

# Clasificador Jerárquico de Imágenes utilizando Naive Bayes

Hernandez Torres Julio Noe , Marin Castro Maribel Angelica

Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica

*{julio.hernandez.t,mmarinc}@inaoep*

**Resumen** En la actualidad existen diversas áreas en donde es indispensable la manipulación de información para solucionar un problema determinado, tal es el caso de la clasificación de imágenes. En este proceso de clasificación una instancia puede ser clasificada en más de una clase. La clasificación jerárquica proporciona una solución a este problema ya que permite la combinación de información entre clases que mantienen una relación jerárquica. Esto permite una mejor clasificación de una instancia, evitando que ésta sea ambigua. En este trabajo se trata de dar solución a este problema proponiendo un enfoque basado en clasificadores encadenados. Este enfoque permitirá combinar la información de las clases. Para lograr esto se desarrolló un modelo donde cada nodo, dentro de una jerarquía, corresponde a un clasificador Naive Bayes, el cual compartirá la información resultante a sus nodos hijos.

**Palabras clave:** Naive Bayes, encadenamiento, jerarquía.

## 1. Introducción

Jerarquía es el orden de los elementos que divide una serie de datos según su valor. Puede aplicarse a personas, animales o cosas, en orden ascendente o descendente, según criterios de clase, poder, oficio, categoría, autoridad o cualquier otro asunto que conduzca a un sistema de clasificación.

En la actualidad existen diversos tipos de clasificadores entre los cuales podemos encontrar:

- Métodos estadísticos clásicos.
  - Clasificador bayesiano simple (Naive Bayes).
- Modelos de dependencias.
  - Redes Bayesianas.

- Aprendizaje simbólico.
- Redes neuronales, SVM.

Un clasificador Naive Bayes es un clasificador probabilístico basado en el teorema de Bayes. Este teorema considera que los atributos son independientes dada la hipótesis, por lo que la probabilidad de la hipótesis dada la evidencia puede estimarse como:

$$P(H|E_1, E_2, \dots, E_n) = \frac{P(H)P(E_1|H)P(E_2|H)\dots P(E_n|H)}{P(E)} \quad (1)$$

Este clasificador se utiliza cuando queremos clasificar una instancia descrita por un conjunto de atributos. Naive Bayes clasifica un nuevo ejemplo de acuerdo con el valor más probable dados los valores de sus atributos.

Chaining (o encadenamiento) es un procedimiento de instrucción utilizado comúnmente en el análisis aplicado del comportamiento. Se trata de reforzar las respuestas individuales que ocurren en una secuencia para formar un comportamiento complejo.

Se pretende realizar una clasificación jerárquica a un conjunto de imágenes que pertenecen a la base de datos IAPR-TC12. Dichas imágenes se encuentran etiquetadas y segmentadas manualmente. Los objetos pertenecientes a la imagen deben ser clasificados de acuerdo a una relación jerárquica tomando en cuenta su naturaleza, por ejemplo, un pino debe ser clasificado como un árbol. El problema original radica en el hecho de que las imágenes de la base de datos son etiquetadas de forma manual, entonces se busca crear un procedimiento que realice esta labor de forma automática.

El objetivo de este proyecto es realizar esta clasificación jerárquica utilizando como herramienta de clasificación al método Naive Bayes. Esta clasificación deberá coincidir con la etiqueta del objeto previamente asignada de forma manual. Dado que la naturaleza del problema es de tipo jerárquico, el enfoque del presente trabajo está en proponer una solución de la misma naturaleza. En concreto se utilizará un clasificador Naive Bayes encadenado.

El presente documento se encuentra organizado de la siguiente manera: En la sección 2 se darán a conocer algunos de los trabajos relacionados con el problema que se pretende solucionar. Seguidamente, en la sección 3 se describe la metodología que se siguió para el desarrollo de este trabajo, esta sección comprende 3 subsecciones en las cuales se describe el procesamiento de los datos y la discretización de los mismos, también la implementación del clasificador y la propagación de las probabilidades. Después, en la sección 4 se mostrarán los resultados de las pruebas realizadas. Finalmente, en la sección 5 se presentarán las conclusiones de este trabajo.

