

Maestría en Ciencias de la Computación

Área de Concentración: Procesamiento de Señales y Reconocimiento de Patrones

Identificación de Tipos de Letra

*Tesis para obtener el grado de
Maestro en Ciencias de la Computación*

Alumno: Juan Villegas Cortez
Matricula: 99380399

Asesor: Dr. Carlos Avilés Cruz
Junio 2005

Para ponerse en contacto con Juan Villegas Cortez:

Correo-e:

jvillegas@gmail.com

Dirección Postal:

Apartado Postal No. 678
Administración Palacio Postal (1)
C.P. 06002
México D.F.

A las mujeres de mi casa:

María Isabel

abnegada madre, siempre presente

Alberta

la aventada y desesperada

Josefina

mi querida Chepita, la que todo escribe y observa

María de Lourdes

tu sonrisa sigue vigente en el eco de la mía,

Aurora

mi compañera de batallas siempre sonriente

Lulú

insatisfecha luchadora de su propia causa

Alejandra

la que corre, corre y corre por la vida (no te detengas)

Nora Laura

bla, bla, bla ... := te quiero mucho

A los varones de mi casa:

Ángel

el que con sus manos pinta, recorta, dibuja y pega sus mensajes de amor

y Salomón \:D/

gracias por compartir la vida y por acompañarme

... y a mis amig@s de mi casa, causa, y corazón: Gracias.

Resumen.

En este estudio nosotros proponemos una alternativa para la necesidad del reconocimiento del tipo de letra, motivo de la realización de este trabajo, basándonos en características de textura globales de las imágenes del documento (asumimos documentos de texto puro, la segmentación de página y el análisis de la estructura del documento están fuera del alcance de este trabajo). No se necesita un análisis local explícito en el método. La clave es el uso del análisis de textura para extraer características globales. Un bloque de texto impreso por cada font puede verse con sus propiedades específicas de textura. La frecuencia espacial y la orientación de contenidos representan las características de cada textura. Son estas características de texturas las usadas para identificar los diferentes fonts.

En principio, cualquier técnica de análisis de textura puede ser aplicada. Nosotros usamos la técnica de aplicar momentos invariantes.

Se basan en el cálculo de los *momentos centrales* como herramienta para la extracción de características propias de las texturas, a su vez, creamos una base de datos de aprendizaje a partir de la imagen de entrada, y aplicamos clasificadores (Gaussiano y KNN). Con esta metodología se obtuvieron como resultados principales dos hechos: el primero, que el nivel de operaciones de cálculo es menor a otros estudios, alcanzando un nivel de acertividad por arriba del 95%, y el segundo, al validar la invariabilidad significativa de los resultados, con este nivel de operaciones, con respecto a la rotación de los textos y su contenido.

El trabajo se organiza del modo siguiente:

- **Capítulo 1.** Introducción.
- **Capítulo 2.** Conceptos teóricos.
- **Capítulo 3.** Detalle del protocolo experimental.
- **Capítulo 4.** Resultados.
- **Capítulo 5.** Conclusiones y Perspectivas futuras.
- **Referencias bibliográficas.**

Abstract.

Font recognition is one of the most important aspects in the analysis of documents. The accomplishment of this task is time-consuming and involves a lot of work. Numerous optical recognition techniques have been proposed but only a few of them have taken into account the recognitions of the type of letter or font. Type-letter recognition exerts a lot of influence over the automatic analysis of ADP documents mainly into two aspects: the font affects strongly the recognition of the characters and also the identification of the writing. The font assessment can decrease the number of alternatives in each class turning the recognition of the characters into one kind of font [1]. Also, the output of an ADP document involves not only the content of the document itself but also the font to be used in the printing in order to set only one type of automatic font. In this work we propose an alternative to recognize the font. The study is based in the global-texture characteristics of the image of the document. The following assumptions were made: the document is constituted only by the text, so page segmentation and the analysis of the structure of the document are outside the scope of this study. As a consequence local analysis of the method is not needed. The key aspect of the study is the analysis of the texture which enables the extraction of the global characteristics of the document. A text-block printed with only one font has specific texture properties. These properties comprise the spatial frequency and the orientation of the content of the document. These texture features are used to identify the fonts.

There are several texture-analysis techniques which can be used. It was chosen in this work the Invariant Moment Use technique.

This last technique extracts the texture characteristics through the calculus of the central moments. In addition a data base is created with the input image and Gaussian and KNN classifiers are applied. With the methodology utilized in this work two main results were found. First, the number of the operations performed is lower when compared with other studies; and second, the significant invariability of the results is validated with respect to the rotation of the text and its content. These results reach a level of confidence above the 95%.

This work is organized as follows.

- **Chapter 1.** Introduction.
- **Chapter 2.** Theoretical concepts.
- **Chapter 3.** Experimental protocol
- **Chapter 4.** Results.
- **Chapter 5.** Conclusions and Future Perspectives.
- **References.**

Tabla de Contenido

| | |
|--|-----|
| 1. Introducción..... | 18 |
| 1.1. ESTADO DEL ARTE DE RECONOCIMIENTO DE TIPO DE LETRA | 18 |
| 1.2. EL ANÁLISIS DE IMÁGENES | 23 |
| 1.2.1. Elementos del análisis de imágenes | 24 |
| 2. Fundamentos Teóricos..... | 26 |
| 2.1. PATRONES Y CLASES DE PATRONES | 26 |
| 2.2. MÉTODOS DE DECISIÓN TEÓRICA | 26 |
| 2.2.1. Clasificadores estadísticos óptimos | 28 |
| 2.2.1.1. Fundamentos..... | 28 |
| 2.2.1.2. El clasificador de Bayes para clases de patrones gaussianos | 30 |
| 2.2.1.3. El clasificador de los K -próximos vecinos (KNN)..... | 34 |
| 2.2.1.5. La noción de distancia | 36 |
| 2.2.1.6. Procedimiento de elección del K en KNN..... | 36 |
| 2.2.2. Métodos de evaluación de performance | 38 |
| 2.2.2.1. Algoritmo de Conteo de Errores..... | 39 |
| 2.2.2.2. Algoritmo de Resustitución | 39 |
| 2.2.2.3. Algoritmo Validación-Cruzada (CV) | 40 |
| 2.2.2.4. Algoritmo Deja-Uno-Fuera (LOO) | 41 |
| 2.2.2.5. La matriz de confusión | 42 |
| 2.3. EXTRACCIÓN DE ATRIBUTOS DEL FONT | 43 |
| 2.3.1. Momentos | 43 |
| 3. Protocolo experimental..... | 47 |
| 3.1. ESPECIFICACIONES TÉCNICAS..... | 47 |
| 3.2. DESARROLLO EXPERIMENTAL | 49 |
| 3.2.1. El preprocesamiento: la creación de un bloque de texto uniforme | 50 |
| 3.2.1.1. Ejemplo de preprocesamiento | 51 |
| 3.2.1.2. Detalle del refinamiento del patrón | 53 |
| 3.2.2. Extracción de atributos | 59 |
| 3.2.3. Reconocimiento del tipo de letra | 59 |
| 4. Resultados Experimentales..... | 64 |
| 4.1. IDENTIFICACIÓN DE TIPO DE FONT | 64 |
| 4.2. PRUEBAS CON EL CLASIFICADOR MODIFICADO | 71 |
| 4.2.1. Identificación de tipo de font regular, con rotaciones de 0° , 45° , 90° , 135° , a 6, 8 10, 12 puntos..... | 73 |
| 4.2.2. Identificación de tipo de font itálica, con rotaciones de 0° , 45° , 90° , 135° , a 6, 8 10, 12 puntos..... | 77 |
| 4.2.3. Identificación de tipo de font negrita, con rotaciones de 0° , 45° , 90° , 135° , a 6, 8 10, 12 puntos..... | 81 |
| 4.2.4. Identificación de tipo de font itálica con negrita, con rotaciones de 0° , 45° , 90° , 135° , a 6, 8 10, 12 puntos..... | 85 |
| 4.2.5. Resumiendo..... | 89 |
| 4.3. EXPERIMENTOS CON DIFERENTE TAMAÑO DE VENTANA DE PRUEBA | 93 |
| 4.3.1. Pruebas sobre el font Regular | 94 |
| 4.3.2. Pruebas sobre los font Itálica, Negrita y Negrita con Itálica | 99 |
| 4.3.3. Convergencia en función del tamaño de ventana | 112 |
| 4.4. RESULTADOS DE SENSIBILIDAD AL RUIDO..... | 114 |
| 5. Conclusiones y perspectivas..... | 116 |
| Apéndice 1. Representación digital de imágenes | 120 |

| | |
|---|-----|
| Apéndice 2. Glosario | 121 |
| Apéndice 3. Momentos | 124 |
| Referencias Bibliográficas..... | 126 |
| Anexo 1. Artículo enviado a publicación | 128 |
| Anexo 2. Contenido del CD-R | 141 |

Índice de Figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1.1. Ilustración de tipos de documentos: a) texto, b) página de periódico, c) página de libro de texto de Ingeniería, d) código de programa, e) portada de fax, f) página de anuncios clasificados, g) texto con imágenes, h) página de especificaciones técnicas en manual, i) diagrama de operación de máquina, j) diagrama de circuitos electrónicos-eléctricos, k) mapas geográficos, l) listado de valores de acciones de una casa de bolsa de valores..... | 19 |
| Figura 1.2. Esquema general para un sistema de identificación de font. | 22 |
| Figura 1.3. Elementos del análisis de imágenes. | 24 |
| Figura 2.1. Ejemplo de clasificación para tres clases. | 27 |
| Figura 2.2. Funciones de densidad de probabilidad para dos clases de patrones unidimensionales. El punto x_0 es la frontera de decisión si las dos clases son equiprobables..... | 31 |
| Figura 2.3. Selección de los k-vecinos. Aquí, 'x', el punto blanco, es clasificado con la clase \otimes , dado que de sus k (3) próximo vecinos, (1) pertenece a la clase +, y (2) a la clase \otimes | 34 |
| Figura 2.4. Selección de los k-vecinos por "volumen". Aquí el punto, es clasificado con la clase \otimes , dado que de sus k (3) próximo vecinos están más próximos que los k (3) elementos próximos de la clase de puntos +. | 35 |
| Figura 2.5. Ejemplo de elección de k-vecinos próximos para un ejercicio de 2 clases en 2 dimensiones en Matlab. El punto a clasificar está marcado con un círculo azul y la flecha. | 37 |
| Figura 2.6 Ejemplo de elección de k-vecinos próximos para un ejercicio de 3 clases en 3 dimensiones en Matlab. El punto a clasificar está marcado por la flecha. | 38 |
| Figura 2.7. Diagrama de operación del algoritmo de Resustitución. El total de la muestra, N, es el mismo que se somete para aprendizaje como para prueba..... | 40 |
| Figura 2.8. Diagrama de operación del algoritmo de Validación-Cruzada. El total de la muestra, N, se segmenta al 50%, la mitad se toma para aprendizaje, y la mitad restante se somete a prueba. | 40 |
| Figura 2.9. Diagrama de operación del algoritmo Deja-Uno-Fuera. Del total de la muestra, N, se toma un elemento, el restante $N-1$ se toma para aprendizaje, y el elemento que se separó se somete a prueba. | 41 |
| Figura 2.9. Estructura de la matriz de confusión..... | 42 |
| Figura 3.1. Diagrama de bloques de procesamiento de la imagen. | 49 |
| Figura 3.2. Imagen de entrada del documento (a), y la proyección horizontal del mismo (b). | 51 |
| Figura 3.3. La imagen del documento tras la eliminación de espacios en blanco entre líneas. | 51 |
| Figura 3.4. Ejemplo de cálculo de proyección vertical de líneas de texto, la primer línea del texto con su respectiva proyección vertical (PPV)..... | 52 |
| Figura 3.5. Ejemplo de resultado de la primer línea (a) y el documento preprocesado, eliminando espacios en blanco entre líneas y entre caracteres..... | 52 |

| | |
|---|-----|
| Figura 3.6. Documento finalmente preprocesado..... | 52 |
| Figura 3.7. Análisis de efecto “serif” sobre la estructura del texto. | 53 |
| Figura 3.8. Ejemplo de relleno justo, pero desproporcionado, Font Arial a 12 puntos en Regular. | 55 |
| Figura 3.9. Ejemplos de cuadros resultantes ya procesados, tipos Arial, Negrita. a 12 puntos (a) y Times New Roman, Regular, a 12 puntos (b)..... | 56 |
| Figura 3.10. Preprocesamiento con corte en bruto de línea de texto rellena, tipo Modern, Regular, a 12 puntos. | 58 |
| Figura 3.11. Corte de ventana de muestreo para cálculo del clasificador. Tipo Comic Sans MS, Regular, a 12 puntos, ventana a 256 pixeles..... | 58 |
| Figura 3.12. Detalle ilustrativo de extracción de atributos de la imagen: (a) partiendo de la imagen previamente preprocesada, extraemos ventanas barriendo sobre la imagen al azar, y de cada una de estas ventanas de análisis (b), extraemos sus siete momentos invariantes (c)..... | 59 |
| Figura 3.13. (a) Clases generadas con ruido al aleatorio gaussiano, con desviación estándar 10, y medias 30, 60, 90 y 120. (b) Composición de prueba a partir de las imágenes del inciso (a). | 61 |
| Figura 3.14. Imagen construida con las 8 clases para hacer pruebas de reconocimiento del clasificador. Fonts a 10 puntos, estilo Regular, (a)Courier New, (b) Arial, (c) Bookman Old Style, (d) Franklin Gothic médium, (e) Comic Sans MS, (f) Impact, (g) Modern, (h) Times New Roman..... | 62 |
| Figura 4.1. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano, con logaritmo. | 64 |
| Figura 4.2. Matriz de confusión con clasificador KNN, con logaritmo. | 65 |
| Figura 4.3. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano, sin logaritmo. | 65 |
| Figura 4.4. Matriz de confusión con clasificador KNN, sin logaritmo. | 65 |
| Figura 4.5. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano. | 66 |
| Figura 4.6. Matriz de confusión con clasificador KNN. | 66 |
| Figura 4.7. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano. | 67 |
| Figura 4.8. Matriz de confusión con clasificador KNN. | 67 |
| Figura 4.9. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano. | 67 |
| Figura 4.10. Matriz de confusión con clasificador KNN. | 68 |
| Figura 4.11. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano. | 68 |
| Figura 4.12. Matriz de confusión con clasificador KNN. | 68 |
| Figura 4.13. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano. | 69 |
| Figura 4.14. Matriz de confusión con clasificador KNN. | 69 |
| Figura 4.15. Gráfica de barras de probabilidades por clasificador y por número de momentos considerados..... | 70 |
| Figura 4.16. Muestras de clases de texto preprocesadas con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135° respectivamente. | 72 |
| Figura 4.19. Ejemplo de tamaños de ventanas de prueba sobre el tamaño de la muestra. | 113 |
| Figura 4.20. Muestras de textos con ruido aleatorio al 5% (a), 11% (b), 17% (c)..... | 114 |
| Figura 5.1. Detalle de imagen al rotar (a) 0°, (b) 45°, (c) 135°, (d) 90°..... | 118 |
| Figura 5.2. Ejemplo de valores mínimos alcanzados en una base de datos, a 8 puntos y 0° de rotación, para font Courier en Regular. | 118 |
| Figura 5.3. Ejemplo de una base de datos abierta en texto plano con Notepad++. Véase en la línea 6 (correspondiente al 6° momento), el valor con 5 numerales, en punto flotante. La base de datos corresponde a un tamaño de ventana de 512x512, con | |

| | |
|---|-----|
| rotación 0°, escala 8 puntos, estilo Regular y pertenece al font Courier, uno de los fonts más representativos. | 119 |
| Figura A1.1. Convenio de ejes utilizado para la representación digital de imágenes. | 120 |

Índice de Gráficas

| | |
|---|-----|
| Gráfica 4.1. Datos de la tabla 4.20. | 89 |
| Gráfica 4.2. Datos de la tabla 4.21. | 90 |
| Gráfica 4.3. Datos de la tabla 4.22. | 91 |
| Gráfica 4.4. Datos de la tabla 4.23. | 92 |
| Gráfica 4.5. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 0°..... | 94 |
| Gráfica 4.6. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 45°..... | 95 |
| Gráfica 4.7. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 90°..... | 96 |
| Gráfica 4.8. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 135°... | 97 |
| Gráfica 4.9. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular. | 98 |
| Gráfica 4.10. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular. | 98 |
| Gráfica 4.11. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular. | 98 |
| Gráfica 4.12. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular. | 99 |
| Gráfica 4.13. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica..... | 100 |
| Gráfica 4.14. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica..... | 101 |
| Gráfica 4.15. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica..... | 102 |
| Gráfica 4.16. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica..... | 103 |
| Gráfica 4.17. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita..... | 104 |
| Gráfica 4.18. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita..... | 105 |
| Gráfica 4.19. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita..... | 106 |
| Gráfica 4.20. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita..... | 107 |
| Gráfica 4.21. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita..... | 108 |
| Gráfica 4.22. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita..... | 109 |
| Gráfica 4.23. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita..... | 110 |
| Gráfica 4.24. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita..... | 111 |

Gráfica 4.25. Convergencia de error en función del tamaño de la ventana (método de evaluación de performance, *R* = Resustitución, *CV* = Cross Validation (Validación Cruzada), *LOO* = Leave One Out (Deja Uno Fuera))..... 112

Gráfica 4.26. Resultados de pruebas de texto con ruido aleatorio al 5, 11 y 17%. 115

Índice de Tablas

| | |
|---|----|
| Tabla 4.1. Comparativo de proporciones con cada clasificador, con y sin logaritmo..... | 66 |
| Tabla 4.2. Comparativo de proporciones con cada clasificador, y con los momentos considerados. | 69 |
| Tabla 4.3. Todos los casos considerados en las pruebas, por cada escala se toman las 4 medidas de rotación (e.g. 12 pts. En 0°, 45°, 90° y 135°)..... | 71 |
| Tabla 4.4. Caso 0° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 73 |
| Tabla 4.5. Caso 45° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 74 |
| Tabla 4.6. Caso 90° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 75 |
| Tabla 4.7. Caso 135° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 76 |
| Tabla 4.8. Caso 0° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 77 |
| Tabla 4.9. Caso 45° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 78 |
| Tabla 4.10. Caso 90° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 79 |
| Tabla 4.11. Caso 135° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 80 |
| Tabla 4.12. Caso 0° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 81 |
| Tabla 4.13. Caso 45° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 82 |
| Tabla 4.14. Caso 90° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 83 |
| Tabla 4.15. Caso 135° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles..... | 84 |

| | |
|--|-----|
| Tabla 4.16. Caso 0° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 píxeles. | 85 |
| Tabla 4.17. Caso 45° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 píxeles. | 86 |
| Tabla 4.18. Caso 90° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 píxeles. | 87 |
| Tabla 4.19. Caso 135° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 píxeles. | 88 |
| Tabla 4.20. Resumen global de medias de clasificación para font Regular. | 89 |
| Tabla 4.21. Resumen global de medias de clasificación para font Itálica. | 90 |
| Tabla 4.22. Resumen global de medias de clasificación para font Negrita. | 91 |
| Tabla 4.23. Resumen global de medias de clasificación para font Itálica con Negrita. | 92 |
| Tabla 4.24. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 0° | 94 |
| Tabla 4.25. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 45° | 95 |
| Tabla 4.26. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 90° | 96 |
| Tabla 4.27. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 135° | 97 |
| Tabla 4.28. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 64 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 100 |
| Tabla 4.29. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 128 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 101 |
| Tabla 4.30. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 256 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 102 |
| Tabla 4.31. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 512 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 103 |
| Tabla 4.32. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 64 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 104 |
| Tabla 4.33. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 128 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 105 |
| Tabla 4.34. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 256 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 106 |
| Tabla 4.35. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 512 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 107 |
| Tabla 4.36. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 64 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 108 |
| Tabla 4.37. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 128 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 109 |
| Tabla 4.38. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 256 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135° | 110 |

| | |
|--|-----|
| Tabla 4.39. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 512 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°. | 111 |
| Tabla 4.40. Matriz de confusión (en porcentaje) para los cuatro estilos en los ocho fonts por el método de Validación-Cruzada. | 113 |

Simbología

ω_i , $i = 1, 2, \dots, M$ clases

M := número total de clases

x, y, z := patrones en forma vectorial

cada patrón tiene la forma:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

con n := número de atributos a manejar

$d_1(x), d_2(x), \dots, d_M(x)$:= funciones de decisión teórica

$p(\omega_i/x)$:= probabilidad a priori de que un patrón x pertenezca a una clase ω_i

$r_j(x) = \sum_{k=1}^M L_{kj} p\left(\frac{\omega_k}{x}\right)$:= riesgo medio condicional de clasificación

L_{ij} := error de clasificación entre las clases ω_i y ω_j

Probabilidad condicional, de acuerdo con el Teorema de Bayes:

$$p(a/b) = [p(a)p(b/a)]/p(b)$$

Teorema de Bayes:

$$p(\omega_i | x) = \frac{p(x | \omega_i) p_i}{p(x)}$$

$$p(x) = \sum_{i=1}^M p(x | \omega_i) p_i, \text{ con } M \text{ el número de clases.}$$

Clasificador de Bayes para clases de patrones gaussianos:

$$d_j(x) = p(x/\omega_j)p(\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}\right] p(\omega_j)$$

σ_j := desviaciones estándar

C_j := Matriz de varianza-covarianza

$|C_j|$:= determinante de la matriz de varianza-covarianza

1. Introducción

1.1. Estado del Arte de Reconocimiento de Tipo de Letra

Las computadoras se han vuelto más y más poderosas en el procesamiento de datos con el tiempo; esta característica las ha hecho la herramienta perfecta en tratar de implementar algunas de las capacidades humanas. Dado que la visión es el sentido por el cual nosotros, los humanos, adquirimos la mayor proporción de información que usamos en nuestras actividades diarias, varias investigaciones se han hecho tratando de simular el proceso de visión con computadoras. En particular, la capacidad de entender figuras visuales que no son exactamente como modelos conocidos, pero lo suficientemente cercanos a algunos, es una de las características humanas que podemos hacer mejor que las computadoras. Ejemplos de esta clase de figuras son los símbolos que nosotros los humanos usamos para la comunicación escrita, para tener una mejor idea de esto, la Figura 1.1 nos muestra un ejemplo de una variedad de documentos que enfatiza los requerimientos del análisis digital de documentos [14] relativos a la estructura simbólica; este ejemplo nos muestra lo deseable que resulta extraer información suficiente para indexar cada documento, su tipo de contenido: texto, texto con imágenes, diagramas, gráficas, mapas en general, tablas, o combinación de estos tipos de contenidos. Nuestro trabajo se centra en documentos de textos, como la subimagen (a) de la Figura 1.1, los documentos con contenido combinados (e.g. texto con imágenes, texto con gráficos, etc.) quedan fuera del alcance de nuestro estudio.

El reconocimiento de tipo de letra, o de *font*, es una tarea fundamental en la identificación y el análisis de documentos. Así ha sido una tarea difícil que demanda un gran número de recursos de cómputo. Existen diversas técnicas que han sido propuestas para resolver este problema. Las técnicas de reconocimiento óptico de caracteres (OCR) son comúnmente usadas por desarrolladores de software comercial [14], pero el tipo de font es generalmente descuidado. Sin embargo, las técnicas del procesamiento automático de documentos (ADP) tienen que tomar en cuenta el tipo de font como uno de los dos principales aspectos. El primero, el tipo de carácter, que una vez determinado es generalizado en el reconocimiento del font y la identificación final del documento. Como un resultado del solo uso de este alcance, el número de formas alternativas que cada clase de familia de font puede tener es reducido. Esto claramente nos lleva al reconocimiento de una sola clase de font [14]. El segundo aspecto (ideal) que más debe ser considerado en las técnicas de ADP es la identificación de los tipos de font usado dentro del documento. Así ha sido usualmente ignorado en orden de la importancia que se le ha ido dando.

Existen dos aproximaciones para la identificación de tipo de letra, por un lado están los métodos tipográficos y por otro los métodos globales.

A continuación se citan los trabajos más importantes.

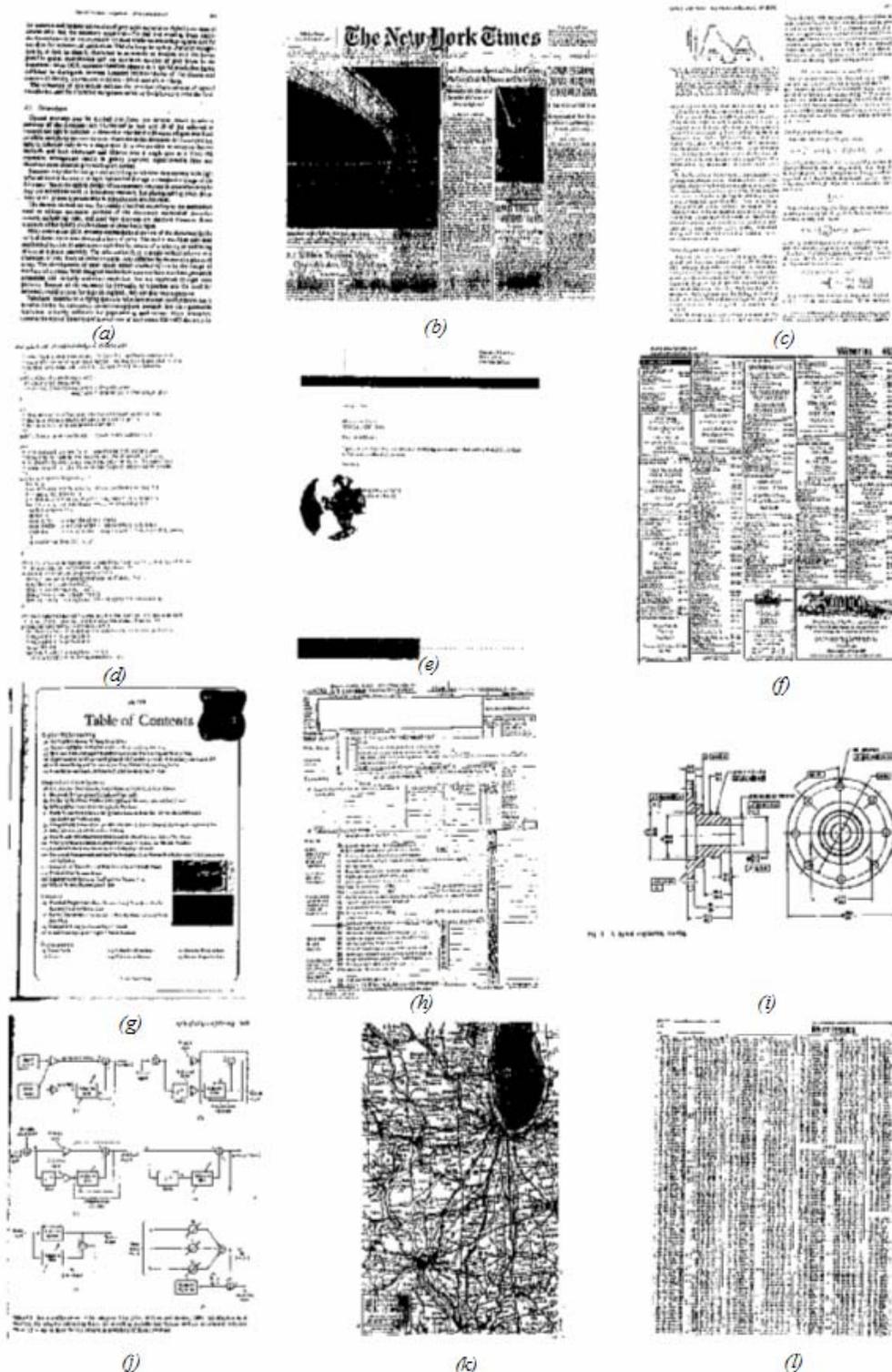


Figura 1.1. Ilustración de tipos de documentos: a) texto, b) página de periódico, c) página de libro de texto de Ingeniería, d) código de programa, e) portada de fax, f) página de anuncios clasificados, g) texto con imágenes, h) página de especificaciones técnicas en manual, i) diagrama de operación de máquina, j) diagrama de circuitos electrónicos-eléctricos, k) mapas geográficos, l) listado de valores de acciones de una casa de bolsa de valores.

Khoubyari y Hull [9] presentan un algoritmo que identifica el font predominante sobre la imagen de un documento impreso. Funciones de palabras frecuentes del idioma inglés (tales como *the, of, and, a, y to*) son también consideradas como parte del reconocimiento del font; tomando racimos de imágenes de palabras, generadas a partir del documento a analizar, y comparándolas con funciones de palabras de una base de datos de funciones de palabras derivadas de imágenes de fonts en documentos. El font base se escoge como el font que es más similar al que se va a analizar. Este avance en su momento consideró el hecho de que el común de los documentos se realizaba con un solo tipo de font predominantemente, también que las palabras repetidas en un documento son utilizadas en el ruido del mismo.

Cooperman [3] presenta un conjunto de detectores locales que fueron empleados para identificar características individuales de cada font, como la altura, grosor, densidad, líneas, etc., para un sistema de OCR, aquí el autor trata el tipo de ruido que se presenta para este reconocimiento, el OCR, identificando atributos del font como el grosor y densidad, que son los que más cambian en las vecindades de las palabras, mientras que los atributos del *serif* cambian con menos frecuencia dentro de un mismo párrafo; y concluye mostrando que un documento como un todo, tiende a tener un número limitado de atributos.

Shi y Pavlidis [7] hacen reconocimiento de font basados en propiedades de histogramas de palabras, donde propiedades como de inclinación, densidades de histogramas, etc., fueron medidas, haciendo con esto un análisis contextual del documento. La información del documento es extraída desde dos fuentes: una son las propiedades globales de la página del documento, y la otra es el resultado de clasificar palabras cortas en párrafos del documento (del idioma inglés tales como *it, off, etc.*). El procesamiento contextual es hecho por composición de palabras candidatas del resultado de reconocimiento, y entonces se checa cada candidato con un diccionario a través de una revisión ortográfica.

Zramdini e Ingold [23] muestran un avance estadístico para el reconocimiento de font basado en sus aspectos tipográficos globales, para hacer frente al hasta entonces ignorado problema del reconocimiento de font. Realizan la identificación de tipografía, peso, caída y tamaño del texto en un bloque de imagen sin conocimiento alguno del contenido del texto. El reconocimiento se basa en un clasificador Bayesiano multivariado y opera en un conjunto dado de fonts conocidos.

Un avance similar, por Schreyer [18], donde atributos locales de textons¹ fueron usados. Puede verse que todos estos trabajos están basados en aspectos tipográficos que fueron extraídos con análisis locales minuciosos en lugar de análisis global, a excepción del trabajo de [18], mencionado en el párrafo anterior.

Sólo un autor, Zhu [22], se halló que trató de usar análisis de textura global, considerando al documento como una imagen conteniendo características específicas de

¹ Véase Jules y Bergen [8] para una definición de textons, y Malik et al. [11] como un avance alternativo de textons.

texturas, y considerando al reconocimiento de font como una identificación de texturas, independiente del contenido. Los filtros de Gabor fueron implementados a diferentes frecuencias y orientaciones por estos autores, conduciendo los resultados del reconocimiento como una función del ruido pimienta (degradación de reconocimiento como una función de ruido aditivo). Bien que los resultados dados en [22] son buenos, hay espacio para mejoras sustanciales. La experiencia nos muestra que un análisis global nos puede llevar a buenos resultados en el reconocimiento de patrones.

Los autores Aviles-Cruz y Rangel-Kuoppa [2], proponen una nueva técnica para el reconocimiento de font, este avance se basa en el análisis global de texturas, donde los métodos estadísticos son usados para identificar y clasificar las características de los fonts. El reconocimiento del font es realizado tomando al documento como una simple imagen, con uno o varios tipos de fonts presentes, la identificación no es tomada letra a letra como en los avances convencionales, estos autores proponen el uso de barrido de ventanas de análisis estadísticos sobre el documento preprocesado² para obtener sus características, usando momentos de tercer y cuarto orden. Esta técnica empleada no hace uso del estudio local de la tipografía, más aún, es independiente del contenido.

Nuestra propuesta de trabajo parte del avance de [2], haciendo uso de características del análisis global de texturas, implementando clasificadores estadísticos, con la particularidad de tomar en cuenta los momentos invariantes de Hu [5] de segundo y tercer orden.

² El preprocesamiento generalmente consiste de una serie de transformaciones imagen-a-imagen. Este no incrementa nuestro conocimiento del contenido del documento, pero puede ayudar a extraerlo [11]. En el Capítulo 3 se ve a detalle el preprocesamiento aplicado en nuestro trabajo.

La tarea de identificación propuesta en este trabajo se resume en la Figura 1.2. La imagen original es pre-procesada para crear un bloque de texto uniforme, el cual a su vez es usado para extraer sus atributos estadísticos. Las características se categorizan usando clasificadores estándares estadísticos como es el caso del clasificador de Bayes y el clasificador a k próximos vecinos, obteniendo el reconocimiento de un font en particular.

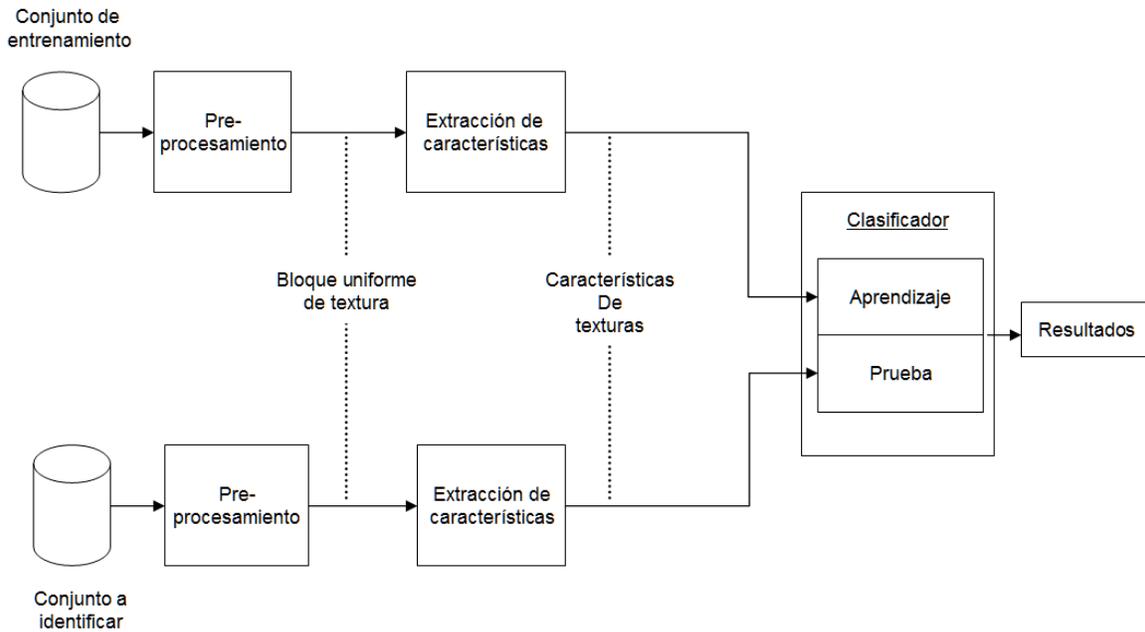


Figura 1.2. Esquema general para un sistema de identificación de font.

