



Voz Zootecnista, vol. 3, pp. 19–22, 2023

Received 20 - 06- 2023 / published 25 - 09 - 2023

Discernimiento de bordes con el algoritmo Canny para la identificación y conteo de cuyes

Edge discernment with the Canny algorithm for guinea pig identification and counting

Jennifer Campos¹; Jaren Rimari-Leon¹; Flor Huanasca-Romero¹; Quispe Moratillo¹; Smith Ore Orihuela¹; Zahid Bermudez Mayta¹; Luz Xiclali Huaman Romero¹

E-mail any correspondence to: e_2024101335F@uncp.edu.pe

1. Facultad de Zootecnia, Universidad Nacional del Centro del Perú. El Tambo, Huancayo, Perú

Resumen

En la región andina, la crianza del cuy (*Cavia porcellus*) es una actividad de gran relevancia económica y cultural, especialmente en Perú y Ecuador. Este estudio analiza la aplicación del algoritmo Canny para la detección de bordes y el conteo automático de cuyes a partir de imágenes digitales capturadas con un UAV (Vehículo aéreo no tripulado). Se aplicó un filtro gaussiano para reducir el ruido de las imágenes y se utilizó el algoritmo Canny para identificar los contornos de los animales, logrando una precisión del 75% en el conteo. Sin embargo, se detectaron dificultades para identificar cuyes de color blanco debido al bajo contraste, lo que generó un margen de error. Para mejorar la precisión del algoritmo, se sugiere la homogeneización del color de los cuyes. Este enfoque de visión por computadora representa un avance significativo para la automatización y eficiencia en la gestión de poblaciones animales en la ganadería de precisión, permitiendo optimizar recursos y mejorar la trazabilidad. El uso de esta tecnología puede transformar las prácticas de cría y manejo de cuyes, contribuyendo a una gestión más sostenible y eficiente.

Keywords: Cobayos; Ganadería de precisión; visión computarizada

Abstract

In the Andean region, guinea pig (*Cavia porcellus*) breeding is an activity of great economic and cultural relevance, especially in Peru and Ecuador. This study analyzes the application of the Canny algorithm for edge detection and automatic counting of guinea pigs from digital images captured with a UAV (Unmanned aerial vehicle). A Gaussian filter was applied to reduce image noise and the Canny algorithm was used to identify the contours of the animals, achieving an accuracy of 75% in the count. However, difficulties were detected in identifying white guinea pigs due to the low contrast, which generated a margin of error. To improve the accuracy of the algorithm, homogenization of guinea pig color is suggested. This computer vision approach represents an important advance for automation and efficiency in the management of animal populations in precision livestock farming, making it possible to optimize

resources and improve traceability. The use of this technology can transform guinea pig breeding and management practices, contributing to more sustainable and efficient management.

Keywords: Guinea pigs; precision livestock farming; computer vision

Introducción

En la región andina, la crianza del cuy (*Cavia porcellus*) no solo representa una actividad de importancia económica, sino también una práctica profundamente arraigada en la cultura local. Con una población estimada en 36 millones de cuyes (Lucas *et al.*, 2021), esta especie desempeña un papel crucial en países como Ecuador y Perú, donde su cría es parte esencial de la economía rural. En Perú, que alberga la mayor cantidad de cuyes a nivel mundial, se produce anualmente más de 65 millones de ejemplares, lo que genera un volumen de 116,5 mil toneladas de carne (Rofes *et al.*, 2003; Silva *et al.*, 2021). Este aporte no solo contribuye a la seguridad alimentaria en las zonas altoandinas, sino que también fomenta el desarrollo de mercados locales y regionales, siendo un componente central en las festividades y la gastronomía de estas comunidades.

La automatización en la gestión de estas poblaciones es una necesidad cada vez más reconocida, especialmente en cuanto a la identificación y conteo preciso de los animales. En este contexto, el uso de herramientas tecnológicas como el algoritmo Canny, desarrollado por John F. Canny en 1986 (Canny, 1993), ofrece una solución innovadora. Este algoritmo, conocido por su eficiencia en la detección de bordes en imágenes digitales, utiliza un enfoque optimizado que combina técnicas de suavizado, cálculo de gradientes y supresión de no máximos para generar contornos precisos (Zhou *et al.*, 2011; Koniar *et al.*, 2017). En el caso de los cuyes, la correcta identificación de bordes resulta fundamental para optimizar el monitoreo de las poblaciones, lo que a su vez contribuye a la toma

de decisiones en la producción, la investigación y la preservación de la biodiversidad.

