

Reconocimiento automático de sonidos ingestivos en rumiantes

D. Milone^a, J. Galli^b, C. Martínez^{a,c}, H. Rufiner^{a,c}, E. Laca^d, C. Cangiano^e

^a *Facultad de Ingeniería y Cs. Hídricas, Univ. Nacional del Litoral, Argentina*

^b *Facultad de Ciencias Agrarias, Univ. Nacional de Rosario, Argentina*

^c *Facultad de Ingeniería, Univ. Nacional de Entre Ríos, Argentina*

^d *Department of Plant Sciences, Univ. of California, Davis, EEUU*

^e *Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, EEA Balcarce, Argentina*

Resumen

Se presenta un método computacional para reconocer automáticamente los sonidos de arranque y masticación producidos durante la actividad ingestiva en vacas y ovejas en pastoreo.

Por medio del registro, procesamiento y análisis acústico del sonido, se clasifican los patrones de actividad mediante una técnica de modelación probabilística.

El sistema puede procesar señales de largos periodos de tiempo y rápidamente obtener un resumen del número de eventos de distintos tipos de pasturas, facilitando el seguimiento individual de los animales en pastoreo sin afectar su normal comportamiento. Esto permitiría, por ejemplo, sistematizar y mejorar el conocimiento del comportamiento ingestivo de los animales.

Palabras clave

Análisis acústico; Modelos ocultos de Markov; Comportamiento ingestivo.

Introducción

En este artículo se presenta un método automático para segmentación y reconocimiento de sonidos ingestivos en rumiantes basado en modelos ocultos de Markov. Se presenta una síntesis del trabajo interdisciplinario realizado por los laboratorios de la FICH (UNL), la FCA (UNR), la FI (UNER), la UC Davis y la EEA Balcarce (INTA).

La producción de carne y leche a través de rumiantes en pastoreo es una de las actividades de mayor importancia en los sistemas de producción en el mundo entero. El nivel de producción de los animales depende de su capacidad para obtener una dieta adecuada en calidad y cantidad para cubrir sus requerimientos. Por lo tanto el estudio del comportamiento ingestivo diario permite obtener importantes indicadores de la alimentación, de la salud y del bienestar animal.

Es importante conocer la cantidad de bocados realizados, los requerimientos de masticación del forraje, la duración y el momento en que se producen el pastoreo y la rumia. Claramente, la realización de un estudio pormenorizado de todos estos aspectos por medio del seguimiento e inspección visual de los animales resulta prácticamente imposible.

Se han reportado diversos métodos para la medición objetiva de la actividad masticatoria. Una línea de trabajo consistió en el uso de interruptores eléctricos y correas alrededor de la mandíbula para detectar la apertura y cierre de la boca [1,2]. Estos métodos son capaces de diferenciar entre arranque y masticación, pero no pueden detectar la aparición del evento compuesto (arranque y masticación en un mismo movimiento mandibular), ni mucho menos el tipo de pastura ingerida.

El estudio de los sonidos de los animales ha sido tratado en una gran variedad de trabajos, donde los registros se realizan mediante biotelemedría acústica. Esta técnica permite registrar los sonidos sin equipar al animal de artefactos o modificar su comportamiento natural [3]. Además de aliviar las dificultades de las observaciones visuales, el análisis acústico de las señales sonoras resulta de interés dada la riqueza en información temporal y patrones frecuenciales presentes en la misma. En este sentido, por ejemplo, es posible discriminar un evento compuesto [4]. Sin embargo, estos sistemas todavía necesitan de un mayor desarrollo ya que siguen dependiendo de un laborioso análisis por un experto humano, esta vez de inspección auditiva y anotación manual de la señal registrada.

La automatización del procesamiento y reconocimiento de las señales sonoras resulta así muy adecuada para lograr una reducción importante en los tiempos de análisis y una mayor extracción de información, a la vez que se disminuye en gran medida la carga de intervención humana necesaria en el proceso. En pos de este objetivo, recientemente se han aplicado técnicas surgidas en otros campos de estudio, como lo son las tecnologías del habla humana, para la caracterización de los sonidos producidos en la vocalización de animales [5,6].