1.2. El análisis de imágenes

El análisis de imágenes es un proceso que consiste en descubrir, identificar y comprender los patrones que son relevantes en el entendimiento de un trabajo basado en imágenes. Uno de los principales objetivos del análisis de imágenes por computadora consiste en dotar a una máquina, en algún sentido, de la capacidad de aproximación, similar a la de los seres humanos. Por ejemplo, en un sistema para la lectura automática de imágenes correspondientes a documentos mecanografiados, los patrones de interés son los patrones alfanuméricos, y el objetivo es conseguir un reconocimiento preciso de caracteres que esté tan próximo como sea posible a la magnífica capacidad exhibida por los seres humanos para realizar tareas de este tipo.

De este modo, un sistema automático de análisis de imágenes debería ser capaz de ofrecer varios grados de inteligencia. El concepto de *inteligencia* es algo vago, particularmente con referencia a una máquina. Sin embargo, no resulta difícil expresar el concepto de los diferentes tipos de comportamiento asociados generalmente con la inteligencia. Diversas características nos vienen rápidamente a la mente:

- 1) La capacidad de extraer la información de interés, separándola de un conjunto de detalles irrelevantes;
- 2) La capacidad de aprender a partir de ejemplos y de generalizar este conocimiento para que se pueda aplicar en nuevas y diferentes circunstancias; y
- 3) La capacidad de realizar inferencias a partir de una información incompleta.

Se puede diseñar e implementar sistemas de análisis de imágenes de estas características para entornos operativos *limitados*. Sin embargo, no sabemos todavía cómo dotar a estos sistemas de un nivel de rendimiento que llegue incluso a emular las capacidades humanas a la hora de realizar funciones genéricas del análisis de imágenes. Gracias a la investigación en sistemas informáticos y biológicos, continuamente se están descubriendo nuevas y prometedoras teorías que intentan explicar el conocimiento visual humano. Sin embargo, las características más avanzadas de análisis de imágenes por computadora se basan en su mayor parte en fórmulas heurísticas, adaptadas para la resolución de problemas específicos. Por ejemplo, algunas máquinas son capaces de leer documentos impresos, con el formato adecuado, a velocidades superiores en varios órdenes de magnitud a las que pueda conseguir el lector más experto. De cualquier forma, los sistemas de este tipo son sumamente especializados y tienen poca o ninguna aplicación en otras tareas. Esto es, la teoría actual y las limitaciones de implementación en el campo del análisis de imágenes aplican soluciones que, en gran medida, dependen del problema.

1.2.1. Elementos del análisis de imágenes

Resulta conceptualmente útil dividir el espectro de técnicas de análisis de imágenes en tres áreas básicas.

1. Procesamiento de bajo nivel.
2. Procesamiento de nivel intermedio.
3. Procesamiento de alto nivel.

Aunque estas subdivisiones no tienen límites definitivos, proporcionan un marco útil para la clasificación de los diversos procesos que son componentes esenciales de un sistema autónomo de análisis de imágenes. La Figura 1.3 muestra estos conceptos. Los bloques de líneas discontinuas se solapan, indicando que no existen límites definidos entre los diferentes procesos. Por ejemplo, la umbralización se puede considerar como una operación de realzado (preprocesamiento) o como una herramienta de segmentación.

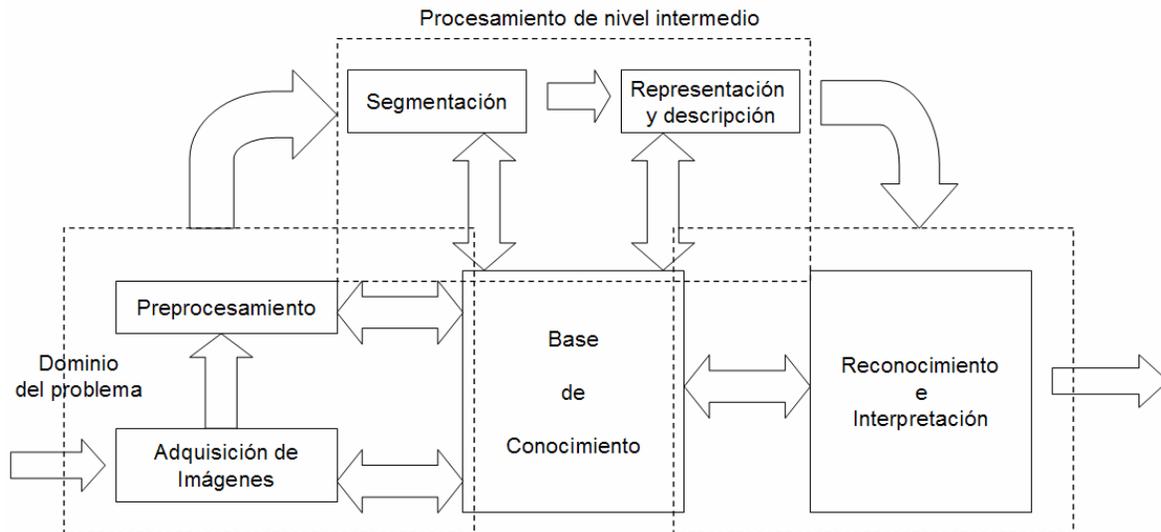


Figura 1.3. Elementos del análisis de imágenes.

En *procesamiento de bajo nivel* trata de un tipo de funciones a las que se puede considerar como reacciones automáticas, y que no requieren inteligencia por parte del sistema de análisis de imágenes. Se considera que la adquisición y el preprocesamiento de imágenes son funciones que operan a bajo nivel. Esta clasificación incluye actividades desde el proceso mismo de formación de las imágenes hasta las diversas compensaciones aplicables, como la reducción del ruido o supresión, en la medida de lo posible, del emborronamiento de las imágenes. Se pueden comparar las funciones de bajo nivel con el proceso de percepción y adaptación que sufre una persona cuando trata de encontrar un asiento en medio de la oscuridad del teatro, tras haber estado expuesta durante un cierto periodo a la claridad del sol. El proceso (inteligente) de encontrar un asiento vacío no puede empezar hasta que esté disponible una imagen apropiada del entorno. El proceso que sigue el cerebro para adaptar el sistema visual de modo que se produzca tal imagen es una reacción inconsciente, automática.

El *procesamiento de nivel intermedio* se refiere a la labor de extracción y caracterización de los componentes (por ejemplo, regiones) de la imagen que se obtiene de un proceso a bajo nivel. Como indica la Figura 1.3, el procesamiento de nivel intermedio abarca la segmentación y la descripción. Es necesario construir algunas capacidades para el comportamiento inteligente dentro de procedimientos flexibles de segmentación. Por ejemplo, para llenar los pequeños huecos de un contorno segmentado es necesario disponer de elementos más sofisticados para la resolución de problemas que las simples reacciones automáticas de bajo nivel.

Finalmente, el *procesamiento de alto nivel* comprende el reconocimiento y la interpretación. Estos dos procesos tienen un gran parecido con lo que normalmente se conoce como *conocimiento inteligente*. La mayoría de las técnicas empleadas por los procesamientos de nivel bajo e intermedio utiliza un conjunto de formulaciones teóricas razonablemente bien definidas. Sin embargo, como se adelantó en el reconocimiento, y especialmente en la interpretación, nuestro conocimiento y comprensión de los principios fundamentales llega a ser mucho menos preciso y mucho más especulativo. Esta relativa falta de comprensión se traduce al final en una formulación de restricciones e idealizaciones cuyo propósito es reducir la complejidad de las tareas, hasta llegar a un nivel razonable. El producto final es un sistema con capacidades operativas sumamente especializadas.

2. Fundamentos Teóricos

2.1. Patrones y clases de patrones

Como se vio en la sección anterior, en el análisis de una imagen es fundamental realizar, en algún nivel, un reconocimiento de patrones. Aquí, un *patrón* es una descripción estructural o cuantitativa de un objeto o de alguna otra entidad de interés en una imagen. En general, un patrón está formado por uno o más descriptores. En otras palabras, un patrón es una disposición de descriptores, o características. Una *clase de patrones* es una familia de patrones que comparten algunas propiedades comunes. Las clases de patrones se representan por $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$, donde M es el número de clases. El reconocimiento de patrones mediante una máquina supone la utilización de técnicas que permitan asignar los patrones a sus respectivas clases, automáticamente y con la menor intervención humana posible.

Las tres representaciones de patrones principalmente utilizadas en la práctica son los vectores (para descripciones cuantitativas) y las cadenas y los árboles (para descripciones estructurales). Los patrones vectoriales se representan utilizando letras minúsculas en negrita, como x , y , y z , y tienen la forma:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.1-1)$$

donde cada componente x_i , representa el i -ésimo descriptor y n es el número de descriptores. Los patrones vectoriales se representan como columnas (esto es, como matrices $n \times 1$). De aquí que un patrón vectorial se puede expresar en la forma mostrada por la ecuación (2.1-1) o en la forma equivalente $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, donde la T indica transposición.

La naturaleza de los componentes de un patrón vectorial x depende de la técnica de medida utilizada para describir el propio patrón físico.

2.2. Métodos de decisión teórica

Los métodos de decisión teórica para el reconocimiento se basan en la utilización de *funciones de decisión* (o *discriminantes*). Supongamos que $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ representa un patrón vectorial de dimensión n . Para M clases de patrones $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M$, el problema básico en el reconocimiento de patrones por decisión teórica consiste en encontrar M funciones de decisión $d_1(x), d_2(x), \dots, d_M(x)$, que tengan la propiedad de que, si un patrón x pertenece a la clase ω_i , entonces

$$d_i(x) > d_j(x) \quad j = 1, 2, \dots, M; \quad j \neq i \quad (2.2-1)$$

En otras palabras, un patrón desconocido x pertenece a la i -ésima clase de patrones si, al sustituir la x en todas las funciones de decisión, $d_i(x)$ toma el mayor valor numérico. En caso de empate, los conflictos se resuelven arbitrariamente.

La *frontera de decisión* que separa la clase ω_i de la ω_j viene dada por valores de x para los que $d_i(x) = d_j(x)$ o, expresado de forma equivalente, por los valores de x para los que

$$d_i(x) - d_j(x) = 0 \quad (2.2-2)$$

La práctica común consiste en hacer que la frontera de decisión entre dos clases sea la función $d_{ij}(x) = d_i(x) - d_j(x) = 0$. De esta forma $d_{ij}(x) > 0$, para los patrones de la clase ω_i y $d_{ij}(x) < 0$ para los patrones de la clase ω_j . En la Figura 2.1, se muestra gráficamente para tres clases.

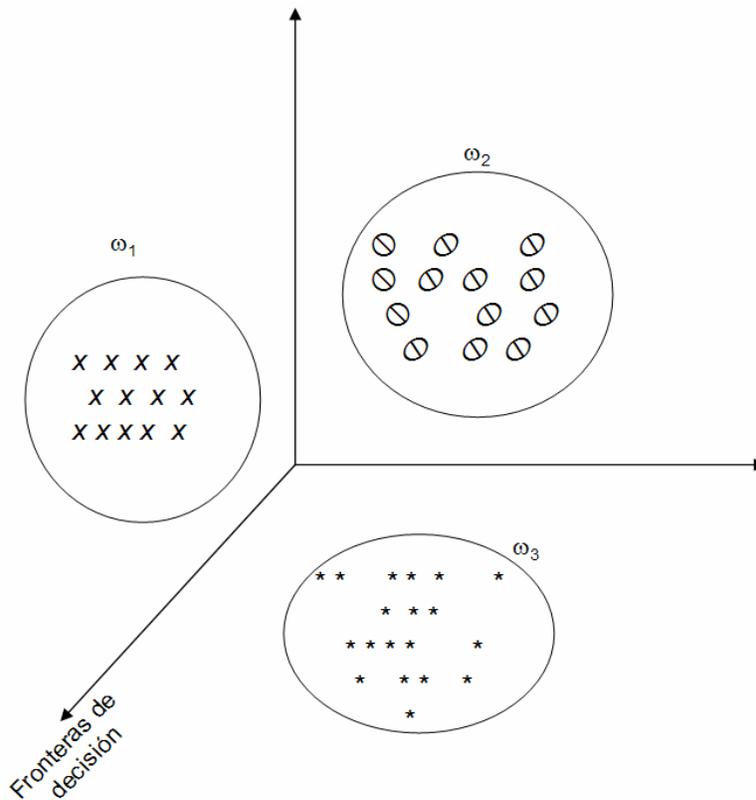


Figura 2.1. Ejemplo de clasificación para tres clases.

2.2.1. Clasificadores estadísticos óptimos

2.2.1.1. Fundamentos

En esta sección desarrollaremos una aproximación probabilística al reconocimiento. Como sucede en la mayoría de los campos relacionados con la medición e interpretación física de acontecimientos, las consideraciones probabilísticas tienen su importancia en el reconocimiento de patrones, debido a la aleatoriedad a la que normalmente está sometida la generación de clases de patrones. Como se muestra en la siguiente exposición, es posible obtener una técnica de clasificación óptima, es decir que se tenga asociada la probabilidad más baja de cometer errores de clasificación.

La probabilidad a priori de que un patrón concreto, x , pertenezca a una clase ω_i , se representa por $p(\omega_i/x)$. Si el clasificador de patrones decide que x proviene de ω_j cuando realmente proviene de ω_i , incurre en un error de clasificación, de notación L_{ij} . Como el patrón x puede pertenecer a cualquiera de las M clases consideradas, el error medio que se produce al asignar x a la clase ω_j es:

$$r_j(x) = \sum_{k=1}^M L_{kj} p(\omega_k/x) \quad (2.2-3)$$

La ecuación (2.2-3) se suele llamar *riesgo medio condicional* o *pérdidas esperadas* según la terminología de la teoría de decisiones.

Según la teoría de probabilidad, y de acuerdo con el teorema de Bayes, la probabilidad condicional se puede expresar como $p(a/b) = [p(a)p(b/a)]/p(b)$. Utilizando esta expresión, escribimos la ecuación (2.2-3) de la forma:

$$r_j(x) = \frac{1}{p(x)} \sum_{k=1}^M L_{kj} p(x/\omega_k) p(\omega_k) \quad (2.2-4)$$

donde $p(x/\omega_k)$ es la función de densidad de probabilidad de los patrones de la clase ω_k y $p(\omega_k)$ es la probabilidad de ocurrencia de la clase ω_k . Puesto que $1/p(x)$ es positiva y común a todos los $r_j(x)$, $j = 1, 2, \dots, M$; puede ser eliminada de la ecuación (2.2-4) sin que esto afecte al orden relativo de las funciones, de menor a mayor valor. La expresión del error medio se reduce entonces a

$$r_j(x) = \sum_{k=1}^M L_{kj} p(x/\omega_k) p(\omega_k) \quad (2.2-5)$$

El clasificador tiene M clases posibles para elegir a la hora de clasificar un patrón desconocido dado. Si se calculan $r_1(x), r_2(x), \dots, r_M(x)$ para cada patrón x , y se asigna el patrón a la clase que tenga el menor error, el error medio total con respecto a todas las decisiones será mínimo. El clasificador que minimiza el error medio total se denomina *Clasificador de Bayes*. Así pues, el clasificador de Bayes asigna un patrón desconocido x a la clase ω_i si $r_i(x) < r_j(x)$ para $j = 1, 2, \dots, M; j \neq i$. En otras palabras, se asigna x a la clase ω_i si

$$\sum_{k=1}^M L_{kj} p(x/\omega_k) < \sum_{q=1}^M L_{qi} p(x/\omega_q) p(\omega_q) \quad (2.2-6)$$

En muchos problemas de reconocimiento, el error de una decisión correcta es cero, y el valor no nulo (por ejemplo, 1) para cualquier decisión incorrecta es siempre el mismo. Bajo estas premisas, la función error pasa a ser

$$L_{ij} = 1 - \delta_{ij} \quad (2.2-7)$$

donde $\delta_{ij} = 1$ si $i = j$ y $\delta_{ij} = 0$ si $i \neq j$. La ecuación (2.2-7) asigna un error unidad a las decisiones incorrectas y un error cero a las decisiones correctas. Sustituyendo la ecuación (2.2-7) en la (2.2-5) se obtiene:

$$\begin{aligned} r_j(x) &= \sum_{k=1}^M (1 - \delta_{kj}) p(x/\omega_k) P(\omega_k) \\ &= p(x) - p(x/\omega_j) P(\omega_j) \end{aligned} \quad (2.2-8)$$

El clasificador de Bayes asigna entonces un patrón x a la clase ω_i si

$$p(x) - p(x/\omega_i) P(\omega_i) < p(x) - p(x/\omega_j) P(\omega_j) \quad (2.2-9)$$

o, de forma equivalente, si

$$p(x/\omega_i) P(\omega_i) > p(x/\omega_j) P(\omega_j) \quad j = 1, 2, \dots, M; \quad j \neq i \quad (2.2-10)$$

Con referencia a la discusión que conduce a la ecuación (2.2-1), vemos que el clasificador de Bayes para funciones de error 0-1 no es nada más que la implementación de las funciones de decisión de la forma

$$d_j(x) = p(x/\omega_j) P(\omega_j) \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (2.2-11)$$

donde un patrón vectorial x se asigna a la clase ω_j si $d_i(x) > d_j(x)$ para todo $j \neq i$.

Las funciones de decisión especificadas en la ecuación (2.2-11) son óptimas en tanto que minimizan el error debido a clasificaciones erróneas. Para conseguir esta optimización, sin embargo, se deben conocer las funciones de densidad de probabilidad de los patrones de cada clase. Este último requisito normalmente no es problema. Por ejemplo, si todas las clases son equiprobables, entonces $p(\omega_j) = 1/M$. Incluso si esta relación no es cierta, las probabilidades pueden ser inferidas generalmente del conocimiento del problema. La estimación de las funciones de densidad de probabilidad $p(x/\omega_j)$ es otra cuestión. Si los patrones vectoriales x , son de dimensión n , $p(x/\omega_j)$ es una función de n variables, que, si su forma no es conocida, requiere métodos de la teoría de probabilidades de varias variables para su estimación. Estos métodos son difíciles de aplicar en la práctica, especialmente si el número de patrones representativos de cada clase no es grande o si las formas de las funciones de densidad de probabilidad no se comportan bien. Por estas razones, el uso del clasificador de Bayes se basa generalmente en la suposición de una expresión analítica para las diversas funciones de densidad y, posteriormente, en una estimación de los parámetros de la expresión para los patrones ejemplo de cada clase. Con diferencia, la forma más comúnmente supuesta para $p(x/\omega_j)$ es la distribución gaussiana³. Cuanto más se aproxime a la realidad esta suposición, más se aproximará el clasificador de Bayes al mínimo error medio de clasificación.

2.2.1.2. El clasificador de Bayes para clases de patrones gaussianos

Para empezar, consideremos un problema unidimensional ($n = 1$) que incluye dos clases de patrones ($M = 2$) gobernadas por densidades gaussianas, con medias m_1 y m_2 y desviaciones estándar σ_1 y σ_2 , respectivamente. Según la ecuación (2.2-11) las funciones de decisión de Bayes tienen la forma:

$$d_j(x) = p(x/\omega_j)p(\omega_j) \\ = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}\right] p(\omega_j) \quad j=1,2 \quad (2.2-12)$$

donde los patrones son ahora escalares, de notación x . La Figura 2.2 muestra una representación gráfica de las funciones de densidad de probabilidad para las dos clases. La frontera entre las dos clases es un único punto, denominado x_0 , tal que $d_1(x) = d_2(x)$. Si las dos clases son equiprobables, $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$, y la frontera de decisión es el valor x_0 , para el cual $p(x_0/\omega_1) = p(x_0/\omega_2)$. Este punto es la intersección de las dos funciones de densidad de probabilidad, como se muestra en la Figura 2.2. Cualquier patrón (punto) situado a la derecha de x_0 se clasifica como perteneciente a la clase ω_1 . De manera similar, cualquier patrón situado a la izquierda de x_0 se clasifica como perteneciente a la clase ω_2 .

³ Aclaremos que en la referencia [5] tratan como *gaussiana* a la distribución *normal*.

Cuando las clases no son equiprobables, x_0 , se mueve a la izquierda si es más probable la ocurrencia de la clase ω_1 o, recíprocamente, a la derecha si la clase ω_2 tiene más probabilidad de suceder. Este resultado era de esperar, porque el clasificador trata de minimizar el error de clasificación. Por ejemplo, en el caso extremo, si nunca ocurre la clase ω_2 , el clasificador nunca se equivocaría al asignar siempre los patrones a la clase ω_1 (esto es, x_0 , se movería hacia menos infinito).

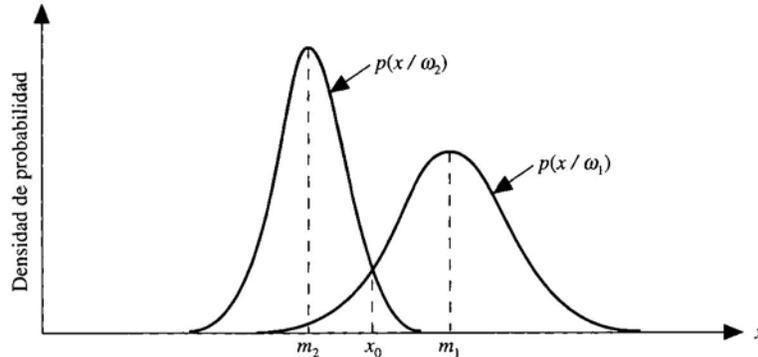


Figura 2.2. Funciones de densidad de probabilidad para dos clases de patrones unidimensionales. El punto x_0 es la frontera de decisión si las dos clases son equiprobables.

En el caso más general de dimensión n , la densidad gaussiana de los vectores de la j -ésima clase de patrones tiene la forma:

$$p(x/\omega_j) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |C_j|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-m_j)^T C_j^{-1}(x-m_j)\right] \quad (2.2-13)$$

donde cada densidad queda especificada completamente por su vector medio m_j y la matriz de varianza-covarianza C_j , que se definen como sigue:

$$m_j = E_j[x] \quad (2.2-14)$$

y

$$C_j = E_j\left[(x-m_j)(x-m_j)^T\right] \quad (2.2-15)$$

donde $E_j[\cdot]$ representa el valor esperado del argumento para los patrones de la clase ω_j . En la ecuación (2.2-13), n es la dimensión de los patrones vectoriales, y $|C_j|$, es el determinante de la matriz C_j . Al aproximar el valor esperado $E_j[\cdot]$ por el valor medio de las cantidades en cuestión se obtiene una estimación del vector medio y la matriz de varianza-covarianza:

$$m_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in \omega_j} x \quad (2.2-16)$$

y

$$C_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in \omega_j} xx^T - m_j m_j^T \quad (2.2-17)$$

donde N_j es el número de patrones vectoriales de la clase ω_j , y la sumatoria se calcula para estos vectores.

La matriz de covarianza C_j es simétrica y no negativa. El elemento C_{kk} , perteneciente a la diagonal de la matriz, es la varianza del k -ésimo elemento de los patrones vectoriales. El elemento C_{jk} , situado fuera de la diagonal, es la covarianza de x_j y x_k . Cuando los elementos x_j y x_k son estadísticamente independientes, $C_{jk} = 0$. La función de densidad de Gauss de varias variables se reduce al producto de la densidad de Gauss (de una variable) de cada elemento de x cuando los elementos fuera de la diagonal de la matriz de covarianza son nulos.

Según la ecuación (2.2-11), la función de decisión de Bayes para la clase ω_j es $d_j(x) = p(x/\omega_j)p(\omega_j)$. Sin embargo, debido a la forma exponencial de la densidad gaussiana, es más conveniente trabajar con el logaritmo neperiano de la función de decisión. En otras palabras, podemos usar la forma:

$$\begin{aligned} d_j(x) &= \ln[p(x/\omega_j)p(\omega_j)] \\ &= \ln p(x/\omega_j) + \ln p(\omega_j) \end{aligned} \quad (2.2-18)$$

Esta expresión⁴ es equivalente a la ecuación (2.2-11), en cuanto al rendimiento de la clasificación, puesto que el logaritmo es una función monótona creciente. Dicho de otra forma, el *orden* numérico de las funciones de decisión de las ecuaciones (2.2-11) y (2.2-18) es el mismo. Sustituyendo la ecuación (2.2-13) en la (2.2-18) se obtiene:

$$d_j(x) = \ln p(\omega_j) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |C_j| - \frac{1}{2} \left[(x - m_j)^T C_j^{-1} (x - m_j) \right] \quad (2.2-19)$$

El término $(n/2) \ln(2\pi)$ es el mismo para todas las clases, por lo que es posible eliminarlo de la ecuación (2.2-19), que pasa a ser:

⁴ Aquí en la referencia [5] no se trabaja el logaritmo aplicado al lado izquierdo de la ecuación (2.2-18); el autor aclara el tomar a la ecuación (2.2-11) con otra forma, no igual, pero equivalente en rendimiento.

$$d_j(x) = \ln p(\omega_j) - \frac{1}{2} \ln |C_j| - \frac{1}{2} \left[(x - m_j)^T C_j^{-1} (x - m_j) \right] \quad (2.2-20)$$

para $j = 1, 2, \dots, M$. La ecuación (2.2-20) representa las funciones de decisión de Bayes para las clases de patrones gaussianas que tienen una función de error 0-1.

Las funciones de decisión representadas en la ecuación (2.2-20) son hipercuádricas (funciones cuadráticas en el espacio de dimensión n), puesto que en la ecuación no aparece ningún término de grado superior a dos en las componentes de x . Claramente, lo mejor que puede hacer un clasificador de Bayes para patrones gaussianos es situar una superficie general de decisión de segundo orden entre cada par de clases de patrones. No obstante, si las distribuciones de los patrones son realmente gaussianas, ninguna otra superficie conseguirá un error medio inferior en la clasificación.

Si todas las matrices de covarianza son iguales, $C_j = C$, para $j = 1, 2, \dots, M$ –y quitando todos los términos independientes de j – la ecuación (2.2-20) pasa a ser:

$$d_j(x) = \ln p(\omega_j) + x^T C^{-1} m_j - \frac{1}{2} m_j^T C^{-1} m_j \quad (2.2-21)$$

que son funciones de decisión lineales para $j = 1, 2, \dots, M$.

Si, además, $C = I$, siendo I la matriz identidad y $p(\omega_j) = 1/M$ para $j = 1, 2, \dots, M$, entonces

$$d_j(x) = x^T m_j - \frac{1}{2} m_j^T m_j \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (2.2-22)$$

La ecuación (2.2-22) representa las funciones de decisión de un clasificador de mínima distancia. Por lo tanto, el clasificador de mínima distancia es óptimo, según Bayes, si: 1) las clases de patrones son gaussianas, 2) todas las matrices de covarianza son iguales a la matriz identidad, y 3) todas las clases son equiprobables. Las clases de patrones gaussianas que satisfacen estas condiciones son nubes esféricas de idéntica forma en n dimensiones (denominadas *hiperesferas*). El clasificador de mínima distancia establece un hiperplano entre cada par de clases, con la propiedad de que el hiperplano es el biselector perpendicular del segmento que une los centros del par de esferas. En dos dimensiones las clases constituyen círculos, y los límites pasan a ser líneas perpendiculares al segmento que une los centros de los círculos, por su punto medio.

Una de las aplicaciones de más éxito del clasificador de Bayes es la clasificación de imágenes obtenidas remotamente, generadas por escáneres multiespectrales a bordo de aviones, satélites y estaciones espaciales. En nuestro caso, aplicamos este clasificador al problema de Reconocimiento Óptico de Tipo de Letra, ú *OFR*.

2.2.1.3. El clasificador de los K-próximos vecinos (KNN)

Este clasificador se basa en la estimación de los K-próximos vecinos (del inglés KNN, K Nearest Neighbour), de un patrón 'x' a clasificar, hacia sus vecindades, tomando los k próximos vecinos (noción de distancia), como una base de referencia y se atribuye a la clase mejor representada, a la que pertenezcan esos k vecinos, en su totalidad o en su mayoría. Este método tiene dos variantes, el "por voto", y el "volumétrico".

a) Método "por voto"

En este método para clasificar un vector 'x', se buscan sus k próximos vecinos *sin poner atención a qué clase pertenecen*. El vector 'x' se asigna a la clase que posee la mayor cantidad de elementos de la muestra de los k vecinos. k tiene que ser un número impar para quitar el hecho que dos clases sean ganadoras. En la Figura 2.3 se muestra un ejemplo.

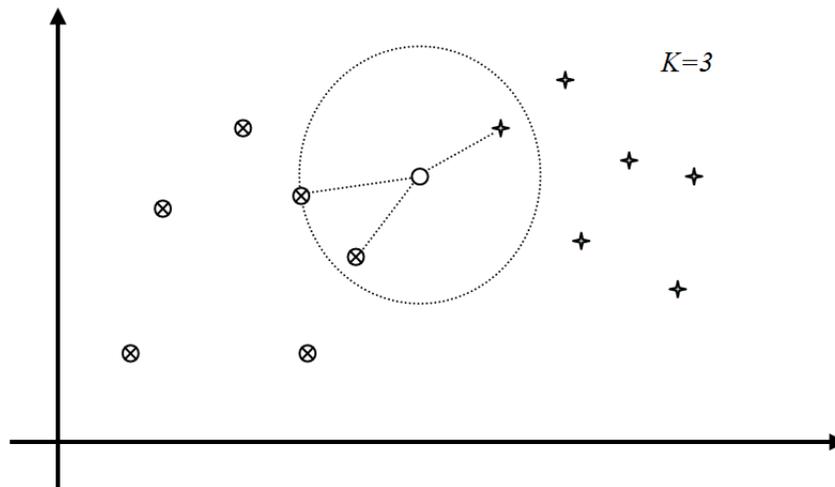


Figura 2.3. Selección de los k-vecinos. Aquí, 'x', el punto blanco, es clasificado con la clase ⊗, dado que de sus k (3) próximo vecinos, (1) pertenece a la clase +, y (2) a la clase ⊗.

A partir de las siguientes formulas es posible calcular la probabilidad de que un punto pertenezca a una clase dada 'i':

Teoría de Bayes:

$$p(\omega_i | x) = \frac{p(x | \omega_i) p_i}{p(x)} \quad (2.2-23)$$

$$p(x) = \sum_{i=1}^M p(x | \omega_i) p_i, \text{ con } M \text{ el número de clases.}$$

Densidad de probabilidad:

$$p(x | \omega_i) = \frac{k_i}{N \cdot I_s \cdot V} \quad (2.2-24)$$

con:

Nls : el número de elementos del conjunto de aprendizaje,

V : el volumen que contiene los k próximos vecinos.

b) Método “volumétrico”

Este algoritmo busca los k próximos vecinos de cada una de las clases, k vecinos por clase. El elemento a clasificar ‘ x ’ se asigna a la clase cuyos k elementos próximos al elemento sean los más próximos globalmente. En la Figura 2.4 se ejemplifica este método.

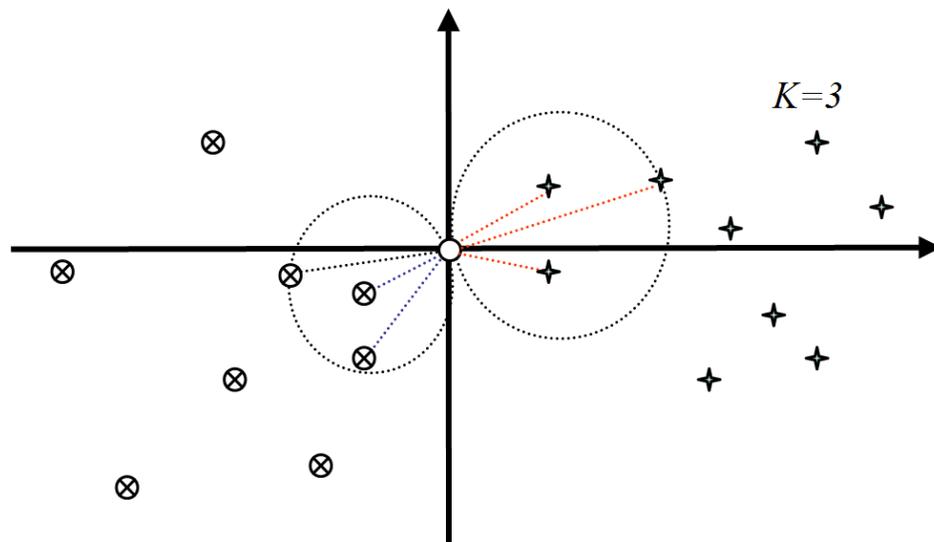


Figura 2.4. Selección de los k -vecinos por “volumen”. Aquí el punto, es clasificado con la clase \otimes , dado que de sus k (3) próximos vecinos están más próximos que los k (3) elementos próximos de la clase de puntos +.

El cálculo de la probabilidad $p(x | \omega_i)$ se hace por analogía al método “por voto”, de tal forma que aquí tenemos:

Densidad de probabilidad:

$$p(x | \omega_i) = \frac{k}{Nls(V_i)} \quad (2.2-25)$$

con:

k : el número de vecinos por clase,

Nls : el número de elementos del conjunto de aprendizaje,

V_i : el volumen que contiene los k próximos vecinos de la clase i .

Contrariamente al método “por voto”, es la distancia del k -ésimo vecino lo que nos importa, y no el número de los vecinos. De esto tenemos que:

$$p(\omega_i | x) = \frac{1/V_i}{\sum_{j=1}^M 1/V_j} \quad (2.2-26)$$

Nota: para calcular el volumen V_i a partir de la distancia del k -ésimo vecino, utilizamos la fórmula:

$$V_i = (\text{distancia al } k\text{-ésimo vecino de la clase } i)^3$$

2.2.1.5. La noción de distancia

El algoritmo de KNN esta basado en la noción de *distancia*. Existen varias formas de calcular la distancia acorde el espacio n -dimensional en el que se trabaje. Las más usadas son:

- La distancia euclidiana (la clásica)
- La distancia de discreta (con valor 0 o 1)
- La distancia Max (más simple)

En el Apéndice 2 puede verse más detalle sobre la distancia.

