



**Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana  
de Inteligencia Artificial**

ISSN: 1137-3601

revista@aepia.org

Asociación Española para la Inteligencia  
Artificial  
España

Larcher, Ledda; Costaguta, Rosanna

Una red neuronal backpropagation aplicada a la microhistología

Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, vol. 8, núm. 23, verano, 2004, p.

0

Asociación Española para la Inteligencia Artificial

Valencia, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=92502309>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en [redalyc.org](http://redalyc.org)

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal  
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

# **Una Red Neuronal Backpropagation Aplicada a la Microhistología**

**Ledda Larcher<sup>1</sup> & Rosanna Costaguta<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>INDEAS (Instituto para el Desarrollo Agropecuario del Semiárido),  
Facultad de Agronomía y Agroindustrias, Universidad Nacional de Santiago del Estero, Argentina  
llarcher@unse.edu.ar

<sup>2</sup> Departamento de Informática, Facultad de Ciencias Exactas y Tecnologías,  
Universidad Nacional de Santiago del Estero, Argentina  
rosannac@unse.edu.ar

## **Resumen**

En Argentina, la actividad caprina ha sido desde siempre patrimonio de numerosos productores minifundistas, constituyéndose en fuerte componente de las economías regionales. En general, se trata de un sistema de subsistencia debido a que los productores involucrados pertenecen al sector del minifundio con menores recursos. Identificar la composición botánica de la dieta y su variación en el tiempo juegan un papel importante desde la perspectiva de producción de ganado caprino, ya que conocer la dieta es fundamental para corregir las deficiencias nutricionales producidas por la alimentación con forraje nativo, permitiendo diseñar estrategias de manejo tanto del forraje como del estado nutricional del animal. Usualmente, el técnico microscopista es quien a partir del análisis de fragmentos epidérmicos reconoce características de las células contenidas e identifica las especies vegetales ingeridas. Así, la microhistología, que es una de las técnicas más frecuentemente utilizadas, resulta una tarea complicada puesto que implica el conocimiento de un amplio número de especies y de caracteres histológicos, dependiendo su éxito en gran medida del entrenamiento y experiencia del técnico que realiza la tarea. En este artículo se presenta una red neuronal del tipo backpropagation, inicialmente entrenada para reconocer las cuatro especies vegetales más significativas de la dieta de caprinos que pastorean a monte en el Chaco semiárido del noroeste argentino.

**Palabras clave:** redes neuronales artificiales, red neuronal backpropagation, microhistología.

## **1. Introducción**

El caprino es un animal que se alimenta de vegetales pertenecientes a diferentes grupos: herbáceas, arbóreas, cactáceas y arbustivas, que toma para su alimentación el follaje y los frutos que le permitan alcanzar su equilibrio nutricional. En las regiones

semiáridas, las especies forrajeras leñosas son un importante complemento para la alimentación al prevalecer en las épocas en que el pasto ha desaparecido. La explotación caprina en áreas naturales es facilitada por el hábito selectivo de este animal, permitiéndole mantener niveles regulares de nutrición [1].

La actividad caprina ha sido desde siempre patrimonio de numerosos productores minifundistas en la Argentina, constituyéndose en fuerte componente de las economías regionales. En general, éste es un sistema de subsistencia debido a que los productores involucrados pertenecen al sector del minifundio con menores recursos. Se caracterizan por ser sistemas de tipo extensivo, basados en encierro nocturno, pastoreo a campo natural, sin límites determinados, sin agua asegurada y sin control sanitario ni de producción [2].

Para hacer referencia al comportamiento de una especie animal frente a una oferta forrajera, se deben manejar los conceptos de palatabilidad, preferencia y selectividad, para lo que es necesario el conocimiento previo de la composición botánica de la dieta [3]. De esta manera, el conocimiento de la dieta de herbívoros ayuda a comprender algunas de las relaciones ecológicas entre los productores primarios (comunidad vegetal) y los consumidores (herbívoros). Además, la composición botánica de la dieta y su variación en el tiempo juegan un papel importante en el diseño de las estrategias de manejo, tanto del recurso forrajero nativo como del estado nutricional del caprino [4]. Desde la perspectiva de producción del ganado caprino, conocer la dieta es fundamental para corregir las deficiencias nutricionales producto del consumo del forraje nativo, especialmente durante la estación invernal, momento en que se produce la crisis forrajera [5].

