

스포츠 Live & VOD에 시를 더하다!!!

백준봉 NAVER SPORTS PLATFORM

CONTENTS

1. 스포츠 Live & VOD 목표
2. 적용 서비스
3. 시스템 아키텍처
4. 관련 기반기술
5. 이슈 트러블슈팅
6. 향후 리서치 공유

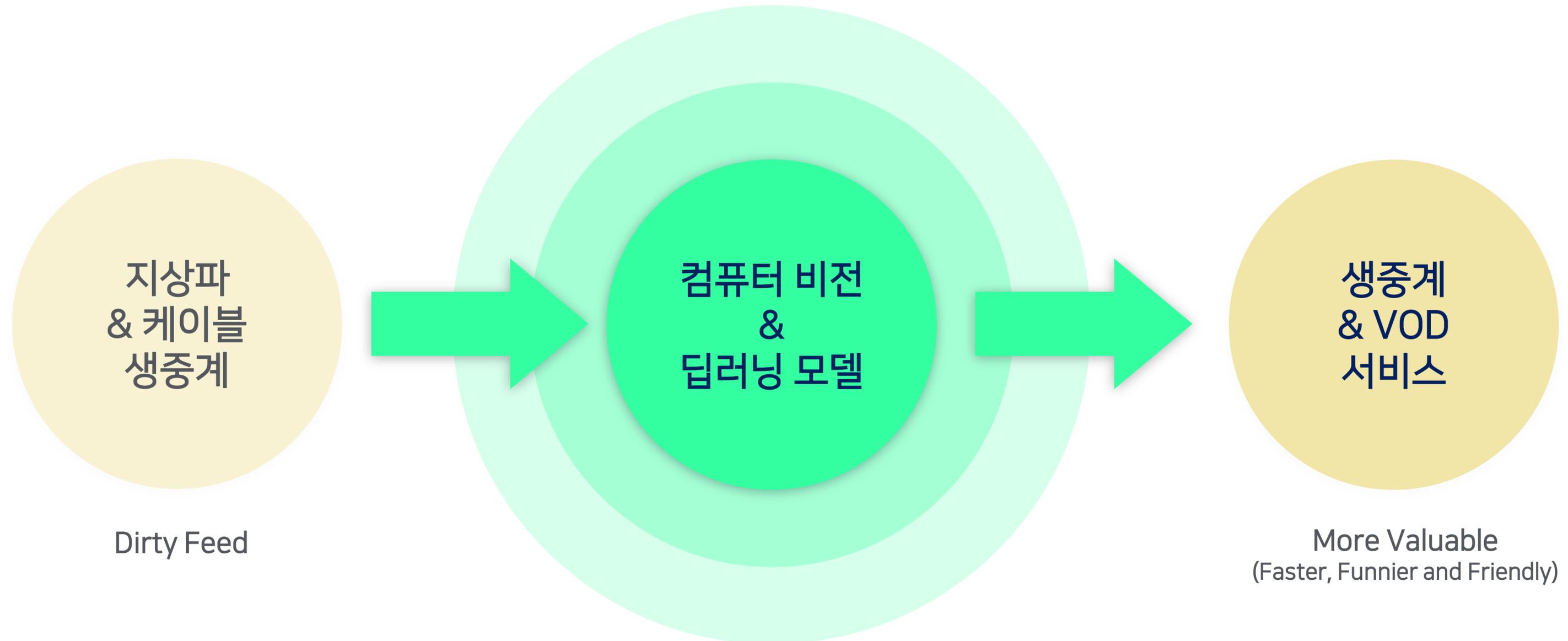


1. 스포츠

Live & VOD 목표

1.1 사용자 가치 전달

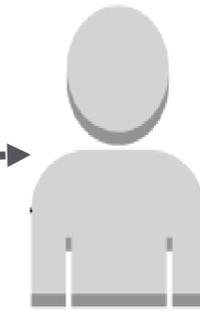
사용자들이 네이버 스포츠 생중계와 VOD에서 더 빠르고, 더 재미있고, 더 친숙한 사용성을 제공 받도록 함



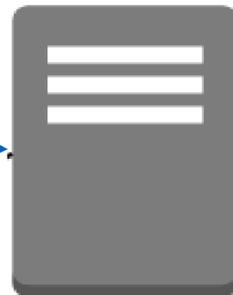
* Dirty Feed : 자막과 해설, 광고 등 방송 고유의 화면과 오디오가 아닌 소스들도 전달되는 방송

1.2 신속한 전달

1) 경기 종료



2) 수동 편집



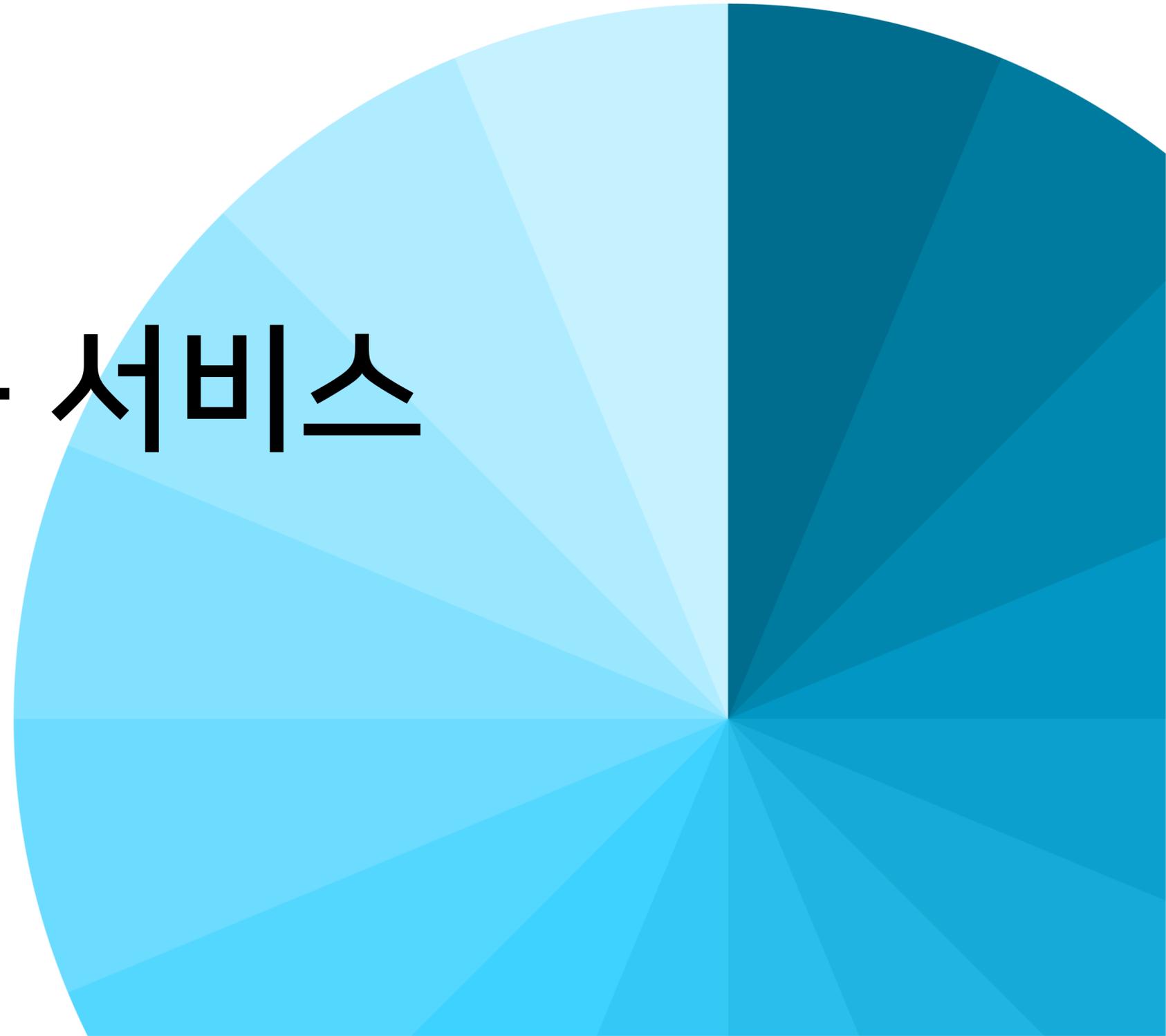
2) AI 편집



3) 약 30분 이후 서비스

3) 약 3분 이내 서비스

2. 적용 서비스



2.1 KBO(국내 프로야구)



2018

2019

2020

11월

생중계 타임머신내 홈런 위치 자동 표시
(수동 좌표 관리 + OCR + 문자 중계)



8월

경기별 득점&선발투수 하이라이트



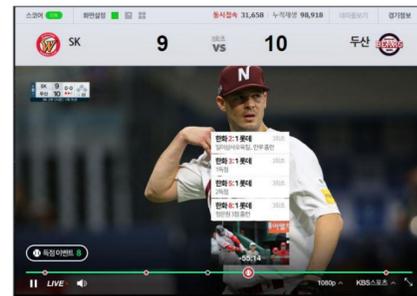
'또 다시 잠실표 획득' 키움, PO 3 연전 스윙하며 KS 진출!



두산 후랭코프 선발투수 하이라이트 [한국시리즈 3...]

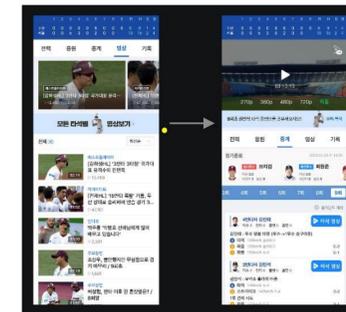
9월

생중계 타임머신내 득점 위치 자동 표시



7월

경기 풀영상 타석별 보기



11월

주요장면 하이라이트(득점+삼진+호수비 등) 자동영상



* SB : 스코어보드

2.1 KBO(국내 프로야구)



2018

2019

2020

8월

11월

7월

경기별 득점&선발투수 하이라이트
(투구 인식 + SB 자동인식 + OCR + Template Matching + 문자중계)

주요장면 하이라이트(득점+삼진+호수비 등) 자동영상



'또 다시 잠실표 획득' 키움, PO3
연전 스윙하며 KS 진출!



두산 후랭코프 선발투수 하
이라이트 [한국시리즈 3...]

경기 풀영상 타석별 보기

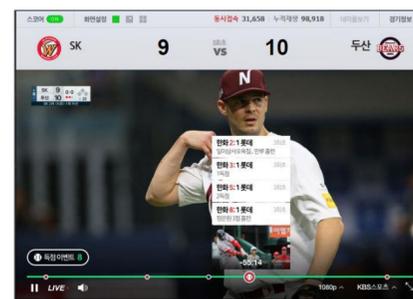


11월

9월

생중계 타임머신내 홈런 위치 자동 표시

생중계 타임머신내 득점 위치 자동 표시



2.1 KBO(국내 프로야구)



2018

2019

2020

11월

8월

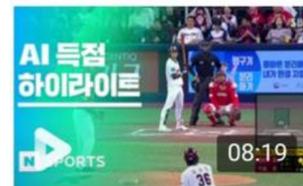
11월

7월

9월

경기별 득점&선발투수 하이라이트

주요장면 하이라이트(득점+삼진+호수비 등) 자동영상

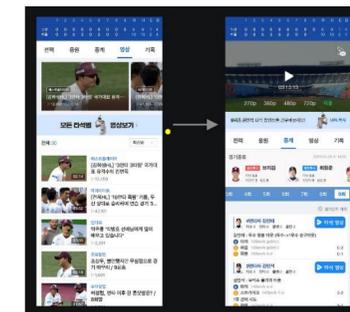


'또 다시 잠실표 획득' 키움, PO 3 연전 스윙하며 KS 진출!



두산 후랭코프 선발투수 하이라이트 [한국시리즈 3...]

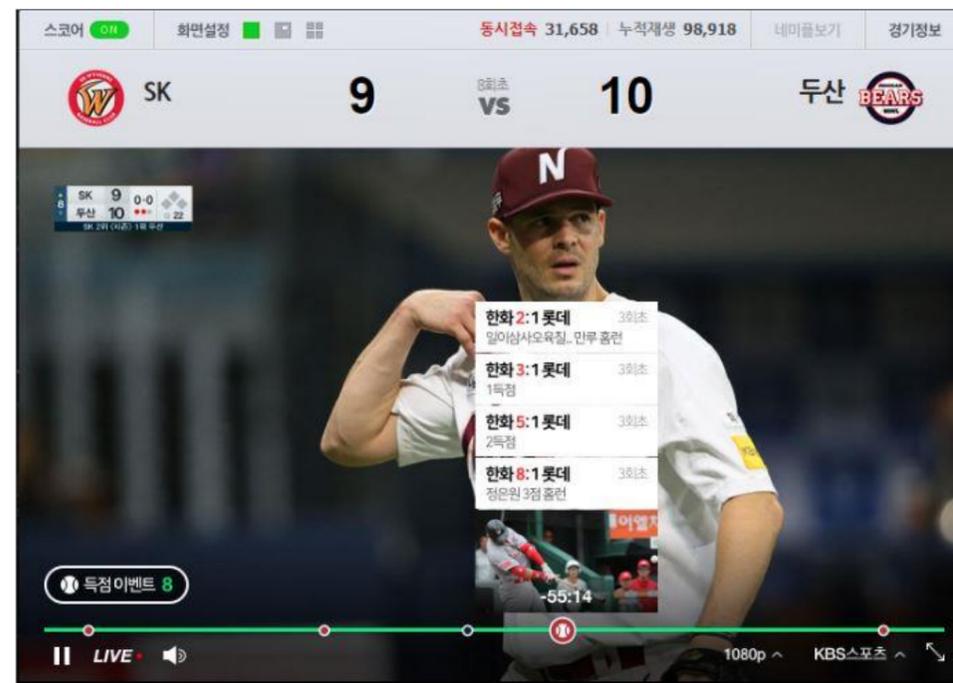
경기 풀영상 타석별 보기



생중계 타임머신내 홈런 위치 자동 표시



생중계 타임머신내 득점 위치 자동 표시
(투구 인식 + SB 자동인식 + OCR + Template Matching + 문자중계)



2.1 KBO(국내 프로야구)



2018

2019

2020

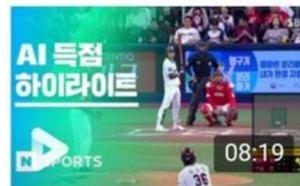
8월

11월

7월

경기별 득점&선발투수 하이라이트

주요장면 하이라이트(득점+삼진+호수비 등) 자동영상



'또 다시 잠실표 획득' 키움,PO3 연전스윙하며 KS 진출!



두산 후랭코프 선발투수 하이라이트 [한국시리즈 3...]