2.2.1.6. Procedimiento de elección del K en KNN

La aproximación *KNN* mencionada puede ser modificada como se muestra a continuación.

En lugar de seleccionar el k -ésimo *NN* desde cada clase por separado y comparando las distancias, los *KNN*'s de una muestra de prueba son seleccionados desde la mezcla de clases, y el número de vecinos desde cada clase entre las muestras k seleccionadas son contados. La muestra de prueba entonces es clasificada a la clase representada por una mayoría de *KNN*'s. Esto es,

$$\begin{aligned} k_i &= \max \{k_1, \dots, k_L\} \rightarrow x \in \omega_i \\ k_1 + \dots + k_L &= k \end{aligned} \quad (2.2-27)$$

donde k_i es el número de vecinos desde ω_i ($i = 1, \dots, L$) entre los *KNN*'s. Para evitar confusión entre estos dos procedimientos *KNN*, nosotros podemos llamar a la ecuación (2.2-27) *procedimiento por voto del KNN* y a la ecuación (2.2-24) *procedimiento volumétrico KNN*.

Para el procedimiento de elección del *KNN*, es común y práctico usar la misma métrica para medir las distancias de muestras hacia todas las clases, aunque cada clase pudo usar su propia métrica. Así que los k_i 's son enteros y un procedimiento superior es utilizada, es difícil para encontrar un componente de (2.2-27) análogo al umbral de (2.2-24).

Pueden ser mostrados los procedimientos volumétricos KNN y por voto $(2k-1)NN$ dando resultados de clasificación idénticos para estas dos clases de problemas usando la misma métrica para ambas clases. Por ejemplo, dejando k y $(2k-1)$ son 3 y 5 respectivamente. En el procedimiento de elección $5NN$, una muestra de prueba es clasificada a ω_1 , si 2, 4 ó 5 de las $5NN$'s pertenecen a ω_1 . Esto es equivalente a decir que el 3er NN desde ω_1 es cercano a la muestra de prueba que el 3er NN desde ω_2 .

En la Figura 2.5 mostramos un ejercicio hecho en Matlab, para 2 clases, en 2 dimensiones, en este mismo se pide al usuario ingrese un punto del espacio a clasificar, posteriormente pregunta el número de k -vecinos próximos, y muestra los puntos encerrados en pequeños cuadros en la representación gráfica. El resultado de la corrida se muestra en la misma figura. La Figura 2.6 muestra un ejercicio igual, pero para 3 clases en 3 dimensiones, haciendo referencia a la Figura 2.1, ahora con una visualización concreta.

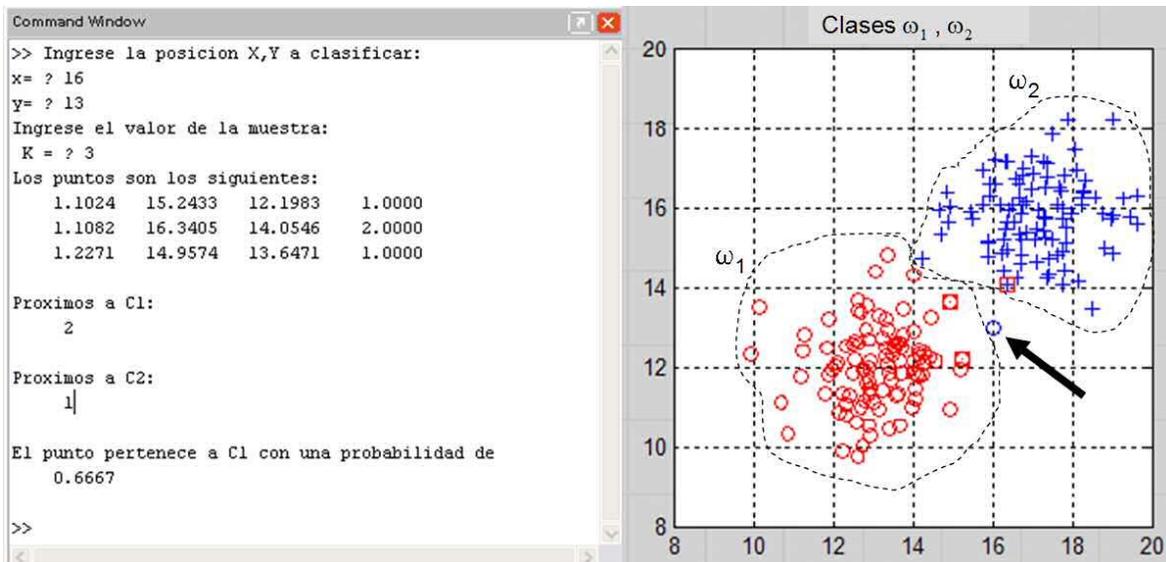


Figura 2.5. Ejemplo de elección de k -vecinos próximos para un ejercicio de 2 clases en 2 dimensiones en Matlab. El punto a clasificar está marcado con un círculo azul y la flecha.

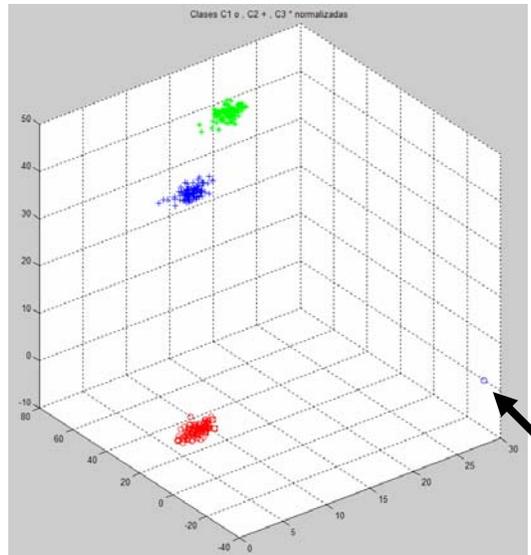


Figura 2.6 Ejemplo de elección de k-vecinos próximos para un ejercicio de 3 clases en 3 dimensiones en Matlab. El punto a clasificar está marcado por la flecha.

2.2.2. Métodos de evaluación de performance

Las principales razones de querer una estimación de calidad, es que resulta muy difícil evaluar la calidad de una clasificador por unos sencillos resultados, de saber en que esta configuración es óptima, o ver de si tal clasificador es de mayor calidad que otro.

Definiciones

Tenemos: x un vector a clasificar
 $f_i(x) = 1$ para x clasificado en la clase i
 $f_i(x) = 0$ si no lo es

Se puede definir la matriz de confusión por

$$c_{ij} = \int p(x/w_i) f_j(x) dx$$

con: c_{ij} elemento i, j de la matriz, de tamaño $(M \times M)$
 M número de clases

La matriz de confusión es la manera más difundida de representar simplemente estas probabilidades. En la sección 2.2.2.5 mostramos mayor detalle de cómo esta conformada.

Para evaluar la matriz de confusión, existen diferentes técnicas. Todas las técnicas presentadas aquí pertenecen a la familia de métodos de “conteo de errores”.

2.2.2.1. Algoritmo de Conteo de Errores

Un error es el hecho de que un elemento del conjunto de aprendizaje perteneciente a la clase i sea clasificado en la clase j .

El conteo de errores es el hecho de evaluar la matriz de confusión contando el número de errores y aciertos de clasificación de un subconjunto de puntos del conjunto de aprendizaje, a través de esto parecerá que las bases dadas de aprendizaje y prueba deben ser estadísticamente independientes (a menos que sean diferentes).

Además, en la práctica, *la cantidad dada de muestras disponibles es finita y mucho más pequeña que lo que quisiéramos*. Si utilizamos muchas muestras para la clasificación, la cantidad de muestras para la prueba ya no es representativa; y si usamos muchas muestras para la prueba, no deja mucho para el aprendizaje. El clasificador no estará al máximo de sus probabilidades. Hay un compromiso a hacer en este escrutinio, es ahí donde intervienen los diferentes algoritmos presentados líneas abajo. En nuestros experimentos realizamos un total de 100 muestras, y con estas muestras trabajamos los métodos de validación de performance. En la sección 3.2.2., explicamos el proceso de extracción de las mismas.

2.2.2.2. Algoritmo de Resustitución

Algoritmo:

```
 $M_{conf} = \text{ceros}(M, M)$   
aprender(la base entera de las muestras)  
clasificar(esta misma base entera de las muestras)  
conteo de errores
```

La técnica de resustitución es la más simple, la más rápida, pero también la que evalúa menos bien la matriz de confusión: la estimación es demasiado optimista. Intuitivamente, esto puede comprenderse dado que cada elemento a clasificar (del conjunto de prueba) es también un elemento que ha sido aprendido (del conjunto de aprendizaje), en la Fig. 2.7 se expresa gráficamente esta idea.

Históricamente, debido al uso del perceptrón, hemos remarcado rápidamente que los resultados buenos de clasificación obtenidos sobre el conjunto de aprendizaje (la resustitución) no eran para nada reproducidos por el conjunto de prueba. Otro ejemplo: una clasificación con un método de las k 's más cercanas en vecindad, y $k=1$ (del vecino más próximo) da un resultado del 100% de clasificación buena sin importar la base de las muestras (!).

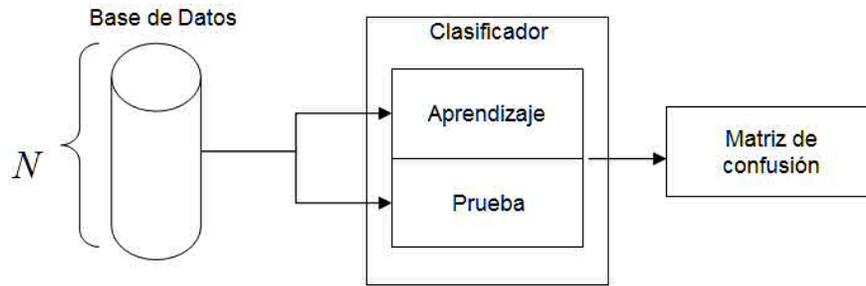


Figura 2.7. Diagrama de operación del algoritmo de Resustitución. El total de la muestra, N, es el mismo que se somete para aprendizaje como para prueba.

2.2.2.3. Algoritmo Validación-Cruzada (CV⁵)

Algoritmo

```

 $M_{conf} = \text{ceros}(M, M)$ 
for i=1 to nb_iteraciones(arbitrario)
    escoger(k elementos al azar dentro de la base de
    muestras)
    aprender(toda la base - los elementos k)
    clasificar(estos k elemento)
    conteo de errores
end_for
    
```

La técnica de Validación-Cruzada es una respuesta a la falta de desarrollo de la técnica de resustitución, cortamos la base de la muestra en dos partes y aprendemos una y clasificamos la otra, véase la Figuras 2.8. El problema es que el clasificador no está al máximo de sus posibilidades para la clasificación, dado que no ha tomado más que una parte de las muestras. Lo que significa que para k un poco grande, el Validación-Cruzada tiene una rápida tendencia a subestimar los desarrollos del clasificador y que no utiliza el potencial de sus muestras.

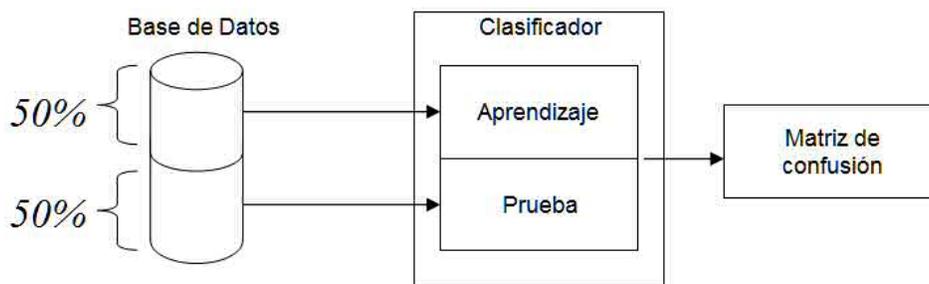


Figura 2.8. Diagrama de operación del algoritmo de Validación-Cruzada. El total de la muestra, N, se segmenta al 50%, la mitad se toma para aprendizaje, y la mitad restante se somete a prueba.

⁵ Del inglés Cross-Validation

2.2.2.4. Algoritmo Deja-Uno-Fuera (LOO)

Algoritmo

```

 $M_{conf} = ceros(M, M)$ 
for  $j=1$  to Nblnd (conjunto de aprendizaje)
    aprender(la base de las muestras menos el elemento  $j$ )
    clasificar(el elemento  $j$ )
    conteo de error
end_for
    
```

La técnica del Deja-Uno-Fuera (su nombre técnico LOO se toma del inglés Leave One Out) es la mejor manera de estimar la matriz de confusión. A cada clasificación, reproducimos las condiciones ideales de clasificación. Clasificamos habiendo aprendido casi la base completa de muestras, (solamente un elemento menos, el que se va a clasificar). Contrariamente al Validación-Cruzada, no tenemos subestimación de desarrollo. El elemento a clasificar no está dentro de la base de aprendizaje, tampoco tenemos ya el problema de la resustitución. En la Figura 2.9 mostramos la estructura del algoritmo, solo tomamos un elemento a clasificar, y los $N-1$ restantes elemento de nuestra base de datos se someten al proceso de aprendizaje.

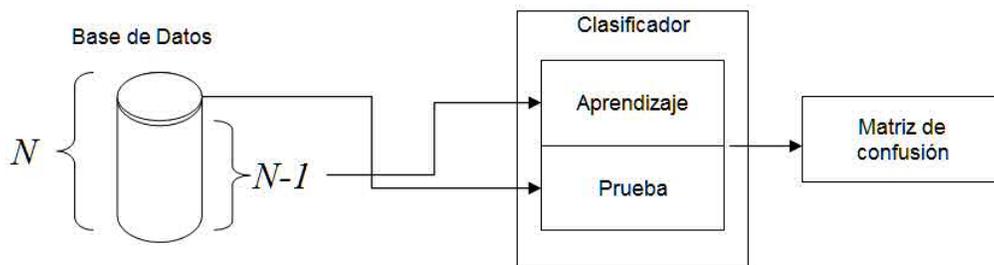


Figura 2.9. Diagrama de operación del algoritmo Deja-Uno-Fuera. Del total de la muestra, N , se toma un elemento, el restante $N-1$ se toma para aprendizaje, y el elemento que se separó se somete a prueba.

En contra parte, Deja-Uno-Fuera tiene una gran desventaja: pide muchos cálculos. Se necesita tanto aprendizaje como elementos hay.

2.2.2.5. La matriz de confusión

Hablando de la *matriz de confusión*, veamos en la Figura 2.9, la línea i (a la izquierda), contiene todos los elementos de la clase i (las columnas). La primera columna tiene la identificación de las clases, i.e. se toma una muestra, supongamos que nosotros sabemos pertenece a la clase 1, y nuestro clasificador le asigna esa misma clase, entonces se suma el valor de +1 en la casilla (1, 1) de la matriz, y se toma como *buena*, pero si le asigna otra clase, entonces sobre la misma columna la pone en la línea de la clase asignada, supongamos que le asigna la clase 3, entonces se suma +1 en la casilla (3,1) de la matriz, para el caso en que estemos trabajando con muestras de la clase 2, estas se acomodaran sus clasificaciones asignadas sobre esa columna, idealizadamente, si las N muestras, pertenecientes a la clase i son bien clasificadas, entonces la casilla (i, i) tendrá al final del proceso $+N$ valores sumados; de esta forma, al final de nuestro proceso, sobre la diagonal de la matriz aparece el número de muestras bien clasificadas, y los valores fuera de la diagonal, son los errores. En resumen, la matriz de confusión proporciona el porcentaje de las clases donde cada clase tiene elementos de la clase i (si están bien clasificados, si son mal clasificados, o si son rechazados). La última columna final (opcional) muestra el número de los elementos de la clase i .

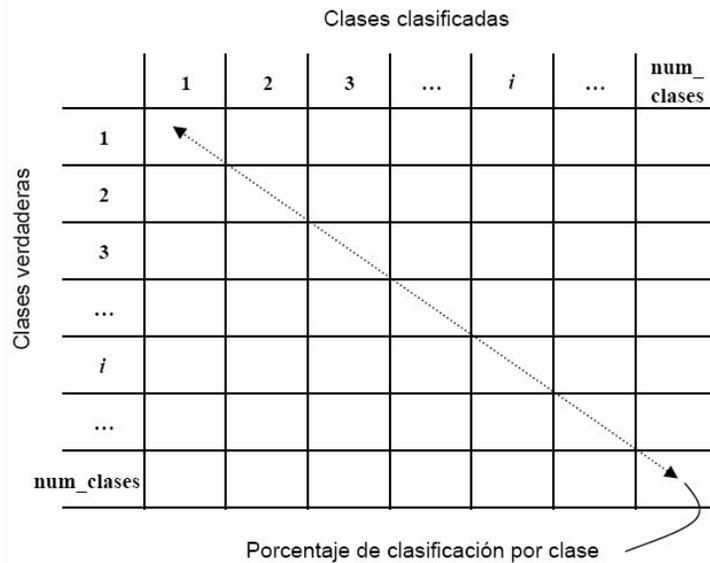


Figura 2.9. Estructura de la matriz de confusión.

2.3. Extracción de atributos del Font

En teoría hay varios tipos de métodos de análisis de texturas que se pueden usar para la extracción de los atributos del font, uno de ellos es la técnica de los filtros de Gabor [19], otro es la técnica de la matriz de concurrencias de niveles de gris [19]. En los párrafos siguientes describimos la técnica de los *momentos invariantes de Hu*, la que decidimos utilizar para nuestro estudio.

2.3.1. Momentos

Para una función continua bidimensional $f(i, j)$, el momento de orden $(p+q)$ está definido por

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} i^p j^q f(i, j) didj \quad (2.2-28)$$

para $p, q = 0, 1, 2, \dots$

El teorema de la unicidad [16]⁶ establece que si $f(i, j)$ es parcialmente continua y tiene valores diferentes de cero solamente en una parte finita del plano $i-j$, existen momentos de todos los órdenes y la secuencia de momentos (m_{pq}) está determinada especialmente por $f(i, j)$. A la inversa, (m_{pq}) está determinada especialmente por $f(i, j)$. Los *momentos centrales* se pueden expresar como:

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i, j) didj \quad (2.2-29)$$

donde

$$\bar{i} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \bar{j} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Para una imagen digital⁷, la ecuación (2.2-29) se convierte en

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i, j) \quad (2.2-30)$$

⁶ Vea el Apéndice 3 para mayor detalle de este teorema.

⁷ Vea el Apéndice 1 para mayor detalle sobre representación digital de imágenes.

Los momentos centrales de hasta orden 3 son:

$$\begin{aligned}
 \mu_{10} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^1 (j - \bar{j})^0 f(i, j) \\
 &= m_{10} - \frac{m_{10}}{m_{00}} (m_{00}) \\
 &= 0 \\
 \mu_{11} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^1 (j - \bar{j})^1 f(i, j) \\
 &= m_{11} - \frac{m_{10} m_{01}}{m_{00}} \\
 \mu_{20} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^2 (j - \bar{j})^0 f(i, j) \\
 &= m_{20} - \frac{2m_{10}^2}{m_{00}} + \frac{m_{10}^2}{m_{00}} = m_{20} - \frac{m_{10}^2}{m_{00}} \\
 \mu_{02} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^0 (j - \bar{j})^2 f(i, j) \\
 &= m_{02} - \frac{2m_{01}^2}{m_{00}} \\
 \mu_{30} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^3 (j - \bar{j})^0 f(i, j) \\
 &= m_{30} - 3\bar{i}m_{20} + 2(\bar{i})^2 m_{10} \\
 \mu_{12} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^1 (j - \bar{j})^2 f(i, j) \\
 &= m_{12} - 2\bar{j}m_{11} - \bar{i}m_{02} + 2(\bar{j})^2 m_{10} \\
 \mu_{21} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^2 (j - \bar{j})^1 f(i, j) \\
 &= m_{21} - 2\bar{i}m_{11} - \bar{j}m_{20} + 2(\bar{i})^2 m_{01} \\
 \mu_{03} &= \sum_i \sum_j (i - \bar{i})^0 (j - \bar{j})^3 f(i, j) \\
 &= m_{03} - 3\bar{j}m_{02} + 2(\bar{j})^2 m_{01}
 \end{aligned}$$

En resumen:

$$\begin{aligned}
 \mu_{00} &= m_{00} & \mu_{11} &= m_{11} - \bar{j}m_{10} \\
 \mu_{10} &= 0 & \mu_{30} &= m_{30} - 3\bar{i}m_{20} + 2m_{10}(\bar{i})^2 \\
 \mu_{01} &= 0 & \mu_{12} &= m_{12} - 2\bar{j}m_{11} - \bar{i}m_{02} + 2(\bar{j})^2 m_{10} \\
 \mu_{20} &= m_{20} - \bar{i}m_{10} & \mu_{21} &= m_{21} - 2\bar{i}m_{11} - \bar{j}m_{20} + 2(\bar{i})^2 m_{01} \\
 \mu_{02} &= m_{02} - \bar{j}m_{01} & \mu_{03} &= m_{03} - 3\bar{j}m_{02} + 2(\bar{j})^2 m_{01}
 \end{aligned}$$

Los *momentos centrales normalizados*, representados por η_{pq} , se definen como

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad (2.2-30)$$

donde

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (2.2-31)$$

para $p + q = 2, 3, \dots$

De los momentos segundo y tercero se puede derivar un conjunto de siete *momentos invariantes*:

$$\begin{aligned}
 \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
 \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\
 \phi_3 &= (\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\
 \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\
 \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\
 &\quad - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 &\quad \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\
 \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) \left[(\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\
 &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 \phi_7 &= (\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\
 &\quad + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right]
 \end{aligned}
 \tag{2.2-32}$$

Este conjunto de momentos es invariante a la traslación, la rotación y al cambio de escala [5], es así que al calcularse para una imagen dada, al rotarla, trasladarla, o cambiándole la escala, sus *momentos* no presentan cambios significativos, y normalmente las pequeñas diferencias que pueden presentar, los errores, se pueden atribuir a la naturaleza digital de los datos.

3. Protocolo experimental

En esta sección presentamos las diferentes etapas de experimentación y desarrollo de este proyecto; así como los requerimientos de hardware y software para la realización del mismo.

3. 1. Especificaciones técnicas

Este proyecto fue realizado en Matlab versión 6.5, Release 13, con uso de los siguientes Toolboxes:

- Image Processing Toolbox
- Statistics Toolbox
- Signal Processing Toolbox

Se eligió Matlab dado que ofrece un rápido desarrollo de las aplicaciones, con una interfase amigable y nos permite tener un control rápido sobre los valores de las variables de múltiples programas, además de su valor agregado que consiste en traer incorporadas funciones matemáticas con base en el cálculo matricial que nos acelera la elaboración de los programas, y por ende no se tienen que desarrollar librerías por separado que hagan cálculos de funciones matemáticas, ya que con otro tipo de software se tendrían que haber sido desarrolladas.

Matlab tiene la facilidad de ser multiplataforma, por lo que se facilita la experimentación directa de las aplicaciones en otros sistemas operativos y otras arquitecturas (32-Bits, 64-Bits / MS-Windows, Unix-Linux, Irix, MacOS X).

Para desarrollar y probar nuestro desarrollo tomamos dos tipos de computadoras personales y una tipo servidor, con las siguientes características:

-  Procesador Intel-Pentium IV / 2.80 GHz.
-  512 Mb. RAM
-  Sistema operativo MS-Windows XP Prof.
-  Disco duro de 74.4 Gb.

-  Procesador AMD-Athlon XP / 2.4+ GHz.
-  480 Mb. RAM
-  Sistema operativo MS-Windows XP Prof.
-  Disco duro de 74.4 Gb.

SGI O2

-  Procesador 270 Mhz. MIPS RI2000 (IP32) Procesador con MIPS RI2010 FPU.
-  256 Mb. de memoria RAM.
-  Sistema Operativo IRIX 6.5
-  9 Gb. de disco duro.

La segunda PC (o) se tomó en experimentación para considerar rendimiento con el microprocesador AMD-Athlon.

Los archivos con código Matlab son guardados con extensión “*.m”, éstos aparecen al final en los anexos de listados de programas.

Todas las imágenes involucradas se tomaron en el formato de mapa de bits, “.BMP”, por la facilidad de manejo del formato, por ser un formato nativo de manejo de imágenes, aunque Matlab nos permite el manejo en otros formatos (JPEG, HDF, PCX, TIFF, etc.); pero haciendo pruebas con las imágenes en formato JPEG, se mostró retardo en el procesamiento por el hecho de que la aplicación tiene que aplicar internamente el proceso de descompresión de la imagen, a cambio, al pasársela en formato BMP obtuvimos un menor tiempo de preprocesamiento.

Estas imágenes están en formato de 8 bits, a escala de grises, y se ingresan a una resolución de 300 DPI, y en dimensiones de hoja de papel tamaño carta (8.1” x 11”), que después del preprocesamiento, descrito posteriormente, quedan en tamaños variables acorde con:

- la cantidad de líneas de texto,
- la longitud de éstas, y
- el tipo de font.

La justificación de tomar la imagen a la resolución de 300 DPI, obedece a considerar el estándar de detalle para impresión en papel por litografía digital óptima, con esto se tiene un nivel bastante aceptable de detalle del font, es de esperarse que a menor resolución se obtiene un tamaño del documento electrónico menor.

Nos auxiliamos de las siguientes aplicaciones de software para la parte de extracción de las imágenes de los formatos de documentos electrónicos:

- GNU The Gimp (ver. 2.0), para Linux.
- GNU Ghostscript 7.07
- GSview release v4.6
- Jasc Saint Shop Pro. 8
- Driver PostScript de la impresora HP Color LaserJet 4500-PS

3.2. Desarrollo experimental

En la Figura 3.1 presentamos el diagrama de bloques de las tareas desarrolladas por los algoritmos implementados para la realización de este proyecto.

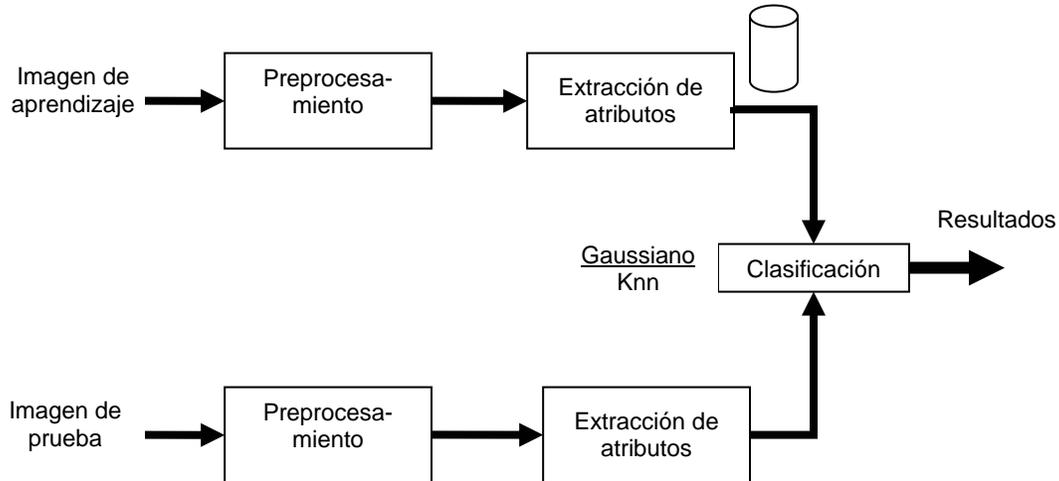


Figura 3.1. Diagrama de bloques de procesamiento de la imagen.

En una primera etapa, la “imagen de aprendizaje” es tomada de una página de texto, elaborada con un procesador de palabras, y se aplican los fonts sobre el mismo texto, para nuestro experimento se consideraron ocho fonts:

1. Courier New
2. Arial
3. Bookman Old Style
4. Franklin Gothic Medium
5. Comic Sans MS
6. Impact
7. Modern
8. Times New Roman

los mismos se etiquetaron con los índices numéricos arriba puestos, y los textos están con tamaño de fuente de 12, 10, 8 y 6 puntos (pts.), las medidas consideradas estándar en los escritos electrónicos comunes.

Cada imagen electrónica se pasa a formato PostScript, para sobre la misma tener libertad de convertirla a la resolución apropiada, en nuestro caso a 300 DPI, y en el formato BMP a escala de grises (8 bits). Aclaremos que Matlab permite también el manejo de imágenes en formato JPEG, este formato tiene la ventaja de comprimir los datos y por lo mismo los archivos generados de las imágenes son de menor tamaño, pero sobre la marcha

de trabajar con muchos archivos de imágenes notamos que aumenta el tiempo de ejecución con las imágenes en este formato, reduciéndose el tiempo si se manejan las imágenes en el formato BMP, que no lleva compresión.

En una segunda etapa, la “imagen de aprendizaje” es tomada de una página de texto con ruido, para hacer pruebas ya no idealizadas.

3.2.1. El preprocesamiento: la creación de un bloque de texto uniforme

El preprocesamiento de la imagen consiste en aislar el texto:

- Eliminando los espacios en blanco entre líneas de texto (localización de líneas de texto). Para esto calculamos el *perfil de proyección horizontal* del documento (PPH). Los valles entre los picos corresponden a los espacios en blanco entre las líneas de texto. La distancia entre dos valles comprende el ancho vertical de la línea de texto, de esta forma determinamos la altura de cada línea de texto.
- Normalización de línea de texto, se escalan todas las líneas de texto localizadas a un solo tamaño.
- Eliminando los espacios en blanco entre caracteres (normalización de espaciado), esto se desarrolla para reducir influencias no deseables en la textura. Por cada línea de texto se calcula el *perfil de proyección vertical* (PPV). El valle entre los picos de las proyecciones corresponde al espaciado entre caracteres y entre palabras, la distancia entre dos valles corresponde al ancho de cada caracter o palabra, también normalizamos el espaciado escalándolo a un ancho predefinido.
- Rellenando con texto aleatorio entre los espacios en blanco que resultan tras el recorrido de los caracteres o palabras del texto, para lograr un bloque de texto uniforme (*text padding*), podemos usar texto aleatorio para el relleno, dado que el método es independiente del contenido.

3.2.1.1. Ejemplo de preprocesamiento

A continuación mostramos un ejemplo de cómo una de las imágenes del documento electrónico es preprocesada en el orden respectivo, y un detalle a fondo de este proceso se muestra posteriormente.

Cada una de las imágenes de texto se preprocesan en el siguiente orden.

Paso 1. La imagen de la hoja de texto es ingresada, como se muestra en la Figura 3.2 siguiente.

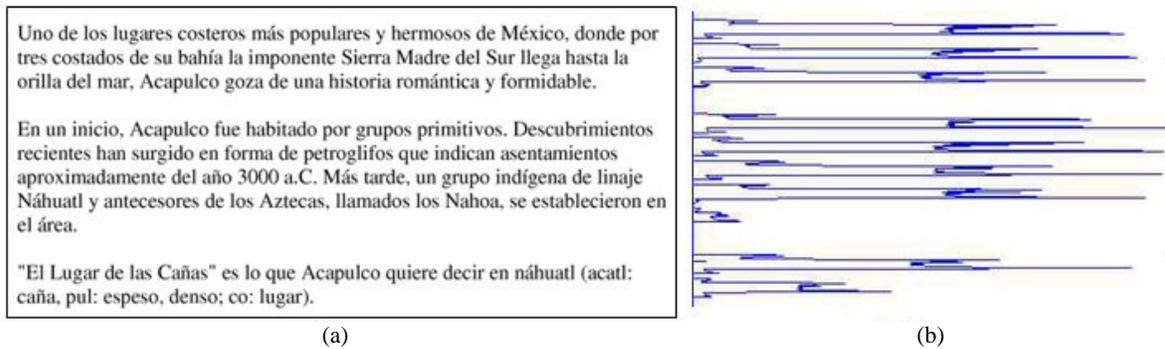


Figura 3.2. Imagen de entrada del documento (a), y la proyección horizontal del mismo (b).

Primero identificamos la existencia de líneas de texto y cuántas de ellas existen en el documento, calculando la proyección horizontal del texto, normalizándola a 1, como se muestra en la imagen anterior.

Paso 2. Auxiliándonos de la proyección horizontal, procedemos a eliminar los espacios en blanco entre líneas de texto del documento, y a aislar cada una de las líneas respectivas; en la Figura 3.3 se muestra el documento sin líneas en blanco intermedias.

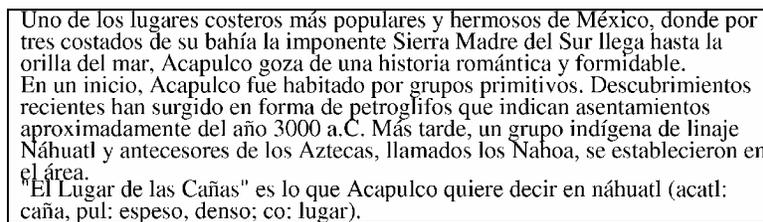


Figura 3.3. La imagen del documento tras la eliminación de espacios en blanco entre líneas.

Paso 3. Ahora, sobre cada línea de texto identificada, procedemos a calcular su perfil de proyección vertical (PPV) de texto, como se muestra en la siguiente Figura 3.4.

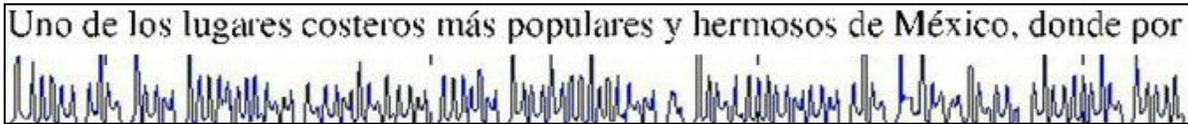


Figura 3.4. Ejemplo de cálculo de proyección vertical de líneas de texto, la primera línea del texto con su respectiva proyección vertical (PPV).

Paso 4. Procedemos a eliminar los espacios en blanco entre palabras y caracteres, considerando su PPV, y un umbral mínimo, quedando el texto sin blancos como se muestra en la Figura 3.5 (a) y (b).

