

경주마의 파행 분석 및 판독 인공지능 Modeling 연구

한수연*, 박대우°

Artificial Intelligence Modeling for Analysis and Clarification of Racehorse Lameness

Su Yeon Han*, Dae Woo Park°

요약

경주마의 보행 이상이나 파행은 경주마의 건강과 가치에 치명적인 영향을 끼친다. 만약 이러한 경주마의 파행을 초기에 감지 할 수 있다면 적정시기에 치료가 가능해 질 수 있어 경주마의 건강관리와 가치 보존에 도움이 될 것이다. 본 논문에서는 기존에 사람의 경험에 의존하던 경주마의 파행 진단을, 인공지능을 활용하도록 분석 설계한다. 경주마의 CCTV 영상을 활용하여 경주마의 파행 감지를 영상 단위로 정상과 파행 라벨을 구분하고 프레임 단위로 말의 Skeleton 좌표를 라벨링 하여 데이터 셋을 구축한다. 경주마 파행을 감지하는 가우시안 데이터 분포의 임계치를 분석하고, 인공지능 Efficient신경망을 이용한 Skeleton 추출 신경망을 사용하여, 경주마의 정면, 측면, 후면에 대한 인공지능 모델링을 설계한다. 그리고 경주마 관리자에게 파행 감지 푸시 서비스 설계한다. 본 논문은 경주마의 파행 감지 및 판단을 인공지능에게 맡김으로서 인공지능 기술 발전과 경주마의 가치 하락 예방 효과를 기대할 수 있다.

키워드 : 경주마, 파행, 동작인식, Skeleton, 인공지능, 딥러닝

Key Words : Racehorse, Lameness, Objective Detection, Motion Recognition, Skeleton, Artificial Intelligence, Deep Learning

ABSTRACT

Abnormal gait or lameness of a racehorse has a fatal effect on the health and value of a racehorse. If such lameness of racehorses can be detected at an early stage, it will be possible to treat them at an appropriate time, which will help preserve the health and value of racehorses. This paper is designed to use artificial intelligence to racehorse claudication diagnoses that previously relied on the human experience. Using CCTV images of racehorses, the detection of claudication of racehorses is divided into normal and claudication labels in units of images, and a data set is constructed by labeling the skeleton coordinates of the horses in units of frames. We analyze the threshold of Gaussian data distribution that detects lameness of a racehorse, and design artificial intelligence modeling for the front, side, and rear of the racehorse using the Skeleton extraction neural network using the artificial intelligence Efficient neural network. And design a claudication detection push service for the racehorse manager. This paper expects to prevent the development of artificial intelligence technology and the decline in the value of racehorses by utilizing artificial intelligence for detecting and judging the lameness of racehorses.

* First Author : Hoseo Graduate School of Venture, makee71@gmail.com, graduate, 학생회원

° Corresponding Author : Hoseo Graduate School of Venture, professor, 정회원

논문번호 : 202108-185-0-SE, Received July 31, 2021; Revised September 5, 2021; Accepted September 10, 2021

I. 서론

승용마나 경주마처럼 운동 능력을 발휘해야 하는 말에게 보행은 건강관리의 중요한 척도 중 하나이다. 보행 이상이나 파행은 말의 수명에 지장이 될 수 있으며 가치하락을 수반하기 때문에 즉각적인 응급 처치 및 중·장기 치료와 같은 특별 관리가 필요하다.

현행 말 관리 시스템 중 경주마나 승용마의 보행 이상 및 파행 등의 질환 감지 방법은 말 관리사의 경험과 지식을 바탕으로 말의 파행을 감지하고 판단하여 말 전문 수의사에게 진료를 의뢰한다. 이러한 현행 방법은 말 관리사의 경험에 의존하여 말이 파행 및 보행 이상을 판단함으로써 초기에 오판단할 가능성이 있고 그로 인해 적절한 치료시기를 놓칠 우려도 있다.

이러한 문제점을 보완하기 위해 본 논문에서는 인공지능을 사용하여 말의 파행을 감지 및 대응 가능한 시스템 설계를 제안한다.

