 심층 학습 기술을 이용하여 Merler 등 [30]에서 관중 응원, 소리 신호와 텍스트에서 도출한 해설자 흥분도, 선수들의 축하 행동과 같은 것의 점수를 각각 도출하여 이를 선형으로 결합하여 최종 하이라이트 점수를 계산해 하이라이트 구간을 추출하였다.

메타 데이터를 활용하여 하이라이트를 추출하는 연구도 있었다. Jaimes 등 [31]에서는 사용자에게 하이라이트라고 생각하는 구간을 정하도록 하여 이 구간에 발생하는 이벤트라는 메타데이터를 기반으로 기계 학습 방법을 사용하여 하이라이트 구간을 추출하였다.

또한, 소셜 데이터를 이용해 하이라이트를 추출하는 연구들도 진행되어 왔는데, Tang 등 [32]에서는 경기 방영 시간에 발생한 트위터 트윗의 피크 지점을 확인하는 클라우드 소싱 기법을 이용해 하이라이트를 추출하였으며, 김은율 등 [18]에서는 인터넷 개인 방송 중 발생한 채팅 정보의 피크 지점을 확인하여 클라우드 소싱 기법을 이용하여 하이라이트를 추출하였다.

본 연구와 가장 가까운 게임 하이라이트 추출 연구는 이스포츠 경기 영상의 하이라이트를 찾고자 하는 연구들이 있었다. Chu 등 [33]에서는 게임 외부의 데이터인 방송된 리그오브레전드 이스포츠 대회 경기 영상과 트위치에서 이스

포츠 대회를 중계할 때, 시청자들이 입력한 채팅 로그를 통해 특징들을 추출하여 각성 모델(arousal model)과 기계 학습 접근법을 사용하여 리그 오브 레전드 이스포츠 경기 영상의 하이라이트를 추출하여서 24개 경기에 대해 0.583의 F-점수를 얻었다. Song [1]에서는 게임 외부의 데이터인 리그 오브 레전드 이스포츠 경기 영상에 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network)을 적용하여 화면의 종류를 분류하고 프레임별로 전문가가 레이블링한 하이라이트 구간에 속하는지 아닌지를 분류하는 연구를 진행하여서 리그 오브 레전드 하이라이트 분류기에서 111시간 2분 11초의 동영상 데이터셋의 20%의 테스트 데이터셋에 대해 59.66%의 평균 정밀도, 56.76%의 재현율을 얻었다. Fu [19]에서는 게임 외부의 데이터인 리그 오브 레전드 이스포츠 경기 영상과 트위치에서 이스포츠 대회를 중계할 때, 시청자들이 입력한 채팅 로그를 사용하여 컨볼루션 신경망과 순환 신경망(Recurrent Neural Network)를 통해 프레임별로 전문가가 제작한 하이라이트 영상에 하이라이트로서 포함됐는지 아닌지를 분류하여 74.8%의 F-점수를 얻었다. 이 연구들에 쓰인 방법들은 이스포츠 영상이 아닌 실시간 게임 영상 스트리머들과 일반 게이머들의 하이라이트를 추출하기에 어려움이 있을 것으로 보인다. 실시간 게임 영상 스트리머들의 경기와 일반 게이머들의 경기는 이스포츠 경기에서 하이라이트를 뽑을 때 쓰는 데이터인 이스포츠 영상과 채팅 정보에서 여러 차이가 있기 때문이다. 그래서 본 연구에서는 영상 스트리머들과 일반 게이머들의 하이라이트들도 추출하기 위해 게임 내부의 데이터인 로그 데이터를 사용하고 기계 학습 방법을 활용한 하이라이트 추출 방법을 제안하고자 한다.

제 2 절 하이라이트 구간의 중요도

하이라이트를 추출하는 연구들뿐만 아니라 추출된 하이라이트 구간의 중요

도를 정하여 하이라이트 구간들의 순위를 정하고자 하는 연구들도 진행되어왔다. 도메인 지식을 활용하여 각 하이라이트 구간의 중요도를 계산하는 연구, 유저 스터디를 통해 하이라이트 중요도에 대한 정답 점수를 매기고 데이터의 소리와 시각 정보 같은 콘텐츠 기반으로 추출한 변수들로 레이블을 예측하는 기계 학습 모델을 만들어 중요도를 예측하는 연구, 최근에는 심층 신경망을 이용하여 엔드 투 엔드로 하이라이트 영상과 하이라이트가 아닌 영상 간의 랭크의 차이가 최대가 되도록 신경망을 훈련시켜 하이라이트 구간의 중요도를 정하는 연구들이 있었다.

도메인 지식을 활용하여 각 하이라이트 구간의 중요도를 계산하는 여러 연구들이 이루어져왔다. Nitta 등 [34]에서는 플레이가 경기에 영향을 주는 정도, 경과 시간, 리플레이의 수와 같은 스포츠 도메인의 지식을 사용해서 각각의 요소들의 값을 계산하고 이를 모두 곱하여 해당 구간의 중요도를 계산하였다. Chen 등 [35]에서는 탁구 경기에서 테이블 위치, 플레이어 행동, 공의 경로 같은 의미론적 변수들을 추출하여 각각의 변수의 값을 계산하고 이를 모두 합하여 최종 중요도를 정하였다.

유저 스터디를 통해 하이라이트 중요도에 대한 정답 점수를 매기고 데이터의 소리와 시각 정보 같은 콘텐츠 기반으로 추출한 변수들로 레이블을 예측하는 기계 학습 모델을 만들어 중요도를 예측하는 연구들도 이루어져왔다. Zhu 등 [36]에서는 영상에서 의미론적 특징보다는 사용자의 감정을 자극하는 감성적 특징을 추출하여 하이라이트를 추출하였다. 감성적 특징은 하이라이트 영상에서 스윙이 바뀌는 것 같은 행동에 관한 변수, 플레이어의 스피드, 코트 최대 커버 범위, 방향 변경 비율과 같은 궤도에 관한 변수, 박수 시간과 박수 소리의 에너지와 같은 소리에 관한 변수들로 구성하였다. 유저 스터디를 통해 하이라이트 중요도의 정답 데이터를 구한 뒤, 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression) 모델

을 사용하여 하이라이트의 순위를 정하고자 하였다. Tong 등 [37]에서는 리플레이 장면을 검출하여 하이라이트를 찾고, 유저 스터디를 통해 하이라이트 구간의 신뢰도의 정답 데이터를 얻고, 하이라이트 장면의 길이, 골 망 보여주는 시간의 길이, 관객 화면, 골네트 화면, 스코어보드 화면 같은 축구 도메인 지식을 사용한 변수들을 쓰는 서포트 벡터 회귀를 통해 하이라이트의 순위를 매기하고자 하였다.

최근에는 사람이 직접 중요도를 레이블링 하지 않고 하이라이트라고 레이블링 됐는지만 입력받아서 심층 학습 기법을 사용하여 하이라이트 구간들의 순위를 정하는 연구들이 진행되어왔다. Yao 등 [38]에서는 영상의 공간적, 시간적 특징 정보를 사용하여, 하이라이트 구간과 하이라이트가 아닌 구간들의 하이라이트로서의 점수들 간의 차이가 최대가 되도록 심층 컨볼루션 신경망을 훈련하여, 각 구간의 하이라이트 점수를 예측하고자 하였다. Jiao 등 [39]에서는 이를 개선하여 공간적, 시간적 특징을 한 번에 고려하는 3D 주의-기반(Attention-based) 모델을 제시하였다.

본 연구에서는 전문가가 만든 하이라이트 영상에 하이라이트로서 포함됐는지만 입력받아서, 기계 학습 분류기의 신뢰 점수를 사용하여 중요도를 정하는 방법을 사용하였다. 분류기의 신뢰 점수란 특정 입력값들이 입력되었을 때, 입력된 값들이 특정 레이블로 분류될 수 있는 상대적인 점수를 의미한다. 예를 들어, SVM을 통해 1과 0으로 분류하는 이진 분류 문제가 있다고 해보자, 첫 번째 입력 값이 1로 분류될 신뢰 점수가 50이고 두 번째 입력 값이 1로 분류될 신뢰 점수가 60이라고 한다면, 두 번째 입력 값이 첫 번째 입력 값보다 분류기가 1로 분류하기에 더 신뢰할 만한 것이다.

제 3 절 영상 개인화

영상을 개인화하고자 하는 연구들도 진행되어왔다. 학계의 여러 분야에서 개인화는 다양한 정의로 사용되었다. 인지 과학에서는 개인화는 “시스템이 다른 유저와 구분하게 해주는 유저의 지식, 목표, 흥미 그리고 다른 특징들을 표현하는 명시적인 유저 모델”이라고 하였다[40]. 마케팅에서는 “개인화는 고객 개인에게 기여할 수 있는 의도된 상호작용에서 발생하는 모든 행동들이다”라고 하였으며, 컴퓨터 과학에서는 “개인화는 엔드 유저 경험 디자인 속에 쓰이는 기술과 애플리케이션 특징들의 공구통이다”고 정의하였다[41, 42]. 이러한 정의들의 공통점은 의도한 목표를 달성하기 위해 소비자들에게 그들의 대한 지식을 기반으로 정보와 서비스를 맞춤으로 만드는 활동들을 포함한다[43].

Fan 등 [44]에 따르면 개인화를 조작하는 것은 콘텐츠, 유저 인터페이스, 정보가 전달되는 채널, 그리고 시스템의 기능으로 나뉘어진다. 또한 개인화는 두 종류로 나뉘어질 수 있는데, 명시적인(explicit) 개인화와 암시된(implicit)로 나뉘어 질 수 있다[44]. 명시적인 개인화는 사용자가 결정을 내리거나 정보를 시스템 가이드에 따라 제공해서 개인화를 하는 것이고, 암시된 개인화는 시스템에 의해 자동으로 개인화가 이루어지는 것이다. 본 연구에서는 영상 콘텐츠 자체를 개인화하였다. 그래서 이와 관련된 영상 콘텐츠 자체를 개인화하는 연구들을 명시적인 개인화와 암시된 개인화 두 기준에 따라 나누어 설명하겠다.

우선 명시적인 개인화를 하는 연구들이 진행되어왔다. Xu 등 [45]나 Hannon 등 [22]에서는 직접 쿼리를 입력 받아서 해당 쿼리의 조건에 만족하는 장면들을 보여주는 방식으로 개인화된 영상을 제공 하였다. Xu 같은 경우 이벤트, 팀, 시간으로 쿼리를 날려서 이 조건에 맞는 영상을 제공했다. Hannon의 경우 이벤트 쿼리를 날려서 이 조건을 만족하는 개인화된 영상을 제공하였다. Kim [46]에서는

로봇 저널리즘을 통해 자동 생성되는 뉴스 기사를 직접 개인화해서 볼 수 있는 유저 인터페이스를 제공하여 야구 경기의 시간, 선수, 편향된 시각, 과거 이력 추가 같은 개인화 조건을 자유롭게 입력할 수 있게 하였다.

사용자에게 흥미 있는 부분을 체크하도록 해서 하이라이트를 개인화 하는 연구들도 있었다. Zhang 등 [47]에서는 사용자에게 흥미 있는 부분을 체크해 달라고 하여 그 부분에 어떤 내용이 있는지 텍스트 분석을 통해 확인하는 방법으로 개인화된 영상을 제공하였으며, Jaimes 등 [25]에서는 일련의 영상을 보여주고 하이라이트 여부를 체크하도록 해서, 이를 정답 레이블로 하여 하이라이트로 체크된 영상에 나오는 이벤트들이 있는 장면들이 개인화된 영상에 나오도록 기계 학습 방법을 사용하여 개인화된 하이라이트 영상을 제공하였다.

암시된 개인화를 하는 연구들도 있었다. Babaguchi 등 [48]에서는 영상 시청에 따라 프로필이 자동으로 바뀌어서 사람, 이벤트에 대한 가중치가 변경되고, 이에 따라 영상에서 적합한 구간을 추출해서 개인화된 영상을 제공하였다. Yoshitaka 등 [49]에서는 눈 움직임과 보는 동안의 리모컨 조작에 따라서 개인화된 하이라이트를 생성하였다.

본 연구에서는 개인화를 직접적으로 다루지는 않았지만 본 연구에서 제안한 방법을 사용하고 사용자들 각자가 생각하는 하이라이트 구간을 레이블링 해 준다면, 사용자들 각자의 기준에 맞는 하이라이트를 추출하는 모델을 훈련시켜 개인화를 할 수 있을 것이다. 이번 연구에서 진행된 실험에서는 전문가가 제작한 하이라이트 영상에 포함되었는지 여부를 통해 각 경기의 정답 하이라이트 구간을 결정해서 모델을 훈련시켰다. 전문가의 기준에 맞는 하이라이트를 추출하는 모델로 훈련된 것이다. 사용자가 자신이 하이라이트라고 생각하는 구간을 정해준다면 이를 정답 하이라이트 구간으로 하여 모델을 훈련시켜 사용자의 기준에 맞는 하이라이트를 추출하는 모델을 훈련시켜 개인화를 할 수 있을 것이다.

제 3 장 연구 문제

제 1 절 용어의 조작적 정의

본 연구에서 ‘하이라이트’는 특정 경기의 흥미진진한 시기(exciting moment)로 규정한다[19].

제 2 절 연구 문제

이 절에서는 본 연구에서 설정한 두 가지 연구 목표를 달성하기 위해 다음과 같은 연구 문제들을 설정하고, 각 연구 문제에 대해 설명하고자 한다.

[연구 문제 1] 비디오 게임의 로그 데이터를 통해 하이라이트를 어떻게 자동으로 추출해야 하는가?

1.1 경기의 하이라이트 구간을 어떻게 자동으로 추출해야 하는가?

1.2 하이라이트 구간의 중요도를 어떻게 부여할 것인가?

1.3 선호가 반영된 하이라이트를 어떻게 추출할 것인가?

연구 문제 1에서는 로그 데이터를 통해 하이라이트를 어떻게 자동으로 추출해야 하는지 알아보기 위하여 세 가지의 세부 문제를 설정한다. 우선 경기의 하이라이트 구간을 어떻게 자동으로 추출해야 하는지 알아보고, 추출된 하이라이트 구간의 중요도를 어떻게 부여해야 하는지 알아보고, 선호가 반영된 하이라이트를 어떻게 추출할 것인지 알아보고자 한다.

본 연구에서는 연구 문제 1을 통해 알아본 하이라이트 자동 추출 방법을 통해 하이라이트 영상을 생성하고, 이에 대한 사용자 경험을 조사하고자 한다.

[연구 문제 2] 전문가 하이라이트 영상, 자동으로 생성된 하이라이트 영상, 자동으로 생성된 선호가 반영된 하이라이트 영상 간 하이라이트로서의 질의 차이가 있는가?

2.1 전문가 하이라이트 영상과 자동으로 생성된 하이라이트 영상간 하이라이트로서의 질의 차이가 있는가?

2.2 전문가 하이라이트 영상과 자동으로 생성된 선호가 반영된 하이라이트 영상간 하이라이트로서의 질의 차이가 있는가?

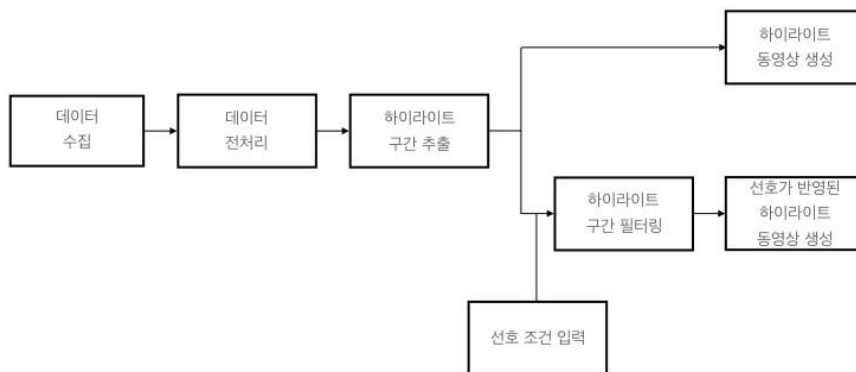
2.3 자동으로 생성된 하이라이트 영상과 자동으로 생성된 선호가 반영된 하이라이트 영상간 하이라이트로서의 질의 차이가 있는가?