UnodeloslugarescosterosmáspopularesyhermososdeMéxico,donepor

(a)

UnodeloslugarescosterosmáspopularesyhermososdeMéxico,donepor
trescostadosde subahíala imponenteSierraMadredelSurlegahastala
orilladelmar.Acapulcogozadeunahistoriarománticayformidable.
Enuninicio,Acapulcofuehabitadoporgruposprimitivos.Descubrimientos
recienteshansurgidoenformadepetroglifosqueindicanasentamientos
aproximadamentedel año3000a.C.Mástarde, ungrupoindígenadelinaje
NáhuatlyantesoresdelosAztecas,llamadoslosNahoa,seestablecieronen
elárea.
ElLugardelasCañas'esloqueAcapulcoquieredecirennáhuatl(acatl:
caña,pul:espeso,denso;co:lugar).

(b)

Figura 3.5. Ejemplo de resultado de la primera línea (a) y el documento preprocesado, eliminando espacios en blanco entre líneas y entre caracteres.

Paso 5. Finalmente aplicamos el Text-Padding para rellenar los espacios en blanco que nos quedan por línea tras el corrimiento de la eliminación de los blancos entre caracteres. La imagen final se muestra en la Figura 3.6, y ésta es ya nuestra imagen preprocesada a considerarse como clase.

UnodeloslugarescosterosmáspopularesyhermososdeMéxico,doneporU
trescostadosde subahíala imponenteSierraMadredelSurlegahastalatre
orilladelmar.Acapulcogozadeunahistoriarománticayformidable.orillad
Enuninicio,Acapulcofuehabitadoporgruposprimitivos.Descubrimientos
recienteshansurgidoenformadepetroglifosqueindicanasentamientosreci
aproximadamentedel año3000a.C.Mástarde, ungrupoindígenadelinajeap
NáhuatlyantesoresdelosAztecas,llamadoslosNahoa,seestablecieronen
elárea.elárea.elárea.elárea.elárea.elárea.elárea.elárea.elárea.elárea
ElLugardelasCañas'esloqueAcapulcoquieredecirennáhuatl(acatl."ElLu
caña,pul:espeso,denso;co:lugar).caña,pul:espeso,denso;co:lugar).caña,pul:es

Figura 3.6. Documento finalmente preprocesado.

El tratamiento automatizado del texto nos arrojó un reto a resolver, el detalle de los problemas resueltos se explica en la siguiente sección.

3.2.1.2. Detalle del refinamiento del patrón

Se trabajó sobre el preprocesamiento del texto ingresado, a 300 DPI de resolución. Se presentaron los siguientes problemas. Considerando la estructura del texto como sigue:

Dado los efectos “serif” de las letras, se tiene una altura de línea de texto variable, una vez que se eliminan los espacios en blanco entre las líneas de texto, esto se ilustra a continuación en la Figura 3.7.

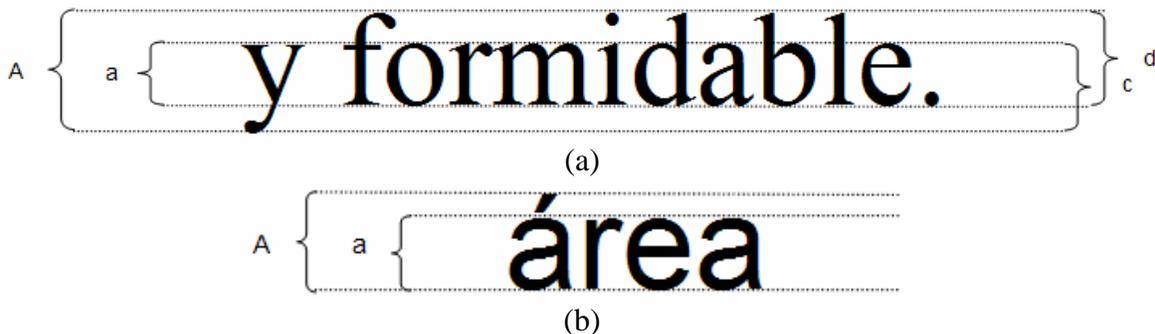


Figura 3.7. Análisis de efecto “serif” sobre la estructura del texto.

De acuerdo con esta ilustración de la Figura 3.7, tenemos que por línea de texto, según el font:

- A : altura máxima.
- a : altura mínima.
- c, d : alturas variables.

Además del caso en que por error del usuario, o captura del texto, quede una línea de texto conteniendo sólo un punto o una comilla.

Para realizar el *text-padding*, se procedió a calcular por línea de texto el token mínimo, i.e. la mínima palabra o partícula de palabra, en este caso, que se detectará tras un espacio en blanco entre los caracteres, pero como se ve en este línea de ejemplo de la Fig. 3.7, para este caso el token sería sólo la letra “y”, pero en otros ejemplos puede ser sólo letras como “l”, o símbolos como las comillas aisladas “””, una sola de ellas, y con éstas se procede a rellenar el texto, teniendo líneas finales rellenas no tan buenas para formar un patrón de aprendizaje para nuestro proceso.

Surgieron los siguientes casos:

1. Cuando la línea de texto es pequeña, procedemos a repetir la misma línea el número de veces necesario, hasta que la longitud no rebase la línea de texto mayor de todas, a

la que se ajustará el ancho del cuadro final ya procesado. Aún así quedará un pequeño espacio sin rellenarse.

2. Se realizó el cálculo del *token mínimo por línea de texto* (TML) y entre todos ellos, se seleccionó el token mínimo global, para con ese tratar de llenar los espacios mínimos que pudieran resultar por llenar; pero aquí nos enfrentamos al problema de que no siempre el *token mínimo global* (TMG) tiene la misma altura que la línea que se pretende llenar, entonces no nos sirve. Se trató escalar este token, pero se desproporcionó el aspecto de la línea y por ende el patrón global, como se muestra en la Figura 3.7 (b), en la línea de la palabra “área”, así como también se aprecia lo dicho en el punto anterior. Entonces ¿cómo rellenar sin alterar el patrón del font?

Tenemos que si es de la misma altura, el TMG, entonces lo podemos usar para rellenar, pero en caso contrario no, aún después de haber pasado el proceso por el punto anterior.

3. Cuando el espacio en blanco se puede llenar con el mismo token de la línea, pues se usa repitiéndolo hasta no rebasar el tope máximo; pero nos queda aún un espacio en blanco, y entonces volvemos al caso del punto anterior.

Finalmente, tomando en consideración el hecho de no alterar redimensionando el TMG para el relleno faltante, aún así queda un patrón no bueno, o no como lo esperábamos: uniforme en ambas fronteras del cuadro, izquierda y derecha. En la Figura 3.8, presentamos unos cuadros de texto procesados con estas ideas para mejor ilustrar.

Uno de los lugares costeros más populares y hermosos del México, donde por tres U
costados desubahíala imponente Sierra Madre del Sur legahastala orilla del tetete
mar, Acapulco goza de una historia romántica y formidable. tetetetetetetetetetete
En un inicio, Acapulco fue habitado por grupos primitivos. Descubrimientos tetete
recientes han surgido en forma de petroglifos que indican asentamientos tetete
aproximadamente del año 3000 a.C. Más tarde, un grupo indígena de la jetetetete
Náhuatl y antecesores de los Aztecas, llamados los Nahoas, se establecieron en el N
área.
"El Lugar de las Cañas" es lo que Acapulco quiere decir en náhuatl (acatl caña, tetete
putes peso, denso; cotugar). Sin embargo hay quienes dicen que significa "en el tete
lugar donde las cañas fueron destruidas" de acuerdo a una leyenda acerca de un te
príncipe llamado Acatl (caña) quien se enamoró de la princesa Quiahuitl (luvia). tete
ncapaces de consumar su amor, el príncipe Acatl se disuelve en sus propias tete
lágrimas y se convierte en un estanque de lodo donde decrecen las cañas. Para tete
entonces la princesa Quiahuitl se había transformado en una enorme nube errante
que unatarde flotaba por la bahía. Al ver a su amado, ella también se condensate
en agua y cae aplastando las cañas para morir en el estanque de lodo, junto con tete
el príncipe.
Existe otra leyenda que dice que el primer extranjero que llegó a Acapulco era un te
monje chino con el nombre de Fa-Hsien quien visitó el pequeño poblado en tete
tiempos prehispánicos, alrededor del 47 d.C, mucho antes que Cristóbal Colón tete
hubiera cruzado el Atlántico para descubrir América. De regreso en China, el tete
monje relató sobre el hermoso pueblo que llamó "Ye Pa Ttoe" "Lugar de las tete
Aguas Hermosas". Contó de legar y encontrar a amigos nativos pertenecientes
a la rama de los indios Nahoas, con quienes se pudo comunicarse a través de buena te
voluntad y señas. Le dio a los nativos su primer aprobadade arroz y a cambio tete
dieron a él tortillas de maíz, venado seco y cerdos salvaje. Les dejó muestras de tete
vestimentas de seda y aparentemente logró cruzar en varias ocasiones más, tete
trayendo cada vez consigo más artículos para trueque. Esta leyenda habla sobre tete
encuentros y comercio tempranos con la cultura china, pero aunque existetete
testimonio de esto en varios registros chinos, es poca la evidencia física con tete
que se cuenta. tetete

Figura 3.8. Ejemplo de relleno justo, pero desproporcionado, Font Arial a 12 puntos en Regular.

El programa hecho para este preprocesamiento tiene ajustes para identificar la longitud de la línea de texto, pero estos ajustes traducidos a parámetros numéricos cambian acorde con el tipo de letra, y las sutilezas que se presenten, e.g. en el font “Modern” o “Times New Roman”, con palabras como “*inca*”, el punto de la “*i*” su distancia hacia el inicio de la vertical que define a la letra, cuando delante de la línea no existe otro caracter más alto, como una “*l*” o una “*t*”, el programa separa este “*punto*” de la “*i*” como una línea de texto más, y con ello altera el procesamiento, ya que también trata de rellenar esa línea.

Finalmente se procedió por un proceso más simple y que nos lleva a tener un patrón más definido para usar en el clasificador, ya que se pretende mejorar la efectividad alcanzada previamente con el preprocesamiento hecho a mano. El proceso es el siguiente:

1. Se calcula la línea de texto, ya sin espacios en blanco, más larga de todas, a ésta se ajustarán en largo todas las demás líneas de texto, esta medida es el TOPE.
2. Tomamos una línea de texto, comparamos su longitud, si es igual que TOPE, queda igual la línea preprocesada final.
3. Si no, se repite la línea tantas veces sea necesario hasta apenas medir más que TOPE, y después se trunca en bruto, ajustándola a la longitud de TOPE.
4. Armamos el cuadro de texto preprocesado juntando todas las líneas así procesadas.

En la Figura 3.10 se muestra un ejemplo de una clase ya procesada con el proceso anterior.

La justificante que se tomó para optar por este camino, después de muchos intentos, fue principalmente el considerar que los clasificadores, para armar su base de datos, toman muestreo al azar sobre el cuadro de texto preprocesado con pequeñas ventanas de dimensión variable; en nuestro caso se toman cien ventanas en muestreo, y estas mismas ventanas “cortan” el texto en bruto y sobre cada ventana se hace el cálculo de los atributos. La Figura 3.11 muestra un corte típico de un cuadro de muestreo. Con esta idea de obtener los cuadros de texto preprocesados se hicieron los experimentos.

UnodeloslugarescosterosmáspopularesyhermososdeMéxico,doneportrescostadosdeU
subahíala imponenteSierraMadredelSur llegahastalaorilladelmar,Acapulcogozadesu
unahistoriarománticayformidable.unahistoriarománticayformidable.unahistoriaro
Enuninicio,Acapulcofuehabitadoporgruposprimitivos.Descubrimientosrecienteshan
surgidoenformadepetroglifosqueindicanasentamientosaproximadamentedel año3000
a.C.Mástarde, ungrupoindígenadelinajeNáhuatlyanteceoresdelosAztecas, llamadosa.C
losNahoa, seestablecieronenelárea.losNahoa, seestablecieronenelárea.losNahoa, seestabl
"ElLugardelasCañas"esloqueAcapulcoquiere decirnāhuatl(acatl:caña,pul:espeso,"El
denso;co:lugar).Sinembargohayquienesdicenquesignifica"enellugardelascañasdens
fuerondestruidas"deacuerdoaunaleyendaacerca deunpríncipe llamadoAcatl(caña) fue
quien seenamoródelaprincesaQuiahuitl(lluvia).Incapacesdeconsumarsuamor, elquien
príncipeAcatl sedisuelveensuspropiaslágrimasyseconvierteenunestanquedelodoprínc
dondecrecenlascañas.ParaentonceslaprincesaQuiahuitl sehabíatransformadoenunade
enormenubeerrantequeunatardeflotabaporlabahía.Alverasuamado, ella también seenc
condensaenaguaycaeaplastandolascañasparamorirenelestanquedelodo, juntoconelcon
príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.príncipe.
Existeotral leyenda que dice que el primer extranjero que llegó a Acapulco era un monje. Exis
chino con el nombre de Fa Hsien quien visitó el pequeño poblado o tiempos prehispánicos, c
alrededor del 417 d.C, mucho antes que Cristóbal Colón hubiera cruzado el Atlántico para a
descubrir América. De regreso en China, el monje relató sobre el hermoso pueblo que llama
"Ye Pa Ti" o el "Lugar de las Aguas Hermosas". Contó del legary en contrara amigables "Ye Pa
nativos pertenecientes a la rama de los indios Nahoa, con quienes pudo comunicarse a través
de buena voluntad y señas. Le dio a los nativos su primera probada de arroz y a cambio le d
dieron a él tortillas de maíz, venado seco y cerdos salvaje. Le dejó muestras de vestimenta
des de a y aparentemente logró cruzar en varias ocasiones más, trayendo cada vez consigo de
más artículos para trueque. Esta leyenda habla sobre encuentros y comercio temprano con
la cultura china, pero aunque existet testimonio de esto en varios registros chinos, es poca la
evidencia física con la que se cuenta. evidencia física con la que se cuenta. evidencia física con

Figura 3.10. Preprocesamiento con corte en bruto de línea de texto rellena, tipo Modern, Regular, a 12 puntos.

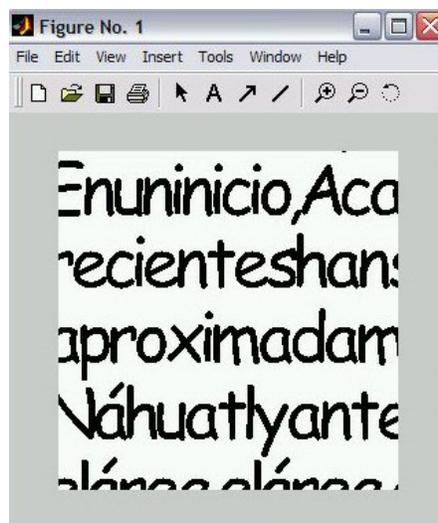


Figura 3.11. Corte de ventana de muestreo para cálculo del clasificador. Tipo Comic Sans MS, Regular, a 12 puntos, ventana a 256 píxeles.

3.2.2. Extracción de atributos

Una vez preprocesados los textos, se obtienen 8 textos iguales (libres de espacios), en los 8 tipos de letras (Courier New, Arial, Bookman Old Style, Franklin Gothic médium, Comic Sans MS, Impact, Modern, Times New Roman), en estilo regular. A partir de estos textos se generará la base de datos de referencia siendo cada tipo de letra una clase particular.

Conformamos nuestra base de aprendizaje de la siguiente forma: de cada clase tomamos muestras aleatorias a partir de un barrido de ventanas sobre la imagen del texto (test-window), en un principio de dimensión 128 x 128 píxeles cada ventana, en total tomamos una muestra de cien de estas ventanas, y a continuación a cada una de éstas le aplicamos el cálculo de los siete momentos invariantes, cuya teoría se explicó en el capítulo anterior. De esta forma, por cada ventana obtenemos un vector de siete atributos únicos, sus siete momentos invariantes, y así cada clase nos queda representada por una matriz de 100 x 7, cien vectores de 7 componentes, y en conjunto con las ocho clases trabajadas tenemos nuestra base de datos de aprendizaje conformada por una matriz única de 800 x 7. Este trabajo se representa en la Figura 3.12.

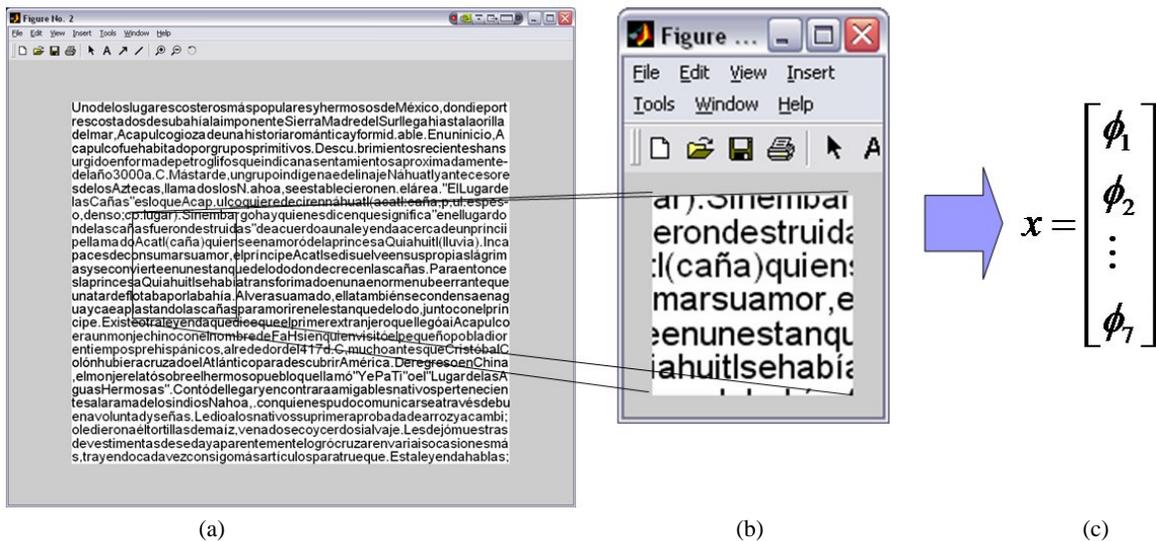


Figura 3.12. Detalle ilustrativo de extracción de atributos de la imagen: (a) partiendo de la imagen previamente preprocesada, extraemos ventanas barriendo sobre la imagen al azar, y de cada una de estas ventanas de análisis (b), extraemos sus siete momentos invariantes (c)

3.2.3. Reconocimiento del tipo de letra

Una vez que tenemos conformada nuestra base de datos, procedemos a aplicar el cálculo de los clasificadores Gaussiano y KNN, pasando a los módulos respectivos nuestra base de datos. Los resultados obtenidos de los experimentos con las clases se muestran en el capítulo siguiente.

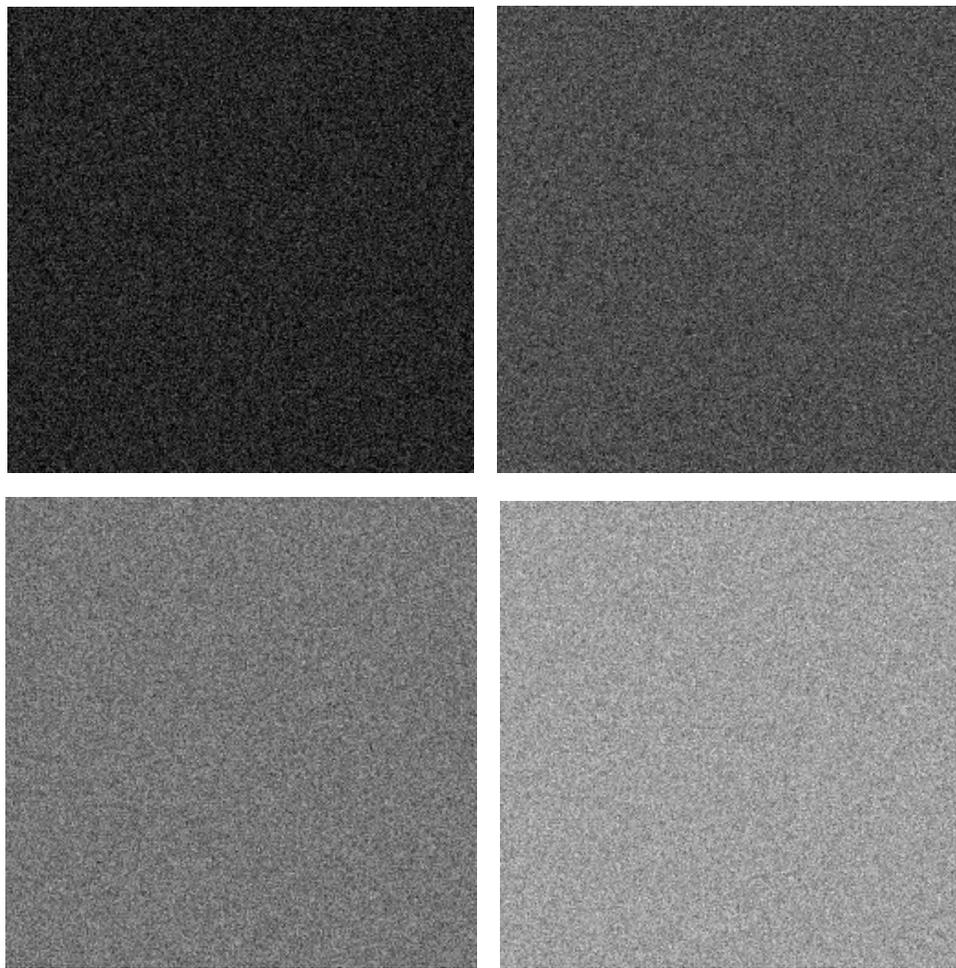
Los clasificadores Gaussiano y KNN fueron implementados exitosamente en Matlab como funciones, la información relevante para cada uno de ellos es la siguiente, para la fase de aprendizaje:

Clasificador Gaussiano: requiere del vector de valores promedio de atributos por clase, las respectivas matrices de varianza / covarianza para cada clase, el elemento a clasificar 'x', y el número de momentos a considerar.

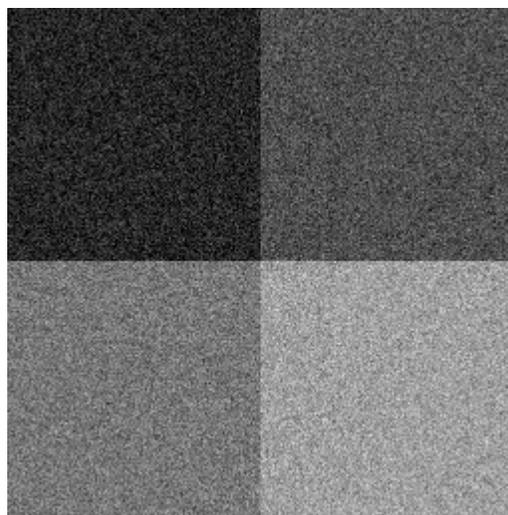
Clasificador KNN: requiere de toda la base de datos (800 vectores x 7 dimensiones), el tamaño de la base, el número de clases, número de momentos a considerar, el elemento a clasificar 'x', y el valor de k (número de vecinos a tomar en cuenta).

Para validar el buen funcionamiento de los clasificadores, se generaron 4 imágenes con ruido aleatorio Gaussiano a diferentes valores promedio y con desviaciones estándar; se hizo una imagen de recolección de estas 4 clases así formadas, como se muestran en la Figura 3.13, extrayendo una imagen al azar de ésta y aplicando el clasificador.

Una vez validado nuestro clasificador, se procedió con la misma idea a construir una imagen con ocho muestras de las clases de los textos, como se muestra en la Figura 3.14. Esto es siguiendo nuestra cadena de procesamiento, como se describió previamente en la Figura 3.1.



(a)



(b)

Figura 3.13. (a) Clases generadas con ruido aleatorio gaussiano, con desviación estándar 10, y medias 30, 60, 90 y 120. (b) Composición de prueba a partir de las imágenes del inciso (a).

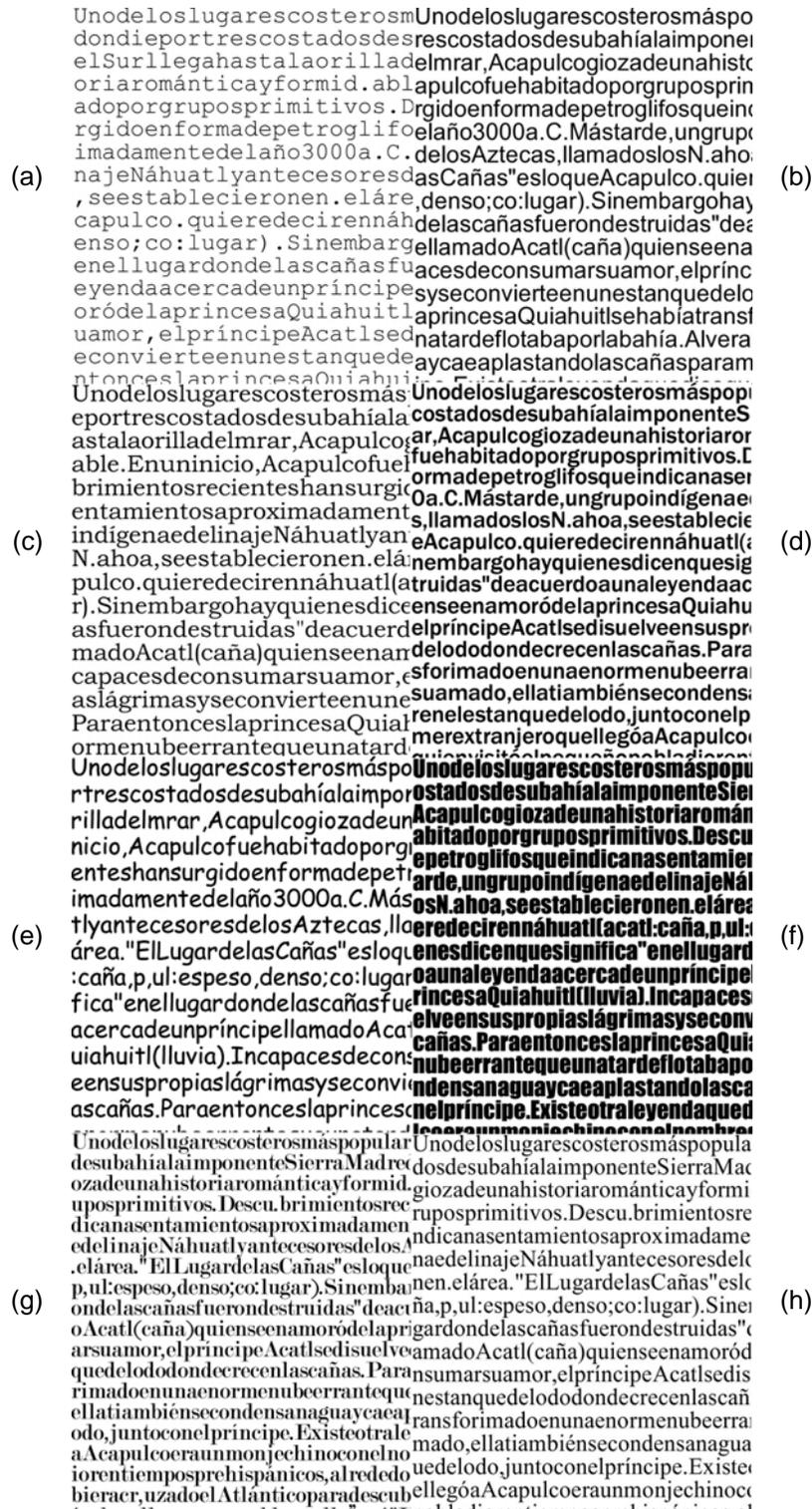


Figura 3.14. Imagen construida con las 8 clases para hacer pruebas de reconocimiento del clasificador. Fonts a 10 puntos, estilo Regular, (a) Courier New, (b) Arial, (c) Bookman Old Style, (d) Franklin Gothic médium, (e) Comic Sans MS, (f) Impact, (g) Modern, (h) Times New Roman.

El punto más importante a seguir ahora, es determinar el tamaño de la ventana de análisis. Como anteriormente se dijo, en un principio tomamos ventanas de prueba de 128 x 128 píxeles, pero el nivel de porcentaje de errores obtenidos era alto, por lo que se decidió tomar el tamaño de 256 x 256 píxeles, y posteriormente de 512 x 512 píxeles, para lograr los mejores resultados en la clasificación de la imagen. Para medir la efectividad lo hacemos aplicando los algoritmos de validación ya descritos (secciones 2.2.2.2-4), como lo son Resustitución (R), Deja Uno Fuera (DUF) , y Validación-Cruzada (VC).

4. Resultados Experimentales

En esta sección mostramos resultados de experimentos, desde los primeros realizados con los clasificadores, en font regular, y con variaciones de tamaño en puntos (sección 4.1.), luego experimentando con rotaciones de las muestras, y aplicando efectos sobre el font del tipo Cursiva-Itálica, Negrita, y combinación de los efectos en Cursiva con Negrita (sección 4.2 a 4.3). Estos experimentos fueron con un tamaño de ventana de prueba fijo a 256 píxeles, y en la sección 4.4, mostramos los experimentos con las variaciones de tamaño de ventana de prueba, así también mostramos la relación entre tamaño de ventana de prueba y tamaño el font.

4.1. Identificación de tipo de font

Se hicieron pruebas con los clasificadores, construyendo las matrices de confusión con el método de Resustitución, y con el font regular.

El clasificador *KNN* se tomó con $K=3$.

El cálculo de los momentos invariantes se hizo a variaciones de tomar 7, 6, 5, 4, 3, y 2 de ellos, comenzando con los 2 primeros momentos (momentos 1 y 2), luego los 3 primeros momentos (momentos 1 y 2), y así sucesivamente.

Con el fin de reducir el rango dinámico en el cálculo de los momentos, en algunos experimentos se aplicó el logaritmo de los resultados, esto también se indica.

A continuación se muestran las Matrices de Confusión respectivas considerando una base de aprendizaje con T momentos, tamaño de las ventanas de prueba, y media de probabilidad de cada clasificador.

Resultados para $T = 2$ momentos:

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 65 | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 77 | 0 | 1 | 0 | 0 | 54 |
| 4 | 0 | 34 | 0 | 85 | 0 | 0 | 2 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 1 | 0 | 84 | 0 | 0 | 23 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 4 | 0 | 0 | 98 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 22 | 0 | 15 | 0 | 0 | 23 |

Figura 4.1. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano, con logaritmo.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 1 | 98 | 0 | 2 | 0 | 3 | 0 | 0 | 3 |
| 2 | 0 | 77 | 0 | 16 | 1 | 4 | 11 | 2 |
| 3 | 1 | 0 | 84 | 1 | 14 | 0 | 4 | 26 |
| 4 | 0 | 16 | 0 | 81 | 1 | 1 | 8 | 1 |
| 5 | 1 | 1 | 2 | 0 | 66 | 0 | 0 | 17 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 95 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 6 | 0 | 2 | 1 | 0 | 77 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 12 | 0 | 14 | 0 | 0 | 51 |

Figura 4.2. Matriz de confusión con clasificador KNN, con logaritmo.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 81 | 0 | 14 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 84 | 0 | 5 | 0 | 0 | 25 |
| 4 | 0 | 18 | 0 | 85 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 87 | 0 | 0 | 14 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 98 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 16 | 0 | 8 | 0 | 0 | 61 |

Figura 4.3. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano, sin logaritmo.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 65 | 0 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 71 | 0 | 0 | 0 | 0 | 41 |
| 4 | 0 | 34 | 0 | 84 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 1 | 0 | 83 | 0 | 0 | 23 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 96 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 28 | 0 | 17 | 0 | 0 | 36 |

Figura 4.4. Matriz de confusión con clasificador KNN, sin logaritmo.

| clasificador / Log | con Log | sin Log |
|--------------------|---------|---------|
| Gaussiano | 81.12% | 79.37% |
| KNN | 79.37% | 87.00% |

Tabla 4.1. Comparativo de proporciones con cada clasificador, con y sin logaritmo.

Como podemos observar en las matrices de confusión, se obtiene una mayor probabilidad sin aplicar el logaritmo a los resultados. De aquí el resto de los cálculos los haremos sin logaritmo.

Resultados para T = 3 momentos:

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 70 | 0 | 13 | 0 | 0 | 2 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 79 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33 |
| 4 | 0 | 29 | 0 | 82 | 0 | 0 | 6 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 86 | 0 | 0 | 18 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 5 | 0 | 0 | 92 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 21 | 0 | 14 | 0 | 0 | 49 |

Figura 4.5. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 82 | 0 | 15 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 84 | 0 | 2 | 0 | 0 | 18 |
| 4 | 0 | 18 | 0 | 83 | 0 | 0 | 5 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 87 | 0 | 0 | 10 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 92 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 16 | 0 | 11 | 0 | 0 | 72 |

Figura 4.6. Matriz de confusión con clasificador KNN.

Resultados para T = 4 momentos:

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 64 | 0 | 11 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 64 | 0 | 1 | 0 | 0 | 34 |
| 4 | 0 | 32 | 0 | 82 | 0 | 0 | 15 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 2 | 0 | 86 | 0 | 0 | 21 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 4 | 0 | 7 | 0 | 0 | 81 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 34 | 0 | 13 | 0 | 0 | 45 |

Figura 4.7. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 78 | 0 | 16 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 79 | 0 | 5 | 0 | 0 | 25 |
| 4 | 0 | 22 | 0 | 80 | 0 | 0 | 6 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 2 | 0 | 93 | 0 | 0 | 13 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 84 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 19 | 0 | 2 | 0 | 0 | 62 |

Figura 4.8. Matriz de confusión con clasificador KNN.

Resultados para T = 5 momentos:

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 80 | 0 | 10 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 84 | 0 | 3 | 0 | 0 | 24 |
| 4 | 0 | 20 | 0 | 87 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 89 | 0 | 0 | 19 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 93 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 16 | 0 | 8 | 0 | 0 | 57 |

Figura 4.9. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 62 | 0 | 7 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 78 | 0 | 1 | 0 | 0 | 30 |
| 4 | 0 | 37 | 0 | 85 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 3 | 0 | 89 | 0 | 0 | 42 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 8 | 0 | 0 | 92 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 19 | 0 | 10 | 0 | 0 | 28 |

Figura 4.10. Matriz de confusión con clasificador KNN.