## 2. Trabajo Relacionado

Se tomaron como referencia, para la realización de este proyecto, los siguientes artículos:

- En el trabajo de H. Jair Escalante et al.[1] se explica como se llevo a cabo la segmentación de las imágenes, así como la extracción de las características de cada una de ellas. En este artículo se menciona que se trabajo con, aproximadamente, 20,000 imagenes, además de que, en este trabajo, se define una jerarquía para cada uno de los objetos pertenecientes a las imágenes, cabe mencionar que el etiquetado de cada uno de los objetos se llevo a cabo de forma manual. Este trabajo fue tomado como referencia para la obtención de los atributos de cada uno de los objetos pertenecientes a la base de datos.
- Representación de clases jerárquicas mediante una red bayesiana” [2]. Este trabajo presenta una forma de como resolver el problema de la clasificación jerarquica de imágenes. Por lo anterior es que fue considerado como base para la comprensión del clasificador con niveles de jerarquía.

## 3. Metodología y Desarrollo

Para el desarrollo de este trabajo se llevaron a cabo diversos procedimientos, estos mismos son descritos de manera detallada en cada una de las siguientes subsecciones.

### 3.1. Procesamiento de los datos

Para el desarrollo de este trabajo se utilizó la base de datos de imagenes segmentadas IAPR-TC12 [1]. Esta base de datos cuenta con aproximadamente 20,000 imágenes. Estas imágenes estan segmentadas y etiquetadas en regiones dando un total de 99,535 regiones. Los datos de dichas regiones se encuentran organizados de la siguiente manera:

- La primera columna representa el ID de la imagen segmentada.
- La segunda columna indica la región de la cual se extrajeron las características.
- Las columnas 3 a la 29 representan los valores de las características visuales extraidas de cada una de las regiones tales como: área de la región, alto de la región, entre otras. Estas características serán los atributos con los cuales se trabajarán.
- La columna 30 indica la etiqueta de la clase a la que pertenece la región.

La cantidad de regiones consideradas en la base de datos es muy amplia y por ello se eligió trabajar solo con la rama «Animal». Esta rama cuenta con una cantidad considerable de elementos (1803 elementos) para su clasificación. Después se comenzó con un proceso de filtrado para trabajar únicamente con elementos que pertenezcan a la rama «Animal». Esta rama cuenta con un total de 5 niveles de jerarquía, sin embargo el nivel 5 no cuenta con un número considerable de ejemplos y es por ello que solo se decidió trabajar con los primeros 4 niveles de jerarquía de la rama «Animal», como se muestra en la Figura 1.

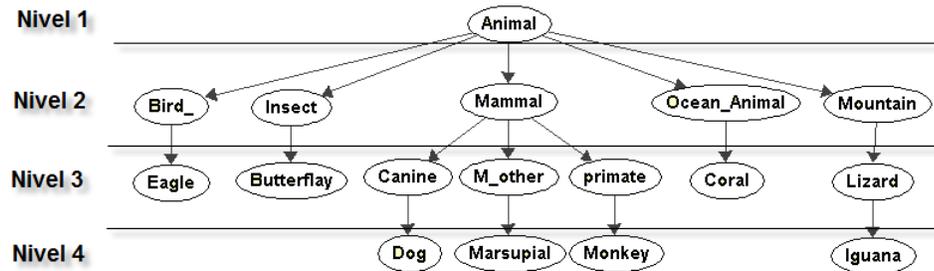


Figura 1: Niveles de la Jerarquía

Una vez realizado el filtrado se llevo a cabo la discretización de los datos, esto para facilitar el manejo de la información. Para la discretización de los datos se utilizarón algunas de las librerías del software MATLAB. El enfoque que se le dio a esta discretización fue de tipo no supervisado.

### 3.2. Implementación del clasificador Naive Bayes

Una vez realizado el procesamiento de los datos, el siguiente paso consistió en la implementación del clasificador Naive Bayes. Recordemos que un clasificador bayesiano simple asume que todos los atributos son independientes dada la clase. En el presente trabajo se consideraron, para cada clase, un total de 27 atributos. Estos atributos fueron tomados de la base de datos de imágenes IAPR-TC12.

