

Registro y clasificación de eventos masticatorios de ovinos en pastoreo*

F. Guerin¹, D. Milone^{1,2}, C. Cangiano³, J. Galli⁴, C. Martínez^{2,1}, and E. Laca⁵

¹ Facultad de Ingeniería y Cs. Hídricas, Univ. Nacional del Litoral, Argentina
fguerin@fich.unl.edu.ar, dmilone@fich.unl.edu.ar

² EEA Balcarce, Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, Argentina
ccangiano@balcarce.inta.gov.ar

³ Facultad de Ciencias Agrarias, Univ. Nacional de Rosario, Argentina
jgalli@unr.edu.ar

⁴ Facultad de Ingeniería, Univ. Nacional de Entre Ríos, Argentina
cmartinez@bioingenieria.edu.ar

⁵ Department of Plant Sciences, Univ. of California, Davis
ealaca@ucdavis.edu

Resumen Obtener automáticamente parámetros durante el pastoreo, tales como los movimientos mandibulares, es de gran importancia para el estudio del comportamiento animal. Realizar estas tareas mediante el registro visual continuo lleva demasiado tiempo y requiere de una gran experiencia para reconocer correctamente las diferentes acciones durante el pastoreo. Para resolver estos problemas se desarrolló un sistema que permita realizar estas tareas de forma automática y sencilla. Se presenta un método para la segmentación y clasificación de sonidos ingestivos por medio de modelos ocultos de Markov, y un diseño para la implementación de una interfaz web para su uso. Se realizaron pruebas preliminares sobre los métodos de parametrización de forma de conseguir una configuración optima. Con esta configuración los modelos fueron entrenados y probados usando diferentes pasturas y se logró reconocer correctamente más del 90% de los eventos masticatorios.

1. Introducción

Conocer el comportamiento durante el pastoreo y la rumia es de gran importancia a la nutrición de rumiantes. Numerosos han sido los intentos para medir automáticamente distintos parámetros específicos, tales como tiempo de pastoreo, tiempo de rumia, movimientos mandibulares y tasa de consumo, entre otros [1,2,3,4,5]. Un sistema de registro del tiempo de pastoreo brinda una gran cantidad de información estadística útil para veterinarios, ingenieros agrónomos y productores agropecuarios; en la actualidad no se cuenta con un sistema confiable y de fácil aplicación que brinde este tipo de información. Uno de los principales problemas es la adquisición y reconocimiento automáticos de la información necesaria, ya que el registro visual continuo es demasiado costoso [6].

* Este trabajo fue financiado por UNL-CAID 012-72 y CONICET.

Existen resultados que permiten suponer que un método acústico podría tener la capacidad para solucionar este problema [3], donde a través de un micrófono se registra el arranque del pasto (asociado al bocado en pastoreo) y la trituración del forraje (masticaciones). Este enfoque es el único que permite una precisa discriminación de los movimientos mandibulares compuestos (una masticación y un arranque en el mismo movimiento mandibular) y además, posee una riqueza tal en la información que permite una predicción del consumo de alimento en el corto plazo [7,8].

El acto de pastoreo involucra la selección del forraje, su aprehensión, masticación, insalivación y tragado del forraje. El animal varía el número y peso de los bocados que toma en función de la estructura de la vegetación (cantidad de materia seca disponible, altura de las plantas, densidad del forraje y cobertura) determinando una tasa de consumo. Esta tasa de consumo, junto con el tiempo de pastoreo, definen la cantidad de forraje consumido.

En los rumiantes, la masticación durante la ingestión y la rumia es esencial para reducir el tamaño de las partículas del alimento y aumentar la relación superficie/volumen. De esta manera, el animal mejora el ataque microbiano y la degradación del alimento y facilita el pasaje ruminal de los residuos indigestibles. La masticación estimula la secreción de saliva, la cual contiene altos niveles de bicarbonatos y fosfatos que actúan como buffers y colaboran en mantener un nivel de pH ruminal adecuado para la actividad microbiana. Problemas de parasitismo, de mastitis (inflamación de la glándula mamaria) y en general muchos otros asociados con el estrés, también podrían ser detectados tempranamente si se logra asociarlos con variables del comportamiento ingestivo del animal.