Resultados para T = 6 momentos:

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 57 | 0 | 7 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 84 | 0 | 3 | 0 | 0 | 45 |
| 4 | 0 | 42 | 0 | 86 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 9 | 0 | 92 | 0 | 0 | 29 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 7 | 0 | 0 | 86 | 1 |
| 8 | 0 | 0 | 7 | 0 | 5 | 0 | 0 | 25 |

Figura 4.11. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 72 | 0 | 8 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 82 | 0 | 6 | 0 | 0 | 28 |
| 4 | 0 | 27 | 0 | 87 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 4 | 0 | 88 | 0 | 0 | 13 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 5 | 0 | 0 | 95 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 14 | 0 | 6 | 0 | 0 | 59 |

Figura 4.12. Matriz de confusión con clasificador KNN.

Resultados para T = 7 momentos:

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 83 | 0 | 15 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 82 | 0 | 2 | 0 | 0 | 17 |
| 4 | 0 | 16 | 0 | 83 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 4 | 0 | 87 | 0 | 0 | 16 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 95 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 14 | 0 | 11 | 0 | 0 | 67 |

Figura 4.13. Matriz de confusión con clasificador Gaussiano.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|-----|----|----|----|----|-----|----|----|
| 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 51 | 1 | 9 | 0 | 0 | 6 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 54 | 0 | 2 | 0 | 0 | 25 |
| 4 | 0 | 47 | 0 | 90 | 0 | 0 | 8 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 11 | 0 | 83 | 0 | 0 | 32 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 0 | 86 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 34 | 0 | 15 | 0 | 0 | 43 |

Figura 4.14. Matriz de confusión con clasificador KNN.

| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Gaussiano | 79.37 | 82.25 | 77.75 | 79.25 | 78.75 | 75.87 |
| KNN | 87.00 | 87.50 | 84.50 | 86.25 | 85.37 | 87.12 |

Tabla 4.2. Comparativo de proporciones con cada clasificador, y con los momentos considerados.

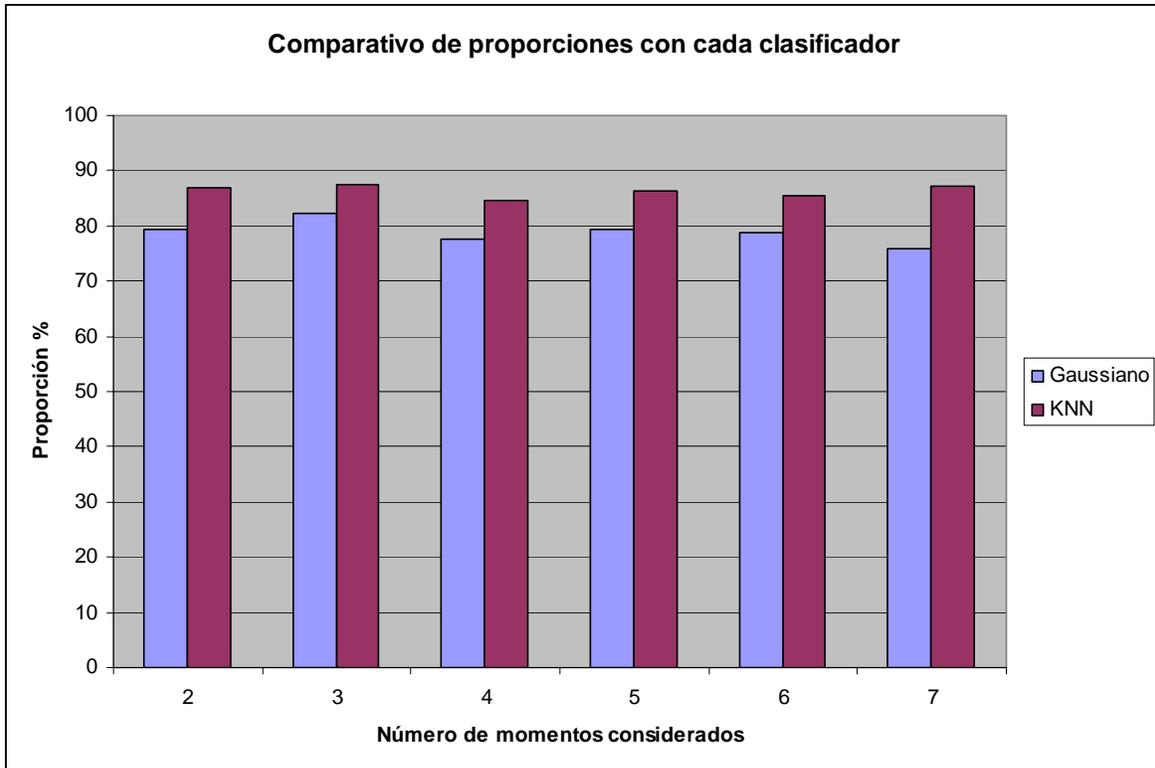


Figura 4.15. Gráfica de barras de probabilidades por clasificador y por número de momentos considerados.

Como conclusión de estos experimentos, podemos ver que considerando sólo 3 momentos alcanzamos la más alta probabilidad para ambos clasificadores, bajo el método de Resustitución.

4.2. Pruebas con el clasificador modificado

A partir de los resultados anteriores, construimos nuestro clasificador modificado, como una combinación de ambos métodos, Gaussiano y KNN, al final del proceso de clasificación de ambos métodos, tomamos la clasificación con mayor probabilidad. Los resultados se muestran en las subsecciones siguientes. En la Tabla 4.3 mostramos un resumen de todos los casos contemplados.

Los siguientes experimentos se hacen sobre los siguientes casos de tipos de font, tamaño en puntos y rotaciones, como se muestra en la Tabla 4.3. Con los tipos de letra regular, itálica, negrita y combinación de itálica con negrita.

En esta serie de cálculos se toman en cuenta los 7 momentos invariantes de Hu, con las muestras sin ruido, de font normal, con rotaciones a 0°, 45°, 90° y 135°, sin distorsión, como se muestran en la Figura 4.16 unos ejemplos de las clases, y el tamaño de la ventana en todas estas pruebas es de 256 x 256 píxeles.

| N° | Font | Escala | | | | Rotación | | | | Tipo: | | | |
|----|------------------------|--------|----|---|---|----------|-----|-----|------|-------|---|---|----|
| | | 12 | 10 | 8 | 6 | 0° | 45° | 90° | 135° | r | i | b | bi |
| 1 | Courier New | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 2 | Arial | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 3 | Bookman Old Style | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 4 | Franklin Ghotic Médium | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 5 | Comic Sans MS | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 6 | Impact | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 7 | Modern | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |
| 8 | Times New Roman | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ | ↗ |

Tabla 4.3. Todos los casos considerados en las pruebas, por cada escala se toman las 4 medidas de rotación (e.g. 12 pts. En 0°, 45°, 90° y 135°).

En las siguientes subsecciones presentamos las matrices de confusión para cada método de validación (Resustitución, Validación-Cruzada y Deja-Uno-Fuera). Recordando el análisis de la matriz de confusión (ver la sección 2.2.2.5), lo que centra nuestra atención para analizar la buena clasificación, son los valores de la diagonal, esta nos expresa cuantos elementos de la clase fueron correctamente clasificados. Recordemos que para los métodos de validación de Resustitución y Deja-Uno-Fuera se toma el 100% de nuestra base de datos, en este caso los 100 elementos, y para el método de Validación-Cruzada tomamos la mitad, solo 50 (50%) elementos para aprendizaje y los otros 50 elementos (50% restante) para clasificar.

Vamos a centrar el análisis en el método de Validación-Cruzada, por ser el menos sesgado, ya que los otros dos métodos tienen más elementos de aprendizaje. Sobre cada matriz de confusión de Validación-Cruzada, haremos las respectivas comparaciones en

cada etapa mostrada, al final mostramos el concentrado con los valores de los otros dos métodos.

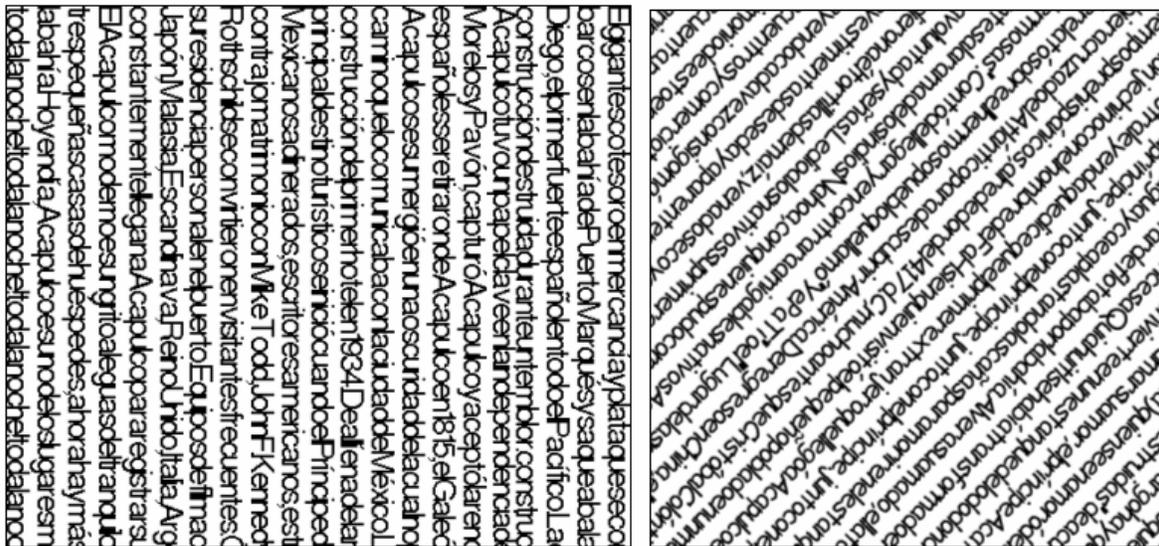
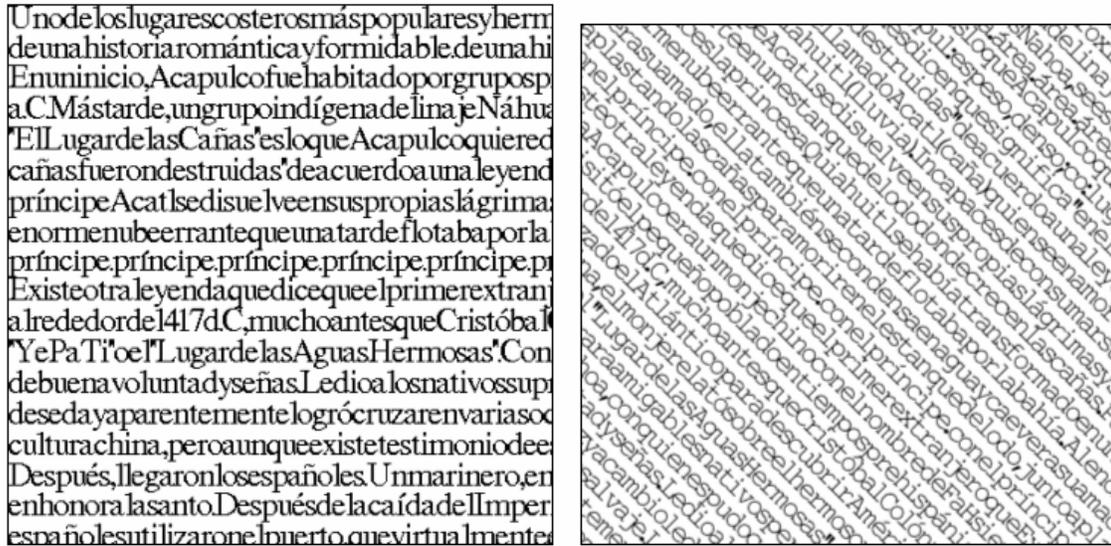


Figura 4.16. Muestras de clases de texto preprocesadas con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135° respectivamente.

4.2.1. Identificación de tipo de font regular, con rotaciones de 0°, 45°, 90°, 135°, a 6, 8 10, 12 puntos

| | Resustitución | | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|--------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|---|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Arial | 0 | 98 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 95 | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 81 | 0 | 0 | 0 | 20 | 30 | 0 | 0 | 29 | 0 | 0 | 0 | 7 | 5 | 0 | 0 | 0 | 61 | 0 | 0 | 0 | 24 | 48 | |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Comic Sans | 0 | 2 | 0 | 0 | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 4 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 88 | 0 | 0 | 0 | |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| | Modern | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 66 | 15 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 27 | 13 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 47 | 27 | |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 14 | 55 | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 16 | 32 | 0 | 0 | 0 | 31 | 0 | 0 | 0 | 29 | 25 | |
| 10 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Arial | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 75 | 0 | 0 | 0 | 22 | 13 | 0 | 0 | 24 | 0 | 0 | 0 | 8 | 8 | 0 | 0 | 0 | 60 | 0 | 0 | 0 | 38 | 22 | |
| | FranklinGM | 0 | 3 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 49 | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 1 | |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 | |
| | Modern | 0 | 0 | 16 | 0 | 0 | 0 | 76 | 1 | 0 | 0 | 18 | 0 | 0 | 0 | 38 | 1 | 0 | 0 | 0 | 28 | 0 | 0 | 4 | 56 | 4 | |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 9 | 0 | 1 | 0 | 2 | 85 | 0 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 | 1 | 39 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 1 | 0 | 6 | 73 | |
| 8 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 89 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 45 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 84 | 11 | |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 11 | 93 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 42 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 16 | 87 | |
| 6 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Arial | 0 | 96 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Comic Sans | 0 | 4 | 0 | 0 | 93 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 47 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 88 | 0 | 0 | 0 | |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 100 | 0 | 0 | |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 86 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 67 | 30 | |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 86 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 36 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33 | 70 | |

Tabla 4.4. Caso 0° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 0° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 92.00 | 96.75 | 87.00 | 83.50 |

Observemos que hay una variación de 13.25% entre la escala de 8 y 12 puntos. Esta variación es probablemente debido al tamaño de la ventana de análisis. En las siguientes tablas solo se muestran las variaciones.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|--------------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|---|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Arial | 0 | 97 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Bookman OS | 0 | 0 | 76 | 0 | 0 | 0 | 15 | 27 | 0 | 0 | 25 | 0 | 0 | 0 | 5 | 5 | 0 | 0 | 60 | 0 | 0 | 0 | 23 | 40 | |
| Franklin GM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 3 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 46 | 0 | 2 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 81 | 10 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 30 | 16 | 0 | 0 | 11 | 0 | 0 | 1 | 63 | 20 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 18 | 0 | 0 | 0 | 4 | 63 | 0 | 0 | 17 | 0 | 0 | 0 | 13 | 29 | 0 | 0 | 29 | 0 | 0 | 0 | 14 | 40 | |
| 10 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Bookman OS | 0 | 0 | 56 | 0 | 0 | 0 | 15 | 19 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 11 | 8 | 0 | 0 | 26 | 0 | 0 | 0 | 40 | 43 | |
| Franklin GM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 50 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 21 | 0 | 0 | 0 | 82 | 5 | 0 | 0 | 22 | 0 | 0 | 0 | 34 | 6 | 0 | 0 | 33 | 0 | 0 | 0 | 46 | 5 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 0 | 3 | 76 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 5 | 35 | 0 | 0 | 40 | 0 | 0 | 0 | 14 | 52 | |
| 8 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Bookman OS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Franklin GM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 22 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 65 | 35 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 85 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 26 | 36 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 35 | 65 | |
| 6 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | |
| Bookman OS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Franklin GM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 29 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 38 | 21 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 58 | 48 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 71 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 28 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 42 | 52 | |

Tabla 4.5. Caso 45° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 45° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 91.00 | 89.25 | 82.25 | 81.50 |

Observemos que hay una variación de 9.5% entre la escala de 6 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|-------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| | Arial | 0 | 96 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 83 | 0 | 0 | 0 | 17 | 29 | 0 | 0 | 31 | 0 | 0 | 0 | 8 | 13 | 0 | 0 | 58 | 0 | 0 | 0 | 28 | 40 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| | Comic Sans | 0 | 4 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 0 | 4 | 3 | 0 | 45 | 0 | 1 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 71 | 13 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 32 | 20 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 43 | 29 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 12 | 58 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 9 | 17 | 0 | 0 | 27 | 0 | 0 | 0 | 0 | 29 | 30 |
| 10 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 99 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 77 | 0 | 0 | 0 | 25 | 15 | 0 | 0 | 29 | 0 | 0 | 0 | 22 | 8 | 0 | 0 | 54 | 0 | 0 | 0 | 42 | 23 |
| | FranklinGM | 0 | 1 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 3 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 71 | 1 | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 27 | 1 | 0 | 0 | 26 | 0 | 0 | 1 | 52 | 2 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 8 | 0 | 2 | 0 | 4 | 82 | 0 | 0 | 9 | 0 | 1 | 0 | 1 | 40 | 0 | 0 | 19 | 0 | 2 | 0 | 6 | 72 |
| 8 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 91 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 47 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 89 | 12 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 88 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 43 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11 | 87 | 0 |
| 6 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 94 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 47 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 91 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 6 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 45 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 90 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 85 | 20 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 65 | 32 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 80 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 34 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 35 | 68 | 0 |

Tabla 4.6. Caso 90° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 90° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| % | 90.50 | 97.50 | 86.00 | 80.25 |

Observemos que hay una variación de 17.25% entre la escala de 8 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | |
|-------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R |
| 12 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 99 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 92 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 83 | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 0 | 25 | 0 | 0 | 0 | 7 | 7 | 0 | 0 | 71 | 0 | 0 | 0 | 22 | 33 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 1 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 4 | 3 | 0 | 46 | 0 | 1 | 0 | 0 | 8 | 0 | 3 | 92 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 77 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 24 | 11 | 0 | 0 | 11 | 0 | 0 | 6 | 53 | 21 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 7 | 62 | 0 | 0 | 19 | 0 | 0 | 18 | 32 | 0 | 0 | 18 | 0 | 0 | 0 | 25 | 46 |
| 10 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 67 | 0 | 0 | 0 | 24 | 15 | 0 | 0 | 18 | 0 | 0 | 13 | 7 | 0 | 0 | 44 | 0 | 0 | 0 | 42 | 23 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 50 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 20 | 0 | 0 | 0 | 70 | 1 | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 34 | 8 | 0 | 0 | 35 | 0 | 0 | 0 | 53 | 3 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 6 | 84 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 2 | 35 | 0 | 0 | 21 | 0 | 0 | 0 | 5 | 74 |
| 8 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 98 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 86 | 21 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 22 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 56 | 37 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 79 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 27 | 41 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 44 | 63 |
| 6 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 98 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 2 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 79 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 42 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 60 | 33 | |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 83 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 34 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 40 | 67 |

Tabla 4.7. Caso 135° rotación, font regular, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 píxeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 135° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| % | 93.25 | 90.75 | 84.25 | 80.75 |

Observemos que hay una variación de 12.50% entre la escala de 6 y 12 puntos.

4.2.2. Identificación de tipo de font itálica, con rotaciones de 0°, 45°, 90°, 135°, a 6, 8 10, 12 puntos

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | |
|-------------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R |
| 12 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 86 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 43 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 85 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| BookmanOS | 0 | 0 | 87 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 78 | 0 | 20 | 0 | 0 | 0 |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Comic Sans | 0 | 0 | 13 | 0 | 91 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 35 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 22 | 0 | 78 | 0 | 0 | 0 |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 |
| Modern | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 1 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 90 | 0 |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 |
| 10 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| BookmanOS | 0 | 0 | 96 | 0 | 3 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 92 | 0 | 9 | 0 | 2 | 0 |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Comic Sans | 0 | 0 | 4 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 45 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 91 | 0 | 0 | 0 |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 90 | 11 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 33 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 70 | 18 |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 89 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 43 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 28 | 82 |
| 8 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| BookmanOS | 0 | 0 | 95 | 0 | 9 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 93 | 0 | 10 | 0 | 1 | 0 |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Comic Sans | 0 | 0 | 5 | 0 | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 42 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 89 | 0 | 0 | 0 |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 98 | 0 |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 |
| 6 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 93 | 2 |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 98 |

Tabla 4.8. Caso 0° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 0° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| % | 98.75 | 97.25 | 92.25 | 90.50 |

Observemos que hay una variación de 8.25% entre la escala de 6 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|--------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|-----|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman O S | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman O S | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | Courier New | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 47 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 88 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 43 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 0 | 28 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 12 | 0 | 85 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 35 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 0 | 70 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 100 | 0 |
| 10 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 91 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 89 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 8 | 0 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 45 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 1 | 92 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 89 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 35 | 3 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 82 | 12 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 92 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 47 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 88 | 0 |
| 8 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 93 | 0 | 8 | 0 | 1 | 0 | 0 | 48 | 0 | 9 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 86 | 0 | 15 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 7 | 0 | 92 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 40 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 84 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 1 | 97 | 0 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 |
| 6 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 2 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 97 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 93 | 6 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 94 | 0 |

Tabla 4.9. Caso 45° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 45° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| % | 99.25 | 96.75 | 93.25 | 93.50 |

Observemos que hay una variación de 6% entre la escala de 6 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | | |
|--------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----|-----|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | | |
| 12 pt. | Courier New | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 40 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 85 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 84 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 40 | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 72 | 0 | 20 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 16 | 0 | 88 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 37 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 28 | 0 | 78 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 95 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 87 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 |
| 10 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 94 | 0 | 5 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 3 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 7 | 0 | 4 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 4 | 0 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 47 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 93 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 82 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 29 | 7 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 66 | 17 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 43 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 30 | 83 | 0 |
| 8 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 90 | 0 | 4 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 88 | 0 | 10 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 1 | 9 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 11 | 0 | 89 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 3 | 98 | 0 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 |
| 6 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 47 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 2 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 98 | 0 |

Tabla 4.10. Caso 90° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 90° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| % | 99.25 | 98.50 | 91.25 | 91.25 |

Observemos que hay una variación de 8% entre la escala de 6, 10 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | |
|--------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R |
| 12 pt. | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 89 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 81 | 0 | 19 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 11 | 0 | 92 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 33 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 0 | 80 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 98 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 98 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 100 |
| 10 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 93 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 93 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 6 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 46 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 96 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 46 | 4 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 87 | 9 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 46 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 91 |
| 8 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 93 | 0 | 10 | 0 | 1 | 0 | 0 | 47 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 89 | 0 | 16 | 0 | 1 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 7 | 0 | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 46 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 84 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 2 | 99 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 |
| 6 pt | Courier New | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 100 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 94 | 1 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 99 |

Tabla 4.11. Caso 135° rotación, font Itálica, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 píxeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 135° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| % | 99.75 | 98.00 | 96.50 | 94.75 |

Observemos que hay una variación de 5% entre la escala de 6 y 12 puntos.

4.2.3. Identificación de tipo de font negrita, con rotaciones de 0°, 45°, 90°, 135°, a 6, 8 10, 12 puntos

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | | | |
|--------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|-----|----|----|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | | | |
| 12 pt. | Courier New | 69 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 3 | 23 | Courier New | 15 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 2 | 5 | Courier New | 45 | 0 | 5 | 0 | 20 | 0 | 5 | 47 |
| | Arial | 0 | 68 | 21 | 18 | 4 | 0 | 0 | 0 | Arial | 0 | 19 | 6 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | Arial | 0 | 45 | 38 | 40 | 5 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 2 | 13 | 74 | 3 | 9 | 0 | 0 | 0 | Bookman OS | 3 | 15 | 40 | 5 | 7 | 0 | 0 | 0 | Bookman OS | 2 | 21 | 50 | 3 | 15 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 19 | 0 | 79 | 0 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 14 | 1 | 29 | 1 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 32 | 2 | 57 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 11 | 0 | 5 | 0 | 63 | 0 | 0 | 2 | Comic Sans | 6 | 2 | 3 | 0 | 32 | 0 | 0 | 2 | Comic Sans | 20 | 2 | 5 | 0 | 41 | 0 | 0 | 11 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | Modern | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | Modern | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 95 | 0 |
| | Times N. R. | 13 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 75 | Times N R | 25 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 43 | Times N R | 28 | 0 | 0 | 0 | 19 | 0 | 0 | 42 |
| 10 pt | Courier New | 78 | 0 | 0 | 0 | 11 | 0 | 6 | 26 | Courier New | 29 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 14 | Courier New | 63 | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 7 | 41 |
| | Arial | 0 | 89 | 3 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | Arial | 0 | 43 | 2 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | Arial | 0 | 82 | 4 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 6 | 96 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | Bookman OS | 0 | 2 | 46 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | Bookman OS | 0 | 9 | 90 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 5 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 4 | 0 | 44 | 0 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 9 | 0 | 94 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 7 | 0 | 1 | 0 | 85 | 0 | 0 | 2 | Comic Sans | 9 | 0 | 2 | 0 | 47 | 0 | 3 | 1 | Comic Sans | 11 | 0 | 6 | 0 | 75 | 0 | 1 | 2 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | Impact | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 85 | 8 | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 40 | 6 | Modern | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 72 | 14 |
| | Times N. R. | 14 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 9 | 64 | Times N R | 12 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 6 | 29 | Times N R | 23 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 20 | 43 |
| 8 pt | Courier New | 82 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 2 | 25 | Courier New | 39 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 33 | Courier New | 51 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 2 | 55 |
| | Arial | 0 | 94 | 7 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | Arial | 0 | 47 | 4 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | Arial | 0 | 89 | 9 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 2 | 93 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | Bookman OS | 0 | 2 | 46 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | Bookman OS | 0 | 4 | 91 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 4 | 0 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 1 | 0 | 36 | 1 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 7 | 0 | 89 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 77 | 0 | 21 | 9 | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 | 0 | 11 | 5 | Comic Sans | 4 | 0 | 0 | 0 | 59 | 0 | 48 | 12 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 77 | 3 | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 | 0 | 38 | 2 | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 48 | 6 |
| | Times N. R. | 17 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 63 | Times N R | 11 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 10 | Times N R | 45 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 2 | 27 |
| 6 pt | Courier New | 83 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 27 | Courier New | 38 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 19 | Courier New | 64 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 47 |
| | Arial | 0 | 82 | 30 | 0 | 0 | 0 | 31 | 0 | Arial | 0 | 23 | 12 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | Arial | 0 | 64 | 46 | 0 | 0 | 0 | 42 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 6 | 59 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | Bookman OS | 0 | 22 | 29 | 0 | 0 | 0 | 18 | 0 | Bookman OS | 0 | 19 | 36 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | Franklin GM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 93 | 0 | 0 | 5 | Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 45 | 0 | 0 | 3 | Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 88 | 0 | 0 | 9 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 12 | 11 | 0 | 0 | 0 | 60 | 0 | Modern | 0 | 5 | 9 | 0 | 0 | 0 | 18 | 0 | Modern | 0 | 17 | 18 | 0 | 0 | 0 | 33 | 0 |
| | Times N. R. | 17 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 68 | Times N R | 11 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 28 | Times N R | 35 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 44 |

Tabla 4.12. Caso 0° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 0° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 70.25 | 71.50 | 82.00 | 69.00 |

Observemos que hay una variación de 13% entre la escala de 6 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|---------------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman O S | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman O S | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 79 | 0 | 1 | 0 | 12 | 0 | 1 | 26 | 30 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 27 | 56 | 0 | 1 | 0 | 17 | 0 | 1 | 46 | |
| Arial | 0 | 80 | 19 | 16 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 | 10 | 7 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 57 | 35 | 22 | 9 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 10 | 74 | 6 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 32 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 23 | 56 | 7 | 25 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 10 | 1 | 78 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 17 | 6 | 39 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 2 | 70 | 1 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 5 | 0 | 5 | 0 | 64 | 0 | 0 | 5 | 5 | 2 | 2 | 0 | 37 | 0 | 0 | 0 | 8 | 2 | 6 | 1 | 46 | 0 | 0 | 6 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 96 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 94 | 5 | |
| Times N. R. | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 68 | 15 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 1 | 18 | 36 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 5 | 43 | |
| 10 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 90 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 2 | 23 | 46 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 1 | 18 | 70 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 1 | 34 | |
| Arial | 0 | 94 | 10 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 43 | 7 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 14 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 5 | 88 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 40 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16 | 82 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 1 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 3 | 0 | 2 | 0 | 84 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 42 | 0 | 0 | 2 | 7 | 0 | 4 | 0 | 79 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 88 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 42 | 11 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 77 | 19 | |
| Times N. R. | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 65 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 19 | 22 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 22 | 47 | |
| 8 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 79 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 | 39 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 30 | 61 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 37 | |
| Arial | 0 | 99 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 1 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 1 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 72 | 0 | 18 | 8 | 2 | 0 | 0 | 0 | 33 | 0 | 13 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 54 | 0 | 47 | 10 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | 81 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 37 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 39 | 0 | 50 | 4 | |
| Times N. R. | 21 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 1 | 68 | 9 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 12 | 39 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 3 | 49 | |
| 6 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 86 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 31 | 28 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 58 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 60 | |
| Arial | 0 | 86 | 34 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 25 | 14 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 57 | 49 | 0 | 0 | 0 | 38 | 2 | |
| BookmanOS | 0 | 7 | 52 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 13 | 16 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 26 | 20 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 88 | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 9 | 1 | 0 | 0 | 0 | 86 | 0 | 0 | 7 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 7 | 14 | 0 | 0 | 0 | 67 | 0 | 0 | 12 | 20 | 0 | 0 | 0 | 38 | 0 | 0 | 17 | 30 | 0 | 0 | 3 | 37 | 0 | |
| Times N. R. | 14 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 65 | 21 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 26 | 41 | 0 | 1 | 0 | 10 | 0 | 1 | 31 | |

Tabla 4.13. Caso 45° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 45° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 70.25 | 79.75 | 82.75 | 68.75 |

Observemos que hay una variación de 14% entre la escala de 10 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|---------------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | Courier New | 74 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 2 | 30 | 8 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 8 | 52 | 0 | 0 | 0 | 22 | 0 | 3 | 51 |
| | Arial | 0 | 77 | 13 | 17 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 9 | 16 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 55 | 25 | 37 | 6 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 5 | 75 | 1 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 | 37 | 3 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 57 | 1 | 24 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 17 | 1 | 82 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 1 | 29 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 29 | 3 | 62 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 10 | 1 | 11 | 0 | 66 | 0 | 0 | 2 | 9 | 1 | 3 | 2 | 31 | 0 | 0 | 3 | 11 | 3 | 15 | 0 | 35 | 0 | 0 | 7 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 96 | 1 | 0 |
| | Times N. R. | 15 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 68 | 33 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 38 | 34 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 1 | 41 |
| 10 pt | Courier New | 81 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 9 | 23 | 11 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 3 | 9 | 63 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 7 | 45 |
| | Arial | 0 | 90 | 6 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 39 | 5 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 11 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 6 | 94 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 45 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 87 | 0 | 5 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 4 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 46 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 6 | 0 | 0 | 0 | 87 | 0 | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 39 | 0 | 3 | 1 | 10 | 0 | 2 | 0 | 74 | 0 | 0 | 5 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 5 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 37 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 77 | 12 | 0 |
| | Times N. R. | 12 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 9 | 69 | 37 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 7 | 36 | 26 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 16 | 38 |
| 8 pt | Courier New | 83 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 34 | 35 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 56 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 2 | 57 | |
| | Arial | 0 | 93 | 3 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 4 | 9 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 90 | 6 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 2 | 97 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 94 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 5 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 41 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 91 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 70 | 0 | 21 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 4 | 6 | 2 | 0 | 0 | 0 | 53 | 0 | 43 | 10 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | 76 | 2 | 4 | 0 | 0 | 0 | 19 | 0 | 46 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 2 | 51 | 2 |
| | Times N. R. | 16 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 2 | 59 | 11 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 6 | 42 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 4 | 31 |
| 6 pt | Courier New | 77 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 28 | 31 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 13 | 59 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 45 |
| | Arial | 0 | 74 | 30 | 0 | 0 | 0 | 34 | 0 | 0 | 24 | 22 | 0 | 0 | 0 | 19 | 0 | 0 | 55 | 49 | 0 | 0 | 0 | 44 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 16 | 61 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 11 | 16 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 30 | 35 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 90 | 0 | 0 | 9 | 2 | 1 | 0 | 0 | 40 | 0 | 0 | 5 | 3 | 0 | 0 | 0 | 80 | 0 | 0 | 15 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 10 | 9 | 0 | 0 | 0 | 57 | 0 | 0 | 13 | 12 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 0 | 15 | 16 | 0 | 0 | 1 | 33 | 0 |
| | Times N. R. | 22 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 63 | 17 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 32 | 38 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 0 | 40 |

Tabla 4.14. Caso 90° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 90° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 66.00 | 74.50 | 75.75 | 64.50 |

Observemos que hay una variación de 11.25% entre la escala de 10 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|-------------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 75 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 0 | 25 | 40 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 26 | 58 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 0 | 50 | |
| Arial | 0 | 71 | 20 | 24 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 7 | 14 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 30 | 43 | 4 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 13 | 72 | 3 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 37 | 8 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 56 | 6 | 22 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 16 | 1 | 73 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 1 | 25 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 34 | 4 | 50 | 3 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 1 | 0 | 7 | 0 | 59 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 5 | 3 | 28 | 0 | 0 | 7 | 3 | 0 | 10 | 1 | 52 | 0 | 0 | 9 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 97 | 1 | |
| Times N. R. | 24 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 69 | 10 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 16 | 39 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 3 | 40 | |
| 10 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 79 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 3 | 18 | 36 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 7 | 68 | 0 | 0 | 0 | 11 | 0 | 6 | 31 | |
| Arial | 0 | 93 | 6 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 40 | 6 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 92 | 13 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 6 | 93 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 43 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 84 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 1 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 6 | 0 | 1 | 0 | 92 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 | 1 | 0 | 38 | 0 | 0 | 4 | 6 | 0 | 3 | 0 | 87 | 0 | 0 | 2 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 88 | 9 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 45 | 14 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 78 | 17 | |
| Times N. R. | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 71 | 9 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 5 | 25 | 24 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16 | 50 | |
| 8 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 82 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 18 | 24 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 65 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 39 | |
| Arial | 0 | 97 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 3 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 46 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 2 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 75 | 0 | 23 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 8 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 54 | 0 | 47 | 6 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 | 0 | 76 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 40 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 35 | 0 | 51 | 0 | |
| Times N. R. | 18 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 1 | 77 | 26 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 2 | 36 | 35 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 2 | 55 | |
| 6 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 72 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 23 | 32 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 25 | 43 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 52 | |
| Arial | 0 | 82 | 34 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | 0 | 29 | 5 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 55 | 48 | 0 | 0 | 0 | 29 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 9 | 51 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 13 | 36 | 0 | 0 | 0 | 37 | 0 | 0 | 25 | 29 | 0 | 0 | 0 | 38 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 | 1 | 5 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 7 | 2 | 0 | 0 | 0 | 93 | 0 | 0 | 7 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 9 | 15 | 0 | 0 | 0 | 64 | 0 | 0 | 8 | 9 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 20 | 23 | 0 | 0 | 2 | 33 | 0 | |
| Times N. R. | 27 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 76 | 13 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 18 | 55 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 41 | |

Tabla 4.15. Caso 135° rotación, font Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 135° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 68.25 | 79.25 | 81.75 | 65.00 |

Observemos que hay una variación de 16.75% entre la escala de 6 y 10 puntos.

