

RECONOCIMIENTO DE ESPECIES DE ANUROS POR SUS CANTOS, EN ARCHIVOS DE AUDIO, MEDIANTE TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES

RESUMEN

El reconocimiento automático de vocalizaciones animales es considerado como una valiosa herramienta para una gran variedad de investigaciones biológicas y aplicaciones de monitoreo ambiental. Se propone un sistema automático que puede reconocer las vocalizaciones de cuatro especies de anuros, mediante sus cantos capturados en campo y convertidos en archivos de audio digital. La primera etapa la componen las salidas de campo para la consecución de los cantos. Para el desarrollo del sistema de reconocimiento, primero se realiza una etapa de preproceso, que aplica un filtro sobre los datos arrojados por el espectrograma, después de la cual se extraen las características que serán las entradas de dos clasificadores, Bayesiano y red neuronal Back-propagation, este último, entrenado con una técnica de optimización numérica de tipo quasi-newton. Los resultados muestran el futuro promisorio del despliegue de una serie de sistemas de monitoreo ambiental basados en el análisis no intrusivo de las vocalizaciones animales.

PALABRAS CLAVES: Anuros, reconocimiento, clasificación, bioacústica, Bayes, Backpropagation.

ABSTRACT:

The automatic recognition of vocalizations animals is considered like a valuable tool for a great variety of biological investigations and applications of environmental monitoreo. An automatic system that can recognize the vocalizations of four species of anurous, by means of its songs captured in field and turned digitalis archives sets out audio. The first stage composes the exits of field for the attainment of the songs. For the development of the recognition system, first it is made a stage of preprocess, that applies a filter on the data thrown by the spectrogram, after which the characteristics are extracted that will be the entrances of two sort keys, Bayesiano and neuronal network Back-propagation, this last one, trained with a technique of numerical optimization of quasi-Newton type. The results show the future promissory of the unfolding of a series of systems of environmental monitoreo based on the nonintrusive analysis of the vocalizations animals.

KEYWORDS: Anurous, recognition, classification, bioacústica, Bayes

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, grandes esfuerzos se han dirigido a estimar la biodiversidad del planeta e identificar las áreas donde ésta es más elevada con el fin de establecer prioridades de conservación; para ello es necesario diagnosticar a las especies, entre otras cosas, en cuanto a su hábitat, comportamiento y niveles poblacionales. La bioacústica puede aportar nuevas perspectivas para resolver estas cuestiones. El estudio de las características de comunicación de los animales, a través de señales sonoras, se ha convertido en una de las más útiles herramientas para científicos de todo el mundo, gracias a sus diferentes aplicaciones en la sistemática, conservación y manejo de poblaciones de especies silvestres; en particular, se destaca el uso de los sonidos animales en la diagnosis de nuevas especies y el estudio

de sus relaciones macro sistemáticas. Asimismo, la bioacústica provee de técnicas poderosas y de bajo costo (en tiempo y dinero) para el monitoreo de la biodiversidad en áreas remotas. Además, aparte de la composición de especies, el análisis bioacústico también puede permitir la estimación de densidades poblacionales relativas, que permiten conocer, en términos generales, el estado de un ecosistema. Muchas investigaciones en biodiversidad se ven dificultadas cuando deben hacerse bajo condiciones adversas de visibilidad. La bioacústica se convierte entonces en una herramienta útil para la identificación y el estudio de especies silvestres, apoyada por las sofisticadas herramientas computacionales que hoy existen y que permiten el análisis y síntesis de señales acústicas. En estudios ambientales, los anuros son de especial interés, porque son un grupo taxonómico muy sensible a cualquier cambio en las condiciones del medio,

NICOLÁS TORO

Ingeniero Electricista, M.Sc
Profesor Asistente
Universidad Nacional sede Manizales
ntoroga@unal.edu.co