경기 풀영상 타석별 보기
(투구 인식 + SB 자동인식 + OCR + Template Matching + 문자중계)



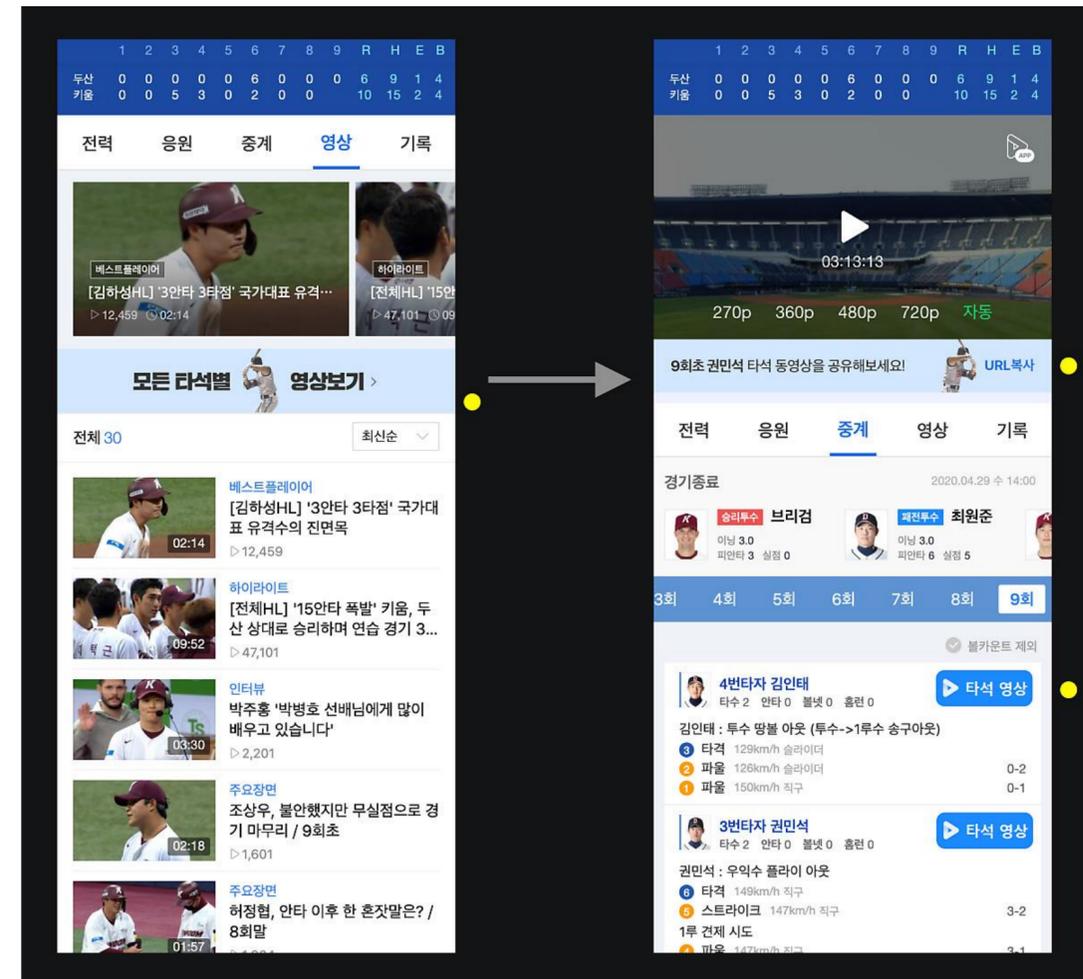
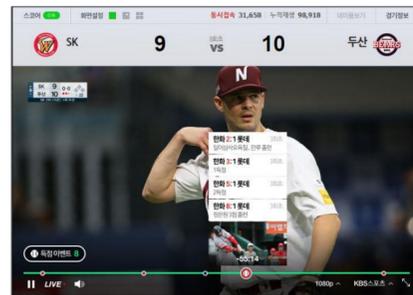
11월

9월

생중계 타임머신내 홈런 위치 자동 표시



생중계 타임머신내 득점 위치 자동 표시



2.1 KBO(국내 프로야구)



2018

2019

2020

8월

11월

경기별 득점&선발투수 하이라이트



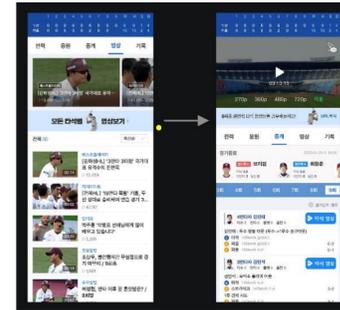
'또 다시 잠실표 획득' 키움, PO 3 연전 스윙하며 KS 진출!



두산 후랭코프 선발투수 하이라이트 [한국시리즈 3...]

7월

경기 풀영상 타석별 보기



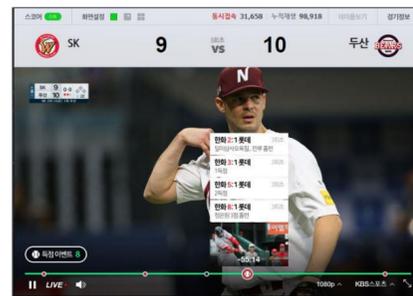
11월

생중계 타임머신내 홈런 위치 자동 표시



9월

생중계 타임머신내 득점 위치 자동 표시



주요장면 하이라이트(득점+삼진+호수비 등) 자동영상
(투구 인식 + SB 자동인식 + OCR + Template Matching + 문자중계 + 행동인식 + 장면분류)



2.2 축구(해외축구 & K리그2)

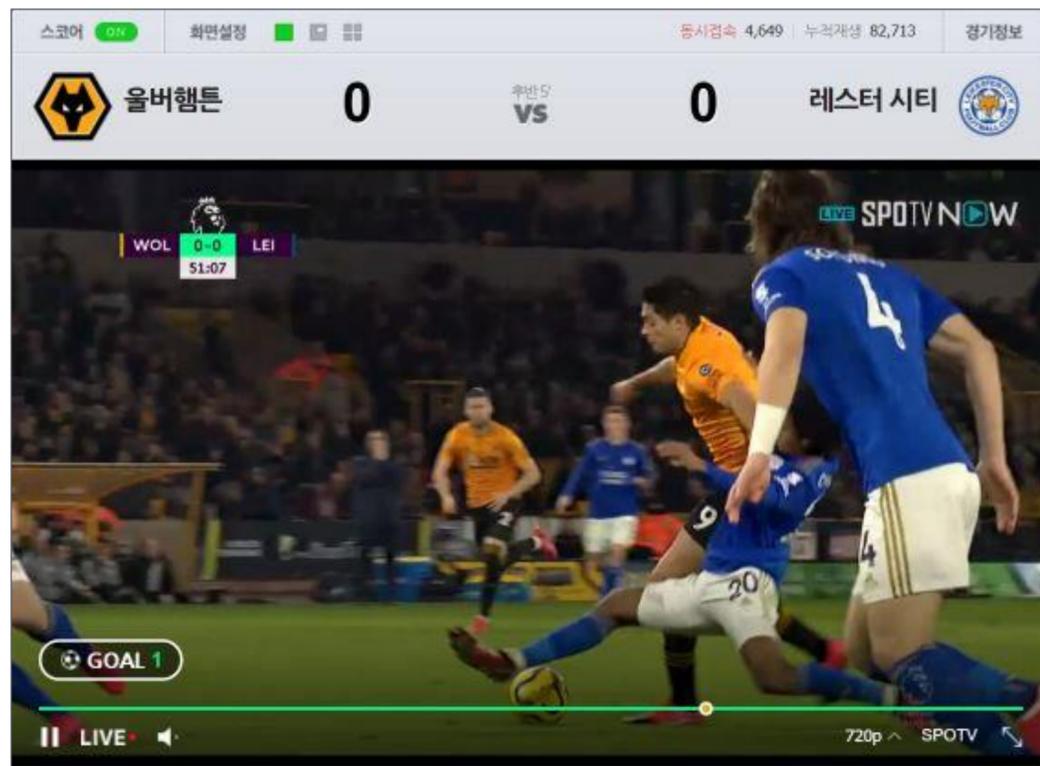


2월

해외축구(3대 리그 - EPL & UCL & UEL)
생중계 타임머신내 골 득점 위치 자동 표시
(SB 자동인식 + OCR + 문자중계)

9월

Kleague2 골영상 & 골모음 자동생성



2.2 축구(해외축구 & K리그2)



2월

해외축구(3대 리그 - EPL & UCL & UEL)
생중계 타임머신내 골 득점 위치 자동 표시



2020

Kleague2 골영상 & 골모음 자동생성
(SB 자동인식 + OCR + 문자중계 + 장면분류)

9월



2.3 GOLF & 생중계 광고 썸네일 제거



3월

해외축구 광고 썸네일 제거
(장면 분류)

5월

KBO 광고 썸네일 제거
(장면 분류)

7월

골프 광고 썸네일 제거
(장면 분류)

9월

MLB & KBL 광고 썸네일 제거
(장면 분류)

12월(예정)

LPGA GOLF 생중계 타임머신내
선수별 티샷 위치 자동 표시



2.3 GOLF & 생중계 광고 썸네일 제거



3월 해외축구 광고 썸네일 제거



5월 KBO 광고 썸네일 제거

7월 골프 광고 썸네일 제거

9월 MLB & KBL 광고 썸네일 제거

12월(예정) LPGA GOLF 생중계 타임머신내 선수별 티샷 위치 자동 표시 (SB자동인식+행동인식+OCR)



2.4 언론 보도 현황

B BLOTER
✓ PICK ⓘ

네이버, 프로야구 생중계에 AI 기술 도입...농친 홈런 다시 본다

기사입력 2018.11.05. 오후 2:41 기사원문 스크랩 본문듣기 · 설정

1
 1

요약봇
가

네이버가 프로야구 중계에 인공지능(AI) 기술을 도입했다. AI가 실시간으로 홈런 등 다양한 장면을 분석해 자동으로 되돌려 보기 기능을 제공하는 식이다.

네이버는 11월4일부터 열린 2018 프로야구 한국시리즈 1차전 라이브 중계부터 AI 기술로 개발한 '홈런 장면 되돌려 보기 기능'을 적용했다고 5일 밝혔다. 해당 기능은 현재 PC 라이브 중계 플레이어에 우선 도입됐으며 향후 모바일 서비스에도 확대 적용될 계획이다.

KBO 생중계 타임머신내 홈런 위치 자동 표시 (2018)

[기사 출처] <https://news.naver.com/main/read.nhn?mode=LSD&mid=sec&sid1=105&oid=293&aid=0000023070>

2.4 언론 보도 현황

osen

네이버 스포츠, AI가 편집하는 KBO리그 '득점 하이라이트' 서비스

기사입력 2019.08.29 오전 08:50 | 최종수정 2019.08.29 오전 08:50 | 기사원문

공감 0

글꼴 + -



[osen=강희수 기자] 네이버 스포츠가 AI가 편집하는 KBO리그 'AI 득점 하이라이트' 영상을 서비스한다.

KBO 득점 하이라이트 (2019)

[기사 출처] <https://sports.news.naver.com/news.nhn?oid=109&aid=0004076303>

2.4 언론 보도 현황



네이버 스포츠, 프로야구 '모든 타석 영상 보기' 지원

기사입력 2020.07.30. 오전 9:58 기사원문 스크랩 본문듣기 · 설정



| 객체 탐지·컴퓨터 비전 기술 사용

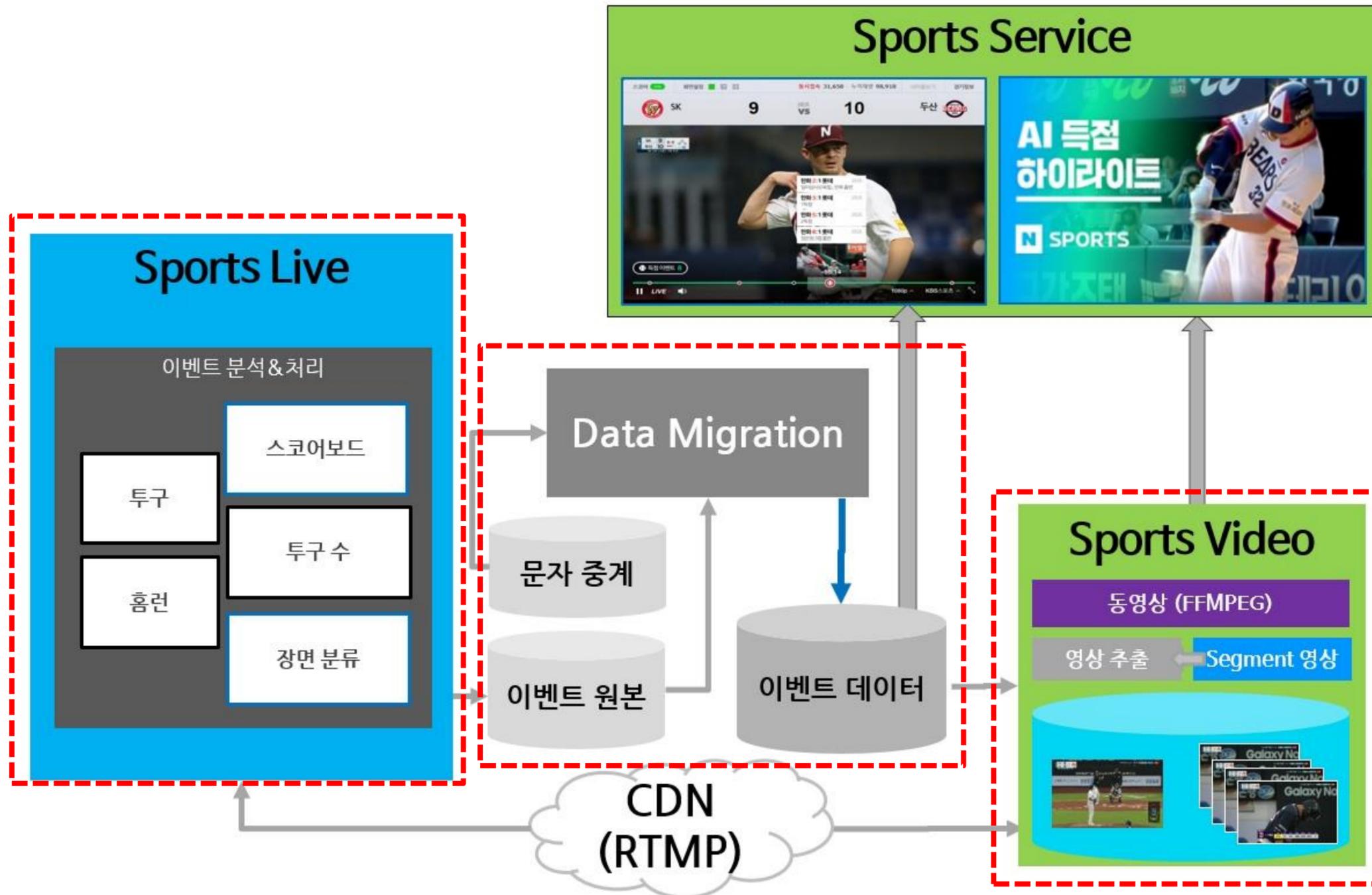
(지디넷코리아=백봉삼 기자)네이버 스포츠는 2020 KBO 국내프로야구 리그 영상 서비스에 자체 영상 분석 기술로 개발한 '전타석 영상 보기' 기능을 도입했다고 30일 밝혔다.

