

DETECCIÓN DE OVINOS PREÑADOS USANDO ALGORITMOS DE INTELIGENCIA Y VISIÓN ARTIFICIAL

SHEEP PREGNANCY DETECTION USING ARTIFICIAL INTELLIGENT AND ARTIFICIAL VISION ALGORITHMS

Rubén Sáenz Pérez

Instituto Politécnico Nacional/Centro de Investigación e Innovación Tecnológica
rsaenzp0900@alumno.ipn.mx

Moisés Vicente Márquez Olivera

Instituto Politécnico Nacional/Centro de Investigación e Innovación Tecnológica
mvmarquez@ipn.mx

Octavio Sánchez García

Instituto Politécnico Nacional/Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada
osanchezg0803@egresado.ipn.mx

José David Duarte de la Cruz

Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Xochimilco
dackmvz@hotmail.com

Viridiana G. Hernández Herrera

Instituto Politécnico Nacional/ Centro de Investigación e Innovación Tecnológica
robotbailarin@hotmail.com

Laura G. Marrujo García

Instituto Politécnico Nacional/Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada
lgmarrujo@gmail.com

Resumen

El estado de preñez en ovejas es un suceso importante en la producción ovina que exige a los productores realizar cuidados oportunos como: atenciones sanitarias, vigilancia veterinaria y cambio de dieta alimenticia, con el objetivo de garantizar la obtención de una cría sana; por lo cual, detectar de manera temprana este estado es esencial para la toma de decisiones en la práctica pecuaria. Considerando que las formas tradicionales de detección de preñez son invasivas y afectan el bienestar animal, el presente trabajo propone la detección automática

de patrones térmicos que permitan determinar si una oveja se encuentra o no preñada a través de imágenes termográficas capturadas de la zona ventral en diferentes etapas de gestación. La propuesta del algoritmo se dividió en dos partes esenciales: segmentación y detección. Se segmentaron los componentes caloríficos presentes en la imagen termográfica por intervalos de temperatura, haciendo uso del algoritmo supervisado de segmentación K-means. Por otra parte, la detección del espectro fetal, se llevó a cabo con la implementación del algoritmo Haar-Cascade propuesto por Viola y Jones, entrenado con los conjuntos de imágenes obtenidas de la segmentación; un conjunto de 500 imágenes positivas que contienen la zona de interés, y un grupo de 1000 imágenes negativas donde se muestra la ausencia del feto. Con el método propuesto se obtuvo un porcentaje de asertividad del 80% en la detección automática de espectros térmicos fetales, incluso logrando una múltiple detección de la zona de interés, que permitirá incrementar el índice de asertividad en la etapa de identificación del feto.

Palabras clave: Ovino, Preñez, imagen infrarroja, K-means, Haar-Cascade.

Abstract

The state of pregnancy in sheep is an important event in ovine production that requires producers to take timely cares such as: health care, veterinary surveillance and change of diet, with the aim of guaranteeing a healthy breeding; therefore, early detection of this condition is essential for decision-making in livestock practice. Considering that the traditional forms of pregnancy detection are invasive and affect animal welfare, the present work proposes the automatic detection of thermal patterns that allow determining if a sheep is pregnant or not through thermographic images captured from the ventral area in different gestation stages. The algorithm proposal was divided into two essential parts: segmentation and detection. The calorific components present in the thermographic image were segmented by temperature intervals, making use of the supervised K-means segmentation algorithm. On the other hand, the detection of the fetal spectrum was carried out with the implementation of the Haar-Cascade algorithm proposed by Viola and Jones, trained with the sets of images obtained from the segmentation; a

set of 500 positive images that contain the area of interest, and a group of 1000 negative images showing the absence of the fetus. With the proposed method, 80% of accuracy was obtained in the automatic detection of fetal thermal spectra, even achieving a multiple detection of the area of interest, which will allow to increase the accuracy index in fetus identification stage.

Keywords: *Ovine, Pregnancy, Infrared image, K-means, Haar-Cascade.*

1. Introducción

La producción de calor como consecuencia de los procesos biológicos en animales permite la identificación de eventos inocuos o consecuentes de cambios fisiológicos como es el caso de la preñez, ciclo estral o lactancia (Schroder & Power, 1997; Radigonda, y otros, 2017; Sykes, y otros, 2012; Bowers, Gandy, Anderson, Ryan, & Willard, 2009), por su parte la termografía infrarroja es una tecnología que posibilita la visualización y medición de estos cambios de temperatura, ofreciendo la posibilidad de estudiar sucesos biológicos sin la necesidad de tener contacto directo con el objeto de estudio, como suele hacerse con otros métodos de medición de temperatura (Consejería de Economía y Hacienda Comunidad de Madrid, 2011; Systems, 2011), esta tecnología en el caso específico de las áreas médicas y veterinarias se ha utilizado para realizar análisis no invasivos de la radiación térmica emitida por los seres vivos, como lesiones o infecciones, permitiendo a estas áreas brindar diagnósticos oportunos a diferentes padecimientos (Lahiri, Bagavathiappan, Jayakumar, & Philip, 2012; Knížková, Kunc, Gürdil, Pinar, & Selvi, 2007; McManus, y otros, 2016; Cilulko, Janiszewski, Bogdaszewski, & Szczygielska, 2013) , entre los trabajos que han utilizado esta tecnología específicamente para el sector veterinario podemos encontrar a Radigonda et al (Radigonda, y otros, 2017) quienes evaluaron la actividad ovulatoria a través de la temperatura irradiada por la vulva de 150 vacas de raza Braford para establecer una relación entre la temperatura y la presencia del ciclo estral, anestro y preñez. Por su parte, C. Pérez de Diego y J. Sánchez (Pérez de Diego, y otros, 2013) detectaron la presencia del virus serotipo 1 y 8 del padecimiento de la gripe de lengua azul en ovinos a través de una correlación

