

제11회 「2023 빅콘테스트」 결과보고서

* 해당란에 ☒ 표시

참가분야	<input type="checkbox"/> 생성형AI 분야 <input type="checkbox"/> 데이터신기술 분야 <input type="checkbox"/> 정형데이터 분석 분야 <input checked="" type="checkbox"/> 비정형데이터 분석 분야 <input type="checkbox"/> 빅데이터플랫폼 활용 분야		
세부리그	<input type="checkbox"/> 어드밴스드 리그 <input type="checkbox"/> 스타터 리그 *정형데이터 분석분야에 한함(선택) <input type="checkbox"/> 지정주제 리그 <input type="checkbox"/> 자유주제 리그 *빅데이터플랫폼 활용분야에 한함(선택)		
개인/팀여부	<input type="checkbox"/> 개인 <input checked="" type="checkbox"/> 팀(총 4명)	개인/팀명	E1I3S4T3F1J4
지도교사명	*스타터 리그에 한함(선택)		
대표ID	rhkdduf627@naver.com		

결과보고서 작성 안내 사항

목차	I. 개요 1. 배경 2. 목적 및 필요성 3. 분석 수행 범위 II. 문제 수행 내용 1. 분석 수행 절차 2. 분석 수행 내용 및 결과 III. 주요 결과 및 시사점 1. 결과 활용 및 시사점 VI. Reference
작성방향	- 결과보고서는 30장 내외 로 목차를 준수하여 작성하여야 하며, 필요시 목차 구성에 항목을 추가하여 자유롭게 작성 - 그림 및 도표 등 활용 가능 - 출처 명시(참고 문헌/논문, 이미지, 저자, 사이트 URL 등) - 생성형AI분야의 경우 , 활용하는 생성형AI 툴 종류 명시 및 생성형AI를 활용한 히스토리 필수 제출(생성형AI에 input/output한 내용이 드러나는 소스)
글꼴 및 글자크기	- 본문 글꼴 : 맑은 고딕 - 대분류[1, 2, 3] 항목 : 13포인트(굵게) - 중분류[가, 나, 다] 항목 : 12포인트(굵게) - 소분류[1), 2), 3)] 항목 : 12포인트, 본문내용 : 10포인트

1. 배경

가. 기존 씨름의 조사 및 고찰

씨름은 한국 고유의 스포츠로 두 사람이 살바나 바지 허리춤을 잡고 힘을 겨루어 상대방을 넘어뜨리는 경기이다. 백두급 (105.1kg 이상), 한라급 (90.1~105kg 이하), 금강급 (80.1~90kg 이하), 태백급 (80kg 이하) 총 4개의 체급이 존재하며, 60초의 경기와 쉬는 시간을 가진다. 4강전까지는 3판 2선으로 진행되며, 결승에서는 5판 3선의 경기를 진행한다.

이러한 룰을 가진 씨름은 80, 90년대까지 큰 인기를 끌었다. 특히 강호동, 이만기와 같은 유명 스포츠 스타가 등장하면서 한국 내에서 크게 인기를 끌었다. 그러나 90년대 후반 IMF가 발생하면서 기존의 존재 하던 씨름단이 해체되었다. 이로 인해 씨름에 지속되어 왔던 지원이 끊기기 시작하면서 점점 쇠퇴하기 시작하였다. 이 뿐만 아니라, 씨름의 주요한 경기 기술이 기술 씨름에서 힘 씨름으로 넘어가면서 한국 씨름의 인기는 점차 하락세를 보였다.

하지만 씨름 업계에서 이러한 인기를 회복하기 위한 노력은 꾸준히 있어왔다. 최근 공중파에서 씨름 예능을 진행하며 씨름의 인기가 다시 올라가는 듯 보였으나, 이 역시 과거의 씨름 인지도만큼의 파급력은 보여주지 못하였다.

그 결과 현재는 80, 90년대와 달리 인기있는 종목으로 인식되지 않고 있으며, 사람들의 관심이 점차 사라지고 있는 추세이다. 이는 씨름이라는 한국 전통의 스포츠가 유지되기 힘든 위기에 처해있는 상황이다. 따라서 본 팀은 씨름이 위기에 처하게 된 원인을 여러 논문과, 뉴스 기사, 전문가의 의견을 토대로 조사, 분석하여 한국 씨름의 하락 원인을 다음과 같이 선정하였다.

1) 긴 준비 시간

다른 스포츠와 다르게 씨름은 본격적인 경기 전 살바를 잡고 있는 긴 준비 시간이 존재한다. 실제 경기는 약 10초 가량 이루어지지만 살바를 잡는 시간은 평균적으로 90초 가량 소요된다. 경기 시간이 과거에는 지금처럼 짧지 않았다. 80, 90년대 씨름경기는 지금보다 긴 경기 시간을 가지고 있었으나, IMF 이후 긴 경기 시간에 시청자들이 지루함을 느껴 긴박한 경기를 위해 씨름 경기 시간을 단축하였다. 이는 경기 시간이 단축되어 경기 자체만은 신속하게 이루어졌으나, 오히려 준비 시간이 상대적으로 길어지게 되면서 시청자들이 실제로 즐기는 순수한 콘텐츠의 시간은 줄어들게 되었다. 이는 관람하는 사람들이 더 많은 지루함을 느끼게 된 계기라고 생각한다. 이러한 이유로 긴 준비 시간에도 시청자들이 지루하지 않도록 씨름만의 색다른 콘텐츠가 필요하다고 판단했다.

2) 단조로운 경기

씨름에는 대중이 생각하는 것보다 더욱 화려하고 다양한 기술들이 존재한다. 손 기술, 다리 기술, 허리 기술, 혼합 기술 등 네가지 분류로 총 60여개의 기술이 존재한다. 그러나 실제 경기 영상과 논문에 의하면, 현재 씨름 경기력에 가장 영향을 끼치는 것은 기술이 아닌 선수의 몸무게이다. 그로 인해 선수들이 펼치는 기술과는 별개로 몸무게에 따라 경기의 승패가 결정되는 단조로운 경기가 주로 펼쳐진다. 이러한 경기는 씨름에 대한 흥미를 떨어뜨리는 요인으로 작용하고, 이는 시청자로 하여금 콘텐츠가 부족하다고 느껴지도록 한다. 이는 IMF이후 몸무게, 힘에 의해 승패가 결정되는 경기들로 인해 인기가 하락한 것을 보면 알 수 있다. 이에 따라 기존의 단순히 몸무게로 이기는 씨름과 버티는 씨름이 아닌 더욱 다양하고 변칙적인 전략을 활용하는 경기가 필요하다.

3) 순수한 콘텐츠의 부족

국내에서 인기를 끌고 있는 축구, 야구와 같은 스포츠의 경우, 경기 전에 선수에 대한 소개, 경기 전략 등 다양한 콘텐츠를 제공한다. 또한 교체시간, 대기 시간의 경우 짧은 하이라이트 및 이벤트로 관람객들이 지루하지 않게 한다. 하지만 씨름은 이러한 콘텐츠가 상대적으로 부족하다고 판단한다.

결과적으로, 한국 씨름 하락의 원인은 시청자들이 즐길 수 있는 콘텐츠의 부재라고 할 수 있다. 이에 씨름 영상 데이터 분석을 통해 다양한 콘텐츠 생성과 더 나아가 코치진과 선수에게 더욱 다양한 전략을 제공한다. 이를 통해 기존보다 더욱 다양한 경기들이 펼쳐짐으로써 시청자들이 즐길 수 있는 콘텐츠를 제공하고자 한다

2. 목적 및 필요성

가. 경기 분석을 통한 체력 지표 생성

위에서 말했듯이 현재 한국 씨름의 부족한 점은 씨름 경기 외에 시청자들이 즐길 수 있는 콘텐츠가 부족하다는 것이다. 이를 해결하기 위해 본 팀은 씨름 영상 데이터 분석을 통해 '선수들의 체력 지표'를 생성하고자 한다. 이를 위해 씨름 영상에서 파악할 수 있는 정량적인 데이터와 AI를 활용한 영상 분석을 수행하여 수치적인 데이터를 추출하고, 이를 바탕으로 선수들의 체력을 대변할 수 있는 체력 지표를 생성하고자 한다. 생성된 체력 지표를 통해 시청자들이 즐길 수 있는 콘텐츠와 체력을 활용하여 더욱 다양한 전략을 펼칠 수 있도록 하는 방안을 제시하고자 한다.