Las pistas acústicas extraídas de la señal sonora generalmente consisten en diversas medidas obtenidas de análisis temporales y/o frecuenciales. Estos patrones constituyen luego la entrada de los métodos de clasificación, donde históricamente los modelos ocultos de Markov demostraron el mejor desempeño [7].

Las técnicas mencionadas podrían ser de utilidad para identificar los eventos masticatorios presentes en las señales sonoras producidas por los rumiantes durante la actividad ingestiva, diferenciar la especie forrajera que ingiere el animal o incluso separar los ciclos de comida, rumia y bebida. Bajo esta hipótesis, el objetivo de nuestra investigación es desarrollar un método novedoso de clasificación de los eventos masticatorios mediante una representación apropiada de las señales acústicas y el diseño de un modelo estadístico adecuado de los mismos.

En el sistema propuesto, las unidades mínimas reconocidas en la señal acústica son los sub-eventos masticatorios. Mediante la combinación de estas unidades, se forman los eventos completos de arranque, masticación y el evento compuesto de masticación-arranque. Finalmente, un modelo de nivel superior captura a largo plazo las secuencias de eventos durante toda la ingesta y rumia, imponiendo restricciones en las cadenas reconocidas.

En el presente artículo se detalla, en primer lugar, el procedimiento de registro de las señales sonoras y los datos obtenidos. Luego, se describe el método de extracción de patrones y se desarrolla la técnica de modelado estadístico de los mismos. Posteriormente se presentan las medidas de evaluación de desempeño, junto a los experimentos realizados y los resultados obtenidos. Por último, se exponen la discusión de los resultados, las conclusiones y las futuras líneas de trabajo.

Materiales y métodos

Registro de las señales de audio

Las señales de audio de la actividad ingestiva en rumiantes fueron obtenidas mediante diferentes experimentos, en los cuales se trabajó específicamente con ovejas y vacas. El procedimiento general consistió en la fijación de un micrófono contra la frente del animal, ofreciéndole luego el forraje en macetas. Toda la actividad también fue registrada en video, para posteriormente etiquetar cada evento sonoro mediante inspección visual y así constituir la base de datos empleada en el desarrollo de los modelos y prueba del sistema.

La adquisición de las señales acústicas en ovejas se realizó en la Universidad de California, Davis, durante un experimento de pastoreo de dos especies forrajeras: alfalfa (*Medicago sativa*) y pasto ovido (*Dactylis glomerata*) en estado vegetativo. Además, se trabajó con dos alturas diferentes de cada especie: alto ($29,8 \pm 0,79$ cm) y corto ($14,1 \pm 0,79$ cm). Los animales fueron cuatro ovejas mestizas mansas de 2-4 años de edad, con un peso vivo de 85 ± 6 kg. Se utilizaron micrófonos inalámbricos Nady 155 VR (Nady Systems, Inc., Oakland, California) colocados en la frente, cubiertos por una cápsula de goma y sujetos por una banda elástica (Figura 1).

Las señales fueron digitalizadas con una frecuencia de muestreo de 44100 Hz en formato Wave monoaural, con una resolución de 16 bits. Debido a las características de baja frecuencia de las señales se aplicó un filtrado pasa-bajos seguido por un remuestreo a 22050 Hz.

El registro de las señales en vacunos fue realizado en la Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad de Rosario. La metodología fue similar a la utilizada en ovejas. Se emplearon registros de 4 vacas adultas (peso vivo = 608 ± 24.9 kg) pastoreando plantas de alfalfa y de festuca (*Festuca arundinacea*) en estado vegetativo. La altura promedio de las plantas fue de 24.5 ± 2.1 cm y 11.6 ± 1.9 cm para las altas y las cortas, respectivamente.

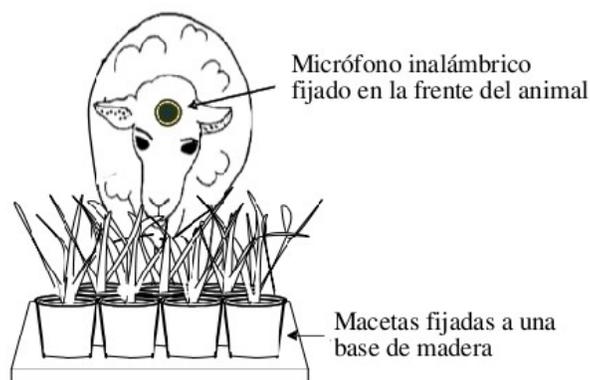


Figura 1: Disposición del equipamiento para el registro de las señales de sonido durante el pastoreo.

