

Reconocimiento de Símbolos Musicales usando una Combinación de Técnicas de PDI y RNA

Raúl Cruz Barbosa
Universidad Tecnológica de la Mixteca
Carretera a Acatlima Km. 2.5. C.P. 69000
Huajuapán de León, Oax. México
Tel: (953) 53 20214 y 20399 Ext. 200
e-mail: rcruz@nuyoo.utm.mx

Resumen

En este trabajo se presenta una metodología para reconocer diez símbolos musicales dentro del pentagrama, en clave de Sol y clave de Fa, en una partitura musical estándar. Se combinan varias técnicas como el Procesamiento Digital de Imágenes y Morfología Matemática (para el pre-procesamiento de las imágenes), y Redes Neuronales Artificiales (para el reconocimiento de los símbolos). Se reconoce tanto el símbolo (duración) como la nota del símbolo (sonido). Para este último reconocimiento se propone un algoritmo. Se muestran algunos ejemplos de los resultados obtenidos.

Palabras Clave: Reconocimiento de Símbolos Musicales, Red Neuronal Artificial, Morfología Matemática, Procesamiento Digital de Imágenes, Análisis de Documentos.

1 Introducción

En nuestro país, actualmente, existen pocas investigaciones acerca del reconocimiento de símbolos, si se habla de símbolos musicales este número se reduce. Una de las pocas investigaciones fue presentada en [1], la cual presenta algunas limitaciones, como la resolución de la imagen, excluye imágenes que contengan el respectivo pentagrama de una partitura, etc. Con respecto a la investigación del reconocimiento de símbolos musicales en el resto del mundo, existen algunos proyectos que han realizado tal objetivo, pero que requieren de equipo de cómputo especializado (máquinas paralelas) o emplean técnicas muy sofisticadas. Por ejemplo en [2], presentan un método para obtener un procedimiento de reconocimiento de notas musicales, mostrando una imagen original y una imagen objetivo, y para poder llegar a la imagen objetivo utilizan procedimientos de morfología matemática (operaciones de dilatación y erosión sucesivas).

Para decidir que procedimientos de morfología utilizar, se emplean los algoritmos genéticos, es decir, el procedimiento de búsqueda lo realizan los algoritmos genéticos. Como el procedimiento de búsqueda consume mucho tiempo, utilizamos algoritmos genéticos paralelos. La investigación antes citada, sólo reconoce unos símbolos básicos.

Otra investigación realizada en [3], presenta la solución del problema usando Razonamiento Probabilístico, donde se usa un modelo descriptivo de la imagen de documento, para encontrar la interpretación más probable del documento imagen escaneado (partitura musical). También utiliza conceptos de Gramáticas libres de contexto, así como de Modelos de Markov ocultos. Este artículo muestra sólo cierta parte del proyecto, ya que al momento de redactarlo había terminado.

En el presente trabajo se propone una metodología (combinación de técnicas) a seguir para reconocer diez símbolos musicales, 5 ...guras de nota: redonda blanca, negra, corchea y semicorchea (unidad, mitad, cuarto, octavo y dieciseisavo, respectivamente), y sus respectivos silencios, en clave de Sol y clave Fa. Además de reconocer diez ...guras (duración) de nota, se reconoce también el nombre (sonido: do, re, mi, fa, sol, la, si) de la nota.

En la sección 2 se presenta la metodología a seguir para reconocer los símbolos musicales y los sonidos de estos. En la sección 3 se muestran los resultados obtenidos, y por último en la sección 4, las conclusiones y trabajo a futuro.

2 Metodología

La metodología propuesta en este trabajo lleva a cabo las siguientes etapas: preprocesamiento, entrenamiento de la red neuronal, reconocimiento de símbolos musicales y reconocimiento del sonido de los símbolos.