나. 체력 지표를 통한 경기 분석과 콘텐츠 생성

1) 콘텐츠 생성

체력 지표를 통해 시청자들에게 여러 콘텐츠를 제공하고자 한다. 콘텐츠 생성의 목적은 새로운 시청자들의 유입과 기존 시청자들에게는 새로운 볼거리를 제공하고자 함이다. 첫번째로, 경기 시작 전 살바를 잡는 시간을 활용해 현재 경기에 참여하는 모든 선수들의 체력 정도를 사이드바 형태로 제공하고자 한다. 사이드바에 체력을 제공함으로써 실시간으로 모든 선수들의 체력 변화를 확인 할 수 있고, 시청자들에게 체력을 활용하여 승부를 예측해보는 것과 같은 새로운 유형의 재미를 줄 수 있다.

두번째로는 경기 시작 전 혹은 살바 싸움 시간에 선수들의 프로필과 상대 전적, 체력 지표 등을 보여주는 것이다. 이는 두 선수 간의 상대 전적과 현재 남은 체력을 통해 승부 예측을 해보는 재미를 제공한다. 또한, 이러한 정보가 없을 때는 단순한 경기였던 것이 정보가 추가되었을 때는 새로운 재미를 주는 경기로 변화할 수 있다. 해당 정보를 통해 체력이 낮은 선수 또는 상대 전적이 안 좋은 선수가 이기는 역전승과 같이 기존에는 느끼지 못했던 더욱 박진감 넘치는 경기가 될 수 있을 것이다.

마지막으로 살바 싸움 시간과 경기 시간에 선수들의 머리 위에 게임과 같은 체력 게이지를 보여 준다. 이는 20, 30대 뿐만 아니라 어린이들에게도 씨름이라는 스포츠가 친숙하게 다가갈 수 있도록 한다. 더 나아가 이러한 경기 화면을 YouTube Shorts 혹은 인스타그램을 통해 홍보함으로써 대중들이 쉽게 접근할 수 있도록 한다.

이처럼 다양한 콘텐츠를 제공함으로써 시청자들에게 새로운 볼거리를 제공한다. 이는 기존에 씨름에 관심을 가지지 않았던 사람들도 씨름에 관심을 가지도록 할 수 있고 이를 통해 많은 시청자들의 유입을 불러일으키고자 한다.

2) 경기 분석과 전략 제공

선수들의 체력 지표는 콘텐츠 생성 뿐만 아니라, 코치진과 선수들에게 다양한 전략을 제공 할 수 있다. 기존에는 체력이라는 것을 상대 선수의 바로 직전 경기를 통해 판단하거나 추상적으로만 판단하였다. 하지만 체력 지표를 활용하면 이러한 추상적인 것을 객관적으로 파악할 수 있게 되면서 실제 경기 전략에도 도입할 수 있게 된다. 체력 지표를 통해 체력이 부족한 선수를 만났을 때는 장기전을 펼치거나 기술을 더욱 과감하게 시도하는 등 기존보다 더욱 다양하게 경기를 풀어 나갈 수 있다. 이러한 다양한 경기 전략을 통해 기존에 힘과 몸무게에 의해 승패가 결정되던 경기에서 다양한 전략과 기술이 들어간 경기 형태로 변화 될 것이다.

그리고 이는 시청자들에게도 새로운 형태의 흥미 요소가 될 수 있다. 기존에는 씨름을 잘 모르는 사람들은 어떤 기술이 쓰였는지, 어떤 심리전이 벌어졌는지 잘 알 수 없다. 이러한 사람들은 체력 지표를 활용하여 경기를 시청하면 위와 같은 정보를 잘 알지 못해도 경기를 더욱 재밌게 즐길 수

있다. 체력 지표를 통해 씨름에 입문하여 경기를 즐기다 보면 씨름에 매력에 더욱 빠지게 될 것이다.

3) 한국 씨름의 부흥

앞서 보여준 다양한 콘텐츠 생성과 경기 전략을 통해 기존 시청자에게는 새로운 재미와 신규 시청자들이 유입될 것이다. 이는 곧 한국 씨름의 부흥과 직결된다. 스포츠는 많은 시청자가 매우 중요하다. 인기가 많은 타 스포츠들은 더욱 많은 시청자를 유치하기 위해 유명 연예인을 섭외하여 경기 전 이벤트를 펼치기도 한다. 또한, 해당 스포츠에서 인기가 많은 선수들은 팀들이 데려가기 위해 많은 노력을 하기도 한다. 따라서 씨름 역시 많은 시청자를 유치하는 것이 중요하다.

우리는 이러한 이유로 AI를 통해서 씨름 영상으로부터 다양한 데이터를 추출하여 선수 체력 지표를 생성한다. 이를 바탕으로 시청자들에게 새로운 콘텐츠와 다양한 경기를 제공함으로써 새로운 시청자의 유입과 씨름 자체의 인기를 증가시킴으로써 최종적으로 한국 씨름의 부흥을 위해 해당 프로젝트를 진행하고자 한다.

II. 문제 수행 내용

1. 분석 수행 절차

분석 절차는 다음과 같은 순서로 진행된다.

- 가. 데이터 수집 및 전처리
- 나. 변수 설정
- 다. 지표 개발

2. 분석 수행 내용 및 결과

가. 데이터 수집 및 전처리

1) 경기 영상 데이터

기본적으로 주어진 데이터 만으로는 체력 지표를 생성하기 위한 분석에 있어 한계가 존재한다. 체력 지표를 생성하기 위해선 더 많은 영상이 필요한데 이를 위해 제공 데이터 외에 살바 TV에서 제공한 추가적인 영상 데이터를 활용하였다.

씨름 경기 영상

1	위더스제약 2023 민속씨름 보은장사 씨름대회 금강장사 결정전
2	위더스 제약 2023 민속씨름 보은장사 씨름대회 단체전 결승 경기 및 백두장사 결정전 (8강~장사 결정전)
3	위더스 제약 2023 민속씨름 보은장사 씨름대회 한라장사 결정전 (8강~장사 결정전) 및 단체전 예선-결승 선발 잔여경기
4	위더스제약 2023 민속씨름 보은장사 씨름대회 태백장사 결정전 및 금강급 2조 예선전

[살바TV Youtube 채널]

※ 제공 데이터 영상 02시간 21분 28초를 Test 데이터로, 나머지 영상 11시간 16분 21초를 Train 데이터로 활용

분석 대상인 '[보은장사 씨름대회] 금강장사 결정전'과 동일한 환경의 영상 데이터 수집을 위해 [보은장사 씨름대회]의 다른 체급인 백두, 한라, 태백 장사의 영상 데이터를 수집하였으며, 총 100 여개의 경기 데이터를 수집하였다. 총 11 시간 16 분 21 초의 영상 데이터를 경기별로 영상 분할을 진행했으며, 분할 기준은 두 선수가 살바를 잡기 5 초 전부터 승부 결과가 전광판에 표시되는 순간을 기준으로 분할하였다. 추가로 음성 분석을 위한 경기 시간 내 해설진 음성 추출 또한 진행하였다. 해당 음성은 경기 시작 휘슬이 울리는 시간과 승부 결과가 전광판에 표시되는 순간을 기준으로 분할하여 추출하였다.

이렇게 수집한 경기 영상 데이터로부터 각 경기당 경기 시간, 살바 시간, 휴식 시간, 누적 경기 수, 라운드, 기술 횟수 등 총 6 개의 라벨링을 진행하였다. 추가적으로 영상 데이터 이외에 제공된 데이터인 씨름 아카이브 센터를 활용해 선수 별 키, 몸무게를 특징으로 사용하였다. AI 를 활용한 데이터 특징 추출은 총 두 가지 방법이 사용되었다. 우선 음성 추출 데이터에서는 STT 기술을 활용한 기술 횟수 특징을 추출하였고 또 다른 하나는 영상 데이터 내에서 Object Tracking 을 활용한 이동 거리 특징을 추출하였다.