entre la temperatura rectal y la temperatura obtenida en los termogramas. Con la intención de valorar la fertilidad de los huevos del ave *cernícalo primilla* Melero et al (Asensio, Violat, & Rodríguez, 2009) miden patrones de calor irradiado por los mismos. De manera general, otros trabajos se han enfocado en la detección de mastitis, lesiones, así como reconocimiento de factores que influyen en el control de calidad y confort del animal (Martins, y otros, 2013; Metzner, Sauter-Louis, Seemueller, Petzl, & Zerbe, 2015; Talukder, Gabai, & Celi, 2015; Menegassi, y otros, 2015; Dai, y otros, 2015; Labeur, Villiers, Small, Hinch, & Schmoelzl, 2017; Sathiyabarathi, y otros, 2016; Kammersgaard, Malmkvist, & Pedersen, 2013).

La detección temprana del estado preñez y análisis de las diferentes etapas de gestación en animales como una de las aplicaciones de la termografía en el ámbito pecuario (Bowers, Gandy, Anderson, Ryan, & Willard, 2009; Cilulko, Janiszewski, Bogdaszewski, & Szczygielska, 2013), convierte a esta tecnología en una excelente alternativa de diagnóstico no invasivo contra los diferentes inconvenientes que presentan las actuales técnicas para la valoración de este estado (De Lucas, 2008; Rodríguez, 2005; Sales, 2009; González-Stagnaro, 1993; Rojero, 1999), inconvenientes como el estrés ocasionado por la manipulación de la oveja preñada durante la valoración con alguna de las técnicas invasivas (palpación ventral, ultrasonido, laparoscopia, radiografía o análisis hormonales) pudiendo generar repercusiones en el bienestar de la madre y en la salud de la cría, representando al final pérdidas económicas para productores ovinos (Odeón & Romera, 2017; Filatoff, 2013). Por otra parte, realizar la detección temprana del estado de gestación en ovejas, tiene impacto positivo en la economía del productor ya que permite al ganadero administrar su infraestructura e insumos, así como sus recursos económicos y control de alimentación, con la intención de garantizar la sanidad de su hato y de las próximas crías (De Lucas, 2008; Sales, 2009).

De manera pertinente, las tecnologías usadas para la automatización de procesos en actividades pecuarias permiten sustituir la intervención manual en la ejecución de tareas repetitivas como: ordeño de vacas, alimentación de animales o climatización, haciéndolas más eficientes. Concibiéndolo así, la detección del

estado de preñez es un proceso dentro de la producción de ganado que puede ser automatizado o semi automatizado con el objetivo de disminuir los errores generados por factores humanos como son: baja precisión en la medición de los parámetros a interpretar, fatiga o falta de experiencia. Este proceso puede ser automático al utilizar termografía y la introducción de la inteligencia y visión artificial que permiten la clasificación, aprendizaje y en algunos casos predicción de patrones involucrados en la problemática a solventar, disminuyendo errores de ejecución y mejorando su precisión, volviendo atractiva la implementación de los métodos que conforman a estas disciplinas para la automatización o semi automatización de este proceso.

Es por ello que el presente trabajo propone el uso de termografía infrarroja para la detección automática de patrones térmicos que permitan determinar si una oveja está o no preñada, por medio de la implementación del algoritmo Haar-Cascade, el cual realiza la detección en cascada a través de una serie de clasificadores denominados Haar-Like Features(HLF), que al unirse construyen un clasificador fuerte para realizar una comparación de patrones lumínicos presentes en la imagen, permitiendo una mayor capacidad de discriminación de zona negativas y delimitando en figuras rectangulares una o más zonas positivas a considerar, mencionado clasificador fue entrenado con imágenes en diferentes tonalidades correspondientes a diferentes rangos de temperatura presentes en el termograma, las cuales fueron obtenidas en la fase de segmentación con el algoritmo supervisado K-means, este último separa los componentes caloríficos en cuatro colores, dentro de los cuales, para interpretación de este trabajo, las zonas rojas representan las áreas positivas o de interés, las zonas azules, verdes y amarillas a las áreas negativas, permitiendo la detección de patrones que faciliten la detección del estado de preñez en ovejas.

La organización de este documento es el siguiente: La sección métodos contiene la información característica del objeto de estudio y de las herramientas empleadas para la captura de termogramas, la sección dos se compone de la metodología empleada para la experimentación, así como la teoría básica de los modelos y técnicas utilizadas en esta investigación. La tercera sección posee los

resultados obtenidos, así como la discusión de los mismos y finalmente, la sección cuatro muestra la conclusión del trabajo.