본 논문에서 제안하는 인공지능 접근법은 경주마의 파행을 객체 감지 기술과 Skeleton 추출 기술 및 판단 딥러닝을 이용하여 감지한다. 경주마의 보행 이상과 파행을 감지할 수 있도록 알고리즘을 설계하고 보행 이상 및 파행을 감지하면 모바일 애플리케이션(Mobile Application)으로 실시간 알림(Notification) 기능을 마주에게 제공하여 마주가 말의 건강 상태를 확인할 수 있는 정보를 제공함으로써 초기 판단 및 대응의 신속성을 확보해 말의 파행에 대한 조기 치료 가능성을 높일 수 있어 경주마의 가치하락을 예방하고 보행 이상 및 파행으로 발생하는 통증 또한 줄여줄 수 있을 것으로 기대한다.

II. 관련연구

최근 사람이나 동물에 대한 자세 추정기술은 VR(Virtual Reality), AR(Augmented Reality), 의료, 스포츠 등의 분야에서 주목받고 있는 분야 중 하나이다. 사람의 자세 추정기술은 많은 데이터 세트(Data Set)와 연구로 높은 정확도와 편리한 접근성을 가지고 있다. 이러한 기술력을 바탕으로 동물에 대한 자세 추정기술 또한 많은 기술적 발전을 이루어지고 있다.

자세 추정기술은 보통 탑-다운(Top-Down) 방식^[1]을 사용하였으나 최근의 연구 동향은 바텀-업(Bottom-Up) 방식^[2]을 사용한다. 이렇게 추정된 Skeleton 데이터는 자세 교정^[3], 행동 추정^[4], 넘어짐 판단^[5] 등 행동을 인식하는 분야에서 많이 사용된다.

행동추정기술은 일반적으로 LSTM(Long Short-

term Memory) 신경망^[6]과 CNN(Convolutional Neural Networks)^[7]을 사용하여 더 좋은 결과를 얻어내는 방향으로 발전되어왔다^[8]. 이러한 접근 방법은 단일 신경망을 사용했을 경우보다 높은 정확도와 신뢰도를 보장한다. 객체의 인식은 일반적으로 객체 탐지 신경망^[9]을 사용하여 탐지한다.

본 논문에서는 경주마의 파행에 대해 여러 각도에서 촬영된 영상을 단일 신경망과 복합 신경망을 모두 사용한다. 각 결과를 도출하고 앙상블 기법을 사용하여 더 높은 신뢰도를 보장하는 파행 감지 모델 및 알람 시스템 설계를 제안한다.

III. 경주마의 인공지능 파행 감지 모델 설계

경주마의 파행 감지를 위해 말의 4면(앞면, 후면, 오른쪽, 왼쪽 측면)을 촬영할 수 있도록 경주마 운동 트랙을 사용하여 4면의 촬영이 가능한 위치를 선정하고 CCTV를 설치하여 말의 보행 영상을 전면, 측면, 후면의 각도에서 촬영하여 정상 보행과 파행을 구분하여 감지하도록 한다.

3.1 경주마 인식 방법

말의 외형적 특징은 사람과 다르게 크게 두드러진 점을 가지고 있지 않아 각 고유의 말을 인식하고 분류하는 것은 쉽지 않으며, 확실한 정확도를 보장받기 어려운 단점이 존재한다. 또한, 객체 탐지모델은 이미지를 사용하는 신경망이기 때문에 고유의 말을 판단하기 위한 용도로 사용하기에는 높은 계산량을 요구하게 된다.

그러나 말은 등록 규정에 따라 마이크로칩을 삽입한 등록제를 시행하고 있으며, 경주마의 경우 운동 일정이 정해져 있으므로 특정 시간에 운동하는 말을 특정할 수 있다.

경주마의 운동 일정을 데이터베이스에 저장하여 영상 상에 경주마가 트랙에 나왔을 때 현재 시각과 일정을 비교하여 해당 말이 어떤 말인지를 판단하도록 설계한다.