최종적으로 체력 지표를 생성하는 데 활용할 변수들은 다음과 같다. 씨름 아카이브 센터에서 추출한 정형 데이터인 '키, 몸무게', 경기 영상으로부터 라벨링을 통해 얻어낸 '살바 시간, 경기 시간, 휴식 시간, 라운드, 경기 수', AI 기술을 통해 추출한 '기술 횟수, 이동 거리' 변수로 총 9 개이다. 분석 대상인 '[보은장사 씨름대회] 금강장사 결정전'을 Test 데이터로 사용하였으며, 나머지 데이터들을 Train 데이터로 사용하였다.

나. 변수 설정

1) 기술 횟수 특성 추출

선수들의 체력에 영향을 미치는 요소는 다양하다. 그 중 한 가지 요인은 '선수가 기술을 얼마나 많이 사용하였는가' 로 판단하였다. 해당 선수가 기술을 사용할 때마다 상대 선수를 넘어뜨리기 위해 많은 힘을 사용할 것이고, 이는 곧 체력 소모와 관련이 있다고 생각하였다. 선수들은 기술을 사용하기 위해 온 몸의 근육을 사용하게 된다. 그만큼 기술을 사용하는 것이 체력 소모에 큰 영향을 줄 것이기 때문에 해당 요인을 추출하고자 하였다.

Keypoint Detection

씨름의 경기 영상을 확인해보면, 두 선수가 마주 앉아 살바를 잡으며 본격적인 경기를 시작하기 위한 준비를 한다. 이때 두 선수의 Key point 를 추출하게 되면 두 선수가 어떤 움직임을 보여주고 있고, 어떤 기술을 사용할 것인지를 알 수가 있다. 이러한 이유로 주어진 분석 데이터 영상 내에서 선수들의 움직임을 Key point detection 을 통해 각 관절 간의 관계로 기술 classification 을 진행하고자 하였다.

하지만, 씨름의 경기 특성 상 두 선수가 살바를 잡을 때부터 경기가 끝날 때까지 맞닿아 있게 된다. 이는 Key point 모델이 두 선수를 각각의 사람으로 구분하는 데에 있어 많은 문제점이 발생하게 된다. 또한, 두 선수의 모습이 전부 화면에 보이는 것이 아닌 한쪽 면만 드러나 있다. 이 역시 숨겨진 부분에 대해서는 모델이 정상적으로 Key point 를 추출할 수 없었다. 이와 같은 문제점으로 인해 두 선수의 정확한 keypoint 추출이 이루어지지 않았다.

Keypoint 추출이 제대로 이루어지지 않는다는 사실은 실제 모델을 적용해봤을 때 역시 동일한 결과가 나타났다. 이를 확인해보기 위해 다양한 모델을 통해 실험을 진행하였다. 다음은 실험 모델인 Alphaspose, YOLOv8 key point 추출 결과이다.



위 사진을 보게 되면 한 눈에 봐도 Key point 가 정상적으로 추출되지 않은 것을 확인할 수 있다. 위쪽 사진을 보면 사람을 정확히 인식하지 못해 Key point 가 매우 희미하게 출력되었다. 이는 모델이 사람을 정확하게 인식하지 못하고 있다는 의미이다. 또한, 아래쪽 사진을 보면 Key point 는 여러 개가 잘 추출된 것처럼 보이지만 실제로는 두 선수가 정확히 추출된 것이 아닌 선수 한 명과 심판이 사람으로 인식되어 추출된 결과이다. 이처럼 두 선수가 아닌 심판 역시 사람으로 인식하여 오히려 다른 선수가 인식이 되지 못하는 오류가 발생하였다.

따라서 Key point 추출을 통한 기술 횟수 추출 대신 해설진의 해설로부터 기술 사용 횟수 추출을 진행하고자 하였다.

STT

STT 는 “Speech-to-Text”의 약어로 음성 신호나 오디오 입력을 텍스트로 변환하는 Task 이다. 이 STT 기술을 활용하여 선수들의 기술 사용 횟수를 추출하고자 한다.

기술 사용 횟수를 추출하기 위해 최종적으로 사용된 모델은 OpenAI 의 Whisper 모델이다. Whisper 는 2022 년 12 월 OpenAI 에서 공개된 STT SOTA 모델로 Transformer 기반 STT 모델이다. 음성을 10 초 단위로 Spectrogram 이미지로 변환하고, 이 이미지를 Encoder-Decoder 구조를 거쳐 최종 텍스트를 생성하는 모델로 [SeamlessM4T, Whisper] 등의 다양한 모델을 실험한 결과 씨름 해설 데이터에서 가장 좋은 정성적 결과를 보였다.

사용 모델 비교

<div>금강 8강전 2번째 경기 1라운드 연장전</div>	(실제 음성)	잡치기 뿌러치기 주심의 중지 신호 주심의 중지 신호가 있었습니다 경기장 가운데서 경기 계속 이어나가도록 하겠습니다 남은 경기 시간은 38초입니다 남은 시간 30초 좌우로 흔들어보고 있는 김철경 뒷무릎
	(SeamlessM4T)	왼쪽이 뿌리 쪽이 주심에 중지 신호가 있었습니다 경기장 가운데서 경기 계속 이어가도록 하겠습니다 나머지 경기 시간은 삼십팔 초입니다
	(Whisper)	잡치기, 뿌러치기, 주심의 중지신호 주심의 중지신호가 있었습니다. 경기장 가운데서 경기 계속 이어나가도록 하겠습니다. 남은 경기시간은 38초입니다. 남은 시간 30초 좌우로 흔들어 보고 있는 김철경 뒷무릎
<div>금강 16강전 1번째 경기 1라운드</div>	(실제 음성)	밀어치기 시작과 동시에 밀어치기를 시도했던 김철경 양 선수 모두 손을 풀고 나왔습니다 뒷무릎 울주군청의 김철경
	(SeamlessM4T)	미루기 시작과 동시에 미루기를 시도했던 김철경 양 선수 모두 손을 풀고 나왔습니다
	(Whisper)	밀어치기 시작과 동시에 밀어치기를 시도했던 김철경 양 선수 모두 손을 풀고 나왔습니다 뒷무릎 울주군청의 김철경
<div>금강 2강전 1번째 경기 1라운드</div>	(실제 음성)	빗장걸이 시작하자 빗장걸이
	(SeamlessM4T)	피츠랑고리 ?? 거든요 피츠랑고리
	(Whisper)	빗장거리 시작하자 빗장거리

위와 같은 결과로 인해 최종적으로 Whisper 를 통해 해설진의 음성을 텍스트로 변환하여 문장을 저장하고 텍스트에 포함된 기술명을 기반으로 경기당 기술 횟수를 추출하였다. 이때 해설진이 동일한 기술명을 연속적으로 언급하는 경우가 많았는데, 이는 대부분이 기술 시작부터 기술 마무리까지를 각각 언급하는 경우였다. 따라서 연속적으로 언급된 기술은 1 번의 기술 사용으로 인지하여 처리하였다.

예를 들어 해설진이 다음과 같은 코멘트를 하였다고 가정해보면, 이는 다음과 같이 변환하여 사용하였다.

코멘트 : ‘들배지기 들배지기 잡치기’

실제 사용 텍스트 : ‘들배지기 잡치기’

하지만 Whisper 모델에도 한 가지 문제점이 존재하였다. Whisper 는 OpenAI 라는 한국이 아닌 외국에서 제작한 모델이기 때문에 해당 모델이 씨름 단어를 알지 못한다는 점이였다. 이로 인해 씨름 기술 단어가 아닌 말이 되지 않는 단어로 예측하는 모습을 많이 보였다. 이를 극복하기 위해 Whisper 에 씨름 기술 단어 사전을 적용하였다. 씨름 기술 단어 사전은 '대한씨름협회-씨리즈' 유튜브 채널에 존재하는 영상인 '55 가지 씨름 공식 기술 소개 | 씨름 기술 55 수' 영상에서 나오는 55 가지 씨름 기술에 추가적으로 기술을 줄여서 부르는 단어를 포함하여 66 가지의 기술 단어가 포함된 사전을 제작하였다. 해당 단어 사전을 적용한 결과, 기존에는 씨름 기술로 인식하지 못하던 단어들을 정상적으로 인식하는 모습을 보였다. 이는 큰 성능 향상을 불러왔으며 큰 의미가 있었다.