Para cada uno de los nodos de la rama animal se creó un clasificador Naive Bayes. Estos clasificadores fueron diseñados e implementados en Matlab. Se eligió Matlab ya que este software nos permite un mejor y más fácil manejo de los datos.

### 3.3. Propagación de las probabilidades

Lo que se hizo en esta fase del proyecto fue enviar las probabilidades posteriores, que nos fueron dadas por los clasificadores bayesianos, a los hijos de cada

uno de los nodos. Lo anterior se ilustra en la Figura 2 .

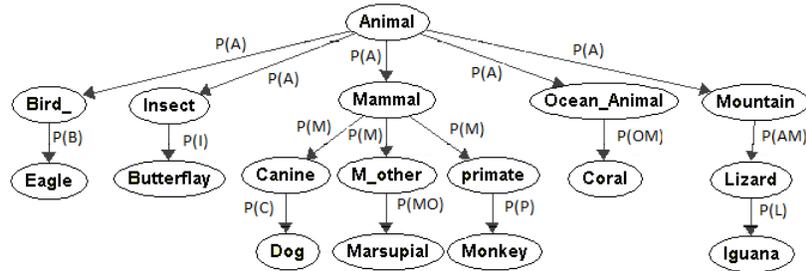


Figura 2: Propagación de Probabilidades

Después, estas probabilidades son tomadas por el nodo hijo como un nuevo atributo, tal como se puede observar en la Figura 3 .

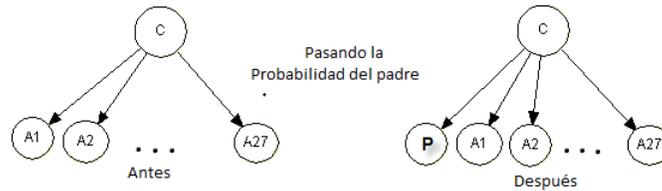


Figura 3: Propagación de Probabilidades II

Una vez que se realizó la propagación de las probabilidades, del nodo padre al nodo hijo, se realiza nuevamente la clasificación utilizando los clasificadores Naive Bayes correspondientes a cada uno de los nodos pero esta vez considerando la probabilidad del nodo padre como atributo, esto para obtener una clasificación final.

## 4. Experimentos y Resultados

En esta sección se darán a conocer los resultados que se obtuvieron al realizar los experimentos sobre los datos de la rama animal.

El desempeño del clasificador es evaluado mediante el promedio de instancias clasificadas correctamente. Para realizar esto se utilizó el software weka, donde se introdujeron las clases a las cuales ya se les integro el atributo de probabilidad del nodo padre.

Los resultados generales de la clasificación se muestran en la Figura 4, estos resultados son un promedio de la clasificación de las clases de la rama animal. Como se puede observar, se tiene un 76.94% de éxito en la clasificación.

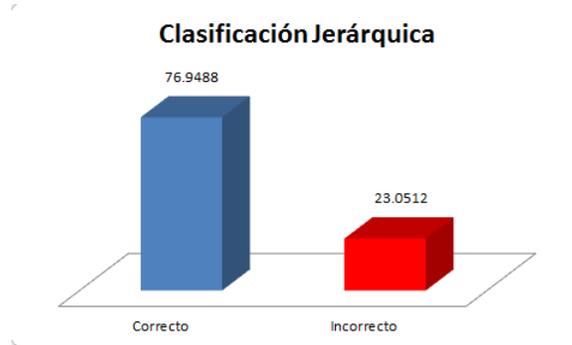


Figura 4: Porcentajes de Clasificación Jerárquica

En la Figura 5 podemos observar la gráfica comparativa entre los resultados obtenidos aplicando el método que hemos propuesto contra un clasificador Naive Bayes. Podemos observar que el método propuesto brinda mejores resultados en la clasificación que su contra parte, ya que se obtiene una mejora de aproximadamente un 24%. Solo en el segundo nivel de nuestra jerarquía esta mejora no se presentó, ya que la probabilidad que envía el nodo padre a todos los nodos hijo es de 1 (ya que se sabe que todos los ejemplos son animales).