2.1 Preprocesamiento

El objetivo de la etapa de preprocesamiento es tener por separado (aislado) cada símbolo que se encuentre en un pentagrama. La etapa de preprocesamiento toma como entrada una partitura musical pianística estándar (hecha con editor de notas musicales Cakewalk) y realiza sobre esta las siguientes subetapas: digitalización, binarización, erosión, delimitación de los símbolos y centrado de los símbolos. La digitalización consiste en escanear la imagen en tonos de gris. La binarización de una imagen $f(x; y)$ se define como en [4]

$$g(x; y) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{si } f(x; y) > T \\ 0 & \text{si } f(x; y) \leq T \end{cases}$$

donde T se conoce como umbral, y es obtenido a partir del análisis del histograma correspondiente de la imagen digitalizada. Uno de los objetivos para

poder tener por separado a cada símbolo, es la eliminación de las líneas del pentagrama, para esto se utilizó la operación morfológica de erosión. La erosión binaria es la transformación morfológica, la cual combina dos conjuntos utilizando la substracción de vectores de elementos de conjunto. Si A y B son conjuntos en un N-espacio Euclideano, entonces la erosión de A por B es el conjunto de todos los elementos x, para los cuales $x + b^2A$ para todo b^2B [5], [6]. La erosión de A por B es denotada por $A \overset{\circ}{\underset{\circ}{\text{A}}} B$ y se define por:

$$A \overset{\circ}{\underset{\circ}{\text{A}}} B = \{x \in E^N \mid x + b^2A \text{ para todo } b^2B\} \quad (2)$$

El conjunto A es la imagen binarizada y el conjunto B es un parámetro de forma (llamado elemento estructural) que sirve para erosionar al conjunto A. Partiendo de un análisis de varias imágenes se llegó a la conclusión de que los elementos estructurales que eliminan las líneas del pentagrama son una matriz de 3x1 y otra de 2x1, y dependiendo del grosor de las líneas se aplica una u otra. Después de aplicar la operación de erosión a la imagen de la partitura musical, se procede a delimitar cada símbolo de la partitura. La idea básica del algoritmo propuesto consiste en buscar en el rango de un pentagrama, de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha, un pixel, y después de encontrarlo, se investiga el ancho de ese objeto, en el caso de que el ancho sea mayor que 4 pixels (esto significa que es un símbolo musical y no una línea divisoria), entonces se busca la altura del símbolo y se guarda éste en una matriz. Y así sucesivamente, seguimos buscando símbolos en el pentagrama actual, hasta que terminamos de revisar todas las columnas de ese pentagrama. Una vez delimitados los símbolos se observa que las matrices donde se almacenan son de diferentes dimensiones, lo cual no es conveniente para la extracción de características, ni es congruente con las entradas a la red neuronal. Por lo anterior, el siguiente preprocesamiento que recibe cada uno de los símbolos delimitados es el centrado de estos en una imagen de 30x50 pixels. Se tomó la resolución de 30x50 por dos razones: primero porque el editor de notas musicales permite una impresión estándar, y segundo, porque de acuerdo a observaciones ninguno de los símbolos delimitados excede estos rangos. La figura 1 muestra el preprocesamiento de una partitura truncada.

2.2 Entrenamiento de la Red Neuronal

La etapa de entrenamiento de la red neuronal es la más importante en el proyecto, ya que de ésta dependen las siguientes etapas. La red que se utilizó es un Perceptrón multinivel, y se entrenó con el algoritmo de aprendizaje Backpropagation incluyendo el término momentum (véase [7], [8] o [9]). Antes de entrenar la red neuronal se recolectaron 126 muestras de los símbolos a reconocer, los cuáles forman nuestro conjunto de entrenamiento. Dichos símbolos se tomaron de una partitura musical predefinida y se les aplicó la etapa de preprocesamiento mencionada arriba. Cabe recordar que cada muestra es almacenada en una imagen de 30x50 pixels, por lo que 1500 pixels describen a