3.2 경주마의 정상 보행과 파행의 분류 방법

3.2.1 정상 보행 정의

말의 보법으로는 평보, 구보, 속보, 습보가 있다.

평보는 말의 자연스러운 걸음으로 말의 4다리가 따로 움직이며 4박자로 운동한다. 말 다리 움직임 순서는 왼쪽 뒷다리, 왼쪽 앞다리, 오른쪽 앞다리, 오른쪽 뒷다리 순이며, 각 보폭이 같고 항상 둘 이상의 다리가 지

면에 접해 있다. 속력은 분당 110m이다.

구보는 불균형한 3박자 운동으로 분당 320m 속력이며, 속보는 대각선상의 앞, 뒷다리가 조를 이루어 움직이고 규칙적인 2박자 운동을 한다. 말이 속보로 걸을 시 네다리가 공중에 뜨는 순간인 공지기가 발생하며, 분당 220m 속력이다.

습보는 경주 시 최고 속력으로 달리는 보행으로 4절도 운동이며, 좌 습보와 우 습보가 있고, 속력은 말에 따라 차이가 있다¹⁵⁾.

3.2.2 파행 특징 정의

말의 파행이란 통증이나 움직임의 장애로 인한 비정상적인 보행 상태를 말한다¹⁶⁾.

파행의 주요 원인은 통증(Pain)이다. 파행의 단서로는 보행 시 발의 움직임과 연관된 머리의 움직임, 엉덩이의 움직임, 발굽의 껍적과 착지양상, 관절의 굴절각도 등에 착안하여 종합적으로 파악해야 한다¹⁰⁾.

표 1.과 같이 파행의 정도에 따라 5등급(Grade)으로 나눌 수 있다. Grade 1.은 미약한 파행을 나타내는 상태로 지속적이지 않지만 간헐적으로 파행이 관찰된다. Grade 2. 직선상의 평보, 속보 시에 파행 확인이 어려우나 특정한 환경에서 파행이 분명하게 발현되는 정도이다. Grade 3. 모든 조건의 속보에서 분명하고 지속적

인 파행이 확인되는 정도이다. Grade 4. 파행이 분명하게 확인되는 상태이다. 말 머리 움직임(Marked nodding), 엉덩이의 상승(Hitching), 보폭의 변화(Shorten Stride) 등을 확인할 수 있다. Grade 5. 움직이기도 어려운 상태로 정지 자세에서도 체중 지지가 어려운 상태이다.

앞다리 파행의 경우 말의 전방에서 검사하는 것이 유리하고 뒷다리 파행의 경우 측면과 후방에서 검사하는 것이 유리하다.

파행이 뒷다리에 있을 때, 말은 아픈 다리에 체중을 줄이기 위해 체중을 앞으로 옮기려고 하기 때문에 정상 다리가 땅에 닿을 때 고개를 끄덕인다.

반면 말의 머리가 한쪽으로 치우쳐 움직인다면 치우쳐 있는 쪽 앞다리에서 절뚝거리는 모습을 볼 수 있다. 그림1.의 위의 그림처럼 보행 시 머리 위치의 높낮이 변화가 없다면 정상적인 보행으로 간주할 수 있으며, 그림 1.아래 그림과 같이 머리의 끄덕임(위. 아래 움직임)이 있고 오른쪽 앞다리가 땅에 닿을 때마다 머리가 위로 움직이고 왼쪽 다리가 땅에 닿을 때 머리가 아래를 향한다면 오른쪽 앞다리가 아플 수 있다고 예측할 수 있다.