La aplicación del algoritmo Canny en la identificación y conteo automático de cuyes a partir de imágenes digitales es un avance que podría transformar las prácticas tradicionales de cría (Pinchao-Pinchao *et al.*, 2024), permitiendo una mayor precisión en la gestión sostenible de estas poblaciones. Esta tecnología no solo facilita un conteo más eficiente, sino que también mejora la trazabilidad de los animales, factor clave para aumentar la productividad y la calidad en la producción de carne (Carhuas *et al.*, 2025). Así, el uso de algoritmos avanzados como el de Canny no solo tiene implicaciones en la optimización de recursos, sino que abre nuevas vías para la innovación tecnológica en la agricultura y la zootecnia. La capacidad de los algoritmos de detección de bordes, como el de Canny tiene un impacto directo en la gestión sostenible de las poblaciones y en la mejora de las técnicas agrícolas de producción (Wang *et al.*, 2023). Este enfoque tecnológico no solo contribuye a mejorar la precisión en el seguimiento poblacional, sino que también tiene el potencial de ampliar el alcance de la investigación aplicada en la región. Por ello, este estudio buscó determinar la eficacia del algoritmo Canny en el discernimiento de bordes para la identificación y conteo de cuyes, ofreciendo una herramienta poderosa para la industria y la ciencia en el contexto de la cría de cuyes.

Materiales y métodos

Área de estudio

El estudio se realizó en las instalaciones de “La granja del chinito”, ubicada en el distrito de Concepción (Huaychulo), departamento Junín, Perú (Figura 1), a una altitud de 1550-3856 metros sobre el nivel del mar. La zona presentó temperaturas que varían entre de 5 °C a 20 °C y rara vez bajó a menos de 3 °C, además de presentar una precipitación pluvial de 1 mm según SENMHI (2020). Este entorno provee condiciones óptimas para realizar discernimiento de bordes para la identificación y conteo de cuyes, aprovechando la singularidad climática y geográfica que influye en la crianza de cuyes en este contexto específico.

Gestión y procedimiento

El conjunto de datos constaba de cuatro imágenes de UAV con tamaño de 667x908 (DJI Mini 3)

Supresión de ruido

La eliminación de ruido se realizó aplicando un filtro Gaussiano a la imagen original. Este filtro de convolución suaviza la imagen, reduciendo eficazmente el ruido (Ortiz Rangel *et al.*, 2017). El ruido en una imagen puede deberse a diversos factores, como una iluminación irregular, interferencias electromagnéticas, o incluso la naturaleza aleatoria inherente al proceso de captura de imágenes. Este paso es crucial para mejorar la calidad visual

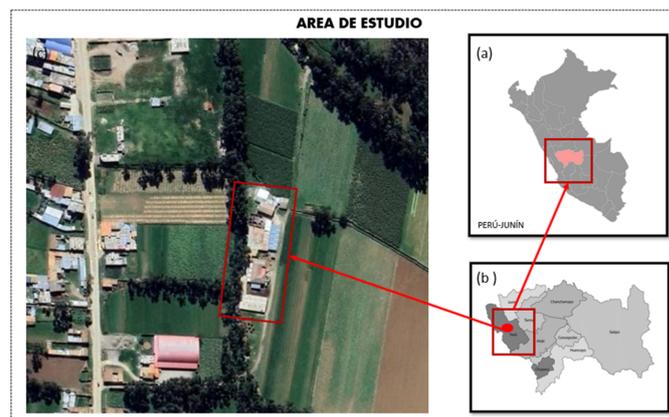


Figura 1. Ubicación del estudio. (a) Mapa de Perú por regiones (color rojo, muestra la región Junín). (b) Mapa de la región Junín. (c) Imagen satelital, muestra el lugar de estudio, que pertenece a “La granja del chinito”, Concepción (Huaychulo).

y la precisión de los resultados posteriores, asegurando que los detalles esenciales no se vean comprometidos por distorsiones no deseadas.

Encontrar el gradiente

La fase de detección del gradiente se llevó a cabo calculando tanto la magnitud como la dirección del gradiente en cada píxel de la imagen. La magnitud del gradiente reflejó la intensidad del cambio en el píxel, mientras que la dirección indicó la orientación de dicho cambio. Para este propósito, se utilizó la siguiente fórmula utilizada por Quan *et al.* (2023)

$$\text{Magnitud} = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (1)$$

$$\text{Dirección} = \text{atan2}(g_y, g_x) \quad (2)$$

Donde, g_x es la derivada de la imagen en la dirección x . Y g_y es la derivada de la imagen en la dirección y . Donde, atan2 , es la función arctangente inversa.

Supresión de no máximos

La supresión de no máximos se realizó eliminando los píxeles que no constituían máximos locales en la dirección del gradiente. Este procedimiento es crucial para mitigar la presencia de bordes falsos, originados por ruido o discontinuidades en la imagen. Para esta tarea, se utilizó la siguiente fórmula propuesta por González González *et al.* (2023):

$$x_{\max} = \text{máx}(x - 1, 0, x + 1) \quad (3)$$

$$y_{\max} = \text{máx}(x - 1, 0, x + 1) \quad (4)$$

Donde, x y y son las coordenadas del píxel actual.