2. Métodos

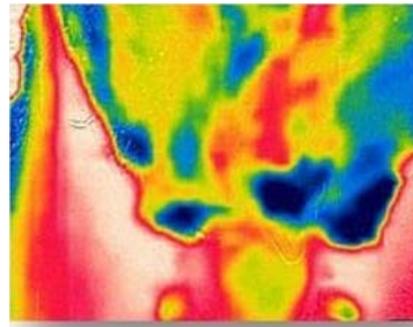
En esta sección se muestra la caracterización del sujeto de estudio, así como de las herramientas empleadas para la adquisición de imágenes, además se describen los métodos de visión e inteligencia artificial empleados en el presente trabajo para la fase de segmentación y la fase de detección de los patrones a interpretar para el diagnóstico de preñez.

Sujeto de estudio y herramientas

La realización del presente trabajo se llevó a cabo empleando una base de datos compuesta con 2,683 imágenes termografías de la zona ventral de 43 ovejas (figura 1), de las cuales 1,272 corresponden a ovejas gestantes y 1,411 a ovejas no gestantes (Sáenz, Márquez, Sánchez, & Duarte, 2017).



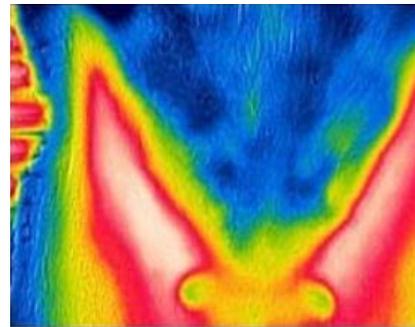
a) Imagen en modo RGB de una oveja preñada.



b) Imagen termográfica de una oveja preñada.



c) Imagen en modo RGB de una oveja no preñada.



d) Imagen termográfica de una oveja no preñada.

Figura 1 Comparación de imágenes de ovejas gestantes y no gestantes.

Las ovejas en estudio, con las características mostradas en la tabla 1, forman parte del hato perteneciente al rancho FDX localizado en Tlaxcala, México, quienes permitieron la experimentación bajo supervisión de un médico veterinario.

Tabla 1 Características de la base de datos.

Estado de preñez	Preñada	No preñada
Raza	Doper, Kathadin, Pelibuey, Black Belly	Doper, Kathadin, Pelibuey, Black Belly
Peso	35 a 45 kg	35 a 45 kg
Estado de alimentación	Ayuno	Ayuno
Temperatura rectal	30 a 41 °C	35°C a 38°C
Temperatura ambiente	18.4 a 24.2 °C	18.4 a 24.2 °C
Humedad relativa	34 a 36%	34 a 36%

La cámara utilizada para la adquisición de los termogramas permite la grabación de video y conexión de dispositivos móviles para el almacenamiento de datos, este dispositivo cuenta con las características mostradas en la tabla 2.

Tabla 2 Características de la cámara termográfica.

Emisividad	95,80 y 65%
Paletas de colores	9 (Incluyendo la paleta Arcoíris)
Formato de imagen	MP4/JPG estándar
Resolución Térmica/Visual	80x60 / 1440x1080 píxeles
Intervalo de medición	-20 a 120 °C
Sistema Operativo	Iphone, IOs

No obstante, se tienen que configurar los parámetros de la cámara para que la toma favorezca la discretización de los componentes caloríficos presentes en los termogramas, brindando el material para la implementación de los algoritmos de detección. Los parámetros finales del dispositivo termográfico para la captura de las imágenes se muestran en la tabla 3.

La programación de los algoritmos se realizó en el lenguaje de programación C#, usando el entorno de desarrollo Microsoft Visual Studio. La puesta en marcha y el cómputo de estos algoritmos se llevó a cabo con los siguientes recursos de hardware: procesador Intel Core i7, 24 GB de memoria RAM y sistema operativo Microsoft Windows 8.

Tabla 3 Parámetros de la cámara termográfica durante la captura.

Parámetro	Valor
Distancia de captura	0.25 m
Emisividad	0.80
Temperatura máxima	40 °C
Paleta de colores	Arcoíris
Modo de color	RGB
Resolución	640 ancho x 480 alto pixeles

Metodología propuesta

El estado preñez es un fenómeno fisiológico que tienen la capacidad de producir calor, la presencia de esta energía térmica sirvió como base para la formulación de la hipótesis; “Es posible determinar si un ovino se encuentra preñado mediante la medición indirecta de las diferentes temperaturas presentes en la zona ventral por medio de termografía infrarroja”.

La conversión del espectro térmico en señales digitales que recrean una imagen de colores captada a través de una cámara termográfica, proporciona información que puede ser analizada mediante técnicas de visión artificial para hacer eficiente el proceso de detección, suprimiendo el factor humano que repercute en esta labor.

El método propuesto se divide en dos etapas, la primera corresponde a la segmentación del termograma por tonalidades, para proporcionar información positiva y negativa de entrenamiento para los algoritmos de detección, y la segunda etapa se realiza la detección de aquellos componentes espectrales que representan a las zonas candidatas donde se presupone aloja el feto y así determinar si la oveja se encuentra o no preñada.

Segmentación

La segmentación de los distintos patrones caloríficos captados en el termograma, proporcionó información sobre todas aquellas zonas que el algoritmo de detección consideró como positiva o negativa del estado de preñez.