그림 2.는 뒷다리 파행 시 엉덩이의 높낮이 움직임을 표현한 것이다. 정상 보행 시에는 엉덩이가 위 아래로 움직이지 않으나 파행 발생 시 엉덩이가 위 아래로

표 1. 파행 정도에 따른 등급과 특징
Table 1. Grades and characteristics according to the degree of lameness

Grade	Characteristic	Conditions and Environment
1	- Mild lameness - Lameness is not persistent but is observed intermittently.	- Riding motion, circular motion, inclined hill, hard ground, etc
2	- Lameness not confirmed in straight gait or trot - Obvious and persistent lameness identified under certain conditions	- Riding motion, circular motion, inclined hill, hard ground, etc
3	- Consistently check for lameness at trot in all conditions.	
4	- Clearly confirmed claudication. - Head movement, hip elevation, shortened stride length, etc. were confirmed.	- All Gait
5	- Difficulty moving - Lack of weight support in a stationary position	

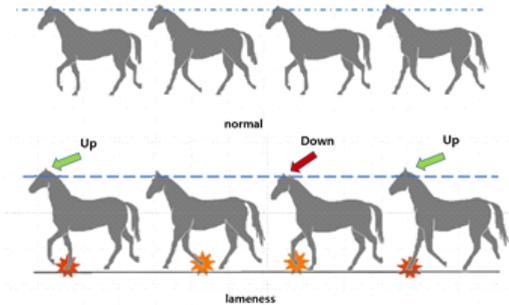


그림 1. 정상 보행 시와 파행 시 머리의 위치 비교
Fig. 1. Comparison of head position during normal walking and claudication

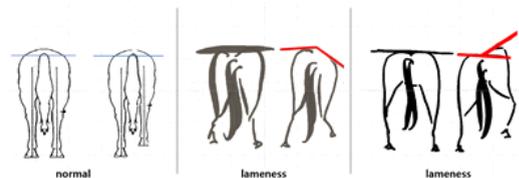


그림 2. 파행 시 엉덩이 위치 변화 비교
Fig. 2. Comparison of hip position change during lameness

움직이면서 아픈 다리에 무게를 덜 실으려고 하는 모습을 볼 수 있다.

그림 3의 왼쪽그림에서 알 수 있듯이 말의 정상 보행 시에는 왼발과 오른발이 움직일 때 보폭의 길이가 같다. 그러나 어딘가 불편해서 파행이 발생하게 되면 보행 시 두 발 움직임에 보폭 길이에 차이가 생긴다.

본 논문에서는 경주마의 4면에서 바라본 3가지 모습으로 파행 및 보행 이상을 딥러닝 기술을 활용하여 CCTV 영상을 통해 실시간으로 감지하도록 설계한다.

첫 번째, 경주마 보행 시 특정 다리가 땅에 닿을 때 말의 머리가 상하로 움직임이 있을 시, 그 머리의 위치 변화 값을 활용하여 파행을 감지한다.

두 번째, 보행 시 특정 다리가 땅에 닿을 때 말 엉덩이 움직임이 상하로 있다면 그 엉덩이 위치 변화 값을 활용하여 파행을 감지한다.

세 번째, 경주마 보행 시 양쪽 발의 보폭의 길이가 동일할지, 상이한지 양 보폭의 길이를 파악하여 그 값이 상이할 시, 파행으로 감지한다.

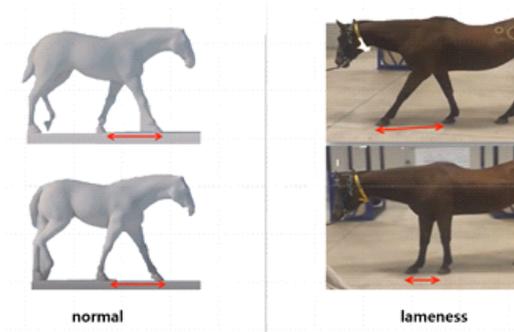


그림 3. 정상 보행 시 보폭 과 파행 시 보폭 비교
Fig. 3. Comparison of stride length during normal walking and stride length with lameness

IV. 인공지능 파행 감지 모델 시스템 설계

4.1 경주마 파행 감지 모델 분석 및 설계

경주마 트랙에서 촬영한 CCTV 영상을 활용하여 경주마의 파행 감지를 위해, 모델을 분석한다.

