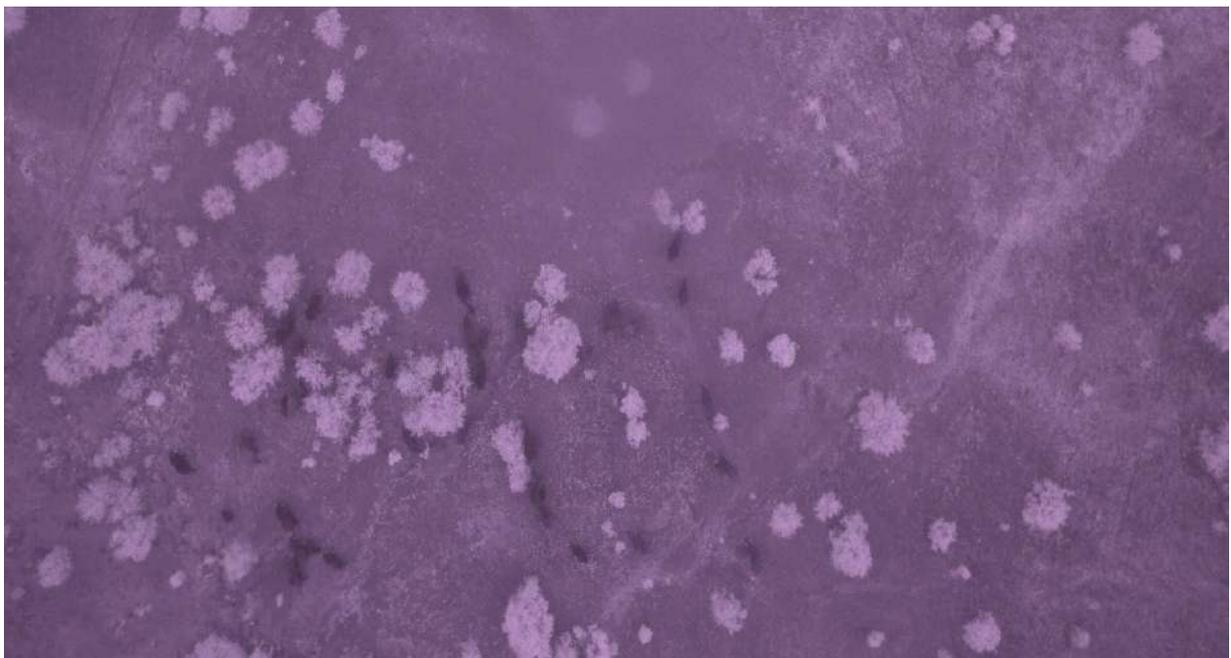


Detección de elefantes africanos (*Loxodonta africana*) con imágenes de dron

Potencialidad para el seguimiento de la especie con imágenes satélite



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo



Patricia Mateo-Tomás

José Vicente López-Bao

Unidad Mixta de Investigación en Biodiversidad (UO/CSIC/PA). Universidad de Oviedo.



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo



Plan TIFIES

Índice

Antecedentes	5
Obtención y análisis de las imágenes	
<i>Área de estudio: Parque Nacional de Chobe, Botsuana</i>	8
<i>Obtención de imágenes de elefantes mediante vuelos con dron</i>	9
<i>Identificación de los elefantes en las imágenes obtenidas con el dron</i>	12
Resultados	
<i>Detección de elefantes vivos</i>	18
<i>Detección de carroñas de elefante</i>	22
Conclusiones y recomendaciones	26
Referencias	29

Antecedentes

Según la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (UNODC), el comercio ilegal de fauna silvestre genera entre 7 y 23 billones de dólares al año, convirtiéndose, junto con el tráfico de drogas y de personas, en uno de los negocios ilegales más lucrativos del planeta (UNODC 2016, 2020). Cuantificar el alcance de esta actividad ilícita es importante no solo desde el punto de vista de conservación de la biodiversidad, sino también por razones de seguridad y democracia, al tratarse de una fuente de financiación del crimen organizado (UNODC 2016, Yu et al. 2017; UNODC 2020). No obstante, la naturaleza críptica de esta actividad ilegal dificulta la obtención de datos fiables que permitan estimar sus dimensiones, algo fundamental en la lucha contra el tráfico ilegal de especies (Richards 2018; UNODC 2020).

El furtivismo de elefantes africanos (*Loxodonta africana*) ilustra perfectamente la gravedad de la situación en lo que respecta al furtivismo y comercio ilegal de especies silvestres (Christy 2015; Chase et al. 2016). Se estima que aproximadamente 30.000 elefantes se matan cada año en África por el marfil de sus colmillos (Wittemyer et al. 2014), muy apreciado en el sureste asiático, donde alcanza precios que llegan a superar los 2.800 euros/kg (Wildlife Justice Commission 2020). Este furtivismo se traduce en declives de las poblaciones de elefante a diferentes escalas, ej. de un 8 % anual en 2007-2014, acelerando así el riesgo de extinción de la especie (Wittemyer et al. 2014; Chase et al. 2016). Por ejemplo, en Minkébe National Park (Gabon) entre 2004 y 2014 se estima un descenso de la población de elefantes entre un 78 % y un 81 % (alrededor de 25,000 ejemplares) (Poulsen et al. 2017). Además, el furtivismo de elefantes amenaza a otras especies como buitres y grandes depredadores que consumen las carroñas envenenadas por los furtivos para evitar que los buitres delaten su posición (Ogada et al. 2015, 2016; Ripple et al. 2016); existiendo además un riesgo creciente de fomentar el tráfico ilegal de estas especies, que no son inicialmente el objetivo principal de los furtivos (Mateo-Tomás & López-Bao 2020).

Ante la enorme magnitud del problema, cada vez son más los esfuerzos dedicados a luchar contra el furtivismo tanto dentro como fuera del continente africano (UNODC 2016, 2020). “*The Great Elephant Census*” se encarga de censar cada cuatro años los elefantes en todo el continente africano mediante vuelos en avioneta, desde los que también registran sus carroñas (Chase et al. 2016). Éstas son a su vez objeto de seguimiento del programa MIKE (“*Monitoring the Illegal Killing of Elephants*”) del CITES (Convention on International Trade in Endangered Species of Wild Fauna and Flora) (CITES 2004), que busca sistemáticamente carroñas de elefantes sobre el terreno para estimar el impacto del furtivismo en la especie. El éxito de esta búsqueda, y, por lo tanto, de la correcta aplicación de la normativa contra el furtivismo de elefantes, depende de los esfuerzos de las patrullas terrestres, condicionadas a su vez por diversos factores como la accesibilidad del terreno o los fondos disponibles. Se estima que el coste del seguimiento realizado en África y Asia en el seno del CITES supera los 2,3 millones de dólares anuales (CITES 2004). Además, los miembros de las patrullas anti-furtivos ponen con frecuencia en riesgo su vida (ej. solo en 2017 murieron unos 50 vigilantes a manos de los furtivos; Christy 2015; Reynolds 2018).

El “Plan de acción contra el tráfico de especies silvestres” pretende reforzar el papel de la Unión Europea en la lucha contra el furtivismo (COM(2016) 87 final; EUROPEAN COMMISSION 2016), y España ha desarrollado su propio plan de acción implicándose decididamente en esa lucha dentro del “Plan de Acción Español contra el tráfico ilegal y el furtivismo internacional de especies silvestres” (“Plan TIFIES”) (Ministerio Para la Transición Ecológica, MITECO 2019). Las prioridades de acción de este plan son la lucha contra el furtivismo, la aplicación y cumplimiento de las normas existentes, y el reforzamiento de la cooperación internacional; el Ministerio de Transición Ecológica (MITECO) de España ha puesto en marcha varias líneas de trabajo en materia de conservación de ciertas especies africanas. Muchas de estas actuaciones se han ido concretando tras la realización del workshop: “International Expert Workshop on Non-Detriment Findings for Hunting Trophies of certain African species included in CITES Appendixes I and II”, celebrado en Sevilla, España, en 2018.

Con el objetivo de mejorar el cumplimiento de CITES en lo que respecta a la lucha contra el furtivismo de fauna silvestre, este proyecto evalúa la potencialidad de las imágenes tomadas con dron (y, a partir de éstas, de imágenes satélite, ver Duporge et al. 2020) para localizar tanto elefantes vivos como sus carroñas de forma sistemática y remota (e incluso retrospectiva, p.ej. revisando imágenes del pasado). En el ámbito del citado Plan TIFIES, el MITECO colabora con la Universidad de Oviedo en el desarrollo de diversas actividades, como la mejora de las estimas poblacionales y el seguimiento y conservación de especies incluidas en los Apéndices I y II de CITES, entre las que destacan el león (*Panthera leo*), las especies de rinoceronte presentes en África (*Diceros bicornis* y *Ceratotherium simum*) y también el elefante africano (*Loxodonta africana*). En el caso de este último, la colaboración entre técnicos e investigadores se centra en el desarrollo de herramientas que permitan usar nuevas tecnologías para optimizar el seguimiento de sus poblaciones, así como la detección de eventos de furtivismo de forma remota (sin requerir la presencia física de personas en el terreno). Para ello el primer paso es **identificar la huella espectral** a la que mejor se detectan los elefantes, así como la **mínima resolución espacial necesaria para ello**. Aunque algunas iniciativas han valorado recientemente el uso de imágenes satélite para detectar grupos de elefantes y mejorar así los censos de la especie (Digital Globe 2014; Duporge et al. 2020), no se han explorado en detalle ni las bandas espectrales que permiten esta detección, ni los cambios en la misma a distintas resoluciones espaciales. Esto permitiría identificar los mejores métodos de detección en el actual escenario de gran desarrollo de tecnologías satélites (ej. con más espectros y mejores resoluciones espaciales y temporales disponibles en un futuro cercano; Santos & Rapp 2019), facilitando el desarrollo de herramientas mejor adaptadas a las necesidades de los gestores sobre el terreno. Además, los escasos trabajos desarrollados hasta la fecha no han prestado atención a la detección de sus carroñas, que, como bien refleja el trabajo desarrollado por el MIKE (CITES MIKE Programme 2020), son un elemento fundamental de cara a luchar contra el furtivismo de elefantes de forma más efectiva y directa (ej. localizando “hotspots” de furtivismo).



