

RECONOCIMIENTO DE ANGULACIONES ARTICULARES DE CABALLOS EN MOVIMIENTO

Sánchez^{1,2*}, J.P., Trigo³, P., Aranda¹, L.F., Arjona¹, M.Y., Molina¹, A. y Demyda-Peyrás¹, S.

¹Dpto. de Genética, Universidad de Córdoba, Edif. C Campus de Rabanales, 14001, Córdoba;

²Programa de Genética y Mejora Animal, IRTA, Torre Marimon, 08140, Caldes de Montbui;

³Dpto. de Producción Animal. Universidad Nacional de La Plata.

CCT CONICET La Plata. Calle 118 s/n La Plata 1900 Argentina

*juanpablo.sanchez@uco.es

INTRODUCCIÓN

En la funcionalidad locomotora del caballo intervienen un gran número de caracteres. Es muy relevante la detección de defectos que puedan comprometer la funcionalidad y el bienestar del animal, y también lo es la cuantificación de la variabilidad de estos caracteres. Ejemplos pueden ser longitudes y perímetros de diversas regiones, y también angulaciones articulares. La medición de estas características tradicionalmente se ha hecho por personal especializado, bien *in-situ* o *a posteriori* procesando videos grabados (Pérez-Ruiz *et al.*, 2020). Para agilizar estos procesos de evaluación morfológica y de funcionalidad dinámica se propone el uso de técnicas de visión por computador. El objetivo de nuestro estudio fue evaluar si una herramienta diseñada el reconocimiento postural puede usarse para monitorizar las angulaciones de las extremidades de caballos durante pruebas deportivas.

MATERIAL Y MÉTODOS

Se han empleado 50 videos de aproximadamente 5 segundos tomados durante una competición de funcionalidad de Caballo Peruano de Paso en 2023 en la Lima (Perú). En ellos se ve a un animal, generalmente montado, que cruza de izquierda a derecha a una distancia de la cámara de entre 8 y 10 metros. Se trata de videos de 720 x 1280 píxeles (px) a una velocidad de 30 fotogramas por segundo. Se ha utilizado el programa DeepLabCut (Mathis *et al.*, 2018) para procesar los videos. De cada uno se extrajeron 20 fotogramas y en ellos se anotaron 22 regiones anatómicas. 531 fotogramas se usaron para reentrenar el modelo "superanimal quadruped" de DeepLabCut, en su versión "hrnet32". Este modelo incluye la detección del animal usando una red convolucional del tipo "ResNet50". Se empleó un procedimiento de "Transfer Learning" para ajustar los parámetros de la red a nuestro propio problema, lo que supone la modificación de la última capa de la red para adaptarla al número concreto de puntos de nuestro caso. Otros 178 fotogramas anotados se mantuvieron como conjunto de validación. Adicionalmente, con 6 videos no anotados se simuló el uso del modelo. Con estos videos se obtuvieron los archivos de texto que contenían las posiciones de las regiones detectadas y que son la base para los subsiguientes análisis de la funcionalidad locomotora de cada animal.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Sobre el conjunto de validación la mejor "mean average precision" (mAP) de las 22 regiones a detectar fue de 90,79%, y se obtuvo en la iteración 1,050. En esa iteración la raíz del error cuadrático medio (rmse) de la detección fue de 11,7 px, lo que supone menos de un 1% de la diagonal de las imágenes. El error por regiones varió entre 2,9 px para el ollar, y 23,7 px para la babilla. Las coordenadas de cada punto quedan salvadas en un fichero de texto donde cada fotograma es un registro. Este fichero puede utilizarse para detectar, en base a la posición relativa de los puntos, determinadas situaciones de interés durante la marcha, como, por ejemplo, el apoyo delantero derecho, y determinar para él las posiciones relativas (ángulos) de las otras regiones.

CONCLUSIÓN

DeepLabcut parece una herramienta con potencial para la cuantificación de caracteres morfológicos y funcionales de animales en movimiento. Se hace necesaria, no obstante, la definición de un protocolo para la estandarización de la toma de imágenes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

• Mathis *et al.* 2018. Nature Neuroscience 21: 1281-1289 • Pérez-Ruiz *et al.* 2020. Computers and Electronics in Agriculture 174: 105510.

Agradecimientos: Financiado por el proyecto PID2021-128173OR-C21.