Uno de los algoritmos más utilizados para la agrupación de imágenes es el algoritmo K-means, el cual en este proyecto tiene como objetivo obtener imágenes

segmentadas por tonalidad de color según el rango de temperatura; azules para la zona más fría, verdes y amarillas para temperaturas medias y rojas para la zona con mayor temperatura, cabe mencionar que en esta última se espera observar la presencia del espectro fetal. Sin embargo, el resultado obtenido al aplicar esta segmentación no es suficiente para detectar el feto ya que las muestras de cada categoría contemplan múltiples formas y tamaños, por ende, es necesario emplear un clasificador en cascada que finalice la detección del objeto de estudio.

El modelo matemático del algoritmo de K-means es descrito a continuación:

Sea $X = \{x_i, i = 1, \dots, n\}$, un conjunto de puntos donde n son puntos d – dimensional en K agrupamientos, $C = \{c_k, k = 1, \dots, K\}$. El algoritmo K-means encuentra la partición de puntos con el mínimo error entre el cluster y mencionados puntos. Luego entonces μ_k es el valor medio del cluster c_k . El error cuadrático entre μ_k y los puntos presentes en el cluster c_k se define como se presenta en la ecuación 1.

$$J(c_k) = \sum_{x_i \in c_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (1)$$

Entonces el objetivo de K-means es minimizar la suma del error cuadrático en la totalidad de K clusters (ecuación 2).

$$J(C) = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in c_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \quad (2)$$

En este trabajo para la generación de imágenes negativas con las que posteriormente se va a entrenar el clasificador Haar like features se propone la agrupación de los colores verde, amarillo y azul en imágenes RGB, estableciendo $K = 3$, agrupamientos dependientes a cada intervalo de temperatura representado en colores de la paleta arcoíris en las capturas de IRT; $K=1$ =azul 10.3 a 18.14 °C, $K=2$ = verde 18.5 a 23.62 °C y $K = 3$ = amarillo 23.63 a 27.7 °C.

Después μ_{k1} fue obtenido por medio de media aritmética de los valores presentes en el canal B de la imagen, de forma similar se obtiene a μ_{k2} , pero observando los

valores del canal G. Para el caso específico μ_{k3} al no existir dentro del modo de color RGB la representación para este color, se realiza la media aritmética del canal R, de la diferencia de píxeles totales menos los píxeles que previamente se tomaron positivos para color rojo en el realce de color.

Para determinar el mínimo local se hace uso del algoritmo de distancia euclidiana y ángulo entre vectores.

Detección de las zonas candidatas

Una vez que los termogramas fueron descompuestos en imágenes por tonalidades, se formaron dos conjuntos de imágenes que sirvieron para el entrenamiento del algoritmo de detección. El primer grupo se conformó por imágenes positivas, donde muestran las zonas ventrales con mayor calor irradiado y dentro de las cuales se encuentra el feto (imágenes rojas), el segundo grupo corresponde a imágenes negativas, que representan todas las zonas ventrales donde no se encuentra el feto (imágenes azules, verdes y amarillas). Con la unión de estos dos algoritmos se logró la detección del espectro térmico correspondiente al feto.

Haar-Cascade es un algoritmo de clasificación robusta y rápida propuesto por Viola Jones (Viola & Jones, 2001), el cual compara las intensidades luminosas por medio de una serie de clasificadores en cascada para formar un clasificador robusto que detecta todas las zonas candidatas donde puede estar alojado un feto (Márquez, 2012).

Las secciones dentro de los rectángulos son usualmente diferenciadas por colores negro y blanco. Cada rectángulo es superpuesto en la imagen con todos los tamaños y posiciones posibles con el objetivo de sumar las intensidades de los píxeles en el área en negro, y restarlos de la suma de los píxeles en el sector blanco. El cálculo de cada rectángulo se realiza por medio de la representación de una imagen llamada imagen integral (*ii*), la cual consiste en la suma de los píxeles de arriba y al izquierda del punto de referencia (x, y) , ecuaciones 3 y 4.

$$ii_{(x,y)} = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (3)$$

$$S(x, y) = S(x, y - 1) + S(x - 1, y) + i(x, y) - S(x - 1, y - 1) \quad (4)$$

Sí $S(x, y)$ es la acumulación por columna y $S(-1, y) = S(x, -1) = S(-1, -1) = 0$, entonces los valores de los pixeles para cualquier rectángulo $r = (x, y, w, h)$, donde (x, y) es la posición del extremo superior izquierdo, w es el ancho y h es la altura del rectángulo, la suma del rectángulo puede ser calculada por la función de la ecuación 5.

$$RecSum(r) = S(x - 1, y - 1) + S(x + w - 1, y + h - 1) - S(x - 1, y + h - 1) - S(x + w - 1, y - 1) \quad (5)$$

Así, una vez que se obtiene el valor S , es posible calcular el área de un rectángulo considerando que $A = S(4) + S(1) - (S(2) + S(3))$, figura 2.

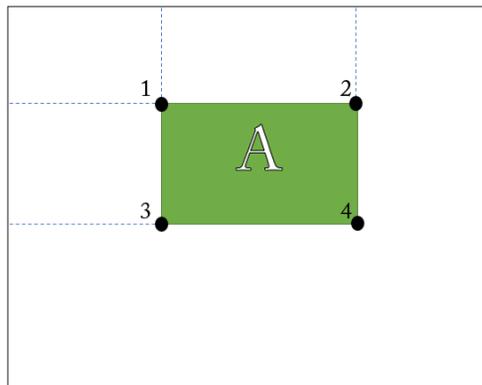


Figura 1 Área calculada de la acumulación de intensidades de nivel de gris.