Obtención y análisis de las imágenes dron

Área de estudio: Parque Nacional de Chobe, Botsuana



Figura 1. Los vuelos con dron se realizaron en el Parque Nacional de Chobe, en el norte de Botsuana. Este espacio protegido alberga una de las mayores poblaciones de elefantes africanos del planeta. Créditos: Google Earth®, Pixabay.

Botsuana alberga la mayor población de elefante africano del mundo: más de 130.000 individuos, que representan en torno a un tercio de los efectivos mundiales de la especie (Chase et al. 2016). El Parque Nacional de Chobe (PNC), que abarca un área de 11.700 km² al norte del país (Fig. 1), es probablemente el área protegida con mayor concentración de elefantes africanos (CITES MIKE Programme 2020), siendo la única zona de Botsuana que forma parte del programa MIKE (Monitoring the Illegal Killing of Elephants; CITES MIKE Programme 2020). En el marco de este programa del CITES, entre 2003 y 2017 se han

registrado en dicho parque 1.974 carroñas de elefante, de las que al menos 165 se han considerado casos de furtivismo (CITES MIKE Programme 2020).

Tanto la abundancia de elefantes vivos como la existencia de un seguimiento sistemático de carroñas en el marco del programa MIKE, hacen del PNC un lugar excepcional para llevar a cabo este tipo de estudios. Se garantiza así la accesibilidad a ejemplares tanto vivos (la mayor concentración mundial de elefantes africanos), como muertos (es más probable detectar carroñas de elefantes en áreas de alta densidad).

Obtención de imágenes de elefantes mediante vuelos con dron

Durante el mes de enero de 2020 se realizaron vuelos con dron DJI Phantom 4 Pro (DJI 2020) sobre elefantes salvajes en el Parque Nacional de Chobe, despegando a más de 100 m de los animales y volando a una altura de entre 70 y 80 m en vertical sobre los mismos. Estas distancias se consideran las adecuadas para minimizar molestias a la especie (Bennitt et al. 2019). El trabajo fue supervisado por las autoridades del parque para garantizar en todo momento la seguridad de los participantes y de los animales (Fig. 2).



Figura 2. La realización de los vuelos con dron estuvo supervisada en todo momento por técnicos, guardas y miembros de las patrullas anti-furtivos del Parque Nacional de Chobe, garantizando tanto la seguridad de los animales como de las personas participantes.



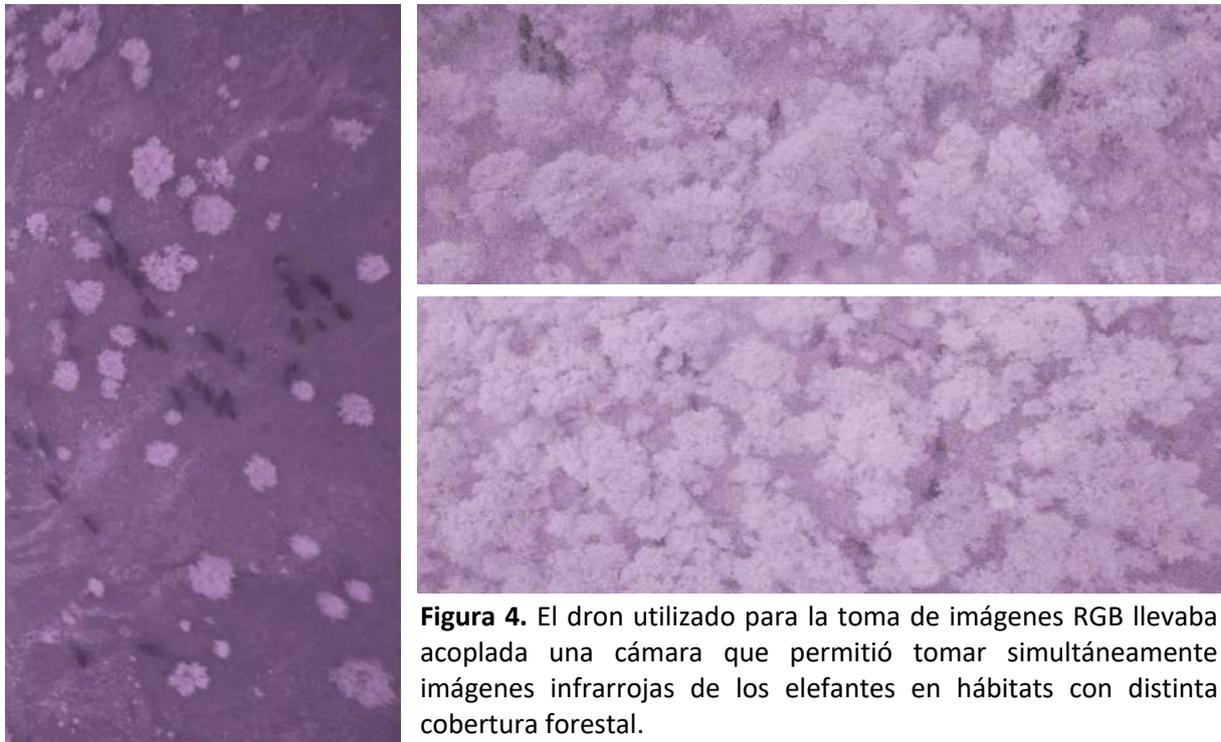
Para la toma de imágenes en el espectro visible (Fig. 3) se empleó la cámara multispectral (Rojo-Verde-Azul, RGB) integrada en el dron, que cuenta con un sensor CMOS de 1 pulgada. Además, el dron llevaba acoplada una cámara MAPIR Survey 2 (Mapir Camera 2020) para la toma de imágenes en el infrarrojo cercano (NIR; Fig. 4).



Figura 3. Los vuelos con dron se realizaron en los hábitats utilizados más frecuentemente por los elefantes, desde zonas con escasa cobertura forestal (a) hasta zonas boscosas (b).

En total se realizaron 16 vuelos sobre distintos grupos de elefantes en el PNC y su entorno inmediato. Del total de vuelos realizados, en este trabajo preliminar, se analizaron 7 imágenes RGB y 7 imágenes NIR que contenían un total de 109 elefantes, 62 en hábitats abiertos (considerando éstos como los que tenían una cobertura arbórea menor del 40 % de la

superficie fotografiada; Fig. 3a) y 47 en hábitats forestales (con más de un 50 % de la superficie cubierta por árboles; Fig. 3b).



Además, mediante la colaboración con las autoridades del PNC, se obtuvieron imágenes RGB de tres carroñas de elefante (Fig. 5); una situada en hábitat abierto, al borde del río, y las otras dos en el límite de zonas boscosas. De una de ellas se obtuvieron también imágenes NIR que fueron analizadas junto con las RGB.



Figura 5. Se realizaron vuelos con dron sobre tres carroñas de elefante, en distintos estados de descomposición, localizadas por el equipo de trabajo y por los técnicos y miembros de las patrullas anti-furtivos del Parque Nacional de Chobe.



Identificación de los elefantes en las imágenes obtenidas con el dron

El análisis de las imágenes obtenidas requirió un procesamiento previo en el que se utilizaron las imágenes tomadas con la cámara RGB del dron para generar ortofotografías (imágenes georreferenciadas espacialmente) de cada escena (Fig. 6). Se utilizó para ello el programa Agisoft Photoscan Professional 1.4.5 (Agisoft LLC 2018). Este proceso nos permitió calcular el tamaño de píxel al que se tomaron las fotografías, que fue de 2,9 cm para las imágenes de elefantes vivos y de 1,0 cm para las carroñas, ya que se pudo volar a menor altura (40-50 m) sobre las mismas. Puesto que la cámara MAPIR acoplada al dron no registra la posición GPS de la imagen que toma, cuando fue posible, se realizó un corrección manual de la misma. Se utilizaron puntos de referencia con coordenadas geográficas conocidas para georeferenciar las imágenes, usando el programa QGIS (QGIS Development Team 2020). Esto permitió combinar en un mismo análisis las bandas RGB y la banda NIR para comprobar si dicha combinación mejoraba la identificación de los elefantes en las imágenes.