Se pueden distinguir 3 eventos durante el pastoreo: el arranque, cuando el animal corta la pastura con sus dientes; la masticación, que es un movimiento simple de mandíbula al masticar; y un arranque-masticación, cuando se realiza un movimiento compuesto de mandíbula al hacer las dos acciones anteriores sin pausa. Para la denominación de los sonidos de estos eventos se utilizará *bite* para el arranque, *chew* para la masticación y *chew-bite* para el arranque-masticación.

Sin embargo, los estudios precisos de todos estos comportamientos se ven fuertemente limitados por la capacidad tecnológica disponible. Los equipos existentes además de poseer un elevado costo, apenas permiten registrar algunas variables con muy poca información sobre el comportamiento ingestivo. Más aún, sus características técnicas los hacen invasivos, por lo que en muchos casos el comportamiento del animal se ve claramente afectado por la presencia del equipo de medición.

En este trabajo se presenta un método preciso y de fácil uso que permite la segmentación y clasificación automática. Éste se basa sobre la hipótesis de que a partir del registro de la señal acústica en la cabeza del rumiante es posible automatizar la extracción de información relevante sobre su comportamiento ingestivo. El sistema puede ser dividido en tres partes: análisis espectral de la señal, segmentación y clasificación automática de los eventos masticatorios y el tipo de pastura ingerida.

Esta división permite aproximar una primera idea del modelo utilizado para el reconocimiento de patrones en el sistema. Como siempre en la clasificación de patrones, es necesario un preproceso de extracción de características. En señales de audio es común trabajar con algún tipo de representación espectral, que habrá que ajustar en base a las características propias de los eventos masticatorios. A continuación se reconoce utilizando modelos ocultos de Markov (MOM), dada su reconocida capacidad para modelar procesos no estacionarios de larga duración en espacios n-dimensionales. Los sistemas de reconocimiento basados en MOM naturalmente integran el proceso de segmentación y clasificación en una única estructura de estados, probabilidades de transición y distribuciones de observación.

Este artículo se organizará de la siguiente forma. En la Sección 2 hace una breve explicación del método para el reconocimiento automático utilizado. La Sección 3 detalla el diseño web para la utilización del método. La Sección 4 trata sobre los experimentos. Los resultados están detallados en la Sección 5. En la Sección 6 se presenta la discusión y la Sección 7 contiene las conclusiones.

2. Reconocimiento automático

2.1. Modelo estadístico

El reconocimiento de los eventos ingestivos en los archivos de audio fue realizado por medio de modelos ocultos de Markov continuos (MOMC). Los MOM son modelos estadísticos que proporcionan descripciones estadísticas de secuencias de eventos. Han demostrado ser muy adecuados para el modelado del habla, fundamentalmente porque han podido capturar adecuadamente su dinámica en muy diversas aplicaciones [9]. Así, para abordar el tratamiento de la no-estacionariedad presente en estas señales sonoras, se propone modelar los sonidos masticatorios como un proceso markoviano. Básicamente un MOMC es definido por la estructura $\Theta = \langle \mathcal{Q}, \mathcal{O}, \mathbf{A}, \mathcal{B} \rangle$, donde \mathcal{Q} es el conjunto de estados posibles, \mathcal{O} es el espacio de observación, \mathbf{A} es la matriz de probabilidades de transición y \mathcal{B} es el conjunto de funciones de densidad de probabilidad (pdf) de observación.

La matriz de transiciones queda definida como $\mathbf{A} = \Pr(q_t = j | q_{t-1} = i)$, donde $q_{t-1}, q_t \in \mathcal{Q}$ son dos estados de Θ que han sido visitados en tiempos consecutivos. Si $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^D$ es una evidencia acústica para Θ , entonces la pdf es modelada como la mezcla $b_j(\mathbf{x}_t) = \sum_{k=1}^{N_c} c_{jk} b_{jk}(\mathbf{x}_t)$, definiendo los componentes como pdf Gaussianas $b_{jk}(\mathbf{x}_t) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\mu}_{jk}, \mathbf{U}_{jk})$ [10].