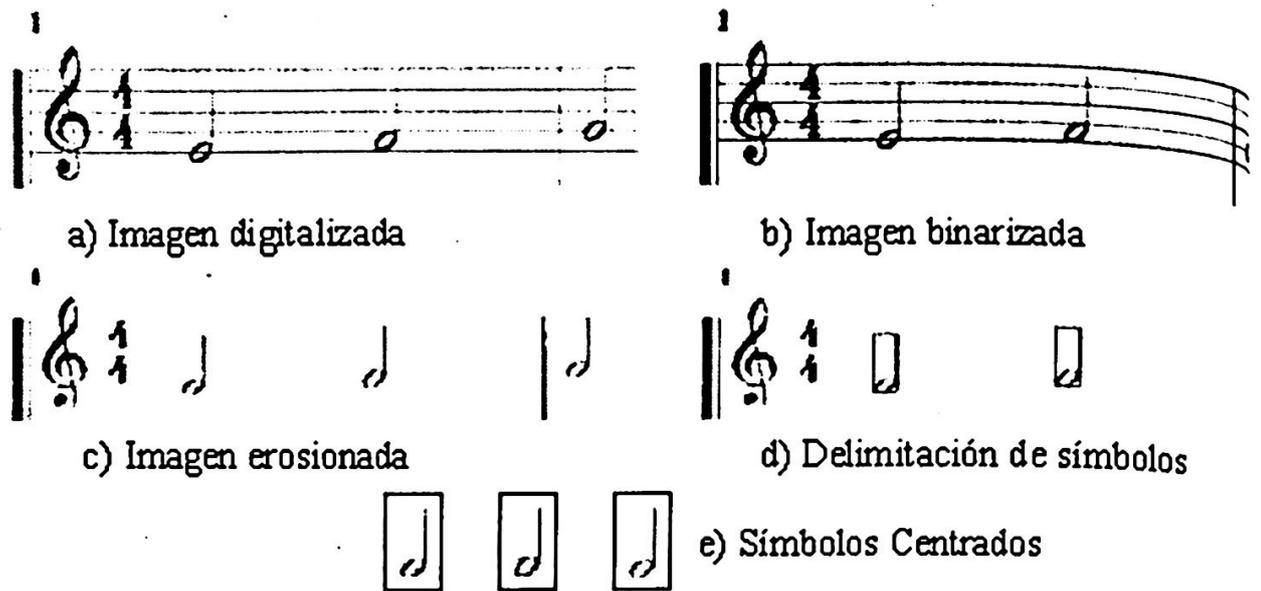


Figura 1: Preprocesamiento de una partitura pequeña.

cada una, y tomando en cuenta que se tienen 126 muestras, se decidió entonces representar a cada muestra con un vector característico de menos entradas. Las características o rasgos que se extraigan de cada imagen servirán como entradas a la red neuronal, la cual aprenderá con éstas. Para el entrenamiento de la red se proponen 3 conjuntos de entrenamiento. El primer conjunto se forma obteniendo los histogramas horizontales y verticales de las imágenes centradas. El histograma horizontal de una imagen binarizada, es la suma de los pixels marcados con 1 (correspondientes al objeto) en cada renglón. La cantidad anterior se divide entre el número de columnas del renglón. De manera análoga se define el histograma vertical, es decir, es la suma de los pixels marcados con 1 en cada columna dividido por el número de renglones de la columna [10], [11]. La figura 2 muestra la obtención de los histogramas horizontales y verticales de una imagen. Como las imágenes centradas tienen una resolución de 30x50 pixels, entonces cada imagen se representará con un vector de 80 entradas (la concatenación del histograma horizontal y el histograma vertical). El segundo conjunto de entrenamiento se forma obteniendo los momentos invariantes (desarrollados por Hu, véase [4]) de cada imagen centrada, es decir, cada imagen se representará con un vector de 7 entradas.

Por último, el tercer conjunto se forma con una combinación de los anteriores, es decir, de cada imagen se obtienen los histogramas horizontales y verticales, y además los 7 momentos invariantes, por lo tanto, cada imagen se representará con un vector de 87 entradas. Ya que se tienen los tres conjuntos de entrenamiento para la red, lo que sigue es proponer la arquitectura del perceptrón multinivel, es decir, su topología. Se propusieron 6 topologías de red diferentes. La tabla 1 muestra las topologías propuestas.