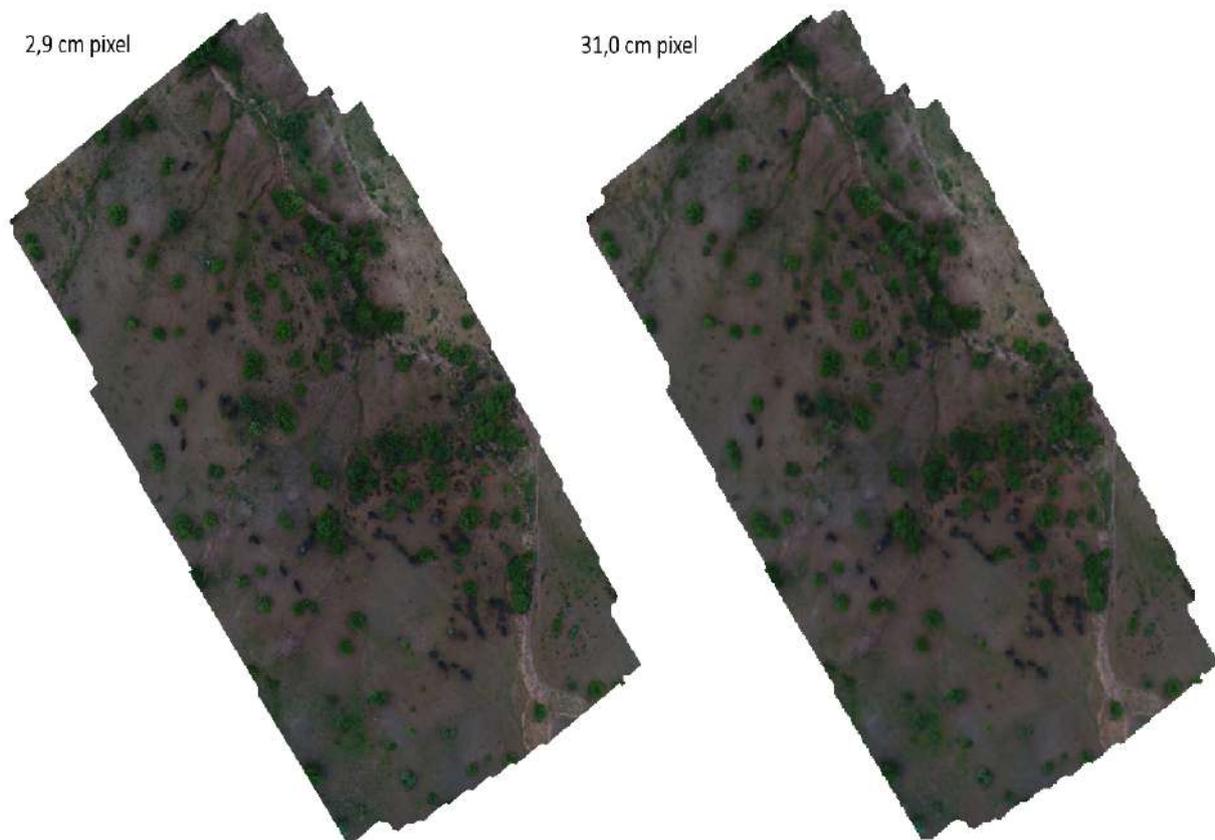


Figura 6. Las imágenes RGB obtenidas con el dron se combinaron para obtener ortofotografías georreferenciadas con un tamaño de 2,9 cm de píxel. Éstas ortofotografías se re-escalaron para obtener imágenes con menor resolución, similar a la de las imágenes satélite disponibles actualmente en el mercado (31 cm de píxel). El hecho de que se trate de animales, que se desplazan durante la toma de las fotografías, genera algunos errores de duplicidad de los individuos al solapar las imágenes del dron.

Adicionalmente, con el objetivo de determinar el mínimo tamaño de píxel al que es posible detectar los elefantes, y valorar así la posibilidad de emplear imágenes satélite para su detección, las imágenes obtenidas con el dron se re-muestraron a tamaños de píxel de 31 y 124 cm (Figs. 6 y 7) usando el programa QGIS. Este tamaño corresponde con la resolución máxima disponibles actualmente en satélites comerciales como el WorldView-3 (Digital Globe 2018).

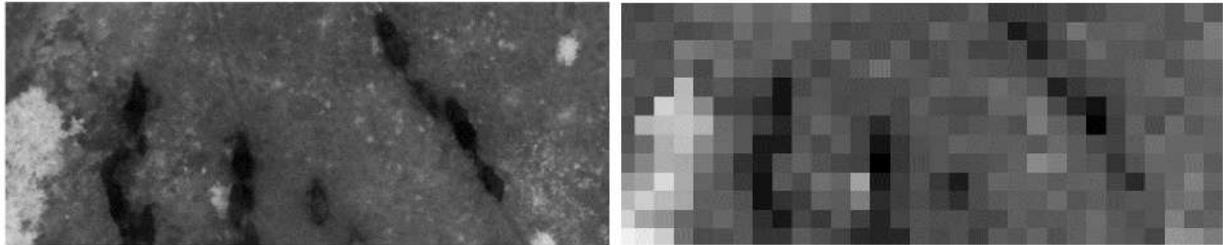


Figura 7. Las imágenes infrarrojas obtenidas con la cámara acoplada al dron (izquierda) también se re-escalaron a resoluciones compatible con los satélites WorldView-3 para el infrarrojo cercano (ej. 124 cm de píxel, derecha).

Las imágenes obtenidas mediante los vuelos con dron, una vez procesadas, se clasificaron utilizando el programa ECognition® Developer versión 9 (Trimble®; Trimble Germany GmbH 2014). El proceso consistió en la segmentación de las mismas para generar objetos con características espectrales similares. Esta segmentación se realizó usando un algoritmo de segmentación con multirresolución “bottom-up”, que agrupa progresivamente los píxeles de la imagen en objetos (o segmentos) de mayor tamaño con similares características (Benz et al. 2004). Tras probar con varios parámetros de escala (desde 120 a 50), se utilizó un valor de 60 para las imágenes originales de elefantes y carroñas (tamaños de píxel 2,9 y 1,0 cm, respectivamente). Para las imágenes re-escaladas a 31 y 124 cm, el parámetro de escala usado fue de 5 (tras probar distintos valores entre 1 y 10). Este parámetro permite obtener segmentos de un tamaño similar al del objeto a clasificar, en este caso, elefantes y sus carroñas, manteniendo una mínima homogeneidad de la información contenida en los píxeles agrupados (Fig. 8). Para segmentar las imágenes en objetos homogéneos que clasificar luego correctamente, se asignó el mismo valor de 0,5 a los cuatro parámetros utilizados para definir los segmentos; es decir, se otorgó igual relevancia al color, la forma, la suavidad y la compacidad de los objetos resultantes de la segmentación (Trimble Germany GmbH 2014). Este valor se seleccionó tras probar distintas combinaciones de estos parámetros con valores entre 0,4 y 0,6.

Una vez segmentadas las imágenes, los objetos definidos en las mismas se clasificaron utilizando una clasificación supervisada basada en el método del vecino más próximo (Lu & Weng, 2009). Esta clasificación requiere la selección inicial de una serie de segmentos de entrenamiento (Fig. 8), cuya información será utilizada posteriormente para asignar una de las categorías previamente definidas al resto de los segmentos de la imagen. Con el objetivo de diferenciar los elefantes vivos del resto de elementos del paisaje, se definieron siete

categorías: elefante, árbol, hierba, suelo, roca, madera muerta y sombra. Para la clasificación de las carroñas se usaron siete categorías de entrenamiento, cuatro correspondientes a la carroña de elefante (hueso, carne, piel y suelo con lixiviados resultantes del proceso de descomposición) y tres para definir elementos del paisaje, en concreto suelo, hierba y árboles.

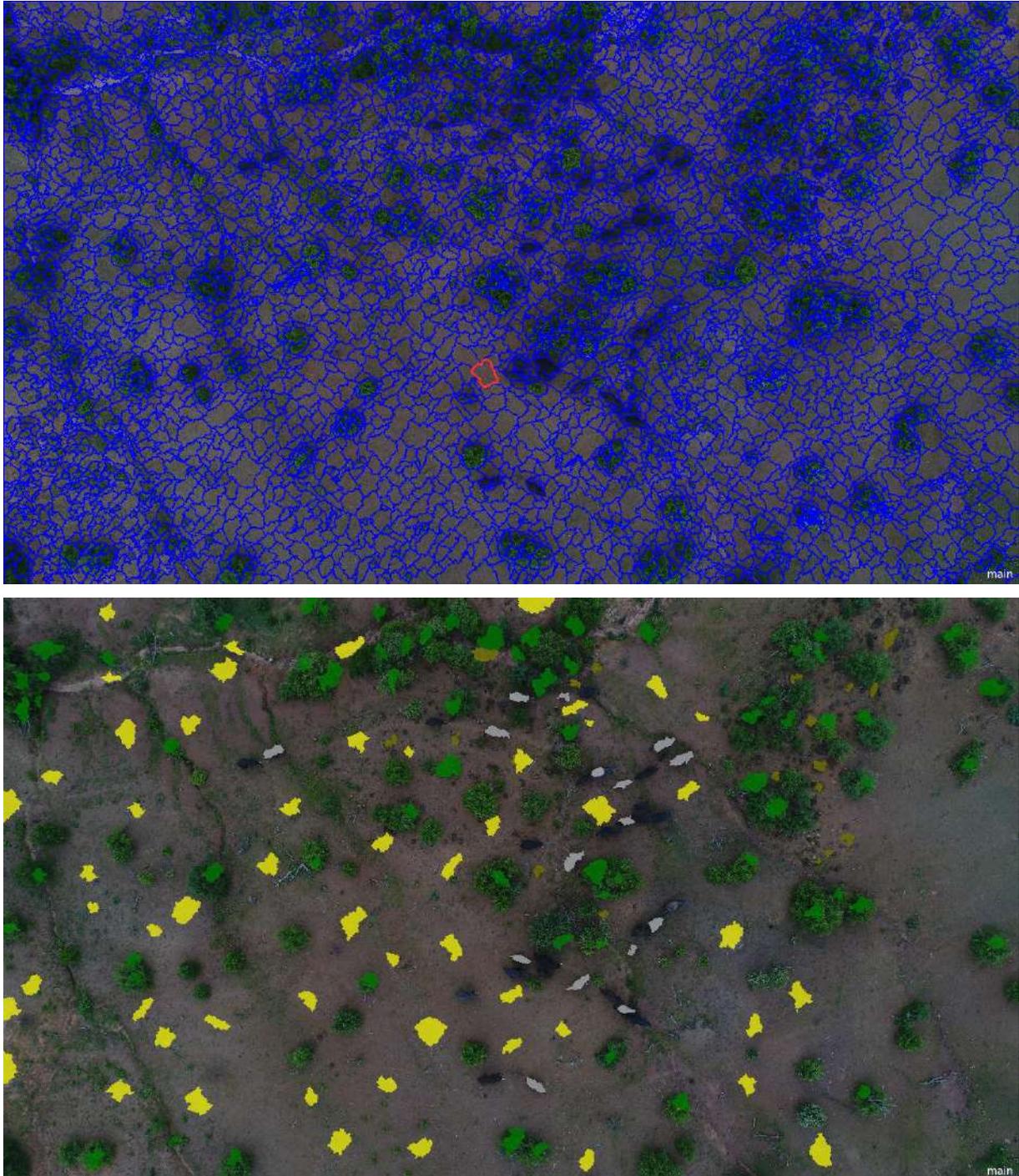


Figura 8. Los objetos (o segmentos) obtenidos tras segmentar las imágenes tomadas con el dron (imagen superior) se utilizaron para seleccionar un número de muestras suficiente para entrenar la clasificación posterior de cara a diferenciar los elefantes (en gris en la imagen inferior) del resto de elementos de su entorno (árboles en verde y suelo en amarillo en la imagen inferior).