연구 문제 2에서는 연구 문제 1을 통해 알아본 하이라이트 자동 추출 방법을 통해 생성된 하이라이트 영상, 선호가 반영된 하이라이트 영상 그리고 전문가 하이라이트 영상간 하이라이트로서의 질의 차이가 존재하는지 알아보하고자 한다.

제 4 장 실험 1: 한 경기에 대한 하이라이트 자동 생성 방법과 영상 간 질의 차이

게임 로그 데이터를 통해 한 경기에 대한 하이라이트를 자동으로 추출하여 영상을 생성하고, 자동으로 생성된 하이라이트 영상의 질에 대한 사용자들의 경험을 조사하기 위해 실험을 진행하였다.

제 1 절 하이라이트 영상 자동 생성 방법



[그림 1] 하이라이트 영상 자동 생성 방법

본 실험에서는 [그림 1]과 같은 과정을 통해 게임 로그 데이터를 사용하여 하이라이트 영상을 자동으로 생성하였다. 먼저 로그 데이터를 API를 통해 수집하고 전처리하여 기계 학습 분류기에서 사용하기 용이하도록 변경한다. 그리고 기계 학습 분류기를 훈련시킬 때 필요한 정답 레이블을 수집한다. 그 후 전처리된 로그 데이터와 정답 레이블을 사용하여 하이라이트 구간을 추출하는 기계 학습 분류기를 학습시킨다. 학습된 분류기를 통해 레이블 되지 않은 데이터의 하이라이트 구간을 추출한다. 선택을 반영하지 않으려면 추출된 구간들을 연결하

여 바로 하이라이트 영상을 생성한다. 선호를 반영하려면 사용자에게 선호 조건을 입력받아 추출된 하이라이트 구간 중 조건에 맞지 않는 구간은 제외한다. 제외되지 않은 하이라이트 구간들의 게임 시간에 해당하는 영상의 구간을 경기 전체 영상에서 잘라내고 연결하여 하이라이트 영상을 생성한다.

4.1.1 데이터 수집

2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십의 15개의 경기 로그 데이터, 챔피언 정보 같은 스태틱 데이터, 전문가들이 선정한 각 경기의 하이라이트 영상의 각 하이라이트 구간의 게임 시간 정보를 수집하였다.

데이터는 다음과 같은 방법으로 수집하였다. 경기 로그 데이터는 리그 오브 레전드의 공식 이스포츠 사이트인 lolesports.com의 API(Application Programming Interface)를 사용하여 수집하였다. 챔피언 정보 같은 스태틱 게임 데이터는 리그 오브 레전드 공식 API를 통해 수집하였다. 전문가들이 선정한 각 경기의 하이라이트 영상의 하이라이트 구간들의 게임 시간 정보는 유튜브 Onivia 채널에서 수집하였다.

데이터의 종류는 [표 1]과 같다. 경기 로그 데이터는 경기 정보 데이터와 경기 타임라인(timeline) 데이터로 나뉜다. 경기 정보 데이터는 경기 ID, 경기 시간, 맵 ID, 게임 버전, 게임 모드, 게임 종류, 팀 정보, 플레이어 정보와 같은 경기에 대한 전반적인 정보들로 구성되어 있다. 경기 타임라인 데이터는 1분 간격으로 기록되는데, 각 기록에는 플레이어들의 정보와 1분 동안 발생한 이벤트들의 정보들이 포함된다. 스태틱 게임 데이터인 챔피언 정보는 각 챔피언의 능력치, 이미지, 챔피언 태그, 스킨, 스킬 같은 챔피언의 구체적인 정보들로 구성되어 있다. 하이라이트 영상의 각 하이라이트 구간의 게임 시간 정보는 영상의 각 하이라이트 구간의 시작 시간과 종료 시간을 수집하였다.

[표 1] 사용된 데이터의 종류

대분류	경기 로그 데이터		스태틱 데이터	하이라이트 데이터
중분류	경기 정보	타임라인	챔피언 정보	구간
출처	리그 오브 레전드 API			YouTube 하이 라이트 채널
의미	경기의 전반적 인 정보	경기의 시간의 흐름에 따른 정보	챔피언 정보	경기의 하이라이트 구간 정보
정보	경기 ID 경기 시간 맵 ID 팀 정보 플레이어 정보 ...	1분 간격으로 기록 된 플레이어 정보 1분 간격으로 기록 된 1분 동안 발생 한 이벤트 정보	챔피언 분류	하이라이트 구간의 시간 정보

4.1.2 데이터 전처리

하이라이트를 추출하는 모델을 만들기 위해 각 경기마다 행렬 형태의 ‘경기 행렬’을 만든다. 경기 시간 1초마다 1개의 행을 가지도록 행의 수를 정한다. 열은 타임라인 데이터의 이벤트 정보, 경기 정보, 챔피언 정보, 하이라이트 영상을 모두 활용하여 정한다. 타임라인 데이터의 이벤트 정보들은 10가지 종류로 구성되어 있는데, 각 이벤트 정보들은 하위 항목들을 지니고 있다. 예를 들어, ‘DRAGON’이라는 용 몬스터를 잡을 시 발생하는 이벤트 로그는 하위 항목으로

‘AIR_DRAGON’, ‘EARTH_DRAGON’, ‘ELDER_DRAGON’, ‘FIRE_DRAGON’, ‘WATER_DRAGON’과 같은 잡은 용의 종류라는 하위 항목들을 지니고 있다. 이러한 하위 항목들을 고려하여 이벤트 정보로 26개의 열을 생성한다. 또한 경기 정보와 챔피언 정보에서 ‘킬 이벤트를 기록한 챔피언의 태그’, ‘Id’, ‘어시스트 한 챔피언의 수’라는 정보를 얻어 이벤트의 추가 정보들로 8개의 열을 추가한다. 경기 행렬의 각 행이 하이라이트에 속하는지, 경기의 몇 번째 하이라이트 구간인지 기록하기 위해 ‘HIGHLIGHT’, ‘SESSION’ 열을 추가한다. 각 열의 종류, 명칭, 설명은 [표 2]와 같다.

[표 2] 경기 행렬의 열 정보

열의 종류	열 명칭	열 설명
이벤트 정보	EVOLVE	Skill Level Up Type 이 EVOLVE
	NORMAL	Skill Level Up Type 이 Normal
	INHIBITOR_BUILDING	억제기 파괴
	TOWER_BUILDING	타워 파괴
	BASE_TURRET	억제기 타워 파괴
	INNER_TURRET	2 차 타워 파괴
	NEXUS_TURRET	넥서스 타워 파괴
	OUTER_TURRET	1 차 타워 파괴
	UNDEFINED_TURRET	억제기 파괴
	BOT_LANE	봇 레인 타워 파괴
	MID_LANE	미드 레인 타워 파괴
	TOP_LANE	탑 레인 타워 파괴

	BARON_NASHOR	바론 킬
	RIFTHERALD	협곡의 전령 킬
	DRAGON	드래곤 킬
	AIR_DRAGON	바람의 드래곤 킬
	EARTH_DRAGON	대지의 드래곤 킬
	ELDER_DRAGON	장로 드래곤 킬
	FIRE_DRAGON	화염의 드래곤 킬
	WATER_DRAGON	바다의 드래곤 킬
	BLUE_TRINKET	망원형 개조 장신구로 와드 설치
	CONTROL_WARD	제어 와드 설치
	SIGHT_WARD	시야 와드 설치
	UNDEFINED	시야를 밝히는 오브젝트 설치 (와드 제외)
	YELLOW_TRINKET	와드 토템으로 와드 설치
	CHAMPION_KILL	챔피언 킬
이벤트의 추가 정보	Assassin	Assassin Tag 를 가진 영웅이 킬
	Fighter	Fighter Tag 를 가진 영웅이 킬
	Mage	Mage Tag 를 가진 영웅이 킬
	Marksman	Marksman Tag 를 가진 영웅이 킬

	Support	Support Tag 를 가진 영웅이 킬
	Tank	Tank Tag 를 가진 영웅이 킬
	killerId	킬을 기록한 챔피언의 Id
	assistingParticipantNum	어시스트한 챔피언의 수
하이라이트 정보	HIGHLIGHT	하이라이트 여부
	SESSION	하이라이트 구간 번호

빈 경기 행렬의 값을 채우기 위해 각 경기의 타임라인 데이터의 모든 이벤트 정보들을 사용하여, 각 이벤트 정보가 기록된 시간에 해당되는 행의 각 이벤트 정보에 해당되는 열의 값을 채운다. 예를 들어, 10분 1초에 챔피언 킬이 발생하고 어시스트한 챔피언의 수는 1명, 킬을 기록한 챔피언의 태그는 Assassin이라고 한다면, 경기 행렬의 610번째 행의 ‘CHAMPION_KILL’ 열에 1, ‘assistingParticipantNum’열에 1, ‘Assassin’열에 1을 할당한다. 그리고 하이라이트 정보를 기록하기 위해 전문가들이 선정한 각 경기의 하이라이트 영상에 나온 하이라이트 구간들의 경기 시간에 해당하는 행들의 하이라이트 여부를 의미하는 ‘HIGHLIGHT’열의 값에 1을 할당하고, 해당 행들이 경기에서 몇 번째 하이라이트에 해당하는지에 따라 ‘SESSION’열의 값을 할당한다. 예를 들어, 10분 1초부터 10분 20초까지가 경기의 세 번째 하이라이트 장면이었다면 601번째 행에서 620번째 행까지 ‘HIGHLIGHT’열에 1, ‘SESSION’에 3을 할당한다. 경기 행렬의 예시는 [그림 2]와 같다.

	Assassin	Fighter	Mage	...	CHAMPION_KILL	assistingParticipantNum	HIGHLIGHT	SESSION
0	0	0	0	...	0	0	0	0
1	0	0	0	...	0	0	0	0
...								
601	1	0	0	...	1	1	1	3
602	0	0	0	...	0	0	1	3
...								
1800	0	0	1	...	1	2	1	7
1801	0	0	0	...	0	0	1	7

[그림 2] 경기 행렬 예시

하이라이트 구간을 추출하고 구간의 중요도를 정하기 위해 본 연구에서는 영상의 MPEG-7 메타 데이터를 통해 개인화된 하이라이트 구간을 추출하려는 시도를 했던 연구[31]에서 쓰인 시계열 데이터에서 윈도우(window)를 사용하여 해당 윈도우의 특징을 추출하는 방법을 사용한다. 여기서 윈도우란 정해진 시간 간격을 의미한다 $[t_1, t_2]$ ($t_2 > t_1$). 만들어진 경기 행렬에 윈도우를 사용하여 경기 정보와 챔피언 정보로 만든 열 중 'killerId'열과 하이라이트 정보에 해당하는 열들을 제외한 열들에 대해 각 윈도우 크기에 해당하는 행들의 값을 모두 합하여 각 윈도우의 특징 값들을 구한다. 이 윈도우를 경기 행렬에 특정 간격으로 슬라이딩 시켜 경기 윈도우 행렬을 구한다. 본 실험에서 윈도우는 크기 20의 윈도우를 사용하였고 슬라이딩 간격은 1로 정하였다. 경기 행렬을 통해 경기 윈도우 행렬을 구하는 예시는 [그림 3]과 같다.

경기 행렬

	Assassin	...	CHAMPION_KILL	assistingParticipantNum
0	1		1	1
1	0		1	1
2	1		0	0
...	0		0	0
19	0		1	2
20	0		1	2

윈도우 사이즈 20



경기 윈도우 행렬

	Assassin	...	CHAMPION_KILL	assistingParticipantNum
0	2		3	4
1				

[그림 3] 경기 윈도우 행렬 예시

4.1.3 하이라이트 구간 추출

하이라이트 구간을 추출하기 위하여, 본 실험에서는 기계 학습 방법을 사용하여 각 윈도우에 해당하는 행들이 하이라이트인지 아닌지 분류하는 분류기를 만들었다. 각 윈도우의 특징들을 분류기의 입력으로 사용하고, 정답 데이터인 윈도우의 하이라이트 여부는 윈도우의 정 중앙 시점의 하이라이트 여부로 결정했다. 레이블 되지 않은 경기의 하이라이트 구간들을 추출할 때는 경기 윈도우 행렬의 모든 행들의 레이블을 분류한 후, 하이라이트로 분류되는 행들의 ‘HIGHLIGHT’열의 값에 1을 부여한다. 그 후, ‘HIGHLIGHT’열이 1인 연속된 행

들을 하나의 하이라이트 구간으로 정하여 ‘SESSION’열에 몇 번째 구간인지 기록한다.

분류기가 하이라이트의 구간을 잘 추출하는지는 영상 요약 과제에서 널리 사용된 F-점수를 측정하여 평가하였다[1, 50]. 하이라이트 정답 라벨을 가진 윈도우를 S_{gt} 라 하고 하이라이트 라벨이라고 예측된 윈도우를 S_{pred} 라고 할 때 F-점수(F-score)는 [수식 1]과 같다.

$$P = \frac{S_{gt} \cap S_{pred}}{|S_{pred}|}, \quad R = \frac{S_{gt} \cap S_{pred}}{|S_{gt}|}, \quad F = \frac{2PR}{P + R} \times 100\%$$

[수식 1] F-점수

본 실험에서는 서포트 벡터 머신, 로지스틱 회귀, k-최근접 이웃 알고리즘, 그래디언트 부스팅 결정 트리를 사용하여 분류기를 학습시켜보았다. 모델 학습용 데이터로 2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십 결승전과 준결승전 총 12개 경기를 사용하여 3개 경기를 검증 데이터셋, 9개 경기를 훈련 데이터셋으로 하는 10-묶음 교차 검증법을 통해 각 분류기의 F-점수를 확인하였다. 각 분류기의 F-점수는 [표 3]과 같다. F-점수가 가장 높은 서포트 벡터 머신을 유저 스테디에서 사용할 분류기로 정하였다.

[표 3] 각 분류기의 F-점수

분류기	F-점수
서포트 벡터 머신	0.763
로지스틱 회귀	0.752
k-최근접 이웃	0.699
그래디언트 부스팅 결정 트리	0.711
랜덤 분류기	0.160

4.1.4 선호 반영

선호가 반영된 하이라이트를 추출하기 위해 여러 선호 조건이 있을 수 있다. 하지만 본 실험에서는 선호 조건을 특정 챔피언, 선수, 팀, 시간으로 정하였다. 해당 선호 조건들은 사용자가 쿼리를 입력하여 영상 개인화를 진행하는 연구들에서 공통적으로 등장하는 요소들이다[45-47]. 추출된 하이라이트에서 주어진 선호 조건들에 부합하지 않는 하이라이트 구간은 모두 제외하여 필터링된 하이라이트 구간들을 만들었다.

선호 조건들 중 챔피언, 선수, 팀의 주어진 조건에 부합하는지는 킬 이벤트 로그를 통해 확인하였다. 시간은 주어진 시간 조건을 만족하는지 확인하였다. 예를 들어, 20분 이후의 A 선수 위주로 하이라이트를 보고 싶다고 선호 조건이 주어진다면 추출된 하이라이트 구간들 중 20분 이전의 구간들은 제외하고, 20분 이후 구간들 중에서도 A 선수가 킬을 기록한 이벤트를 포함하는 구간들만 남겨두고 나머지 구간들은 제외하였다.