Análisis acústico

En este trabajo se plantea la adaptación de técnicas de análisis, modelado estadístico y clasificación al problema de reconocer los sonidos de eventos masticatorios importantes en la alimentación de rumiantes. En este sentido, se detallan a continuación los métodos propuestos para el análisis de la señal acústica, tanto en sus aspectos temporales como en el contenido frecuencial. De este análisis se obtienen luego los patrones que deberán ser segmentados y clasificados por el reconocedor.

En la Figura 2 se muestra una fracción de señal sonora típica registrada en los experimentos con ovejas. Se muestran los límites de cada evento: arranque (*A*), masticación (*M*) y el movimiento compuesto de masticación-arranque (*MA*), junto al silencio (*sil*) entre ellos. En concordancia temporal con las señales sonoras, la Figura 3 muestra el análisis tiempo-frecuencia (espectrograma) de los eventos masticatorios, en el cual las energías altas se visualizan en tonos oscuros. Se evidencian las características típicas de pulsos de alta frecuencia del *A* en las espigas verticales, y la dispersión de energías del *M* y el *MA* sobre períodos más largos de tiempo.

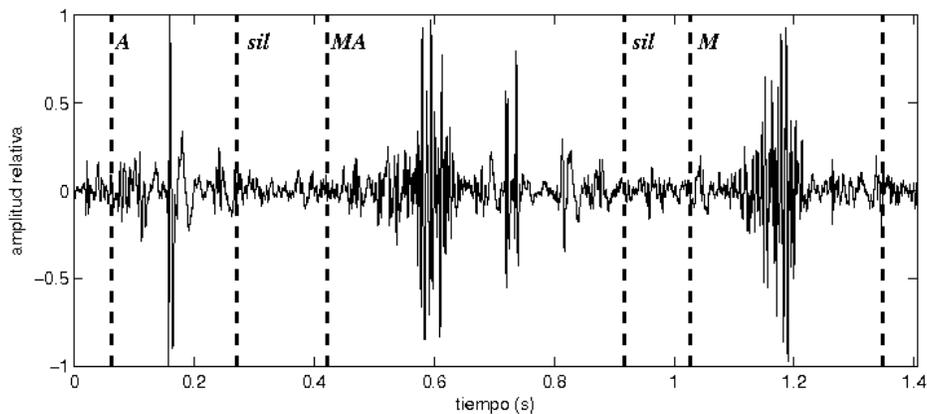


Figura 2: Fracción de una señal sonora típica conteniendo todos los eventos, donde el inicio y fin de cada uno se marca con las líneas punteadas (ovejas).

El primer paso en la preparación de las señales consistió en la sustracción del nivel medio y la aplicación de un filtro de preénfasis, a fin de realzar las componentes de alta frecuencia que presentan una caída en magnitud. Debido a la naturaleza no-estacionaria de los eventos, el resto del análisis acústico se aplicó a segmentos cortos de tiempo respecto a la longitud total (ventanas temporales), donde la señal se supone estacionaria. Como último paso del preprocesamiento, cada segmento se suavizó mediante una ventana de Hamming, a fin de evitar efecto de borde en el cálculo de la representación espectral [7].

Las ventanas temporales fueron analizadas con técnicas de estimación espectral, y en cada una se obtuvieron diversos parámetros, entre ellos: los coeficientes de predicción lineal (LPC), el banco de filtros espaciados en escala lineal (FB), en escala logarítmica o en escala auditiva de mel, los cepstrum y cepstrum en escala de mel [8].