En cada imagen analizada se seleccionaron un número de segmentos de entrenamiento que osciló entre 4 y 27 (media: 12 segmentos) para los elefantes y entre 139 y 484 (media: 270 segmentos) para el resto de categorías conjuntamente. Para los elefantes, esto supuso utilizar entre 2 y 14 animales (media: 8 elefantes) por imagen para entrenar el algoritmo de clasificación. Una vez seleccionados los segmentos de entrenamiento se realizó una clasificación basada en los valores medios de las bandas RGB (rojo, verde y azul) y NIR (infrarrojo) de cada segmento, así como en sus desviaciones estándar. Además, se utilizaron los valores de máxima diferencia entre píxeles de un mismo segmento y el valor medio del brillo (Lu & Weng, 2009; Trimble Germany GmbH 2014; Castro 2019). De media, para cada imagen original (sin re-escalar) se obtuvieron 4.867 segmentos para clasificar (rango: 2.354 – 8.809), de los cuales una media de 14 (entre 3 y 37) correspondieron a elefantes. El número de elefantes a clasificar en cada imagen osciló entre 3 y 34 (media: 11), sumando un total de 109 elefantes para clasificar en las 7 imágenes analizadas (ver arriba).

Una vez clasificada cada imagen (Fig. 9), la información resultante permitió extraer el valor espectral de cada segmento correspondiente a un elefante, así como de los segmentos erróneamente clasificados como elefantes y de los segmentos correspondientes a otras categorías y usados para entrenar la clasificación. Se obtuvieron de este modo entre 133 y 509 segmentos por imagen (media: 281) que fueron analizados mediante modelos lineales generalizados mixtos (GLMM en sus siglas en inglés) para identificar qué valores espectrales de los usados en la clasificación inicial permitían diferenciar mejor los elefantes del resto de elementos de su entorno. Con este objetivo, se usó como variable respuesta una variable binomial que tomaba el valor 1 si el segmento considerado correspondía realmente con un elefante y 0 en el caso contrario. Como variables explicativas se incluyeron los valores utilizados en la clasificación: la media de cada una de las bandas R-G-B y NIR, sus desviaciones estándar, la máxima diferencia entre píxeles de un mismo segmento y el brillo. El identificador de cada imagen se incluyó en el modelo como factor al azar, para controlar la variabilidad entre vuelos realizados en distintas ubicaciones, horas y condiciones meteorológicas. Los GLMM se realizaron usando el paquete “glmmADMB” (Bolker et al. 2012) en el software R (R Core Team 2020), utilizando una distribución binomial inflada de ceros (Zuur et al. 2012). Se realizaron modelos univariantes y combinaciones de las variables explicativas que no estuvieron correlacionadas significativamente entre sí ($P > 0,05$). Se consideró como mejor modelo aquel con un menor valor de AICc y cuyas variables explicativas presentasen una relación significativa ($P < 0,05$) con la variable respuesta (Burnham & Anderson 2002).

Para evaluar la calidad de la clasificación resultante se utilizaron distintos indicadores. En primer lugar, se calculó el porcentaje de elefantes correctamente identificados del total disponible para ello en cada imagen (es decir, todos los fotografiados excepto los utilizados para entrenar la clasificación). Además, con el objetivo de poder comparar los resultados obtenidos con otros trabajos similares, se calcularon los estadísticos de precisión, sensibilidad (o “recall”) y el valor F2 (F2-score). Para calcular estos estadísticos se utilizaron los segmentos obtenidos en cada imagen, extrayendo el valor de verdaderos positivos (VP, número de

segmentos de elefante correctamente identificados como tal), falsos positivos (FP, número de segmentos erróneamente clasificados como elefante a pesar de no serlo) y falsos negativos (FN, número de segmentos de elefante no clasificados como tal). La precisión, que indica cómo de bueno es el algoritmo a la hora de diferenciar los elefantes de otros elementos del medio, se calculó como $VP / (VP + FP)$. La sensibilidad o “recall” permite valorar la capacidad del algoritmo para identificar como tal los elefantes presentes en una imagen. Un buen algoritmo de clasificación debe tener una sensibilidad superior al 0,5, indicando que la clasificación de los elefantes es mejor que una realizada al azar (Daiber et al. 2013). Finalmente, el valor F2 ($5 * (Sensibilidad * Precisión) / (4 * Sensibilidad * Precisión)$) permite obtener un promedio ponderado de la precisión y la sensibilidad, siendo más útil para evaluar la calidad de una clasificación, sobre todo cuando se tiene, como es este caso, un número desigual de categorías para diferenciar (Duporge et al. 2020). Un valor F2 superior a 0,7 indica una clasificación adecuada (Daiber et al. 2013; Duporge et al. 2020).



Resultados

Detección de elefantes vivos

Los resultados obtenidos demostraron que **es posible identificar de forma remota y automática elefantes en imágenes tomadas con dron**. El uso de **imágenes RGB permitió identificar correctamente el 81,3% de los elefantes fotografiados (74 de 91)**, no utilizados para entrenar la clasificación (el 100% de los cuales se identificó correctamente; Fig. 9). **Las imágenes NIR elevaron ligeramente el porcentaje de elefantes detectados hasta el 87.5%**, permitiendo identificar correctamente 56 animales de un total de 64 fotografiados y no usados para entrenar el algoritmo de clasificación (Fig. 10).

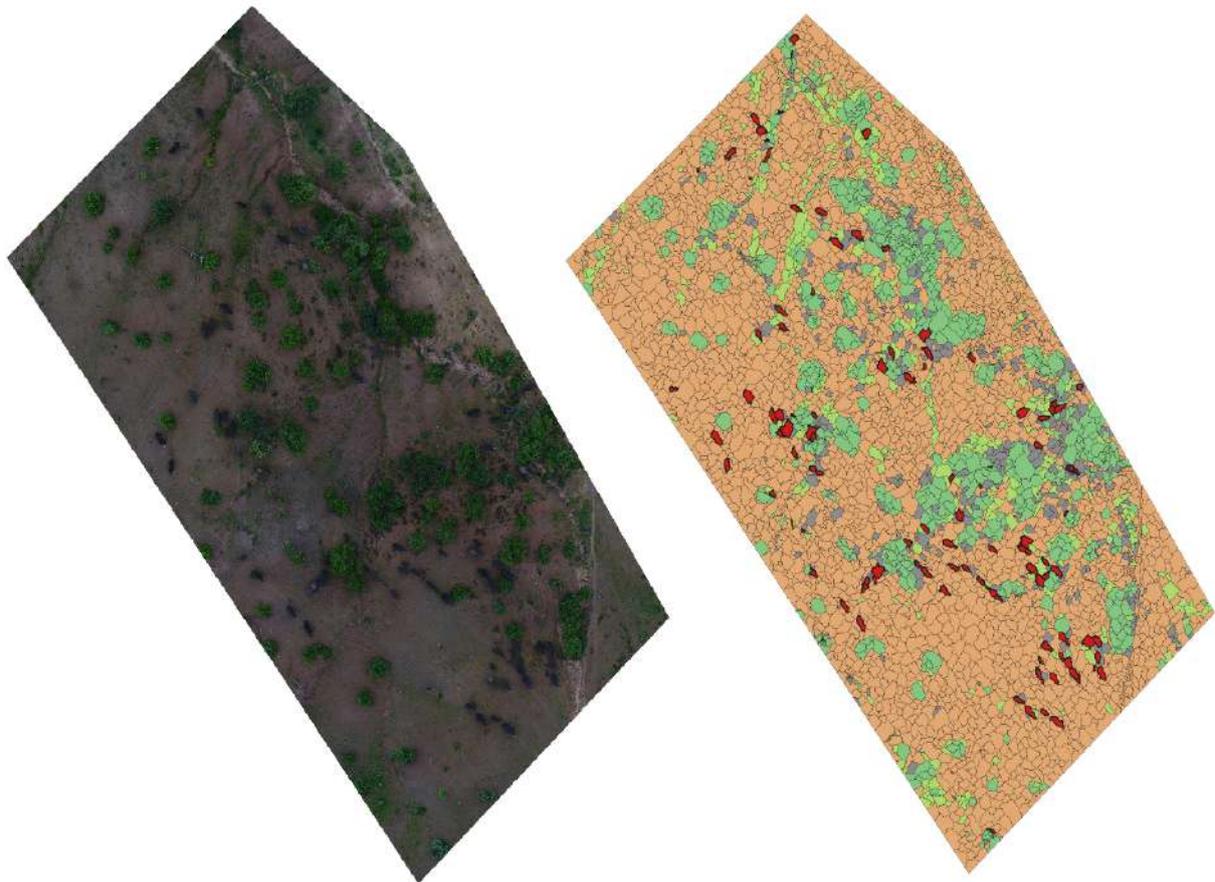


Figura 9. Ejemplo del resultado de la clasificación de las imágenes RGB tomadas con dron (tamaño de 2,9 cm de pixel; imagen izquierda); en rojo, en la imagen derecha, los segmentos identificados como elefantes por el algoritmo, en otros tonos el resto de elementos del paisaje, que incluyeron madera muerta, rocas, hierba, suelo y árboles.