네이버 스포츠의 모바일 야구 서비스에 우선 적용된 이번 기능은 딥러닝을 활용한 '객체 탐지'(object detection)와 '컴퓨터 비전' 기술이 사용됐다. 실시간 영상과 경기 기록 데이터를 결합하고 분석해 국내프로야구 전경기의 모든 타석 영상을 제공 한다고 회사측은 설명했다.

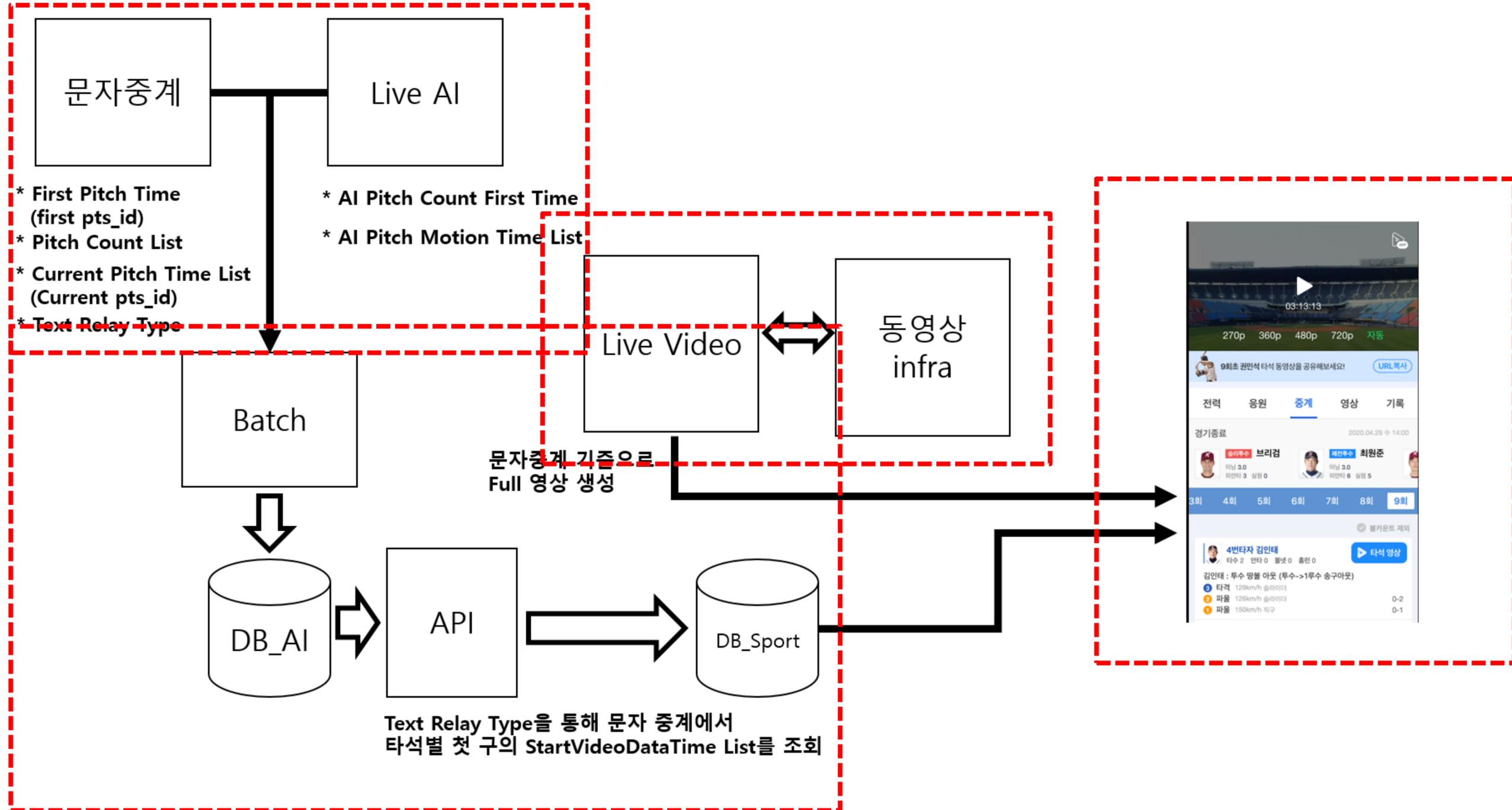
KBO 경기 풀영상 타석별 보기 (2020)

3. 시스템 아키텍처

3.1 생중계 타임머신내 득점 위치 자동 표시



3.2 경기 풀영상 타석별 보기



* pts_id : 각각의 투구 마다 부여되는 고유한 id

4. 관련 기반기술

4.1 Computer Vision

원하는 물체 그리고 이미지, 텍스트(숫자 등)를 인식해 팀/선수 및 경기 진행 상황을 파악하는 기술

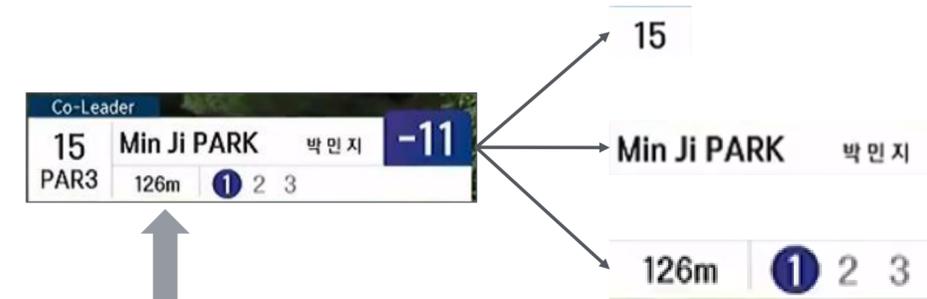
Baseball

Football

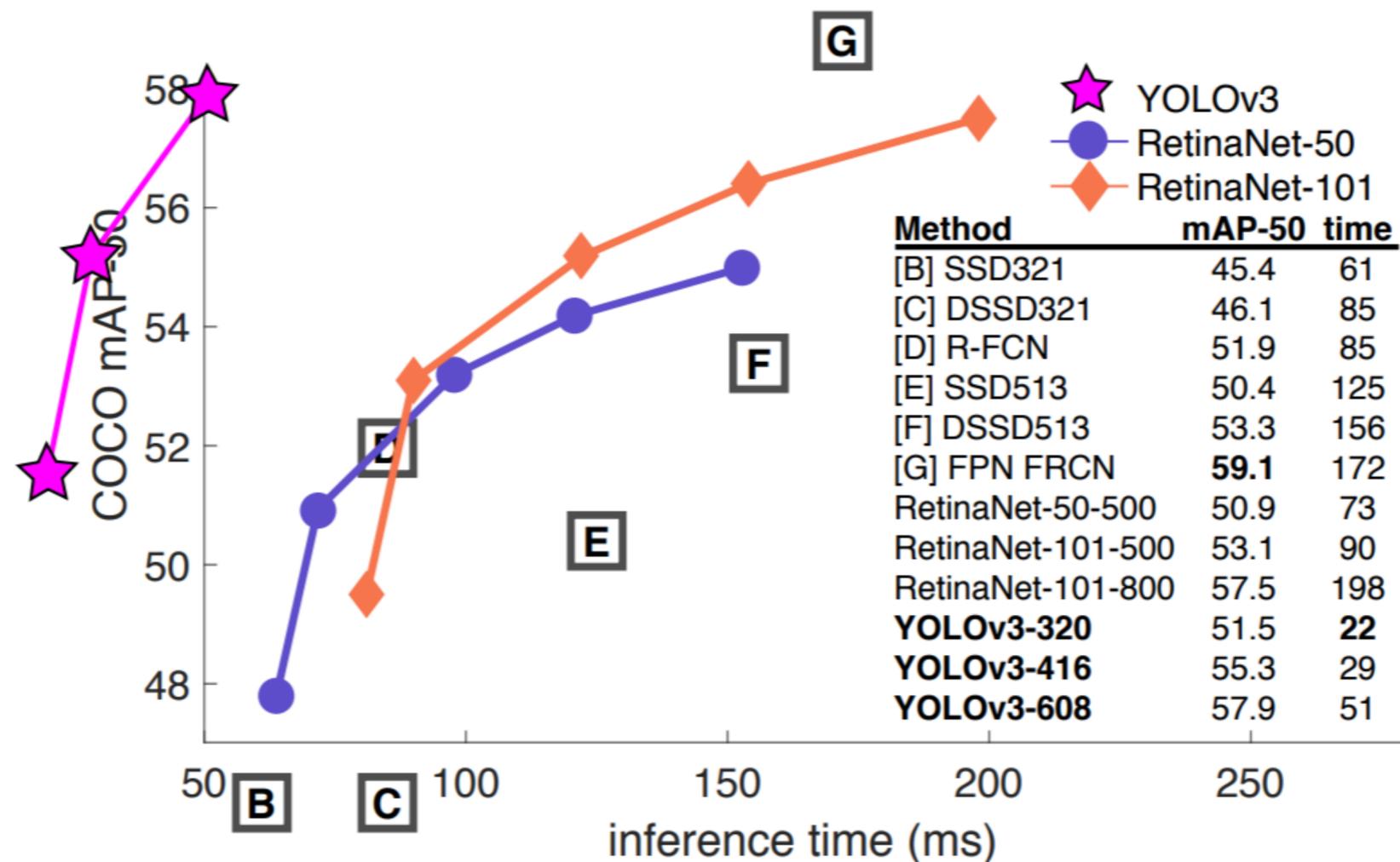
Golf

Objects

생중계



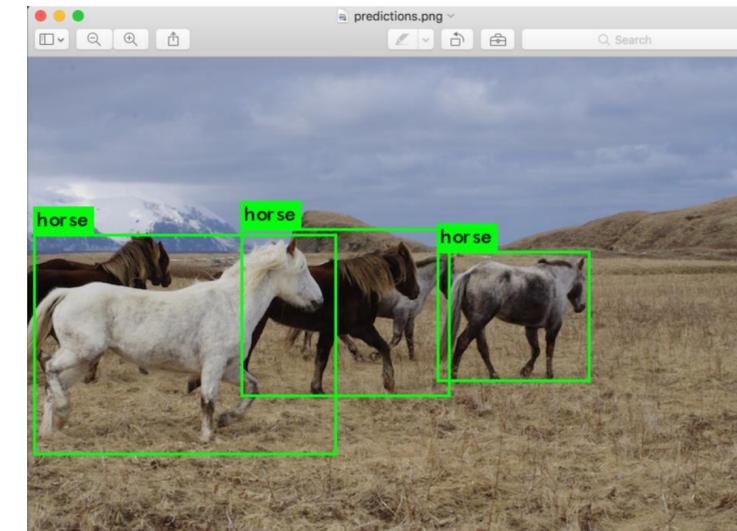
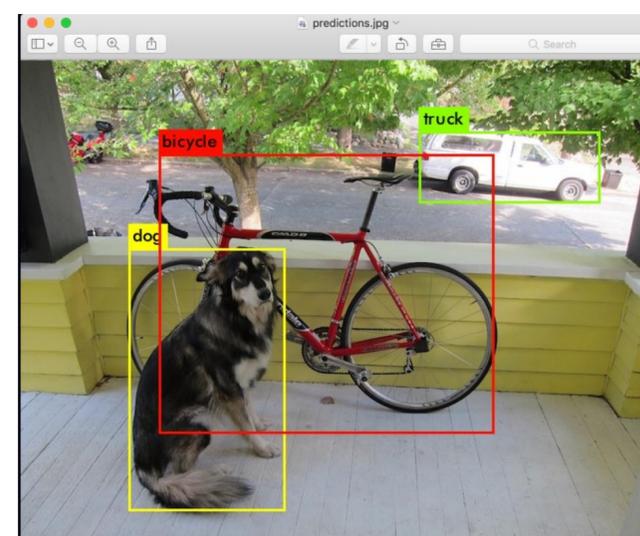
4.1 Computer Vision



[출처 논문] YOLOv3: An Incremental Improvement(2018)

✓ Why YOLOv3?

- YOLO는 간단한 구조 덕분에 처리 속도가 매우 빠름
- Real-Time Object Detector로 가장 적합함
- Live 생중계 서비스에 적용해야 하므로 속도가 가장 중요한 Factor임
- Darknet YOLOv3 채택
 - Darknet : C언어로 작성된 물체 인식 오픈 소스 신경망
 - YOLO(You Only Look Once)v3 신경망(Neural Network)
- 정확도를 위해 경기 정보를 통한 추가 validation



4.1 Computer Vision

	Type	Filters	Size	Output
	Convolutional	32	3 × 3	256 × 256
	Convolutional	64	3 × 3 / 2	128 × 128
1x	Convolutional	32	1 × 1	
	Convolutional	64	3 × 3	
	Residual			128 × 128
	Convolutional	128	3 × 3 / 2	64 × 64
2x	Convolutional	64	1 × 1	
	Convolutional	128	3 × 3	
	Residual			64 × 64
	Convolutional	256	3 × 3 / 2	32 × 32
8x	Convolutional	128	1 × 1	
	Convolutional	256	3 × 3	
	Residual			32 × 32
	Convolutional	512	3 × 3 / 2	16 × 16
8x	Convolutional	256	1 × 1	
	Convolutional	512	3 × 3	
	Residual			16 × 16
	Convolutional	1024	3 × 3 / 2	8 × 8
4x	Convolutional	512	1 × 1	
	Convolutional	1024	3 × 3	
	Residual			8 × 8
	Avgpool		Global	
	Connected		1000	
	Softmax			

✓ Backbone & Input & Hyper-Parameter

- Backbone : Darknet-53
- Train Image Data : 경기당 2,500장 총 20,000장
- Input Size : Width = 416 & Height = 416
- LR(Learning Rate) : 0.0001(여러 값에 대한 Test 결과 최종 선정)
- Batch size : 64
- Max_Batches : 200,000(필요할 경우 Early Stopping 적용)
- Class 개수는 종목에 따라 영상에서 필요한 추출 정보에 따라 조절함