SANTIAGO FELIPE GIRALDO GÓMEZ

Estudiante de ingeniería
Universidad Nacional sede Manizales
sfgiraldo@gmail.com

TATIANA SALAZAR JIMÉNEZ

Estudiante de ingeniería
Universidad Nacional sede Manizales
salazartatiana@gmail.com

por lo que se les conoce como importantes indicadores del estado y biodiversidad de un área geográfica determinada. Además, los sonidos que emiten son comparativamente menos complejos que los de otros grupos, como es el caso de muchas especies de aves, lo que hace menos dispendioso el análisis y procesamiento de los mismos. Las características de los cantos de los anuros hacen que con técnicas de bajo costo computacional se pueda obtener un sistema con el que, por medio del análisis acústico, se pueda determinar la especie a la que pertenece determinado canto de anuro, que ofrezca confiabilidad en los procesos evaluativos, orientados a las condiciones de algunas especies locales de anuros, y que tenga la suficiente flexibilidad para ser adaptado a otras especies. El sistema realiza, entonces, la clasificación de un canto de prueba dentro de una de las siguientes cuatro especies de anuros: *Bufo Marinus*, *Hyla Colombiana*, *Colostethus Fraterdanieli* e *Hyla Larinopygion*.

2. CONTENIDO

2.1 Definición de bioacústica

La Bioacústica consiste en el estudio del comportamiento de comunicación de los animales a través de señales sonoras. Casi todos los animales del planeta se comunican acústicamente. No hay sitio alguno donde esto sea más evidente que en el trópico, donde la riqueza en especies es varias veces mayor que en latitudes altas. Un gran porcentaje de aves, ranas, murciélagos e insectos han desarrollado en los sonidos, su más importante forma de comunicación y generan sonidos que son propios de su especie. Esta abundancia de sonidos provee una fuente de información que puede usarse para explorar la composición de la diversidad en regiones particulares de interés.

2.2 Generalidades de los anuros

Las ranas son animales pequeños y sin cola. La mayoría de las ranas tiene piel húmeda. Típicamente, viven tanto en tierra como en agua. Los sapos son muy similares a las ranas, excepto porque generalmente tienen la piel rugosa y seca y viven en hábitat secos. Los anfibios llevan una doble vida, entre tierra y agua alternadamente. Típicamente, incluyen sapos, tritones, salamandras y ranas; usualmente viven temporal o permanentemente en áreas húmedas. Son carnívoros y consumen grandes cantidades de insectos, y otras criaturas pequeñas. Por otro lado, los anuros son fuente de alimento para otros animales, como serpientes. Ranas y sapos son parte integral de la cadena alimenticia. Muchos investigadores en diferentes campos están interesados en ranas y sapos, porque éstos son considerados bioindicadores, es decir, la salud de la población de ranas puede reflejar la salud de todo el ecosistema. Desde cerca la década de los 80's los científicos han reportado decrecimiento en la población de algunas especies de ranas. Este decrecimiento ha ocurrido en todo el mundo. Surgen una variedad de hipótesis, como las fluctuaciones causadas por cambios