Si se analiza la evolución temporal del espectro de un solo *chew* o *bite* la conclusión es que para modelar cada evento se necesita una concatenación de subeventos MOM. En base al modelo genérico Θ , es posible construir un conjunto de modelos de subevento Θ_φ y definir el modelo del evento como una concatenación de estos modelos de subeventos. El último estado de cada subevento está enlazado al primero del siguiente subevento con una probabilidad de 1. Entonces se puede definir el modelo del evento acústico como ${}^E\Theta_m = \Theta_{m_1} \leftrightarrow \Theta_{m_2} \leftrightarrow \Theta_{m_3} \dots$

En este desarrollo se usaron 4 eventos denominados *chew*, *bite*, *chew-bite* y silencio. Éstos constituyen las clases para la tarea de clasificación de la secuencia, para simplificar la notación los agrupamos en el conjunto $\mathcal{E} = \{e_a, e_b, e_{cb}, e_s\}$.

Sin embargo esta estructura solo puede ser usada para reconocer eventos de forma aislada. Para modelar una secuencia de los eventos y los silencios se necesita concatenar los modelos aislados en un MOM compuesto. En la secuencia de eventos la probabilidad de que ocurra un *chew* dado que se ha detectado un *bite* previamente no es la misma que si el evento previo fuese un *sil*. Lo que se necesita es modelar estadísticas a largo plazo entre los modelos de eventos y esto es comúnmente realizado con n-gramas [11]. Sea $\mathbf{e}^M = e_1, e_2, \dots, e_M$ una secuencia ordenada con M eventos para reconocer. Para cada e_m en la secuencia podemos definir su historial de orden N como: $\mathbf{h}_m^N = e_{m-1}, e_{m-2}, \dots, e_{m-N+1}$. El modelo estadístico puede ser aproximado por:

$$\Pr(\mathbf{e}^M) = \prod_{m=1}^M \Pr(e_m | \mathbf{h}_m^m) \approx \prod_{m=1}^M \Pr(e_m | \mathbf{h}_m^N) \triangleq G^N(\mathbf{e}^M) \quad (1)$$

2.2. Entrenamiento de los modelos

En esta sección repasaremos las formulas de estimación para las probabilidades de MOMC y n-gramas. Una demostración detallada de las ecuaciones puede encontrarse en la literatura de reconocimiento de automático del habla [10].

En la estructura de los MOMC compuestos, los modelos de los eventos están conectados de acuerdo con la secuencia de entrenamiento de las etiquetas de los eventos. Si $|\mathcal{Q}|_{(m)}$ es el último estado del modelo del evento ${}^E\Theta_m$ y $1_{(n)}$ es el primer estado del modelo ${}^E\Theta_n$, entonces la probabilidad de transición entre los eventos e_m y e_n en el modelo compuesto es $a_{|\mathcal{Q}|_{(m)}, 1_{(n)}} \triangleq G^{(2)}(e_m, e_n)$.

Ahora se puede construir un modelo compuesto ${}^C\Theta_\ell$ para cada secuencia $\mathbf{X}_\ell^{T_\ell}$ en el conjunto de entrenamiento. Los estados de e_m en ${}^C\Theta_\ell$ serán notados como $i_{(m)}, j_{(m)} \in \mathcal{Q}_{(m)}({}^C\Theta_\ell)$. Se reestiman los parámetros del modelo compuesto de una forma similar a un simple MOMC [12]. Por ejemplo para la probabilidad de transición:

$$\tilde{a}_{i_{(m)}j_{(m)}} = \frac{\sum_{\ell=1}^D \sum_{t=1}^{T_\ell} p(\mathbf{X}_\ell^{T_\ell}, q_{\ell,t-1} = i_{(m)}, q_{\ell,t} = j_{(m)} | {}^C\Theta_\ell) / p(\mathbf{X}_\ell^{T_\ell} | {}^C\Theta_\ell)}{\sum_{\ell=1}^D \sum_{t=1}^{T_\ell} p(\mathbf{X}_\ell^{T_\ell}, q_{\ell,t-1} = i_{(m)} | {}^C\Theta_\ell) / p(\mathbf{X}_\ell^{T_\ell} | {}^C\Theta_\ell)} \quad (2)$$