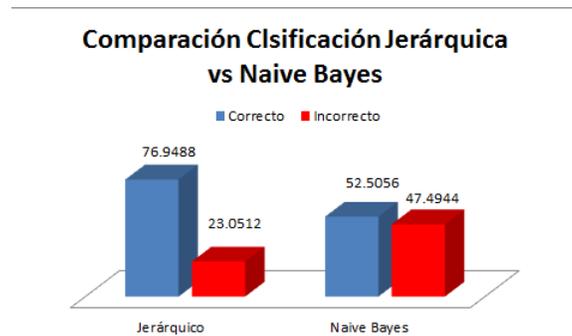


Figura 5: Porcentajes de Clasificación Jerárquica

## 5. Conclusiones

En este trabajo se presentó una forma de clasificación jerárquica de imágenes la cual se desarrolló utilizando clasificadores Naive Bayes en conjunto con un

enfoque jerárquico de encadenamiento entre ellos. Lo anterior permitió llevar a cabo la combinación de la información de los nodos dentro de la jerarquía. Así mismo, se obtuvieron resultados exitosos logrando que la clasificación mejorara considerablemente con respecto a una clasificación que solo involucrara la utilización del clasificador Naive Bayes. Una de las observaciones finales es que utilizar un enfoque tanto de jerarquía como de encadenamiento en un proceso de clasificación es un campo que promete dar buenos resultados. Sin embargo, en la fase de resultados nos dimos cuenta que el número de objetos de una clase influye en la clasificación aún cuando el porcentaje de la misma sea elevado. Lo anterior se refiere al hecho de que en un nivel de jerarquía donde se cuenta con 872 objetos divididos en diferentes clases, aquellas clases con un número muy bajo de objetos presentarán problemas de clasificación ya que se cuenta con muy pocos objetos que ayuden a la labor del clasificador. Sin embargo, el porcentaje de clasificación puede verse elevado debido a que las clases mayoritarias fueron clasificadas de forma exitosa. En contra parte, las clases con mayor número de objetos presentaron un incremento significativo en su clasificación utilizando el método jerárquico encadenado en comparación con el método de clasificación Naive Bayes. Como trabajo a futuro se pretende desarrollar este mismo enfoque para la clasificación de todas las ramas que conforman la jerarquía, así como experimentar el comportamiento al integrarle una red bayesiana al método propuesto. Finalmente, se buscará equilibrar la clasificación de clases con pocos objetos para que así se logre una clasificación exitosa aún cuando la clase cuente con muy pocos objetos.

## Referencias

- [1] Hugo Jair Escalante\*, Carlos A. Hernández, Jesus A. Gonzalez, A. López-López, Manuel Montes, Eduardo F. Morales, L. Enrique Sucar, Luis Villaseñor, Michael Grubinger, The segmented and annotated IAPR TC-12 benchmark, (2008).
- [2] Rosales Pérez Alejandro, Ruiz Blanco Jaime Rafael, Representación de clases jerárquicas mediante una red bayesiana,(2010).
- [3] M.Ing. Enrique Fernández, Análisis de clasificadores Bayesianos.

## 6. Apendice

### A. Diagrama de la Jerarquía

En la Figura 6 , se muestra el diagrama jerárquico con las clases de la rama animal