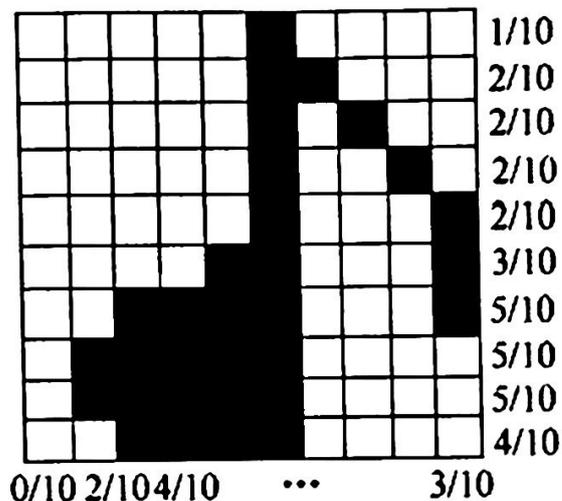


Figura 2: Obtención de histogramas horizontal y vertical de una imagen.

Topología	Número de neuronas en cada capa					Capas ocultas
1	80	20	15	9		2
2	80	25	20	15	9	3
3	7	15	9	9		2
4	7	20	18	15	9	3
5	87	25	15	9		2
6	87	30	15	9	9	3

Tabla 1: Topologías de red para entrenamiento.

De la tabla 1 se observa que el número de neuronas en la capa de entrada, de cada topología, depende del conjunto de entrenamiento que se use. También, se observa que el número de neuronas en la capa de salida siempre es de 9, debido a que los silencios de redonda y blanca, no tienen diferencias significativas, y al momento de extraer sus características, éstas serían semejantes, provocando un error al momento de reconocerlas. Por lo tanto, en la etapa de reconocimiento de los símbolos sólo se indicará que es un "silencio de redonda o blanca", dejando como tarea el nombre correcto a la etapa de reconocimiento del sonido de las notas, ya que el nombre correcto depende más de la posición (el silencio de redonda se coloca debajo de la cuarta línea, y el silencio de blanca se coloca sobre la tercera línea [12]), que de su forma. Ahora solo falta establecer los valores de los parámetros del algoritmo backpropagation (tasa de aprendizaje η , constante de momentum α y el error promedio). Los valores de η se establecieron a 0.75 y 0.25, y los de α a 0.1 y 0.5. El error promedio se estableció a 0.0001 por considerarlo un buen margen de error. Debido a que se tienen 6 topologías diferentes, y 2 valores diferentes para η y α , se realizaron 24 entrenamientos.

2.3 Reconocimiento de Símbolos Musicales

El procedimiento de reconocer símbolos es más sencillo, ya que utiliza las rutinas de la etapa de preprocesamiento y la primera fase del algoritmo backpropagation. Dicho procedimiento recibe como entrada la imagen de una partitura musical estándar en tonos de gris, y lleva a cabo lo siguiente:

- 2 Seleccionar tipo de reconocimiento (con histogramas, momentos invariantes o combinación de los anteriores).
- 2 Preprocesar la imagen (aplicar binarización, erosión, delimitación y centrado de los símbolos) de la partitura a reconocer.
- 2 Obtener características (vector característico) de los símbolos a reconocer de acuerdo al tipo de reconocimiento elegido.
- 2 Aplicar la primera fase del algoritmo backpropagation para cada vector característico obtenido.
- 2 Guardar los resultados del reconocimiento, y coordenadas de los símbolos en un archivo.