4.1.5 하이라이트 영상 생성

하이라이트 영상은 주어진 선호 조건들에 부합하는 하이라이트 구간들의 시간에 해당하는 영상 구간들을 전체 경기 영상에서 잘라내어 하나의 동영상으로 연결해준다. 하이라이트 구간과 구간 사이에는 0.5초의 페이드아웃, 0.5초의 페이드인 효과를 적용하였다.

제 2 절 자동 생성된 하이라이트에 대한 사용자 경험

자동 생성된 하이라이트에 관한 사용자 경험을 조사하기 위해, 일련의 영상을 시청하고, 설문조사와 반구조화된 인터뷰를 포함하는 유저 스터디를 디자인하였다.

4.2.1 참가자

우리는 실험 참가자 포스터 부착을 통해 참가자를 모집하였다. 우리는 20명의 참가자를 모집하였다. 참가자들은 남자 19명, 여자 1명으로 구성되었으며, 평균 나이는 27.9세이다. 모두 대학생 또는 대학원생이며 다양한 전공을 배경으로 가지고 있었다. 참가자들은 최소 2시간 이상 리그 오브 레전드 게임을 플레이해 봤으며 이스포츠 경기를 시청한 경험이 있었다. 실험 전, 우리는 참가자들에게 실험의 목적과 절차를 설명해주었다. 실험은 1시간 30분 정도 진행되었으며 각 참가자는 5,000원 상당의 참가비를 받았다.

4.2.2 실험 조건과 절차

실험을 위해, 우리는 세 종류의 영상을 제작하였다. (1) 유튜브 채널에 올라온 전문가가 결정한 하이라이트 시간으로 제작된 전문가 하이라이트 영상, (2) 기계 학습 분류기가 추출한 하이라이트 구간들로 생성된 모델 하이라이트 영상, (3) 기계 학습 분류기가 하이라이트 구간들을 추출하고 선호 조건에 따라 이를 필터링 한 선호가 반영된 하이라이트 영상이다. 실험용 하이라이트 영상이 제작될 경기는 2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십 4강 중 랜덤하게 3경기를 선정하였다. 실험 전, 각각의 경기마다 전문가 하이라이트 영상과 모

텔 하이라이트 영상을 생성해 두었으며 선호가 반영된 하이라이트 영상은 실험 시 참가자에게 선호 조건을 입력받아 생성하였다. 실험은 피험자 내 (within-subject) 설계로 디자인되어서 참가자들은 각 경기마다 세 종류의 하이라이트 영상을 모두 시청하였다. 순서에 의한 편향을 줄이기 위해 경기의 순서와 영상의 종류의 순서를 랜덤화하였다. 경기 순서의 경우의 수 6개와 영상 순서의 경우의 수 6개를 곱하여 36개의 영상 시청 순서를 만들고 이 중 20개의 순서를 랜덤으로 선택하였다. 경기 순서와 영상 순서의 경우의 수는 [표 4]와 같다.

[표 4] 경기 순서와 영상 순서의 경우의 수

	순서 1	순서 2	순서 3
세트 1	경기3	경기1	경기2
세트 2	경기1	경기2	경기3
세트 3	경기2	전문가	경기1
세트 4	경기3	경기2	경기1
세트 5	경기1	경기3	경기2
세트 6	경기2	경기1	경기3

경기 순서

	순서 1	순서 2	순서 3
세트 1	전문가	모델	선호 반영
세트 2	전문가	선호 반영	모델
세트 3	모델	전문가	선호 반영
세트 4	모델	선호 반영	전문가
세트 5	선호 반영	전문가	모델
세트 6	선호 반영	모델	전문가

영상 순서

실험은 컴퓨터 스크린이나 컴퓨터와 연결된 스크린이 있는 환경에서 진행되었다. 참가자는 영상을 컴퓨터 스크린이나 연결된 스크린을 통해 시청하게 된다. 우선 참가자들은 실험의 진행과정에 관한 안내를 받고 인구통계정보를 입력하였으며 원하는 선호 조건을 결정하였다. 이에 따라 필터링 된 영상은 원하는 선호 조건에 따라 생성되었다. 참가자들은 주어진 영상 시청 순서에 따라 영상

을 시청하였다. 전문가 영상과 모델 영상의 경우 어떤 종류의 영상인지 알려주지 않았으며 선호가 반영된 영상의 경우 선호 조건에 따라 필터링 된 영상이라는 것을 알려주었다. 각각의 영상을 시청한 후, 참가자에게 각 영상에 대한 설문 조사와 짧은 인터뷰를 진행하였다. 모든 영상 시청이 끝난 후 최종 인터뷰를 진행하였다. 전체적인 실험 절차는 [그림 4]와 같다.



[그림 4] 실험 절차

4.2.3 설문과 인터뷰

우리는 자동으로 생성된 하이라이트 영상의 질에 관한 사용자 경험을 양적으로 평가하기 위해 설문조사를 실시했다. 설문 문항은 기존의 영상 검색, 영상 요약 연구를 참고하였다[45, 51]. 설문 문항은 다음과 같다: 1) 자연스러움 2) 포함 3) 만족도. 자연스러움은 하이라이트 영상으로서 자연스러운지를 평가하는 문항이고, 포함은 하이라이트 영상에 포함되어야 한다고 생각하는 장면들이 모두 포함되었다고 생각하는지를 평가하는 문항이고, 만족도는 하이라이트 영상으로서 만족스러운지를 평가하는 문항이다. 응답은 1점(전혀 동의하지 않는다)부터 7점(매우 동의한다)까지의 7점 리커트 척도(Likert scale) 상에서 이루어졌다.

각각의 영상을 시청하고 시청한 영상에 관한 인터뷰를 실시하였으며, 모든 영상을 시청한 후, 반구조화(Semi-Structured) 형식의 최종 인터뷰를 실시하였다. 최종 인터뷰를 시작하기 전, 시청한 각 영상의 종류를 알려주고 최종 인터뷰에서 하이라이트 영상 자동 생성과 선호 조건 반영에 관한 전반적인 인상을 말하도록 하였다. 모든 인터뷰는 녹음되었다.

4.2.4 분석 방법

실험을 통해 설문 조사에서 정량적인 데이터를 얻었고 인터뷰에서 정성적인 데이터를 얻었다. 본 연구에서는 설문 조사의 결과에 대한 정량적인 분석을 하였고 인터뷰에 대해서는 정성적인 분석을 하였다.

4.2.4.1 정량 분석 방법

양적 분석에서는 각 영상 간에 유의한 차이가 있는지 검정하고 그러한 차이가 설명될 수 있는 방법을 확인하는데 목적을 두었다. 모든 참가자들이 세 종류의 영상을 보았기에, 우리는 반복 측정 일원 분산분석(one-way ANOVA with repeated measure)을 사용하여 설문 조사 결과를 분석하고 대응 표본 t-검정(paired samples t-test)을 통해 사후검증을 실시하였다. 실험 영상의 각 경기의 내용 같은 내재적 속성까지는 완전히 통제할 수 없기에, 이 같은 효과를 상쇄시키기 위해 분석 전 각 경기가 받은 항목당 점수를 사용하여 모든 데이터를 평균 중심화(mean centering) 했다. 이를테면, 모든 참가자의 1경기의 만족도의 평균이 x 고 특정 참가자의 1경기의 전문가 하이라이트 영상, 모델 하이라이트 영상, 선호가 반영된 하이라이트 영상에 대한 만족도가 각각 a , b , c 로 나타났다면, $(a-x)$, $(b-x)$, $(c-x)$ 를 변환된 점수로 사용한다.

4.2.4.2 정성 분석 방법

인터뷰를 전사하여 질적 데이터를 얻었고 근거 이론 기법을 사용하여 분석하였다[52]. 분석은 세 단계로 진행되었다. 첫 번째 단계에서 개방 코딩(Open coding)을 통하여 전사된 인터뷰에 대한 현상을 발견하고 유형화시켜 120개의 개념을 도출하였다. 두 번째 단계로 도출된 120개의 개념에 범주화 작업을 하여 6개의 하위 범주를 도출하였다. 마지막 단계로 도출된 6개의 하위 범주를 3개의 상위 범주로 통합하였다.

4.2.5 분석 결과

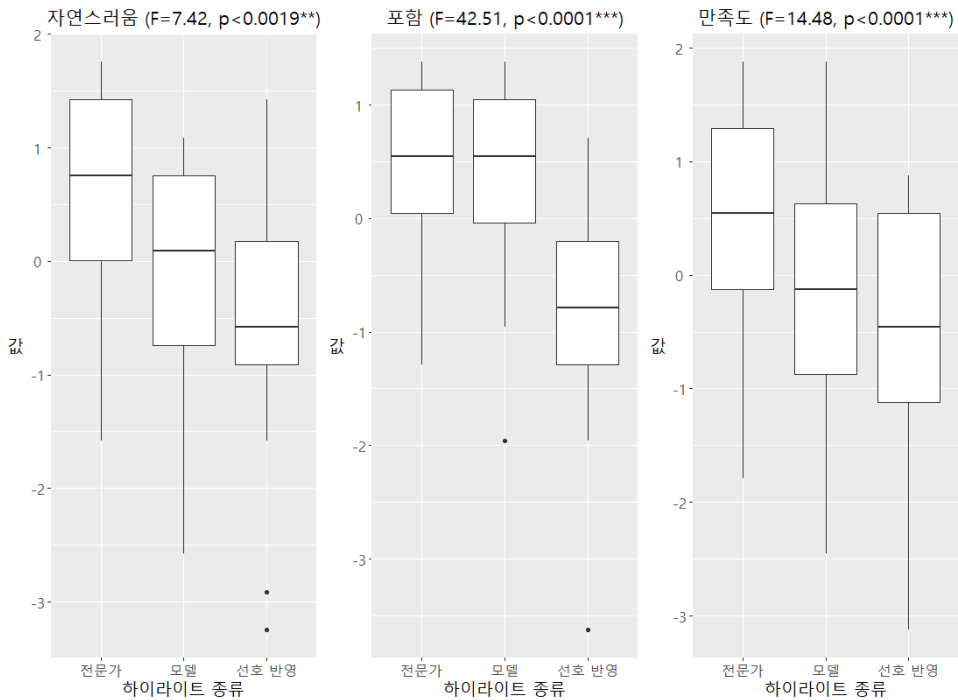
4.2.5.1 정량 분석 결과

20명의 설문조사 결과에 대해 반복 측정 일원 분산분석을 실시한 결과, 하이라이트 영상의 종류에 따라 자연스러움, 포함, 만족도 모두 통계적으로 유의미한 차이가 발견되었다. 하이라이트 종류에 따른 각 설문 문항의 점수의 평균은 [표 5]에 표기하였고, F 통계량과 p-값은 [그림 5]에 표기하였다.

[표 5] 평균 중심화 이후 하이라이트 종류에 따른 각 설문 문항 점수의 평균
(괄호 안은 표준편차)

	전문가	모델	선호 반영
자연스러움	0.57 (0.98)	-0.14 (1.13)	-0.43 (1.23)
포함	0.51 (0.74)	0.31 (0.88)	-0.82 (0.99)
만족도	0.66 (0.95)	-0.22 (1.19)	-0.44 (1.05)

($p<0.001^{***}$, $p<0.01^{**}$, $p<0.05^{*}$)



[그림 5] 각 설문 문항 점수의 상자 그림 및 F 통계량과 p-값

결과에 기반하여 추가적으로 대응 표본 t-검정을 통해 사후 검정을 실시하였다. 사후 검정을 통해 각 설문 문항마다 3 번의 비교를 하여 총 9 번의 비교를 실시하였고, 각각의 비교의 p-값은 [표 6]에 표기하였다.

[표 6] 사후 검정 결과

	전문가-모델	전문가-선호 반영	모델-선호 반영
자연스러움	0.0401**	0.0038**	0.2806
포함	0.11	< 0.001***	< 0.001***
만족도	< 0.001***	< 0.001***	0.3357

($p < 0.001$ ***, $p < 0.01$ **, $p < 0.05$ *)

사후 검정 결과 1) 전문가 하이라이트가 모델 하이라이트와 선호가 반영된 하이라이트보다 하이라이트 영상으로서 자연스러우며 만족도가 높고, 2) 선호가 반영된 하이라이트는 전문가 하이라이트와 모델 하이라이트에 비해 하이라이트 장면들을 다 포함하지 못하고, 3) 전문가 하이라이트와 모델 하이라이트는 하이라이트 장면을 비슷한 수준으로 포함했다는 분석 결과가 나왔다. 이는 자동으로 생성한 하이라이트 영상들이 전문가가 만든 하이라이트 영상보다 하이라이트 영상으로서 자연스러운 수준과 만족도는 떨어지지만, 자동으로 생성한 선호가 반영되지 않은 하이라이트 영상이 포함하는 장면들은 전문가가 만든 하이라이트 영상이 포함하는 장면들과 차이가 나지 않는다는 것을 의미한다.

4.2.5.2 정성 분석 결과

정성 분석에서는 설문 조사 결과에서는 드러나지 않는, 세 종류의 하이라이트 영상을 시청한 참가자들의 경험에 관해 조사하고자 했다. 근거 이론에 기반한 분석 결과 3개의 상위 범주를 도출할 수 있었다. 하이라이트 영상은 각 구간에 적당한 길이의 앞뒤 맥락이 주어져야 하고 영상의 길이는 길면 안 되며, 하이라이트는 경기의 흐름을 알려주지만 다양한 장면도 담고 있어야 한다고 하였다. 또한, 선호가 반영된 하이라이트에서는 특정 상황을 주제로 보여줘야 한다고

하였다.

(1) 하이라이트 구간의 적당한 맥락 제공과 적당한 영상의 길이가 필요

참가자들은 각 하이라이트 구간이 적당한 맥락을 제공하기를 요구했다. 하이라이트 영상의 각 하이라이트 구간에서 불필요한 장면이 나오는 것에 대해 불만을 표했다. P13은 “*하이라이트 장면 사이사이에 이제 조금 불필요하게 보일 수 있는 그런 장면들이 많아서, 그런 것들 때문에 좀 점수를 많이 깎았던 것 같아요*”라고 설문 문항에서의 감점의 원인을 불필요한 장면이라고 지적했다. 하지만 그렇다고 매우 간결하게 중요 장면들만 보여준다면 중요 장면의 상황에 대한 앞뒤 맥락이 없다고 불만을 표했다. P05는 “*그 장면이 일어나게 된? 그런 전후 사정 같은 경우에는 너무 짧지 않았나... 그래서 그런 점에서 조금 불만족스러웠다.*”라며 특정 상황이 일어나게 된 전후 사정도 보여주기를 원했다.

하이라이트 영상의 길이도 너무 짧아도, 길어도 불만을 표시했다. 하이라이트 영상의 길이가 길어지면 지루함을 표시하며 임팩트 없는 장면들은 보기 싫어했고, 영상의 길이가 짧아지면 하이라이트 장면이 전부 나온 건지 의심했다. P15는 “*좀 너무 그냥 의미 없는 장면들도 들어가 가지고 좀 너무 길어진 거 아닌가, 영상이. 좀 그렇게 생각하고 있습니다.*”라며 지루함을 표했고, P13은 “*전체 영상 길이에 비해서 약간 하이라이트 장면이 좀 적다는 느낌이 있어서 이제 정말 그 선수가 활약한 부분이 정말 적어서 인지 아니면 영상 중에 하이라이트 부분이 좀 생략돼서 그런 건지 살짝 의문점이 남는 것 때문에 점수를 살짝 깎은 부분이 있습니다.*”라며 하이라이트 장면이 전부 나온 건지 의문을 표했다.