Los mejores resultados se obtuvieron en hábitats abiertos (ej. Fig. 9), con 44 elefantes de un total de 50 (88,0%) identificados en las imágenes RGB, siendo ligeramente inferior el resultado en hábitats forestales (30 de 41, 73,1%). Ambos porcentajes aumentaron en el caso de las imágenes NIR (ej. Fig. 10), llegando a identificarse el 95,0% (38 de 40) de los elefantes fotografiados en hábitats abiertos frente al 75,0% (18 de 24) de los animales fotografiados en hábitats forestales.

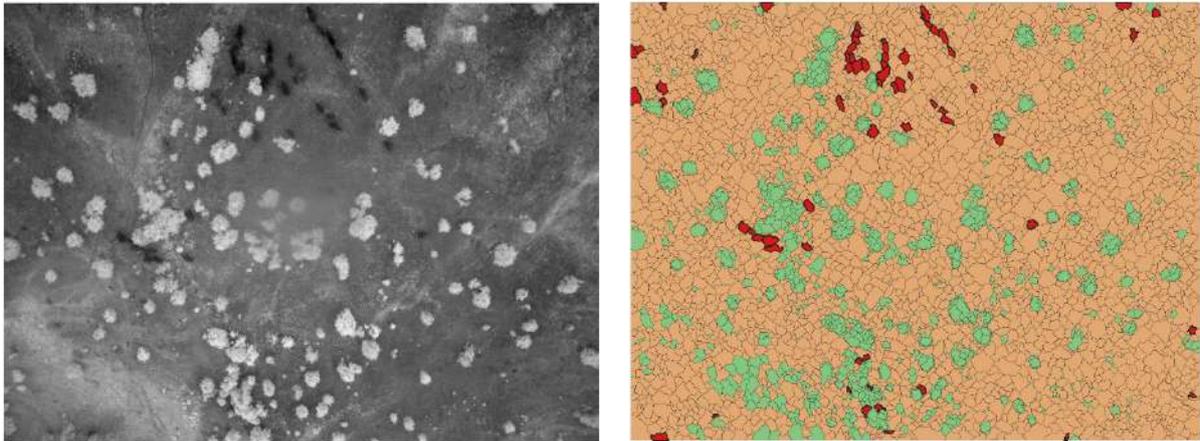


Figura 10. Ejemplo del resultado de la clasificación de las imágenes NIR tomadas con dron (tamaño de 2,9 cm de pixel; imagen izquierda); en rojo, en la imagen derecha, los segmentos identificados como elefantes por el algoritmo, en otros tonos el resto de elementos del paisaje, que incluyeron suelo y árboles.

A nivel de segmento, el porcentaje de objetos identificados correctamente como elefantes (sensibilidad) en las imágenes RGB fue del 57,8 % de media, situándose por debajo del 50% en tres de los cuatro vuelos realizados en hábitats forestales, y oscilando entre el 52,6 y el 97,3% en los hábitats más abiertos. El porcentaje de segmentos identificados erróneamente como elefantes del total a clasificar en cada imagen osciló entre el 0,3 y el 2,5%, con una media de 1,0%. Es decir, la mayoría de los segmentos que no eran elefantes se clasificaron como tal, tanto en paisajes abiertos como forestales (ej. Fig. 9). El uso de la imagen infrarroja (NIR) para realizar la clasificación de los elefantes mejoró considerablemente todos estos parámetros (Fig. 10). Así, el porcentaje de segmentos correctamente clasificados como elefantes en estas imágenes osciló entre el 66,7 y el 100%, con una media de 88,4%. El porcentaje de segmentos totales erróneamente clasificados como elefantes en cada imagen fue similar al obtenido con las imágenes RGB, y osciló entre el 0,1 y 2,7%. Cabe destacar no obstante que, debido al gran número de segmentos presentes en cada imagen y a que más del 90% de los mismos correspondiesen con elementos del paisaje distintos a los elefantes, la proporción de falsos positivos resulta muy alta respecto a la de verdaderos positivos, dando como resultado valores muy bajos de precisión (20% de media, rango: 9-53%). Éste hecho se debe también a las condiciones en las que se han tomado algunas imágenes, fuera de las horas centrales del día, lo que ha generado muchas sombras, que, sobre todo en hábitats forestales, producen más errores de comisión al ser clasificadas como elefantes (Fig. 11).

Los modelos estadísticos (GLMM) permitieron identificar las características espectrales que mejor diferencian a los elefantes del resto de elementos de su entorno. **La banda verde del espectro visible** (coeficiente: $-0,10 \pm SE: 0,02$, $z = -5,96$, $P < 0,001$; $AICc = 1483,8$) **y el infrarrojo** (coeficiente: $-0,19 \pm SE: 0,02$, $z = -10,54$, $P < 0,001$; $AICc = 529,4$) **fueron las que mejor explicaron las diferencias entre segmentos en imágenes RGB y NIR**, respectivamente (Fig. 11). Si bien, los modelos realizados con imágenes infrarrojas obtuvieron valores de $AICc$ considerablemente menores, indicando, (en consonancia con los porcentajes de clasificación detallados anteriormente), que **es en el espectro infrarrojo en el que mejor se identifican los elefantes**. Lamentablemente, el hecho de que en la mayoría de las imágenes los elefantes se encontrasen en movimiento, impidió el corregistro de las imágenes NIR para analizarlas conjuntamente con las RGB y obtener mejores clasificaciones combinando ambas bandas.

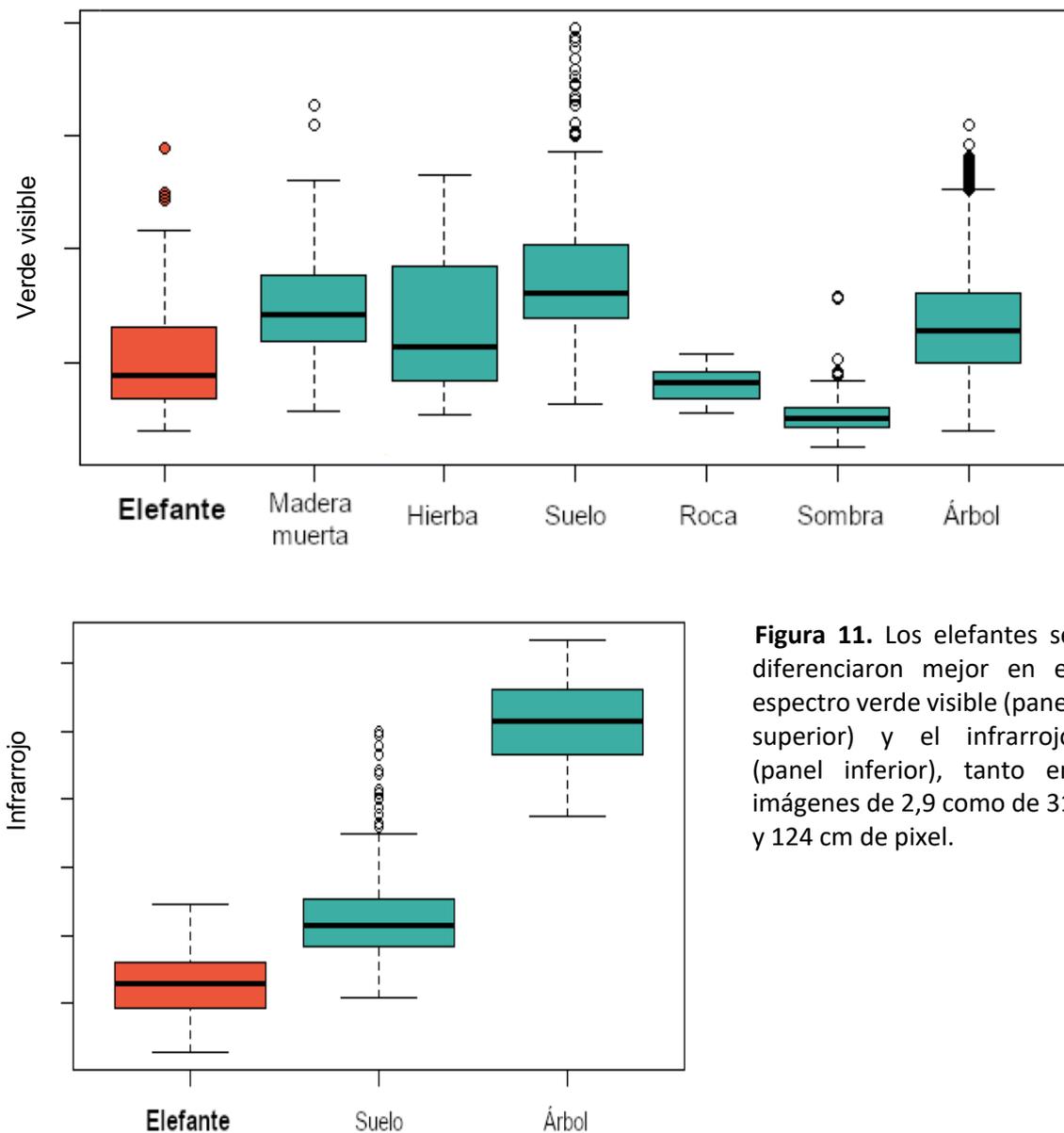


Figura 11. Los elefantes se diferenciaron mejor en el espectro verde visible (panel superior) y el infrarrojo (panel inferior), tanto en imágenes de 2,9 como de 31 y 124 cm de pixel.