2.4 Reconocimiento del sonido de las notas

El único preprocesamiento que se le hace a la imagen de la partitura original, antes de reconocer los sonidos, es la aplicación del algoritmo de binarización. El reconocimiento de los sonidos (nombres) de las notas, depende del reconocimiento de los símbolos musicales de la etapa anterior, debido a que hace uso de las posiciones (coordenadas) de los símbolos reconocidos. Entonces, es claro que el reconocimiento de las notas se basa en las posiciones de las líneas del pentagrama. Como se mencionó en la etapa de preprocesamiento, la imagen de la partitura es estándar (no presenta cambios de escala), por lo que existe una distancia determinada entre cada línea del pentagrama, así como entre cada pentagrama. Aprovechando estas características de la imagen de la partitura a reconocer, se presenta un algoritmo para reconocer los sonidos de las notas en la partitura. La idea del algoritmo es utilizar los resultados del reconocimiento de los símbolos y sus coordenadas, de la etapa anterior, y tomando de renglón en renglón (pentagrama), los símbolos reconocidos. Si el símbolo es menor a 6 (los silencios se etiquetaron de 6 a 8, ya que los silencios de redonda y blanca se fusionaron, formando la clase 5), significa que no es un silencio, y se procede a buscar su posición en el pentagrama de acuerdo a las coordenadas del símbolo. Se busca un pixel partiendo de la mitad del ancho del símbolo, y de arriba hacia abajo. Una vez encontrado se busca continuidad de pixels en el eje y (para eliminar la posibilidad de que sea una línea del pentagrama), y si esta es mayor a c (constante de...nida), entonces se encuentra su posición y se le asigna una nota (número entero), y se guarda en el archivo de reconocimiento ...nal el símbolo y la nota correspondiente. En caso de que el símbolo sea mayor o igual a 6, significa que es un silencio, por lo tanto, solo se guarda directamente en el archivo de reconocimiento ...nal

3 Resultados y Discusión

Primero se presentan los resultados obtenidos al reconocer imágenes con símbolos ocupados en el entrenamiento de las redes neuronales propuestas, después se presentan los resultados que se obtuvieron al reconocer una partitura musical cualquiera, es decir, con símbolos que la red neuronal no conoce. Al primer tipo de resultados mencionado, le llamaremos Reconocimiento con Imágenes de Prueba, y al segundo tipo como Reconocimiento Final.

- ² Reconocimiento con Imágenes de Prueba. Se tomaron 140 símbolos al azar, de las 126 muestras que se ocuparon en el entrenamiento de las redes neuronales. En esta fase lo que interesa es conocer que topologías (de las 24 combinaciones) arrojan los mejores resultados, es decir, las topologías que proporcionen el mayor porcentaje de reconocimiento, para después utilizar sólo éstas en la fase de Reconocimiento Final. Las topologías que obtuvieron mejores resultados se presentan en la tabla 2.

Topología	τ	θ	% rec.
1	0.25	0.1	99.28
5	0.75	0.1	99.28
5	0.75	0.5	100
5	0.25	0.1	99.28
5	0.25	0.5	100
6	0.75	0.1	100
6	0.25	0.1	100

Tabla 2: Topologías con mayores porcentajes de reconocimiento.

- ² Reconocimiento Final. Para el reconocimiento final se utilizaron 9 partituras, las cuales contienen un total de 1007 símbolos a reconocer. Los resultados de los reconocimientos de los símbolos, así como de los sonidos de los símbolos se presentan en la tabla 3.

Topología	τ	θ	% rec. simb.	% rec. nota
1	0.25	0.1	95.63	100
5	0.75	0.1	95.03	100
5	0.75	0.5	93.44	100
5	0.25	0.1	89.7	100
5	0.25	0.5	93.25	100
6	0.75	0.1	95.13	100
6	0.25	0.1	93.44	100

Tabla 3: Reconocimiento Final usando 9 partituras con 1007 símbolos.

De la tabla 3 se observa que el mayor porcentaje de reconocimiento (95.63) lo obtuvo la topología 1 con $\tau=0.25$ y $\theta=0.1$, considerando la teoría que

nos dice que se obtienen buenos resultados con valores pequeños para α y también combinando valores altos para α y pequeños para β . Con topología, valores de α y β , y con las 1007 muestras de imágenes, el conocimiento real se encuentra entre 95.51% y 95.75%. Los reconocimientos reales se calcularon con un nivel de confianza del 95% [13].