Cuando el proceso de reestimación converge, todos los parámetros del MOMC están fijos y las probabilidades del modelo de lenguaje son estimadas separadamente. La probabilidad para el evento e_m dado su historial \mathbf{h}_m^N puede ser estimado por las frecuencias relativas $\Pr(e_m | \mathbf{h}_m^N) \approx \mathcal{C}(e_m, \mathbf{h}_m^N) / \mathcal{C}(\mathbf{h}_m^N)$, pero existen varias situaciones prácticas en donde esta estimación falla [12]. Uno de los métodos más comúnmente usados para el suavizado de la gramática es

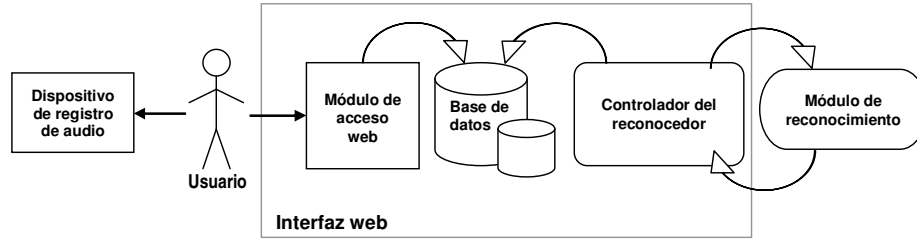


Figura 1. Diagrama de los componentes principales de la interfaz web

el *baking-off* [11]. Para el caso de los bigramas se estima la probabilidad de transición mediante:

$$\Pr(e_m | e_n) = \begin{cases} \frac{\mathcal{C}(e_m, e_n) - \vartheta}{\mathcal{C}(e_m)} & \text{si } \mathcal{C}(e_m, e_n) > 0 \\ \frac{1 - \frac{\sum_{e_n / \mathcal{C}(e_m, e_n) > 0} \Pr(e_m | e_n)}{\sum_{e_n / \mathcal{C}(e_m, e_n) > 0} \Pr(e_n)}}{1 - \frac{\sum_{e_n / \mathcal{C}(e_m, e_n) > 0} \Pr(e_n)}}{\sum_{e_n / \mathcal{C}(e_m, e_n) > 0} \Pr(e_n)}} \Pr(e_n) & \text{de otra manera} \end{cases} \quad (3)$$

donde $\Pr(e_m) \triangleq \mathcal{C}(e_m) / |\mathcal{E}|$ y fijando empíricamente $\vartheta = 0,5$.

La decodificación de la secuencia para la clasificación final está basada en el algoritmo de Viterbi como es común en los sistemas de reconocimiento automático del habla [13,14].

3. Diseño de interfaz web para la utilización del método

Se desarrolló una aplicación basada en el método presentado en la sección anterior y a continuación se detalla el diseño de una interfaz web para su administración y uso. Se desea que el usuario utilice esta interfaz para realizar la petición de trabajos (reconocimiento y cálculo de parámetros), cargando los datos y el archivo de audio a procesar en el sistema. Una vez que el trabajo esté procesado el usuario podrá visualizar los resultados en forma de informes por medio de la interfaz web. La interacción básica en el sistema se esquematiza en la Figura 1.

El dispositivo de registro debe ser colocado por el usuario sobre la cabeza del animal a ser evaluado, éste registra señales de audio durante el pastoreo. Luego el usuario mediante una computadora personal con acceso a Internet accede al sistema y crea un nuevo trabajo, para lo cual debe transmitir los datos registrados por el dispositivo. El sistema web carga los datos del trabajo en una base de datos y luego de hacerle una prueba de calidad a la señal de audio, la envía al módulo de reconocimiento para ser procesada. Una vez que estén los resultados, éstos son cargados en la base de datos y desde este punto el usuario tiene disponible para su visualización un informe preliminar. Un encargado de