4.2.4. Identificación de tipo de font itálica con negrita, con rotaciones de 0°, 45°, 90°, 135°, a 6, 8 10, 12 puntos

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|--------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|-----|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | Courier New | 78 | 4 | 6 | 0 | 23 | 0 | 0 | 1 | 30 | 0 | 2 | 0 | 8 | 0 | 0 | 1 | 70 | 4 | 9 | 0 | 32 | 0 | 0 | 1 |
| | Arial | 1 | 80 | 22 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 21 | 16 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 58 | 37 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 10 | 12 | 71 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 21 | 30 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11 | 30 | 53 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 4 | 0 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 47 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 90 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 11 | 0 | 1 | 0 | 58 | 0 | 8 | 15 | 9 | 5 | 2 | 0 | 29 | 0 | 0 | 6 | 16 | 1 | 1 | 0 | 40 | 0 | 11 | 26 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 97 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 79 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 43 | 20 | 0 | 0 | 0 | 6 | 3 | 60 | 23 | |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 13 | 68 | 7 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 7 | 23 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 29 | 50 | |
| 10 pt | Courier New | 90 | 0 | 1 | 0 | 6 | 0 | 6 | 1 | 45 | 0 | 3 | 0 | 8 | 0 | 1 | 0 | 86 | 0 | 3 | 0 | 14 | 0 | 5 | 2 |
| | Arial | 0 | 87 | 22 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 31 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 70 | 36 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 1 | 13 | 77 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 18 | 29 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 30 | 60 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 8 | 0 | 0 | 0 | 75 | 0 | 20 | 10 | 5 | 0 | 0 | 0 | 29 | 0 | 16 | 4 | 10 | 0 | 0 | 2 | 55 | 0 | 38 | 11 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1 | 1 |
| | Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 62 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 11 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | 34 | 19 |
| | Times N. R. | 1 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 12 | 79 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 22 | 40 | 1 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 22 | 67 |
| 8 pt | Courier New | 82 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 17 | 0 | 32 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 20 | 0 | 74 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 30 | 0 |
| | Arial | 0 | 93 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 42 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 71 | 31 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 7 | 81 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 3 | 8 | 33 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 29 | 63 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 1 | 0 | 0 | 0 | 92 | 0 | 0 | 5 | 2 | 0 | 0 | 0 | 44 | 0 | 0 | 6 | 2 | 0 | 0 | 0 | 88 | 0 | 0 | 11 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 |
| | Modern | 17 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 81 | 0 | 13 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 27 | 0 | 24 | 0 | 6 | 0 | 0 | 2 | 67 | 0 |
| | Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 44 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 89 |
| 6 pt | Courier New | 69 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 0 | 32 | 0 | 0 | 0 | 36 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 57 | 0 | 0 | 0 |
| | Arial | 0 | 77 | 21 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 1 | 23 | 5 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 57 | 41 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 |
| | BookmanOS | 0 | 19 | 68 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 22 | 35 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 35 | 44 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 |
| | FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | Comic Sans | 30 | 0 | 0 | 0 | 76 | 0 | 0 | 0 | 17 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 51 | 0 | 0 | 0 | 42 | 0 | 0 | 0 |
| | Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| | Modern | 0 | 4 | 11 | 0 | 0 | 0 | 87 | 0 | 0 | 4 | 10 | 0 | 0 | 0 | 42 | 0 | 0 | 8 | 15 | 0 | 0 | 0 | 74 | 0 |
| | Times N. R. | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 50 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 100 |

Tabla 4.16. Caso 0° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 0° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 73.50 | 80.50 | 71.25 | 68.25 |

Observemos que hay una variación de 12.25% entre la escala de 8 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|---------------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|-------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman O S | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman O S | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 94 | 1 | 2 | 0 | 20 | 0 | 0 | 3 | 42 | 1 | 1 | 0 | 12 | 0 | 0 | 2 | 80 | 2 | 3 | 0 | 31 | 0 | 0 | 4 | |
| Arial | 0 | 79 | 27 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 36 | 25 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 53 | 40 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 1 | 19 | 70 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 7 | 20 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 42 | 55 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 1 | 0 | 98 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 1 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 1 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 4 | 0 | 1 | 0 | 66 | 0 | 16 | 22 | 4 | 1 | 3 | 0 | 21 | 0 | 3 | 10 | 16 | 0 | 1 | 0 | 31 | 0 | 14 | 36 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 2 | 1 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 75 | 19 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 40 | 20 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 1 | 57 | 26 | |
| Times N. R. | 1 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 9 | 56 | 3 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 7 | 18 | 1 | 0 | 0 | 0 | 28 | 0 | 27 | 33 | |
| 10 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 92 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 3 | 0 | 49 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 1 | 0 | 87 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 1 | 0 | |
| Arial | 0 | 89 | 22 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 38 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 72 | 36 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 11 | 78 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 32 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 28 | 64 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 8 | 0 | 0 | 0 | 75 | 0 | 12 | 12 | 1 | 0 | 0 | 0 | 20 | 0 | 8 | 6 | 13 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 30 | 21 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 | 71 | 18 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 0 | 33 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16 | 2 | 45 | 28 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 14 | 70 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 8 | 27 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 24 | 51 | |
| 8 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 80 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 15 | 0 | 31 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 7 | 0 | 72 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 31 | 0 | |
| Arial | 0 | 95 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 49 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 89 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 5 | 92 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 42 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 11 | 83 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 4 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 4 | 3 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 3 | 4 | 0 | 0 | 0 | 90 | 0 | 0 | 10 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | |
| Modern | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 85 | 0 | 15 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 42 | 0 | 24 | 0 | 2 | 0 | 0 | 2 | 68 | 0 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 46 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 1 | 90 | |
| 6 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 78 | 0 | 0 | 0 | 26 | 0 | 0 | 1 | 35 | 0 | 0 | 0 | 28 | 0 | 0 | 2 | 60 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 4 | |
| Arial | 0 | 75 | 19 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 29 | 10 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 50 | 42 | 0 | 2 | 0 | 2 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 24 | 79 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 38 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 47 | 55 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 21 | 0 | 0 | 0 | 74 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 22 | 0 | 0 | 0 | 39 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 46 | 0 | 0 | 3 | 3 | 0 | 0 | 0 | 95 | 0 | |
| Times N. R. | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 96 | |

Tabla 4.17. Caso 45° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 45° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 79.50 | 89.50 | 74.75 | 69.25 |

Observemos que hay una variación de 20.25% entre la escala de 8 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|-------------|---------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 77 | 4 | 8 | 0 | 26 | 0 | 0 | 10 | 31 | 1 | 3 | 0 | 11 | 0 | 0 | 4 | 61 | 0 | 20 | 0 | 37 | 0 | 0 | 8 | |
| Arial | 3 | 70 | 20 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 27 | 22 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 49 | 38 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 5 | 21 | 72 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4 | 18 | 25 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 45 | 42 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 5 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 44 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 14 | 0 | 0 | 0 | 61 | 0 | 11 | 21 | 4 | 1 | 0 | 0 | 26 | 0 | 4 | 8 | 22 | 0 | 0 | 0 | 30 | 0 | 19 | 28 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 1 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 77 | 18 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 38 | 27 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 54 | 36 | |
| Times N. R. | 1 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 12 | 51 | 9 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 8 | 11 | 3 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 27 | 27 | |
| 10 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 89 | 0 | 1 | 0 | 12 | 0 | 8 | 3 | 43 | 1 | 1 | 0 | 10 | 0 | 3 | 0 | 87 | 0 | 1 | 0 | 29 | 0 | 6 | 5 | |
| Arial | 0 | 82 | 23 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 44 | 19 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 61 | 40 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 16 | 76 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 30 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 37 | 59 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 2 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 9 | 0 | 0 | 0 | 81 | 0 | 25 | 14 | 5 | 0 | 0 | 0 | 28 | 0 | 10 | 2 | 12 | 0 | 0 | 1 | 43 | 0 | 39 | 16 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 99 | 0 | 0 | |
| Modern | 1 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 58 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 7 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 19 | 1 | 28 | 21 | |
| Times N. R. | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 9 | 70 | 2 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 28 | 45 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 27 | 58 | |
| 8 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 77 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 18 | 0 | 39 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 20 | 0 | 64 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 34 | 0 | |
| Arial | 0 | 89 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 42 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 81 | 24 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 11 | 83 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 8 | 35 | 0 | 1 | 0 | 3 | 0 | 0 | 19 | 74 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 3 | 0 | 0 | 0 | 91 | 0 | 0 | 6 | 1 | 0 | 0 | 0 | 42 | 0 | 0 | 8 | 7 | 0 | 0 | 0 | 88 | 0 | 0 | 12 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 20 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 80 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 27 | 0 | 29 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 63 | 0 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 42 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 1 | 88 | |
| 6 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 76 | 0 | 0 | 0 | 26 | 0 | 0 | 1 | 28 | 0 | 0 | 0 | 26 | 0 | 0 | 0 | 52 | 0 | 0 | 0 | 49 | 0 | 0 | 2 | |
| Arial | 0 | 78 | 24 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 28 | 9 | 0 | 1 | 0 | 3 | 0 | 0 | 61 | 51 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 20 | 68 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 19 | 36 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 37 | 38 | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 24 | 0 | 0 | 0 | 73 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 0 | 47 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 2 | 8 | 0 | 0 | 0 | 89 | 0 | 0 | 3 | 5 | 0 | 0 | 0 | 37 | 0 | 0 | 2 | 11 | 0 | 0 | 0 | 75 | 0 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 99 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 98 | |

Tabla 4.18. Caso 90° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 90° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 75.50 | 81.75 | 73.75 | 63.00 |

Observemos que hay una variación de 18.75% entre la escala de 8 y 12 puntos.

| | Resustitución | | | | | | | | Validación-Cruzada | | | | | | | | Deja-Uno-Fuera | | | | | | | | |
|---------------|---------------|-------|------------|--------------|------------|--------|--------|-----------|--------------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|----------------|-------|------------|-------------|------------|--------|--------|-----------|--|
| | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin G M | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | Courier New | Arial | Bookman OS | Franklin GM | Comic Sans | Impact | Modern | Times N R | |
| 12 pt. | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 93 | 0 | 0 | 0 | 25 | 0 | 0 | 14 | 43 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 5 | 85 | 0 | 0 | 0 | 34 | 0 | 0 | 15 | |
| Arial | 0 | 82 | 27 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 40 | 33 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 59 | 52 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 15 | 73 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 37 | 48 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 3 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 48 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 93 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 7 | 0 | 0 | 0 | 55 | 0 | 13 | 17 | 5 | 0 | 3 | 0 | 25 | 0 | 0 | 7 | 13 | 0 | 0 | 0 | 36 | 0 | 10 | 20 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 80 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 48 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 1 | 71 | 28 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 7 | 55 | 2 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 2 | 21 | 2 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 19 | 37 | |
| 10 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 91 | 0 | 2 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 | 45 | 0 | 4 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 | 87 | 0 | 7 | 0 | 16 | 0 | 0 | 0 | |
| Arial | 0 | 91 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 37 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 82 | 29 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 2 | 9 | 82 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 11 | 32 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 18 | 64 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 7 | 0 | 0 | 0 | 80 | 0 | 23 | 13 | 3 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 | 13 | 3 | 7 | 0 | 0 | 1 | 49 | 0 | 36 | 20 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99 | 4 | 1 | |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 67 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 31 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 1 | 40 | 23 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 9 | 75 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 6 | 34 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 20 | 56 | |
| 8 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 83 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 15 | 0 | 29 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 7 | 1 | 69 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 28 | 0 | |
| Arial | 0 | 92 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 47 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 87 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 8 | 94 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 3 | 38 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 13 | 88 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 | 0 | 0 | |
| Comic Sans | 3 | 0 | 0 | 0 | 91 | 0 | 0 | 8 | 4 | 0 | 0 | 0 | 44 | 0 | 0 | 4 | 10 | 0 | 0 | 4 | 81 | 0 | 0 | 10 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | |
| Modern | 14 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 83 | 0 | 16 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 41 | 0 | 21 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 67 | 0 | |
| Times N. R. | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 92 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 45 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 | 3 | 90 | |
| 6 pt | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Courier New | 81 | 0 | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 0 | 34 | 0 | 0 | 0 | 24 | 0 | 0 | 0 | 65 | 0 | 0 | 0 | 43 | 0 | 0 | 0 | |
| Arial | 0 | 83 | 26 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 29 | 10 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 60 | 33 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | |
| BookmanOS | 0 | 15 | 67 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 14 | 34 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 35 | 59 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | |
| FranklinGM | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 1 | 0 | |
| Comic Sans | 17 | 0 | 0 | 0 | 77 | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 0 | 0 | 26 | 0 | 0 | 0 | 33 | 0 | 0 | 0 | 57 | 0 | 0 | 0 | |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 0 | 0 | |
| Modern | 0 | 2 | 7 | 0 | 0 | 0 | 94 | 0 | 0 | 7 | 5 | 0 | 0 | 0 | 48 | 0 | 0 | 5 | 8 | 0 | 0 | 2 | 81 | 0 | |
| Times N. R. | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 100 | |

Tabla 4.19. Caso 135° rotación, font Itálica con Negrita, para escalas 12, 10, 8 y 6 puntos. Matrices de confusión por los métodos de Resustitución (a), Validación-Cruzada (b) y Deja-Uno-Fuera (c). Tamaño de ventana de 256x256 pixeles.

Tomando las estimaciones de Validación-Cruzada para escalas 6, 8, 10 y 12 puntos, a 135° de rotación, veamos en resumen los porcentajes de buena clasificación:

| | | | | |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| Pts | 6 | 8 | 10 | 12 |
| % | 80.25 | 86.00 | 75.00 | 72.25 |

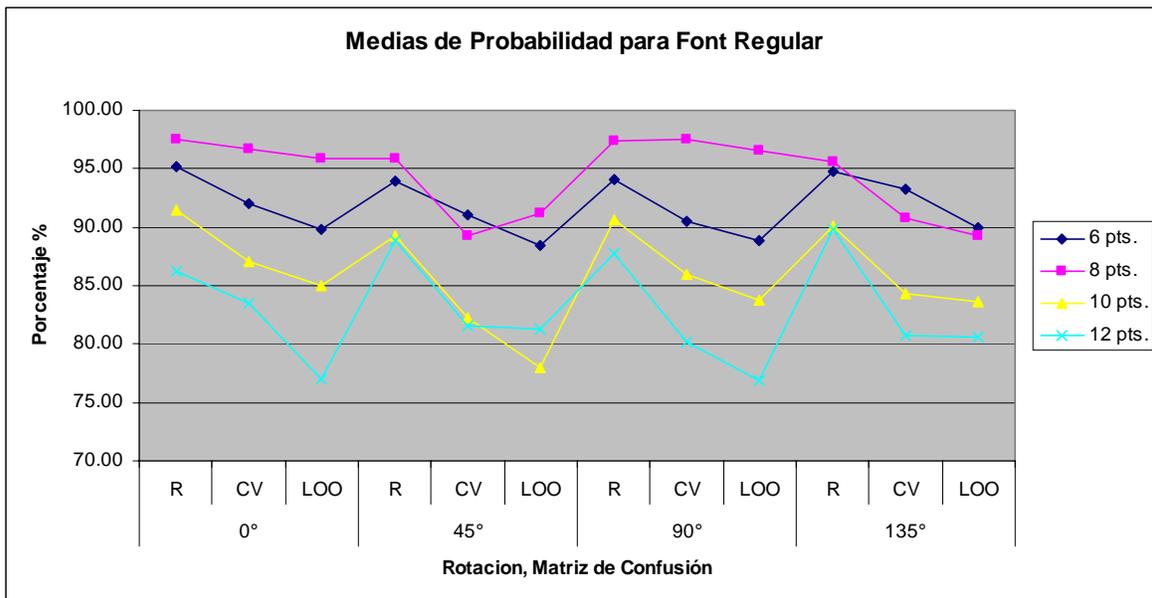
Observemos que hay una variación de 13.75% entre la escala de 8 y 12 puntos.

4.2.5. Resumiendo

En las tablas 4.20 a 4.24 se muestra el resumen de todas las pruebas hechas en estos casos. Se puede apreciar que el mínimo de buena clasificación se alcanza en las prueba de validación para el font a 12 puntos, en promedio, con la excepción de los 6 puntos para el font en negrita; y los mejores resultados para el font regular es a 8 puntos, para el font en Itálica es a 6 puntos, para el font en negrita es a 10 puntos, y para el font en itálica con negrita es a 8 puntos.

| | 0° | | | 45° | | | 90° | | | 135° | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | R | CV | LOO |
| 6 pts. | 95.13 | 92.00 | 89.88 | 94.00 | 91.00 | 88.38 | 94.13 | 90.50 | 88.88 | 94.75 | 93.25 | 90.00 |
| 8 pts. | 97.50 | 96.75 | 95.88 | 95.88 | 89.25 | 91.25 | 97.38 | 97.50 | 96.50 | 95.63 | 90.75 | 89.25 |
| 10 pts. | 91.50 | 87.00 | 85.00 | 89.25 | 82.25 | 78.00 | 90.63 | 86.00 | 83.75 | 90.13 | 84.25 | 83.63 |
| 12 pts. | 86.25 | 83.50 | 77.00 | 88.88 | 81.50 | 81.25 | 87.75 | 80.25 | 76.88 | 89.75 | 80.75 | 80.63 |

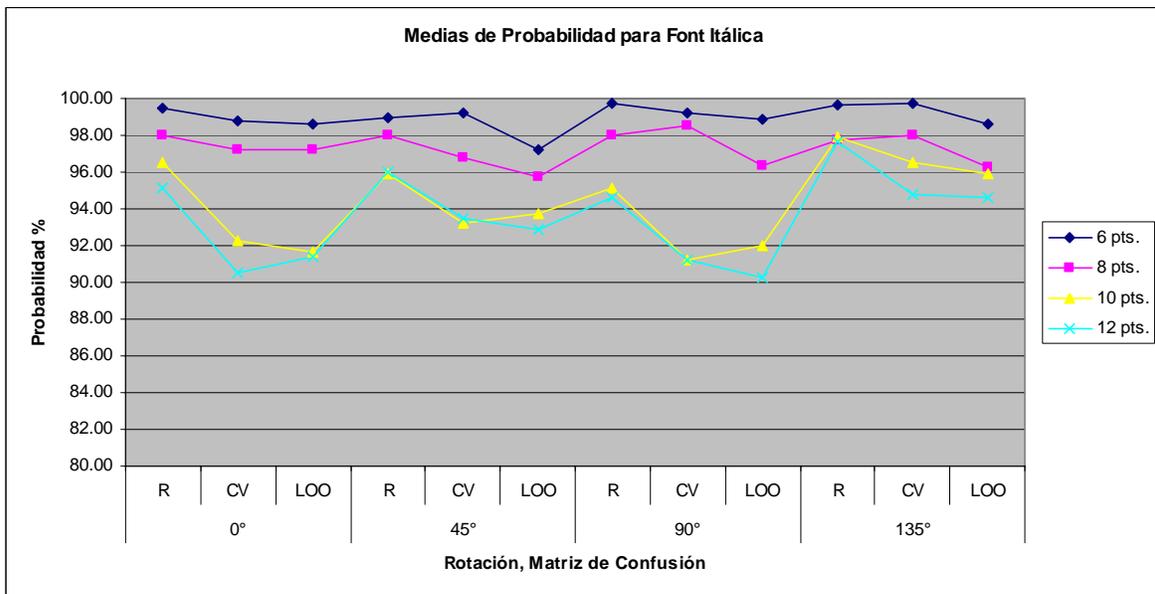
Tabla 4.20. Resumen global de medias de clasificación para font Regular.



Gráfica 4.1. Datos de la tabla 4.20.

| | 0° | | | 45° | | | 90° | | | 135° | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | R | CV | LOO |
| 6 pts. | 99.50 | 98.75 | 98.63 | 99.00 | 99.25 | 97.25 | 99.75 | 99.25 | 98.88 | 99.63 | 99.75 | 98.63 |
| 8 pts. | 98.00 | 97.25 | 97.25 | 98.00 | 96.75 | 95.75 | 98.00 | 98.50 | 96.38 | 97.75 | 98.00 | 96.25 |
| 10 pts. | 96.50 | 92.25 | 91.63 | 95.88 | 93.25 | 93.75 | 95.13 | 91.25 | 92.00 | 97.88 | 96.50 | 95.88 |
| 12 pts. | 95.13 | 90.50 | 91.38 | 96.00 | 93.50 | 92.88 | 94.63 | 91.25 | 90.25 | 97.63 | 94.75 | 94.63 |

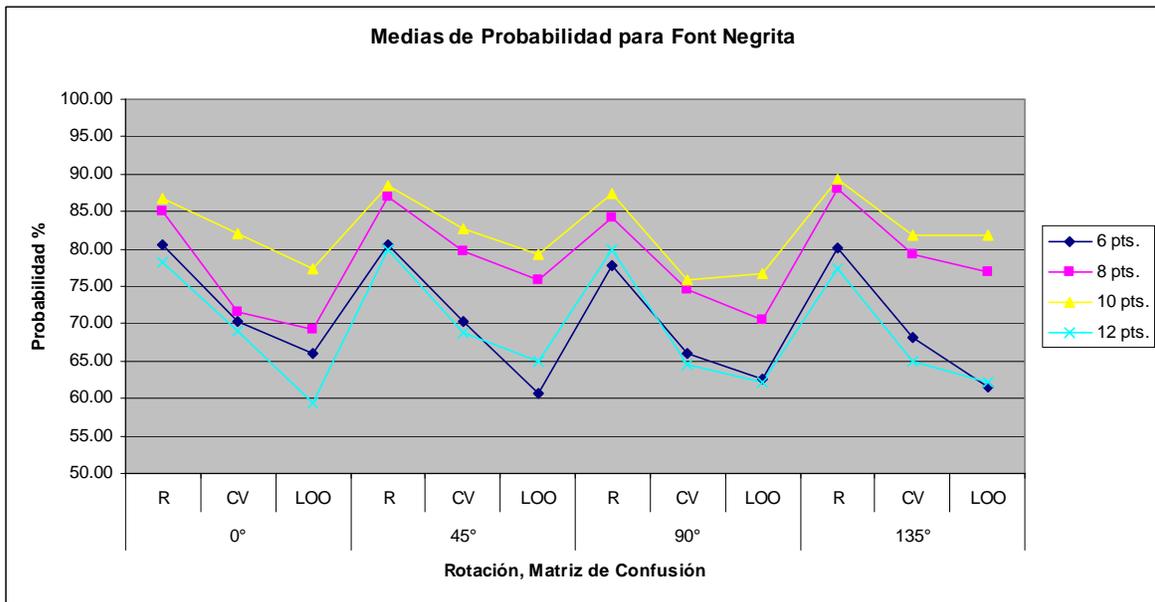
Tabla 4.21. Resumen global de medias de clasificación para font Itálica.



Gráfica 4.2. Datos de la tabla 4.21.

| | 0° | | | 45° | | | 90° | | | 135° | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | R | CV | LOO |
| 6 pts. | 80.63 | 70.25 | 66.13 | 80.50 | 70.25 | 60.75 | 77.75 | 66.00 | 62.63 | 80.13 | 68.25 | 61.50 |
| 8 pts. | 85.13 | 71.50 | 69.25 | 86.88 | 79.75 | 75.75 | 84.25 | 74.50 | 70.50 | 88.13 | 79.25 | 76.88 |
| 10 pts. | 86.75 | 82.00 | 77.38 | 88.50 | 82.75 | 79.38 | 87.50 | 75.75 | 76.63 | 89.25 | 81.75 | 81.88 |
| 12 pts. | 78.13 | 69.00 | 59.38 | 79.88 | 68.75 | 65.00 | 80.00 | 64.50 | 62.13 | 77.38 | 65.00 | 62.25 |

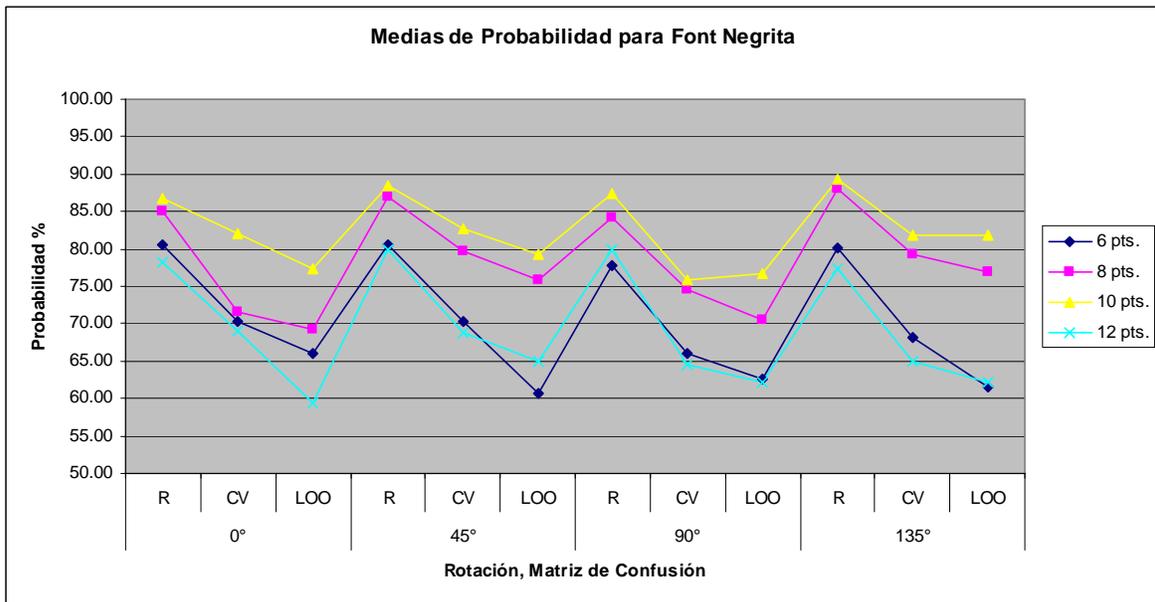
Tabla 4.22. Resumen global de medias de clasificación para font Negrita.



Gráfica 4.3. Datos de la tabla 4.22.

| | 0° | | | 45° | | | 90° | | | 135° | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | R | CV | LOO |
| 6 pts. | 84.63 | 73.50 | 70.63 | 87.88 | 79.50 | 75.50 | 85.38 | 75.50 | 71.50 | 87.75 | 80.25 | 77.50 |
| 8 pts. | 90.50 | 80.50 | 81.25 | 92.75 | 89.50 | 86.25 | 89.25 | 81.75 | 82.25 | 91.88 | 86.00 | 84.75 |
| 10 pts. | 83.75 | 71.25 | 71.25 | 84.38 | 74.75 | 70.88 | 82.00 | 73.75 | 66.75 | 85.75 | 75.00 | 72.00 |
| 12 pts. | 78.63 | 68.25 | 64.75 | 79.75 | 69.25 | 63.13 | 75.63 | 63.00 | 57.38 | 79.38 | 72.25 | 66.00 |

Tabla 4.23. Resumen global de medias de clasificación para font Itálica con Negrita.



Gráfica 4.4. Datos de la tabla 4.23.

4.3. Experimentos con diferente tamaño de ventana de prueba

En esta sección presentamos los resultados de experimentar con diferentes tamaños de ventana de prueba, en el barrido aleatorio sobre las clases, para conformar nuestra base de datos de aprendizaje.

Primero mostraremos los resultados de niveles de acertividad obtenidos con los cuatro diferentes tamaños que experimentamos (512, 256, 128 y 64 píxeles), los efectos sobre el font (Regular, Itálica, Negrita, Itálica + negrita), y los métodos de validación usados (Matrices de confusión: R, CV, LOO).

Para tener una mejor comprensión visual del tamaño de la ventana, en la Figura 4.18 se muestran unas ventanas con tamaños aproximados relativos, conservando proporción entre ellas, las muestras de las ventanas son sobre clases de fonts a 10 puntos de escala todas, a 300 DPI de resolución. Como es de esperarse, a mayor tamaño de ventana, nos aproximamos al tamaño global de cada muestra.

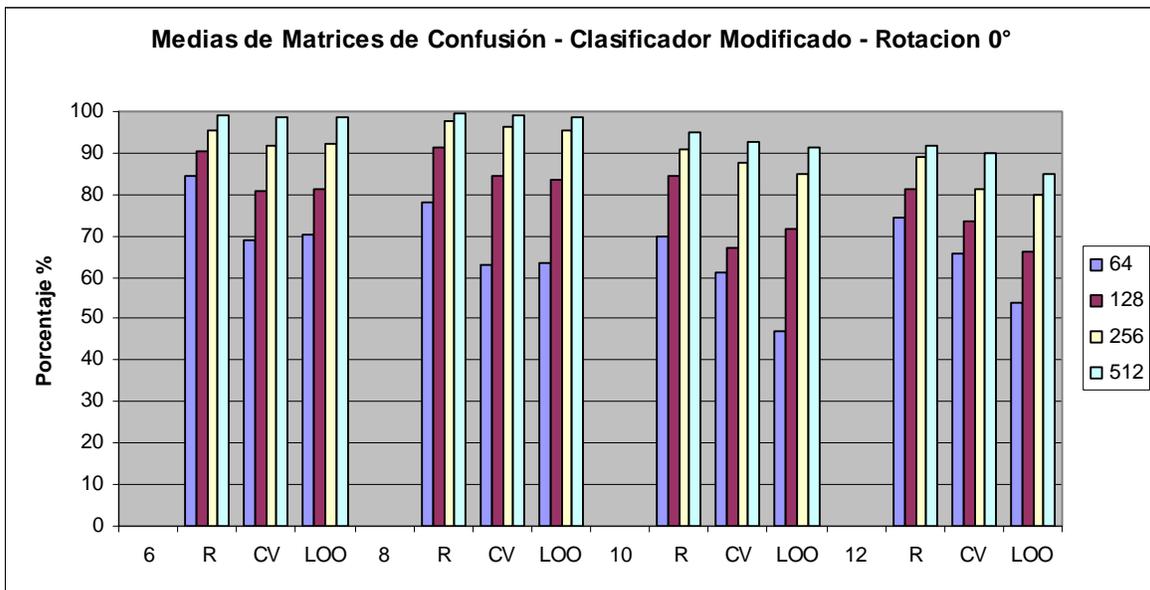


Figura 4.18. Muestras de ventanas de prueba a 256, 128 y 64 píxeles, de arriba abajo sucesivamente, con diferentes efectos sobre el font de 10 puntos, a 300 DPI.

4.3.1. Pruebas sobre el font Regular

| | 64 | 128 | 256 | 512 |
|-----|-------|-------|-------|--------|
| 6 | | | | |
| R | 84.25 | 90.38 | 95.63 | 99.25 |
| CV | 68.75 | 81.00 | 92.00 | 98.5 |
| LOO | 70.38 | 81.13 | 92.25 | 98.625 |
| 8 | | | | |
| R | 78.13 | 91.50 | 97.88 | 99.375 |
| CV | 63.00 | 84.50 | 96.25 | 99.25 |
| LOO | 63.25 | 83.38 | 95.25 | 98.75 |
| 10 | | | | |
| R | 70.00 | 84.38 | 90.88 | 95.125 |
| CV | 61.00 | 67.00 | 87.50 | 92.5 |
| LOO | 47.25 | 71.50 | 85.13 | 91.25 |
| 12 | | | | |
| R | 74.50 | 81.13 | 89.00 | 91.75 |
| CV | 65.75 | 73.50 | 81.25 | 90 |
| LOO | 53.88 | 66.13 | 79.75 | 85.125 |

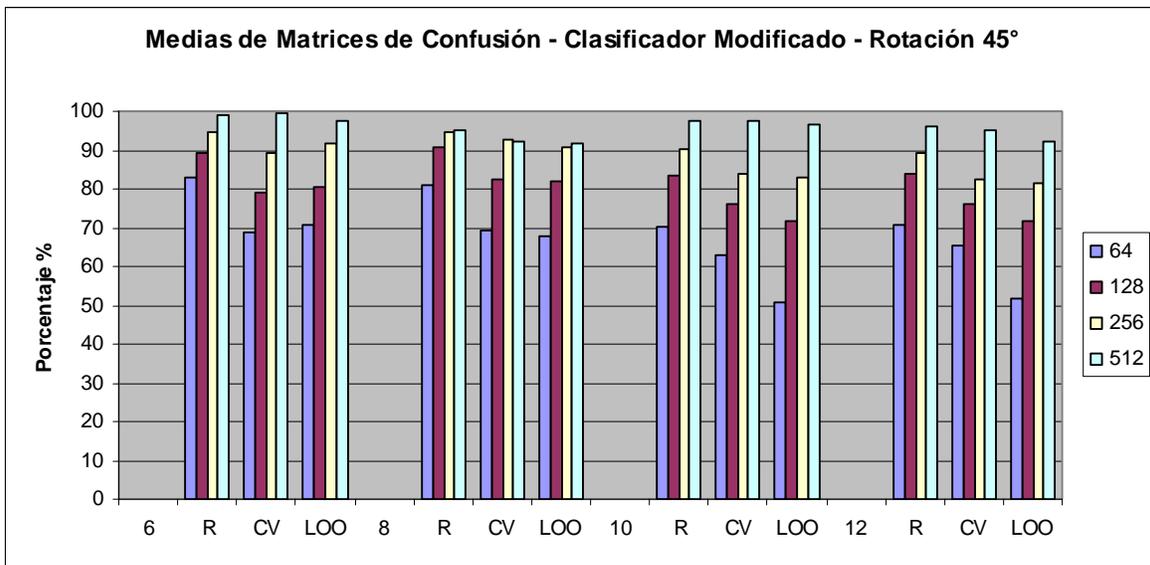
Tabla 4.24. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 0°.