경주마의 파행 감지 모델링을 위해 정해진 경주마 트랙에 CCTV를 경주마 보행 시 전면, 후면, 양 측면이 잘 보이도록 위치 설정하여 설치하고 4면에서 영상 촬영한다.

경주마는 정해진 시간에 특정 말이 운동하도록 운동 시간이 정해져 있고, 마이크로 칩을 사용한 말 등록제를 실시하고 있어, 촬영 일자과 시간으로 트랙에서 운동하는 경주마를 일일이 특정 지을 수 있다.

촬영된 경주마 보행 영상으로 데이터를 구축하고 구축된 데이터를 활용하여 데이터 셋(Data Set)을 만든다.

데이터 셋은 경주마 보행 시 머리의 위치 변화에 관한 데이터, 엉덩이의 위치 변화 데이터, 왼발과 오른발의 보폭의 상동 유무에 대한 데이터로 구성한다.

데이터 셋은 학습데이터와 테스트 데이터로 구성한다. 전처리 작업에서는 Skeleton 추출을 위해 경주마의 4면에서 말 관절에 대해 Annotation 하여 데이터 셋 구성한다.

촬영된 CCTV 원본 데이터는 서버에 따로 저장하도록 한다.

4.2 경주마 파행 감지 인공지능 알고리즘 설계

본 논문은 Skeleton 추출 신경망과 임계치, 복합 판단 신경망을 사용하여 경주마 파행 감지 인공지능 알고리즘을 그림 4. 같이 설계한다.

경주마 파행 감지 알고리즘을 위한 데이터는 경주마의 CCTV 영상을 기반으로 수집하게 된다. 경주마와 파행의 CCTV 영상을 기록하여 영상 단위로 정상과 파행 라벨(Label)을 구분하고 프레임(Frame) 단위로 말의 Skeleton 좌표를 라벨링(Labeling) 하여 데이터 셋을 구축한다. 정상과 파행의 라벨은 복합판단 신경망의 정답라벨로 사용되고 Skeleton 추출 신경망의 학습 데이터로 이용된다.

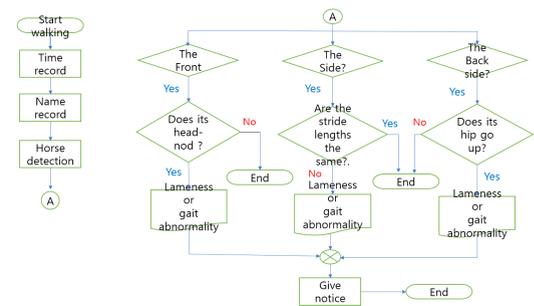


그림 4. 파행 감지 인공지능 알고리즘
Fig. 4. Lameness Detection Modeling Algorithm

4.3 경주마 파행 감지 인공지능 모델링 설계

경주마의 파행 감지를 위해 말의 전면, 후면, 양쪽 측면에서 각각 Skeleton 추출 신경망을 실행해야 한다. Skeleton 추출 신경망의 산출 정확도를 높이기 위해 많은 연산량을 요구하게 되어, 산출 시간의 효율성을 확보하기 위해 Efficient Net(11)을 사용한다.

Efficient Net은 깊이, 너비, 입력이미지 크기를 효율적으로 조절할 수 있는 Compound Scaling 방법을 제

안해 연산량을 줄이면서 딥러닝 산출의 성능을 높일 수 있는 딥러닝 신경 구조를 제안하였고 Alexander Mathis al.(12)는 다양한 신경망을 이용해 말의 Skeleton을 추출하여 성능을 비교하였다. Skeleton 추출 신경망은 정확도와 연산량을 고려하여 Alexander Mathis al.의 실험에서 사용된 Efficient신경망을 이용한 Skeleton 추출 신경망을 본 논문에서 사용한다.