(2) 하이라이트는 경기 흐름을 알려주며 다양한 장면도 포함해야 함

참가자들은 하이라이트 영상에서 경기의 흐름을 알려주기를 원했다. P19는 “*그냥 하이라이트를 보는 게 그 경기에 대해서 빨리 흐름을 알려고 보는 건데*”

라며 경기의 흐름 파악이 하이라이트를 보는 목적이라고 말했다. 또한 경기 흐름을 바꾸는 전세 역전의 포인트가 담겨 있어야 좋은 하이라이트라는 의견도 제시하였다. P11은 “역전승 역전해서 이기는 게임인데, 그 역전하는 순간이 잘 담겨서 좋은 하이라이트였다고 생각합니다. 그 경기의 흐름을 바꾸는 순간을 담고 있어서 좋았다.”라 하였다. 또한 경기의 결과를 알려주는 끝 장면이 포함되지 않으면 아쉬워했다. P16은 “마지막에 어떻게 끝났는지 넥서스 터지는 거 안 보여줘서, 그게 어떻게 보면 게임의 끝일 텐데, 뭐지? 왜 지금 끝났지?라는 생각이 들었다.”라며 아쉬움을 표했다.

하지만 경기의 흐름을 알려줄 뿐만 아니라 다양한 장면들도 보기를 원했다. 하이라이트이기 때문에 일반적으로 발생하지 않는 상황들도 보기를 원했다. P09는 “뭔가 가우시안 분포의 평균에 속하지 않는 아웃라이어에 속하는 장면이 우리의 이목을 끄는 하이라이트 영상이 될 거 같아서 그런 장면들을 보여 준다면 더 흥미를 끄는 영상이 되지 않을까 싶습니다.”라며 일반적이지 않은 장면들의 중요성을 강조했다.

(3) 선호가 반영된 하이라이트에서는 특정 상황을 주제로 보여줘야 함

선호가 반영된 하이라이트에서 경기 중계 영상에서 나오지 않는 장면들을 보여주기를 바랐다. P07은 “개인화(선호가 반영된)라는 건 자기가 보고 싶은 걸 보는 건데 근데 그 경기를 그냥 쪽 봐서는 볼 수 없는 것들을 개인화로부터 볼 수 있게 만들어 주는 게 좋지 않을까요”라며 경기 중계 영상에서 나오지 않는 장면들을 보고 싶어했다.

한 경기가 아닌, 여러 경기 중 특정한 상황을 만족하는 장면만 모아서 보기를 원했다. P09는 “여러 개의 영상에서 개인화된 하이라이트를 뽑는 것이 엄청난 메리트고 이런 영상의 주요한 목적이 되어야 한다고 생각해요 개인화된 영상이라는 것은 한 경기에 재미있었던 하이라이트를 보는 거랑 다르게 플레이어

의 특정한 루트라든지 킥이라든지 전략이라든지 이런 거를 학습하기 매우 유용한 방법인 것 같아서, 특정화된 상황에 대한 영상을 여러 경기에서 뽑아서 시청자들에게 제공한다는 것이 개인화된 영상의 가장 큰 메리트가 아닌가 싶습니다.”라며 여러 경기에서 선호가 반영된 하이라이트 영상을 시청하고 싶어 했다.

제 5 장 실험 2:

여러 경기에 대한 하이라이트 자동 생성 방법과 영상 간 질의 차이

실험 1을 통해 얻은 자동 생성된 하이라이트 영상에 관한 문제점들을 개선하여 실험 2를 진행하였다. 게임 로그 데이터를 통해 여러 경기에 대한 하이라이트를 자동으로 추출하여 영상을 생성하고, 자동으로 생성된 하이라이트 영상의 질에 대한 사용자들의 경험을 조사하였다.

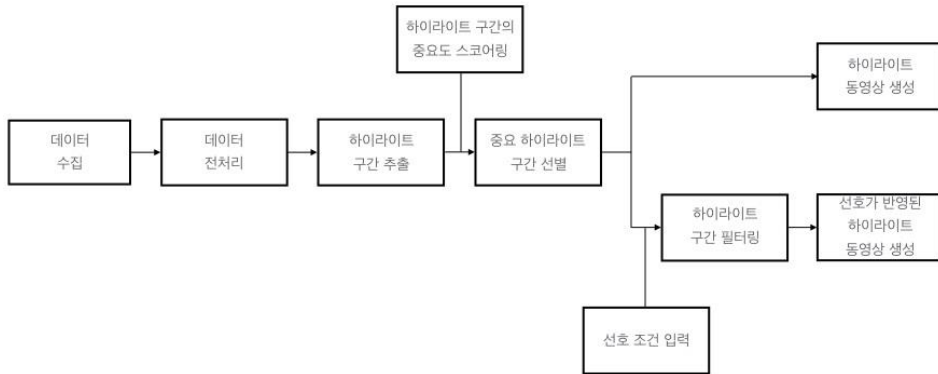
제 1 절 개선된 하이라이트 영상 자동 생성 방법

본 실험에서는 실험 1의 방법에서 발견된 자동 생성된 하이라이트 영상들의 문제점들인 1) 전문가 하이라이트에 비해 모델 하이라이트와 선호가 반영된 하이라이트가 하이라이트 영상으로서 자연스럽지 않고 만족도가 떨어짐, 2) 적당한 맥락과 영상의 길이를 제공하지 못함, 3) 선호가 반영된 하이라이트는 특정 상황을 주제로 보여줘야 함, 4) 여러 경기에 적용되지 않아서 아쉬움 등을 해결하기 위해 세 부분에서 개선을 하였다. 1) 변수를 추가해서 선별하고, 슬라이딩 윈도우를 변경하고, 데이터 리샘플링을 추가하여 분류기의 성능을 향상시키고, 2) 하이라이트의 중요도를 부여하여 제한된 영상의 길이에 중요한 장면만 포함하게 하고, 3) 필터링 방법을 변경하고, 4) 여러 경기에서 하이라이트 영상을 생성할 수 있도록 개선했다. 실험 2에서 변경된 점은 [표 7]과 같다.

[표 7] 실험 2에서 변경된 점

목적	요소	기존	변경된 점
분류기 성능 개선	변수	33개	12개 (변수 추가 및 선별)
	슬라이딩 윈도우	합	가우시안 합
	리샘플링	X	오버샘플링 (SMOTE)
	하이퍼 파라미터 최적화	X	TPE
적당한 영상 길이 제공	하이라이트 중요도	X	신뢰 점수
특정 상황을 주제로 보여줌	선호 조건	하이라이트가 특정 선수, 챔피언, 팀, 시간을 포함하는지 여부	특정 팀이 우세한 전투
여러 경기에서 생성	추출될 경기의 수	한 경기	여러 경기

개선된 하이라이트 영상 자동 생성 방법은 [그림 6]과 같다. [그림 1]의 방법에서 하이라이트 구간을 추출한 후 각 하이라이트 구간의 중요도를 매겨 중요 하이라이트 구간을 선별하는 과정이 추가되었다.



[그림 6] 개선된 하이라이트 영상 자동 생성 방법

5.1.1 데이터 수집

2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십의 119개의 경기 로그 데이터, 챔피언 정보 같은 스태틱 데이터, 전문가들이 선정한 각 경기의 하이라이트 영상의 각 하이라이트 구간의 게임 시간 정보를 수집하였다. 데이터는 실험 1과 같은 방법으로 수집하였고, 데이터의 종류 또한 동일하다.

5.1.2 데이터 전처리

실험 1과 동일한 방법으로 데이터를 전처리하지만 경기 행렬의 열이 추가되었고 윈도우의 종류와 크기를 변경하였다. 분류기의 성능을 향상시켜 자동 생성된 하이라이트 영상의 질을 높이기 위해, 킬 이벤트의 세부 정보와 골드 정보 그리고 경기 시간 정보를 통해 11개의 열을 추가하였다. 추가된 11개의 열의 종류, 명칭, 설명은 [표 8]과 같다. 윈도우는 가우시안 윈도우로 변경하였고, 크기

17, 표준편차 5의 가우시안 분포를 만들어 중앙으로부터 좌측으로 8개, 중앙 1개, 우측으로 5개의 값들을 가져왔다. 좌측과 우측에서 가져오는 값의 개수의 의미는 각각 수집한 데이터에서 하이라이트 구간의 시작 시간과 첫 번째 발생한 이벤트와의 시간 차이의 평균과 하이라이트 구간의 종료 시간과 마지막 발생한 이벤트와의 시간 차이의 평균이다.

[표 8] 추가된 열

열의 종류	열 명칭	열 설명
추가된 이벤트 정보	GOLD_DIFF_TEAM	현재 양 팀 간 골드 보유량의 차이 (team0-team1)
	GOLD_DIFF_TEAM_ABS	현재 양 팀 간 골드 보유량의 차이의 절댓값(team0-team1)
	GOLD_DIFF_TIME	이전 1 분과 현재 1 분의 골드 보유량 차이의 차이
	GOLD_DIFF_TIME_ABS	이전 1 분과 현재 1 분의 골드 보유량 차이의 차이의 절댓값
	soloKill	솔로 킬 여부
	multiKill	다중 킬 여부
	doubleKill	더블 킬 여부
	tripleKill	트리플 킬 여부

	quadraKill	쿼드라 킬 여부
	pentaKill	펜타 킬 여부
	TIMESTAMP	경기 경과 시간

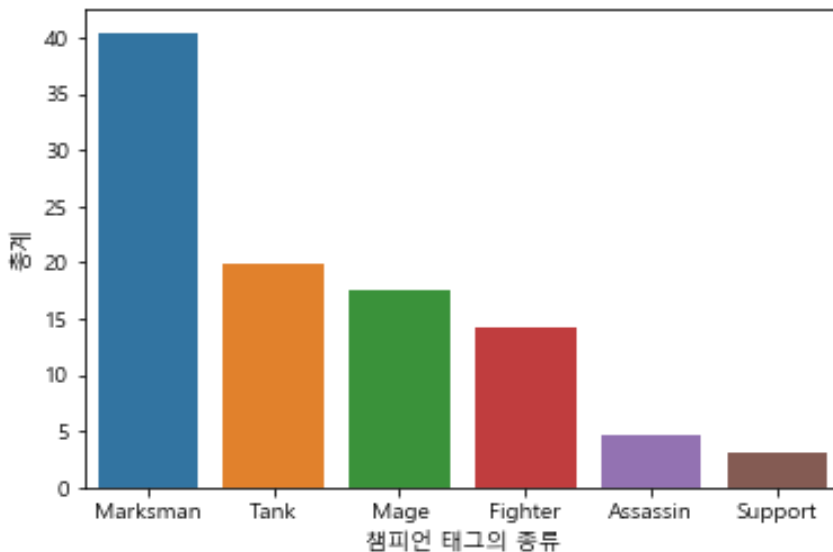
5.1.3 하이라이트 구간 추출

본 실험에서는 분류기 모델의 성능 향상과 모델 학습 시간을 줄이기 위해 변수 선택을 수행하였고 하이라이트 레이블의 불균형 때문에 데이터 오버샘플링 기법을 사용하였으며 하이퍼 파라미터 최적화를 하였다.

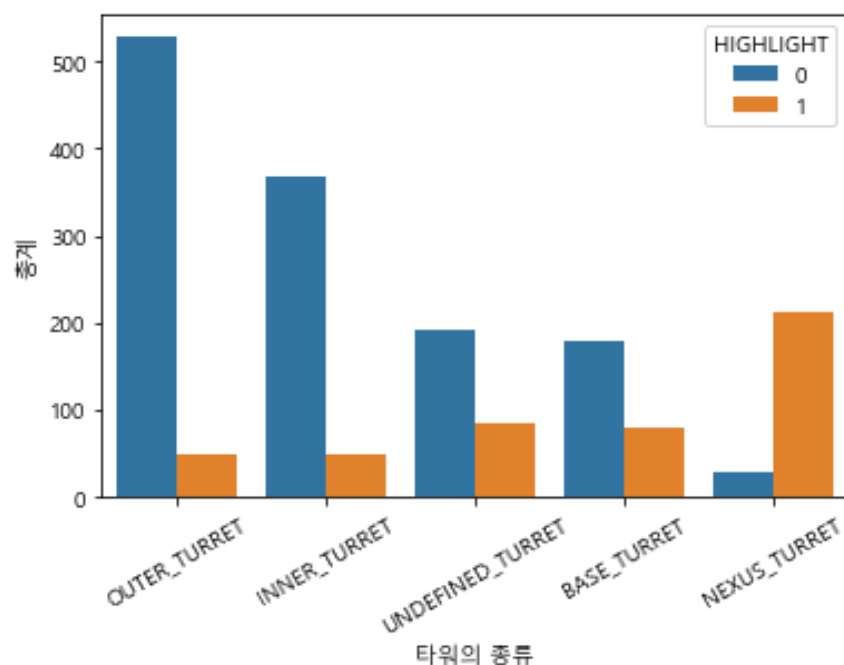
분류기 모델의 분류 성능을 정확히 비교하고, 최종 선택된 분류기 모델의 성능을 확인하기 위해 데이터셋 분할을 실시하였다. 우선 전체 119개 경기 데이터셋에서 유저 스터디에 사용될 13개 경기를 제외하였다. 나머지 106개 경기 데이터셋은 9:1 비율로 훈련 데이터셋 95개와 테스트 데이터셋 11개로 나누었다. 테스트 데이터셋 11개는 최종 선택된 분류기의 성능을 확인하기 위해 쓰였다. 95개의 훈련 데이터셋을 다시 8:2 비율로 훈련 데이터셋 76개와 검증 데이터셋 19개로 나누었다. 검증 데이터셋은 훈련 데이터셋으로 학습된 여러 종류의 분류기들의 성능을 비교하기 위해 쓰였다.

우선, 변수 선택을 하기 위해 탐색적 데이터 분석(Exploratory data analysis)을 진행하였다. 데이터 분석 결과 챔피언 킬 이벤트는 전부 하이라이트 구간에 포함되어 있었다. 이는 하이라이트를 분류하는 데 챔피언 킬 이벤트가 아주 높은 변수의 중요도를 가질 것임을 가리킨다. 이러한 챔피언 킬 이벤트의 6개의 챔피언 태그는 [그림 7]과 같다. 또한, 5가지 타워의 종류 중 넥서스 앞 터렛이 파괴된 이벤트만 하이라이트 아닌 구간에 포함되는 경우보다 하이라이트 구간에 포함되는 경우가 약 7.28배 더 많았다. 다른 종류의 터렛이 파괴되는 이벤트는 하

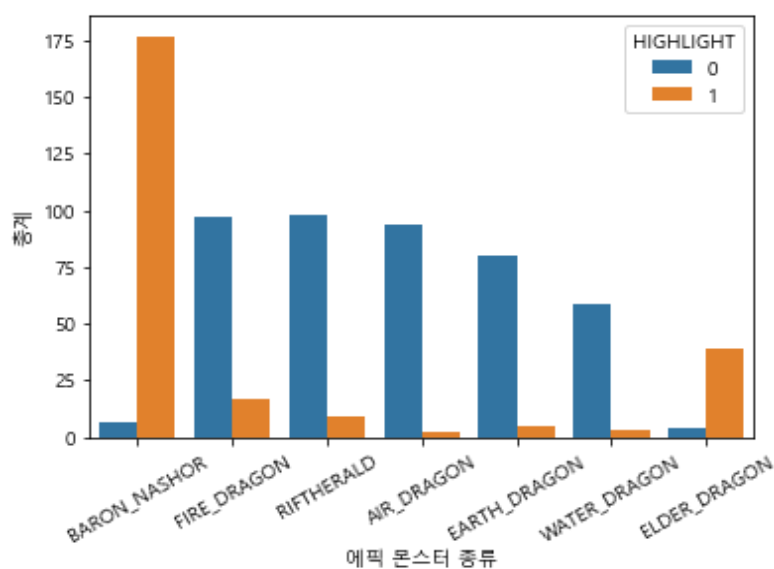
하이라이트가 아닌 구간에 포함되는 경우가 더 많았다. 하이라이트 여부에 따라 나뉜 타워 종류별 파괴된 수는 [그림 8]과 같다. 에픽 몬스터 킬 이벤트의 경우 7 종류의 에픽 몬스터 중 바론과 엘더 드래곤을 처치하는 이벤트만 하이라이트 아닌 구간에 포함되는 경우보다 하이라이트 구간에 포함되는 경우가 각각 약 25.29배 9.75배 높았다. 나머지 에픽 몬스터 킬 이벤트는 하이라이트가 아닌 구간에 포함되는 경우가 더 많았다. 하이라이트 여부에 따라 나뉜 에픽 몬스터 종류별 처치 수는 [그림 9]와 같다. 경과 시간 변수의 경우 하이라이트 구간의 중앙값, 제1 사분위수, 제3 사분위수가 하이라이트 아닌 구간의 중앙값, 제1 사분위수, 제3 사분위수보다 높은 값을 지녔다. 이는 하이라이트가 주로 하이라이트가 아닌 구간들 보다는 시간 상으로 나중에 나타나는 경향을 지녔다는 것을 암시한다. 이에 해당하는 상자 그림은 [그림 10]과 같다.