Para usar HLF como un clasificador débil, se debe considerar x una región de una imagen asociada con el valor del HLF , por lo cual un clasificador es creado usando la función de la ecuación 6.

$$h_0 \begin{cases} +1 & \text{if } HLF \leq \theta \\ -1 & \text{para otros valores} \end{cases} \quad (6)$$

Donde $HLF(x)$ resulta del cálculo de HLF en la región x , y θ es el umbral. Desafortunadamente como se mencionó con anterioridad un solo clasificador es poco preciso, por lo cual se requiere la unión de varios clasificadores en cascada que aumente la precisión, para ello se propuso Adaboost (Adaptive Boosting), una

técnica para construir un clasificador robusto, siendo $H(X)$ un clasificador robusto y $h_t(x) \rightarrow \{-1,1\}$ representando cada uno de los HLF débiles (ecuación 7).

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{k=1}^K \alpha_k h_k(x) \right) \quad (7)$$

La estructura de los clasificadores en cascada crea un árbol de decisiones binarias, donde cada nodo es remplazado por un clasificador Adaboost entrenado, con el objetivo de limitar zonas candidatas haciendo más eficiente su detección. El entrenamiento del algoritmo Adaboost se realizó a través del Algoritmo 1 (tabla 4). Una vez que se detecta la zona candidata, se segmenta y se almacena en un nuevo conjunto de entrenamiento denotado como $F_i^n | \forall n \in \{1,2, \dots, p\}, \forall i \in \{1,2, \dots, c\}$, donde p es igual al número de muestras del set de entrenamiento y c es la clase asignada a la zona del feto o zonas similares.

Tabla 1 Algoritmo Adaboosting.

<p>Input: n ventanas de entrenamiento $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (X_m, y_m) x_i \in x, y_i \in \{0,1\}$ y h_i = clasificador débiles. t = iteraciones y D_i = set de cargas en la iteración i.</p> <p>Output: aprendizaje fuertes</p>
<p>Inicialización de cargas $D_i(i) = 1/m, 1/l$ para $y_i = 0,1$ respectivamente, donde m y l son el número de positivas y negativas.</p> <p>for $t \in 1 \dots T$ do Encuentra el mejor clasificador débil, $h_t = \text{argmin} \in H, \epsilon_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) [h_i(x_i) \neq y_i]$ if $\epsilon_t \leq \frac{1}{2}$ then stop end if $\alpha_t = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$ $D_{t+1}(i) = [D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))] / \sqrt{\epsilon_t(1-\epsilon_t)}$ end for $H(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right)$, donde H es el clasificador robusto construido del resultados de ñps valores de α_i</p>

3. Resultados

La metodología empleada permitió segmentar los componentes espectrales presentes en el termograma por tonalidades que brindan información positiva y negativa a través de imágenes, las cuales fueron utilizadas como conjuntos de

enteramiento para el algoritmo de detección. Los resultados obtenidos se muestran continuación.

Resultados de segmentación

La base de datos generada durante la captura de termogramas se conforma de 2683 imágenes de ovejas gestantes y no gestantes, que fueron procesadas por el algoritmo K-mean con el objetivo de generar un conjunto de entrenamiento para la fase de detección y reconocimiento, permitiendo una descomposición en tonalidades generadas previamente por la paleta de colores arcoíris, el algoritmo de segmentación generó imágenes con las componentes en color rojo, azul, verde y amarillo de la zona ventral, mientras que el espacio sobrante de cada imagen fue rellenado con negro (figura 3).



Figura 2 Ejemplo de segmentación de imágenes por color.

Posterior a la segmentación se crearon dos bases de datos con imágenes positivas e imágenes negativas respectivamente. En la base de datos positiva se encuentran todas aquellas imágenes que corresponde a las zonas con mayor irradiación de calor en las ovejas gestantes, dentro de las cuales se encuentra el feto, y cuyas tonalidades van del color rojo al blanco rojas, debido a que estas poseen las zonas más calientes con tonalidades que van del rojo a blanco y dentro de las cuales se encuentra el feto; por el contrario, la base de datos negativa contiene imágenes en colores azul, verde y amarillo, con toda aquella información de ovejas gestantes y no gestantes que no corresponde con las zonas candidatas, permitiendo una menor confusión durante la detección.

Con el objetivo de tener suficiente información para descartar zonas negativas y quedarse con la información más representativa, para la fase de entrenamiento del algoritmo de detección, 500 imágenes conforman la base de datos positiva y 100 imágenes la base de datos negativa.

Resultados de la identificación

El algoritmo de Haar-cascade propuesto por Viola Jones requiere de un entrenamiento por dos conjuntos de imágenes positivas y negativas, respectivamente. En la literatura se recomienda que el conjunto de muestras negativas sea mayor que el set de muestras positivas, en su mayoría del doble de tamaño, para proporcionar la información suficiente para descartar todo aquello que no corresponda a nuestra zona de interés durante la clasificación en cascada. Por lo que los conjuntos de entrenamiento para este estudio fueron de 500 imágenes positivas y 1000 imágenes negativas.

El entrenamiento del algoritmo tuvo una duración de 58 horas, posterior a ellas, fue puesto a prueba con 500 imágenes nuevas (que no formaron parte de los conjuntos de entrenamiento), con el objetivo de determinar el porcentaje de asertividad para la detección de zonas candidatas.