4.1 Computer Vision

Baseball

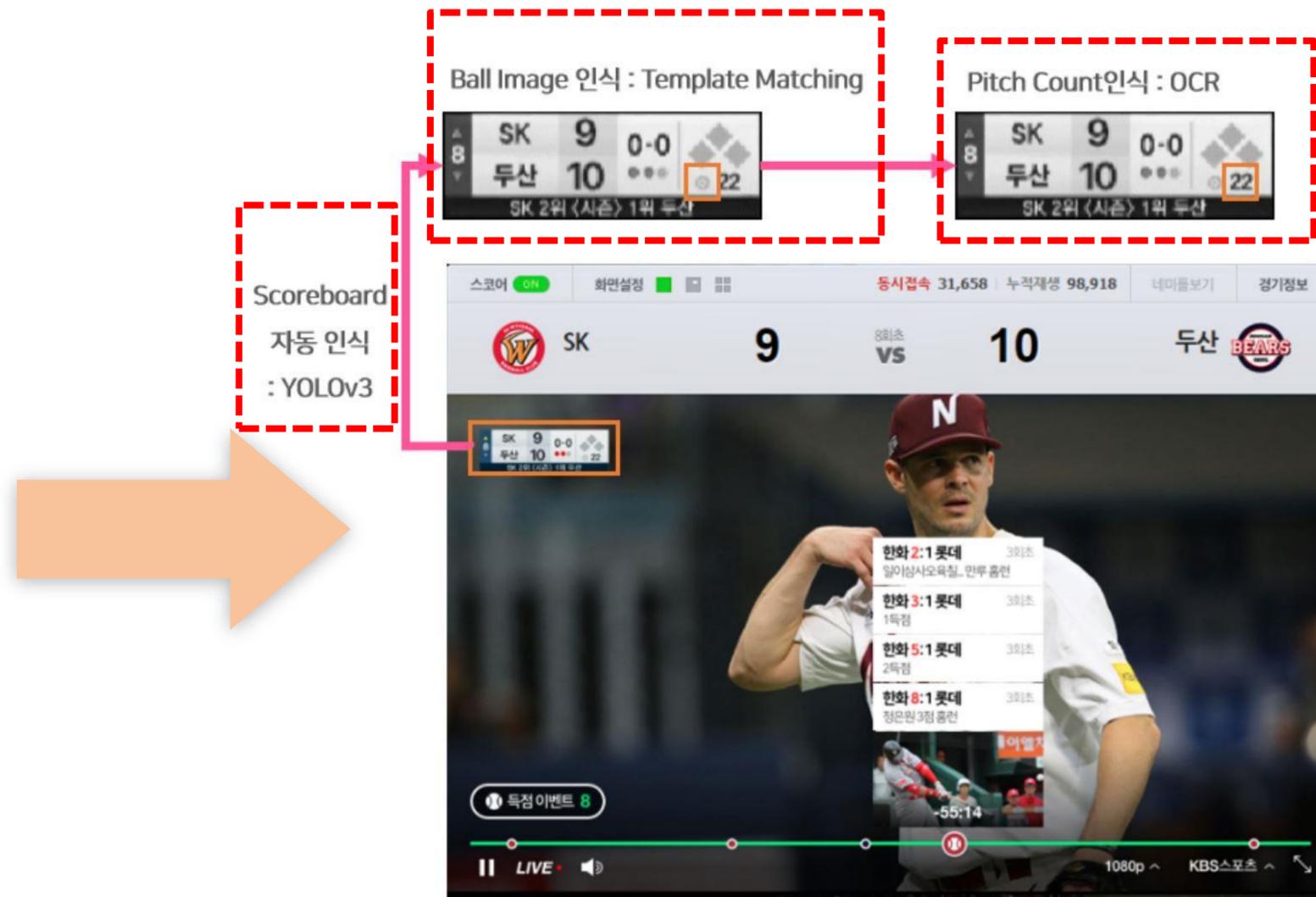


✓ 방송사 채널별 Scoreboard 인식 필요

- 방송사 채널별로 Scoreboard 크기 및 위치가 상이함
- 지상파 3개 & 케이블 5개 방송사에 대한 pre-trained 모델 학습(Train) 및 테스트(Test) 결과 확인

4.1 Computer Vision

Baseball



- ✓ Template Matching(템플릿 매칭) : 이미지나 생중계 영상의 프레임내에서 원하는 특정 이미지와 정확히 일치되는 이미지를 인식하는 기술
- ✓ OCR(광학문자판독) : 이미지나 생중계 영상의 프레임내에서 특정 위치의 문자나 숫자를 인식해 내는 기술

4.1 Computer Vision

Baseball



✓ 방송사 채널별 HOMERUN 인식 필요

- 방송사 채널별로 스코어보드 내 'HOMERUN' Text 크기 및 위치가 상이함
- 지상파 3개 & 케이블 5개 방송사에 대한 스코어보드 내 위치를 detection한 후 HOMERUN Text에 대한 4-gram matching으로 recognition

4.1 Computer Vision

Football



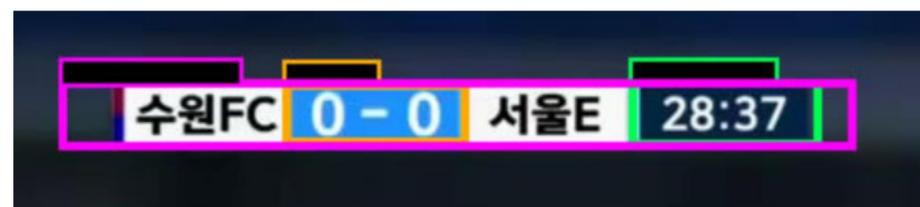
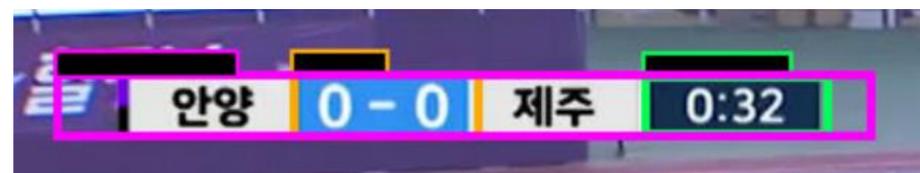
UCL(UEFA Champions League)



UEL(UEFA Europa League)



EPL(English Premier League)



Kleague2

✓ YOLOv3 모델을 통한 추출 정보

- 스코어보드(Scoreboard)
- 플레이타임(Play Time)
- 추가 시간(Add Time)
- 스코어(Score)

4.1 Computer Vision

Golf(예정)



✓ YOLOv3 모델을 통한 추출 정보

- 스코어보드(Scoreboard)
- 선수명(Player Name)
- 홀 번호(Hole No.)
- 타수 순서(Order)

4.2 Action Recognition

종목에 특화된 선수들의 행동을 인식해 어떤 이벤트(투구, 호수비, 스윙 등)가 발생했는지 파악하는 기술

Baseball

Golf

Player

투수(Pitcher)

수비수(Defender)

골퍼(Golfer)

Action

투구(Pitching)

호수비

스윙(Swing)

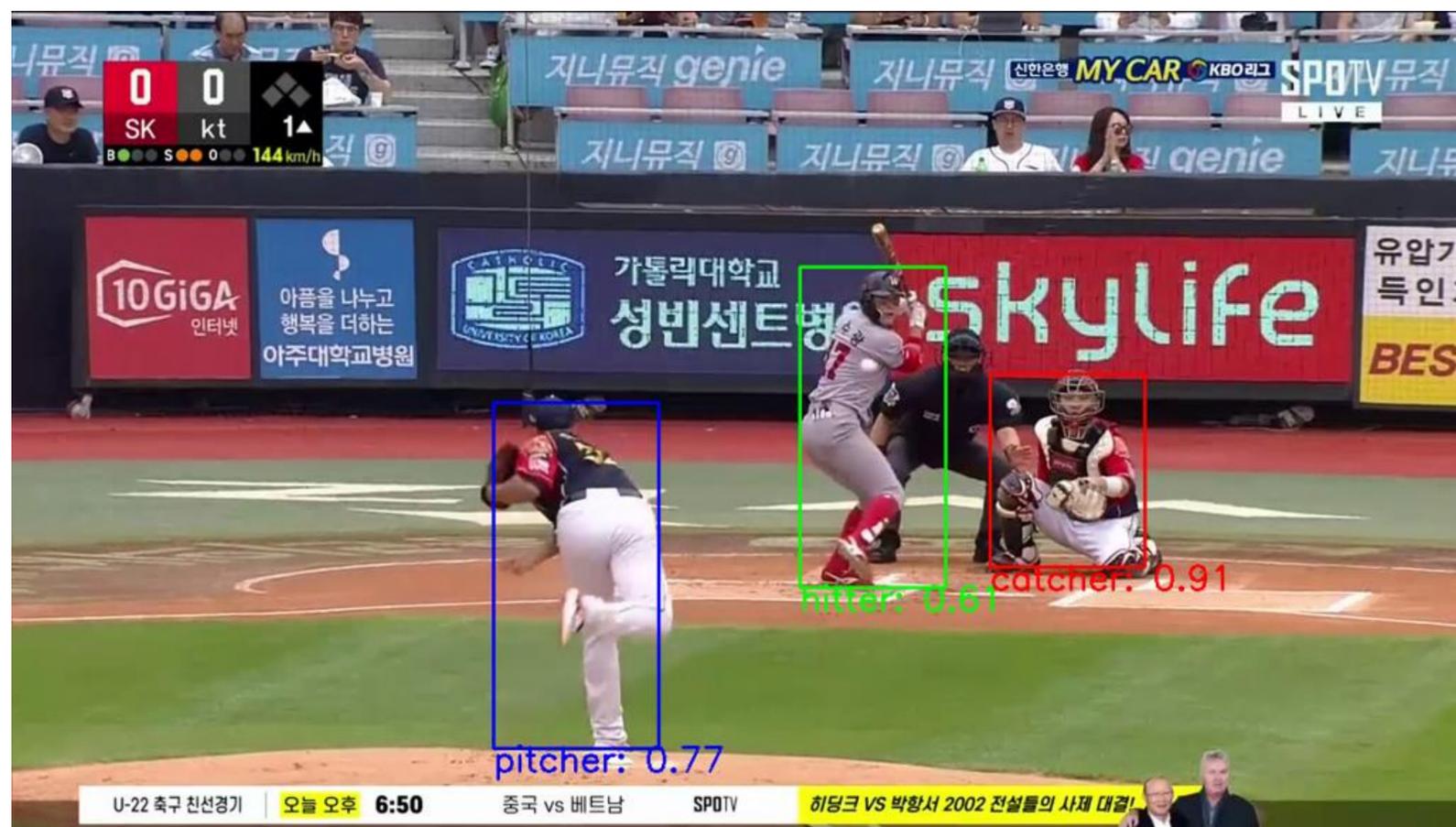
퍼팅(Putting)

생중계



4.2 Action Recognition

Pitching Detection

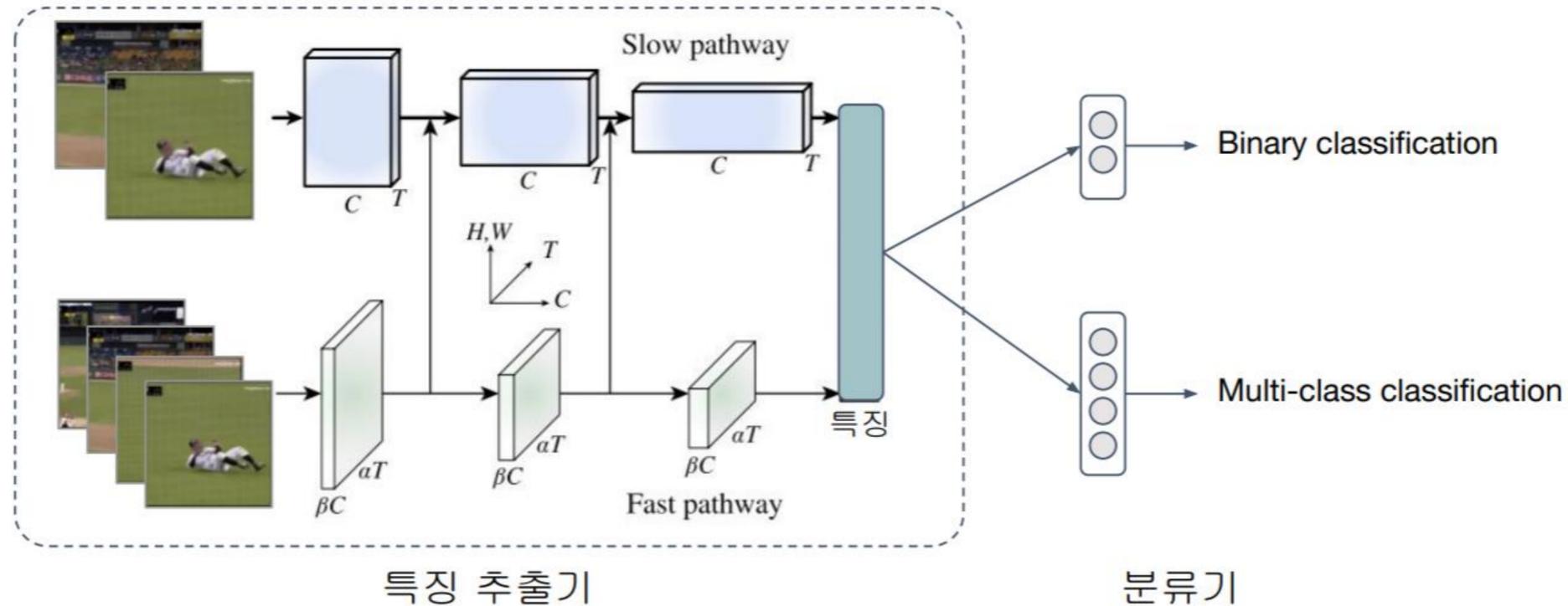


✓ 투수 Pitch하는 시점 인식 필요

- Live 득점 위치 자동 표시 및 득점 하이라이트 생성 시 투수가 Pitch하는 시점부터 시작해야 함
- Pitch 인식 모델 : tensorflow object detection API
- 위 모델로만 확인할 경우 실제 투구 장면이 아닌 경우도 Pitch로 오인식 하는 경우가 발생함
→ Rule-based Algorithm 적용하여 해결함

4.2 Action Recognition

호수비 Detection



✓ 호수비 Detection 필요

- 주요장면 하이라이트 자동 영상 생성할 경우 호수비 액션을 자동 인식하여 영상에 생성해야 함
- 호수비 인식 모델 : SlowFast Network 적용
 - Binary: 일반수비 vs 호수비 → 2-class 분류
 - Multi-class: 8개 캐치 분류 + 4개 송구 분류
- 실제 서비스 적용 시 타자가 아웃되는 영상(시작은 Pitch 시점) 이 모델에 전달되고 모델에서 호수비 유무를 결정함

* 호수비 Detection의 경우 Clova Video팀과의 협업을 통해 진행함

4.2 Action Recognition

호수비 Detection

✓ Train 및 Test Dataset

이름	Clip 수 (annotation / 전체)	영상 촬영연도
일반영상	9205 / 50556	2016~2017
하이라이트영상	8920 / 16511	200x~2020
테스트영상	829 / 829	2020

		캐치							송구			특수			
영상 소스	합계														
하이라이트	8920	0	1943	1074	1080	1264	407	1051	0	979	609	240	606	907	
		0.00%	21.78%	12.04%	12.11%	14.17%	4.56%	11.78%	0.00%	10.98%	6.83%	2.69%	6.79%	10.17%	
일반	9205	6785	141	176	250	131	179	189	4851	214	144	43	137	483	
		73.71%	1.53%	1.91%	2.72%	1.42%	1.94%	2.05%	52.70%	2.32%	1.56%	0.47%	1.49%	5.25%	
테스트	829	435	7	14	48	14	10	20	203	13	14	2	4	29	
		70.39%	1.13%	2.27%	7.77%	2.27%	1.62%	3.24%	32.85%	2.10%	2.27%	0.32%	0.65%	4.69%	

4.2 Action Recognition

호수비 Detection

✓ 성능 평가(Binary Classification Result)

Subset	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Validation	B1	84.1	61.5	67.4	64.3
	B2	87.8	85.7	82.9	84.2
	B3	83.0	58.9	66.7	62.6
Test (564 clips)	B1	74.6	54.4	60.9	57.5
	B2	75.9	54.3	77.4	63.8
	B3	81.2	67.6	60.6	63.9

4.2 Action Recognition

Golf Swing Detection(예정)



✓ 골프 Swing Detection 필요

- 생중계 티샷 자동 위치 표시의 경우 Dirty Feed 영상 화면에서 추출한 정보를 validation 목적을 위해 영상 내의 선수 Swing 동작을 인식해야 함
- Swing 인식 모델 : SlowFast Network 적용

4.3 Scene Classification

중계 영상을 프레임 단위로 어떤 장면인지 구분해, 종목별 이벤트의 구간을 정교화시키는 분류 기술

Baseball

Football

분류 (Class)



분류 목적

투구	이벤트의 시작점인 투수의 투구 장면 인지
가상광고	자동 영상에서 가상 광고를 제거하기 위한 장면 인지
중간광고	자동 영상에서 중간 광고를 제거하기 위한 장면 인지
Replay 로고	자동 영상에 Replay 구간 삽입 여부 제어 위한 장면 인지
비디오 판독	정확한 비디오 판독 시점을 얻기 위한 장면 인지

센터서클	자동 영상의 썸네일 추출을 위한 장면 인지
골 스코어보드	골 발생 이벤트를 얻기 위한 장면 인지
비디오 판독	비디오 판독 시점을 얻기 위한 장면 인지
Replay 로고	정확한 Replay 구간 삽입을 위한 장면 인지

4.3 Scene Classification

Baseball



* 총 14개 Class

0 pitch

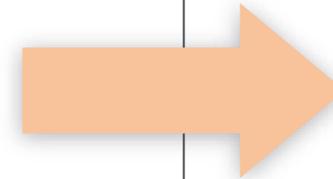
1 ...