기술 사전 적용 전후

금강 4강전 2번째 경기 1라운드	(실제 음성) 밀어치기 전도원 밀어치기 최정만 안다리 잡치기 다시 한 번 밀어치기 남은 경기 40초 남은 경기 30초 남은 경기 10초 (전) 밀어치기 전도원 밀어치기 최정만 안 다리 잡치기 다시 한번 밀어치기 남은 경기 40초 남은 경기 30초 남은 경기 10초 (후) 밀어치기 전도원 밀어치기 최정만 안다리 잡치기 다시 한번 밀어치기 남은 경기 40초 남은 경기 30초 남은 경기 10초		
금강 16강전 2번째 경기 2라운드	(실제 음성) 발다리 들베지기 시작과 동시에 (전) 발다리 들베지기. 시작과 동시에. (후) 발다리 들베지기 시작과 동시에	금강 16강전 3번째 경기 1라운드	(실제 음성) 첫번째 판 밀어치기 안다리 들베지기 뒤집기 뒤집기 (전) 첫번째 판 밀어치기, 안다리, 들베지기 뒤집기, 뒤집기 (후) 첫번째 판 밀어치기 안다리 들베지기 뒤집기 뒤집기

위 사진을 보게 되면 씨름 기술이 정상적으로 인식되는 것을 볼 수 있다. 기존에는 '안 다리'로 인식하던 것을 '안다리'로 인식을 하고, 기존에 '밥다리'로 인식하던 것을 '발다리'로 정상적으로 인식하는 것을 확인할 수 있다.

최종적으로 해설진 음성에서 추출한 기술 횟수와 직접 라벨링한 기술 횟수와의 정확도는 87%를 보인다. 이는 해당 기술을 사용하기에 충분한 정확도라고 판단해 STT 를 활용한 기술 횟수 추출이 잘 되었다고 판단했다.

2) 이동 거리 특성 추출

선수들의 체력에 영향을 미치는 또 다른 요인 중 하나가 '경기가 얼마나 격하게 진행되었는지'라고 판단하였다. 선수들은 하루에 최대 14 경기까지 치루게 된다. 따라서 각 경기마다 얼마나 격하게 경기가 이루어졌는지는 당일 선수의 컨디션과 체력에 큰 영향을 미칠 것이라고 생각한다. 이를 판단하기 위해 영상 데이터에서 경기의 격함 정도를 선수들의 움직임 정도를 파악하고자 하였으며, 선수들의 움직임 정도를 파악하는데 Object Tracking 기술을 활용하여 선수들의 이동 거리를 측정하였다.

Object Tracking

해당 경기의 움직임 정도는 살바를 잡기 시작하는 순간부터의 영상에서 경기가 종료하는 시점까지의 각 선수별 이동 거리를 측정하고자 하였다. 하지만 두 선수의 Bounding Box 를 구해 계산하게 되면 두 선수가 만났을 때 Box 가 한 개로 합쳐지는 문제가 발생하였다. 이는 두 선수의 움직임 정도를 정확히 판단할 수 없다고 생각하였다.



위 결과와 같이 선수가 겹칠 경우 Object Class 가 다시 잡힐 때마다 변경되어 각 선수 별 움직임 정도를 구할 수 없었고, 심판과 선수 구분이 불가능해지는 문제가 존재했다. 따라서 Point 기반 Object tracking 을 활용하고자 하였으며 이때 선수들만의 이동거리를 추출하기 위해 Key point Detection 을 활용하여 Object tracking 의 point 를 설정하였다.

Key point Detection

앞서 Key point Detection 은 정확한 추출이 불가능하다고 언급하였다. 하지만 이는 두 선수의 모든 Key point 를 추출하려 했을 때 불가능하다는 의미이다. 이는 다시 말하면 화면에서 잘 보이는 두 선수의 한 부분만을 추출할 때는 Key point 추출에 큰 문제가 없다는 것이다. 따라서 point 기반 object tracking 을 수행하기 위해 Key point 추출을 사용하였다.

각 선수 간의 명확한 Key point 를 잡기 위해 선수가 살바를 잡기 5 초 전(두 선수가 떨어져 있는)의 프레임을 추출하고 해당 프레임에서 RTMPose 모델을 사용하여 Key point 를 추출하였다. RTMPose 는 사람의 전체 Key point 중 총 17 개의 Key point 좌표를 출력하게 된다. 이중 두 선수를 가장 잘 표현할

수 있는 중심 point 를 설정하였다. 이때 두 선수의 움직임 정도를 좀 더 정밀하게 추출하기 위해 총 3 개의 point 를 추출하여 Tracking 알고리즘의 input 으로 활용하게 된다.

최종적으로, 움직임 정도를 파악하기 위해 Key point Detection 을 통한 선수들의 point 를 활용하여 Object Tracking 을 진행하였으며, 이때 Object Tracking 분석에 사용된 모델은 CoTracker 모델이다. CoTracker 는 2023 년 7 월 META 에서 공개된 Object Tracking SOTA 모델로 Transformer 기반 영상 전체의 Point 를 추적하는 모델이다.

CoTracker 모델을 선정한 이유는 다음과 같다.



위의 두 GIF 는 각각 CoTracker, PIPS 모델의 결과를 비교한 모습이다. 우선 위쪽에 있는 CoTracker 를 살펴보면 두 개의 point 가 보이는 것을 확인할 수 있다. CoTracker 의 장점은 두 point 가 각각의 선수를 정확히 따라가는 모습을 볼 수 있다. 또한, 넘어진 선수가 앞의 선수에게 가려짐에도 불구하고 point 가 해당 선수에게 유지되고 있다는 것이 해당 모델의 가장 큰 장점이다. 이에 비해 아래에 있는 PIPS 를 보면 1 개의 point 가 최초 시작은 넘어지는 선수였지만 마지막에는 앞에 있는 선수를 따라가는 것을 볼 수 있다. 이는 PIPS 는 point 를 정확히 따라가지 못한다는 것을 의미하고 이는 해당 모델이 성능이 더 떨어진다고 판단할 수 있다. 따라서 최종적으로 CoTracker 모델을 사용하기로 결정하였다.

CoTracker 모델을 사용하고자 하였을 때 한 가지 문제점이 존재하였다. 이는 모델의 연산 과정에서의 문제점이었다. 해당 모델은 영상 전체를 입력 받아 영상의 모든 프레임을 array 형태로 변환하여 한 번에

모든 영상을 처리하고자 한다. 이로 인해 영상의 길이가 약 2 분 정도가 주어지면 GPU 용량이 44GB 가 요구되었다. 이는 현재 보유하고 있는 컴퓨팅 자원으로서는 계산이 불가능한 수준이다.

따라서 해당 문제를 해결하기 위해 분석 시 영상을 10 초 단위로 나누어 Tracking 을 진행하였다. 입력된 영상을 10 초 단위로 분할하여 저장하고, 해당 영상을 하나씩 불러와 Tracking 을 진행하였다. 이때 최초의 point 입력은 Key point 추출을 통해 생성된 point 를 활용하였고, 이후의 영상들은 바로 이전 영상의 마지막 프레임에서 위치한 point 를 그대로 전달하였다. 거리 계산을 할 때에는 각 프레임 사이의 point 의 위치를 유클리드 거리를 통해 계산하였으며, 모든 거리의 합으로 움직임 정도를 표현하였다.

최종적으로 경기당 이동 거리는 Key point detection 을 통해 추출한 3 개의 point 를 Tracking 하며 프레임 단위로 point 가 이동한 거리를 계산하여 추출하였다. 이는 해당 경기의 격함 정도를 잘 보여주는 지표라고 생각하고 이는 곧 체력을 잘 대변하는 하나의 변수가 될 수 있다.

후처리

분석을 진행하며 경기 데이터 내에서 Zoom In / Zoom Out 이 발생하는 경우가 존재했다. Zoom In / Zoom Out 이 발생하는 경우 움직임 정도를 동일한 기준으로 계산할 수 없는 문제가 발생하기 때문에 Zoom 으로 인해 발생하는 달라지는 거리를 비율 계산을 통해 움직인 정도를 같게 하여 계산하였다. 비율 계산은 씨름판의 Zoom In / Zoom Out 시 가장 긴 너비를 기준으로 길이를 측정하고 길이 비를 통해 계산하였다. 씨름판을 기준으로 설정한 이유는 모든 씨름 경기 영상에서 가장 표준화 되어 있는 거리이기 때문에 해당 기준을 통해 비율을 계산하였다. 최종적으로 Zoom 탐지는 영상 테두리에 point 를 두고 point 가 화면 밖으로 나가거나 들어오는 것을 기준으로 Zoom In, Zoom Out 을 판단했으며, Zoom In 시점은 움직인 정도에 0.6784 를 곱하여 계산하였다.