La mejor capacidad discriminadora del espectro infrarrojo respecto al visible quedó patente con los resultados obtenidos al clasificar las imágenes con menor resolución (31 y 124 cm de pixel). La banda verde (en combinación con la diferencia máxima) permitió clasificar correctamente el 52,9% del total de elefantes fotografiados (N = 68) en imágenes RGB re-escaladas a 31 cm de pixel, un 44.1% menos de los elefantes identificados en la imagen original de 2,9 cm de pixel (Figs. 9 y 12). Por el contrario, la clasificación basada en la banda infrarroja permitió identificar correctamente el 94,3% de los elefantes presentes en las imágenes re-escaladas a 31 cm de pixel y el 85,7% de los elefantes presentes en las imágenes de 124 cm de pixel (N = 35), disminuyendo un 1.9% y un 10,4%, respectivamente, la proporción de elefantes identificados en comparación con la clasificación realizada en la imagen original de mayor resolución (Figs. 10 y 13). No obstante, **en ambos casos se demuestra la capacidad de identificar elefantes con imágenes satélite** (Figs. 12 y 13).

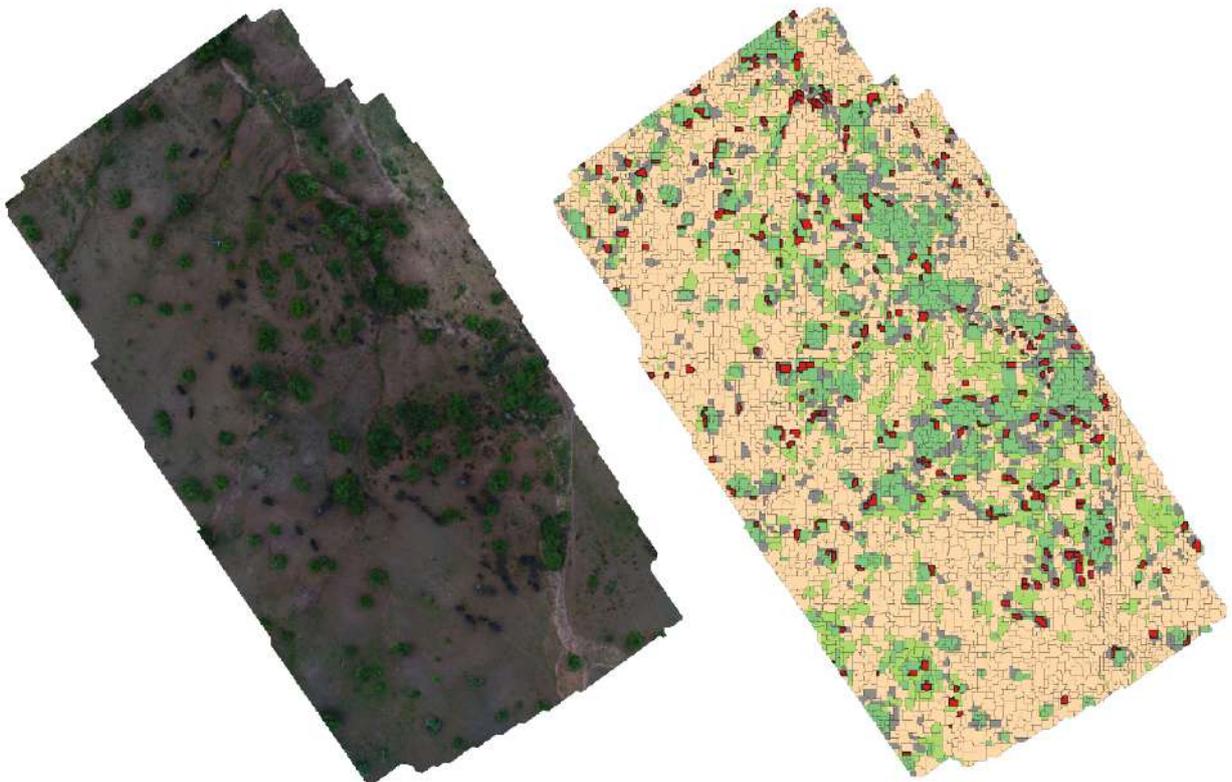
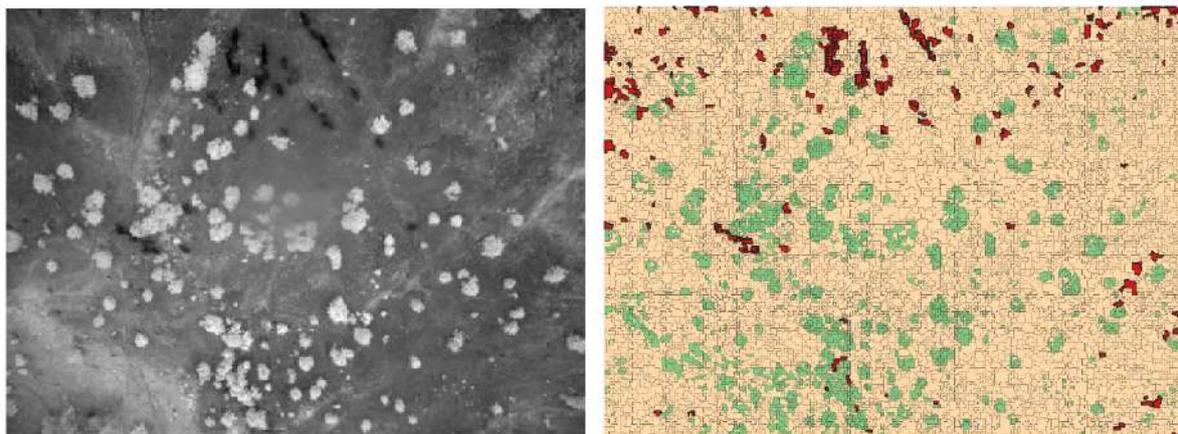


Figura 12. Ejemplo del resultado de la clasificación de las imágenes RGB re-escaladas a un tamaño de 31 cm de pixel (imagen izquierda) compatible con la resolución de imágenes satélite. En rojo, en la imagen de la derecha, los segmentos identificados como elefantes por el algoritmo; en otros tonos el resto de elementos del paisaje, que incluyeron madera muerta, hierba, suelo, rocas y árboles.

31 cm pixel



124 cm pixel

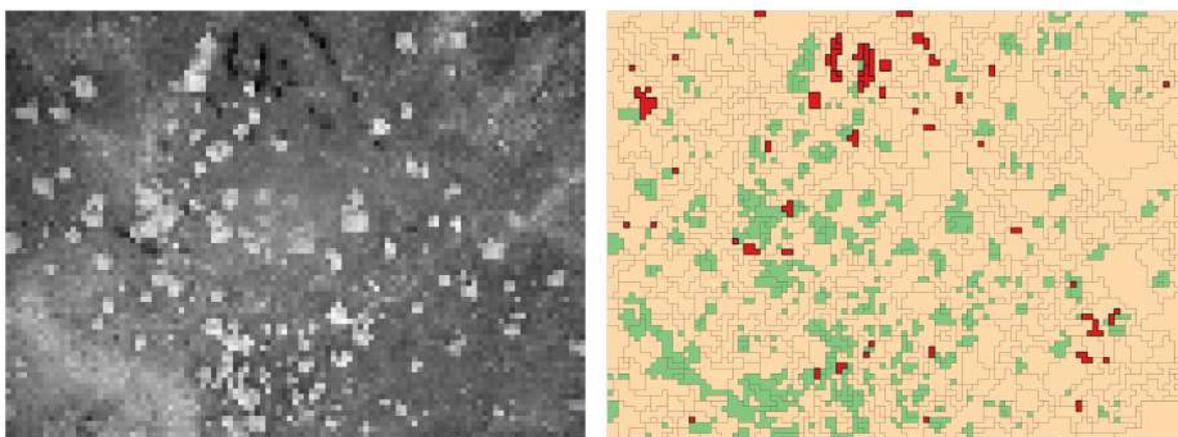


Figura 13. Ejemplo del resultado de la clasificación de las imágenes NIR re-escaladas a un tamaño de 31 cm de pixel (equiparable a la resolución de la imagen satélite pancromática de WorldView-3) y de 124 cm de pixel (equiparable a la resolución de la imagen satélite NIR de WorldView-3; imágenes a la izquierda). En rojo, en las imágenes de la derecha, los segmentos identificados como elefantes por el algoritmo; en otros tonos el resto de elementos del paisaje, que incluyeron suelo y árboles. A ambas resoluciones se aprecian claramente los elefantes.

Detección de carroñas de elefante

Como cabe esperar a la vista de los resultados obtenidos con los elefantes vivos, **las carroñas de elefante también se pudieron identificar a partir de imágenes de dron**. A pesar de tratarse de objetos más heterogéneos y de forma más irregular, en los que coexisten piel, huesos, carne en descomposición y suelo con lixiviados de dicho proceso, los segmentos de las tres carroñas analizadas fueron mayoritariamente clasificados como elefantes, con una media de acierto del 75,2%. Solo una media de 5,2% del total de segmentos de cada imagen se clasificaron erróneamente como carroña de elefante. De forma análoga a lo ocurrido con los elefantes vivos, **el mejor resultado se obtuvo en la carroña para la que se pudo contar con**

imagen NIR, lo que permitió identificar correctamente el 90,5% de los segmentos de la carroña, con solo un 4,2% de falsos positivos (Fig. 14). De este modo, para esta carroña, la clasificación fue de gran calidad, con una precisión de 0,7, y una sensibilidad y un valor F2 de 0,9 en ambos casos. Esto se debe a la capacidad del espectro infrarrojo para diferenciar no solo la piel si no también la carne en descomposición, del resto de elementos de la imagen (Fig. 15). Para el caso de los huesos, la mayor capacidad de diferenciación se obtuvo con la banda visible del azul (Fig. 15). Por lo tanto, la combinación de ambas bandas, infrarroja y azul, en el mismo modelo ofreció el mejor resultado a la hora de diferenciar las carroñas de elefante (coeficiente banda azul: $0,04 \pm SE: 0,01$, $z = 3,93$, $P < 0,001$; coeficiente banda infrarroja: $-0,03 \pm SE: 0,01$, $z = -4,79$, $P < 0,001$; AICc = 91,2).