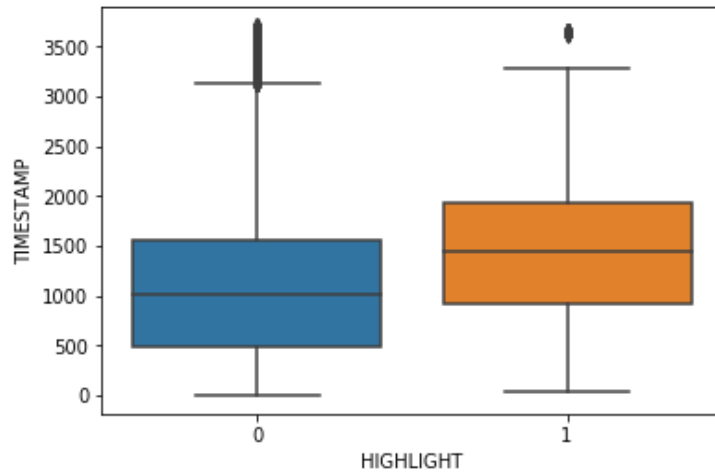
[그림 7] 챔피언 태그의 비율



[그림 8] 하이라이트 여부에 따라 나뉜 타워 종류별 파괴된 수



[그림 9] 하이라이트 여부에 따라 나뉜 에픽 몬스터 종류별 처치된 수



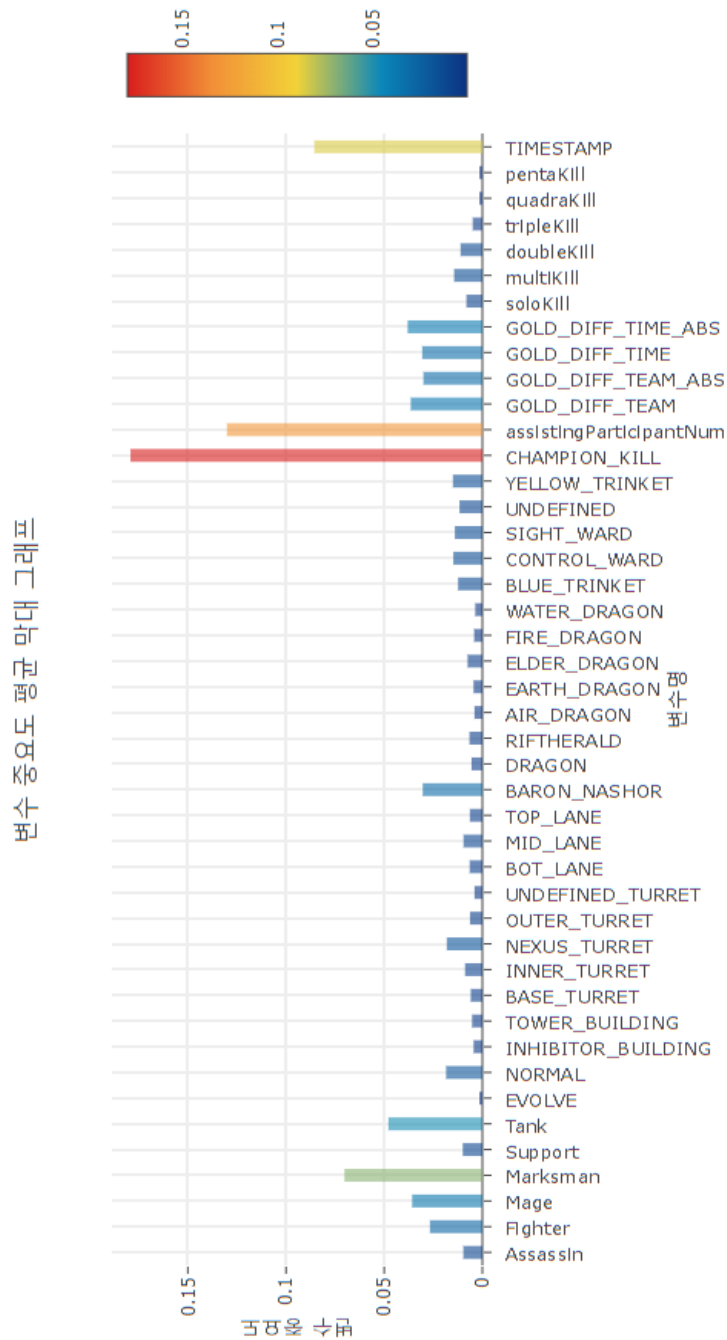
[그림 10] 하이라이트 여부에 따라 나뉜 경과 시간의 상자 그림

그 후, 변수의 중요도를 확인하기 위해 랜덤 포레스트 분류기, 엑스트라 트리 분류기, 에이다부스트 분류기, 그래디언트 부스팅 결정 트리로 각 행이 하이라이트에 해당하는지 분류하는 분류기를 훈련시켜서 각각의 변수 중요도를 도출하였다. 각각의 분류기에서 도출된 변수의 중요도의 평균을 구하였다. 각 변수의 중요도는 [그림 11]과 같다. 여러 변수 중 CHAMPION_KILL과 assistingParticipantNum의 중요도가 다른 변수들에 비해 눈에 띄게 높은 것을 확인할 수 있다. 데이터 분석 결과에서 챔피언 킬 이벤트는 모두 하이라이트에 포함되어 있다는 것을 확인한 것과 같은 맥락으로, 이는 킬에 관련된 변수들이 하이라이트를 구별하는 데 중요한 역할을 한다는 것을 의미한다.

데이터 분석 결과와 변수의 중요도, 도메인 지식을 종합하여 총 12개의 변수를 선택하였다. 선택한 변수는 다음과 같다: CHAMPION_KILL, assistingParticipantNum, TIMESTAMP, Marksman, Mage, Fighter, GOLD_DIFF_TEAM, GOLD_DIFF_TEAM_ABS, BARON_NASHOR, ELDER_DRAGON, NORMAL, NEXUS_TURRET.

각 경기의 하이라이트 비율은 수집된 데이터에서 평균 약 11% 정도를 차

지한다. 이러한 데이터 불균형을 맞추기 위해 분류기 훈련 시 데이터 오버샘플링 기법을 사용하였다. 오버샘플링 기법은 SMOTE[53]를 사용하였다.



[그림 11] 각 변수 중요도의 평균

본 실험에서는 분류 모델을 선택하기 위해 76개의 훈련 데이터셋에 대하여 로지스틱 회귀, k-최근접 이웃 알고리즘, 그래디언트 부스팅 결정 트리를 사용하여 분류기를 학습시켜보았다. 분류기의 하이퍼 파라미터는 HyperOpt 라이브러리에서 제공하는 TPE[54]라는 베이지안 하이퍼 파라미터 최적화 기법을 사용하여 최적화하였다. 19개의 검증 데이터셋에 대한 F-점수는 [표 9]와 같다. 가장 F-점수가 높은 로지스틱 회귀를 최종 분류기로 결정하였으며 결정된 하이퍼 파라미터로 훈련 데이터셋 95개 경기로 다시 훈련하여, 11개의 테스트 데이터셋에 대한 F-점수 0.823를 얻었다.

[표 9] 각 분류기의 F-점수

분류기	F-점수
로지스틱 회귀	0.823
k-최근접 이웃	0.691
그래디언트 부스팅 결정 트리	0.679
랜덤 분류기	0.160

그 후, 변경된 점에 따른 성능 변화를 확인하기 위해, 변경된 점을 바꿔가며 95개 경기의 10-묶음 교차 검증법 F-점수를 확인해보았다. 분류기는 하이퍼 파라미터가 최적화된 로지스틱 회귀를 사용하였고 변수, 슬라이딩 윈도우 종류, 데이터 리샘플링 여부에 대해 확인해볼 한 가지 요소를 제외한 나머지 요소는 고정하고 점수를 확인하였다. 데이터 리샘플링을 하는 것이 정밀도는 낮았지만 재현율과 F-점수를 크게 높였고 나머지 변수 변경, 슬라이딩 윈도우 변경은 정밀도, 재현율, F-점수에 큰 변화를 주지 못했다. 변경된 점에 따른 F-점수는 [표 10]과 같다.

[표 10] 변경된 점에 따른 성능 변화

	기준			변경된 점		
	정밀도	재현율	F-점수	정밀도	재현율	F-점수
개선점				0.93	0.60	0.73
변수 추가 (44개)	0.93	0.59	0.72			
변수 선택 (12개)				0.93	0.56	0.69
슬라이딩 윈 도우 변경				0.96	0.59	0.73
데이터 리샘플링				0.85	0.80	0.83

5.1.4 하이라이트 구간 중요도 순위 결정

제한된 하이라이트 영상의 길이에서, 여러 하이라이트 구간들 중 상대적으로 중요한 장면들을 우선시하여 영상에 포함시키기 위해 하이라이트 구간의 중요도의 순위를 결정하였다. 추출된 각각의 하이라이트 구간들의 중요도를 정하기 위해 분류기의 신뢰 점수(confidence score)를 사용하였다. 분류기의 신뢰 점수란 특정 입력값들이 입력되었을 때, 입력된 값의 레이블로 예측할 수 있는 상대적인 점수를 의미한다. 예를 들어, SVM을 통해 1과 0으로 분류하는 이진 분류 문제가 있다고 해보자, 첫 번째 입력값이 1로 분류될 신뢰 점수가 50이고 두 번째 입력값이 1로 분류될 신뢰 점수가 60이라고 한다면, 두 번째 입력값이 첫 번째 입력값보다 분류기가 1로 분류하기에 더 신뢰할 만한 것이다. 즉, 본 연구의 경우 신뢰 점수가 높을수록 하이라이트 분류기가 더욱 하이라이트라고 신뢰하는 것인데, 하이라이트 영상에서는 더 확실하게 하이라이트라고 생각되는 구간을 먼저 보여줘야 한다고 판단하여, 이를 중요도의 척도로 정하였다. 각 구간의 신뢰 점수를 구하기 위해서 우선 분류기에서 하이라이트 구간의 각 행의 신뢰 점수를 구했다. 그 후, 각 구간의 신뢰 점수의 평균을 구하여 하이라이트 구간의 중요도를 결정하였다. 결정된 각 하이라이트 구간의 중요도를 내림차순으로 정렬하여, 제한된 영상의 길이에서 중요한 구간부터 포함시켰고, 영상에서 보여줄 구간들이 정해지면 이를 다시 시간순으로 정렬하여 하이라이트 영상을 구성하였다.

5.1.5 선호 반영

실험 1의 유저 스터디에서 도출된 ‘선호가 반영된 영상에서는 특정한 상황을 보여줘야 한다’는 결과에 따라 선호가 반영된 영상에서 특정한 상황을 보여

주고자 하였다. 최근 객관적 해설과 한 팀에 옹호적인 편파적 해설 같은 해설의 유형에 따라 시청 만족도가 달라진다는 연구가 진행되어왔다[55]. 또한, 개인화 요소 중 하나로 특정 팀에 편향된 기사를 자동으로 생성하는 개인화를 진행한 연구에서는 뉴스를 읽은 독자들이 개인화된 기사의 가치를 개인화되지 않은 기사와 다르게 인식한다고 하였다[46]. 그리하여 본 실험에서는 편향된 하이라이트에 대한 시청 경험을 탐구하기 위해 선호 조건을 팀으로 결정하고 특정 팀의 팬들을 위한 편향된 하이라이트 영상을 제공하였다. 특정 팀의 팬들을 위한 편향된 하이라이트는 특정 팀이 우세한 전투를 펼친 상황을 보여주는 하이라이트 구간만 기존 모든 하이라이트 구간에서 선별하여 구성하였다. 하이라이트 구간에서 우세한 전투를 펼쳤는지 판단하는 기준은 특정 팀의 킬 수가 상대 팀의 킬 수를 초과하는 지로 결정하였다.

5.1.6 하이라이트 영상 생성

하이라이트 영상은 주어진 선호 조건에 부합하는 하이라이트 구간들의 시간에 해당하는 영상 구간들을 전체 경기 영상에서 잘라내어 하나의 동영상으로 연결해준다. 여러 경기에서 하이라이트를 뽑는 경우 경기가 달라질 때, 다음 경기가 어떤 경기인지 알려주는 장면을 넣었다. 또한 영상의 시간을 제한해서 중요한 구간 위주로 시간 순서대로 구성하였다. 하이라이트 구간과 구간 사이에는 0.5초의 페이드아웃, 0.5초의 페이드인 효과를 적용하였다.

제 2 절 자동 생성된 하이라이트에 대한 사용자 경험

자동 생성된 하이라이트에 관한 사용자 경험을 평가하기 위해, 일련의 영상을 시청하고, 설문조사와 반구조화된 인터뷰를 포함하는 유저 스터디를 디자인하였다.

5.2.1 참가자

우리는 실험 참가자 포스터 부착을 통해 참가자를 모집하였다. 우리는 18명의 참가자를 모집하였다. 참가자들은 남자 18명으로 구성되었으며, 평균 나이는 26.56세이다. 참가자들은 최소 2시간 이상 리그 오브 레전드 게임을 플레이해왔으며 이스포츠 경기를 시청한 경험이 있었다. 실험 전, 우리는 참가자들에게 실험의 목적과 절차를 설명해주었다. 실험은 1시간 정도 진행되었으며 각 참가자는 10,000원 상당의 참가비를 받았다.

5.2.2 실험 조건과 절차

실험을 위해, 우리는 세 종류의 영상을 제작하였다. (1) 유튜브 채널에 올라온 전문가가 결정한 하이라이트 시간으로 제작된 하이라이트 영상, (2) 기계학습 분류기가 예측한 하이라이트 시간으로 제작된 하이라이트 영상, (3) 기계학습 분류기가 하이라이트 시간을 예측하고 선호가 반영된 하이라이트 영상. 하이라이트 영상이 제작될 경기는 2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십 결승, 4강, 8강으로 결정하였다. 실험 전, 각각의 경기마다 모든 종류의 영상을 생성해 두었다. 자동 생성된 하이라이트 영상들은 전문가가 제작한 하이라이트 영상 시간을 넘기지 않게 중요도에 따라 내림차순으로 정렬되고 시간순으

로 배열되어 생성되었다. 실험은 피험자 내 설계로 디자인되어서 참가자들은 세 종류의 하이라이트 영상을 모두 시청하였다. 순서에 의한 편향을 줄이기 위해 경기의 순서는 고정하고 영상의 종류의 순서는 랜덤화하였다. 경기 순서는 8강, 4강, 결승 순서대로 정하였다. 실험 세트의 구성은 [표 11]과 같다.