climatológicos, el incremento de la luz ultravioleta debido al deterioro de la capa de ozono a manos del hombre, enfermedades y la introducción de especies exóticas. Todas las justificaciones expuestas anteriormente hacen de la población de ranas un excelente indicador de la salud ambiental, particularmente en hábitat acuático, gracias a su vida bifásica (acuática y terrestre). Debido a la dificultad y elevados costos del censo de poblaciones de especies determinadas de ranas, un análisis concluyente basado en la estimación de la población de ranas todavía no está disponible. Los períodos de actividad de canto de la mayoría de especies son irregulares, dependiendo principalmente de la caída de lluvias y de la estación. Muchas especies de ranas pueden producir dos tipos de llamados: llamados de peligro y llamados de aviso. Tanto hembras como machos pueden producir llamados cuando están en peligro; sólo los machos pueden producir llamados de aviso, los cuales son usados para proveer información sobre su localización y disponibilidad para apareamiento a ambos sexos. Los llamados de aviso pueden ser utilizados para identificar las especies de ranas. Una gran ventaja que presentan los cantos de los anuros es que son simples, repetitivos, los repertorios de canto son pequeños y sus componentes frecuenciales principales ocupan rangos pequeños y de bajas frecuencias. En realidad, los anuros son los animales más simples que emiten un sonido desde una fuente laríngea, pasando luego por un sistema de resonancia. Esto guarda semejanza con el sistema fuente-filtro del habla humana. La mayoría de los anuros, en especial los machos, emiten sonidos. Al expulsar el aire de los pulmones, éste hace vibrar las cuerdas vocales de la laringe, produciendo sonidos característicos de las diferentes especies. Los machos de las especies que poseen un saco resonador - que se hincha enormemente cuando emite sonidos para atraer a su pareja- producen un sonido mucho más intenso. El reconocimiento de ranas mediante bioacústica es, entonces, un camino fiable para estimar la población de anuros en un área de interés y por tanto la salud de tal ecosistema.

2.3 Implementación

En esta sección se describe el sistema implementado para el reconocimiento automático de cantos de anuros, mediante técnicas de procesamiento digital de señales. El diagrama de bloques del sistema se muestra en la figura 1.

2.4 Adquisición de los cantos

Para el desarrollo del sistema propuesto de reconocimiento de especies de anuros por sus cantos, fue preciso hacer la adquisición en campo de todos los cantos que se utilizaron, debido a la ausencia de bancos de sonidos de anuros que brindaran señales de buena calidad. Esto se llevó a cabo durante varias salidas al jardín botánico de la universidad de caldas, a la reserva natural de la CHEC en gallinazo (Manizales) y a la reserva Río Blanco. Para esto se utilizó un equipo de

grabación digital portátil, con las siguientes características: micrófono marca Audio-Technica, referencia AT815b, patrón polar línea + gradiente, condensador polarizado permanente de placa trasera con carga fija, respuesta de frecuencia 30-20000 Hz, sensibilidad de circuito abierto -38 dB (12,5 mV) de 1V a 1 Pa, filtro de espuma para reducir ruido ocasionado por el viento; grabadora marca Marantz, referencia PMD670, distorsión armónica total para la entrada de micrófono 0.08%, rango dinámico 86 dB, entrada de micrófono tipo XLR balanceado, sensibilidad de la entrada 1.2mV_{rms}/6.5Kohms; dispositivo de almacenamiento CompactFlash card (SanDisk 512MB, RENESAS 64 MB). Las señales fueron subidas al PC por transferencia directa de archivos (en formato .WAV), usando el puerto USB.

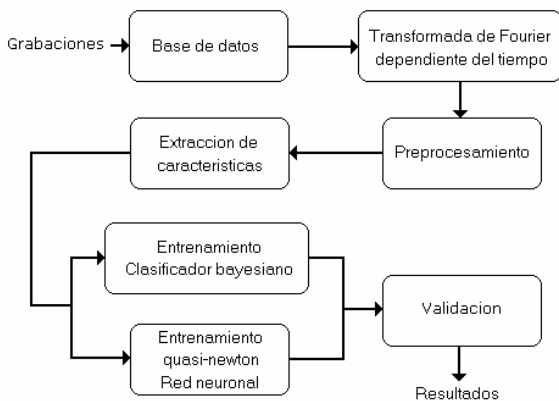


Figura 1. Diagrama del sistema implementado

2.5 Base de datos

Las salidas de campo arrojaron como resultado 290 vocalizaciones, distribuidas como muestra la tabla 1

Lugar	Bufo Marinus	Colostethus Fraterdanieli	Hyla Colombiana	Hyla Larinopygion	Total Lugar
Jardín Botánico UdeC	66	53	86	0	205
Reserva Río Blanco	0	12	18	14	44
Bosques de la CHEC	0	9	0	32	41
Total de especies	66	74	104	46	290

Tabla 1. Cantos adquiridos por especie y por lugar

WAV (PCM lineal), 16 Bits por muestra, frecuencia de muestreo: 44100 Hz, 1 canal (mono).