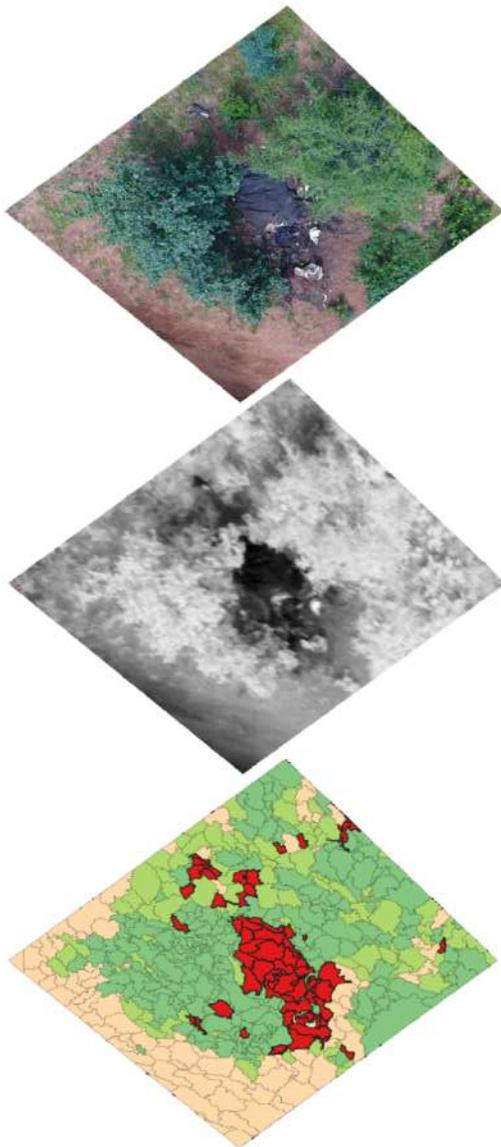


Figura 14. Las carroñas de elefante, concretamente la piel, la carne en descomposición y los huesos, se diferenciaron bien del resto de elementos del medio, permitiendo así identificar correctamente las carroñas usando tanto el espectro visible (RGB) como el infrarrojo (NIR).

En las imágenes RGB re-escaladas a 31 cm de píxel no se consiguieron identificar claramente las carroñas de elefante, pero sí se identificaron más del 60 % de los segmentos de carroña de elefante (sobre todo de piel) en las imágenes NIR de 31 cm de píxel, y el 100 % de los segmentos de la carroña (N = 5) en la imagen de 124 cm de píxel (Fig. 16). Solo otros dos segmentos que no eran carroña se identificaron como tal en esta imagen con menor

resolución, resultando en una buena precisión de 0,7. **Esto indica que** (a falta de analizar más muestras) **sería posible identificar las carroñas mediante imágenes satélite.**

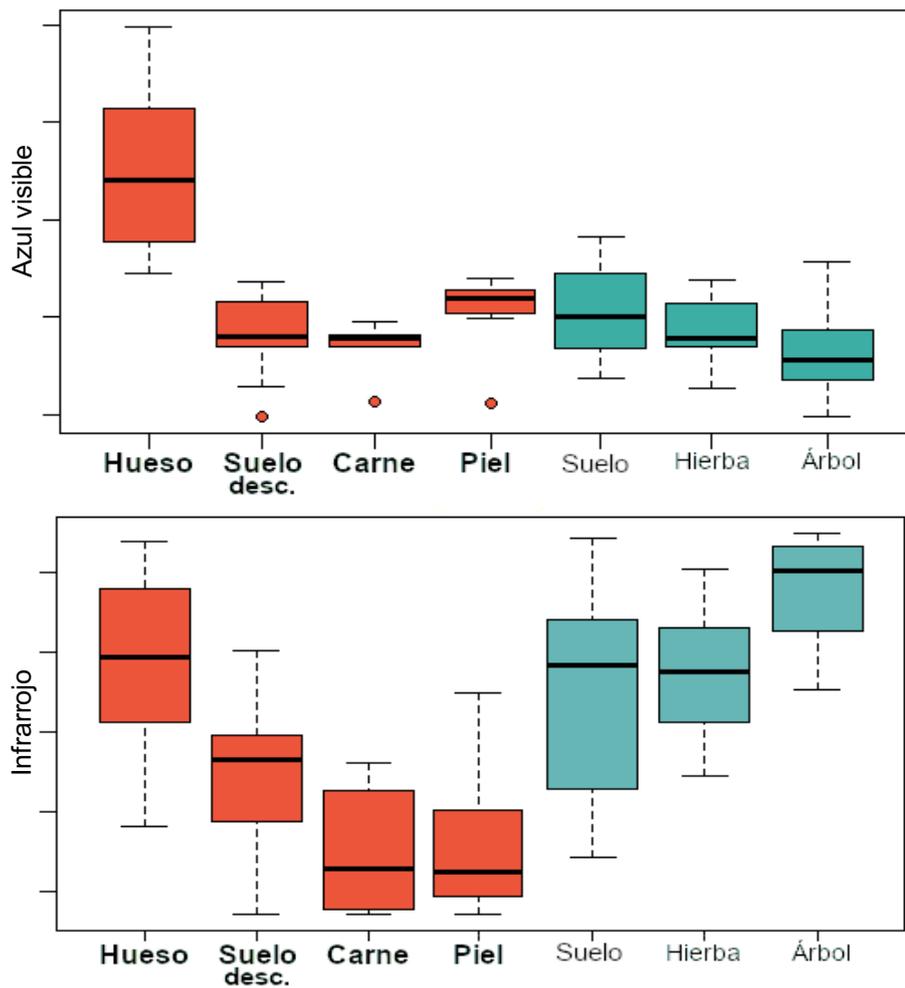


Figura 15. Mientras el espectro visible azul (arriba) permite diferenciar claramente los huesos presentes en las carroñas de elefante del resto de elementos tanto de las carroñas como del entorno, el infrarrojo (abajo) distingue los segmentos de piel y carne del resto, siendo más complicado diferenciar el suelo con lixiviados producto de la descomposición (Suelo desc.).



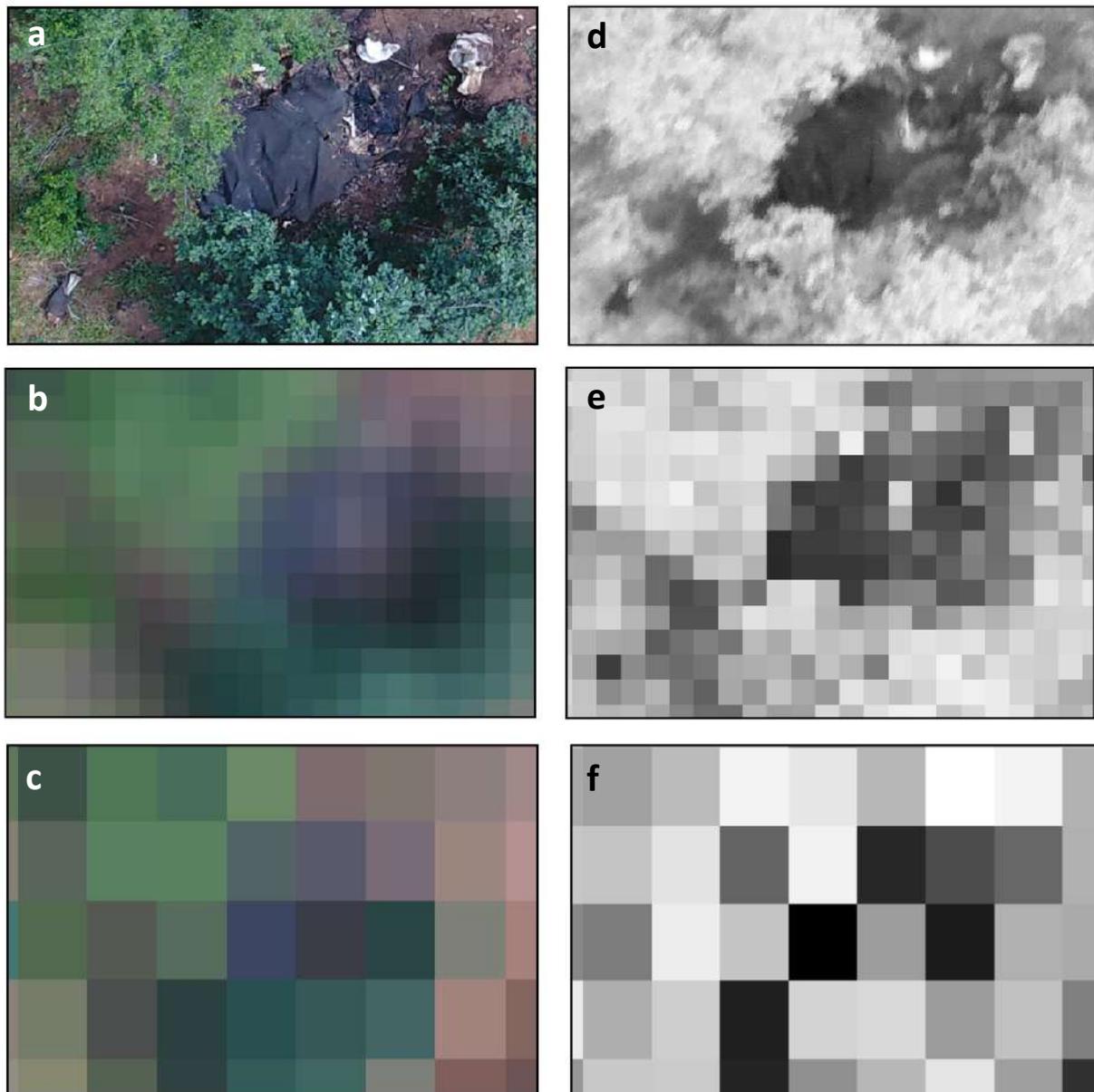


Figura 16. La identificación de carroñas de elefante con imágenes RGB (a, b y c) se consiguió a la escala de 2,9 cm de pixel (a), en combinación con la imagen NIR (d), siendo peores los resultados obtenidos en la resolución intermedia, de 31 cm de pixel, especialmente en la imagen RGB (b), mientras que en la imagen NIR (e) se consiguió identificar más del 60% de los segmentos correspondientes a la carroña (sobre todo la piel). En la menor resolución, de 124 cm de pixel (c y f) se identificaron correctamente los 5 segmentos que correspondieron a la carroña.