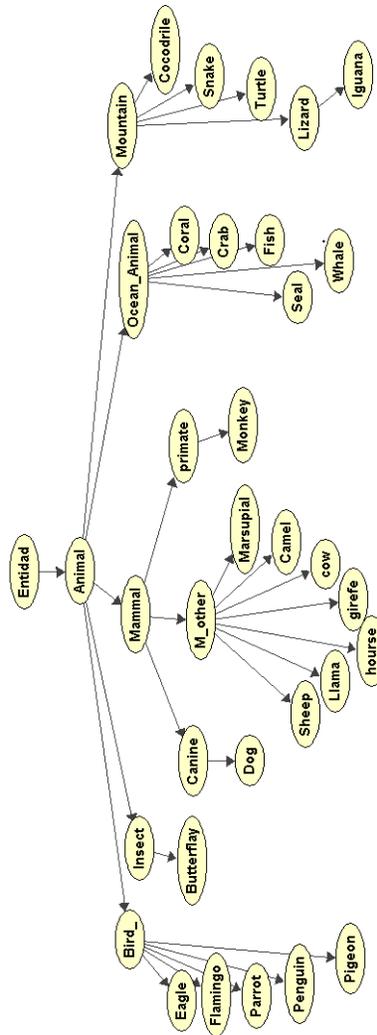


Figura 6: Diagrama de la Jerárquica

## B. Resultados

La gráfica de la Figura 7 muestra los porcentajes de clasificación que se presentan en el segundo nivel de nuestra jerarquía. En contraparte la Figura 8 muestra los porcentajes de clasificación utilizando solo el clasificador Naive Bayes.

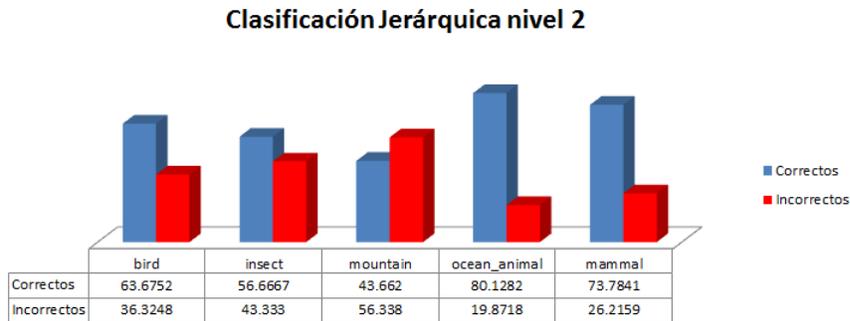


Figura 7: Clasificación Jerarquica nivel 2

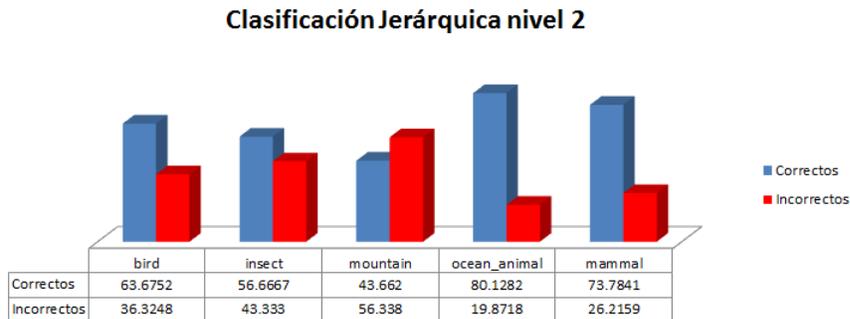


Figura 8: Clasificación Naive Bayes nivel 2

Las gráficas de la Figuras 9 a la Figura 15, muestran las comparativas, de manera independiente, entre la clasificación jerarquica y aquella que solo hace uso solo del clasificador Naive Bayes. Las gráficas comprenden el nivel 3 y 4 de la jerarquía.