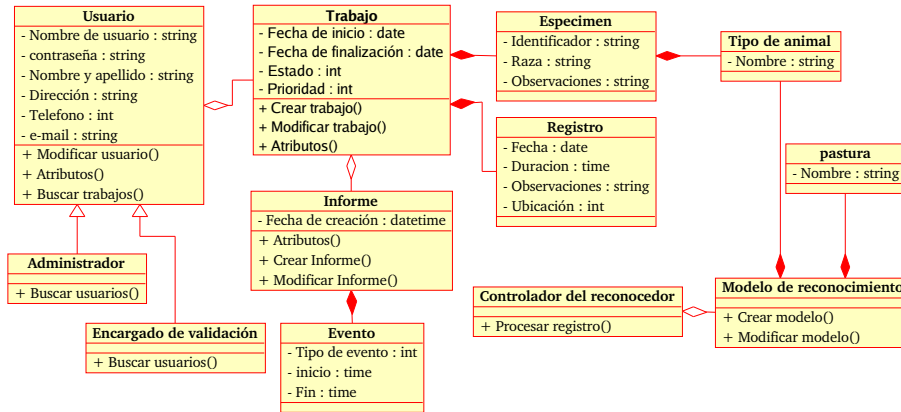


Figura 2. Diagrama de clases

validación revisa los resultados y en caso de ser satisfactorios dará el carácter de final al informe anterior.

Las características contempladas son las siguientes:

- Creación de nuevos trabajos: el usuario inicia un nuevo trabajo ingresando los datos del mismo (raza del animal, prioridad del trabajo, etc.) y el archivo con la información a ser procesado.
- Acceso con contraseña: para poder ingresar al sistema el usuario debe ingresar su nombre de usuario y contraseña.
- Visualización de informes: una vez procesado un trabajo, el usuario tiene disponible la visualización de los resultados.
- Soporte en línea: el usuario puede comunicarse con el administrador del sistema para cualquier tipo de consulta.
- Validación de resultados del modulo de reconocimiento: el encargado de validación tiene la posibilidad de revisar y en el caso de producirse alguna falla modificar los resultados de un trabajo obtenidos por el módulo de reconocimiento.
- Creación y modificación de los usuarios: el administrador del sistema web puede crear nuevos usuarios y modificar sus propiedades (nombre de usuario, contraseña, etc.) bajo petición.
- Actualización de modelos de reconocimiento: el administrador puede actualizar el sistema si es que se modifica o crea algún nuevo modelo de reconocimiento.

El diagrama de clases del diseño se muestra en la Figura 2

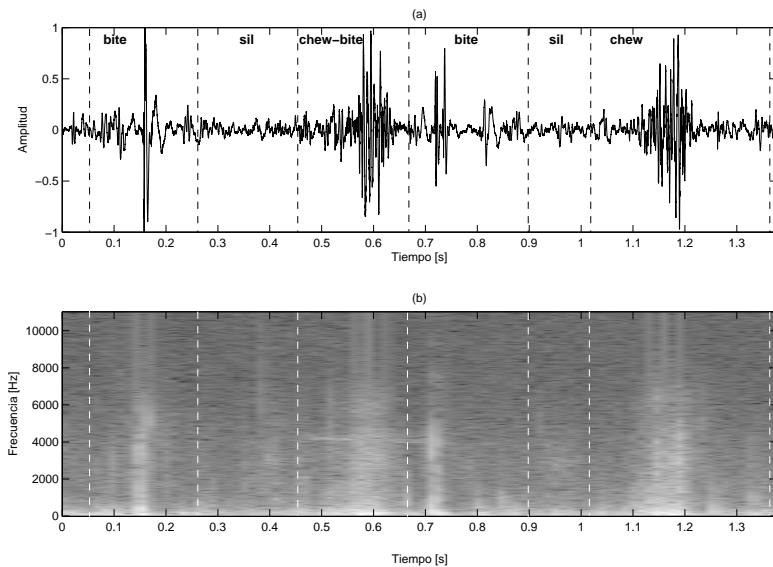


Figura 3. (a) Señal correspondiente a la secuencia de eventos *bite*, *sil*, *chew-bite*, *bite*, *sil*, *chew* (amplitud normalizada). (b) Transformada de Fourier de tiempo corto de la señal en (a).