2.6 Preprocesamiento

Todas las señales fueron normalizadas (ver figura 2), de acuerdo con la ecuación 1:

$$y_n = \frac{y}{\max(abs(y))} \tag{1}$$

Luego, para cada señal, se encontró el punto en el tiempo con mayor amplitud. A partir de ese punto, se tomaron 7500 muestras hacia atrás y 7500 muestras hacia adelante, para formar una ventana de 15000 muestras, equivalente a 0.34 segundos, y hacer más manejable la señal (ver figura 3). Si el propósito de la grabación es ser usada para un sistema de clasificación de especies, en este espacio queda contenida confiablemente la información necesaria para el análisis. A esta ventana de 15000 muestras se le aplica una transformada de Fourier dependiente del tiempo, mediante transformadas de Fourier de corto tiempo (STFFT) (ver figura 4 cuadro superior). La longitud de las ventanas tipo hanning de las STFFT es de 256 muestras. Cada FFT es calculada después de los primeros 59 puntos de la ventana anterior (overlap=197), y así sucesivamente.

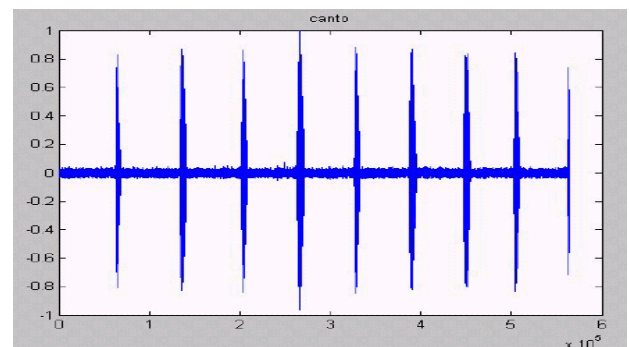


Figura 2. Canto correspondiente a una Hyla Larinopygion

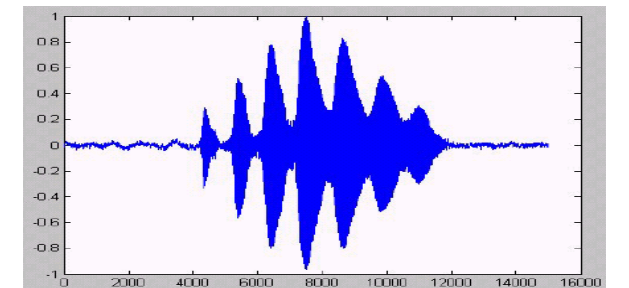


Figura 3. Ventana de 15000 muestras tomada del canto de una Hyla Larinopygion

Estas operaciones generan una matriz, en la cual pueden interpretarse sus filas como valores de frecuencia cuyo incremento es lineal y sus columnas como instantes de tiempo. La magnitud del elemento (x,y), puede entenderse como la energía correspondiente a la frecuencia y en el momento x. Esto se hizo con la siguiente función en MATLAB:

[espectro,frecs,time]=specgram(yp,256,fs,hann(256),197)
 Luego, se toma cada columna (correspondiente a un instante de tiempo) y se aplica sobre ella una umbralización, dependiente de la magnitud del elemento de mayor energía en ella. Los elementos cuya magnitud esta por debajo de este umbral son reemplazados por cero (ver figura 4 cuadro inferior).