Los resultados de la detección de zonas candidatas en imágenes de ovejas gestantes y no gestantes se observan en la figura 4 y figura 5.

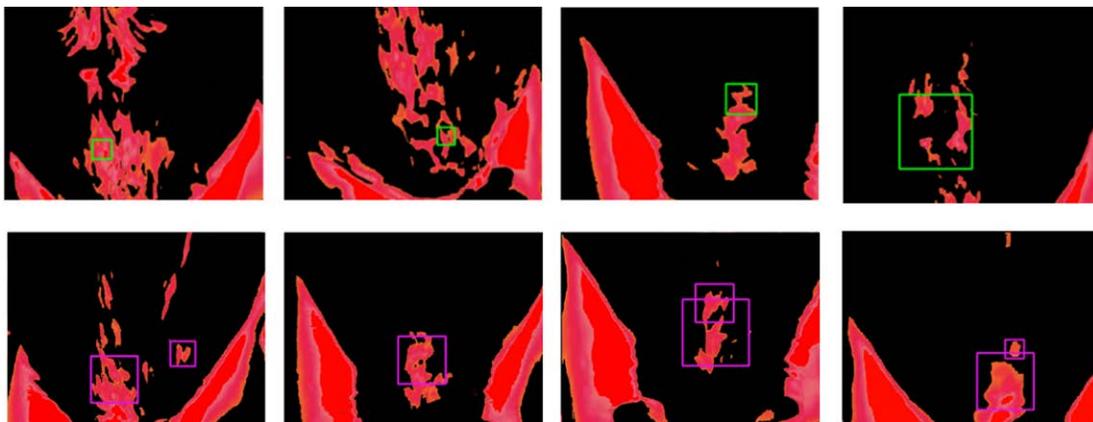


Figura 3 Ejemplo de la detección de zonas candidatas en imágenes segmentadas en rojo de ovejas preñadas.

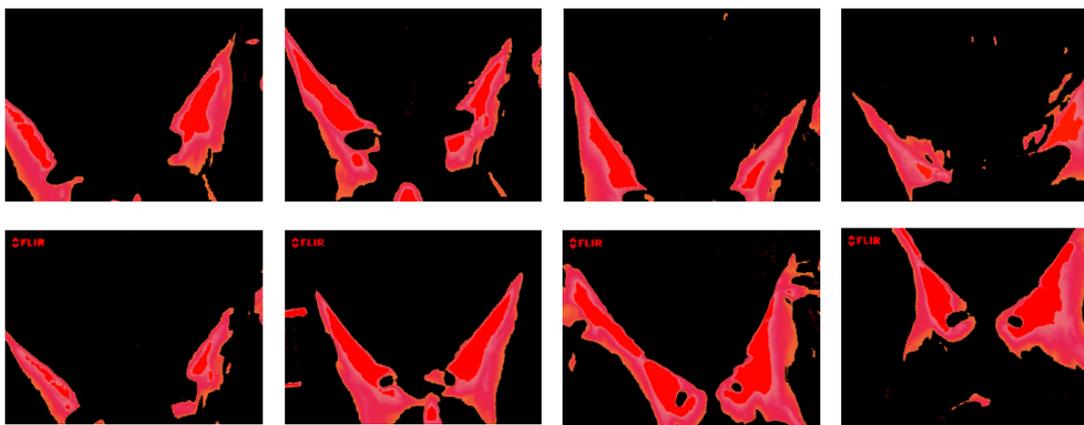


Figura 4 Ejemplo de imágenes segmentadas en rojo de ovejas no preñadas, donde no existe detección en ausencia de zonas candidatas.

Cabe mencionar que el entrenamiento del algoritmo Haar-cascade permitió la detección de múltiples zonas candidatas (Ver figura 4), proporcionando mayor información del área donde se aloja el feto, brindando una gran cantidad de patrones que el algoritmo de detección puede identificar para obtener un mayor porcentaje de asertividad.

Desempeño de los algoritmos

Con la implementación del algoritmo K-means durante la etapa de segmentación se obtuvieron cuatro bases de datos con imágenes segmentadas en rojo, azul, verde y amarillo, cada base tiene un total de 2,683 imágenes.

La eficiencia del algoritmo Haar-cascade fue determinada con el análisis de cuatro bancos de imágenes termograficas capturadas en diferentes días, las cuales no se incluyeron en la fase de entrenamiento. Los resultados de las pruebas se muestran en la tabla 5.

Tabla 5 Resultados obtenidos durante la prueba de asertividad.

Imágenes de Prueba	Preñadas	No preñadas	Detectadas	% de Asertividad
100	40	60	73	73.0
200	85	115	161	80.5
400	120	280	318	79.5
500	230	270	404	80.8

La mínima asertividad obtenida fue del 73% con 100 imágenes de prueba, mientras que el mejor resultado obtenido a través de 500 imágenes fue del 80.8%, donde 230 imágenes corresponden a ovejas preñadas en diferentes etapas de gestación y el resto de las imágenes a ovejas no preñadas. En la figura 6 se muestra la tasa de asertividad obtenida con cada base de datos de prueba, así como el número de muestras con las que fueron aprobadas.