[표 11] 실험 세트의 구성

	영상 1: 8강	영상 2: 4강	영상 3: 결승
세트 1	전문가	모델	선호 반영
세트 2	전문가	선호 반영	모델
세트 3	모델	전문가	선호 반영
세트 4	모델	선호 반영	전문가
세트 5	선호 반영	전문가	모델
세트 6	선호 반영	모델	전문가

실험은 컴퓨터 스크린이나 컴퓨터와 연결된 스크린이 있는 환경에서 진행되었다. 참가자는 영상을 컴퓨터 스크린이나 연결된 스크린을 통해 시청하게 된다. 우선 참가자들은 실험의 진행과정에 관한 안내를 받고 인구통계정보를 입력하였다. 그 후, 참가자들은 주어진 영상 시청 순서에 따라 영상을 시청하였다. 전문가 영상과 모델 영상의 경우 어떤 종류의 영상인지 알려주지 않았으며 선호가 반영된 영상의 경우 어떠한 조건에 따라 필터링 된 영상이라는 것을 알려주었다. 각각의 영상을 시청한 후, 참가자에게 각 영상에 대한 설문 조사와 짧은 인터뷰를 진행하였다. 모든 영상 시청이 끝난 후 최종 인터뷰를 진

행하였다. 전체적인 실험 절차는 [그림 12]와 같다.



[그림 12] 실험 절차

5.2.3 설문과 인터뷰

우리는 자동으로 생성된 하이라이트 영상의 질에 관한 사용자 경험을 양적으로 평가하기 위해 설문조사를 실시했다. 설문 문항은 기존의 영상 요약 연구의 영상의 질에 대한 5개 문항과 선호가 반영된 영상을 평가하기 위해 1개 문항을 추가하여 구성하였다[56]. 설문 문항은 다음과 같다: 1) 간결함 2) 키포인트 3) 일관성 4) 전체 영상 생략 가능 5) 만족도 6) 포함. 간결함은 하이라이트가 필요 없는 장면 없이 핵심만 포함하는지 평가하는 문항, 키포인트는 하이라이트에 나와야 할 장면들을 다 포함하는지 평가하는 문항, 일관성은 하이라이트의 맥락, 화면 전환, 흐름이 일관성 있는지 평가하는 문항, 전체 영상 생략 가능은 하이라이트를 보고 전체 영상을 생략해도 되는지를 평가하는 문항, 포함은 하이라이트에 보고 싶었던 장면을 다 포함하는지 평가하는 문항, 만족도는 하이라이트를 보고 나서의 종합적인 만족도를 평가하는 문항이다. 응답은 1점(전혀 동의하지 않는다)부터 7점(매우 동의한다)까지의 7점 리커트 척도(Likert scale) 상에서 이루어졌다.

각각의 영상을 시청하고 시청한 영상에 관한 인터뷰를 실시하였으며, 모든 영상을 시청한 후, 반구조화된 인터뷰를 실시하였다. 인터뷰를 시작하기 전, 시청한 각 영상의 종류를 알려주고 최종 인터뷰에서 하이라이트 영상 자동 생성과 선호 반영에 관한 전반적인 인상을 말하도록 하였다. 모든 인터뷰는 녹음되었다.

5.2.4 분석 방법

5.2.4.1 정량 분석 방법

양적 분석에서는 각 영상 간에 유의한 차이가 있는지 검정하고 그러한 차이가 설명될 수 있는 방법을 확인하는 데 목적을 두었다. 모든 참가자들이 세 종류의 영상을 보았기에, 우리는 반복 측정 일원 분산분석(one-way ANOVA with repeated measure)을 사용하여 설문 조사 결과를 분석하고 대응 표본 t-검정(paired samples t-test)을 통해 사후검증을 실시하였다. 실험 영상의 각 경기의 내용 같은 내재적 속성까지는 완전히 통제할 수 없기에, 이 같은 효과를 상쇄시키기 위해 분석 전 각 경기가 받은 항목당 점수를 사용하여 모든 데이터를 평균 중심화(mean centering) 했다.

5.2.4.2 정성 분석 방법

인터뷰를 전사하여 질적 데이터를 얻었고 근거 이론 기법을 사용하여 분석하였다[52]. 실험 1의 정성 분석에서 도출되지 않은 사용자 경험들을 초점으로 삼아 분석을 진행했다. 분석은 세 단계로 진행되었다. 첫 번째 단계에서 개방 코딩(Open coding)을 통하여 전사된 인터뷰에 대한 현상을 발견하고 유형화시켜 53개의 개념을 도출하였다. 두 번째 단계로 도출된 53개의 개념에 범주화 작업을 하여 5개의 하위 범주를 도출하였다. 마지막 단계로 도출된 5개의 하위 범주를

2개의 상위 범주로 통합하였다.

5.2.5 분석 결과

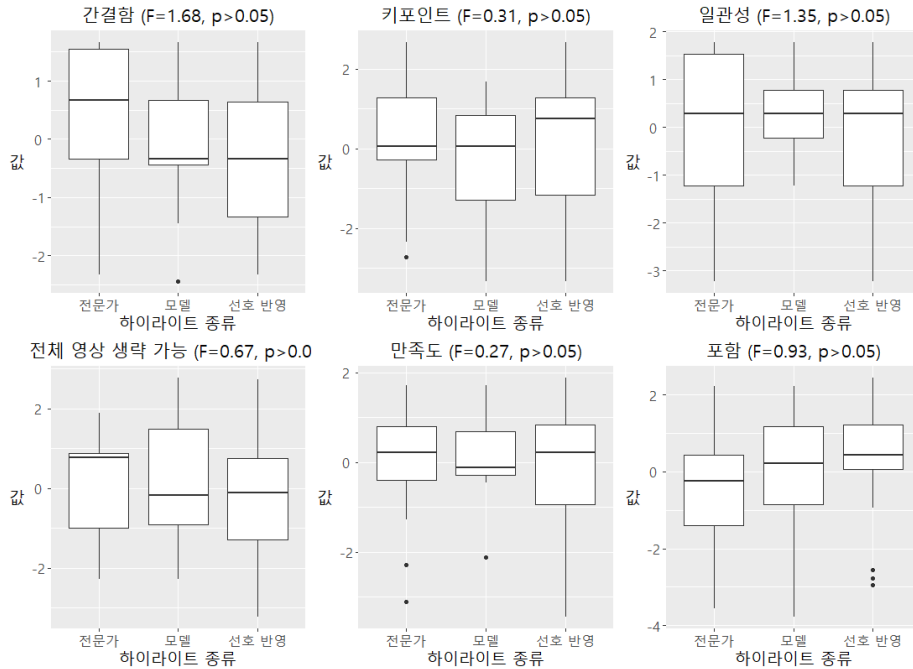
5.2.5.1 정량 분석 결과

20명의 설문조사 결과에 대해 반복 측정 일원 분산분석을 실시한 결과, 하이라이트 영상의 종류에 따라 모든 설문 문항에서 모두 통계적으로 유의미한 차이가 나타나지 않았다. 이는 세 종류의 영상 모두 영상의 질에서 차이가 있지 않았다는 것을 의미한다. 하이라이트 종류에 따른 각 설문 문항의 점수의 평균은 [표 12]에 표기하였고, F 통계량과 p-값은 [그림 13]에 표기하였다.

[표 12] 평균 중심화 이후 하이라이트 종류에 따른 각 설문 문항 점수의 평균

(괄호 안은 표준편차)

	전문가	모델	선호 반영
간결함	0.35 (1.20)	-0.09 (1.11)	-0.26 (1.31)
키포인트	0.15 (1.47)	-0.19 (1.38)	0.04 (1.74)
일관성	-0.06 (1.69)	0.33 (0.92)	-0.28 (1.66)
전체 영상 생략 가능	0.13 (1.30)	0.19 (1.36)	-0.32 (1.68)
만족도	-0.06 (1.26)	0.17(0.89)	-0.11 (1.38)
포함	-0.32 (1.51)	0.02 (1.56)	0.30 (1.66)



[그림 13] 각 설문 문항 점수의 상자 그림 및 F 통계량과 p-값

5.2.5.2 정성 분석 결과

정성 분석에서는 설문 조사 결과에서는 드러나지 않는, 세 종류의 하이라이트 영상을 시청한 참가자들의 경험에 관해 조사하고자 했다. 근거 이론에 기반한 분석 결과 2개의 상위 범주를 도출할 수 있었다. 참가자들은 경기에 대한 하이라이트 영상은 하이라이트 장면들을 경기의 전체 시간에 고르게 보여줘야 하며 선호가 반영된 하이라이트 영상은 시청 목적이 다르다고 하였다.

(1) 경기의 전체 시간에 고르게 하이라이트 장면들을 보여줘야 함

참가자들은 초반, 중반, 후반 모두 하이라이트 장면들을 보기를 원했다. 모델 하이라이트의 경우 경기 초반부의 하이라이트 장면들의 중요도가 낮게 부여되어 초반부 장면들이 포함되어 있지 않았다. 이로 인해 아쉬움을 표하는 참가자들이 있었다. P15는 “중후반까지 경기가 흘러가서 그런 건지 모르겠지만 초반

장면들은 거의 없더라고요 라인전 단계에서 서로 슛킬 나오거나 퍼블 나오는 것도 전체적인 게임 진행에서 중요한 요소라고 생각을 하는데 그런 장면들이 빠진 게 아쉬웠습니다. “라며 초반에 나올 수 있는 장면들의 중요성을 말했다.

또한, 하이라이트 구간 사이에 시간 간격이 많이 벌어지면 그 사이에 어떠한 장면들이 있는데 안 나온 건지, 없어서 안 나온 건지 혼란스러워했다. P16은 “한타와 한타 사이에 텅이 좀 긴 것들은 흐름이 안 이어지는 느낌 너무 뽕 뽕 경우에는 그 사이에 무슨 일이 있었는지”라며 장면 간 시간 간격이 중요하다고 의견을 표했다.

(2) 선호가 반영된 하이라이트 영상은 시청 목적이 다름

참가자들은 선호가 반영된 하이라이트 영상은 선호가 반영되지 않은 일반 하이라이트 영상과는 시청 목적이 다르다고 말했다. 참가자들은 각 경기의 선호가 반영된 하이라이트를 보는 것과 여러 경기에서 특정 상황을 모아서 보려고 선호를 반영하는 두 목적을 언급했다.

각 경기의 선호가 반영된 하이라이트를 보는 경우, 일반 경기 하이라이트와 유사하지만 자신이 설정한 기준에 따라 다르게 보여주기를 원했다. P05는 “하이라이트 뽑을 때 사람들이 하이라이트들 뽑는 기준을 설정할 수 있게 하면 자기 입맛에 맞는 하이라이트를 뽑을 수 있지 않을까? 예를 들어 난 한타가 중요해, 난 센스 플레이가 중요해.. 같이”라며 설정 기준에 따라 하이라이트를 다르게 보고 싶어 했다. 또한, 선호가 반영된 영상이라도 흐름은 보여주기를 원했다. P12는 “아무래도 개인화(선호가 반영된)이다 보니까 같은 영상 시간에 비해 그 팀의 슈퍼 플레이 같은 걸 최대한 많이 담을 수 있었고 단점으로는 상대방이 그 걸 받아치는 것도 있었을 텐데.. 팬 이어도 상대가 잘한 걸 어떻게 받아쳤는지 그런 걸 보고 싶어서 상대가 다른 장면도 적당히 넣었으면 좋았을 텐데 이런 생각도 들어요”라며 본 실험에서 특정 팀이 우세한 상황을 펼쳤던 장면만 보여주

는 영상의 아쉬움을 표하며 경기의 흐름도 보여주기를 원했다. 또한 선호 대상으로 정한 팀의 경기 승패 여부에 따라 시청 경험의 차이를 보여줬다. 팀이 이기는 경기의 경우 우세한 상황을 펼쳤던 장면이 나오고 경기를 이기는 결과와 나와 만족스럽게 시청하였지만 지는 경기의 경우 우세한 상황을 펼쳤던 장면들이 나오다가 경기를 지는 결과가 나와 어색하다고 평가하였다. P01은 “*좋아하는 팀에 대한 영상인데 지는 걸 가지고 좋아하는 팀이 활약한 부분들을 찾으려다 보니까 그 부분이 많이 없기도 하고 어쩔 수 없이 넥서스 빠개지고 장면도 나오고 그래서 영상 전체 맥락을 잡기가 어려웠던 것 같아요*”라며 지는 경기의 선호가 반영된 하이라이트 영상의 아쉬움을 표했다.

또 다른 목적으로 여러 경기에서 특정 상황을 모아 보려고 선호를 반영하는 경우가 있었다. 이 목적에서는 경기의 흐름을 보고 싶다가보다는 슈퍼 플레이나 활약상을 보고 싶어 했다. P05는 “*개인화 영상은 팀이 잘한 순간만 뽑은 거니까 팀이 왜 졌는가에 대해서 관심 있는 사람이 있을 수가 있지 그런 부분은 담지 못해서 아쉽겠지만 이 팀이 슈퍼 플레이 이런 것을 보고 싶었던 사람한테는 알맞은 영상이 아닌가라는 생각이 들었습니다.*”라며 본 실험의 선호가 반영된 하이라이트 영상이 흐름은 알려주지 못해서 아쉽지만 슈퍼 플레이를 보기에 적합하다 평가하였다. 또한 이러한 경우 여러 경기에 적용해서 보기를 원했다. P18은 “*개인화 영상은 잘 활약한 장면을 움짤 잘라냈는데 그런 걸 두 개 세 개 모아 놓은 느낌. 경기 하이라이트라고 보기는 그렇지만 그 팀의 하이라이트로는 볼 수 있지 않나? 여러 경기를 보아서 올해 하이라이트 이런 식으로 만드는 건 좋은 거 같은데 한 경기 하이라이트는 조금 아쉬운 느낌입니다.*”라며 여러 경기를 모아 올해의 하이라이트 같은 활약상 모음집을 보기에 선호가 반영된 영상이 좋을 것 같다는 의견을 표했다.

제 6 장 논의

제 1 절 논의

두 차례의 실험을 통해 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법을 제시하고 제시한 방법으로 자동 생성된 영상들에 대한 사용자 경험을 탐구하는 과정을 거쳤다. 첫 번째 실험에서는 한 경기의 하이라이트를 추출하고 선호를 반영하는 방법을 제시하고 제시한 방법으로 생성된 영상에 대한 사용자 경험을 탐구했다. 그 후, 두 번째 실험에서는 첫 번째 실험에서 도출된 사용자 경험을 토대로 하이라이트 추출 방법을 분류기 성능 향상, 하이라이트 구간에 중요도 부여, 특정 상황을 주제로 필터링, 여러 경기에서 하이라이트 추출이라는 네 가지 방법으로 개선했다. 개선된 방법을 통해 만든 영상으로 사용자 경험을 다시 조사하였다.

본 연구에서 제시한 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법은 여러 시사점을 제시한다. 우선, 게임 내부의 데이터인 게임 로그 데이터만 사용하여 하이라이트를 추출하는 방법을 제안하여 이를 통해 생성한 하이라이트가 전문가가 제작한 하이라이트와 질의 차이가 있지 않음을 확인하였고, 이는 개인 플레이어, 개인 방송인, 이스포츠 관계자들에게 활용될 수 있음을 보여준다. 개인 플레이어들은 본인이 플레이했던 경기의 하이라이트 영상을 생성하여 실력 향상을 하고 친구들에게 자랑하며 사회적 용도로 활용할 수 있을 것이다. 또한, 스트리머 같은 개인 방송인들도 전문 편집자에게 맡기기 전 본인의 하이라이트를 초벌 하는 용도로 활용할 수 있을 것이고 자동으로 생성된 하이라이트를 해설하는 방송 콘텐츠로 활용할 수 있을 것이다. 또한 선호를 반영할 수 있기 때문에 전문 편집자가 제작하여 제공하지 않더라도 보고 싶은 하이라이트 장면들만 모아서 볼 수

있을 것이다. 또한 이스포츠 관계자들은 전문적인 하이라이트 영상 제작자들의 고용을 줄여 경비를 절감하고, 본 연구에서 제시한 하이라이트 자동 생성 방법을 사용하여 메이저 이스포츠 대회 경기들뿐만 아니라 마이너 이스포츠 대회의 경기들의 하이라이트도 생성할 수 있게 될 것이다.