Se obtienen entonces a partir de estas operaciones dos representaciones: La primera es una reconstrucción

aproximada de la señal, después de la umbralización (ver figura 5). La segunda es una representación en frecuencia, la cual consta de un vector, del cual cada posición (0-NFFT) representa un valor de frecuencia, y el valor de cada elemento es la sumatoria de la energía de esa frecuencia a través del tiempo (ver figura 6 cuadro superior).

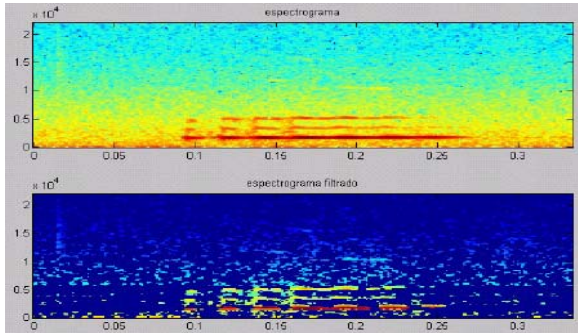


Figura 4. Espectrograma y espectrograma umbralizado para el canto de una Hyla Larinopygion

Para trabajar con la representación en frecuencia, se realiza sobre esta un suavizado por media (ver figura 6 cuadro inferior). Para trabajar con la representación en tiempo, se realiza sobre esta una segmentación. Tal segmentación se realiza umbralizando la señal (ver figura 7 cuadro superior) y escogiendo de ahí la sección de mayor longitud (ver figura 7 cuadro inferior). Sobre la representación en el tiempo segmentada, se realiza también un suavizado por media, antes de empezar a trabajar con ella.

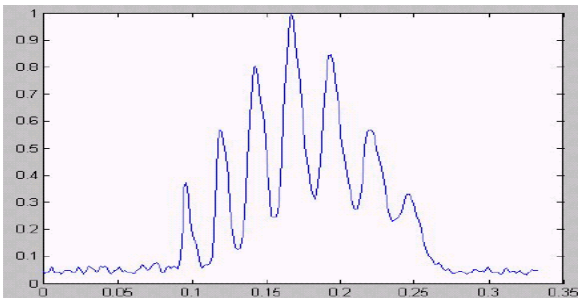


Figura 5. Señal reconstruida en el tiempo de una Hyla Larinopygion, el eje horizontal corresponde al tiempo

2.7 Extracción de características

Se obtuvieron de la etapa de preprocesamiento dos representaciones, una en el dominio del tiempo y otra en el dominio de la frecuencia. De la primera, se toman las siguientes características: Ancho de la señal, número de picos locales, posición del pico máximo, energía total de la señal (ver figura 8). La energía de la señal es calculada mediante la ecuación 2:

$$\|x\|^2 = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 = x'x \quad (2)$$

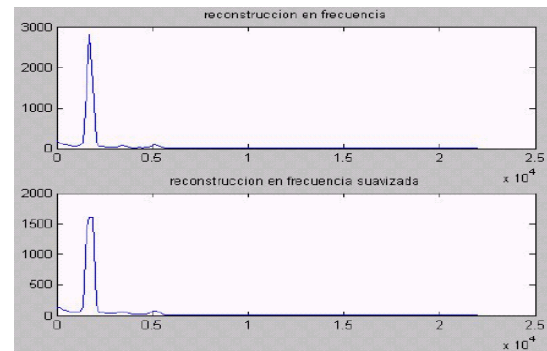


Figura 6. Señal reconstruida en la frecuencia de una Hyla Larinopygion, el eje horizontal es la frecuencia

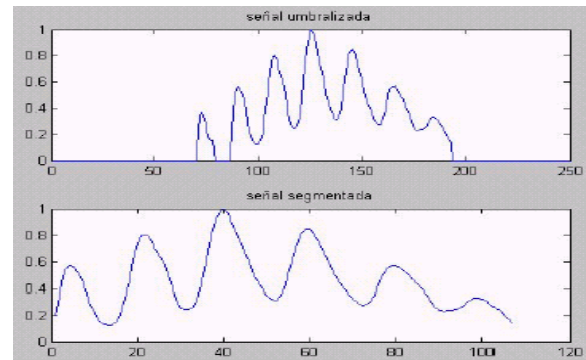


Figura 7: Señal reconstruida en el tiempo, segmentada, de una Hyla Larinopygion

De la segunda representación, obtenemos las tres frecuencias con los más altos valores de energía (ver figura 9).