El filtro gaussiano

Se empleó un filtro gaussiano para suavizar las imágenes, con el fin de reducir el ruido y las discontinuidades, al tiempo que preserva los bordes y características relevantes de la imagen. La aplicación de este filtro se basó en la siguiente fórmula, detallada por [González González et al. \(2023\)](#):

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2+(y-\nu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

Donde, $f(x, y)$ fue el valor del filtro en el píxel (x, y) ; x y y fueron las coordenadas del centro del filtro; σ fue la desviación estándar del filtro; la función e^x fue la función exponencial.

Matriz de convolución

La matriz de convolución para un filtro gaussiano fue de 3x3:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

La matriz se utilizó para aplicar el del filtro Gaussiano a una imagen, lo cual redujo el ruido, mejoró la claridad y facilitó la detección de bordes.

El conteo de cuyes implicó identificar los contornos presentes en las imágenes. Se empleó la función `len(ctns)` para generar texto en la imagen, posicionado en (10, 30) píxeles desde la esquina superior izquierda.

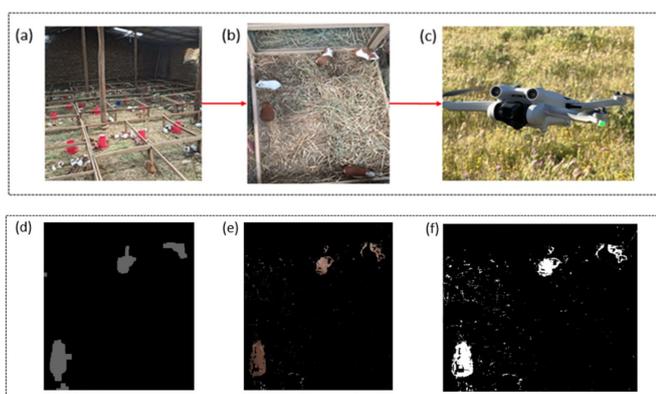


Figura 2. Procedimiento. (a) instalación de granja de cuyes (b) 5 cuyes capturados (c) DJI Mini 3 (d) Escala de grises (e) Detección de bordes, Canny (f) Resultado de aplicar el algoritmo Canny.

Software

Se utilizó una computadora con procesador Intel® Core™ i5-8300H CPU, con capacidad de 8192 MB de RAM y 8039 MB de NVIDIA GeForce GTX 1050. Se empleó el Python de Pycharm 2.5. Importando `cv2`, `numpy` as `np`. Las imágenes fueron leídas por el `cv2`. Para la aplicación del algoritmo Canny se utilizaron `np.ones`, `cv2GaussianBlur` y `cv2.Canny` como comandos.

Resultados y discusión

La identificación mediante el algoritmo Canny ha demostrado ser efectiva en imágenes de cuyes, no solo para la detección, sino también para el conteo de animales, utilizando los bordes identificados. Se analizaron y contaron 3 cuyes de un total de 4. El algoritmo Canny ha demostrado



Figura 3. Identificación de cuyes con el algoritmo Canny.

ser una herramienta poderosa en la detección de bordes en imágenes digitales, lo que lo convierte en una solución ideal para el conteo automático de cuyes. En este estudio, se logró una precisión del 75 % en el recuento, lo que refleja su efectividad. Sin embargo, incluso una ligera variación en el número de cuyes, ya sea superior o inferior, puede generar un margen de error significativo. Esto se debe a que cada imagen presenta características únicas que requieren adaptaciones específicas, las cuales se logran mediante el uso de un filtro especializado, conocido como filtro gaussiano. Este filtro permite suavizar la imagen y reducir el ruido, facilitando la detección de bordes más precisos. [Rashid et al. \(2021\)](#) identificaron que, a pesar de la eficacia general del algoritmo Canny, presenta limitaciones, ya que se observó una tasa de error del 12,5 % en la detección de borde. Estos hallazgos resaltan que, si bien la visión por computadora ofrece soluciones innovadoras y útiles para la cría de animales, aún existen desafíos técnicos que deben ser abordados. [Zheng et al. \(2021\)](#) destacan que los algoritmos de visión por computadora están revolucionando la industria ganadera, al ofrecer soluciones avanzadas que responden a las crecientes demandas de precisión y automatización en este sector.