Conclusiones y recomendaciones

Este trabajo demuestra que **se pueden detectar de forma automática tanto elefantes vivos como sus carroñas en imágenes tomadas con dron a distintas resoluciones espaciales compatibles con imágenes satélite**. El hecho de que los drones usados estén disponibles para un usuario medio, sin que se requieran grandes conocimientos técnicos, así como que se hayan obtenido buenos resultados con las imágenes tomadas directamente por el dron (sin ningún tipo de corrección previa; Figs. 9 y 10) a distintas horas del día y con diferentes condiciones de luminosidad, demuestra que se trata de un método con gran potencial para detectar elefantes de forma directa y sencilla por cualquier usuario. El uso de drones para el seguimiento de los elefantes en territorios tan extensos como el Parque Nacional de Chobe, facilitaría el trabajo de los técnicos y de las patrullas anti-furtivos, que muchas veces no pueden acceder fácilmente a determinadas zonas, y permitiría planificar mejor las labores de seguimiento y vigilancia. La detección de carroñas de elefante en las imágenes de dron ofrece también una clara ventaja de cara al seguimiento de la mortalidad no natural de la especie en programas como el MIKE (CITES MIKE Programme 2020), permitiendo llevar a cabo el mismo en zonas de difícil acceso y/o peligrosas para la integridad de las patrullas anti-furtivos, y contribuyendo a mejorar la calidad de los datos recogidos (Reynolds 2018).

La detección tanto de elefantes vivos como de carroñas en imágenes de menor resolución, coincidente con los satélites de alta resolución disponibles actualmente (concretamente a los 31 y 124 cm de pixel de WorldView-3; Digital Globe 2018) aumentaría la capacidad de seguimiento tanto de las poblaciones de la especie como de su persecución ilegal. En este contexto, sería necesario desarrollar algoritmos que (de forma análoga a lo que ya sucede, por ejemplo, en agricultura con el uso de imágenes de dron para conocer el estado de los cultivos; European Commission 2018; Precisionhawk 2020) permitan el análisis automático de imágenes de dron y satélite para detectar en ellos elefantes vivos y sus carroñas de forma rápida y sencilla por parte de los gestores encargados de su conservación. También es recomendable explorar qué adaptaciones metodológicas podrían mejorar la precisión y sensibilidad de estos algoritmos. Por ejemplo, el uso de drones que tomen simultáneamente imágenes RGB y NIR georreferenciadas ayudaría sin duda a mejorar la capacidad de detección de los elefantes, que, al moverse, dificultan el corregistro de imágenes no georreferenciadas como las tomadas en este caso con la cámara MAPIR acoplada al dron. El uso de sensores que permitan corregir las imágenes para reducir la presencia de sombras también sería un elemento a valorar, ya que son las sombras los objetos más frecuentemente confundidos con elefantes en los análisis realizados en este trabajo (Fig. 11).

Con el objetivo de mejorar la calidad de la información proporcionada por este tipo de imágenes de cara a evaluar el impacto del furtivismo en la especie, es recomendable analizar más carroñas de elefante para poder llegar a determinar con mayor precisión cual es el método más adecuado para su detección de forma remota, tanto con dron como, especialmente, mediante satélite. Además, puesto que la mayor detectabilidad de elefantes y sus carroñas parece obtenerse con imágenes infrarrojas, cuya resolución en satélites

comerciales es menor, sería interesante explorar la disponibilidad de satélites con mayor resolución espacial y temporal. Esto podría facilitar a su vez la realización de nuevos análisis para valorar la posibilidad de diferenciar en dichas imágenes si una carroña ha sido generada por la actuación de los furtivos o no. Hay que recordar, por ejemplo, que los huesos y el marfil se detectan perfectamente en la banda azul del espectro visible en las imágenes de dron (de mayor resolución; Fig. 15).



Referencias

- Agisoft LLC. 2018. Agisoft PhotoScan User Manual: Professional Edition, Version 1.4. https://www.agisoft.com/pdf/photoscan-pro_1_4_en.pdf.
- Bennitt E et al. 2019. Scientific Reports 9: 2142.
- Bolker B et al. 2012. Getting started with the glmmADMB package.
- Burnham KP, Anderson DR. 2002. Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretical Approach. 2d ed. New York: Springer-Verlag.
- Castro J. 2019. Detección remota de ganado en extensivo en hábitats naturales empleando imágenes multispectrales de RPAS. Trabajo Fin de Grado. Universidad de León. España.
- Chase G et al. 2016. PeerJ 4:e2354.
- Christy B. 2015. How Killing Elephants Finances Terror in Africa. National Geographic. <https://www.nationalgeographic.com/tracking-ivory/article.html>.
- CITES 2004. Doc. SC.41.6.3. ESTABLISHMENT OF AN INTERNATIONAL SYSTEM FOR MONITORING ILLEGAL KILLING. <https://cites.org/sites/default/files/eng/com/sc/41/E41-06-3.pdf>.
- CITES MIKE Programme 2020. Monitoring the Illegal Killing of Elephants (MIKE). Available at <https://cites.org/eng/prog/mike/index.php/portal>.
- Daiber J et al. 2013. Improving efficiency and accuracy in multilingual entity extraction. En Proceedings of the 9th International Conference on Semantic Systems. ACM, p. 121-124.
- Digital Globe. 2018. WorldView-3 Data Sheet. Available at https://www.harrisgeospatial.com/portals/0/pdfs/DG2017_WorldView-3_DS.pdf.
- Digital Globe 2014 POACHERS WITHOUT BORDERS: New Satellite Imaging and Predictive Mapping to Empower Park Rangers and Combat Ivory Traffickers in Garamba National Park. https://enoughproject.org/files/PoachersWithoutBorders_28Jan2015.pdf.
- DJI. 2020. Phantom 4 Pro. <https://www.dji.com/es/phantom-4-pro?site=brandsite&from=nav>.
- Duporge I et al. 2020. BioRxiv. doi: <https://doi.org/10.1101/2020.09.09.289231>.
- European Commission 2016. EU Action Plan against Wildlife Trafficking. COMMUNICATION FROM THE COMMISSION TO THE EUROPEAN PARLIAMENT, THE COUNCIL, THE EUROPEAN ECONOMIC AND SOCIAL COMMITTEE AND THE COMMITTEE OF THE REGIONS.
- European Commission 2018. Drones in agriculture. Digital Transformation Monitor.
- Lu D, Weng Q. 2009. International J Remote Sensing 28: 823-870.
- Mapir camera. 2020. <https://www.mapir.camera/collections/survey2/products/survey2-camera-infrared>.
- Mateo-Tomás P, López-Bao JV. 2020. Biol Conserv 241: 108389.
- MITECO. 2019. Plan de Acción Español contra el tráfico ilegal y el furtivismo internacional de especies silvestres. Ministerio Para la Transición Ecológica. Madrid. España.
- Ogada D et al. 2015. Oryx doi.org/10.1017/S0030605315001209
- Ogada D et al. 2016. Conserv Lett 9:89-97.
- Poulsen JR, et al. 2017. Curr Biol 27:R134-R135.
- Precisionhawk. 2020. Drone mapping and analytics for agriculture. <https://www.precisionhawk.com/agriculture>.
- QGIS Development Team. 2020. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation.
- R Core Team. 2020. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Reynolds M. 2018. The war against animal poaching will be won by data, not drones. Wired. <http://www.wired.co.uk/article/elephant-rhino-wildlife-poaching-smart-wildlife-conservation-society>.
- Ripple WJ et al. 2016. Saving the world's terrestrial megafauna. BioScience 66:807-812.
- Santos, Cristiana & Rapp, Lucien. 2019. Satellite Imagery, Very High-Resolution and Processing-Intensive Image Analysis: Potential Risks Under the GDPR. Air & Space Law 44, no. 3: 275–296. Kluwer Law International BV, The Netherlands.
- Trimble Germany GmbH. 2014. ECognition® Developer version 9 User Guide. Trimble. Germany.
- UNODC. 2016. World Wildlife Crime Report 2016. United Nations Office on Drugs and Crime.
- UNODC. 2020. World Wildlife Crime Report 2020. United Nations Office on Drugs and Crime.
- Wildlife Justice Commission. 2020. Rapid Assessment of the Illegal Ivory Trade in 2020.
- Wittemyer G et al. 2014. Proc Nat Acad Sci USA 111:13117-13121.
- Yu Y et al. 2017. Conserv Lett 10: 596-601.
- Zuur et al. 2012. Zero Inflated Models and Generalized Linear Mixed Models with R. Highland Statistics Ltd.