경주마의 파행에 대한 임계치의 설정 방법은 식1.의 산식을 사용하여 정상 말과 파행 말의 가우시안 데이터 분포를 만들고 두 분포의 경계를 실험적으로 확인하여 임계치를 설정한다.

$$N(x|\mu, \delta^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right\}$$

식.1 가우시안 데이터 분포의 임계치
Formula 1. Threshold of Gaussian Data Distribution

가우시안 데이터 분포에서 변수 x 는 정면일 시 경주마 코(Horse_nose)의 위치, 후면의 경우 말의 오른쪽 엉덩이(Horse_r_hip)과 왼쪽 엉덩이(Horse_l_hip), 측면은 말의 왼발 보폭길이(Horse_l_stride)와 오른쪽 보폭길이(Horse_r_stride)의 차이를 적용하고 평균과 표준편차에 관한 데이터를 수집한다.

복합 판단 신경망의 설계는 영상의 시간적 정보와 공간적 정보를 사용하여 행동을 분류하는 Slow-Fast Net(13)을 기초하여 설계한다.

본 논문에서는 경주마의 파행 이미지 데이터는 파행을 판단하기에 불필요한 정보를 많이 가지고 있다는 단점이 있어, Skeleton 데이터 기반의 Slow-Fast Net(14)에서 아이디어를 착안하여 Skeleton 기반의

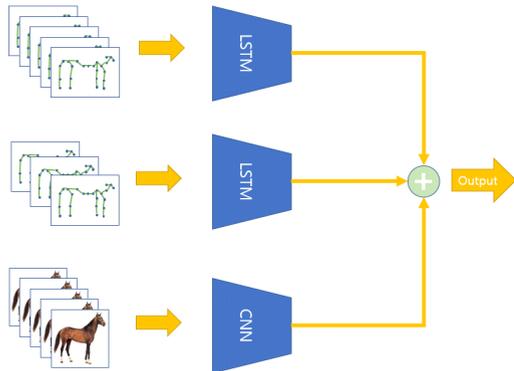


그림 5. 파행 감지 딥러닝 판단 모델
Fig. 5. Lameness Detection Judgment Model

Slow-Fast Net 구조를 가지는 LSTM 신경망과 이미지 정보를 조합하기 위한 Slow CNN을 조합하여 파행을 판단하는 복합 판단 딥러닝 신경망을 그림5.와 같이 설계하였다.

LSTM 신경망에 짧은 시간 간격과 넓은 시간 간격의 Skeleton 데이터를 각각을 입력으로 하여 시간적 정보와 공간적 정보를 추출하고 Slow-Fast Net(13)의 Slow CNN을 가져와 손실된 Skeleton 정보를 보완한다. 추출된 정보들을 연결하여 FC Layer(Fully Connected Layer)를 거쳐 정상과 파행을 분류하게 된다.

4.3.1 정면(The Front)

경주마의 정면을 바라보았을 때 보행 시 말의 머리가 상하로 크게 움직이면 말의 파행을 의심해 볼 수 있다. 이러한 말 머리의 상하 움직임을 판단하기 위해 Skeleton 추출 신경망을 사용하여 머리의 위치를 파악한 후, 경주마의 머리 위치 좌표를 구하고 노이즈를 없애기 위해서 좌표 값에 대해 평균 필터링한다.

평균 필터링 데이터에서 얻어진 안정화된 좌표 값을 좌표계 상에 기록한다.

정상 경주마와 파행 경주마의 머리 좌표 상하 움직임 정도를 측정하여, 움직임 범위로 설정된 임계값을 넘어가면 파행으로 판단하도록 설계한다.

4.3.2 측면(The Side)

경주마의 파행 감지 방법 중 경주마의 오른발 왼발의 보폭이 같지 않으면 파행을 의심해 볼 수 있다.

경주마의 보폭을 확인하기 위해서는 경주마의 발이 얼마나 움직였는지를 확인해야 한다. 경주마의 측면 모습은 이러한 보폭 변화를 가장 잘 측정할 수 있는 구도이다.

Skeleton 추출 신경망을 사용하여 경주마의 Skeleton을 추출하고, 각각의 발 좌표를 잡고 좌표가 움직인 거리를 보폭으로 측정한 후 각 발의 보폭 차이에 따라 경주마의 파행과 정상 보행을 판단하도록 모델을 설계한다.