Para la determinación de la composición botánica de la dieta de herbívoros se han empleado metodologías distintas [6, 7, 8, 9, 10, 11], tales como densidad total, frecuencia relativa, rangos, parcela puntual y censos, entre otras, adaptándose cada una a una situación particular. La microhistología es una de las técnicas más utilizadas, sin embargo, resulta una tarea complicada, pues implica el conocimiento de un gran número de especies y de caracteres histológicos [3], haciendo que el éxito del proceso de identificación dependa del entrenamiento y experiencia de los técnicos. Este problema fácilmente cae en el área de reconocimiento de patrones. Existen razones que llevan a concluir que una aproximación por redes neuronales sería una solución apropiada para este problema de reconocimiento de células. En primer lugar, las células de las especies vegetales con las que se trabaja forman una clase de patrones perfectamente delimitada; en segundo lugar, dado que las redes neuronales son robustas, adaptativas y entrenables con ejemplos [12], las imágenes pueden tener

deformaciones y ruidos; en tercer lugar, dado que la eficiencia es una característica importante en las actividades de consulta, que requieren búsquedas veloces dentro de bases de datos de tamaños considerables, las redes neuronales pueden ser construidas y entrenadas para cumplir con estos requisitos. El desarrollo de un modelo de razonamiento automático, como son las redes neuronales, que ayuden en el reconocimiento de patrones se encontró como una solución para incrementar la precisión y eficiencia de la labor del técnico microscopista.

El objetivo de este trabajo es presentar la implementación de una red neuronal artificial que ayude a realizar el reconocimiento de las diferentes especies que integran la dieta caprina, en la comunidad vegetal del Chaco Semiárido del Noroeste Argentino (NOA). Para esto se utilizarán las imágenes de las especies más comúnmente encontradas en la dieta de caprinos contenidas en una base de datos desarrollada con anterioridad [13].

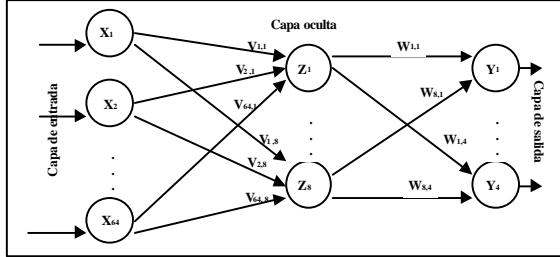
## 2. La red neuronal construida

Aplicaciones exitosas de RNA en ingeniería han demostrado que pueden ser utilizadas como un método alternativo de resolución de problemas por su eficiencia y exactitud. Sus características inherentes, tales como su capacidad de aprender, generalizar y procesar en paralelo, las han transformado en la herramienta ideal para muchas aplicaciones, aunque quizás su uso más difundido sea para el reconocimiento de patrones [16].

El estudio de características, ventajas, desventajas, así como de dificultades encontradas en el desarrollo y entrenamiento de aplicaciones concretas, llevaron a la selección de una RNA del tipo backpropagation (RNB). Fue decisiva para esta elección, su capacidad de aprender a asociar patrones de entrada a la red (ejemplos) con las clases correspondientes propagando el error hacia atrás, es decir, su capacidad de autoadaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones dados como ejemplo y sus salidas correspondientes. Esto posibilita que después del entrenamiento, se reconozca a nuevos vectores de entrada con ruido o incompletos, dando una salida activa si la nueva entrada es parecida a las presentadas durante el aprendizaje. Esta característica importante, que se

exige a los sistemas de aprendizaje [14], es la capacidad de generalización, entendida como la facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento.