Una observación clave en el presente estudio fue la

dependencia del gradiente de las imágenes con respecto al color de los cuyes. Se detectó que el algoritmo Canny mostró una mayor eficacia en la detección de bordes en cuyes con manchas o de color oscuro, mientras que los cuyes de color blanco presentaron dificultades para ser identificados correctamente. Este problema radica en que los cuyes blancos generan un menor contraste en las imágenes, lo que dificulta la detección de sus bordes. Aunque una mejora en el tratamiento de los gradientes podría aumentar la eficacia en la identificación de cuyes blancos, esto podría comprometer la detección precisa de cuyes de otros colores.

Conclusiones

El conteo de cuyes mediante el algoritmo Canny puede presentar límites. La precisión de los datos puede verse afectada por un margen de error que fluctúa según la cantidad de cuyes presentes en la imagen. La visión por computadora puede contribuir significativamente a mitigar la escasez de mano de obra en la industria ganadera, impulsando un avance importante hacia la industria de la ganadería de precisión.

La homogeneización del color de los cuyes podría mejorar la precisión del algoritmo Canny en la detección de bordes. Implementar esta estrategia permitiría reducir el margen de error y asegurar un conteo más fiable, al minimizar las variaciones causadas por diferencias en la pigmentación de los animales.

Referencias

- Canny, J. (1993). Computing roadmaps of general semi-algebraic sets. *The Computer Journal*, 36(5), 504–514.
- Carhuas, J. N., Grados, L. A. C., Payano, I. U., Garcia-Olarte, E., Mauricio-Ramos, Y., Eulogio, C. Q., y Mohamed, M. M. H. (2025). Counting sheep: human experience vs. Yolo algorithm with drone to determine population. *Veterinary Integrative Sciences*, 23(2), 1–9.
- González González, F. A., Torres Mata, J., Lerma Sánchez, A. M., y González Sánchez, I. C. (2023). Aprendizaje para obtener la medición del costo computacional de los algoritmos de reconocimiento de imágenes en hojas del cultivo de soya. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 14(27).
- Koniar, D., Hargaš, L., Loncova, Z., Simonova, A., Duchoň, F., y Beňo, P. (2017). Visual system-based object tracking using image segmentation for biomedical applications. *Electrical Engineering*, 99, 1349–1366.
- Lucas, C. T., Román, A. V., Flores, D. D. C., y Calderón, G. A. E. (2021). La crianza de cuy y procesamiento con fines de exportación en la provincia de Acobamba. *Dominio de las Ciencias*, 7(3), 1659–1679.
- Ortiz Rangel, E., Mejía-Lavalle, M., y Sossa, H. (2017). Filtrado de ruido Gaussiano mediante redes neuronales pulso-acopladas. *Computación y Sistemas*, 21(2), 381–395.
- Pinchao-Pinchao, Y., Serna-Cock, L., Osorio-Mora, O., y Tirado, D. F. (2024). Guinea pig breeding and its relation to sustainable food security and sovereignty in South America: nutrition, health, and production challenges. *CyTA-Journal of Food*, 22(1), 2392886.
- Quan, B., Wang, Y., Chen, Y., Zhang, M., Liu, J., Jia, Q., ... Huang, X. (2023). A rational design of multiple-layer films with continuous impedance gradient variation for enhanced microwave absorption. *Journal of Materials Chemistry A*, 11(7), 3625–3631.
- Rashid, M., Bari, B. S., Yusup, Y., Kamaruddin, M. A., y Khan, N. (2021). A comprehensive review of crop yield prediction using machine learning approaches with special emphasis on palm oil yield prediction. *IEEE access*, 9, 63406–63439.
- Rofes, J., Wheeler, J. C., y cols. (2003). Sacrificio de cuyes en los Andes: el caso de El Yaral y una revisión biológica, arqueológica y etnográfica de la especie *Cavia porcellus*. *Archaeofauna*, 12(January), 29–45.
- SENMIH. (2020). *Pronóstico de estación*. Descargado de <https://www.senamhi.gob.pe/?p=pronostico-detalle-turistico&localidad=0028>
- Silva, F. D. R., Uvidia, H., y Enriquez, M. Á. (2021). Análisis del manejo, producción y comercialización del cuy (*Cavia porcellus* L.) en Ecuador. *Dominio de las Ciencias*, 7(6), 1004–1018.
- Wang, Y., Múcher, S., Wang, W., Guo, L., y Kooistra, L. (2023). A review of three-dimensional computer vision used in precision livestock farming for cattle growth management. *Computers and Electronics in Agriculture*, 206, 107687.
- Zheng, J., Li, M., Hu, S., Xiao, X., Li, H., y Li, W. (2021). Research on optimization of agricultural machinery fault monitoring system based on artificial neural network algorithm. *INMATEH-Agricultural Engineering*, 64(2).
- Zhou, P., Ye, W., Xia, Y., y Wang, Q. (2011). An improved canny algorithm for edge detection. *Journal of Computational Information Systems*, 7(5), 1516–1523.