하이라이트 분류기의 성능을 개선할 때, 정밀도(precision)와 재현율(recall) 간의 균형을 유지하며 F-점수가 높아지도록 개선하면 사용자 경험을 향상시킬 수 있을 것이다. 분류기를 개선할 때 정밀도만 높게 개선이 이루어져도 안 되고 재현율만 높게 개선이 이루어져도 안 된다. 정밀도가 높게 정밀도 우선으로 개선이 된다면, 개선된 분류기는 하이라이트 구간의 앞뒤 맥락을 전혀 보여주지 않고, 흥미로운 상황이 시작된 후 보여주기 시작하며 상황이 완전히 종료되기 전에 다음 구간으로 넘어가는 경향을 보인다. 실험 1에서 도출되었듯이, 앞뒤 맥락을 제공해주지 않는 것은 시청 경험을 상당히 저하하기 때문에 정밀도 우선으로 개선이 되면 안 된다. 반대로 재현율 우선으로 개선이 된다면 앞뒤 맥락은 충분히 보여주지만 불필요하다고 느껴질 정도로 앞뒤 상황을 길게 보여주는 경향을 보인다. 이 또한 실험 1에서 보았듯이, 불필요한 장면의 존재는 하이라이트 시청 경험에 안 좋은 영향을 미친다. 이러한 점들을 고려하여 실험 2에서는 정밀도와 재현율 간의 균형을 유지하며 F-점수가 높아지도록 개선하여 하이라이트의 질에 대한 사용자 경험을 향상시킬 수 있었다. 그렇게 때문에 하이라이트 분류기는 정밀도와 재현율 간의 균형을 유지하며 F-점수를 높이도록 개선되어야 한다.

더 자세한 정보를 지닌 데이터가 있다면 더 세밀한 분류와 선호를 반영하는 것이 가능해질 것이다. 본 실험에서는 리그 오브 레전드 2017 월드 챔피언십 경기들의 로그 데이터를 사용하여 하이라이트를 추출하였다. 사용된 로그 데이터가 가지고 있는 정보는 이벤트 정보이고, 이를 통해 전문가가 제작한 하이라

이트와 질의 차이가 없는 하이라이트를 생성하는 방법을 제안했다. 하지만 실험 결과로 도출된, 사용자들이 원했던 특수한 상황을 보여주는 필터링을 하기에는 정보가 부족하다. 중요한 이벤트 정보뿐만 아니라, 게임에서 로그로 쌓이는 플레이어들의 이동 로그, 스킬 사용 로그, 공격 로그 같은 좀 더 세부적인 로그가 있다면 좀 더 세밀한 하이라이트 분류와 사용자들이 원하는 선호를 반영하여 사용자 경험을 향상시킬 수 있을 것으로 보인다. 또한 로그 데이터뿐만 아니라 이미지 프로세싱 기법들을 사용하여 영상에서도 프레임별로 추가적인 정보를 추출할 수 있다면, 이 또한 세밀한 분류를 가능하게 하고 더 정확하게 선호를 반영할 수 있게 할 것이다.

경기의 흐름을 보여주는 하이라이트 구간과 일반적으로 발생하지 않는 상황이 나타나는 하이라이트 구간의 중요도를 높이는 방법이 필요하다. 실험을 진행했을 때, 역전의 발판이 되는 구간이나 승리를 굳히는 구간 같은 경기의 흐름을 파악하는데 중요한 구간이 하이라이트에 포함된 경우나 일반적으로 발생하지 않는 상황이 보이는 구간이 하이라이트에 포함된 경우 참가자들은 해당 하이라이트 영상의 질을 높게 평가하는 경향을 보였다. 따라서 경기의 흐름에 중요한 영향을 끼치는 구간이거나 일반적으로 발생하지 않는 상황을 보여주는 구간이라면, 해당 구간의 중요도를 높이는 방법을 고려해야 할 것이다.

또한, 편향된 하이라이트라도 흐름은 반드시 보여줘야 한다. 실험 2에서 편향된 하이라이트의 경우 해당 팀 팬 입장에서 보여주는 것이라도 그 팀이 이기는데 상대팀이 어떤 실수를 했는지, 그 팀이 지는데 그 팀이 어떤 실수를 하고 상대팀이 어떤 활약을 보였는지에 대한 장면들도 보여주기를 원했다. 이는 편향된 하이라이트라도 흐름은 반드시 보여주기를 원한다는 것을 암시하는 것으로 보인다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 하이라이트 추출 가이드라인을 제시한다.

디자인 가이드라인: 경기 흐름과 일반적으로 나오지 않는 장면을 제공

본 연구에서 탐구한 자동 생성된 하이라이트에 대한 사용자 경험도 여러 시사점을 제시한다. 우선, 자동 생성된 하이라이트는 적당한 앞뒤 맥락을 제공해야 한다. 실험 1에서는 자동 생성된 하이라이트 영상들이 전문가 하이라이트 영상에 비해 영상의 자연스러움과 만족도가 상대적으로 낮았고, 실험 2에서는 자동 생성된 하이라이트 영상들이 전문가 하이라이트 영상들과 질의 차이가 없었다. 이러한 실험 1과 실험 2의 하이라이트 질의 차이의 원인이 무엇인지 살펴본다면, 우선 실험 1에서 생성된 하이라이트들에서는 이벤트가 진행되다가 다른 하이라이트 구간으로 넘어가는 경우가 일부 존재한다. 이로 인해 실험 1의 설문 결과의 자동 생성된 하이라이트 영상의 자연스러움과 만족도 평가가 낮아진 것으로 추정된다. 하이라이트 영상에 포함되어야 한다고 생각하는 장면들이 포함되었다고 생각하는지를 평가하는 포함 평가가 전문가와의 차이가 없게 평가된 것은 분류기의 재현율이 정밀도보다 상대적으로 높은 탓에 생성된 영상이 앞뒤 맥락을 너무 길게 보여줘서 하이라이트 장면들을 다 포함하기 때문이라고 추정된다. 실험 2에서는 사용된 분류기의 성능이 높아져서 이러한 이벤트가 진행되다 끊기는 경우와 불필요한 장면이 사라져 자동 생성된 하이라이트의 질이 높아진 것으로 보인다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 하이라이트 추출 가이드라인을 제시한다.

디자인 가이드라인: 적당한 앞뒤 맥락을 제공

하이라이트는 전체 시간에 고르게 장면들을 보여줘야 한다. 통계적으로 유의한 차이가 발생하지는 않았지만, 게임에 대한 이해도가 높은 참가자의 경우 그렇지 않은 참가자에 비해 키포인트, 전체 영상 생략 가능 같은 설문 문항에서 자동 생성된 하이라이트를 조금 더 낮게 평가하는 경향이 있었다. 이는 경과시

간 변수 때문에 앞 부분의 하이라이트 장면들이 나오지 않았기 때문이라고 추정된다. 정성 분석 결과에서도 나왔듯이 하이라이트는 전체 시간에 고르게 장면들을 보여줘야 하고 이를 고려한 모델을 설계해야 할 것이다. 이는 다음과 같은 하이라이트 추출 가이드라인을 제시한다.

디자인 가이드라인: 전체 시간에 고르게 하이라이트 장면들을 제공

선호가 반영된 하이라이트의 경우, 사용자에게 선호 조건을 입력받아 자동 생성된 하이라이트 영상을 볼 수 있는 유저 인터페이스를 제공해야 한다. 사용자들의 시청 경험에 영향을 주는 영상의 길이, 앞뒤 맥락, 경기 흐름 제공과 다양한 장면의 균형, 특정 상황을 만족하는 장면들과 같은 요소들은 사용자가 원하는 대로 조절할 수 있어야 한다. 영상의 길이의 경우 사용자의 상황과 환경에 따라 조절하여 시청할 수 있어야 한다. 앞뒤 맥락 또한 앞뒤 맥락을 좀 더 길게 보고 싶은 사용자와 앞뒤 맥락을 짧게 중요한 장면만 보고 싶은 사용자를 모두 만족시킬 수 있도록 조절 가능하게 해야 한다. 경기 흐름 제공과 다양한 장면의 균형 또한 아직 경기를 시청하지 않았다면 경기 흐름을 제공하는데 중점을 두어야 할 것이고, 이미 경기를 시청했고 다시 보는 목적이라면 다양한 장면에 중점을 두어야 할 것이다. 특정 상황과 같은 경우 사용자가 원하는 상황이 개개인마다 매우 다양할 수 있기 때문에, 가능한 선호 조건들을 모두 제공함으로써 사용자 경험을 향상시킬 수 있을 것이다. 이는 다음과 같은 하이라이트 추출 가이드라인을 제시한다.

디자인 가이드라인: 선호가 반영된 하이라이트 영상 자동 생성 유저 인터페이스 제공

제 2 절 연구의 시사점

본 연구는 게임 내부의 데이터인 게임 로그 데이터를 통해 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법을 디자인하고 제안했다는 데에 의의가 있다. 또한, 하이라이트 자동 추출 방법으로 생성한 동영상에 대한 사용자 경험을 관찰하고 하이라이트 영상 자동 추출 방법에 대한 디자인을 제안했다. 본 연구에서 진행한 자동 생성한 하이라이트 영상에 대한 유저 스터디 결과와 디자인 가이드라인이 자동으로 생성한 하이라이트 영상에 관한 사용자 경험에 대한 이해를 가능케 할 수 있다는 데에 학술적인 의의가 있다.

또한, 게임 내부 데이터만 사용하여 하이라이트를 추출함으로써 모든 경기의 하이라이트를 손쉽게 추출할 수 있게 되어, 이를 통해 게임, 인터넷 방송, 이스포츠 산업의 부가가치를 높일 수 있을 것이라는 점에서 산업적인 의의가 있다. 본 연구에서는 활발히 서비스 중인 게임에서 쌓이는 로그를 사용하여 생성한 하이라이트 영상이 전문가가 제작한 영상과 차이가 없다는 것을 확인하였다. 이는 개인들이 손쉽게 그들의 하이라이트 영상을 볼 수 있게 할 것이고, 개인들은 이를 학습, 사회적, 추억 용도로 사용하며 기존보다 게임에서 더 큰 가치를 얻을 것이다. 또한, 인터넷 방송을 하는 방송인들도 그들의 경기에서 하이라이트 영상을 쉽게 생성할 수 있게 되어, 하이라이트 영상을 더 빠르게 제작하고 업로드함으로써 시청자들을 유입시키는 효과를 얻을 수 있을 것이다. 그리고 메이저 이스포츠 리그부터 마이너 이스포츠 리그까지 전문가의 손길이 닿지 않아도, 빠르게 모든 경기의 하이라이트를 생성할 수 있게 되어 이스포츠 산업의 발전에 기여할 수 있을 것이라 기대한다. 그리하여 본 연구는 게임, 인터넷 방송, 이스포츠 산업의 부가가치를 높일 수 있을 것이라는 점에서 산업적인 의의가 있다.

제 3 절 연구의 한계점 및 향후 연구

본 연구에서 제안한 자동으로 하이라이트를 추출하는 방법과 이 방법을 사용해 생성한 영상의 질에 대한 유저 스터디 결과는 하이라이트 추출의 일반화 가능성을 높이고, 자동 생성된 하이라이트 영상에 관한 사용자 경험에 대한 이해를 가능하게 하지만, 여러 한계점을 지닌다. 먼저, 본 연구에서 사용한 데이터는 2017년 리그 오브 레전드 월드 챔피언십 경기 데이터셋이다. 특정 게임의 한정된 데이터셋을 사용했기 때문에, 다른 게임에도 이 방법이 적용 가능한지 살펴볼 수 없었다는 한계점이 있다. 또한, 사용한 로그 데이터의 타임라인 데이터는 이벤트 정보만 포함하고 있으므로 좀 더 구체적인 정보를 통한 세밀한 분류와 선호 반영이 어렵다는 한계점이 있다. 그리고 기계 학습 분류기를 사용하여 하이라이트 구간을 추출했기 때문에, 연구자가 변수를 엔지니어링 했다. 그리하여 엔지니어링 하지 못한 다른 변수가 추가되었을 때의 분류기의 성능을 확인하기는 어렵다는 한계점이 있다. 이러한 한계점들을 극복하기 위해 향후 연구에서는 다른 게임의 데이터셋에도 하이라이트 자동 추출 방법을 적용해 보고, 좀 더 구체적인 로그 데이터를 확보해서 세밀한 분류와 선호 반영을 시도하고, 심층 학습(Deep Learning) 기법을 사용하여 변수 엔지니어링 없이 하이라이트 구간을 추출해 봐야 할 것이다.

또한 유저 스터디에서 선호가 반영된 영상을 특정 팀이 우세한 상황을 보이는 장면을 보여주는 것으로 정하였기 때문에, 다르게 필터링했을 때 영상의 질에 대한 경험이 어떻게 변화하는지 알기 어렵다는 한계가 있다. 향후 연구에서는 여러 선호 조건을 입력하여 하이라이트 영상을 필터링할 수 있도록 유저 인터페이스를 설계하여 실험을 진행해야 할 것이다.

제 7 장 결론

본 연구는 기존 하이라이트 자동 추출 방식의 일반화 가능성에 대한 한계를 극복함과 동시에 자동 생성된 선호가 반영되지 않은, 선호가 반영된 하이라이트 영상의 질에 관한 사용자 경험을 조사하였다. 이를 위해 첫째, 하이라이트 영상 자동 추출 방법을 제시하였다. 기계 학습 방법을 통해 로그 데이터에서 하이라이트를 추출하고, 하이라이트 구간의 중요도를 부여했으며 입력된 선호 조건에 따라 이를 필터링하였다. 둘째, 제시한 방법을 통해 전문가가 제작한 동영상, 자동으로 생성한 하이라이트 영상, 선호가 반영된 동영상을 보여주고, 영상의 질에 관한 유저 스터디를 진행하였다.

연구 목표를 달성하기 위해, 두 번의 실험을 진행하였다. 실험 1에서는 한 경기에 대한 하이라이트를 자동으로 생성하는 방법을 제시하고, 이 방법으로 하이라이트 영상을 자동 생성해 유저 스터디를 진행하였다. 실험 2에서는 실험 1의 실험 결과를 통해 하이라이트 자동 생성 방법을 개선하고, 개선된 방법으로 하이라이트 영상을 자동 생성해 유저 스터디를 진행하였다.

[연구 문제 1: 비디오 게임의 로그 데이터를 통해 하이라이트를 어떻게 자동으로 추출해야 하는가?]는 다음과 같이 요약할 수 있다. 첫째, 경기의 하이라이트 구간은 95개 경기로 훈련하여 11개 경기에 대해 0.823의 F-점수를 가지는 분류기로 각 시간을 하이라이트인지 아닌지 분류하여 추출할 수 있다. 둘째, 하이라이트 구간의 중요도는 각 하이라이트 구간에 분류기의 신뢰 점수의 평균을 구하여 부여할 수 있다. 셋째, 추출된 하이라이트 구간들 중 특정 조건을 만족하지 않는 구간은 모두 제외하여 추출된 하이라이트를 필터링하여 선호가 반영된 하이라이트를 추출할 수 있다.