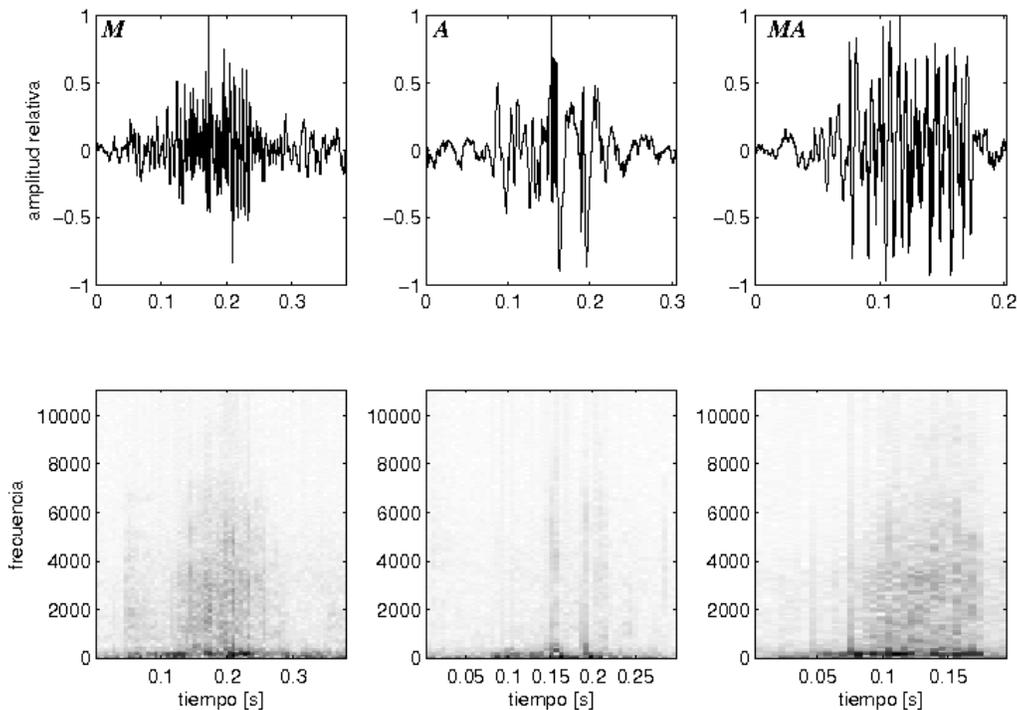


Figura 3: Señal temporal de los eventos masticatorios en los experimentos con ovejas (parte superior), alineadas con los correspondientes espectrogramas (parte inferior).

Reconocimiento de eventos

El último bloque del sistema consiste en el reconocedor propiamente dicho, formado por un conjunto de modelos estadísticos, los modelos ocultos de Markov (MOM). Básicamente, un MOM es una máquina con un número finito de estados conectados entre sí, cada uno de los cuales genera un segmento de patrón de acuerdo a una distribución de probabilidades de emisión. A su vez, además de los saltos entre estados, el MOM permite volver al mismo estado según las probabilidades de transición, permitiendo así modelar secuencias de diferente longitud. Cada modelo se especializa en capturar las particularidades de los patrones de un sub-evento masticatorio, siendo cada patrón de entrada analizado en paralelo por todos los modelos de eventos a fin de establecer cuál de ellos es el que mejor lo representa [7].

En este trabajo, los eventos a reconocer fueron cuatro: arranque (*A*), masticación (*M*), masticación- arranque (*MA*) y silencio (*sil*). Los MOM básicos se construyeron a nivel de sub-eventos, con cantidad de estados a determinar. La hipótesis detrás de esta elección es que los sub-eventos permiten obtener mejores modelos de las fases de cada evento: establecimiento (pase del silencio al inicio del evento), desarrollo y finalización (regreso al silencio).

Luego, mediante la concatenación de éstos MOM se forman los modelos de eventos completos en un nivel superior de modelado. En la Figura 4 se muestran los diferentes niveles y las relaciones entre ellos, donde los modelos de sub-eventos fueron ejemplificados con tres estados emisores.