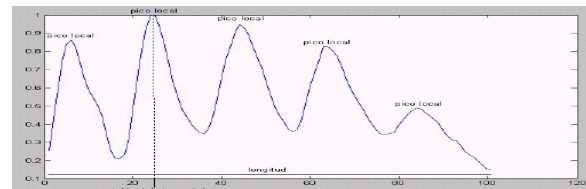


Figura 8. Especificación de las características sacadas de la señal en el tiempo de una Hyla Larinopygion

2.8 Implementación de los clasificadores

2.8.1 Clasificador Bayesiano

El clasificador bayesiano fue implementado en MATLAB de acuerdo con las ecuaciones y para esto se asumió que la probabilidad de aparición a priori de cada especie eran las mismas.

2.8.2 Clasificador por red neuronal backpropagation

El clasificador por red neuronal backpropagation fue implementado en MATLAB con la siguiente instrucción:

```
red = new_(minmax(ins), [14, 7, 1], {'tansig', 'tansig', 'purelin'}, 'trainbfg')
```

Donde se especifica que se cree una red neuronal de 4 capas, 14 y 7 neuronas en las capas ocultas y 1 neurona en la capa de salida, que la función de transferencia de las capas ocultas sea tangente sigmoideal 2 la de la capa de salida es lineal 2 que el entrenamiento de la red se realice por medio de la técnica de optimización numérica quasi-Newton 'trainbfg'.

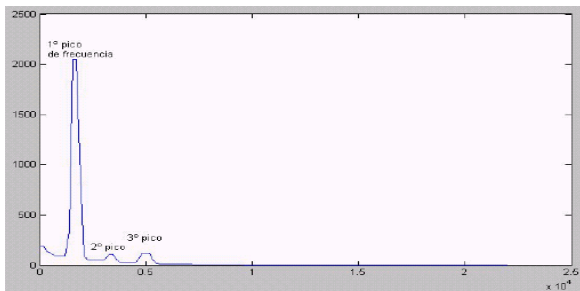


Figura 9. Especificación de las características sacadas de la señal en frecuencia de una Hyla Larinopygion

3. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

3.1 Condiciones de prueba

Extracción de características: se realizó con base en los datos arrojados por la STFFT de cada señal y su representación en el tiempo después del preproceso; se trabajó con vectores de 7 características compuestos por: la longitud del canto, las 3 frecuencias principales, el número de picos, la ubicación del pico máximo y la energía; se realizaron pruebas para vectores compuestos por una, algunas o todas las características.

Clasificadores: inicialmente se diseñaron dos clasificadores estadísticos, para evaluar cual proporcionaba el mejor desempeño en la clasificación de las especies de anuros con los vectores de características propuestos, estos fueron el clasificador Bayesiano y el clasificador por coherencia, finalmente se decidió trabajar con el Bayesiano; por otra parte, como segundo clasificador, se utilizó una red neuronal backpropagation definida mediante ensayo y error. Todos los clasificadores fueron entrenados con 184 muestras, repartidas entre las 4 especies de anuros dependiendo de la cantidad de archivos que se tenían de cada una de ellas en el banco de sonidos. Para el clasificador Bayesiano, se asumió como equiprobable la aparición a priori de las 4 especies de ranas.