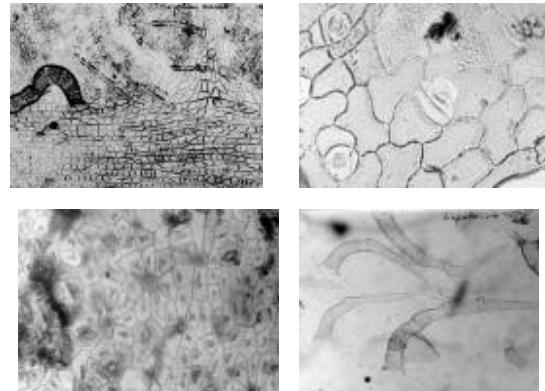
Especificamente, la red desarrollada consta de 3 capas (entrada-oculta-salida), 64 neuronas para la capa de entrada y 8 para la capa oculta (Figura 1). La capa de salida tiene solamente 4 nodos dado que el entrenamiento y testeo se llevó a cabo considerando, para esta primera etapa del proyecto, sólo los cuatro patrones más significativos de la dieta de caprinos. El algoritmo de aprendizaje se centró en la generalización de la regla Delta [12, 14, 15] usando una función de activación sigmoidea bipolar. A través de la aplicación del algoritmo de retropropagación se trató de encontrar un error menor a 0.5. Los pesos iniciales se establecieron con valores aleatorios entre -0.5 y 0.5 [12].



**Figura 1. Arquitectura de la RNB diseñada**

El entrenamiento de la RNB para reconocer las células epidérmicas que le permitan identificar la especie ingerida por las cabras, se realizó utilizando dos conjuntos disjuntos de patrones: un conjunto de patrones de testeo y uno de testeo del entrenamiento. Los conjuntos de patrones se construyeron usando imágenes (fotografías tomadas a 10x). Las características de cada especie tienen, a esta magnitud, el detalle suficiente para ser reconocidas. Inicialmente la red se entrenó para reconocer *Zizyphus mistol*, *Acacia sp.*, *Prosopis alba* and *Eupatorium sp.*, esta selección se hizo teniendo en cuenta las diferencias existentes en las formas de las células (Figura 2) y su significancia en la dieta caprina. La obtención de los conjuntos de entrenamiento y de testeo del entrenamiento fue una tarea compleja dado que las células no son figuras bidimensionales sino que varían en forma, ubicación, punto de vista, etc. y la RNB debe entrenarse para reconocer las características principales en cada una de estas variaciones. Debido a esto se contó con la asistencia de un especialista,

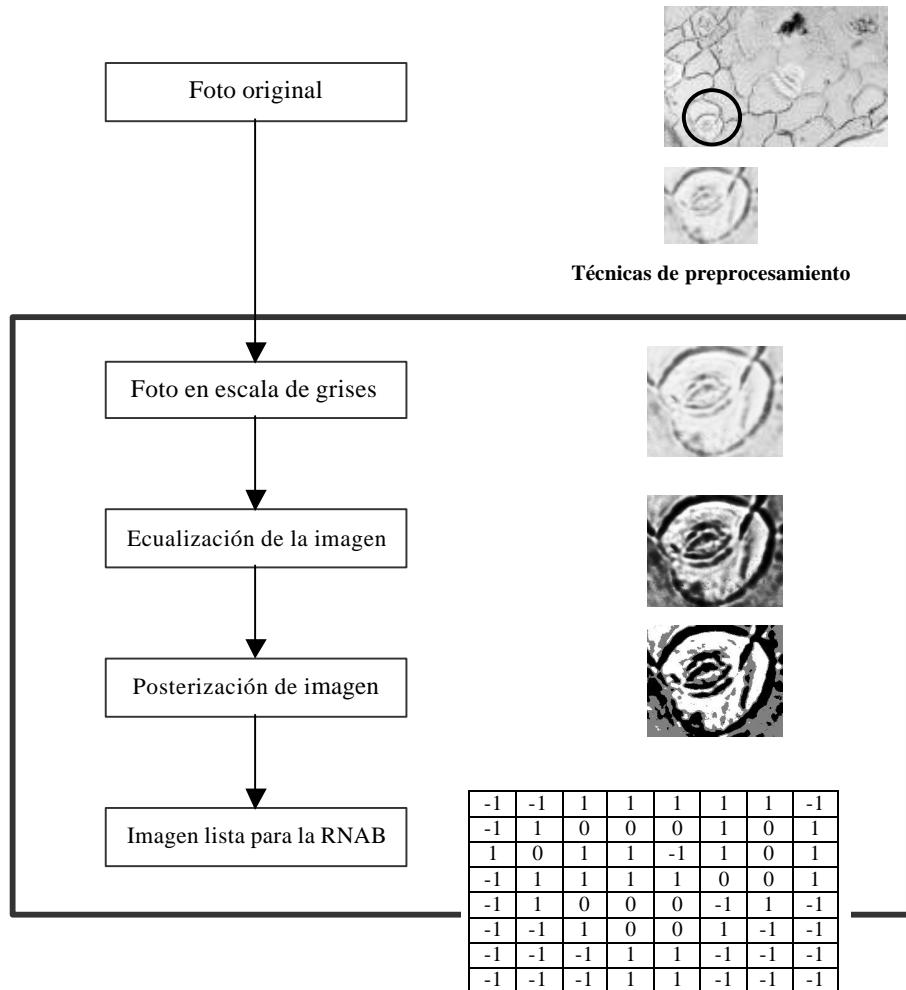
quien realizó una selección visual entre las imágenes y eligió aquellas que presentaban el mínimo de superposiciones, para luego identificar y resaltar algunas de las células.