임계치로 판단하는 모델들은 임계치를 잘 설정해야 하며 예외적인 상황에서의 정확도를 보장받을 수 없다는 단점이 있어, 보완책으로 말의 보행 측면 영상을 이용한 LSTM 신경망과 Slow CNN을 조합하여 판단 모델을 설계하여 경주마의 파행을 감지한다.

4.3.3 후면(The Back Side)

경주마의 후면에서 바라보았을 때 보행 시 말의 엉덩이가 삐뚤어져 있거나 엉덩이가 상하로 들쭉이면 파

행으로 의심해 볼 수 있다.

경주마의 파행을 판단하기 위해 후면에서 보이는 말의 엉덩이와 뒷다리에서 Skeleton을 추출하고 엉덩이 관절과 뒷다리 관절의 데이터를 이용해 엉덩이 비뚤어짐을 측정하고 엉덩이 관절의 상하 움직임 정도를 파악하여 파행과 정상 보행을 구분하고 판단하도록 한다.

4.4 경주마 파행 감지 푸시 서비스 설계

본 논문에서 제안하는 경주마 파행 감지 인공지능 모델링 결과를 경주마 관리자에게 전달해 주는 푸시 서비스를 그림 6과 같이 설계한다.

경주마가 파행 감지 시스템으로 파행 감지되면, 데이터베이스의 일정 데이터와 비교하여, 경주마의 객체를 특정한 후 4가지 각도(전면, 양 측면, 후면)의 영상에서 보행 관련 데이터를 취득하고, 딥러닝 신경망과 임계치를 사용하여 파행을 감지하고 파행을 감지할 시 파행 감지 취득 시간과 관련 영상을 함께 업로드(Upload)한다.

경주마 관리자의 스마트폰 App으로 말의 상태를 실시간으로 알려주도록 설계한다. 경주마의 파행에 대한 결과를 관리자에게 실시간으로 알려줌으로써 관리자는 경주마의 건강 상태를 빠르고 효율적으로 관리 할 수 있다.

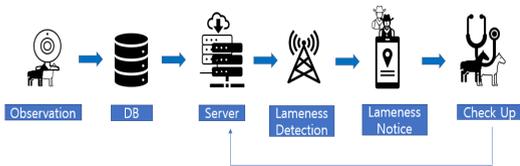


그림 6. 경주마 파행 감지 인공지능 모델링 시스템
Fig. 6. Racehorse Lameness Detection AI Modeling System

V. 결 론

경주마의 파행은 경주마의 가치하락 및 생명에 커다란 영향을 미칠 수 있으므로 경주마의 파행을 조기에 감지하고 판단하여 적절한 조치 및 치료를 취하는 것은 관리자의 중요한 업무이다.

본 논문에서는 기존의 경주마 관리사의 경험이나 현장 사람의 경험에 의존하였던 파행 감지를 CCTV 영상 분석을 통한 인공지능 시스템으로 자동 감지 할 수 있도록 설계하였다.

경주마 파행의 분석 및 판독을 위해 경주마의 전면, 양 측면, 후면의 영상 데이터를 확보하여, Skeleton 추

출 신경망, Slow CNN, LSTM 신경망을 활용하여 파행 감지하도록 설계하였다. 경주마의 4가지 각도의 보행 영상에서 Skeleton 추출 신경망을 활용하여, 경주마의 머리, 다리, 발목, 엉덩이 관절을 추출하여, 경주마 보행 시, 머리의 움직임, 양발의 보폭의 차이 유무, 엉덩이의 상하 움직임과 비뚤어짐을 측정하였다. 측정된 모든 값들을 판독하여 경주마의 파행을 감지한다.

경주마의 파행을 감지하면 스마트폰 App을 통해 실시간으로 경주마 관리자에게 파행 관련 정보를 알려주어, 경주마의 질환 유무 및 건강관리에 필요한 신속한 대처를 위해 말 전문 수의사에게 검진 받도록 권유한다.