[연구 문제 2: 전문가 하이라이트 영상, 자동으로 생성된 하이라이트 영상, 자동으로 생성된 선호가 반영된 하이라이트 영상 간 하이라이트로서의 질의 차이가 있는가?]는 다음과 같이 요약할 수 있다. 0.823의 F-점수를 가지는 분류기를 통해 하이라이트 구간을 추출하여 하이라이트 영상을 생성하고, 이를 특정 팀이 우세한 상황을 보이는 구간들만 보여주도록 필터링 한 선호가 반영된 하이라이트 영상을 생성했을 때, 이렇게 자동으로 생성된 영상들과 전문가가 제작한 하이라이트 영상 간에 하이라이트로서의 질의 차이가 없었다. 또한 하이라이트 영상은 적당한 맥락과 길이, 경기 흐름, 경기 전체 시간에 걸쳐 고르게 다양한 장면을 담고 있어야 한다는 점과 선호가 반영된 하이라이트는 시청 목적에 맞게 특정 상황을 주제로 보여주어야 한다는 점을 정성 분석 결과로 도출하였다.

연구 문제 1과 연구 문제 2를 해결하면서, 선호가 반영되지 않은, 선호가 반영된 하이라이트를 자동 추출하기 위한 디자인 가이드라인을 제시했다. 디자인 가이드라인은 다음과 같다: (1) 경기 흐름과 일반적으로 나오지 않는 장면을 제공, (2) 적당한 앞뒤 맥락을 제공, (3) 전체 시간에 고르게 하이라이트 장면들을 제공, (4) 선호가 반영된 하이라이트 영상 자동 생성 유저 인터페이스 제공.

본 연구에서 제안한 하이라이트를 자동으로 추출하는 방법과 이를 통해 생성한 하이라이트 영상에 관한 사용자 경험과 디자인 가이드라인은 하이라이트 추출 방법과 사용자 경험에 대한 이해를 높이고, 산업적인 가치를 생산할 수 있을 것으로 기대된다.

제 8 장 참고문헌

- [1] Y. Song, “Real-Time Video Highlights for Yahoo Esports,” no. Lscvs 2016, pp. 1–5, 2016.
- [2] Newzoo, “Global Esports Market Report: Revenues to Jump to \$463M in 2016 as US Leads the Way | Newzoo,” *Newzoo*, 2016. [Online]. Available: <https://newzoo.com/insights/articles/global-esports-market-report-revenues-to-jump-to-463-million-in-2016-as-us-leads-the-way/>. [Accessed: 16-Mar-2018].
- [3] P. Dorsey, “‘League of Legends’ championships watched by more people than NBA Finals, World Series clinchers,” *ESPN.com*, 2014. [Online]. Available: http://www.espn.com/espn/story/_/page/instantawesome-leagueoflegends-141201/league-legends-championships-watched-more-people-nba-finals-world-series-clinchers. [Accessed: 16-Mar-2018].
- [4] D. Volner, “College Football Playoff National Championship on ESPN Delivers Largest Audience in Cable History; ESPN Streaming Record for non-World Cup Programming - ESPN MediaZone U.S.,” *ESPN.com*, 2015. [Online]. Available: <https://espnmediazone.com/us/press-releases/2015/01/college-football-playoff-national-championship-espn/>. [Accessed: 16-Mar-2018].
- [5] T. Gafford, “League of Legends 2014 World Championship Viewer Numbers (Infograph),” *GameSpot*, 2014. [Online]. Available: <https://www.gamespot.com/articles/league-of-legends-2014-world-championship-viewer-n/1100-6438540/>. [Accessed: 16-Mar-2018].
- [6] W. T. Chu and Y. C. Chou, “On broadcasted game video analysis: event

- detection, highlight detection, and highlight forecast,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 76, no. 7, pp. 9735–9758, 2017.
- [7] D. FitzGerald, “Apple Quietly Builds New Networks,” *The Wall Street Journal*, 2014.
- [8] C. Smith, “48 Amazing Twitch Stats and Facts (February 2018) | By the Numbers,” *DMR*, 2018. [Online]. Available: <https://expandedramblings.com/index.php/twitch-stats/>. [Accessed: 16-Mar-2018].
- [9] M. H. Kolekar and S. Sengupta, “EVENT-IMPORTANCE BASED CUSTOMIZED AND AUTOMATIC CRICKET HIGHLIGHT GENERATION,” in *Multimedia and Expo, 2006 IEEE International Conference on*, 2006, vol. 721302, pp. 1617–1620.
- [10] W. S. Chu, Y. Song, and A. Jaimes, “Video co-summarization: Video summarization by visual co-occurrence,” in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, vol. 07–12–June, pp. 3584–3592.
- [11] Y. Song, J. Vallmitjana, A. Stent, and A. Jaimes, “TVSum: Summarizing web videos using titles,” in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, vol. 07–12–June, pp. 5179–5187.
- [12] Y. J. Lee, J. Ghosh, and K. Grauman, “Discovering important people and objects for egocentric video summarization,” in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012, pp. 1346–1353.

- [13] Y. Rui, A. Gupta, and A. Acero, “Automatically extracting highlights for TV Baseball programs,” in *Proceedings of the eighth ACM international conference on Multimedia - MULTIMEDIA '00*, 2000, pp. 105–115.
- [14] A. Ekin, A. M. Tekalp, and R. Mehrotra, “Automatic soccer video analysis and summarization,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12, no. 7, pp. 796–807, 2003.
- [15] K. Zhang, W.-L. Chao, F. Sha, and K. Grauman, “Video Summarization with Long Short-term Memory,” *ECCV*, pp. 1–24, 2016.
- [16] D. Zhang and S.-F. Chang, “Event detection in baseball video using superimposed caption recognition,” *Proc. tenth ACM Int. Conf. Multimed. - Multimed. '02*, p. 315, 2002.
- [17] S. Video, Consumer Insights, “3 ways online video is changing what it means to be a sports fan,” *Google*, 2018. [Online]. Available: <https://www.thinkwithgoogle.com/consumer-insights/sports-fans-video-insights/>. [Accessed: 06-Jan-2019].
- [18] E. Kim and G. Lee, “개인방송에서 채팅 트래픽을 기반으로 한 하이라이트 검출 요약,” in *한국방송 미디어공학회 2017 추계학술대회*, 2017, p. 60–63 (4 pages).
- [19] C.-Y. Fu, J. Lee, M. Bansal, and A. C. Berg, “Video Highlight Prediction Using Audience Chat Reactions,” *Proc. 2017 Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process.*, pp. 972–978, 2017.
- [20] B. T. Truong and S. Venkatesh, “Video abstraction: A Systematic Review and Classification,” *ACM Trans. Multimed. Comput. Commun. Appl.*, vol. 3, no. 1, p. 3–es, 2007.
- [21] S. S. Nam and H. Kim, “영상 및 오디오 정보 분석을 이용한 스포츠

- 하이라이트 요약 장치,” in 한국멀티미디어학회 학술발표논문집, 2009, pp. 90–91.
- [22] J. Hannon, K. McCarthy, J. Lynch, and B. Smyth, “Personalized and Automatic Social Summarization of Events in Video,” in *IUI '11 Proceedings of the 16th international conference on Intelligent user interfaces*, 2011, vol. 40, no. 1, pp. 67–77.
- [23] C. Liang, C. Xu, and H. Lu, “Personalized sports video customization using content and context analysis,” *Int. J. Digit. Multimed. Broadcast.*, vol. 2010, 2010.
- [24] N. Babaguchi, Y. Kawai, T. Ogura, and T. Kitahashi, “Personalized abstraction of broadcasted American football video by highlight selection,” *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 6, no. 4, pp. 575–586, 2004.
- [25] A. Jaimes, T. Echigo, and M. Teraguchi, “Learning personalized video highlights from detailed MPEG-7 metadata,” *Icip*, no. 1, pp. 133–136, 2002.
- [26] statista, “Leading gaming content on Twitch worldwide in February 2018, by number of hours viewed (in millions),” *statista*, 2018. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/507786/leading-game-content-twitch-by-number-hours-viewed/>. [Accessed: 17-Mar-2018].
- [27] lolesports, “2017 Events by the Numbers | LoL Esports,” *Riot Games*, 2017. [Online]. Available: https://www.lolesports.com/en_US/articles/2017-events-by-the-numbers. [Accessed: 17-Mar-2018].
- [28] 김재홍, 남종호, 하명환, 정병희, and 김경수, “스포츠 중계 방송의 구조적 특성을 이용한 축구동영상 하이라이트 생성 알고리즘,” *정보과학회논문지 소프트웨어 및 응용*, vol. 30, no. 7·8, pp. 727–743, 2003.

- [29] M. H. Kolekar and S. Sengupta, "Bayesian Network-Based Customized Highlight Generation for Broadcast Soccer Videos," *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 61, no. 2, pp. 195–209, 2015.
- [30] M. Merler *et al.*, "Automatic Curation of Golf Highlights Using Multimodal Excitement Features," *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Work.*, vol. 2017–July, pp. 57–65, 2017.
- [31] A. Jaimes, T. Echigo, and M. Teraguchi, "Learning personalized video highlights from detailed MPEG-7 metadata," *Icip*, no. 1, pp. 133–136, 2002.
- [32] A. Tang and S. Boring, "#EpicPlay: Crowd-sourcing Sports Video Highlights," *Proc. 2012 ACM Annu. Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - CHI '12*, p. 1569, 2012.
- [33] W. T. Chu and Y. C. Chou, "On broadcasted game video analysis: event detection, highlight detection, and highlight forecast," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 76, no. 7, pp. 9735–9758, 2017.
- [34] N. Nitta, Y. Takahashi, and N. Babaguchi, "Automatic personalized video abstraction for sports videos using metadata," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 41, no. 1, pp. 1–25, 2009.
- [35] W. Chen and Y. J. Zhang, "Tracking ball and players with applications to highlight ranking of broadcasting table tennis video," *IMACS Multiconference "Computational Eng. Syst. Appl. CESA*, pp. 1896–1903, 2006.
- [36] G. Zhu *et al.*, "Human behavior analysis for highlight ranking in broadcast racket sports video," *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 9, no. 6, pp. 1167–1181, 2007.
- [37] X. Tong, Q. Liu, Y. Zhang, and H. Lu, "Highlight ranking for sports video browsing," *Proc. 13th Annu. ACM Int. Conf. Multimed. - Multimed. '05*, p. 519, 2005.

- 2005.
- [38] T. Yao, T. Mei, and Y. Rui, “Highlight Detection with Pairwise Deep Ranking for First-Person Video Summarization,” *2016 IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 982–990, 2016.
 - [39] Y. Jiao, Z. Li, S. Huang, X. Yang, B. Liu, and T. Zhang, “Three-Dimensional Attention-Based Deep Ranking Model for Video Highlight Detection,” *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 20, no. 10, pp. 2693–2705, 2018.
 - [40] P. Brusilovsky and M. T. Maybury, “From adaptive hypermedia to the adaptive web,” *Commun. ACM*, 2002.
 - [41] C. F. Surprenant and M. R. Solomon, “Predictability and Personalization in the Service Encounter,” *J. Mark.*, 1987.
 - [42] J. Kramer, S. Noronha, and J. Vergo, “A user-centered design approach to personalization,” *Commun. ACM*, 2000.
 - [43] A. Tuzhilin, *Personalization: The state of the art and future directions*, vol. 3. 2009.
 - [44] H. Fan and M. S. Poole, “What Is Personalization? Perspectives on the Design and Implementation of Personalization in Information Systems,” *J. Organ. Comput. Electron. Commer.*, vol. 16, no. 3–4, pp. 179–202, 2006.
 - [45] C. Xu, J. Wang, H. Lu, and Y. Zhang, “A novel framework for semantic annotation and personalized retrieval of sports video,” *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 10, no. 3, pp. 421–436, 2008.
 - [46] D. Kim, “An Algorithmic Approach to Personalized and Interactive News Generation,” Seoul National University, 2017.
 - [47] Y. Zhang, X. Zhang, C. Xu, and H. Lu, “Personalized retrieval of sports video,”

- Proc. Int. Work. Work. Multimed. Inf. Retr.* - MIR '07, p. 313, 2007.
- [48] N. Babaguchi, K. Ohara, and T. Ogura, "Effect of personalization on retrieval and summarization of sports video," *ICICS-PCM 2003 - Proc. 2003 Jt. Conf. 4th Int. Conf. Information, Commun. Signal Process. 4th Pacific-Rim Conf. Multimed.*, vol. 2, no. December, pp. 940–944, 2003.
- [49] A. Yoshitaka and K. Sawada, "Personalized Video Summarization based on Behavior of Viewer," pp. 661–667, 2012.
- [50] M. Gygli, H. Grabner, H. Riemenschneider, and L. Van, "Creating Summaries From User Videos."
- [51] A. Yoshitaka and K. Sawada, "Personalized video summarization based on behavior of viewer," *8th Int. Conf. Signal Image Technol. Internet Based Syst. SITIS 2012r*, pp. 661–667, 2012.
- [52] A. Strauss and J. Corbin, *Basics of qualitative research*. Sage publications, 1990.
- [53] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique," *J. Artif. Intell. Res.*, 2002.
- [54] N. Dave and S. D. Purohit, "Algorithms for Hyper-Parameter Optimization James," *Biol. Plant.*, vol. 48, no. 4, pp. 621–624, 2004.
- [55] M. K. Lee and I. S. Yeo, "TV 프로축구 중계에서 해설이 팀 이미지, 동일시, 충성도 및 시청만족에 미치는 영향," in *한국체육학회지* 50(2), 2011, pp. 193–206.
- [56] L. He, E. Sanocki, A. Gupta, and J. Grudin, "Auto-summarization of audio-video presentations," *Proc. seventh ACM Int. Conf. Multimed. (Part 1)* - *Multimed.* '99, pp. 489–498, 1999.

Abstract

Highlight Extraction for Video Game using Machine Learning Techniques

Jungwoo Song

Program in Digital Contents and Information Studies

Department of Transdisciplinary Studies

The Graduate School

Seoul National University

Recently, the market for eSports and real-time video streaming services is growing rapidly. As a result, the amount of game-related video content has increased, and the necessity of extracting the highlight of the video in the game field has emerged. Based on this necessity, there have been a few studies to automatically extract the highlight of game-related video contents.

Studies that automatically extracted the game highlight suggested methods to extract the highlight using the external data of the game only. Previous studies have suggested methods to extract a highlight using external data of the game, such as the broadcasted esports tournament video or a chat log entered by viewers when relaying this esports tournament on a specific online platform. In addition, the user experience on the highlight video which can be created by extracting highlight sections from the entire game video through the proposed highlight extraction method has not been explored.

Therefore, in this study, we use the log data, which is internal data of the game, to extract the highlight of the game and to explore the user experience. For this purpose, we propose a method to automatically extract the highlight of the game and

explore the user experience on the highlight videos generated by the proposed method through experiment. Then, we propose an improved method of automatically extracting highlight of several game matches by correcting the problems of the method found through the previous experiment and explored the user experience on the highlight videos created by this method through experiment.

As a result of two experiments, we created a highlight extraction model with the F-score of 0.823 for 11 games in the 2017 League of Legend World Championship, which is a test data set. The results of the survey were quantitatively analyzed, and the interview results were analyzed qualitatively, and the following results were obtained. (1) An automatically generated highlight has no difference in quality from the highlight produced by experts. (2) The highlight video should contain proper context, length, game flow, various scenes evenly over the whole game time. (3) Highlight that reflects the user's preferences should be presented on a specific topic to suit the purpose of viewing. Based on these results, we presented four design guidelines for the automatic highlight extraction model.

This study has a contribution to that designing and proposing a method that automatically extracts highlight through game log data, which is game internal data. There are contributions for observing the user experience of the highlight video generated by the automatic highlight extraction method and proposing design guidelines for the automatic extraction of the highlight video. In addition, by confirming that the generated highlight has no difference from the highlight produced by the experts, it is possible to create the highlight of all the games without the need of the experts. So, there is a contribution to adding values on games, internet broadcasting, the sports industries.

Keywords : Highlight Extraction, Highlight Importance, Preference, Video Game, League of Legends

Student Number : 2016-28951