Los parámetros de la red neuronal backpropagation con la que se trabajó fueron los siguientes: 4 capas, con 14, 7 en neuronas en las capas ocultas y 1 neurona en la capa de salida; función de transferencia Tangente Sigmoidal para las dos primeras capas y Lineal para la capa de salida; el entrenamiento se hizo con una técnica de optimización numérica quasi-Newton, cuyo nombre en MATLAB es 'trainbfg', y con un límite de épocas de entrenamiento de 3000. El entrenamiento de las redes neuronales fue declarado aceptable cuando su desempeño era del orden de 10-12.

Validación: el procedimiento de validación se hizo con 104 muestras, repartidas entre las 4 especies de anuros dependiendo de la cantidad de archivos que se tenían de cada una de ellas en el banco de sonidos; tal procedimiento se realizó 3 veces para cada configuración de los vectores de características, cada vez con muestras diferentes en los grupos de entrenamiento y validación, para observar el comportamiento de los resultados parciales y totales.

Los algoritmos fueron implementados en MatLab 6.1, en un equipo con procesador a 1.1 GHz, 256 MB de memoria RAM y en una plataforma Windows 98.

3.2 Resultados de clasificación

3.2.1 Clasificador Bayesiano

En la Tabla 2 se presentan los porcentajes de clasificación correcta con el algoritmo de decisión Bayesiana, por especies y general, para las 3 pruebas que se realizaron con el vector de características completo, es decir, con las 7 características discriminantes, por haber sido la configuración de características con la que se obtuvo un mejor desempeño. Allí se puede observar que, en general, el rendimiento del clasificador Bayesiano es aceptable, teniendo porcentajes de error, por prueba, siempre menores a 7% y un desempeño total con error de 4.26 %, cifra bastante buena si se tiene en cuenta la aplicación a la cual va dirigido.

Prueba No.	Bufo Marinus	Colostethus Fraterdanieli	Hyla Colombiana	Hyla Larinopygion	Total
1	90.91%	100%	92.5%	100%	95.19%
2	100%	100%	97.22%	94.44%	98%
3	90.91%	95.83%	87.5%	100%	93.27%
Promedio	93.94%	98.61%	92.24%	98.15%	95.74%

Tabla 2. Resultados del clasificador Bayesiano

También se observa que la especie en la que se obtuvo el mejor desempeño con el clasificador Bayesiano fue la Colostethus Fraterdanieli, con un éxito general de 98.61 %, y con la que se obtuvo el más bajo desempeño fue la Hyla Colombiana, con un éxito general de 92.24 %. En la implementación del clasificador Bayesiano el tiempo promedio de entrenamiento fue 102.8 segundos. En la tabla 3, se presentan los valores de los vectores de media de cada especie, para el entrenamiento del clasificador Bayesiano que tuvo el mejor desempeño, el #2. Donde la longitud del canto está dada en número de muestras que contiene y la posición del pico mayor es la posición de la muestra a la que pertenece.

Prueba No.	Bufo Marinus	Colostethus Fraterdanieli	Hyla Colombiana	Hyla Larinopygion
Longitud	55.2	49.4	58.5	112.6
Frecuencia 1	2.11 KHz	1.86 KHz	2.38 KHz	1.61 KHz
Frecuencia 2	3.65 KHz	3.5 KHz	4.27 KHz	3.41 KHz
Frecuencia 3	5.27 KHz	5.15 KHz	6.05 KHz	5.75 KHz
# picos	7.4	3.2	7.1	7.1
Posición pico	18.3	10.5	17	32.4
Energía	12.4	18.6	4.6	33.8

Tabla 3. Vectores de media de cada especie, para el entrenamiento del clasificador de Bayesiano de mejor desempeño

3.2.2 Clasificador por Red Neuronal

En la Tabla 4 se presentan los porcentajes de clasificación correcta con la red neuronal *backpropagation*, por especies y general, para las 3 pruebas que se realizaron con el vector de características completo, es decir, con las 7 características discriminantes, por haber sido la configuración de características con la que se obtuvo un mejor desempeño. Allí se puede observar que, a pesar de ser un poco menos efectivo que el clasificador Bayesiano, el rendimiento del clasificador por redes neuronales tipo *backpropagation* es aceptable, teniendo porcentajes de error, por prueba, siempre menores a 8% y un desempeño total con error de 5.85 %.