본 논문에서 연구한 경주마 파행 감지 인공지능 시스템의 활용 정보는, 현행 사람의 경험에 의존하는 경주마 관리 시스템보다 신속하고, 신뢰성 있는 파행 판단과 조치를 제공할 것으로 기대한다.

References

- [1] Y. Chen, Z. Wang, Y. Peng, Z. Zhang, G. Yu, and J. Sun, "Cascaded pyramid network for multi-person pose estimation," in *Proc. IEEE Conf. CVPR*, pp. 7103-7112, 2018.
- [2] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh. "OpenPose: Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields," in arXiv preprint arXiv:1812.08008, 2018.
- [3] H. Duan, Y. Zhao, K. Chen, D. Shao, D. Lin, and B. Dai, "Revisiting skeleton-based action recognition," in arXiv preprint arXiv:2104.13586v1, 2021.
- [4] U. Jawed, A. Mazhar, F. Altaf, A. Rehman, S. Shams, and A. Asghar, "Rehabilitation posture correction using neural network," in *ICEEST*, Karachi, Pakistan, Dec. 2019.
- [5] X. Xiong, W. Min, W. Zheng, et al., "S3D-CNN: Skeleton-based 3D consecutive-low-pooling neural network for fall detection," *Appl. Intell.*, vol. 50, pp. 3521-3534, 2020.
- [6] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- [7] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *NIPS*, 2012.

- [8] J. Li, X. Xie, Q. Pan, Y. Cao, Z. Zhao, and G. Shi, "Sgm-net: Skeleton-guided multimodal network for action recognition," *Pattern Recognition*, vol. 104, 2020.
- [9] J. Pedoeem and R. Huang, "Yolo-lite: A real-time object detection algorithm optimized for non-gpu computers," arXiv preprint arXiv:181.1.05588, 2018.
- [10] G. W. Park, "Diagnosis of lameness in horses," in *Proc. Korean Soc. Veterinary Clinics Conf.*, pp. 59-62, Oct. 2009.
- [11] M. Tan and Quoc V. Le, "EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks," arXiv preprint arXiv:1909.11229, 2020.
- [12] A. Mathis and T. Bisci, "Pretraining boosts out-of-domain robustness for pose estimation," arXiv preprint arXiv:1905.11946, 2019.
- [13] C. Feichtenhofer, H. Fan, J. Malik, and K. He, "Slowfast networks for video recognition," arXiv preprint arXiv:1812.03982, 2018.
- [14] N. Sun, L. Leng, J. Liu, and G. Han, "Multi-stream slowFast graph convolutional networks for skeleton-based action recognition," *Image and Vision Computing*, vol. 109, 2021.
- [15] *National Institute of Animal Science*, Retrieved Jun. 01, 2021, from <https://www.nongsaro.go.kr/portal/ps/psb/psbk/kidoContentsFileView.ps?ep=1tAhsSeLu5QD7t@FiHI5tTfZvQ5d82iiFwooG/44RbY!>.
- [16] G. M. An, "Horse's Lameness," *J. Vet. Clin.*, vol. 23, no. 1(Suppl.), May 2006.

한 수 연 (Su Yeon Han)



1996년 2월 : 경희대학교 일어일문학과 졸업
 2020년 2월 : 호서대학교 융합공학과 석사 졸업
 2021년 9월 : 호서대학교 융합공학과 박사 과정

<관심분야> 인공지능, 융합공학, ITC
 [ORCID:0000-0002-9019-8537]

박 대 우 (Dea Woo Park)



1998년 : 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학석사)
 2004년 : 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학박사)
 2004년 : 숭실대학교 겸임교수
 2006년 : 정보보호진흥원(KISA) 선임연구원

2007년~현재 : 호서대학교 벤처대학원 교수
 <관심분야> Hacking, CERT/CC, 침해사고 대응, e-Discovery, Forensic, 사이버안보, 네트워크 보안, 스마트폰 보안