Una red neuronal además de clasificar un patrón, proporciona también un nivel de confianza del reconocimiento. Otro resultado que se observó al momento del reconocimiento, es que para la mayoría de las topologías 5 y 6 el nivel de confianza del reconocimiento es alto, es decir, la red neuronal construyó una función que discrimina bien (está segura de clasificación, aunque se equivoque), y en cambio con la topología 1, nivel de confianza es muy variable, por lo cual conduce a reconocimientos frágiles, es decir, puede ser que el reconocimiento sea correcto, pero con nivel de confianza bajo. Lo anterior se pudo originar por las características que se extraen de las imágenes (histogramas y momentos).

También se observa de la tabla 3, que el algoritmo para el reconocimiento de los sonidos de los símbolos funciona muy bien, obteniendo el 100 ciento de reconocimiento de los sonidos de las notas en todas las partituras. Cabe aclarar que este algoritmo se aplica sólo a los símbolos reconocidos correctamente por la red neuronal.

Las figuras 3 y 4 muestran dos pequeñas partituras antes de aplicar algoritmos de reconocimiento y sus respectivos reconocimientos reales. Se puede observar de la figura 3 que el formato del archivo de reconocimiento real consiste de: la primera línea que indica el número total de símbolos reconocidos en la partitura, y a continuación se van alternando las cadenas de "Sol" y "Fa", lo cual significa que los símbolos que se presentan en la continuación de dicha cadena, se encuentran en esta clave. Después de la cadena "Sol" ó "Fa", se muestran pares de números enteros separados por un espacio. El primer número entero indica el símbolo reconocido, y el segundo número indica el sonido (nombre) del símbolo, de acuerdo a la tabla 4. Debido a que los símbolos que representan a los silencios siempre tienen la misma posición en el pentagrama, se optó por asignarles en el segundo número entero (correspondiente al sonido del símbolo en el archivo), el mismo número que representa al símbolo.

De la tabla 4 se observa, que los sonidos de las notas presentes corresponden solamente a la clave de Sol, y en la introducción se especifica también se reconocerán las notas en clave de Fa. La solución a esto es la siguiente. De acuerdo con [12], la clave da su nombre a la nota escrita en la línea donde está ella, y las demás notas, ascendiendo o descendiendo, van tomando el suyo en el orden conocido: Do, Re, Mi, Fa, Sol, La, Si. Ahora, si se observa un pentagrama, por ejemplo, el de la figura 3, clave de Sol está en la segunda línea y la clave de Fa en la cuarta línea. Por lo tanto, haciendo un análisis de las posiciones de las notas, en las claves, y con base en la tabla 4, para encontrar el correspondiente nombre

de nota en clave de Fa, sólo hay que reconocer la nota en clave de Sol y a este número sumarle dos.

Símbolo	Rep.	Sonidos de Nota	Rep.
Blanca	0	Mi_menor	11
Negra	1	Fa_menor	12
Corchea	2	Sol_menor	13
Semicorchea	3	La_menor	14
Redonda	4	Si	15
Silencio de redonda	5	Do_mayor	16
Silencio de blanca	6	Re_mayor	17
Silencio de negra	7	Mi_mayor	18
Silencio de corchea	8	Fa_mayor	19
Silencio de semicorchea	9	No_existe	20

Tabla 4: Representación de los símbolos y sonidos de notas.

Por lo anterior, a la tabla 4, sólo hay que agregarle dos sonidos de nota: sol_mayor (representado por el número 20) y la_mayor (representado por el número 21). Además el símbolo de nota no_existe se representa con el número 22.