다. 지표 개발

1) 회귀모형 구축

앞서 씨름 아카이브 센터, 씨름 영상 라벨링, AI 기술을 통해서 추출한 변수들을 활용해 선수들의 체력 지표를 생성하고자 한다. 체력이라는 객관적인 지표를 만들기 위해 각종 논문 및 자료를 찾아보았으나 체력의 직접적인 기준을 잡을 수 없었다. 따라서 주어진 데이터 속에서 체력 지표를 생성하기 위해 누적 변수들에 대한 누적 경기 수를 종속 변수로 설정하여 선수들의 체력 감소량을 파악하고자 한다.

누적 경기 수란 당일 경기에서 해당 선수가 해당 경기까지의 경기 수를 의미한다. 이를 예측하기 위해 독립 변수 역시 누적 변수로 설정하였다. 따라서 최종적으로 독립 변수는 살바 시간, 경기 시간, 휴식 시간, 기술 횟수, 이동 거리는 누적 변수, 키, 몸무게, 라운드는 일반적인 변수로 사용하였고, 종속 변수는 누적 경기수로 사용하였다. 최종 회귀식은 다음과 같다.

회귀식

$$(\text{누적 경기 수}) = a1*(\text{키}) + a2*(\text{몸무게}) + a3*(\text{누적 살바시간}) + a4*(\text{누적 경기시간}) + a5*(\text{누적 휴식시간}) + a6*(\text{8강}) + a7*(\text{4강}) + a8*(\text{2강}) + a9*(\text{누적 기술횟수}) + a10*(\text{누적 움직임 정도})$$

위와 같이 종속 변수(누적 경기 수)와 독립 변수 간의 회귀식을 적합하여 Y 값을 예측하며 이를 통해 누적 체력 감소량을 계산하고자 한다. 누적 체력 감소량을 계산하는 방법은 다음과 같다.

	X1 (키)	X2 (살바시간)	X3 (움직임 정도)	...	실제 경기 수	Y (예측 값)	
첫번째 판	185	62	400		1	1.4	→ 1.4 x 6 = 8.4 감소 남은 체력: 91.6
두번째 판	185	120	800		2	2.5	→ (2.5 - 1.4) x 6 = 6.6 감소 남은 체력: 85

우선 모든 선수들은 체력이 100 인 상황에서 경기가 시작된다. 이후 한 경기를 치를 때마다 독립 변수들이 생성되고 이를 통해 회귀식을 적합한다. 회귀식을 통해 예측된 값과 현재 해당 선수가 치룬 누적 경기 수를 통해 얼마만큼의 체력이 감소했는지를 결정한다. 아래 예시와 같이 실제 경기 수는 4 판이지만 예측 경기 수가 4.7 판이라면 0.7 만큼의 경기를 더 한만큼 체력을 사용했다고 판단했다. 최종적으로 체력을 감소할 때는 계산되어 나온 값에 6 을 곱해 체력을 감소하였다. 해당 값을 6 으로 설정한 이유는 콘텐츠의 흥미를 위함이다. 계산해본 결과, 16 강 경기를 진행한다 가정했을 때 한 선수가 일반적으로 치룰 수 있는 최대 경기 수는 14 판이다(연장전 제외). 따라서 모든 선수가 체력이 음수가 되지 않는 것을 방지하면서 아슬아슬하게 마무리가 될 수 있는 수치를 선정하기 위해 6 으로 결정하였다. $14 * 6 = 84$ 이기 때문에 최종 결승전에서도 음수가 나올 확률이 적고 결승전에서는 매우 적은 체력이 남아있기에 시청자들이 더욱 박진감 넘치는 경기를 시청할 수 있을 것이라 예상한다.

2) 변수 시각화

사용한 변수들이 모두 유의한지를 확인하기 위해 직접 시각화를 통해 파악하였다. 우선, test 데이터인 금강장사의 우승자와 준우승자의 비교를 통해 체력 지표가 우승에 있어서 얼마나 유의한지를 파악하고자 한다. 다음으로 Point 기반 Object Tracking 을 통해 추출한 이동 거리와 라벨링을 통해 추출한 살바 시간이 체력 지표와 어떤 관계를 보이는지를 파악하고자 하였다. 마지막으로 금강 장사 전체 선수들에 대해 시각화 하여 상관관계와 체력의 유의함을 파악하고자 한다.

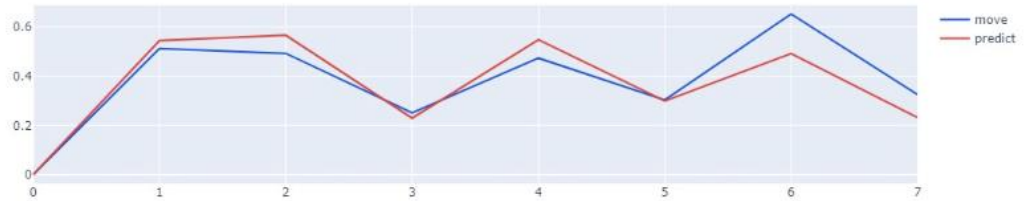
우선 우승자와 준우승자의 비교이다.



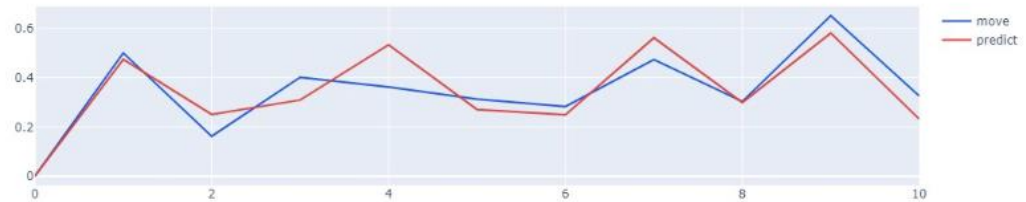
경기 별 체력 변화 그래프를 보면 우승자가 준우승자보다 체력이 더 많이 남아 있는 것을 볼 수 있다. 이는 체력 지표가 승패 예측에도 어느정도 도움을 줄 수 있다는 것을 파악할 수 있다. 또한, 경기 별 움직임 정도를 보면 우승자가 준 우승자보다 덜 움직인 것을 확인할 수 있다. 이 역시 많이 움직인 선수가 체력이 더 떨어졌다는 것을 보여준다.

다음으로 경기 별 움직임 정도와 체력 지표 간의 관계이다.

우승자



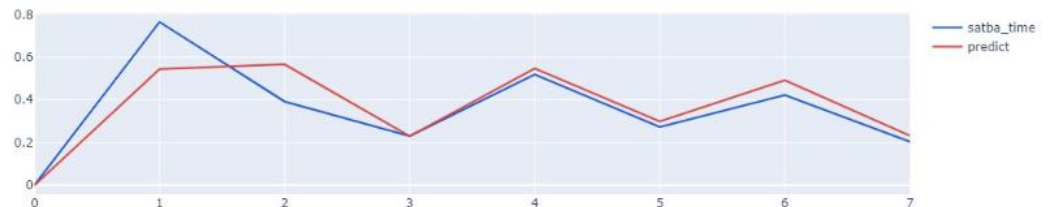
준우승자



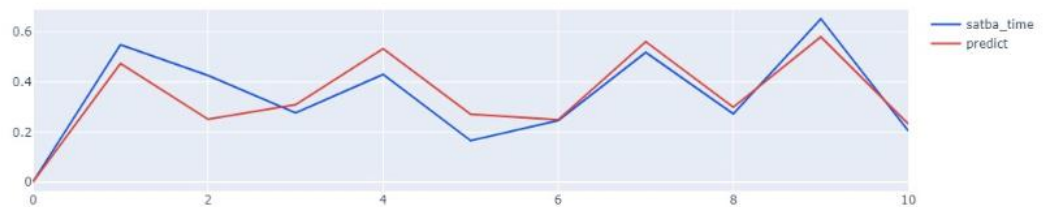
해당 그래프는 누적이 아닌 경기 당 체력 감소 정도와 이동 거리를 시각화로 표현한 것이다. 그래프를 확인해보면 두 그래프가 매우 유사한 모습을 보이는 것을 알 수 있다. 이것이 의미하는 바는 이동 거리가 체력 감소 정도와 유사한 모습을 보이며, 이는 이동 거리가 체력 지표에 유의하다는 것을 알 수 있다.