Gráfica 4.5. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 0°.

| | 64 | 128 | 256 | 512 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 82.75 | 89.50 | 94.63 | 98.88 |
| CV | 69.00 | 79.00 | 89.50 | 99.75 |
| LOO | 70.50 | 80.63 | 91.50 | 97.50 |
| 8 | | | | |
| R | 81.00 | 90.75 | 94.88 | 95.13 |
| CV | 69.50 | 82.50 | 92.50 | 92.25 |
| LOO | 67.75 | 81.88 | 90.88 | 91.88 |
| 10 | | | | |
| R | 70.13 | 83.50 | 90.13 | 97.38 |
| CV | 63.00 | 76.25 | 83.75 | 97.50 |
| LOO | 50.50 | 71.63 | 82.75 | 96.38 |
| 12 | | | | |
| R | 70.63 | 83.88 | 89.25 | 96.13 |
| CV | 65.50 | 76.00 | 82.50 | 95.25 |
| LOO | 51.75 | 71.88 | 81.38 | 92.38 |

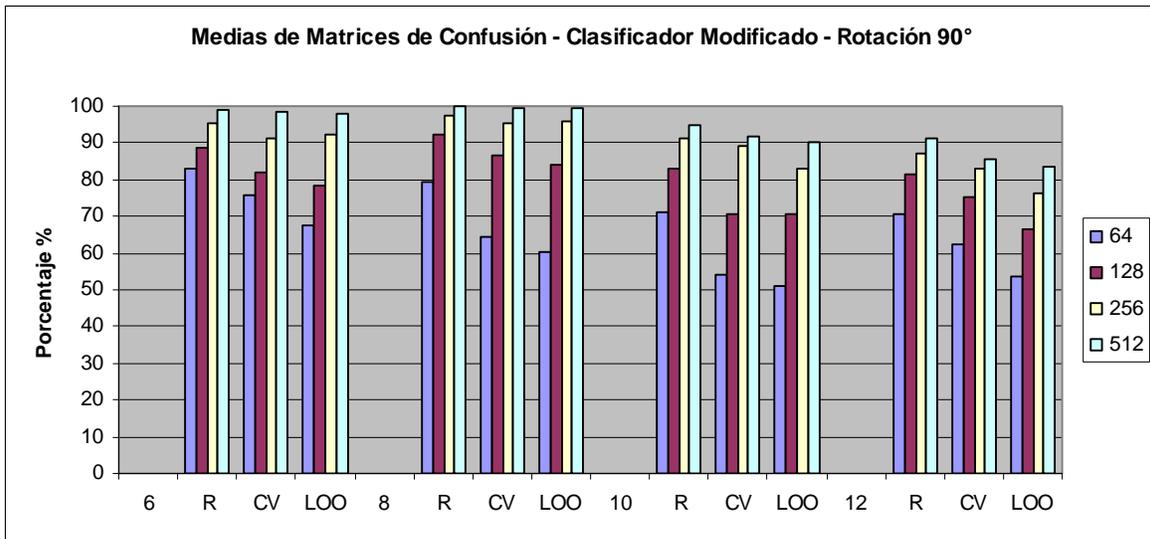
Tabla 4.25. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 45°.



Gráfica 4.6. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 45°.

| | 64 | 128 | 256 | 512 |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 82.88 | 88.88 | 95.13 | 99.13 |
| CV | 75.75 | 81.75 | 91.25 | 98.25 |
| LOO | 67.75 | 78.13 | 92.38 | 98.13 |
| 8 | | | | |
| R | 79.38 | 92.38 | 97.63 | 99.88 |
| CV | 64.50 | 86.50 | 95.25 | 99.50 |
| LOO | 60.25 | 84.25 | 95.63 | 99.50 |
| 10 | | | | |
| R | 71.13 | 83.00 | 91.25 | 94.88 |
| CV | 54.00 | 70.75 | 89.25 | 92.00 |
| LOO | 50.88 | 70.38 | 83.00 | 90.00 |
| 12 | | | | |
| R | 70.50 | 81.63 | 87.25 | 91.38 |
| CV | 62.50 | 75.25 | 83.00 | 85.50 |
| LOO | 53.75 | 66.50 | 76.25 | 83.38 |

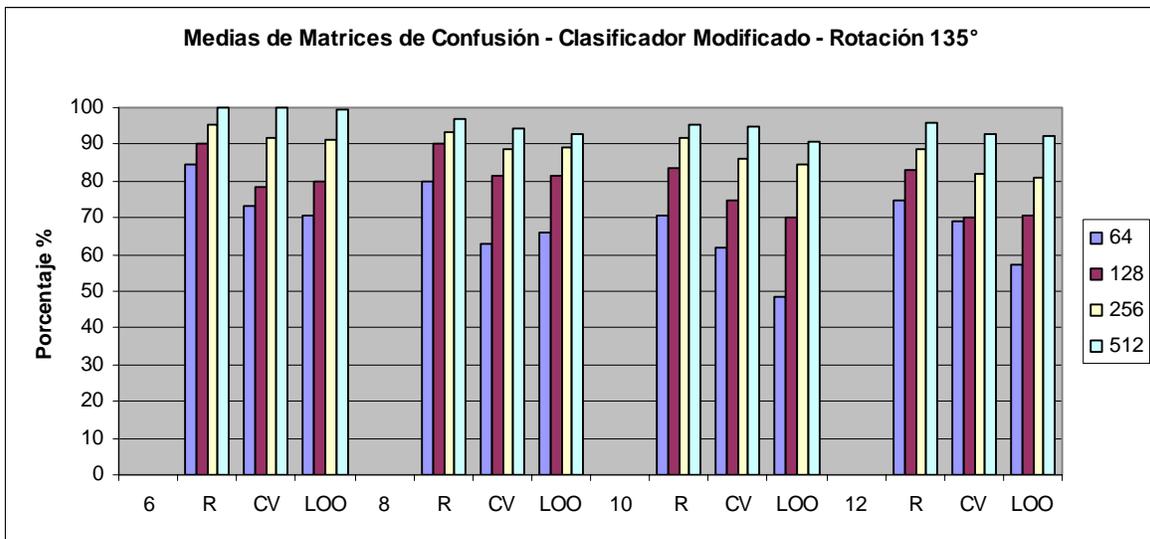
Tabla 4.26. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 90°.



Gráfica 4.7. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 90°.

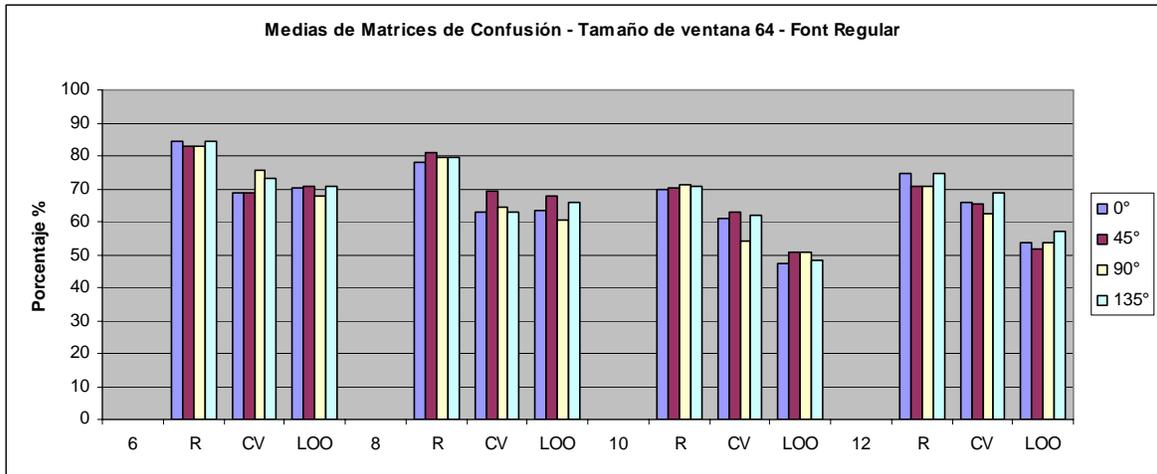
| | 64 | 128 | 256 | 512 |
|-----|-------|-------|-------|--------|
| 6 | | | | |
| R | 84.50 | 90.00 | 95.13 | 100.00 |
| CV | 73.00 | 78.50 | 91.50 | 100.00 |
| LOO | 70.88 | 79.75 | 91.38 | 99.50 |
| 8 | | | | |
| R | 79.75 | 90.25 | 93.50 | 97.00 |
| CV | 62.75 | 81.25 | 88.75 | 94.25 |
| LOO | 66.00 | 81.38 | 89.00 | 93.00 |
| 10 | | | | |
| R | 70.63 | 83.50 | 91.88 | 95.50 |
| CV | 61.75 | 74.50 | 86.00 | 94.75 |
| LOO | 48.50 | 70.00 | 84.75 | 90.88 |
| 12 | | | | |
| R | 74.50 | 83.13 | 88.88 | 95.75 |
| CV | 69.00 | 70.00 | 81.75 | 92.75 |
| LOO | 57.13 | 70.50 | 81.13 | 92.25 |

Tabla 4.27. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 135°.

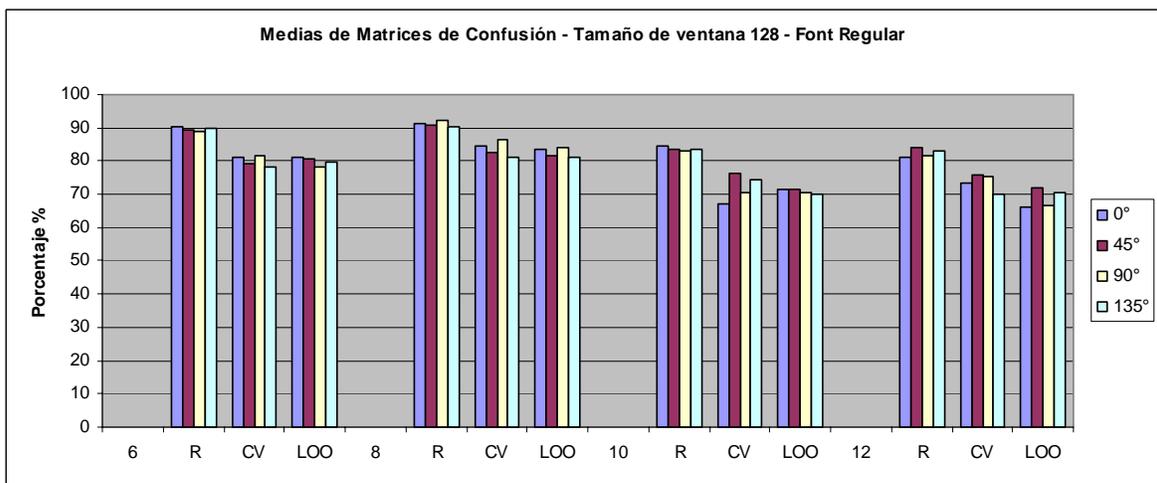


Gráfica 4.8. Medias de eficiencia, clasificador modificado, Font regular, Rotación 135°.

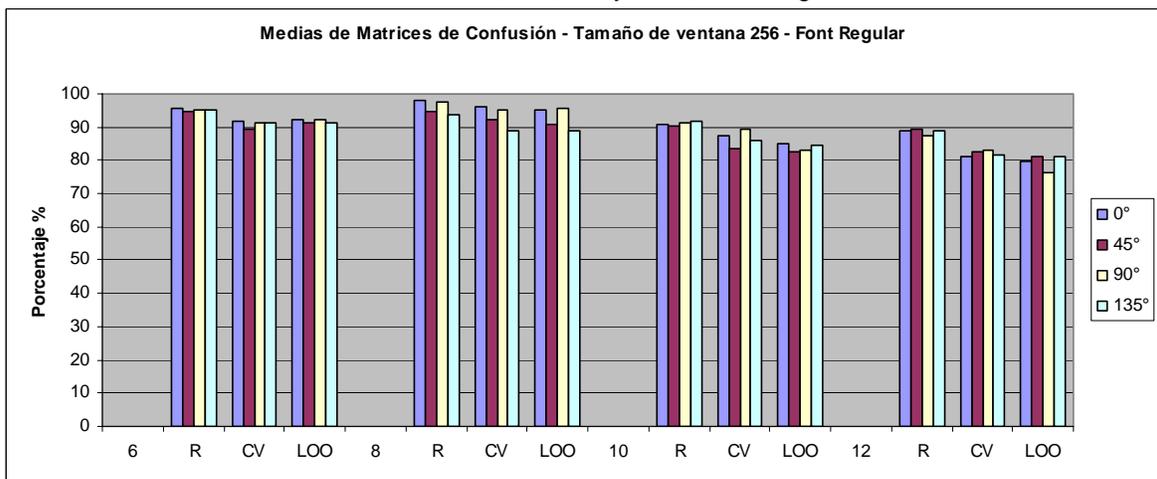
En esta serie de Tablas y Gráficas anteriores mostramos los datos dentro de una sola rotación, a continuación los condensamos por tamaño de ventana para tener otra apreciación.



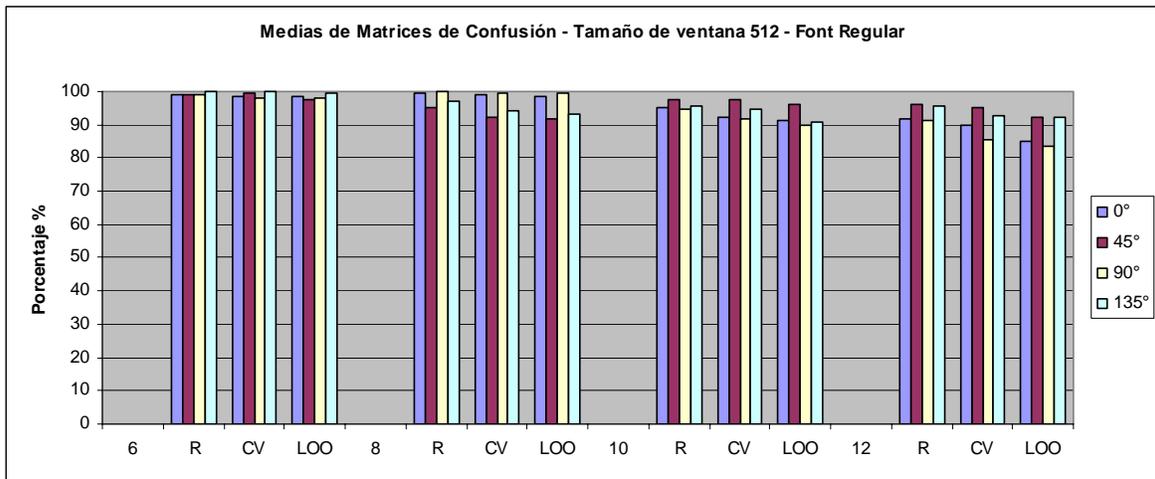
Gráfica 4.9. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular.



Gráfica 4.10. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular.



Gráfica 4.11. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular.



Gráfica 4.12. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones de 0°, 45°, 90° y 135°, font Regular.

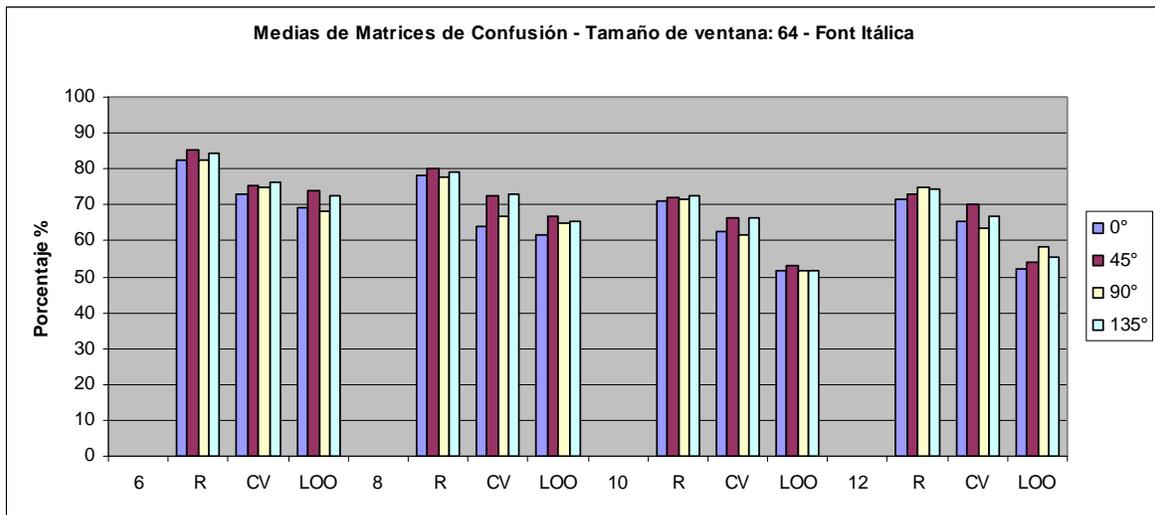
De la Gráfica 4.12, con tamaño de ventana de 512 píxeles, validamos nuestra mejor opción, tomar este tamaño de ventana nos proporciona el mayor nivel de actividad en nuestro clasificador que combina ambos procesos (Gaussiano y KNN), obteniendo niveles por arriba del 90% por el método de Leave-One-Out, para un tamaño de font de 6 y 8 puntos; y para el caso de mayor tamaño de font vemos que queda por arriba del 80% en LOO también.

4.3.2. Pruebas sobre los font Itálica, Negrita y Negrita con Itálica

A continuación se muestran los resultados de los experimentos hechos sobre documentos con texto no regular (itálica, negrita, e itálica con negrita). Las Tablas y Gráficas se presentan concentradas por tamaño de ventana de prueba, con las diferentes rotaciones.

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 82.50 | 85.50 | 82.25 | 84.50 |
| CV | 72.75 | 75.50 | 75.00 | 76.25 |
| LOO | 69.00 | 74.13 | 68.25 | 72.63 |
| 8 | | | | |
| R | 78.25 | 80.13 | 77.63 | 79.13 |
| CV | 63.75 | 72.50 | 66.75 | 72.75 |
| LOO | 61.75 | 66.88 | 65.00 | 65.38 |
| 10 | | | | |
| R | 71.13 | 71.88 | 71.75 | 72.50 |
| CV | 62.75 | 66.25 | 61.75 | 66.25 |
| LOO | 51.63 | 53.13 | 51.63 | 51.50 |
| 12 | | | | |
| R | 71.38 | 72.75 | 74.88 | 74.25 |
| CV | 65.50 | 70.00 | 63.50 | 67.00 |
| LOO | 52.25 | 53.88 | 58.38 | 55.50 |

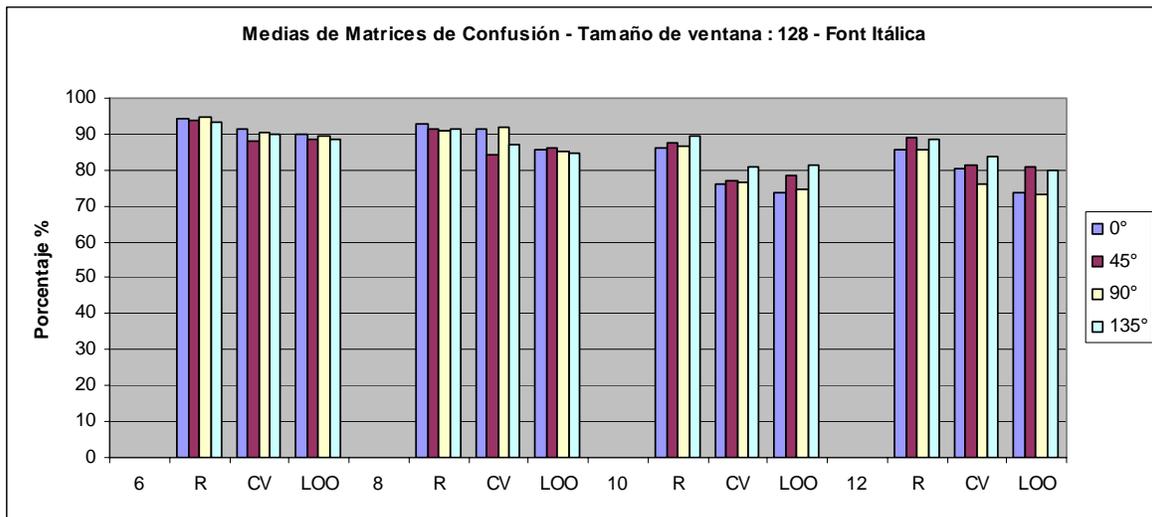
Tabla 4.28. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 64 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.13. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 94.25 | 94.00 | 94.63 | 93.50 |
| CV | 91.25 | 88.25 | 90.25 | 89.75 |
| LOO | 90.00 | 88.75 | 89.50 | 88.38 |
| 8 | | | | |
| R | 92.63 | 91.63 | 91.13 | 91.38 |
| CV | 91.25 | 84.25 | 92.00 | 87.00 |
| LOO | 85.75 | 86.00 | 85.38 | 84.50 |
| 10 | | | | |
| R | 86.00 | 87.63 | 86.75 | 89.63 |
| CV | 76.25 | 77.00 | 76.75 | 80.75 |
| LOO | 73.50 | 78.50 | 74.75 | 81.25 |
| 12 | | | | |
| R | 85.75 | 88.88 | 85.50 | 88.63 |
| CV | 80.25 | 81.50 | 76.25 | 83.50 |
| LOO | 73.50 | 80.88 | 73.13 | 79.75 |

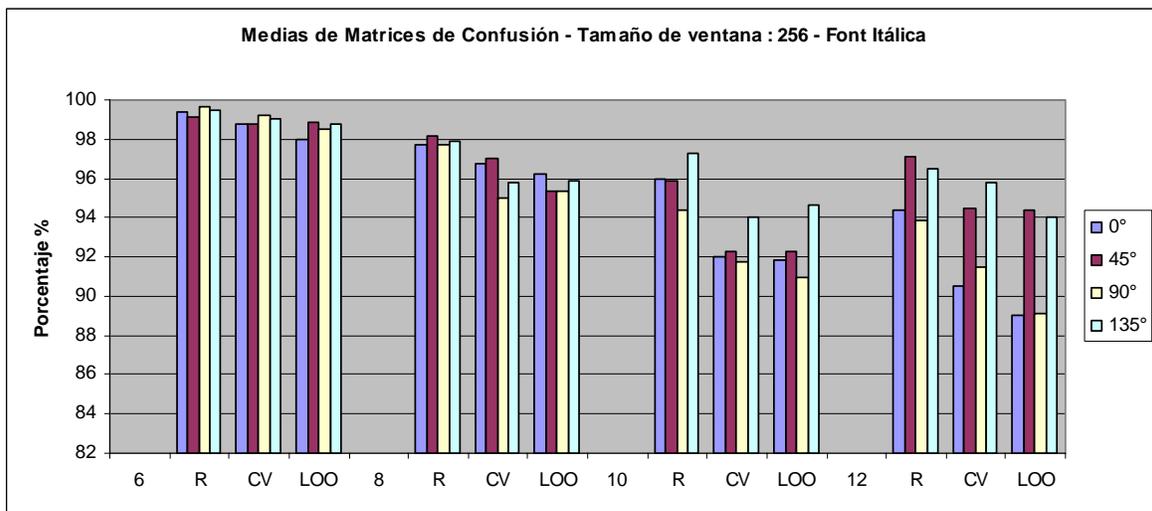
Tabla 4.29. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 128 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.14. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 99.38 | 99.13 | 99.63 | 99.50 |
| CV | 98.75 | 98.75 | 99.25 | 99.00 |
| LOO | 98.00 | 98.88 | 98.50 | 98.75 |
| 8 | | | | |
| R | 97.75 | 98.13 | 97.75 | 97.88 |
| CV | 96.75 | 97.00 | 95.00 | 95.75 |
| LOO | 96.25 | 95.38 | 95.38 | 95.88 |
| 10 | | | | |
| R | 96.00 | 95.88 | 94.38 | 97.25 |
| CV | 92.00 | 92.25 | 91.75 | 94.00 |
| LOO | 91.88 | 92.25 | 91.00 | 94.63 |
| 12 | | | | |
| R | 94.38 | 97.13 | 93.88 | 96.50 |
| CV | 90.50 | 94.50 | 91.50 | 95.75 |
| LOO | 89.00 | 94.38 | 89.13 | 94.00 |

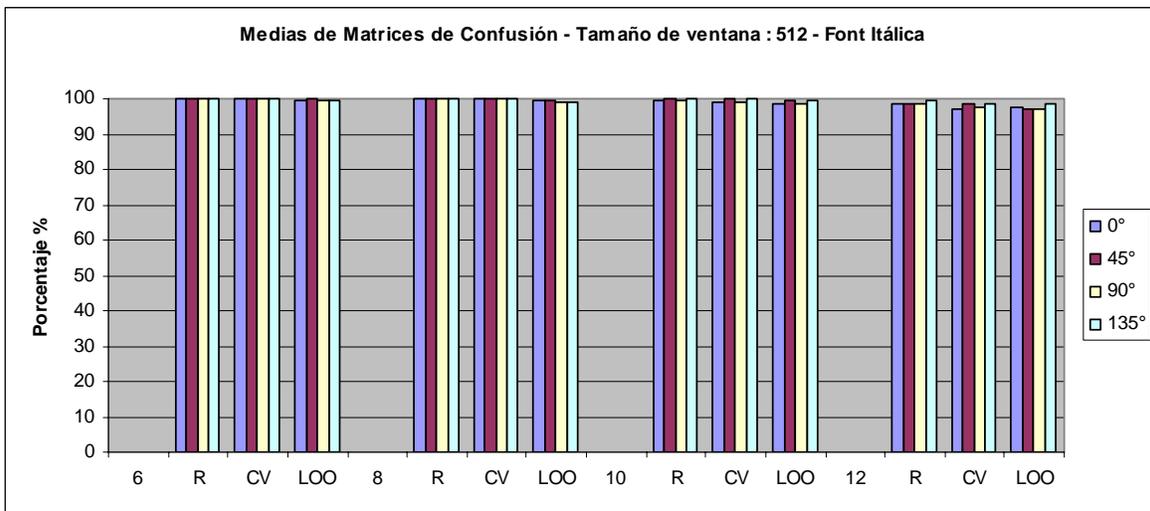
Tabla 4.30. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 256 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.15. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|--------|-------|-------|--------|
| 6 | | | | |
| R | 99.25 | 98.88 | 99.13 | 100.00 |
| CV | 98.5 | 99.75 | 98.25 | 100.00 |
| LOO | 98.625 | 97.50 | 98.13 | 99.50 |
| 8 | | | | |
| R | 99.375 | 95.13 | 99.88 | 97.00 |
| CV | 99.25 | 92.25 | 99.50 | 94.25 |
| LOO | 98.75 | 91.88 | 99.50 | 93.00 |
| 10 | | | | |
| R | 95.125 | 97.38 | 94.88 | 95.50 |
| CV | 92.5 | 97.50 | 92.00 | 94.75 |
| LOO | 91.25 | 96.38 | 90.00 | 90.88 |
| 12 | | | | |
| R | 91.75 | 96.13 | 91.38 | 95.75 |
| CV | 90 | 95.25 | 85.50 | 92.75 |
| LOO | 85.125 | 92.38 | 83.38 | 92.25 |

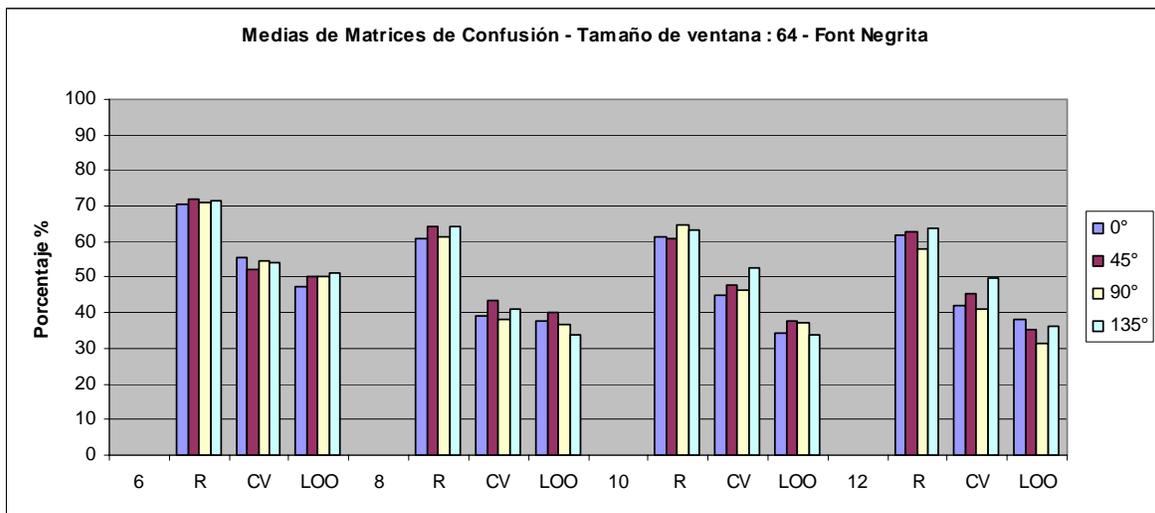
Tabla 4.31. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 512 píxeles, Font Itálica, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.16. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 70.63 | 72.00 | 71.00 | 71.50 |
| CV | 55.75 | 52.25 | 54.50 | 54.00 |
| LOO | 47.13 | 50.38 | 50.25 | 51.25 |
| 8 | | | | |
| R | 61.00 | 64.25 | 61.13 | 64.13 |
| CV | 39.25 | 43.25 | 38.25 | 41.25 |
| LOO | 37.50 | 40.25 | 36.88 | 33.88 |
| 10 | | | | |
| R | 61.50 | 60.75 | 64.75 | 63.25 |
| CV | 44.75 | 47.75 | 46.50 | 52.50 |
| LOO | 34.38 | 37.63 | 37.00 | 33.75 |
| 12 | | | | |
| R | 61.75 | 62.88 | 58.13 | 63.75 |
| CV | 42.00 | 45.50 | 41.00 | 50.00 |
| LOO | 38.00 | 35.13 | 31.63 | 36.00 |

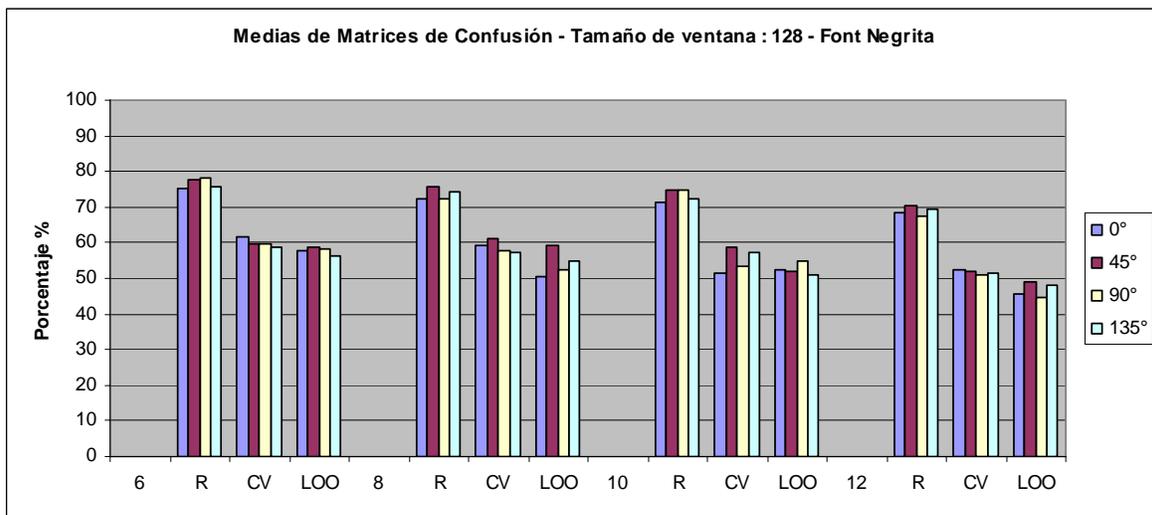
Tabla 4.32. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 64 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.17. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 75.38 | 77.63 | 78.00 | 75.88 |
| CV | 61.75 | 59.50 | 59.50 | 58.75 |
| LOO | 57.63 | 58.88 | 58.25 | 56.38 |
| 8 | | | | |
| R | 72.50 | 75.63 | 72.13 | 74.25 |
| CV | 59.25 | 61.25 | 58.00 | 57.50 |
| LOO | 50.50 | 59.00 | 52.25 | 54.88 |
| 10 | | | | |
| R | 71.38 | 75.00 | 74.88 | 72.50 |
| CV | 51.25 | 58.50 | 53.50 | 57.25 |
| LOO | 52.25 | 51.88 | 54.63 | 51.00 |
| 12 | | | | |
| R | 68.38 | 70.25 | 67.50 | 69.25 |
| CV | 52.50 | 51.75 | 51.00 | 51.50 |
| LOO | 45.75 | 48.88 | 44.63 | 48.13 |

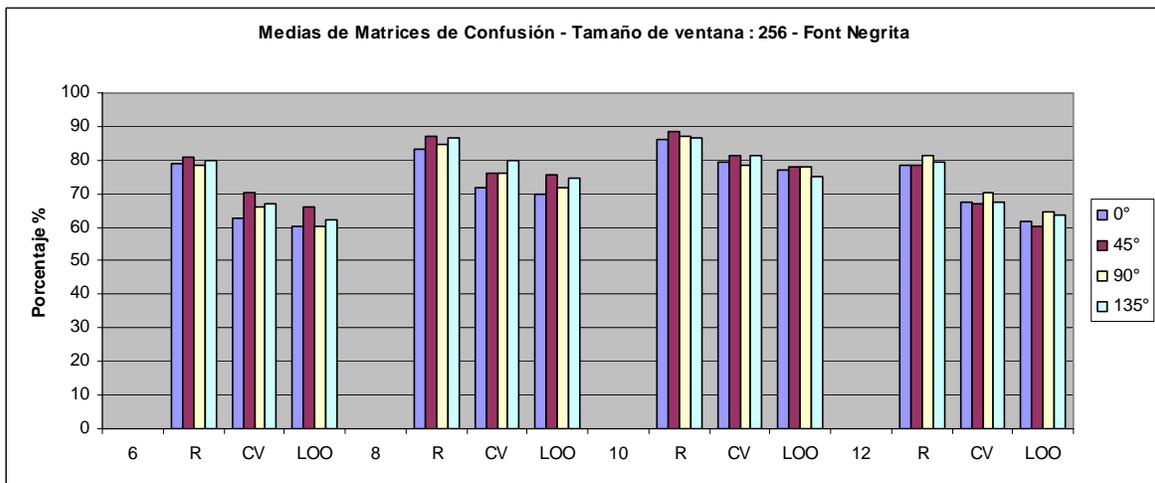
Tabla 4.33. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 128 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.18. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 78.75 | 80.75 | 78.25 | 79.88 |
| CV | 62.50 | 70.50 | 66.25 | 67.00 |
| LOO | 60.50 | 65.88 | 60.25 | 62.13 |
| 8 | | | | |
| R | 83.38 | 86.88 | 84.63 | 86.38 |
| CV | 71.75 | 76.25 | 76.00 | 79.75 |
| LOO | 69.63 | 75.50 | 71.63 | 74.50 |
| 10 | | | | |
| R | 86.00 | 88.75 | 87.25 | 86.38 |
| CV | 79.25 | 81.50 | 78.50 | 81.50 |
| LOO | 77.25 | 78.13 | 77.88 | 75.13 |
| 12 | | | | |
| R | 78.38 | 78.25 | 81.50 | 79.38 |
| CV | 67.25 | 67.00 | 70.25 | 67.50 |
| LOO | 61.88 | 60.25 | 64.50 | 63.75 |