2 ...

3 ...

...

13 ...



* 총 6개 Class

0 pitch

1 ...

2 ...

3 ...

...

5 ...

✓ Class 정의 변경

- 초기 작업 시 14개 Class로 정의하였음
- 실제 서비스에서 원하는 장면만 분류하기 위해 최종 6개로 변경함

4.3 Scene Classification

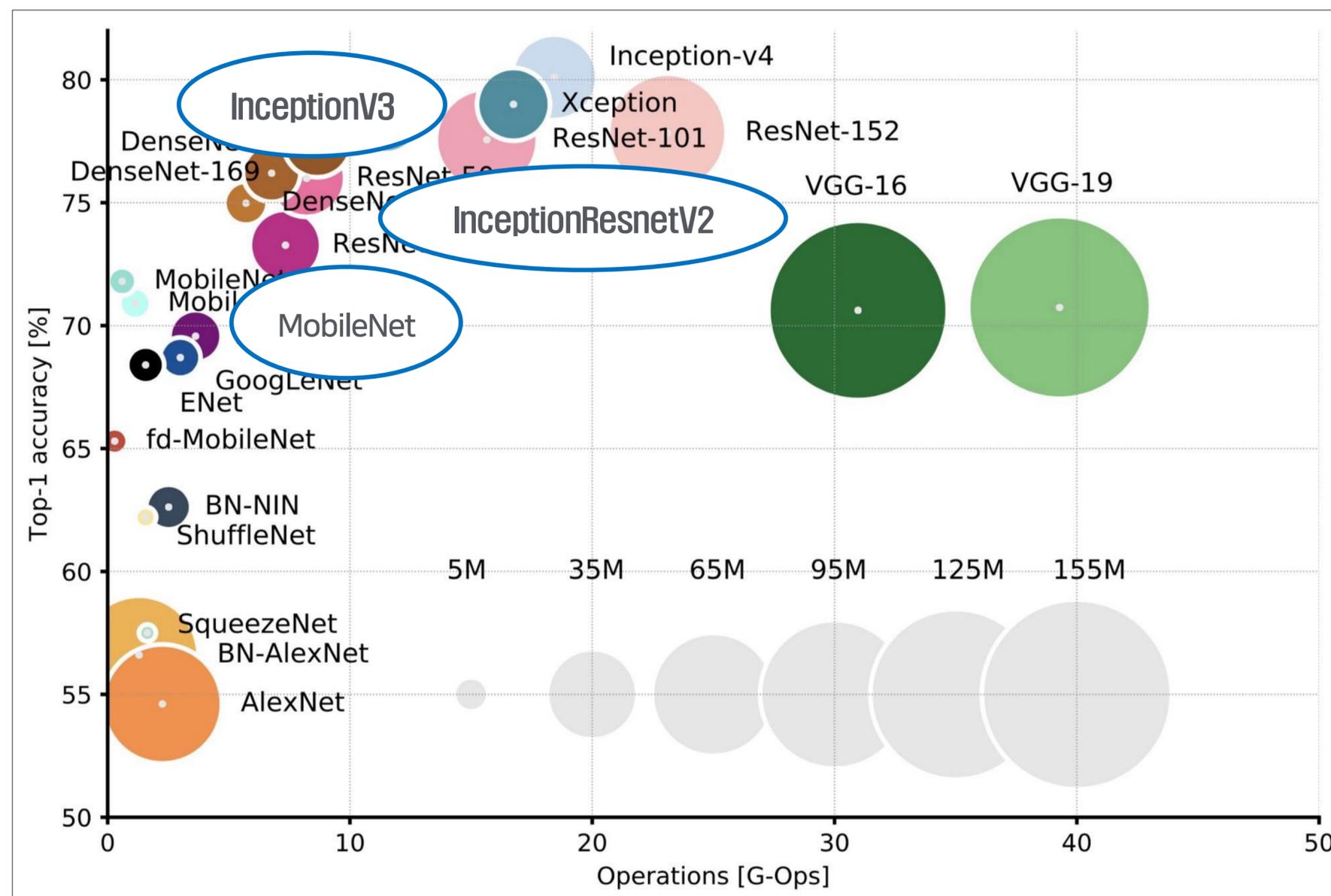
Football



- [Class]
- 0 replay_logo
 - 1 ...
 - 2 ...
 - ...
 - 4 ...

4.3 Scene Classification

CNN Model



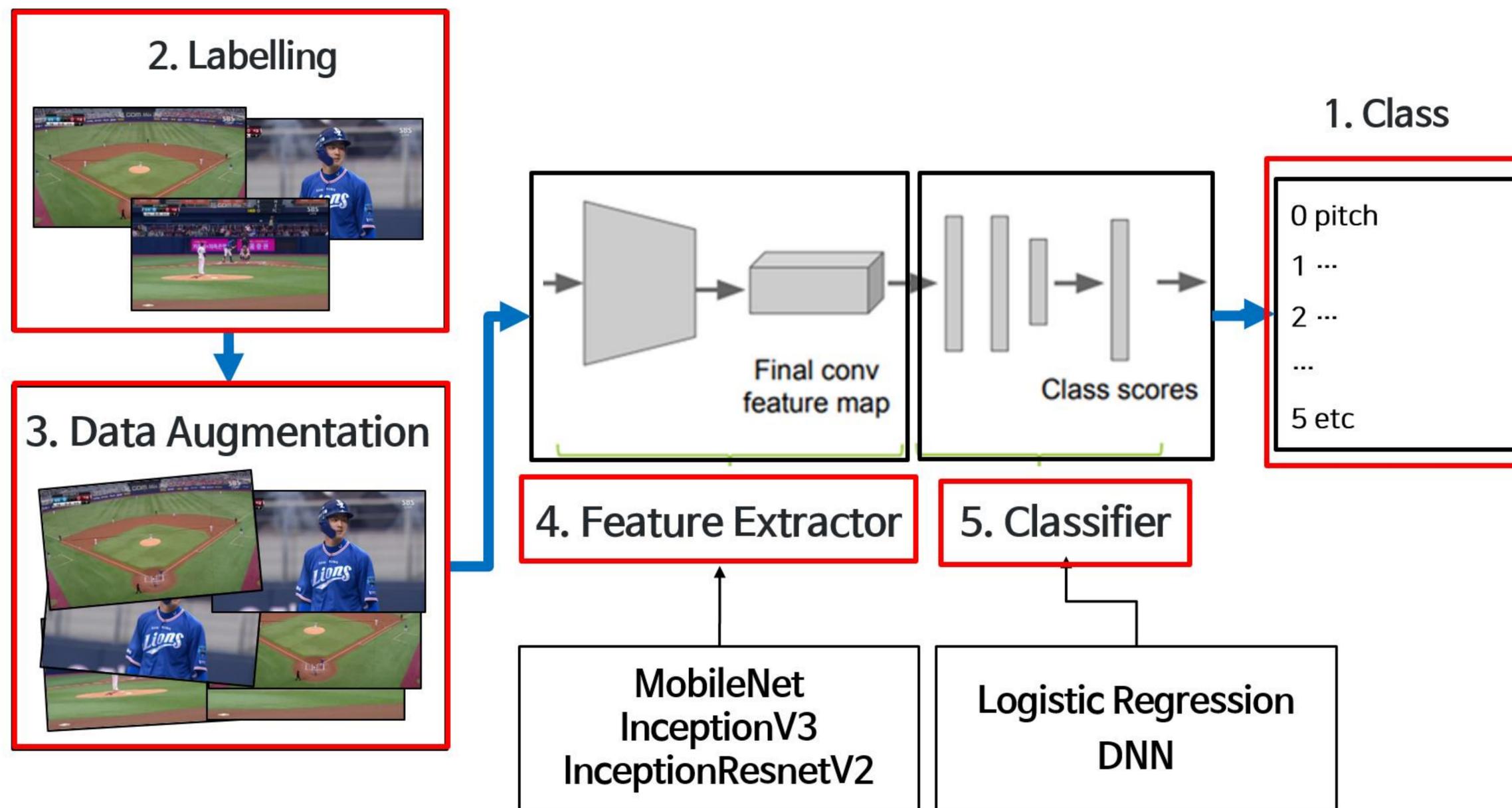
Model	Size	Top-1 Accuracy	Top-5 Accuracy	Parameters	Depth
Xception	88 MB	0.790	0.945	22,910,480	126
VGG16	528 MB	0.713	0.901	138,357,544	23
VGG19	549 MB	0.713	0.900	143,667,240	26
ResNet50	98 MB	0.749	0.921	25,636,712	-
ResNet101	171 MB	0.764	0.928	44,707,176	-
ResNet152	232 MB	0.766	0.931	60,419,944	-
ResNet50V2	98 MB	0.760	0.930	25,613,800	-
ResNet101V2	171 MB	0.772	0.938	44,675,560	-
ResNet152V2	232 MB	0.780	0.942	60,380,648	-
InceptionV3	92 MB	0.779	0.937	23,851,784	159
InceptionResNetV2	215 MB	0.803	0.953	55,873,736	572
MobileNet	16 MB	0.704	0.895	4,253,864	88
MobileNetV2	14 MB	0.713	0.901	3,538,984	88
DenseNet121	33 MB	0.750	0.923	8,062,504	121
DenseNet169	57 MB	0.762	0.932	14,307,880	169
DenseNet201	80 MB	0.773	0.936	20,242,984	201
NASNetMobile	23 MB	0.744	0.919	5,326,716	-
NASNetLarge	343 MB	0.825	0.960	88,949,818	-

[출처] <https://keras.io/api/applications/>

[출처] <https://towardsdatascience.com/neural-network-architectures-156e5bad51ba>

4.3 Scene Classification

Our System



4.3 Scene Classification

광고 썸네일 제거

AS-IS

LIVE		전체 경기일정	
LA다저스	4	5회말 MLB	3
토트넘	1	후반 26' EPL	0
SKT	2	3세트 e스포츠	0
두산	5	7회말 KBO	3
KIA	3	5회초 KBO	3
LG	2	4회말 KBO	3

TO-BE

LIVE 870,325명 시청

토트넘 0 후반12' 0 셰필드

C 클리블랜드 12 4회말 MLB 12 텍사스

샌디에이고 3 4회초 MLB 2 피츠버그 P

LIVE 870,325명 시청

토트넘 0 후반12' 0 셰필드

C 클리블랜드 12 4회말 MLB 12 텍사스

샌디에이고 3 4회초 MLB 2 피츠버그 P

- ✓ Live Player 썸네일 광고 제거 필요
- 종목별로 광고 & etc 구분하여 Binary Classification 적용
- 해외축구 & KBO & 골프 & MLB & KBL

4.3 Scene Classification

Model Test Result

MobileNet (5x Data Augmentation)

Classifier

Top1 (5x Augmentation)		
	LogisticRegression	DNN
Mobilenet	93.89%	93.38%
InceptionResnetV2	92.79%	92.26%
InceptionV3	93.07%	92.53%

Feature Extractor

4.4 Live Text Synchronization

종목 특화 정보를 제공하고 AI기술 정확도 향상을 위한 생중계 영상 시점과 문자중계 시점을 일치시키는 기술

Baseball

경기	득점						
1회	2회	3회	4회	5회	6회	7회	8회
3루주자 터커 : 홈인 2루주자 최형우 : 홈인 나지완 : 좌익수 앞 1루타 - 3구 타격 - 2구 스트라이크 - 1구 파울							
3번타자 최형우 2루주자 김규성 : 홈인 1루주자 터커 : 3루까지 진루 최형우 : 우익수 오른쪽 2루타 - 2구 타격 - 1구 볼 코칭스태프 마운드 방문							



Football

61' RB 라이프치히의 마르셀 자비체, 이스타디우 다 루스에서의 득점 기회를 놓칩니다.

59' 파리 생제르맹의 앙헬 디 마리아, 오프사이드에 걸립니다.

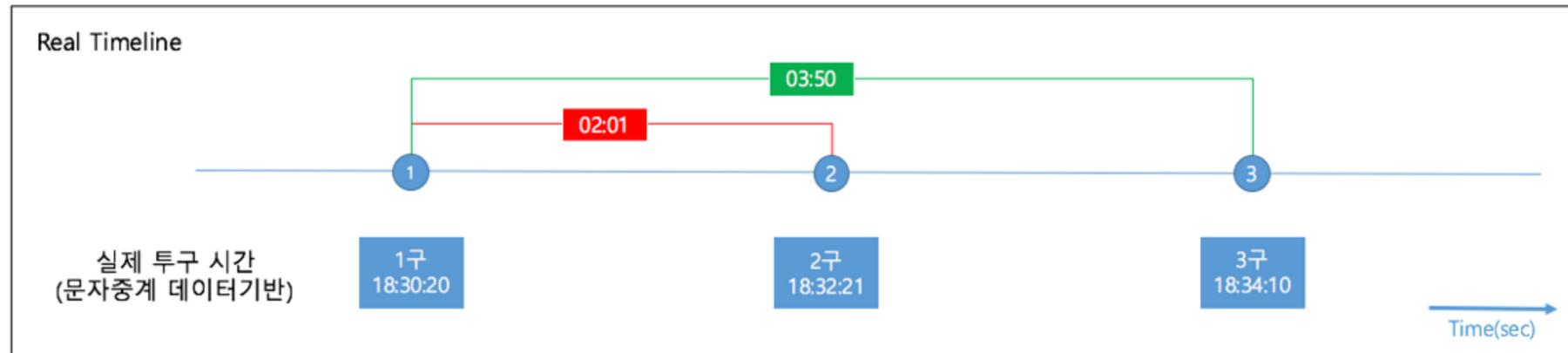
56' 앙헬 디 마리아 도움
앙헬 디 마리아의 도움으로 기록됩니다.