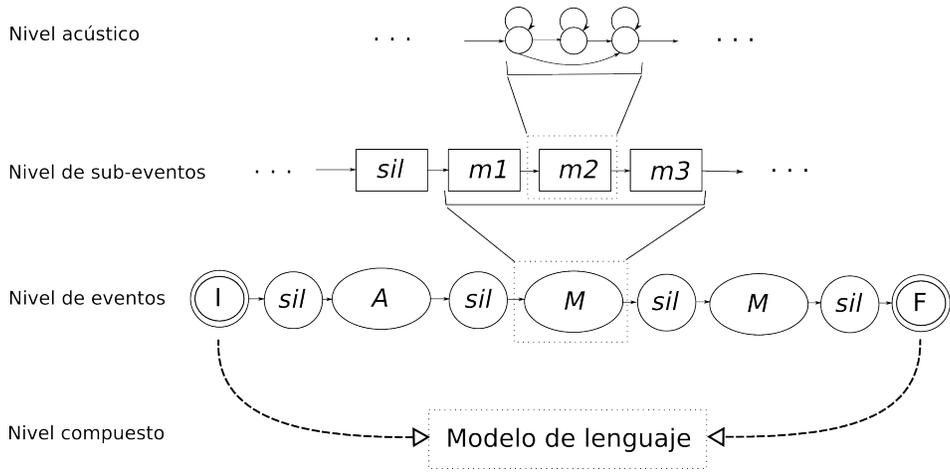


Figura 4: Niveles de modelación, desde el acústico (menor) hasta el compuesto (mayor).

El nivel de mayor abstracción está dado por el modelo del lenguaje, que fija las transiciones posibles entre eventos para formar las emisiones de ingesta de varios minutos. La Figura 5 muestra el modelo de lenguaje que fuera utilizado en los experimentos.

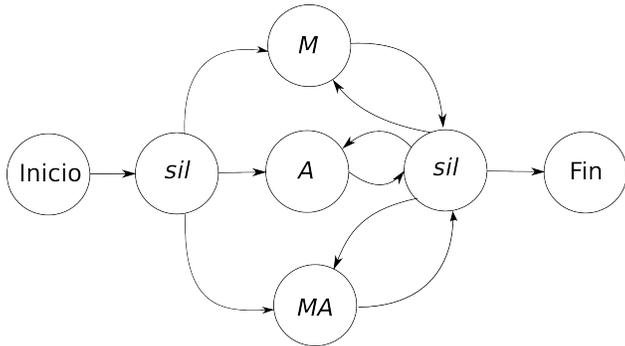


Figura 5: Modelo de lenguaje básico que regula la secuencia de posibles cadenas de eventos a ser reconocidas.

El esquema de modelación presentado hasta aquí se aplica por separado para cada condición experimental resultante de las dos especies forrajeras y de las dos alturas. Un clasificador que sea independiente de estas variables puede ser construido si se asocian todos los eventos individuales disponibles en un solo modelo general, y se entrena con señales de pastura en cualquier condición.

Una vez entrenado, el sistema funciona tomando una señal de entrada –registro completo para una sesión de un animal – a la cual aplica el análisis acústico por ventanas, genera los patrones de características y éstos son etiquetados por el reconocedor de acuerdo al conocimiento almacenado durante el entrenamiento. De esta manera, el sistema establece automáticamente los límites temporales de cada evento (segmentación) y le asigna una clase (clasificación).

Resultados

La duración total de los registros obtenidos en el pastoreo de ovejas fue de 563 y 457 s en alfalfa alta y corta, respectivamente; mientras que en pasto ovido se registraron 420 y 373 s para alto y corto, respectivamente. En el experimento con vacas, con cada combinación de pastura/altura se registraron aproximadamente 13 minutos de audio, con un promedio de 800 eventos en cada señal.

Dada la novedad del problema a resolver, diversos aspectos deben ser ajustados de manera óptima en la configuración de todo el sistema¹:

- Ancho de la ventana temporal de análisis: variado entre 10 y 100 ms en pasos de 10 ms, con un solapamiento entre ventanas sucesivas variable entre 25% y 75%.
- Extracción de características: los diferentes bancos de filtros fueron comparados con el análisis LPC, en el primer caso con número variable de bandas frecuenciales entre 0 y 3000 Hz, y cantidad variable de coeficientes para el segundo caso. Se calcularon, además, los coeficientes delta y energía de cada uno de ellos [9].
- Arquitectura de los modelos: inicialmente se trabajó con un único modelo por evento, luego se aplicó el esquema de cantidad variable de sub-eventos por modelo.
- Número de estados emisores por modelo: variado entre 2 y 8.