4. Resultados

4.1. Obtención de las señales acústicas

Las señales fueron obtenidas de un experimento de pastoreo realizado en la Universidad de California, Davis, y en la Universidad Nacional de Rosario. En el mismo fueron utilizadas ovejas comiendo alfalfa corta y alta, y pasto ovillo corto y alto. Las grabaciones se realizaron fijando un micrófono inalámbrico a la cabeza del animal y dejándolo comer. Para lograr un mejor etiquetado de los eventos masticatorios de la señal de audio se realizó también una filmación del experimento.

Los sonidos fueron digitalizados en el formato PCM no comprimido, usando un solo canal con una resolución de 16 bits y una frecuencia de muestreo de 44100 Hz. Debido a la naturaleza de baja frecuencia de la señal éstas fueron remuestreadas a 22050 Hz. En la Figura 3 se muestra un ejemplo de la señal. Como se puede observar, la duración de los eventos está entre 100 ms y 250 ms, y siempre hay una pausa o silencio entre cada evento.

Las grabaciones fueron etiquetadas por expertos en comportamiento animal. Ellos realizaron una segmentación de forma manual con la ayuda de la filmación y un archivo de etiquetas fue vinculado con cada archivo de audio.

Las muestras fueron divididas en 4 grupos: alfalfa corta y alta, y pasto ovillo corto y alto. Para lograr resultados estadísticamente representativos todos los experimentos fueron realizados de acuerdo con el método dejar- k -afuera promediado [15]. Se hicieron 10 particiones usando el 80 % del tiempo total para entrenamiento y el 20 % restante para las pruebas.

4.2. Pruebas preliminares

Debido a que esta es una tarea de reconocimiento sin precedentes se realizaron pruebas preliminares con el objeto de determinar la mejor configuración de los modelos y sus parámetros. Éstas se realizaron sobre: el ancho de la ventana y su superposición, métodos de parametrización (predicción lineal, banco de filtros, coeficientes cepstrales y coeficientes cepstrales en escala de mel)[10], números de estados por modelo y número de modelos por evento. En todos los casos el preprocesamiento de la señal consistió en un filtro de preénfasis ($\alpha = 0,97$) y para el análisis por tramos se empleó una ventana de Hamming. Se utilizaron 10 bandas de frecuencia separadas linealmente entre 0 y 2000 Hz para el banco de filtros, 20 coeficientes para el análisis de predicción lineal y en ambos casos se agregó la energía y los coeficientes delta [16].

Las pruebas realizadas sobre los métodos de parametrización demostraron que la predicción lineal tiene mejores resultados que las otras alternativas. En base a estos resultados y a una inspección visual de la señal acústica (ver Figura 3), en la estructura de MOMC se usaron 3 subeventos para *chew*, 2 subeventos para *bite* y un subevento para el silencio.

Finalmente, se llevaron a cabo pruebas con la configuración anterior para el ajuste del ancho de la ventana, la superposición y el número de estados emisores por modelo. Los mejores resultados son obtenidos con una ventana de 20 ms y una superposición del 75 %, usando 3 estados emisores.

Este análisis preliminar se realizó usando solamente los archivos de alfalfa alta y la mejor configuración encontrada se utilizó para los experimentos finales. En estos, además de utilizar las distintas pasturas, se utilizó en el modelo un bigrama.

4.3. Resultados de reconocimiento

Para cada partición de prueba se empleó como medida de desempeño:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N T_i - D_i - S_i - I_i}{\sum_{i=1}^N T_i}$$

siendo N el número total de registros y para cada registro i : T_i el número total de eventos, D_i la cantidad de eventos omitidos, S_i la cantidad de eventos substituidos, I_i el número de eventos insertados.

Cuadro 1. Resultados del reconocimiento para diferentes pasturas, sin usar un modelo de lenguaje y usando un modelo de bigrama. *AA*: alfalfa alta, *AC*: alfalfa corta, *PA*: pasto ovillo alto, *PC*: pasto ovillo corto.