De la figura 4, se puede observar que sólo hubo un error en el reconocimiento, el segundo símbolo, el cuál es una "corchea" y no una "negra". Lo anterior se podría mejorar (es decir, mejorar los porcentajes de reconocimiento) con varias alternativas. Una de ellas es incluir nuevas características que describan a los símbolos (por ejemplo, las formas [14]), en los vectores característicos (patrones de entrada de la red neuronal); otra alternativa sería mejorar el preprocesamiento de los símbolos, de tal manera que conserven sus rasgos descriptivos. También se podría cambiar las configuraciones de las topologías y utilizar una técnica que acelere la convergencia del algoritmo de aprendizaje Backpropagation, con el objetivo de que éste alcance un error promedio muy pequeño.

4 Conclusiones

La metodología propuesta es muy sencilla, donde destaca el uso de una red perceptrón multinivel entrenada con el algoritmo backpropagation incluyendo el término momentum, para el reconocimiento de los símbolos musicales. La generalización lograda por la red neuronal (de la topología 1) es aceptable, ya que con un nivel de confianza del 95%, se logra un reconocimiento real entre 95.51% y 95.75%. Además, los reconocimientos con niveles de confianza más altos los proporcionan las topologías 5 y 6, donde se utilizó una combinación de los histogramas vertical y horizontal, y los momentos, como entradas a la red neuronal. Esto nos sugiere que para entrenamientos futuros, es mejor entrenar con combinaciones de otras características de la imagen.

— root\trsm2\trsm2\rec_images\resultado2.pgm

Archivo Imagen Morfología Entrenamiento Reconocimiento Ayuda

32
Sol
4 11
1 12
1 11
1 11
1 11
1 11
4 12
Fa
4 13
1 14
1 13
1 13
1 13
4 14
Sol
0 13
1 11
1 11
0 11
1 11
1 11
1 11
0 14
1 13
0 11
Fa
0 15
1 13
1 13
0 13
1 13
1 13
1 13
0 16
1 15
0 13

552x585, 8 bits (421,85) #f1c1c , 252/256 colors

Figura 3: Ejemplo con reconocimiento de 100% de los símbolos. A la izquierda, imagen de partitura a reconocer; a la derecha, reconocimiento ...nal.