다음은 경기 별 살바 시간과 체력 지표 간의 관계이다.

우승자



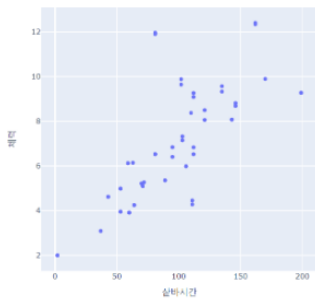
준우승자



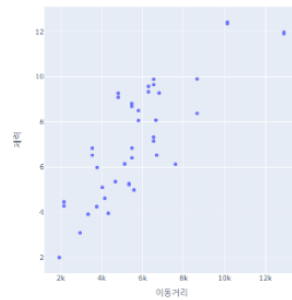
해당 그래프는 누적이 아닌 경기 당 살바 시간과 체력 감소 정도를 시각화로 표현한 것이다. 그래프를 확인해보면 두 그래프 역시 매우 유사한 모습을 보이는 것을 알 수 있다. 이것이 의미하는 바는 살바를 잡고 힘겨루기를 하는 시간이 체력에 영향을 끼친다는 것을 의미한다.

마지막으로 금강 장사 전체 선수들에 대한 변수를 시각화한 것이다.

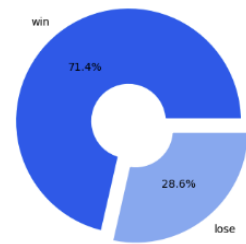
각 판당 살바시간과 체력간의 관계



각 판당 이동거리와 체력간의 관계



체력이 많은 경우 승패 비율 (4강 이후)



해당 산점도를 보면 각 경기 당 변수와 체력 간의 관계가 상관성을 띄는 것을 볼 수 있다. 이는 누적 값이 아님에도 불구하고 이러한 모습을 보이는 것으로 보아 살바 시간과 이동 거리는 체력에 영향을 주는 것으로 판단할 수 있다. 추가적으로 4강전 이후 체력이 많은 경우가 이기는 비율을 계산해봤을 때 약 71.4%로 확인되었다. 이는 상대적으로 체력이 중요시되는 4강전 이후에는 체력 지표가 더욱 유의미하게 나타났다는 것을 알 수 있다.

Ⅲ.

주요 결과 및 시사점

1. 결과 활용 및 시사점

지금까지 씨름이라는 스포츠는 대중적으로 큰 인기를 끌었던 적이 있었다. 하지만 그러한 시간은 오래가지 못하고 금방 식기 마련이었다. 그러한 이유에는 콘텐츠의 부족과 이해하기 어려운 경기라고 생각한다. 씨름을 처음 보거나 씨름에 대해 잘 알지 못하는 사람들은 선수들 간의 미묘한 힘 겨루기 또는 신경전을 바로 알아차리지 못한다. 이로 인해 대중들은 선수들이 화려한 기술을 사용하는 것에 더욱 열광한다. 그러한 이유는 화려한 기술을 사용하는 것은 직관적으로 잘 보이고 해당 기술이 어렵다는 것이 바로 와닿기 때문이다.

‘체력’ 지표는 씨름을 잘 모르는 사람들도 금방 이해할 수 있는 매우 친숙한 지표이다. 해당 체력이 어떻게 산정되는지 전부 알지 못해도 직관적으로 두 선수를 비교할 수 있는 지표가 생긴다면 씨름을 잘 모르더라도 씨름을 쉽게 즐길 수 있다. 이러한 이유로 ‘체력’ 지표는 매우 다양한 곳에 활용될 수 있다. 크게 2가지 방식으로 활용될 수 있다. ‘콘텐츠 화’와 ‘전략 제공’이다. 콘텐츠 화는 체력을 직접적으로 시청자들에게 보여줌으로써 씨름만의 흥미 요소를 준다. 전략 제공은 기존의 씨름 경기 전략에서 체력이라는 변수가 추가되어 새로운 전략을 수립할 수 있다. 이로 인해 이전에는 느끼지 못했던 새로운 종류의 흥미를 느낄 수 있다.

체력 지표가 시사하는 바는 다음과 같다. 그동안 씨름을 잘 알지 못해 경기 영상을 봐도 흥미를 크게 느끼지 못한 사람들에게 씨름의 진정한 재미를 느낄 수 있도록 해준다. 또한, 체력 지표를 생성하는 과정에서 다양한 종류의 변수를 정형 데이터로 생성함으로써 그동안 이루어지지 못했던 다각도의 분석이 이루어질 수 있다. 이러한 변화는 한국 씨름의 부흥에 큰 힘으로 작용할 것이라 생각한다.

해당 본문에서 위에서 설명한 내용에 대해 하나씩 자세하게 설명할 예정이다. 체력 지표를 활용한 콘텐츠 화, 전략 제공, 웹 UI에 이어 한국 씨름에 주는 시사점까지 하나씩 살펴보도록 한다.

가. 콘텐츠 화

1) 경기 중 체력 현황



씨름은 경기 시간이 평균 10초로 매우 짧은 스포츠이다. 이로 인해 경기를 위해 준비를 하는 시간이나 살바를 잡고 힘겨루기를 하는 시간이 경기 시간에 비해 매우 길다. 힘겨루기를 하는 시간이 씨름을 매우 좋아하는 사람들에게는 흥미로운 시간이지만, 씨름을 잘 모르는 사람들에게는 그저 경기를 하기 위한 준비를 하는 다소 지루한 시간이 될 수 있다. 이러한 점이 시청자의 유입을 방해하는 한 가지 요인이라고 생각한다.

이를 위해 씨름을 잘 모르는 사람이라도 경기를 지루하지 않고 관람할 수 있도록 경기 화면 오른쪽에 선수 별 체력 현황을 보여준다. 해당 화면은 두 선수가 힘겨루기를 하고 있을 때 옆에 같이 보여주게 된다. 선수 별 체력 현황 중 검은색으로 표시된 선수들은 탈락한 선수들을 의미하며, 파란색 및 빨간색으로 표시된 선수들은 현재 경기를 진행중인 선수들을 의미한다. 나머지 선수들은 아직 경기가 남아 있는 선수들을 의미한다. 해당 화면을 힘겨루기를 하는 기간 동안 보여주고 경기가 시작하기 전에 경기 화면을 전체 화면으로 변환함으로써 경기 시청에 방해를 최소한으로 한다.

해당 콘텐츠를 통해 얻고자 하는 이점은 다음과 같다. 우선 체력을 보여줌으로써 시청자들에게 경기 결과를 미리 예측해보는 재미를 제공한다. 씨름을 계속해서 시청해오고 관심있게 지켜본 사람들은 경기 시작 전부터 대략적인 경기 예측을 해볼 수 있다. 체력이 화면에 보여지게 되면 이러한 흥미요소를 많은 사람들이 느낄 수 있게 된다. 체력이 많은 사람이 이길 것이라고 생각하며 경기를 지켜보다가 체력이 적은 선수가 극적으로 역전하는 모습을 보게 되면 아무런 정보 없이 경기를 시청했을 때보다 더 많은 재미를 느낄 수 있을 것이다.

다음으로는 시청자가 응원하는 선수가 현재 어떤 상태인지를 알 수 있다. 모든 스포츠는 본인이 응원하는 팀이 있거나 혹은 응원하는 선수가 있을 때 경기를 더욱 재밌게 즐길 수 있다. 씨름 역시 마찬가지이다.

다. 이때 본인이 응원하는 선수가 경기를 하고 있지 않더라도 체력 현황을 통해 현재 선수의 상태를 간접적으로 파악할 수 있다. 만약 현재 경기하고 있는 두 선수 중 승자가 본인이 응원하는 선수와 경기를 하게 된다면 해당 경기에서 많은 체력을 소모하기를 바랄 것이다. 이처럼 체력이라는 지표를 통해 기존에는 없었던 시청자들의 관점이 생긴다. 이는 또 다른 흥미 요소로 작용하여 더 많은 시청자를 유입 시키는데 도움이 될 것이다.