Todos estos aspectos pueden, a su vez, variar según el tipo de animal. Por ejemplo, la secuencia de eventos en la actividad masticatoria en ovejas puede estar bien diferenciada de la que realizan las vacas, lo que conduciría a modelos de lenguaje con probabilidades diferentes.

Para determinar el desempeño del clasificador en estos experimentos, las etiquetas otorgadas por el sistema son contrastadas respecto a las establecidas oportunamente por el experto. Por cada evento presente en la señal, el sistema puede tener un acierto (al reconocer correctamente el evento), o bien una falla. Estas últimas pueden ser de dos tipos: omisión, cuando el sistema no informa el evento sucedido (tratándolo como un silencio extendido) o sustitución, cuando le asigna una etiqueta errónea. En el análisis del desempeño, el porcentaje de eventos correctamente clasificados R (en %) está dado por:

$$R = \frac{N - (D + S)}{N} \times 100$$

donde N es el número total de eventos a reconocer, D es la cantidad de omisiones y S la cantidad de sustituciones introducidas por el clasificador.

Experimentación en ovejas

En el ajuste inicial de parámetros se utilizaron las señales de alfalfa alta, con las cuales se encontró que los coeficientes LPC (20 valores) mejoran el desempeño del sistema respecto a los bancos de filtros. A fin de fijar los parámetros en el análisis acústico, se realizó un barrido de ancho de ventana y solapamiento. La mejor combinación encontrada consiste en un ancho de ventana de 20 ms y solapamiento de 75%, con la que se logra $R=89,38\%$.

¹ Dado el carácter exhaustivo de la experimentación, en el resto de la exposición pueden encontrarse mencionados algunos experimentos que no han sido detallados aquí por cuestiones de espacio.

Basados en el análisis cualitativo de los espectrogramas de los eventos, se fijó la cantidad de sub-eventos en 3 para el A , 2 para el M , 3 para el MA y 1 para el sil , ya que en distintos experimentos se demostró que el uso de sub-eventos permite alcanzar mejores resultados que el esquema basado en un solo modelo por evento [10]. Como alternativa a modelar el silencio de manera independiente, también se probó una configuración que lo incorpora en cada evento masticatorio. En este caso, los eventos quedan formados por las concatenaciones dadas por: $M=m1+m2+m3+sil$, $A=a1+a2+sil$ y $MA=am1+am2+am3+sil$. La comparación entre estas dos maneras de representar el silencio se realizó en un experimento donde los modelos se entrenaron para discriminar solamente entre tipos de pastura y alturas (4 clases), resultando un incremento del 8,41% ($R=66,53\%$) al emplear el silencio incorporado en los eventos. En el reconocimiento únicamente de la pastura, el valor de R alcanzó el 83,78%.

En los experimentos, una variable fue ajustada a la vez y un clasificador fue entrenado y probado con el método *leave-k-out*, empleando 10 particiones aleatorias del 80% de los datos para entrenamiento y el 20% para prueba [11]. Los resultados reportados corresponden al promedio de las 10 particiones. En la Tabla 1 se resumen los resultados de clasificación obtenidos para cada evento, modelando por separado cada tipo de pastura y altura. Los resultados obtenidos con pasto ovilla son, por lo general, inferiores a los de alfalfa. Esta situación se da probablemente debido a la baja relación señal-ruido que poseen las señales de este tipo de pastura.

Tabla 1: Porcentaje de clasificación para cada evento en modelos dependientes de la especie forrajera y la altura en ovejas

	A	M	MA
Alfalfa alta	74	96	61
Alfalfa corta	68	94	49
Pasto ovilla alto	66	90	39
Pasto ovilla corto	18	77	74

Una tarea diferente es reconocer el evento sin importar la especie forrajera y la altura. La Tabla 2 presenta los valores de reconocimiento en una matriz de confusión, donde una clasificación ideal llevaría a obtener todos los elementos de la diagonal principal iguales a 100%. Los elementos fuera de esta diagonal muestran el porcentaje de error del sistema entre el evento verdadero (fila) y el etiquetado por el reconocedor (columna). El porcentaje general de clasificación obtenido fue del 82%.