56' Goal!
골! 후반 베르나트의 헤딩골로 파리 생제르맹, 이스타디우 다 루스에서 3 - 0 리드를 잡습니다.

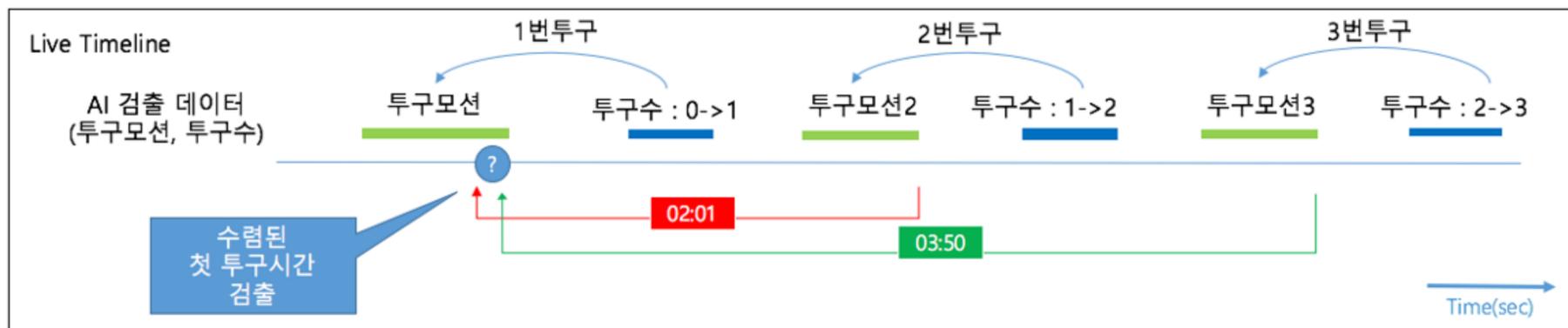


4.4 Live Text Synchronization

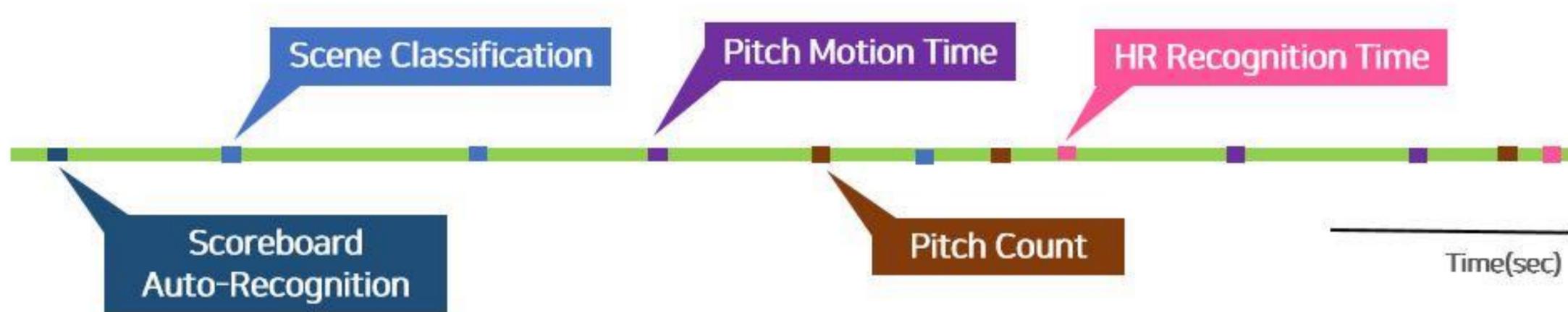
실제 경기 투구 시간



생중계 영상 투구 시간



4.5 Real-Time Analysis



- 아래 5가지 정보에 대해 경기가 진행되는 동안 계속 확인하면서 데이터를 API or DB로 저장함
 - 스코어보드 자동인식(Scoreboard Auto-Recognition)
 - 장면 분류(Scene Classification)
 - 투구 모션 시간(Pitch Motion Time)
 - 투구수(Pitch Count)
 - 홈런 텍스트 인식 시간(HR Text Recognition Time)
 - 문자 중계(Live Text)

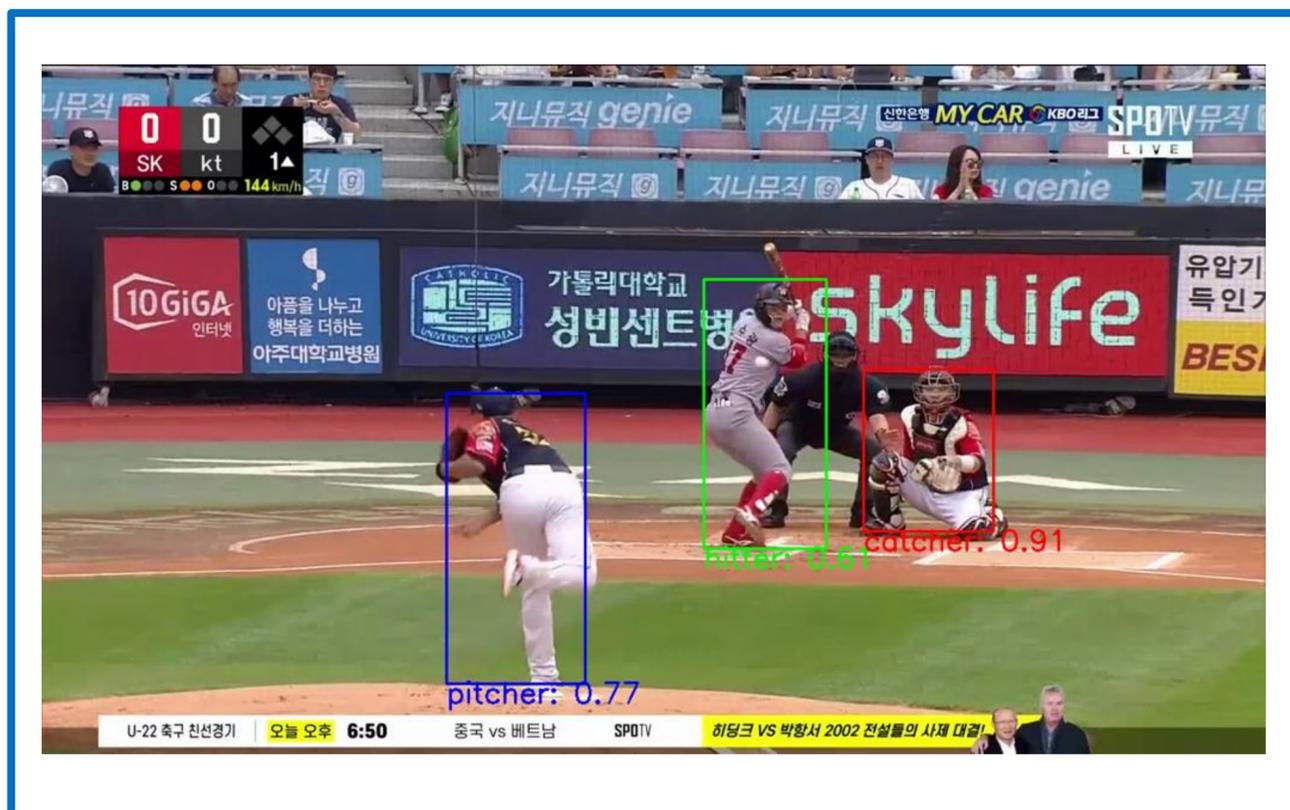
5. 이슈 트러블슈팅



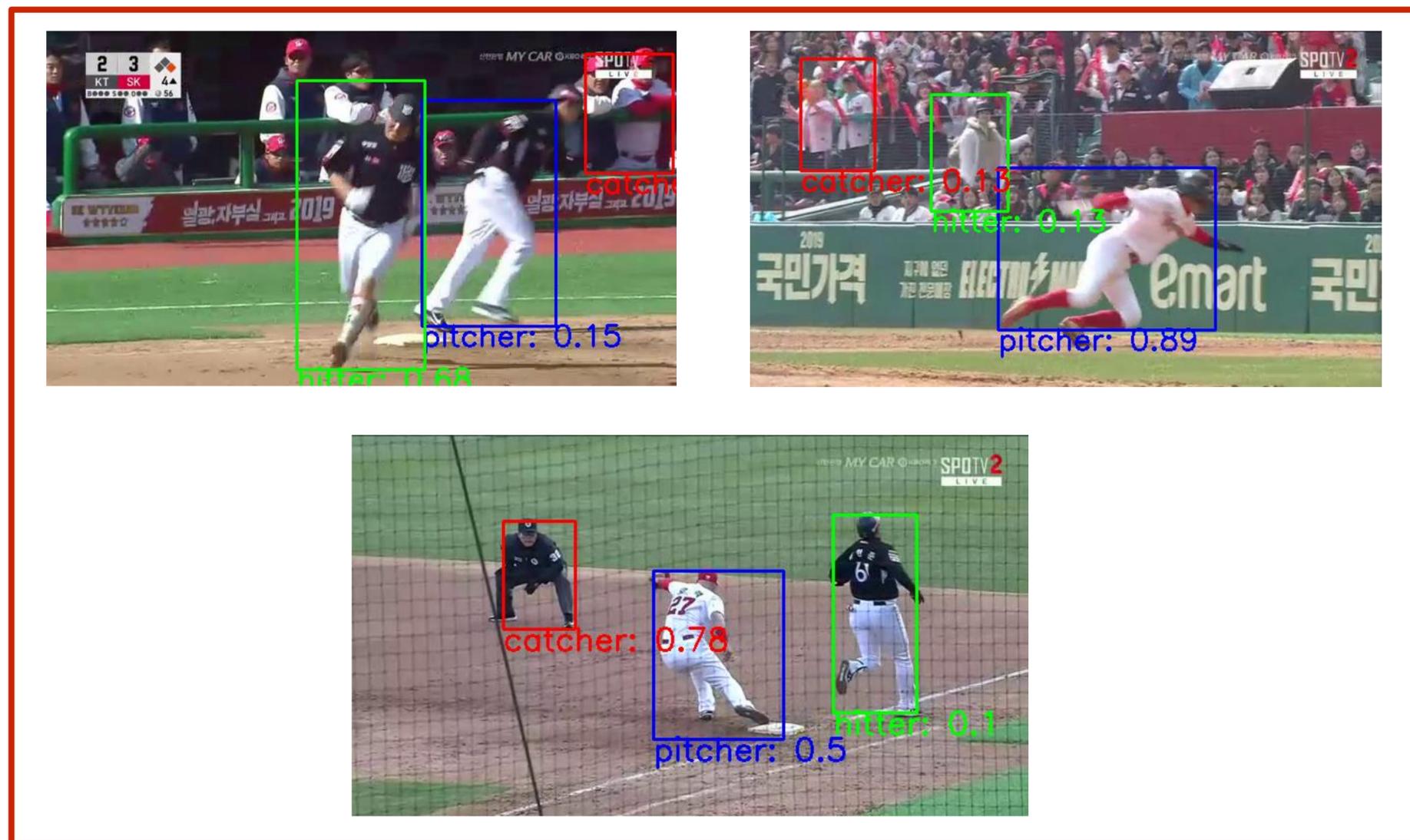
5.1 Pitch Motion 오인식

Baseball

정상적인 Pitch Motion

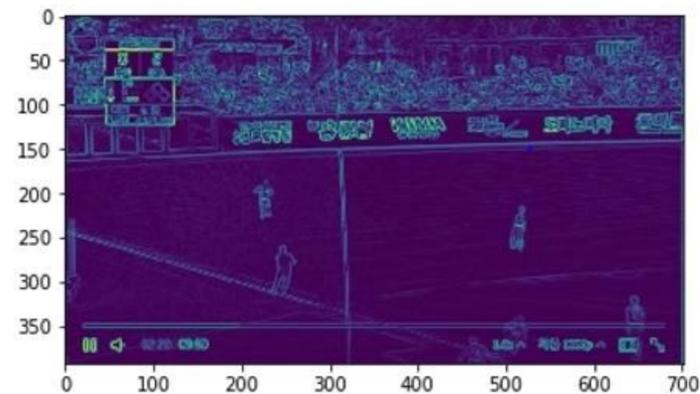
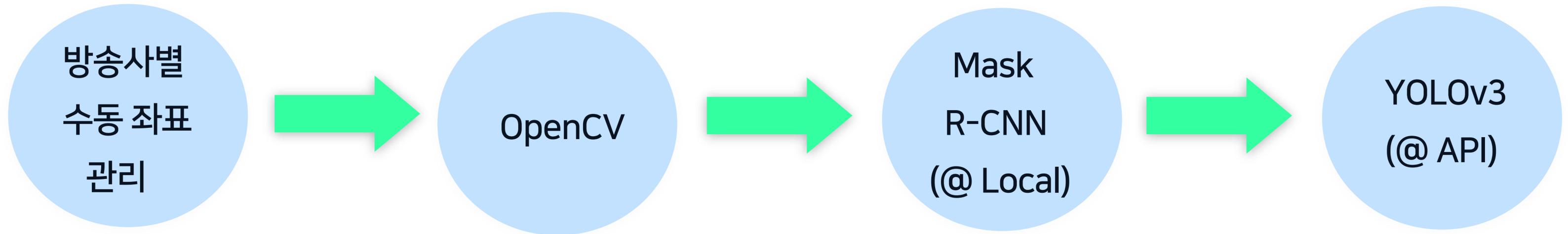