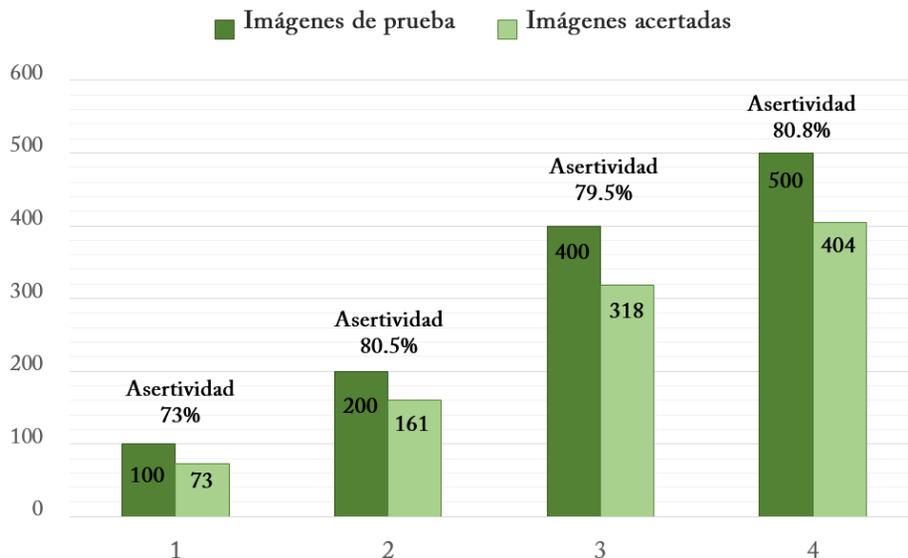


Figura 5 Tasa de asertividad obtenida durante la validación del algoritmo.

4. Discusión

La detección de patrones térmicos que permitan determinar si una oveja está o no preñada a través de termografía infrarroja tiene gran potencial como método no invasivo para diagnóstico de gestación, brindando al productor una alternativa de valoración de este estado ante las diferentes técnicas comúnmente utilizadas, que requieren de una manipulación física o traumatizante para este animal sensible al estrés volviéndolo susceptible a distocia, malformaciones de la cría o incluso el aborto, ocasionando pérdidas al productor.

La visualización de patrones térmicos producidos por la zona que aloja al feto mediante imágenes digitales proporciona información que puede ser empleada en visión e inteligencia artificial para la automatización o semi automatización de la detección de preñez.

En el trabajo se pudo observar que la información contenida en los termogramas con la paleta de colores arcoíris logró ser descompuesta por el algoritmo K-means, obteniendo nuevas imágenes con la información segmentada por tonalidades que representan diferentes emisiones de calor del objeto medido, generando dos conjuntos de imágenes, un conjunto imágenes positivas y un conjunto con imágenes negativas. Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo K-means puede ser empleado junto con la termografía infrarroja para la segmentación de información calorífica mostrada en una imagen para su posterior análisis.

Los conjuntos generados sirvieron como material de entrenamiento para el algoritmo Haar-cascade, permitiendo obtener 80.8% de asertividad en imágenes de ovejas preñadas y descartando la detección en zonas negativas durante las pruebas de validación.

Como conclusión se tiene que es posible detectar de manera automática si un ovino está preñado midiendo indirectamente las diferentes temperaturas presentes en el área ventral empleando termografía infrarroja. Esta identificación puede complementarse con el monitoreo continuo de la manada para aumentar este porcentaje de asertividad obtenido, de modo que el algoritmo de inteligencia pueda aprender más.

5. Bibliografía y Referencias

- [1] Asensio, M. M., Violat, S. C., & Rodríguez, J. M.-V. (2009). Aplicación de la termografía en la valoración de la fertilidad en huevos de cernícola primmilla. *Revista Complutense de Ciencias Veterinarias*, 3, 60.
- [2] Bowers, S., Gandy, S., Anderson, B., Ryan, P., & Willard, S. (2009). Assessment of pregnancy in the late-gestation mare using digital infrared thermography. *Theriogenology*, 72, 372-377. doi: <https://doi.org/10.1016/j.theriogenology.2009.03.005>.
- [3] Cilulko, J., Janiszewski, P., Bogdaszewski, M., & Szczygielska, E. (2013). Infrared thermal imaging in studies of wild animals. *European Journal of Wildlife Research*, 59, 17-23.

- [4] Consejería de Economía y Hacienda Comunidad de Madrid, C. (2011). Guía de la termografía infrarroja "aplicaciones en ahorro y en eficiencia energética". Madrid, España.
- [5] Dai, F., Cogi, N. H., Heinzl, E. U., Costa, E. D., Canali, E., & Minero, M. (2015). Validation of a fear test in sport horses using infrared thermography. *Journal of Veterinary Behavior: Clinical Applications and Research*, 10, 128-136. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jveb.2014.12.001>.
- [6] De Lucas, J. a. (02 de 2008). Fortalecimiento del sistema producto ovinos. Serie: reproducción. México.
- [7] Filatoff, A. (12 de 2013). Crecimiento de las crías y reinicio de la actividad reproductiva en ovejas de pelo sometidas a restricción nutricional durante verano. Master's thesis, Universidad Autónoma de Baja California N.
- [8] González-Stagnaro, C. (1993). Diagnóstico de gestación en ovejas y cabras tropicales. *Rev. Científica Fac. Cs. Vet., LUZ*, 3, 249-267.
- [9] Jain, A. K., Murty, M. N., & Flynn, P. J. (1999). Data clustering: a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, 31, 264-323.
- [10] Kammersgaard, T. S., Malmkvist, J., & Pedersen, L. J. (2013). Infrared thermography-a non-invasive tool to evaluate thermal status of neonatal pigs based on surface temperature. *animal*, 7, 2026-2034.
- [11] Knížková, I., Kunc, P., Gürdil, G. A., Pinar, Y., & Selvi, K. C. (2007). Applications of infrared thermography in animal production. *Journal of the Faculty of Agriculture*, 22, 329-336.
- [12] Labeur, L., Villiers, G., Small, A. H., Hinch, G. N., & Schmoelzl, S. (2017). Infrared thermal imaging as a method to evaluate heat loss in newborn lambs. *Research in Veterinary Science*, 115, 517-522. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2017.09.023>.
- [13] Lahiri, B. B., Bagavathiappan, S., Jayakumar, T., & Philip, J. (2012). Medical applications of infrared thermography: a review. *Infrared Physics and Technology*, 55, 221-235.
- [14] Sales, F. (2009). Ecografía en ovinos para el diagnóstico gestacional. Master's thesis, Universidad de Magallanes, CHILE.