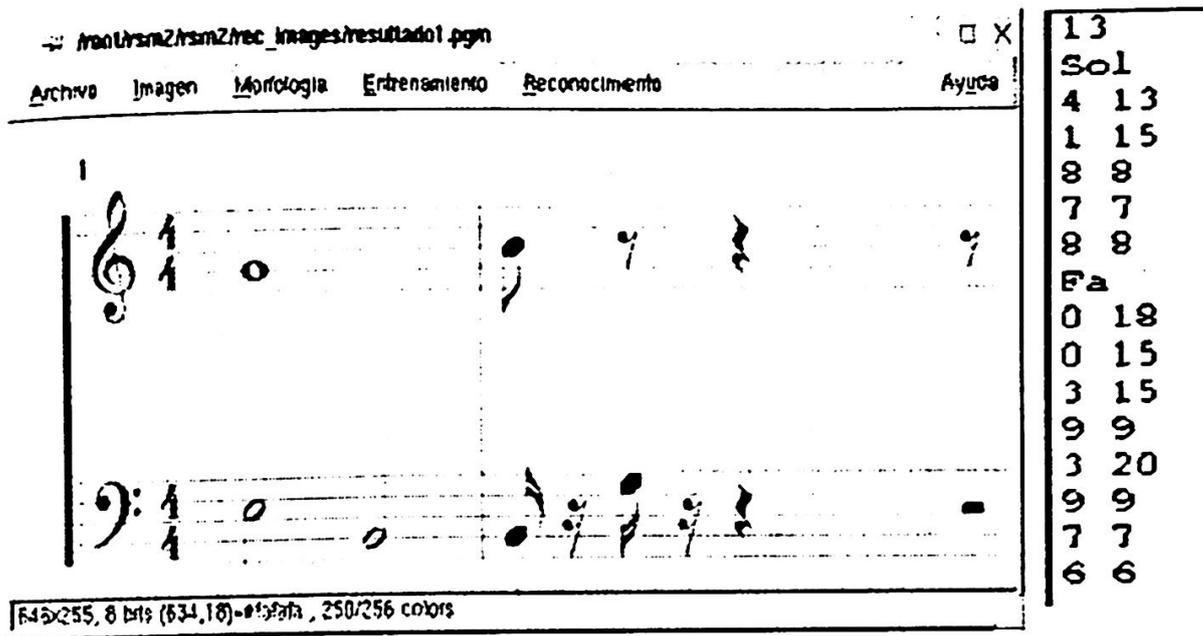


Figura 4: Ejemplo con reconocimiento del 92.3% de los símbolos.

La combinación de las técnicas: PDI, Morfología Matemática y Redes Neuronales, fué fundamental para poder construir el pequeño sistema híbrido de reconocimiento. Actualmente, esta es la tendencia (en reconocimiento de patrones), ya que las técnicas por separado, en algunas ocasiones, no llegan a ser suficientes para poder resolver los problemas planteados.

Como trabajo a futuro se pretende extender el reconocimiento a notas manuscritas, usando la metodología planteada. Para esto, habría que obtener una base de datos de imágenes de símbolos manuscritos de una población grande, así como mejorar el porcentaje de reconocimiento, al incluir otras características

los vectores de entrada de la red, las cuáles ayuden a distinguir mejor cada símbolo. También se debe de implementar una técnica de aceleración (mejor que la del término momentum) del algoritmo backpropagation, ya que esto nos conduce a alcanzar errores promedio muy pequeños, lo cual ayuda a mejorar el porcentaje de reconocimiento.

Referencias

- [1] Vargas Martínez, Héctor S.; "Visión Artificial del primer robot pianista mexicano Don Cuco el Guapo", Tesis de Licenciatura, BUAP, 1996.
- [2] Yoda I., Yamamoto K., Yamada H.; "Automatic Construction of Recognition Procedures for Musical Notes by GA", Proceedings of DAS94, pp.203-209, IAPR Workshop on Document Analysis Systems, Germany, October 1994.

- [3] Stükelberg M., Doermann D.; "On Musical Score Recognition using Probabilistic Reasoning", International Journal on Document Analysis and Recognition, IJDAR'97, Springer 1997.
- [4] Gonzalez, Rafael y Woods, Richard; "Tratamiento Digital de Imágenes", Addison-Wesley, 1996.
- [5] Haralick, Robert M., Shapiro G. Linda; "Computer and Robot Vision", Addison-Wesley, 1987.
- [6] Haralick, Robert M., Stenberg, Stanley R, y Zhuang, Xinhua; "Image Analysis using Mathematical Morphology", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAM-9, No. 4, Julio 1987.
- [7] Haykin, Simon; "Neural Networks. A Comprehensive Foundation", Macmillan College Publishing Company, 1994.
- [8] Rojas González, Raúl; "Neural Networks. A systematic introduction", Springer-Verlag, 1996.
- [9] Fausset, Laurene; "Fundamentals of Neural Networks. Architectures, Algorithms, and Applications", Prentice-Hall, 1994.
- [10] Starner, Thad; "Notas del Handwritten Digit Recognition Project", Morgan Kaufmann Tech, 1999.
- [11] Maldonado B. J., Cruz Barbosa R., Vargas G. P.; "Aplicación del cepstrón Multinivel entrenado con el algoritmo Backpropagation y Segmentación de Imágenes para Reconocer Caracteres Manuscritos", Simposio Internacional de Computación CIC'98, 1998.
- [12] Moncada García, Francisco; "Teoría de la Música", Ediciones Framong, 1997.
- [13] Spiegel, Murray R.; "Probabilidad y Estadística", McGraw-Hill, 1989.
- [14] Sánchez Díaz, Guillermo, Díaz de León S., Juan Luis; "Método de Segmentación para reconocimiento de símbolos musicales", Simposio Internacional de Computación CIC'98, 1998.