Tabla 2: Matriz de confusión de cada evento en los experimentos en ovejas, independiente de la especie forrajera y la altura.

	A	M	MA
A	58	21	20
M	3	89	7
MA	13	31	56

Experimentación en vacas

Al igual que los experimentos en ovejas, aquí también se realizó el ajuste inicial sobre las señales registradas en el pastoreo de alfalfa alta.

En la elección de las características acústicas, mediante el empleo de los coeficientes LPC se lograron tasas de reconocimiento de $R=72,16\%$, mientras que con un banco de 10 filtros espaciados en escala de mel los resultados llegaron hasta el $79,35\%$. Se presentan estos últimos resultados, ya que los obtenidos mediante coeficientes cepstrales en escala de mel fueron inferiores a los mencionados.

Luego se ajustó la cantidad de filtros del banco, variable entre 10 y 25, y sus frecuencias mínima y máxima, variable entre 0 y 3000 Hz. En festuca alta y corta y alfalfa alta, los mejores resultados se obtuvieron con 10 filtros espaciados entre 0 y 500 Hz, mientras que para alfalfa corta las tasas de reconocimiento máxima se lograron con 22 filtros espaciados entre 0 y 700 Hz.

Los parámetros de tamaño y paso de la ventana temporal, fundamentales para realizar el análisis en tramos estacionarios de señal, fueron óptimos para 60 ms y 25%, respectivamente. En estas condiciones, sobre alfalfa alta se obtiene un $R=74,45\%$.

El último experimento de ajuste consistió en una búsqueda exhaustiva del número adecuado de sub-eventos por evento masticatorio. La Tabla 3 muestra las cantidades con que se logran las mejores tasas de reconocimiento, donde se puede observar que este parámetro es dependiente de la pastura y también de altura en el caso de la alfalfa.

Tabla 3: Cantidad de sub-eventos por cada evento, discriminados por tipo de la especie forrajera y la altura en vacas.

	<i>A</i>	<i>M</i>	<i>MA</i>
Alfalfa alta	4	2	3
Alfalfa corta	4	4	5
Festuca alta y corta	4	3	3

Los experimentos definitivos con cada especie forrajera y altura fueron realizados siguiendo el mismo método de validación que el utilizado en ovejas. Los datos disponibles se dividieron en una partición de prueba (formada por una señal de audio), que fue utilizada para probar el desempeño de un sistema entrenado con el resto de señales. En general los desempeños obtenidos fueron altos (Tabla 4), aunque algo inferiores para el caso de alfalfa corta. Este resultado podría explicarse teniendo en cuenta que los eventos registrados con leguminosas tiene menor energía que con gramíneas, provocando una disminución en la relación señal/ruido, que se acentúa en el caso de pastura corta.

Tabla 4: Porcentaje de clasificación en vacas para cada evento en modelos dependientes de la especie forrajera y la altura

	<i>A</i>	<i>M</i>	<i>MA</i>
Alfalfa alta	79	87	94
Alfalfa corta	76	90	60
Festuca alta	82	92	94
Festuca corta	89	98	90

La matriz de confusión general obtenida en el reconocimiento independiente del tipo de pastura y altura se muestra en la Tabla 5, siguiendo los mismos lineamientos que los expuestos para la Tabla 2. En este caso, el porcentaje general de clasificación fue de 89,86%.

Tabla 5: Matriz de confusión en la clasificación de cada evento en los experimentos con vacas, independiente de la especie forrajera y la altura.

	<i>A</i>	<i>M</i>	<i>MA</i>
<i>A</i>	81	10	9
<i>M</i>	2	93	5
<i>MA</i>	5	6	89

Conclusiones y trabajos futuros

Dado que, de acuerdo a nuestro conocimiento, no se han informado sistemas similares para realizar esta tarea, una primera parte del trabajo se dedicó al estudio de las características frecuenciales de los sonidos y al ajuste del análisis acústico propuesto. Por medio de una técnica robusta de modelación como los MOM, los resultados demuestran que es posible capturar las particularidades de los sonidos ingestivos a diferentes niveles, desde el modelo básico de sub-eventos hasta regularidades de largo plazo dadas por el modelo de lenguaje.