Reconocimiento promedio R [%]	AA	AC	PA	PC
Sin modelo de lenguaje	88.08	85.12	79.55	73.52
Con modelo de lenguaje	92.73	91.32	89.09	89.57

Para el cálculo de la tasa de reconocimiento se realizó una alineación temporal de las etiquetas de los eventos reconocidos correspondientes a un registro de prueba dado con las etiquetas de referencia del mismo registro [14]. También se ignoraron los silencios y los resultados finales son el promedio de estas medidas en todas las particiones de entrenamiento y prueba. Un ejemplo de la salida del sistema de evaluación es el siguiente:

Etiquetas de referencia: **chew chew bite chew bite chew**

Etiquetas reconocidas: **chew bite chew chew chew bite**

El primer *bite* reconocido es una inserción y el tercer *chew* una substitución. El último evento de la referencia no fue reconocido por lo cual se trata de una omisión.

En la Tabla 1 se resumen los resultados para las diferentes alturas y cada tipo de pastura. También se realizaron pruebas con el modelo compuesto, usando bigramas como modelo de lenguaje, con todas las pasturas mezcladas; dando como resultado un reconocimiento de 48.10 % usando un modelo independiente para el silencio, un 54.66 % si al silencio se lo usaba como un subevento de los modelos de eventos y un 74.78 % teniendo en cuenta solo el reconocimiento del tipo de pastura con el silencio como un subevento.

5. Discusión

Los valores de ancho de ventana obtenidos pueden interpretarse como un indicador del tiempo en el que la señal se mantiene estacionaria, en el sentido que sus características espectrales (coeficientes de predicción lineal en este caso) no varían significativamente en este intervalo y los correspondientes a un tramo dado pueden distinguirse bien de los tramos adyacentes por una medida de distancia espectral [10].

El número de estados de un modelo es una medida de los cambios internos de la señal de un evento, por lo que es esperable que las señales más complejas necesiten de modelos con más estados. Los modelos de 3 estados han demostrado ser suficientes para modelar fonemas en el reconocimiento automático del habla, y por tanto es aceptable que los mejores resultados hayan sido obtenido para un modelo de 3 estados. En principio la señal de sonidos masticatorios no deberá tener más complejidad que la de habla, al menos al considerar los mecanismos de generación de los dos tipos de sonidos.

Los errores que comete el reconocedor pueden deberse a que los patrones empleados contienen ruidos propios del comportamiento del animal y que no

tienen relación con los sonidos masticatorios (p. ej. balidos o rozamientos con el suelo). Por esto el sistema clasifica a estos ruidos como algún evento (en general *bite*) dado que no son estrictamente silencio, mientras que en las etiquetas de referencia han sido marcados como *sil* lo que implica un error por inserción. Sin embargo, puede realizarse una depuración posterior de estos eventos mal clasificados ya que en general son de corta duración y poca energía comparados con la energía promedio de los eventos masticatorios. Si en experimentos posteriores se determina que el balido del animal es frecuente, entonces podría pensarse en incluir un modelo para este evento y evitar que el sistema lo clasifique como evento masticatorio.

Los modelos para un tipo de pastura mostraron ser más efectivos con respecto a los resultados de reconocimiento que los obtenidos con la mezcla de los modelos. Éste último tiene una gran tasa de error (principalmente debido a la sustitución), pero podrían ser útiles para una segmentación preliminar de señales con un tipo desconocido de altura y pastura.

6. Conclusiones y trabajos futuros

El sistema de reconocimiento basado en MOM que se ha propuesto provee una solución al problema de segmentación y clasificación automática de sonidos de eventos masticatorios de rumiantes. La información obtenida puede utilizarse para determinar la cantidad y calidad del forraje ingerido, que es una medida muy útil para la toma de decisiones en un sistema de producción animal.

El sistema clasifica y segmenta los eventos en un tiempo despreciable comparado con los tiempos empleados en la segmentación manual (segundos contra horas). Además, establece los límites de los eventos de manera sistemática basado en las características espectrales del sonido, evitando errores causados por la subjetividad del operador y eliminando ambigüedades a la hora de decidir donde empieza y donde termina un evento.

Por otro lado, el sistema desarrollado es no invasivo por lo que no interfiere con la actividad ingestiva normal del animal y por tanto no modifica el mismo comportamiento que se está tratando de estudiar como lo hacen los sistemas mecánicos o los métodos quirúrgicos.