2) 경기 시작 전 선수 소개



김기수
키: 185cm
몸무게: 95kg
주특기 기술: 잡채기

소속: 수원특례시청씨름단
최근 전적: 7승 3패
상대 전적: 6승 1패

현재 남은 체력 64.7

VS



전도연
키: 178cm
몸무게: 90kg
주특기 기술: 십자걸이

소속: 의성군청마늘씨름단
최근 전적: 6승 4패
상대 전적: 1승 6패

현재 남은 체력 55.7

'살바 TV'에서 진행되는 씨름 대회 유튜브 실시간 중계 영상을 확인해보면 그저 현장의 모습을 그대로 보여준다. 하이라이트나 선수 소개 또는 다양한 각도에서의 장면이 보이지 않는다. 이는 시청자로 하여금 경기를 하지 않을 때는 지루함을 크게 느끼게 된다. 유튜브 생중계 화면에서도 TV 중계와 마찬가지로 다양한 장면을 보여준다면 더 많은 시청자들이 생길 것이다.

이를 위해 경기 시작 전에 긴장감을 줌과 동시에 경기를 하는 선수들에 대한 정보를 제공하기 위해 선수 프로필을 소개하는 영상을 보여준다. 해당 화면에는 선수 이름, 키와 몸무게, 주특기 기술, 소속, 최근 전적, 상대 전적, 현재 남은 체력 등을 보여준다. 이로써 씨름을 잘 모르는 사람들은 알 수 없는 정보를 알려줌으로써 경기를 더욱 재밌게 즐길 수 있도록 한다. 씨름을 잘 아는 사람들도 경기가 시작한다는 느낌을 받으면서 긴장감을 느낄 수 있을 것이다.

씨름을 꾸준히 봐오고 관심을 가진 사람이라면 위의 정보를 당연하게 알고 있겠지만, 씨름을 잘 모르는 사람이라면 해당 정보들은 알 수 없는 것들이다. 따라서 씨름이 단순히 보는 사람만 보는 스포츠가 아닌 대중들이 쉽게 찾아보는 스포츠가 되도록 하기 위해서는 위와 같은 세세한 정보들을 많이 제공하는 것이 중요하다고 생각한다. 이에 더해 체력을 맨 하단에 표시해줌으로써 상대 전적과 체력을 같이 확인하게 한다. 이는 상대 전적이 우세하더라도 남은 체력으로 인해 승패가 어떻게 될 지 모르는 또 하나의 관전 포인트가 될 수 있다. 이처럼 체력은 단순히 체력을 보여주는 것의 의미를 넘어서 시청자들이 씨름을 쉽게 접하고 쉽게 즐길 수 있게 해주는 하나의 도움말이 될 것이다.

3) 선수 머리 위에 체력 게이지 표시



현재 다른 스포츠에서도 젊은 시청자들이 점점 줄어들고 있다. 이를 막고자 각 분야에서 다양한 노력을 하고 있다. 씨름은 현재 젊은 시청자 비율이 매우 낮은 상황이다. 씨름이 대한민국에서 가장 인기가 많았던 1980년대에는 남녀노소 불문하고 온 가족이 모여 씨름 경기를 시청하곤 했지만 최근에는 마니아층만이 씨름 경기를 찾는 추세이다. 이러한 흐름 속에서 젊은 시청자들을 많이 늘리는 것은 매우 중요하다고 생각한다.

최근 사람들이 주로 찾는 영상 매체는 TV가 아닌 유튜브이다. 이로 인해 사람들은 점점 더 짧은 영상을 많이 찾게 되고, 이는 씨름에게 매우 유리한 조건이라고 생각한다. 씨름은 경기 시간이 평균 10초 가량 벌어진다. 이를 현재 인기 있는 매체인 유튜브에서 잘 활용한다면 씨름을 찾아보는 사람이 많아질 것이다. 이때 유튜브를 주로 많이 시청하는 연령대는 20대 또는 30대이다. 따라서 이들의 이목을 끄는 콘텐츠가 중요하다. 이를 위해 고안해낸 콘텐츠가 경기 도중 선수 머리 위에 체력 게이지를 보여주는 것이다.

해당 콘텐츠는 경기 중 선수 머리 위에 남은 체력 게이지를 직접 보여준다. 이는 게임에서 주로 보여지는 효과로써 많은 사람들, 특히 젊은 사람들에게 친숙한 느낌을 준다. 이들은 게임을 많이 즐기고 게임이라는 형식에 매우 익숙해져 있다. 하지만 이를 활용한 스포츠는 아직 매우 적다. 스포츠는 게임에 적용하기 매우 쉬운 분야이다. 전체적인 형식도 게임과 유사한 점이 많기 때문이다. 따라서 씨름과 게임을 결합

하여 위와 같은 콘텐츠를 제공하고자 한다. 이러한 콘텐츠는 시청자들로 하여금 게임을 시청하고 있다는 느낌을 전달하고 더 나아가 본인이 직접 게임을 플레이 하는 것과 같은 효과를 줄 수 있다. 이는 유튜브를 주로 시청하는 젊은 시청자들에게 큰 매력 어필이 될 것이다.

따라서 해당 경기 장면을 짧게 10초 혹은 20초 내외의 영상으로 편집하여 유튜브나 인스타그램과 같은 SNS에 홍보하면 많은 사람이 씨름에 더욱 흥미를 느낄 것이다. 이는 곧 씨름의 인기를 더욱 높이는 계기가 될 것이고 유튜브로 시청만 하는 것이 아닌 더 많은 사람들이 씨름 경기를 직접 보기 위해 경기장으로 찾아올 것이다.

나. 전략 제공

기존 씨름 경기는 몸무게를 활용한 씨름이 대부분이다. 기술이나 상대방의 약점을 활용한 씨름은 잘 이루어지지 않는다. 이처럼 다양한 유형의 경기가 나오지 않아 시청자들이 흥미를 크게 느끼지 못한다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서는 지금보다 더욱 다양하고 변칙적인 전략이 많이 나와야 한다고 생각한다. 이때 체력 지표를 활용하게 되면 더욱 다양한 전략이 생성될 수 있다.

체력 지표를 활용하면 바로 직전 경기의 체력 소모 뿐만 아니라 앞선 경기들까지 판단하여 누적된 피로도를 파악할 수 있다. 이는 기존의 전략보다 더욱 다양한 전략이 가능하도록 한다. 예를 들어 기존에는 체력을 알지 못해 체력이 적은 선수임에도 불구하고 최대한 빠른 경기를 진행하려고 할 수 있을 것이다. 하지만 체력을 알게 되면 체력에 있어 본인이 더 우위에 있다는 것을 파악해 상대의 체력을 역이용한 전략을 펼칠 수 있을 것이다.

이는 시청자들이 더욱 다양한 경기를 관람할 수 있게 되는 또 하나의 계기가 될 수 있다. 기존 씨름을 꾸준히 시청해오던 사람들은 본인이 봐왔던 경기들과는 다른 새로운 유형의 경기를 보기 때문에 신선함을 느낄 것이다. 만약 씨름을 잘 모르는 사람이더라도 체력이라는 지표를 이해하고 있다면 해당 전략을 이해할 수 있게 되면서 씨름에 재미를 갖게 될 것이다. 기존에는 씨름 기술을 전부 알지 못해 경기를 이해하는 데 많은 어려움이 있었다면 이러한 장벽을 체력을 통해 한 단계 낮춰줄 수 있다고 생각한다.

다. 웹 UI

00:47

2023 보은장사씨름대회

수원특례시청

의성군청

김기수 VS 전도연

경기 영상
(실시간 카메라)

경기 정보

강전 입력 경기 수 입력

경기 선수

이름 입력 이름 입력

살바 시간

시작 종료 (시간 표시)

경기 시간

종료 (시간 표시)

움직임 정도

시작 종료 (거리 표시)

기술 횟수

Count (횟수 표시)

휴식 시간

이름 입력 이름 입력

시작 종료 (시간 표시)

다음 경기

체력 지표는 위처럼 다양한 콘텐츠로써 활용이 가능하다. 하지만 이를 위해서는 일차적으로 실시간으로 체력이 계산되어야 한다. 이를 위해 실제 경기 현장에서 쉽게 사용할 수 있는 웹 UI를 제공한다. 위 그림은 웹 UI를 표현한 그림으로, 웹 UI를 활용하는 방법은 다음과 같다.