El estudio provee las bases para el desarrollo de un sistema completo de registro, análisis, segmentación y clasificación de sonidos con aplicaciones en el cálculo automático de la tasa de consumo y el comportamiento de los rumiantes en pastoreo, como herramientas de ayuda en la toma de decisiones en sistemas de producción animal.

Esta propuesta podría ser ampliada para reconocer otros tipos de sonidos ingestivos, como los producidos durante la bebida, la suplementación con granos o bien para modelar sonidos de rumia, las vocalizaciones del animal u otros de baja energía y corta duración como golpes contra el suelo. Cuando son reconocidos, estos sonidos son etiquetados como algún evento presente en el modelo del lenguaje, llevando a desviaciones en el cálculo de la tasa de arranques. Opcionalmente, se dispone actualmente de diversas técnicas de limpieza de ruido que podrían ser aplicadas para mejorar la señal sonora previamente a la clasificación (actualmente las señales presentan diversos ruidos ambientales de fondo, como por ejemplo sonidos de pájaros).

Otros aspectos de funcionamiento a explorar son el diseño y montaje de un dispositivo de grabación con mayor autonomía y robustez, que permita la adquisición de señales en pastoreo en condiciones extensivas y su posterior procesamiento, o bien la incorporación del sistema completo en un dispositivo microcontrolado portátil para el análisis en tiempo real que podría incluir también el registro de otros datos de interés.

Reconocimientos

Los autores agradecen especialmente la colaboración de María Soledad Padrón, Fernando Guerin, Mariela Pece y Marcelo Larripa. Este trabajo fue realizado con apoyo de CONICET; la ANPCyT y UNL bajo los Proyectos PICTO-UNL 36214 y CAI+D 012-72; el INTA bajo el Proyecto PNLEC 1101 y la UNR en el proyecto 19/G203.

Referencias

- [1] Rutter, S. M., Champion, R. A. and Penning, P. D., An automatic system to record foraging behaviour in free-ranging ruminants. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 54:185-195, 1997.
- [2] Matsui, K. and Okubo, T., A method for quantification of jaw movements suitable on free-ranging cattle. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 32: 107-117, 1991.
- [3] Klein, L., Baker, S. K., Purser, D. B., Zanich, A. and Bray, A. C., Telemetry to monitor sounds and chews during eating and rumination by grazing sheep. *Proc. Aust. Soc. Anim. Prod.* 20, p. 423, 1994.
- [4] Laca, E. A., Ungar, E. D. and Demment, M. W., Mechanisms of handling time and intake rate of a large mammalian grazer. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 39: 3-19, 1994.
- [5] Reby, D., André-Obrecht, R., Galinier, A., Farinas, J. and Cargnelutti, B., Cepstral coefficients and hidden markov models reveal idiosyncratic voice characteristics in red deer (*cervus elaphus*) stags. *J. Acoust. Soc. Am.*, 120: 4080-4089, 2006.
- [6] Vlad M. Trifa, Alexander N. G. Kirschel, and Charles E. Taylor, Automated species recognition of antbirds in a Mexican rainforest using hidden Markov models. *J. Acoust. Soc. Am.*, 123 (4): 2424-2431, 2008.
- [7] Huang, X., Acero, A. and Hon, H. *Spoken Language Processing: a guide to theory, algorithm and system development*. Prentice Hall, USA, 2001.
- [8] Oppenheim, A. V. and Schaffer, R. W. *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [9] Young, J., Evermann, G., Gales, M., Hain, T., Kershaw, D. and Moore, G. *The HTK Book*. Cambridge University, 2005.
- [10] Guerin F., Milone D., Cangiano C., Galli J., Martínez C., Laca E., Registro y clasificación de eventos masticatorios de ovinos en pastoreo. Simposio Argentino de Tecnología (AST), 35° Jornadas Argentina de Informática e Investigación Operativa (JAIIO), 2006.
- [11] Duda, R. O., Hart. P. E. and Stork, D. G. *Pattern Classification, 2nd edition*. Wiley-Interscience, 2000.

Contacto:

Diego Milone, FICH - UNL. Ciudad Universitaria Paraje "El Pozo", S3000, Santa Fe. d.milone@ieee.org