La implementación del diseño de la interfaz web es beneficiosa dado que no se requiere que el usuario realice una instalación, la computadora del usuario no precisa realizar grandes procesos ni tener características especiales y el sistema se nutrirá con una amplia base de datos por medio de otros modelos estimados previamente (lo cual resulta de gran utilidad para mejorar el sistema de reconocimiento y para futuras investigaciones).

El sistema actual basado en MOM brinda la posibilidad de ser ampliado, construyendo nuevos modelos específicos para diferentes tipos de pasturas, para otros rumiantes y para otras etapas del proceso digestivo como la rumia. Gran parte del tiempo que el animal invierte en la ingesta diaria de alimentos está dedicado a la rumia. Por esto sería deseable una extensión del sistema de reconocimiento para incluir modelos específicos de rumia y de esta manera poder

realizar estudios cuantitativos de esta actividad. Además sigue presente la necesidad de lograr un sistema más robusto al ruido y otros artefactos del registro de la señal.

Como expresado anteriormente, este método acústico puede permitir la obtención de un indicador de consumo a largo plazo. Con esto la aplicación se extendería más allá del ámbito de investigación pudiendo repercutir sobre la producción ganadera.

Se prevee realizar pruebas con diferentes dispositivos portátiles de grabación de audio con compresión con pérdida para su posible utilización para el registro de las señales. Estas pruebas están incentivadas debido a la practicidad de estos dispositivos, tanto por la portabilidad como por tener la señal ya registrada de forma digital y con una interfaz para la conexión a una computadora personal.

Referencias

1. Stobbs, T.H., Cowper, L.J.: Automatic measurement of the jaw movements of dairy cows during grazing and rumination. *Tropical Grasslands* **6** (1972) 107–111
2. Jones, R.J., J.Cowper, L.: A lightweight electronic device for measurement of grazing time in cattle. *Tropical Grasslands* **9** (1975) 235–241
3. Laca, E.A., Ungar, E.D., Demment, M.W.: Mechanisms of handling time and intake rate of a large mammalian grazer. *Applied Animal Behaviour Science* **39** (1994) 3–19
4. Matsui, K., Okubo, T.: A 24-hour automatic recording of grazing and ruminating behaviour in cattle on pasture by a data logger method. *Applied Japanese Journal of Zootechnical Science* **60** (1989) 940–945
5. Rutter, S.M., Champio, R.A., Penning, P.D.: An automated system to record foraging behaviour in free ranging ruminants. *Applied Animal Behaviour Science* **54** (1997) 185–195
6. Arnold, G.W.: Measurement of behavioral adaptation. In Hafez, E., ed.: *Adaptation of domestic animals*. Lea and Febiger (1968) 367–373
7. Laca, E.A., WallisDeVries, M.F.: Acoustic measurement of intake and grazing behaviour of cattle. *Grass and Forage Science* **55** (2000) 97–104
8. Galli, J.R., Cangiano, C.A., Demment, M.W., Laca, E.A.: Acoustic monitoring of chewing and intake of fresh and dry forages in steers. *Animal Feed Science and Technology*. (En prensa) (2005)
9. Deller, J.R., Proakis, J.G., Hansen, J.H.: *Discrete-Time Processing of Speech Signals*. Macmillan Publishing, NewYork (1993)
10. Rabiner, L.R., Juang, B.H.: *Fundamentals of Speech Recognition*. Prentice-Hall (1993)
11. Jelinek, F.: *Statistical Methods for Speech Recognition*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts (1999)
12. Huang, X.D., Ariki, Y., Jack, M.A.: *Hidden Markov Models for Speech Recognition*. Edinburgh University Press (1990)
13. Potamianos, G., Jelinek, F.: A study of n-gram and decision tree letter language modeling methods. *Speech Communication* **24** (1998) 171–192
14. Ney, H., Ortmanns, S.: Dynamic programming search for continuous speech recognition. *IEEE Signal Processing Magazine* **16**(5) (1999) 64–83

15. Michie, D., Spiegelhalter, D., Taylor, C.: Machine Learning, Neural and Statistical Classification. Ellis Horwood, University College, London (1994)
16. Young, S., Kershaw, D., Odell, J., Ollason, D., Valtchev, V., Woodland, P.: The HTK Book. Entropic Ltd. (1999)