오인식된 pitch Motion



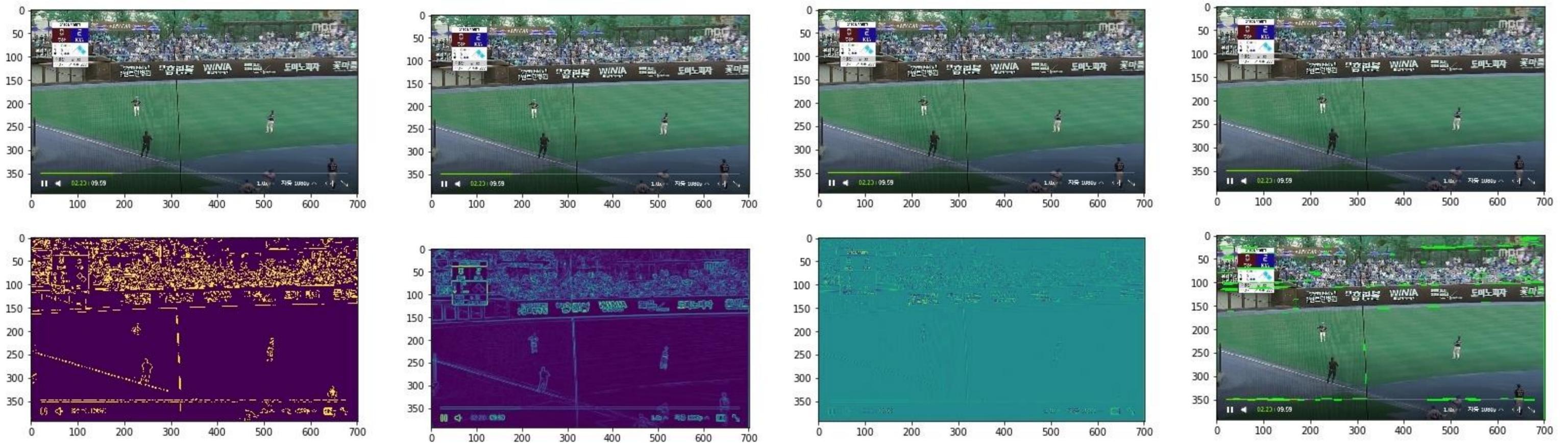
5.2 Object Detection Model 변경

Baseball



5.2 Object Detection Model 변경

1st Try : OpenCV



1. Canny

2. Sobel

3. Laplacian

4. Hough

- ✓ 스코어보드 인식을 위한 OpenCV에서 제공하는 edge detection algorithm 4가지 함수 도입하여 확인
- 뚜렷한 특징 파악이 되지 않음

5.2 Object Detection Model 변경

2nd Try : Mask R-CNN

Image

Xml

```

1 <xml version="1.0" >
2 <annotation>
3   <folder>scorebox</folder>
4   <filename>01736</filename>
5   <source>
6     <database>pitch_mbc</database>
7   </source>
8   <size>
9     <width>1280</width>
10    <height>720</height>
11    <depth>3</depth>
12  </size>
13  <object>
14    <name>scoreboard</name>
15    <nbndbox>
16      <box>
17        <xmin>57</xmin>
18        <ymin>34</ymin>
19        <xmax>224</xmax>
20        <ymax>143</ymax>
21      </box>
22    </object>
23  </annotation>
24
25 <xml version="1.0" >
26 <annotation>
27   <folder>scorebox</folder>
28   <filename>00562</filename>
29   <source>
30     <database>pitch_mbc</database>
31   </source>
32   <size>
33     <width>1280</width>
34     <height>720</height>
35     <depth>3</depth>
36   </size>
37   <object>
38     <name>scoreboard</name>
39     <nbndbox>
40       <box>
41         <xmin>57</xmin>
42         <ymin>34</ymin>
43         <xmax>224</xmax>
44         <ymax>143</ymax>
45       </box>
46     </object>
47   </annotation>
48
49 <xml version="1.0" >
50 <annotation>
51   <folder>scorebox</folder>
52   <filename>02618</filename>
53   <source>
54     <database>pitch_sbss</database>
55   </source>
56   <size>
57     <width>1280</width>
58     <height>720</height>
59     <depth>3</depth>
60   </size>
61   <object>
62     <name>scoreboard</name>
63     <nbndbox>
64       <box>
65         <xmin>172</xmin>
66         <ymin>79</ymin>
67         <xmax>219</xmax>
68         <ymax>98</ymax>
69       </box>
70     </object>
71   </annotation>
          
```

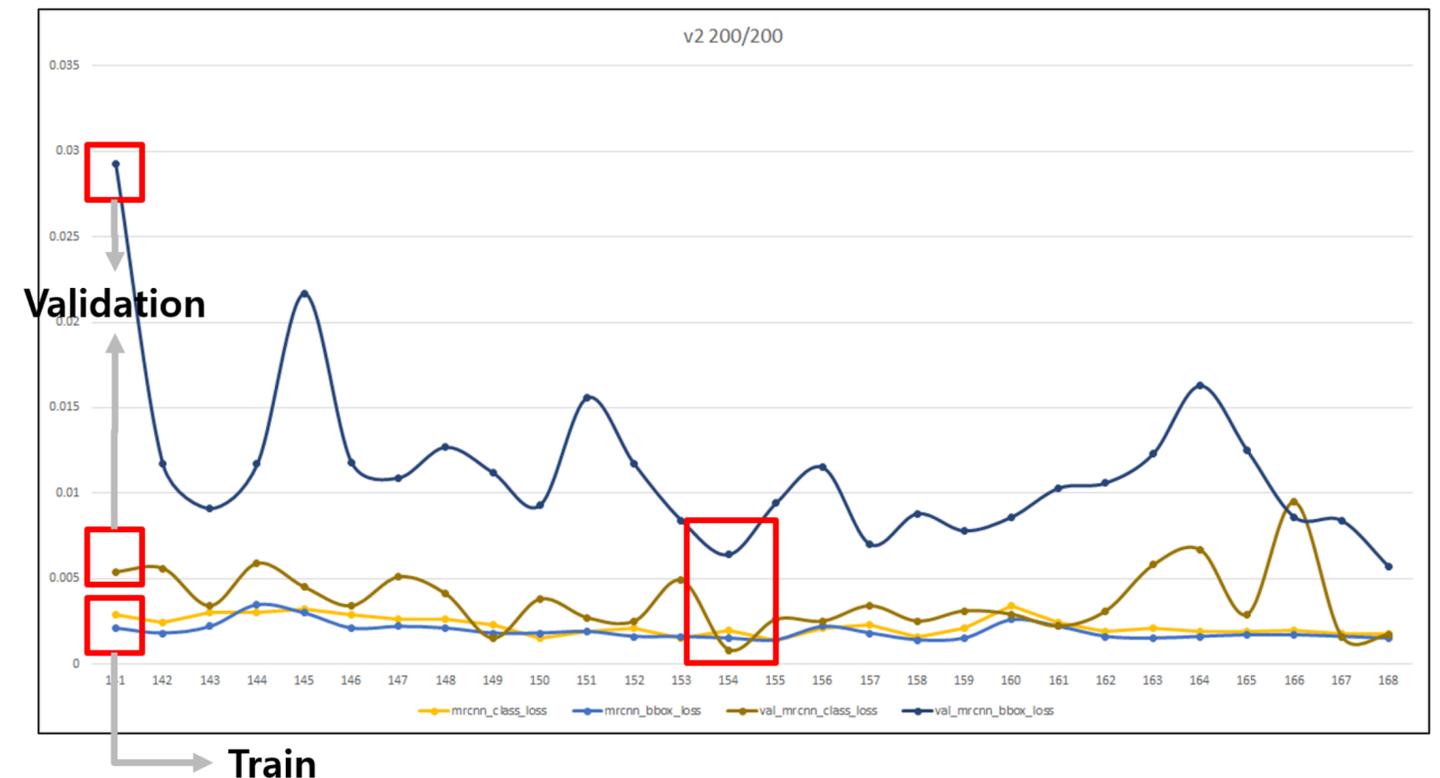
Mask R-CNN (Faster R-CNN + FCN)

ROI – Region Of Interest

- ✓ 모든 방송사에 대한 스코어보드 좌표를 자동 인식
- CPU 사용량 90% 이상 사용 및 실시간 데이터 확인에 대한 성능 저하 확인

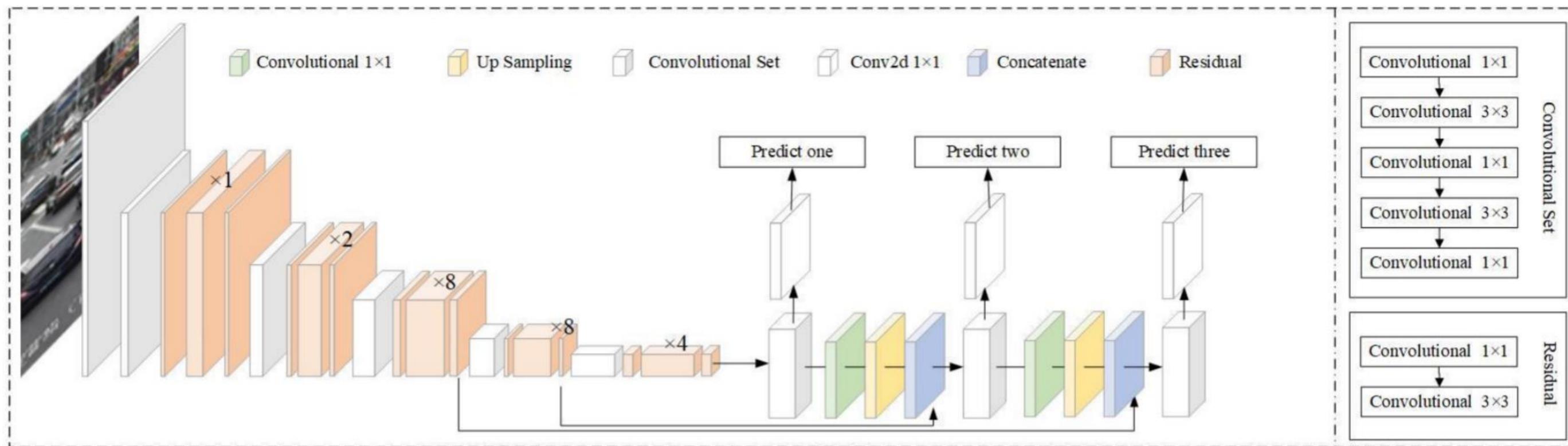


Loss 값 확인 - 154 epoch Model 선택



5.2 Object Detection Model 변경

Final Try : YOLOv3



[출처 논문] Mini-YOLOv3: Real-Time Object Detector for Embedded Applications(2019)

- ✓ Local이 아닌 모델 API 서버로 별도 분리하여 처리
- ✓ 스코어보드 자동 인식 속도 개선 : 3.5 sec(@Local /w CPU) → 0.3 sec(@API /w GPU)

5.3 스코어 자동인식 추가

Football



✓ 시작 지점 기준을 잡기 위한 Solution 검토

1. 야구의 경우 Pitch Motion을 시작 지점으로 활용할 수 있음

2. 축구의 경우 시작 지점을 지정하기 모호한 점이 있음

- 골 발생지점 보다 너무 앞으로 가면 사용자가 지루하게 느낌

- 골 발생지점과 차이가 없으면 골이 발생한 상황을 사용자가

정확히 파악하기가 어려움

3. 스코어 영역을 자동인식하여 해당 시점 기준으로 리얼 경기 테스트를 통해 최적의 threshold 값을 찾아냄

5.4 긴급 상황을 위한 Contingency Plan

live-ai_alert BOT 8:08 PM

Game status : STREAMING FINISHED

- game id : 20200926LTHT02020
- time : 2020-09-26 20:08:36

live-ai_alert BOT 1:53 PM

Game status : STARTED

- game id : 20200927LTHT02020
- time : 2020-09-27 13:53:52

java_batch BOT 3:04 PM

[javaBatch][특점+홀런] kbo live-ai migration : 신규 인입

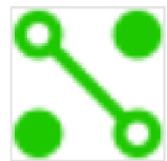
항목	내용
gameId	20200927LTHT02020
event	score
inning	4
inningTop	말
current score	0 : 1
text	3루주자 터커 : 홈인
status	wait



NELO

[live-video] Need to check channel rtmp
Rule hit 1 time(s) in 1 second(s)
<http://naver.me/FBEFCltN>

오후 2:18



NELO

[live-video] Need to check channel rtmp
Rule hit 1 time(s) in 1 second(s)
<http://naver.me/5JY5aR9j>

오후 4:57

✓ 긴급한 상황에 대한 대처를 위한 Solution 검토 I

- 긴급한 상황이 발생할 경우 바로 인식할 수 있는 alarm 시스템 및 모니터링 도구를 구현함

- Mattermost를 통한 alarm 및 발생 이벤트 모니터링

- 사내 alarm 시스템(NELO)을 통한 문자 및 메일 등을 확인할 있어서 필요할 경우 빠른 대응이 가능함

5.4 긴급 상황을 위한 Contingency Plan



종목	ID	방송사명	타입	상단 X 좌표	상단 Y 좌표	하단 X 좌표	하단 Y 좌표	추가상단 X 좌표	추가상단 Y 좌표	추가하단 X 좌표	추가하단 Y 좌표	스코어상단 X 좌표	스코어상단 Y 좌표	스코어하단 X 좌표	스코어하단 Y 좌표	사용여부	ballimg	수정일
WFB	epl	spotv	PLAYTIME	207	109	275	132	0	0	0	0	209	78	274	106	N	S	2020-09-02 18:36:25.0
WFB	europa	spotv	PLAYTIME	101	48	179	74	113	82	192	106	286	49	345	75	N	S	2020-02-20 05:17:56.0
KBO	kbs	kbs	PITCHCOUNT	230	127	257	145	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	S	2020-10-16 18:35:47.0
KBO	kbsn	kbsn	PITCHCOUNT	251	72	290	96	0	0	0	0	0	0	0	0	N	S	2020-04-09 14:44:28.0
KBO	mbc	mbc	PITCHCOUNT	165	174	200	190	0	0	0	0	0	0	0	0	N	S	2020-05-25 13:42:32.0
KBO	mbcs	mbcs	PITCHCOUNT	1175	626	1213	659	0	0	0	0	0	0	0	0	N	S	2020-04-09 14:44:57.0
KBO	sbs	sbs	PITCHCOUNT	1174	632	1206	656	0	0	0	0	0	0	0	0	Y	S	2020-09-30 14:10:30.0
KBO	sbss	sbss	PITCHCOUNT	192	74	222	98	0	0	0	0	0	0	0	0	N	S	2020-04-09 14:57:17.0

✓ 긴급한 상황에 대한 대처를 위한 Solution 검토 II

- Object Detection 모델이 제대로 동작하지 않거나, 영상 내의 스코어보드 UI가 대폭적으로 변경되어 Detection이 정확히 이루어 지지 않을 경우를 대비하여 관리 tool을 구현함