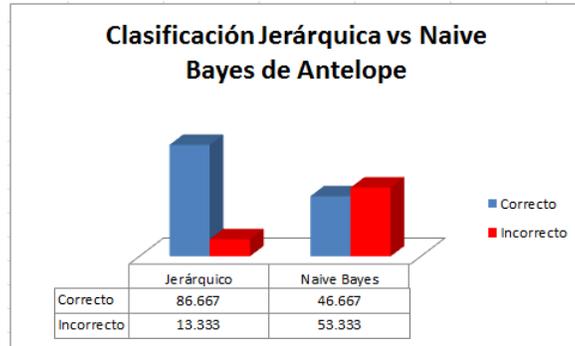


Figura 9: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 3

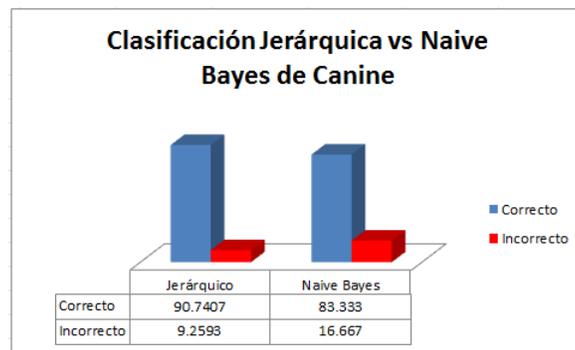


Figura 10: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 3

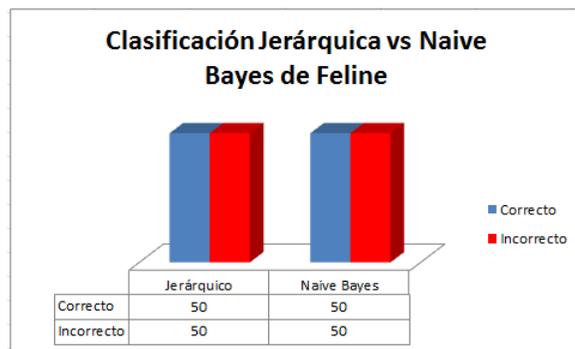


Figura 11: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 3

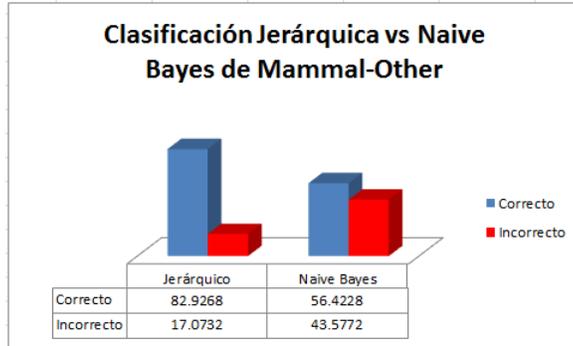


Figura 12: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 3

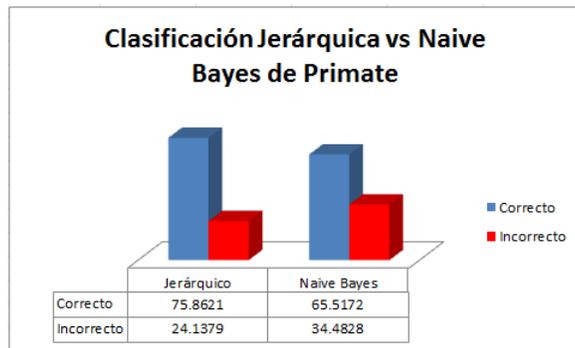


Figura 13: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 3

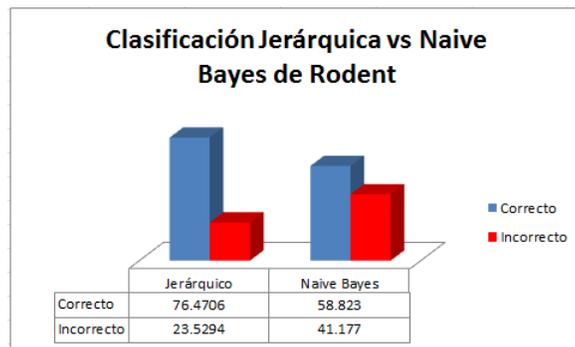


Figura 14: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 3

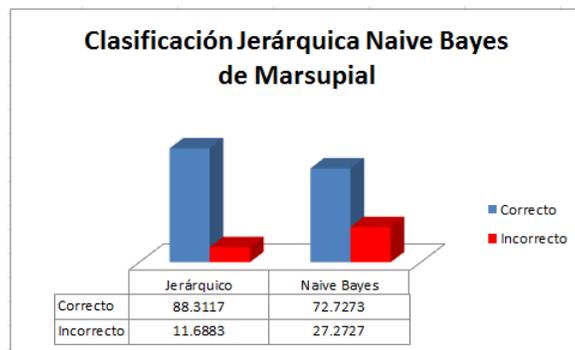


Figura 15: Clasificación Jerarquica vs Naive Bayes nivel 4