좌측 경기 영상에는 현장에 설치한 한 대의 카메라를 통해 실시간으로 이루어지는 경기 영상을 보여준다. 해당 경기에서의 다양한 정보를 체력으로써 활용하기 위해 우선 경기 정보에 현재 몇 강전 몇 번째 경기가 진행되고 있는지 입력한다. 그 후 경기 선수 부분에 현재 경기를 진행 중인 선수들의 이름을 입력한다. 그 다음, 두 선수가 서로 살바를 잡는 순간 살바 시간의 시작 버튼과 움직임 정도의 시작 버튼을 누르게 된다. 이때 살바 시간과 움직임 정도의 측정이 시작된다. 살바를 잡으면서 힘겨루기를 하는 시간이 모두 끝나고 심판이 휘슬을 울리는 순간 살바 시간의 종료 버튼을 누르게 된다. 그때 살바 시간은 해당 시간이 기록되게 되고 이와 동시에 경기 시간이 측정되기 시작한다. 경기가 진행되는 도중, 기록자는 기술이 한 번 이루어질 때마다 기술 횟수의 Count 버튼을 통해 횟수를 늘린다. 경기가 종료되면 경기 시간과 움직임 정도를 종료하여 해당 경기의 모든 기록을 완료한다. 만약 이때 두 선수의 경기가 모두 끝난 거라면 휴식 시간에 이름을 입력하여 휴식 시간을 측정하기 시작한다. 해당 과정이 모두 끝나면 다음 경기 버튼을 통해 다음 경기에 대한 기록을 시간한다.

이처럼 웹 UI를 실제 대회 현장에서 활용하게 되면 실시간 경기를 곧바로 정형 데이터로써 변환하여 활용이 가능하다. 이는 기존 씨름 아카이브에 존재하는 데이터에 더해 더욱 많은 정보와 정확한 정보를 제공할 수 있도록 도와준다. 해당 과정으로 씨름에서의 많은 데이터가 쌓이게 되면 씨름 경기에 대한 더욱 세세한 분석이 가능해지고 이는 곧 씨름이라는 스포츠에 대한 발전으로 이어질 수 있다.

라. 시사점

씨름 경기 영상 분석을 기반으로 개발한 '체력' 지표는 다양한 경기 운영 전략과 콘텐츠로 활용될 수 있다. 더 나아가 한국 씨름의 부흥을 이끌 수 있는 중요한 도구로 작용할 수 있을 것이다. 이는 다음과 같은 시사점을 지닌다.

1) 새로운 지표 개발

그동안은 추상적으로 받아들였던 체력이라는 개념을 수치로 표현해 '힘듦'의 정도를 객관적으로 파악할 수 있도록 하였다. 이는 경기 전반에 걸쳐 활용될 수 있는 지표로, 씨름에 입문하는 사람도 쉽게 판단 가능한 기준이 생기는 것이다. 이를 통해 기존에 씨름에 대해 잘 알지 못하는 사람들도 경기 흐름에 대한 이해도가 높아질 것이며, 새로운 볼거리가 생겨 흥미를 느낄 수 있을 것이다. 체력 지표는 위 내용에서 언급한 콘텐츠, 경기 전략 등 다양한 방향으로 활용이 가능하다.

또한 해당 과정은 간단한 작업만으로 매 경기를 손쉽게 정형 데이터로 변환이 가능하도록 한다는 점에서, 영상 데이터를 다각도로 분석이 가능하고 이를 활용할 수 있도록 한다.

2) 시청자 유입

체력 지표는 경기 전략 중 하나의 요소로 사용될 수 있으며, 이는 기존의 단조로운 씨름에서 벗어나 보다 변칙적이고 재밌는 경기 운영이 이루어질 수 있도록 할 수 있다. 또한 해당 지표를 이용한 경기 중 체력 현황, 경기 시작 전 선수 소개, 선수 머리 위에 체력 게이지 등의 콘텐츠를 통해 새로운 볼거리를 제공함으로써 시청자들이 흥미를 느낄 수 있도록 한다.

씨름은 짧고 강렬하게 이루어진다는 점에서 매력적이지만, 긴 준비시간과 같이 시청자들이 볼거리가 부족한 어려운 시간이 존재한다. 씨름과 다양한 콘텐츠의 만남은 시청자들이 씨름만의 재미와 매력을 느끼게 하여 많은 사람들이 유입될 수 있을 것이다.

현재 씨름에 대한 사람들의 관심도는 다른 스포츠에 비해 현저히 떨어진다. 하지만 씨름 역시 대중들에게 가장 큰 인기가 있었던 시절이 있었다. 이는 씨름이 분명히 사람들에게 큰 흥미를 줄 수 있는 요소가 충분히 존재한다는 것을 의미한다. 한국 씨름이 과거의 인기를 다시 누리기 위해서는 현재 씨름의 단점인 긴 준비 시간과 단조로운 경기들을 최대한 상쇄시킴과 동시에 씨름의 장점인 짧은 경기 시간과 박진감 넘치는 퍼포먼스를 최대한으로 활용하여 현 세대에게 큰 인기를 끌어야 할 것이다.

체력 지표는 이러한 점에서 많은 역할을 해낼 수 있다. 준비 시간에 체력을 활용한 다양한 콘텐츠를 제공하고 이와 동시에 유입된 사람들을 지속적인 시청자 층으로 만들기 위해 접근성을 낮춘다. 또한, 짧은 콘텐츠를 선호하고 게임을 많이 즐기는 젊은 세대를 겨냥해 씨름 경기 시간에 체력을 활용하여 게임과 같은 화면을 생성해 씨름을 홍보한다. 이는 젊은 세대에게 매우 효과적인 홍보 방법이라 생각한다. 추가적으로 이러한 체력을 효과적으로 활용하기 위해 데이터를 쉽게 생성할 수 있는 웹 UI를 제공한다. 이를 통해 손쉽게 체력 지표를 생성할 수 있고 수많은 활용 방안이 만들어질 수 있다.

씨름이라는 스포츠는 굉장히 흥미로운 스포츠이다. 다른 스포츠에서는 느낄 수 없는 종류의 희열을 느낄 수 있고 이는 사람들이 충분히 재미를 느낄 수 있을 것이라 생각한다. 체력 지표는 이 재미를 많은 사람이 느낄 수 있게 해줄 것이다. 다양한 콘텐츠를 통해 한국 씨름을 홍보하고 알림으로써 다시 한번 한국 씨름의 부흥기가 찾아올 수 있을 것이다.

IV.

REFERENCE

씨름 조사 - 씨름의 흥행과 몰락

<https://news.kbs.co.kr/news/pc/view/view.do?ncd=4370800>

<https://m.khan.co.kr/sports/sports-general/article/202301202047005#c2b>

<http://monthly.chosun.com/client/news/viw.asp?ctcd=&nNewsNumb=201603100046>

STT

Whisper

<https://github.com/openai/whisper>

<https://arxiv.org/abs/2212.04356>

SeamlessM4T

https://github.com/facebookresearch/seamless_communication

https://dl.fbaipublicfiles.com/seamless/seamless_m4t_paper.pdf

Object Tracking

PIPS

<https://github.com/aharley/pips>

<https://arxiv.org/abs/2204.04153>

Co-Tracker

<https://github.com/facebookresearch/co-tracker>

<https://arxiv.org/abs/2307.07635>

Paddle Detection

<https://github.com/PaddlePaddle/PaddleDetection>

Key Point Detection

AlphaPose

<https://github.com/MVIG-SJTU/AlphaPose>

<https://arxiv.org/abs/2211.03375>

YOLO-V8

<https://github.com/ultralytics/ultralytics>

RTMPose

<https://github.com/open-mmlab/mmpose/tree/main>

추가 데이터

<https://www.youtube.com/watch?v=23GqHMEQ4X0&list=PLM-PT9bop8pyXF2E3PHbif0OF-PFFsv7&index=4>

<https://www.youtube.com/watch?v=zaB6oe-lBmE&list=PLM-PT9bop8pyXF2E3PHbif0OF-PFFsv7&index=8>

<https://www.youtube.com/watch?v=L6VositMpPE&list=PLM-PT9bop8pyXF2E3PHbif0OF-PFFsv7&index=9>

씨름 기술

<https://www.youtube.com/watch?v=eKY996RShLc>