**Figura 2. Fotografías de células de *Zizyphus mistol*, *Acacia sp.*, *Prosopis alba* and *Eupatorium sp***

Posteriormente las imágenes pasaron por un proceso de digitalización donde se lograron separar más elaboradamente sus características sobresalientes sobre el total de elementos contenidos (otras células o porciones de las mismas). Para mejorar la calidad de las imágenes de entrada se aplicaron diferentes técnicas que realzan las digitalizaciones [17], primero se cambió la escala de color a grises de 8 bits, luego se las ecualizó, y por último se las posterizó en tres niveles. Estas transformaciones posibilitaron la extracción de las características que fueron procesadas por la red neuronal. Las imágenes resultantes se tradujeron finalmente arreglos bidimensionales de 64 elementos (8 filas, 8 columnas) contenido los valores 0, -1 ó 1 que representan blanco, gris o negro (Figura 3).

Cuando el entrenamiento finalizó y con el objeto de verificar que la RNB fuera capaz de realizar las asociaciones deseadas entre los vectores de entrada y patrones que nunca se le habían presentado antes, se le presentaron patrones diferentes tomando en cuenta que las imágenes podrían contener ruidos, estar incompletas, distorsionadas, o ser totalmente nuevas [15]. La red mostró en este punto una buena performance en el reconocimiento de las cuatro especies usadas durante el período de aprendizaje. En Tabla 1 se muestran algunos resultados experimentales.



**Figura 3. Diagrama de bloques del procesamiento de imagen usando *Acacia sp.***

**Tabla 1.** Resultados del entrenamiento y testeо

	<i>Zizyphus</i> <i>mistol</i>	<i>Acacia</i> sp.	<i>Prosopis</i> <i>alba</i>	<i>Eupatorium</i> sp
<b>Patrones usados para entrenar</b>	24	14	18	12
<b>Patrones usados para el testeо</b>	8	8	8	8
<b>Respuestas correctas</b>	5	7	6	5
<b>Respuestas incorrectas</b>	3	1	2	3
<b>Confiabilidad (%)</b>	62.5	87.5	75	62.5

La RNB se programó usando lenguaje C en una computadora Pentium 100. La elección se fundamenta en las características principales de este lenguaje: simplicidad en la creación y uso de librerías, reutilización de código, manejo de llamadas recursivas, facilidad en la creación y uso de funciones, código final resultante, compacto y de rápida ejecución.

### 3. Conclusiones

Este artículo demuestra la aplicabilidad exitosa de las RNA a un campo como el de la microhistología. Particularmente, la RNB lograda será de suma

utilidad para el técnico microscopista quien aumentará la eficiencia y eficacia de su trabajo al disponer de un modelo de razonamiento automático, entrenado para determinar las especies que componen la dieta de las cabras que pastorean a monte en una región. A la vez, poder conocer el nivel nutricional de la dieta del animal le permitirá, al productor, incorporar cuando sea necesario, aquellos elementos que le aseguren el mantenimiento de la calidad de su ganado.