- [15] Márquez, M. (2012). Reconocimiento de expresiones faciales empleando memorias Asociativas Alfa-Beta. Master's thesis, Centro de Investigación en Computación IPN.
- [16] Martins, R. F., do Prado Paim, T., de Abreu Cardoso, C., Dallago, B. S., de Melo, C. B., Louvandini, H., & McManus, C. (2013). Mastitis detection in sheep by infrared thermography. *Research in Veterinary Science*, 94, 722-724. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2012.10.021>.
- [17] McManus, C., Tanure, C. B., Peripolli, V., Seixas, L., Fischer, V., Gabbi, A. M., ... Costa, J. B. (2016). Infrared thermography in animal production: An overview. *Computers and Electronics in Agriculture*, 123, 10-16. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.01.027>.
- [18] Menegassi, S. R., Barcellos, J. O., Dias, E. A., Koetz, C., Pereira, G. R., Peripolli, V., . . . Lopes, F. G. (2015). Scrotal infrared digital thermography as a predictor of seasonal effects on sperm traits in Braford bulls. *International journal of biometeorology*, 59, 357-364.
- [19] Metzner, M., Sauter-Louis, C., Seemueller, A., Petzl, W., & Zerbe, H. (2015). Infrared thermography of the udder after experimentally induced *Escherichia coli* mastitis in cows. *The Veterinary Journal*, 204, 360-362. doi: <https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2015.04.013>.
- [20] Odeón, M. M., & Romera, S. A. (2017). Estrés en ganado: causas y consecuencias. *Revista veterinaria*, 28, 69-77.
- [21] Pérez de Diego, A. C., Sánchez-Cordón, P. J., Pedrera, M., Martínez-López, B., Gómez-Villamandos, J. C., & Sánchez-Vizcaíno, J. M. (2013). The use of infrared thermography as a non-invasive method for fever detection in sheep infected with bluetongue virus. *The Veterinary Journal*, 198, 182-186. doi: <https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2013.07.013>.
- [22] Radigonda, V. L., Pereira, G. R., da Cruz Favaro, P., Júnior, F. A., Borges, M. H., Galdioli, V. H., & Júnior, C. K. (2017). Infrared thermography relationship between the temperature of the vulvar skin, ovarian activity, and pregnancy rates in Braford cows. *Tropical animal health and production*, 49, 1787-1791.

- [23] Rodríguez, J. M. (2005). Diagnóstico precoz de gestación. Manual de Ganadería Doble Propósito. Universidad del Zulia. Estado Zulia. Venezuela/431.
- [24] Rojero, M. a. (1999). Comparación de cinco técnicas de campo para detectar preñez en ovejas Pelibuey. *Veterinaria México*, 30.
- [25] Sáenz, R. P., Márquez, M. V., Sánchez, O. G., & Duarte, D. d. (2017). Desarrollo de una base de datos con imágenes termográficas para uso en algoritmos de visión e inteligencia artificial. *Pistas Educativas*, 39.
- [26] Sathiyabarathi, M., Jeyakumar, S., Manimaran, A., Jayaprakash, G., Pushpadass, H. A., Sivaram, M., ... others. (2016). Infrared thermography: A potential noninvasive tool to monitor udder health status in dairy cows. *Veterinary world*, 9, 1075.
- [27] Schroder, H. J., & Power, G. G. (1997). Engine and radiator: fetal and placental interactions for heat dissipation. *Experimental Physiology: Translation and Integration*, 82, 403-414.
- [28] Sykes, D. J., Couvillion, J. S., Cromiak, A., Bowers, S., Schenck, E., Crenshaw, M., & Ryan, P. L. (2012). The use of digital infrared thermal imaging to detect estrus in gilts. *Theriogenology*, 78, 147-152. doi: <https://doi.org/10.1016/j.theriogenology.2012.01.030>.
- [29] Systems, F. (2011). Guía de termografía para mantenimiento predictivo. Guía.
- [30] Talukder, S., Gabai, G., & Celi, P. (2015). The use of digital infrared thermography and measurement of oxidative stress biomarkers as tools to diagnose foot lesions in sheep. *Small Ruminant Research*, 127, 80-85. doi: <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2015.04.006>.
- [31] Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, 1.