Prueba No.	Bufo Marinus	Colostethus Fraterdanieli	Hyla Colombiana	Hyla Larinopygion	Total
1	86.36%	100%	92.5%	94.44%	93.27%
2	95.45%	100%	97.22%	94.44%	98%
3	86.36%	95.83%	92.5%	94.44%	92.31%
Promedio	89.39%	98.61%	93.96%	94.44%	94.15%

Tabla 4. Resultados del clasificador por Red Neuronal tipo *backpropagation*

El mejor desempeño con el clasificador de redes neuronales fue, al igual que en el Bayesiano, con la *Colostethus Fraterdanieli*, con un éxito general de 98.61% y con la que se obtuvo el más bajo desempeño fue el *Bufo Marinus*, con un éxito general de 89.39 %, el cual es aceptable para aplicaciones como las que se exponen en este trabajo. En la implementación del clasificador por redes neuronales tipo *backpropagation* el tiempo promedio de entrenamiento fue 306.2 segundos.

4. CONCLUSIONES

Los algoritmos de clasificación bayesiano y *backpropagation* ofrecen un alto porcentaje de acierto en la clasificación automática de las cuatro especies de anuros con las que se trabajó.

Las características de representación escogidas son buenos discriminantes para la clasificación de especie y, gracias al poco tiempo de cómputo que se requiere para hallarlas, podrían ser una buena opción para sistemas en línea.

El sistema de reconocimiento de especies de anuros desarrollado, puede constituirse en una buena herramienta de investigación ambiental, en tareas de monitoreo, inventariado y diagnóstico de ecosistemas.

El sistema desarrollado presenta un buen desempeño para el reconocimiento de las especies de anuros con las que se trabajó; como trabajo futuro se propone ampliar el banco de sonidos de estas especies, para realizar un entrenamiento más robusto y, posiblemente, más efectivo, e introducir vocalizaciones de nuevas especies para analizar cómo es su desempeño con éstas y, si es necesario, hacer los ajustes pertinentes para que el sistema pueda ser extendido a la mayor cantidad de especies de anuros posible.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] A. Taylor. *Recognising Biological Sounds Using Machine Learning*. School of Computer Science and Engineering, The University of New South Wales, AUSTRALIA. May 1996.
- [2] E. Vidal R. *Preproceso y Extracción de Características. Aprendizaje y Percepción*. Facultad de Informática. Universidad Politécnica de Valencia. Feb 2002
- [3] H. Wang, J. Elson, L. Girod, D. Estrin, K. Yao. *Target classification and localization in habitat monitoring*. Computer Science Department, Electrical Engineering Department, UCLA. 2003
- [4] A. L. Mcilraith and H. C. Card, *Birdsong recognition with DSP and neural networks*, Proc. IEEE Conf. Comm. Power, and Comput., 1995, 409-414.
- [5] A. J. Taylor, G. Watson, G. C. Grigg and H. I. McCallum, *Monitoring frog communities: An application of machine learning*, Proc. 8th Innovative Applications of Artif. Intell. Conf., 1996, 212-217.
- [6] A. L. Mcilraith, H. C. Card, *Birdsong recognition using backpropagation and multivariate statistics*, IEEE Trans. Sig. Processing 45, 11 (1997) 2740-2748.

6. AGRADECIMIENTOS

Este proyecto fue financiado por el Instituto de Investigación en recursos biológicos Alexander Von Humbolt y la Universidad Nacional de Colombia sede Manizales.

Los autores agradecen al Grupo de Control y Procesamiento Digital de Señales de la Universidad Nacional de Colombia sede Manizales por su apoyo y participación.