Actualmente se está trabajando en el diseño y desarrollo de un módulo que permita transformar automáticamente las fotografías en archivos gráficos con el formato requerido como ingreso para la capa de entrada de la RNB. También se pretende en el futuro ampliar el adiestramiento de la red a fin de incorporar la totalidad de las especies, y evaluar el número de capas ocultas y/o la cantidad de neuronas ocultas tratando de eficientizar la convergencia a la solución.

#### 4. Agradecimientos

Se agradece al CICYT – UNSE por el subvencionamiento otorgado al proyecto “Composición botánica, amplitud y calidad forrajera de la dieta de caprinos pastoreando en el monte chaqueño”.

#### 5. Referencias

- [1] **A. Agraz-García**, Caprinotecnia 3, Limusa, México, 1989.
- [2] **A. Salinas and G. Dellepiane**, Situación del Sector Caprino Nacional, Ministerio de Economía y Obras y Servicios Públicos, Secretaría de Agricultura Ganadería y Pesca, Argentina, 1994.
- [3] **A. Pelliza de Sbriller**, “Acerca de la microhistología”, Comunicación Técnica N°32, Recursos Naturales, Dieta, INTA, 1993.
- [4] **M. Mellado, M. Foote, A. Rodriguez and P. Zarate**, “Botanical composition and nutrient content of diet selected by goats grazing on desert grassland in northern Mexico”, Small Ruminant Research, vol. 6, pp. 141-150, 1991.
- [5] **R. Renolfi**, “Control de arbustos mediante pastoreo con caprinos en un arbustal-bosque abierto de la región chaqueña semiárida”. Universidad Nacional de Mar del Plata, Argentina, Escuela para Graduados en Ciencias Agropecuarias. (Tesis para optar al título de Magister Sc.), 1994.
- [6] **K. Havstad, and G. Donart**, “The microhistological technique: testing two central assumptions in South-Central New Mexico”, J. Range Manage, vol. 31(6), pp. 469-470, 1978.
- [7] **J. Holecheck and B. Gross**, “Training needed for quantifying simulated diets from fragmented range plants”, J. Range Manage, vol. 35(5), pp. 644-647, 1982.
- [8] **G. Norbury**, “Microscopic analysis of herbivore diets - a problem and a solution”, Aust. Widl, vol. 15, pp. 51-57, 1998.
- [9] **D. Sparks and J. Malechek**, “Estimating percentage dry weight in diets using microscopic technique”, J. Range Manage, vol. 21 (4), pp. 264-265, 1968.
- [10] **M. Westoby; G. Rost and J. Weis**, “Problems with estimating herbivore diets by microscopically identifying plant fragments from stomachs”, J. Mammals, vol 57, pp. 167-172, 1976.
- [11] **R. Barker**, “A technique to simplify herbivore diet analysis”, Aust. Widl. vol. 13, pp. 569-573, 1986.
- [12] **L. Fausett**, Fundamentals of Neural Networks. Architectures, algorithms and applications, Prentice Hall. U.S.A., 1994.
- [13] **C. Degano; L. Larcher; R. Renolfi and R. Martiarena**, “A database to help in the determination of species that conform the diet of herbivorous, when microhistology is used”, Pakistan Journal of Botany, vol. 31(2), pp. 295-300, 1998.
- [14] **J. Hilera and V. Martínez**, Redes neuronales artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones, Addison-Wesley Iberoamericana, México, 1995.
- [15] **J. Freeman and D. Skapura**, Redes neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación, Addison-Wesley/Díaz de Santos, España, 1993.
- [16] **C. Coury and M. Oleskovicz**, “Neural network architecture applied to transmission line protection”, Proceedings of IASTED International Conference Artificial Intelligence and Soft Computing, pp. 333-336, 1998.
- [17] **C. Quek, K. Tan and V. Sagar**, “Pseudo-outer product based fuzzy neural network fingerprint verification system”, Neural Network, vol.14, pp. 305-323, 2001.