6. 향후 리서치 공유

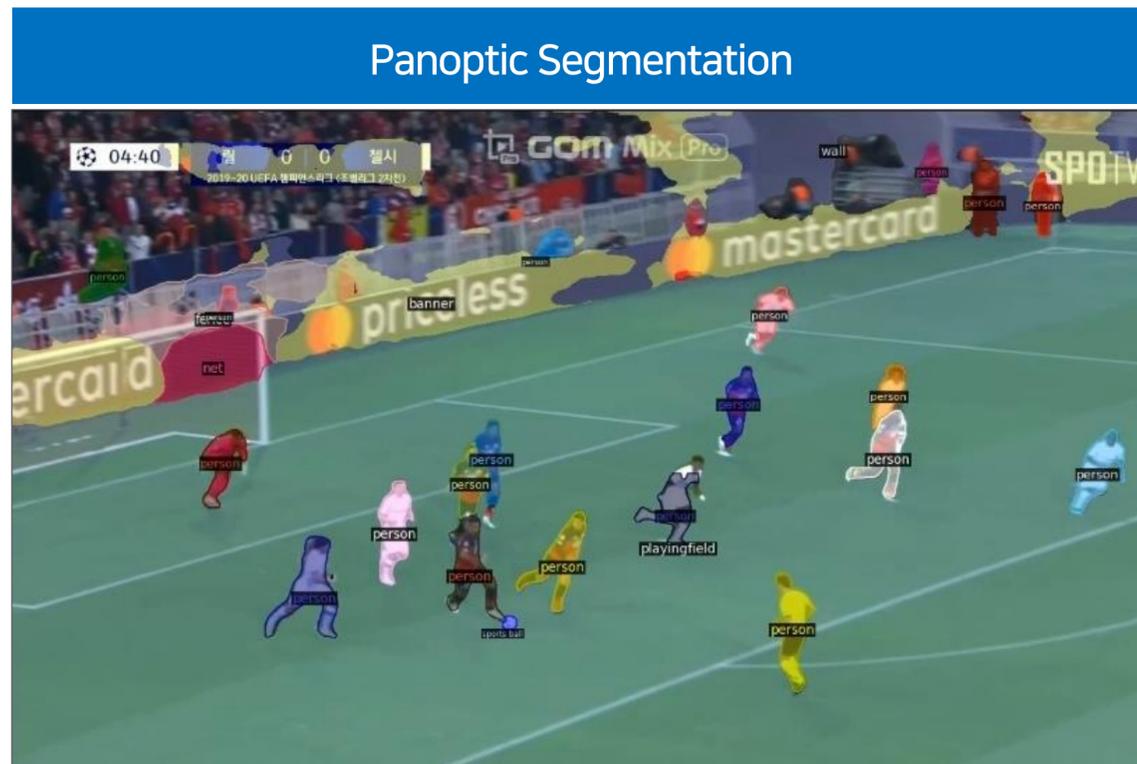
6.1 Player 측면

기반기술을 확장하여 SPORTS 생중계 및 VOD 서비스 사용자들에게 더 가치를 제공하기 위한 연구 기술

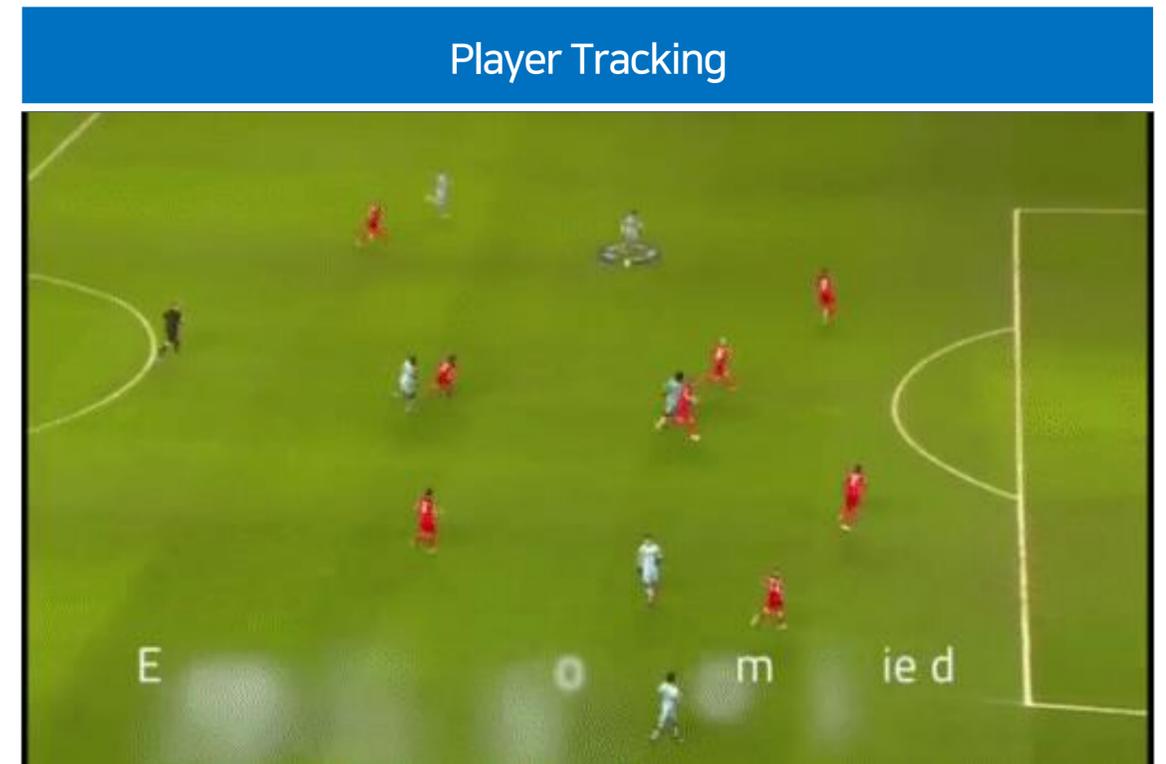
기반 기술

Player Recognition

새로운
기술과
장점



- 건물이나 배경에 대해서는 픽셀별로 Object 고유 ID 지정
- 사람이나 물체는 동일 유형일 경우 각각의 고유 ID 지정
- 동일 유형의 사람이나 물체가 중첩시, 고유값 식별에 유리
- Player Recognition 정확도에 기여



- 식별된 고유의 선수에 대해서 Focus를 유지하며
- 최적의 Tracking 모델을 구현하고자 함
- Player Recognition이 기반이 되어 응용된 기술

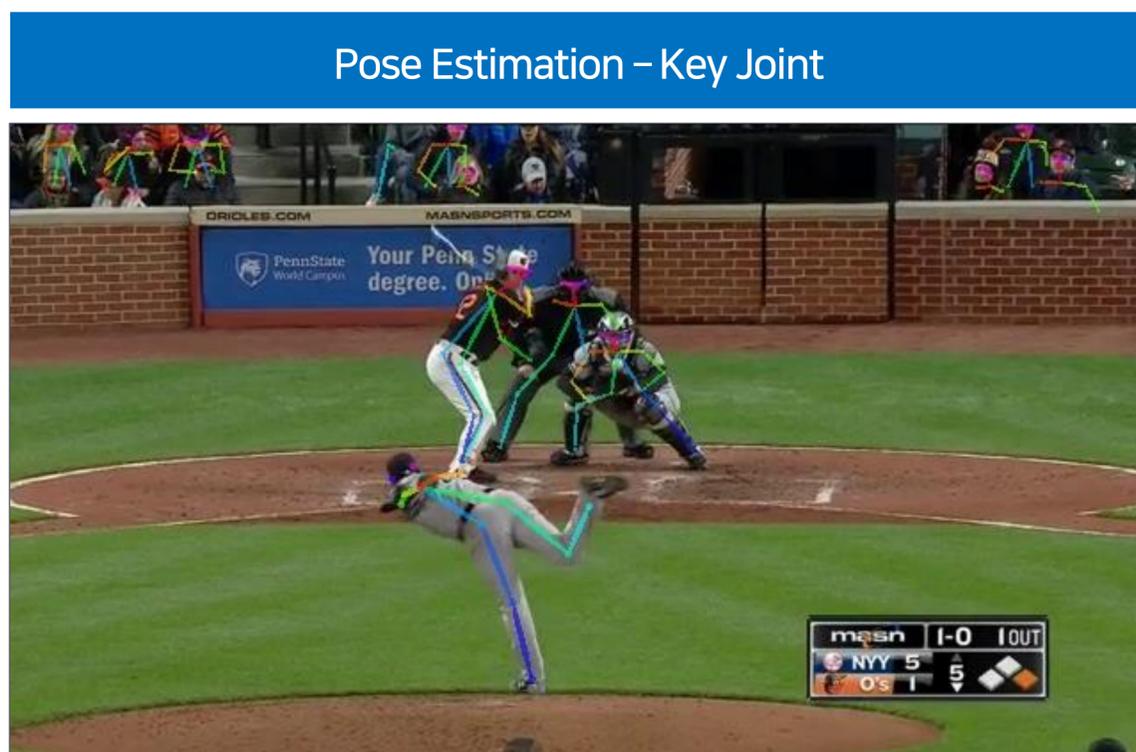
6.2 Action 측면

기반기술을 확장하여 SPORTS 생중계 및 VOD 서비스 사용자들에게 더 가치를 제공하기 위한 연구 기술

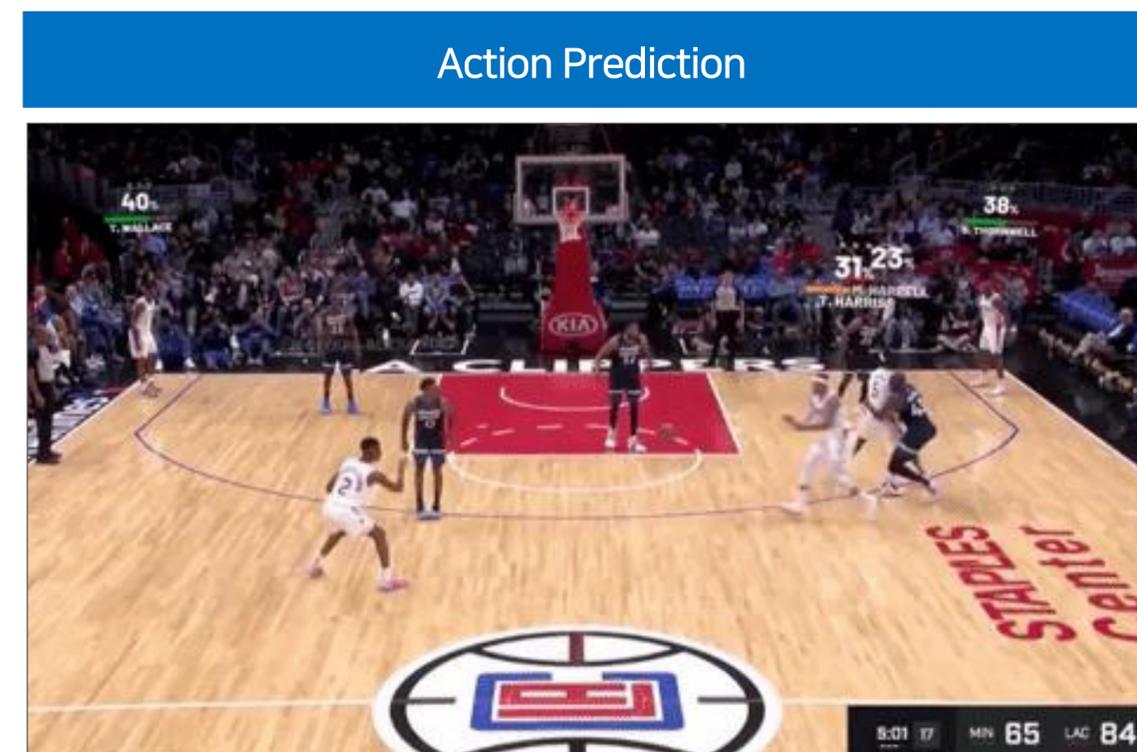
기반 기술

Action Recognition

새로운
기술과
장점



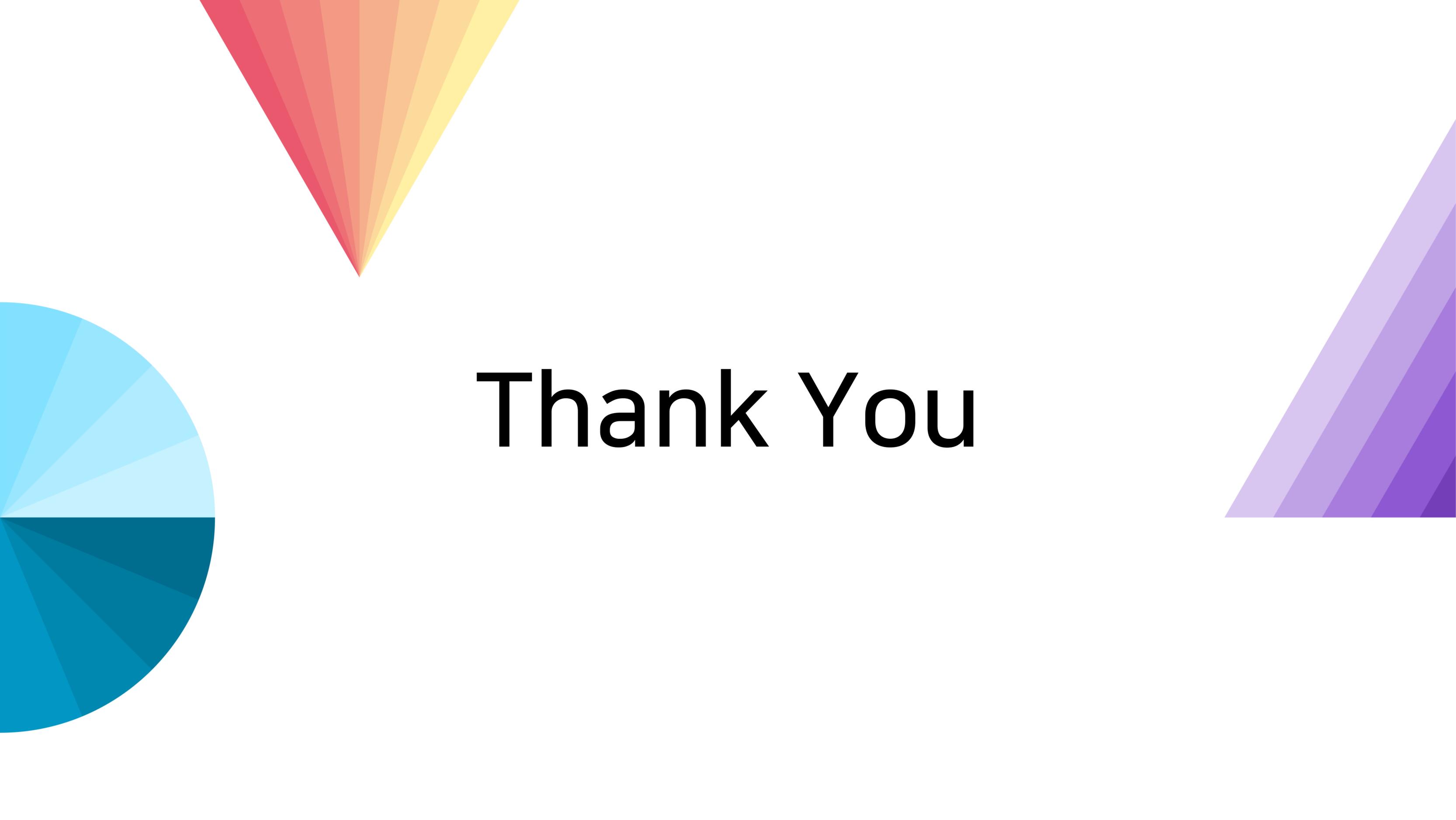
- 기본적으로 사람의 포즈는 각 관절의 Joint 정보가 존재
- 특정 포즈에서만 발생하는 Joint의 조합들이 존재함
- 이런 포즈의 연결이 행동(Action)이 되므로
- Action Recognition 정확도에 기여



- 식별된 고유의 선수에 대해서 Focus를 유지하며
- 종목에 정의된 행동(Action)을 실시간으로 인지하며
- 다음에 발생할 행동의 이벤트(슛 등)를 학습 모델로 유추 가능
- Action Prediction의 예상 정확도에 기여 가능



Q & A



Thank You