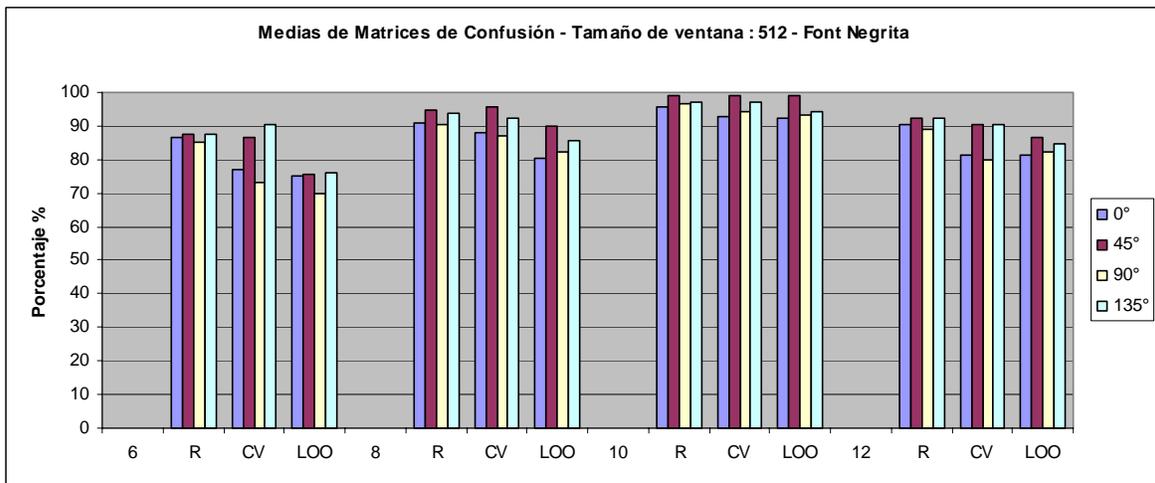
Tabla 4.34. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 256 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.19. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Negrita

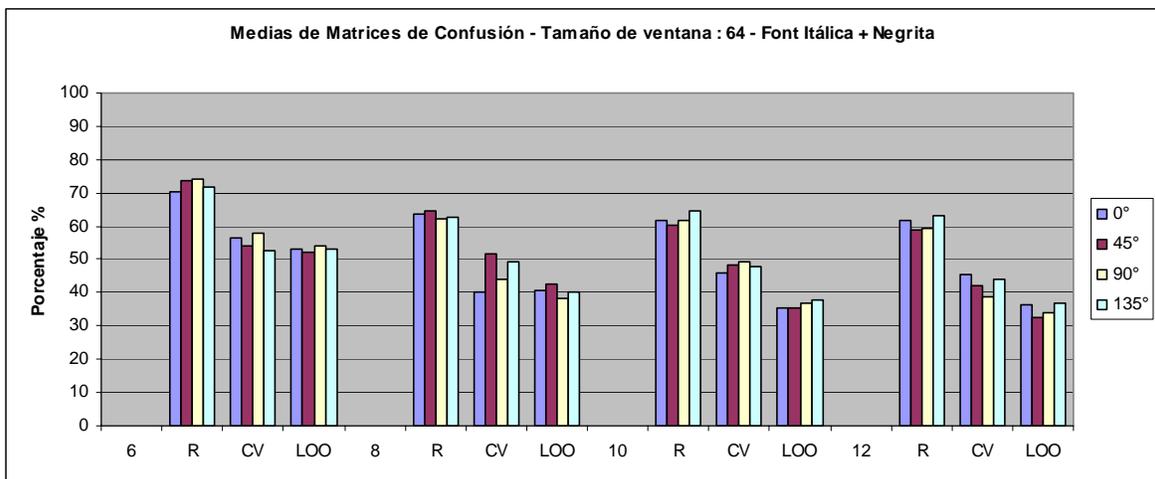
| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|--------|--------|--------|--------|
| 6 | | | | |
| R | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| CV | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| LOO | 99.50 | 100.00 | 99.38 | 99.38 |
| 8 | | | | |
| R | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| CV | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| LOO | 99.75 | 99.50 | 99.00 | 99.00 |
| 10 | | | | |
| R | 99.50 | 100.00 | 99.38 | 100.00 |
| CV | 99.00 | 100.00 | 99.00 | 100.00 |
| LOO | 98.75 | 99.38 | 98.50 | 99.50 |
| 12 | | | | |
| R | 98.38 | 98.63 | 98.50 | 99.38 |
| CV | 97.00 | 98.50 | 97.50 | 98.75 |
| LOO | 97.38 | 97.00 | 97.25 | 98.75 |

Tabla 4.35. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 512 píxeles, Font Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 70.13 | 73.88 | 74.13 | 72.00 |
| CV | 56.25 | 54.25 | 58.00 | 52.75 |
| LOO | 53.25 | 52.13 | 54.00 | 53.13 |
| 8 | | | | |
| R | 63.88 | 64.75 | 62.25 | 62.63 |
| CV | 40.00 | 51.50 | 44.25 | 49.50 |
| LOO | 40.50 | 42.50 | 38.50 | 40.13 |
| 10 | | | | |
| R | 61.63 | 60.25 | 61.88 | 64.50 |
| CV | 45.75 | 48.50 | 49.25 | 48.00 |
| LOO | 35.38 | 35.50 | 36.88 | 37.88 |
| 12 | | | | |
| R | 61.75 | 59.00 | 59.38 | 63.25 |
| CV | 45.25 | 42.25 | 38.75 | 44.00 |
| LOO | 36.50 | 32.75 | 33.75 | 36.88 |

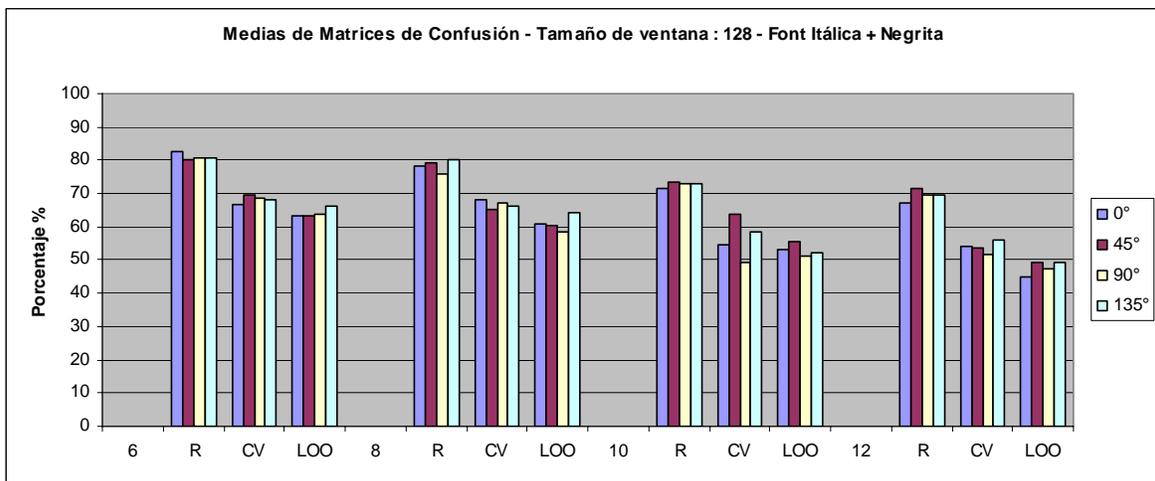
Tabla 4.36. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 64 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.21. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 64, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita.

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 82.50 | 80.38 | 80.75 | 80.50 |
| CV | 66.50 | 69.75 | 68.75 | 68.25 |
| LOO | 63.50 | 63.13 | 63.63 | 66.25 |
| 8 | | | | |
| R | 78.50 | 79.00 | 75.75 | 80.13 |
| CV | 68.00 | 65.00 | 67.25 | 66.25 |
| LOO | 60.88 | 60.50 | 58.25 | 64.25 |
| 10 | | | | |
| R | 71.38 | 73.50 | 72.88 | 72.88 |
| CV | 54.50 | 64.00 | 49.50 | 58.50 |
| LOO | 53.25 | 55.38 | 51.25 | 52.25 |
| 12 | | | | |
| R | 67.00 | 71.63 | 69.38 | 69.75 |
| CV | 54.25 | 53.50 | 51.75 | 56.00 |
| LOO | 44.88 | 49.50 | 47.38 | 49.13 |

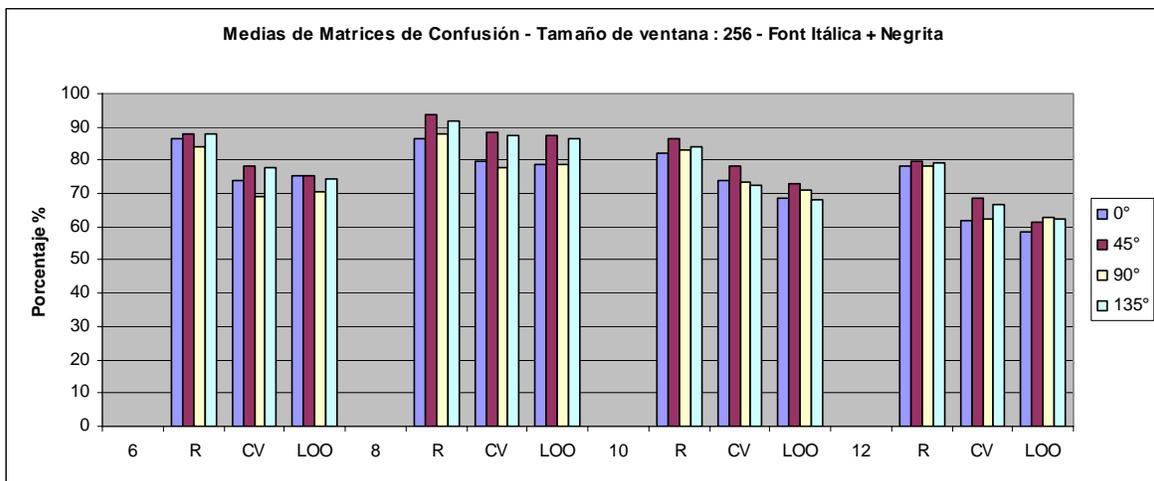
Tabla 4.37. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 128 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.22. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 128, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita.

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|-------|-------|-------|
| 6 | | | | |
| R | 86.38 | 88.13 | 84.25 | 88.13 |
| CV | 73.75 | 78.50 | 69.25 | 78.00 |
| LOO | 75.38 | 75.50 | 70.75 | 74.63 |
| 8 | | | | |
| R | 86.63 | 93.50 | 87.75 | 92.00 |
| CV | 79.50 | 88.25 | 77.75 | 87.25 |
| LOO | 78.63 | 87.50 | 78.75 | 86.50 |
| 10 | | | | |
| R | 82.13 | 86.38 | 83.13 | 83.88 |
| CV | 74.00 | 78.50 | 73.25 | 72.50 |
| LOO | 68.63 | 72.75 | 70.88 | 67.88 |
| 12 | | | | |
| R | 78.13 | 79.88 | 78.50 | 79.38 |
| CV | 62.00 | 68.50 | 62.25 | 66.75 |
| LOO | 58.63 | 61.25 | 62.88 | 62.25 |

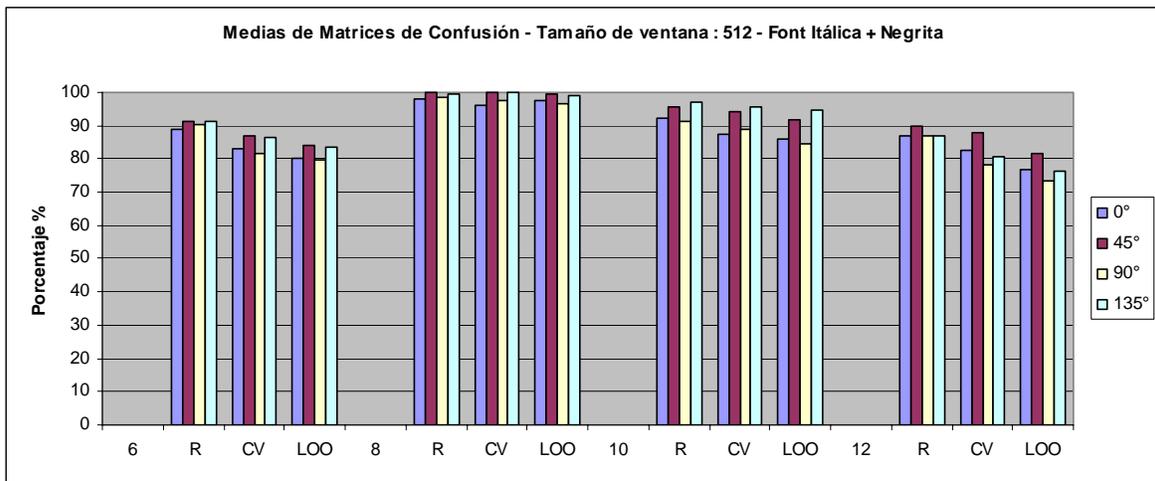
Tabla 4.38. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 256 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.23. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 256, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita.

| | 0° | 45° | 90° | 135° |
|-----|-------|--------|-------|--------|
| 6 | | | | |
| R | 89.13 | 91.13 | 90.25 | 91.50 |
| CV | 83.25 | 87.00 | 81.75 | 86.50 |
| LOO | 80.13 | 84.13 | 79.63 | 83.63 |
| 8 | | | | |
| R | 97.88 | 100.00 | 98.50 | 99.63 |
| CV | 96.25 | 100.00 | 97.50 | 100.00 |
| LOO | 97.50 | 99.63 | 96.63 | 98.88 |
| 10 | | | | |
| R | 92.25 | 95.75 | 91.25 | 96.88 |
| CV | 87.25 | 94.25 | 88.75 | 95.75 |
| LOO | 85.88 | 92.00 | 84.75 | 94.63 |
| 12 | | | | |
| R | 87.00 | 89.63 | 87.00 | 86.88 |
| CV | 82.75 | 87.75 | 78.25 | 80.75 |
| LOO | 77.00 | 81.88 | 73.50 | 76.38 |

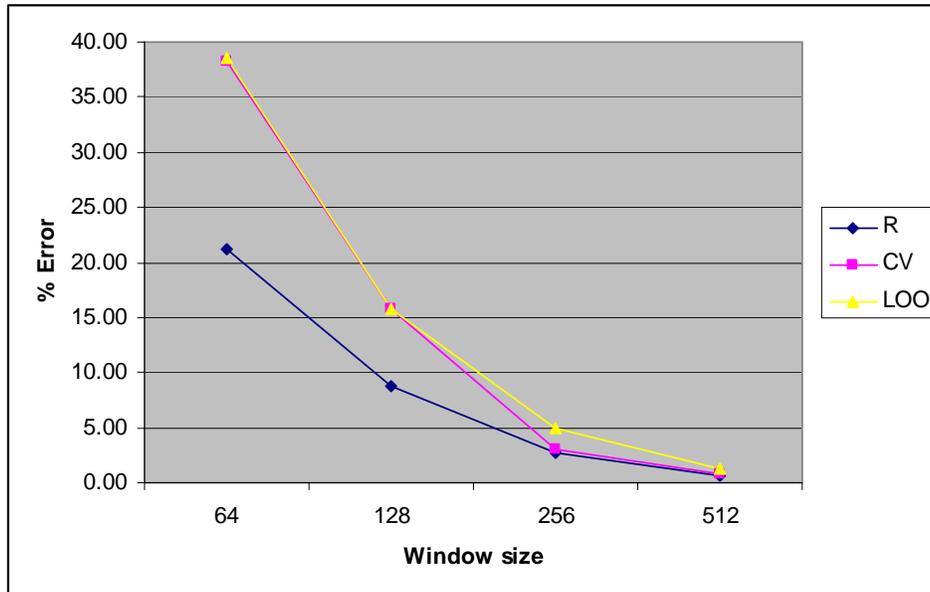
Tabla 4.39. Tabla de medias de eficiencia, clasificador modificado, tamaño de ventana de 512 píxeles, Font Itálica + Negrita, Rotación 0°, 45°, 90°, 135°.



Gráfica 4.24. Medias de eficiencia de matrices de confusión, tamaño de ventana 512, con rotaciones 0°, 45°, 90° y 135°, Font Itálica + Negrita.

4.3.3. Convergencia en función del tamaño de ventana

De estos resultados resumimos que a mayor tamaño de ventana obtenemos un menor nivel de error, pero como estamos trabajando con imágenes digitalizadas, esto implica el tomar en el cálculo un mayor número de datos, puntos de formación de la imagen. La gráfica 4.24 nos presenta la perspectiva visual de este resultado.



Gráfica 4.25. Convergencia de error en función del tamaño de la ventana (método de evaluación de performance, *R* = Resustitución, *CV* = Cross Validation (Validación Cruzada), *LOO* = Leave One Out (Deja Uno Fuera)).

De la gráfica 4.25 vemos la convergencia del margen de error para los tres métodos de validación, y esto era de esperarse porque a mayor tamaño de ventana nos aproximamos al tamaño de la muestra a clasificar, este ejemplo queda más claro con la Figura 4.17.

Considerando las comparaciones sobre el font y sus cuatro estilos, a continuación presentamos en la Tablas 4.40 un resumen de la clasificación considerando sólo el tamaño de 8 puntos y 0° de rotación, solo por el método de Validación-Cruzada, que es el menos sesgado.

Podemos apreciar por el valor medio que tenemos mayor margen de error para los estilos Negrita (Bold) y Negrita+Itálica (Bold+italia).



Figura 4.19. Ejemplo de tamaños de ventanas de prueba sobre el tamaño de la muestra.

| | Regular | Italic | Bold | Bold+ Italic | Mean Value |
|------------------------|---------|--------|------|--------------|------------|
| Courier | 100 | 100 | 88 | 90 | 94.5 |
| Arial | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| Bookman Old Style | 100 | 100 | 100 | 90 | 97.5 |
| Franklin Gothic Medium | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| Comic Sans | 100 | 100 | 60 | 100 | 90 |
| Impact | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| Modern | 98 | 100 | 86 | 90 | 93.5 |
| Times New Roman | 96 | 100 | 72 | 100 | 92 |

Tabla 4.40. Matriz de confusión (en porcentaje) para los cuatro estilos en los ocho fonts por el método de Validación-Cruzada.

4.4. Resultados de sensibilidad al ruido

Los resultados previos fueron obtenidos sin ruido aleatorio, pero es importante considerar el ruido ya que las imágenes son comúnmente contaminadas por procesos tales como la digitalización o scaneo, en procesos de fotocopiado. En la referencia [22] el ruido tipo pimienta se toma en cuenta y los resultados son buenos bajo el método de filtros de Gabor. La potencia de ruido esta dada por:

$$P_N = \frac{\text{Potencia de Imagen}}{10^{(\text{SNR}/10)}} \quad (4.4-1)$$

con P_N como potencia de ruido, y SNR como la relación de señal a ruido. Una vez definida la relación de señal a ruido como en [2] para nuestros propósitos con el fin de probar a diferentes SNR sobre las imágenes simulando el ruido. La potencia de la imagen es calculada como:

$$\text{Potencia de Imagen} = \frac{1}{N_r \times N_c} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{i=1}^{N_r} f(i, j)^2 \quad (4.4-2)$$

con N_r y N_c (número de renglones, número de columnas) las dimensiones de la imagen respectivamente.

Realizamos un conjunto de pruebas sobre muestras con ruido aleatorio (al 5, 11 y 17%), en la Figura 4.20, aparecen unos ejemplos de ellas. Se hicieron 100 pruebas de ventanas aleatorias de dimensiones 512, 256, 128 y 64 píxeles, sobre cada una de las imágenes con ruido. Los resultados se muestran en la Gráfica 4.26.

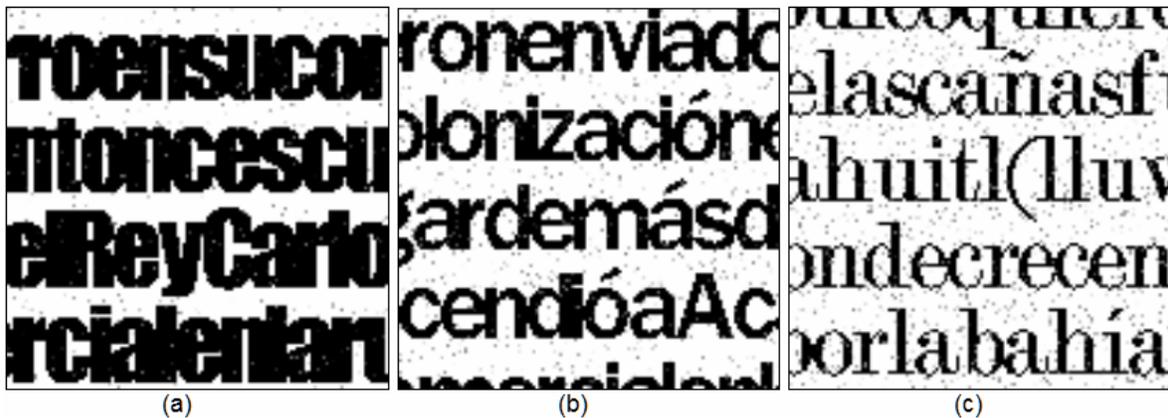
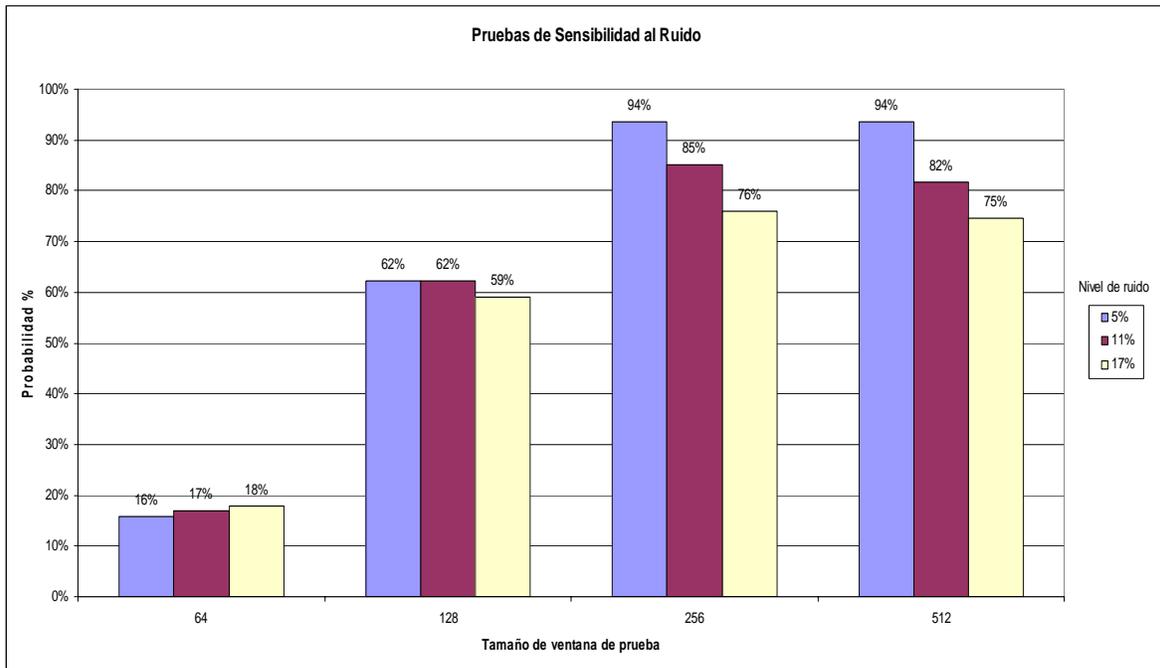


Figura 4.20. Muestras de textos con ruido aleatorio al 5% (a), 11% (b), 17% (c).



Gráfica 4.26. Resultados de pruebas de texto con ruido aleatorio al 5, 11 y 17%.

5. Conclusiones y perspectivas

Llegamos satisfactoriamente a implementar la metodología propuesta, así también como a conformar el bloque de texto tras el preprocesamiento. Se implementaron satisfactoriamente los clasificadores Gaussiano y KNN, así como los métodos propuestos para la evaluación del performance.

Una vez obtenida la cadena del procesamiento, se pasó a probar los tipos de fuente elegidos, en los tamaños y orientaciones seleccionados, obteniendo los resultados de clasificación máximos para las ventanas de 512 píxeles, a 6 puntos en promedio, para todos los casos.

En promedio, la tasa de buena clasificación para el font regular e itálica a 0° de rotación quedó en 8 puntos a 300 DPI, y en 6 puntos con 0° de rotación para el caso de combinación de Negrita con Itálica, como una excepción.

Obtuvimos el nivel de performance que nos habíamos planteado anteriormente al inicio de este trabajo, un nivel superior al 95% para el caso sin ruido, pero con un tamaño de ventana de 512x512, más grande que el trabajado por los autores [2], aquí se tiene un menor número de operaciones, pero se logra el nivel de acertividad incrementando el tamaño de la muestra.

Otro hecho importante que se obtiene en nuestro trabajo es la variación de los momentos tras las transformaciones de escala y rotación porque los momentos cambian conforme a la rotación y a la escala, a pesar de que se llegaron a buenos resultados de clasificación. Según la teoría de los momentos invariantes, estos no cambian tras las transformaciones, pero como podemos apreciar en las tablas de los cálculos sí cambian para nuestro caso. En la referencia [1] vemos que uno de los factores que afecta el procesamiento digital de imágenes al transformarlas es su propia naturaleza en píxeles, esto es, una imagen por mínima medida que tomemos en su transformación, la imagen resultante no es la misma en número de píxeles, y recordemos que los elementos de los clasificadores, los estimadores estadísticos, son tomados por valores de los píxeles que forman la imagen, al tener una imagen transformada, estos valores son alterados dramáticamente en la medida de la resolución de la imagen misma, de aquí que una resolución de 300 DPI ayuda a mejorar los estimadores, conjuntamente con un tamaño de ventana mayor porque tomamos una cantidad mayor de elementos de la muestra, sobre la cual se calculan los estimadores. En la Figura 5.1 podemos apreciar un detalle de la imagen de una letra al rotar, véase como los segmentos de imagen lineales, aun en cuadros de píxel, al rotar no son segmentos lineales puros, sino que sus bordes son en zig-zag, para las rotaciones fuera de múltiplos de 90° a partir de 0°, y para los bordes curvos en la imagen original a 0°, cuando se rotan 45° o 135° estas mismas áreas no presentan las mismas intensidades de grises.

Hablando de las variaciones del calculo de los momentos respecto a la escala, podemos pensar por un lado en el impacto del tamaño de la ventana, a menor escala se tiene

más detalle de los caracteres con el font sobre la ventana de análisis (véase Figuras 4.18, y 4.19), por otro lado también entra el aspecto numérico; los valores manejados en las bases de datos, los momentos calculados, alcanzan valores cercanos a cero conforme tenemos un tamaño mayor de ventana de análisis, y con estos mismos valores se realizan los cálculos de los clasificadores (véase la Figura 5.2). Para paliar este inconveniente en nuestra plataforma de trabajo, Matlab, trabajamos las operaciones promoviendo los cálculos a formato de doble precisión de punto flotante (*double*), y cabe mencionar que para las pruebas en tamaño de 512x512 sobre la plataforma del procesador Pentium IV tuvimos rutinas de pruebas abortadas, además de un mayor tiempo de cálculo, casi el doble de tiempo comparando los tiempos de ejecución sobre el procesador AMD Athlon XP a una supuesta velocidad de reloj menor. Sobre el procesador Athlon no abortó y lo hizo en menor tiempo; tampoco abortó sobre la plataforma IRIX, aunque se tardó una semana para completar las pruebas con tamaños de ventana de 128x128. Los valores numéricos dados por las tres plataformas de Hardware no presentan diferencias significantes.

Otro aspecto a mencionar es el hecho de que por un lado tenemos la generación de las bases de datos, el cálculo de los momentos para todas las imágenes ingresadas en nuestra etapa de aprendizaje (512 imágenes preprocesadas en total), y por otro lado el uso de estas bases de datos para la etapa de aprendizaje. La generación de estas bases conforme se realizaban se procedió a guardarlas en formato de *valores separados por coma* (*.csv), para su posterior uso, y al momento de usarlas se recuperaban de estos mismos archivos. Estos valores no son guardados en toda su magnitud de cálculo, se escriben en formato ASCII con una limitada cantidad de numerales, en la Figura 5.3 se muestra un ejemplo de esto. El manejo de estos valores al ser recuperados por los clasificadores ya no son los mismos que al momento de ser calculados, se pierde precisión. Sería interesante a futuro trabajar sobre este aspecto del manejo de las bases de datos sobre formatos de archivos binarios, para estudiar el impacto del error numérico acumulado en esta etapa sobre Matlab y otras plataformas abiertas como GNU-Octave.

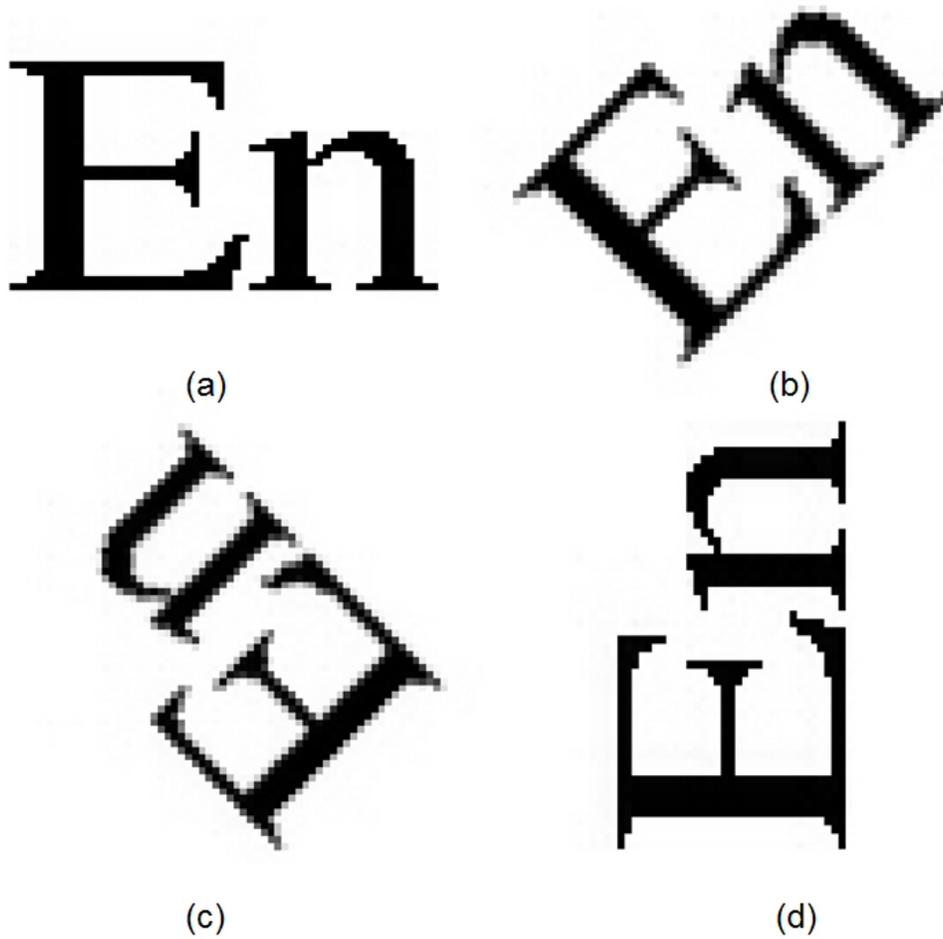


Figura 5.1. Detalle de imagen al rotar (a) 0°, (b) 45°, (c) 135°, (d) 90°

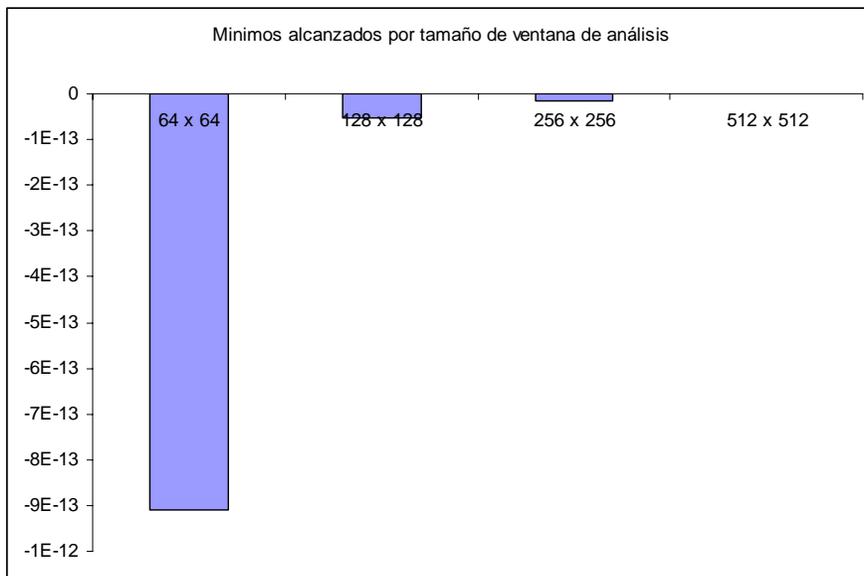


Figura 5.2. Ejemplo de valores mínimos alcanzados en una base de datos, a 8 puntos y 0° de rotación, para font Courier en Regular.

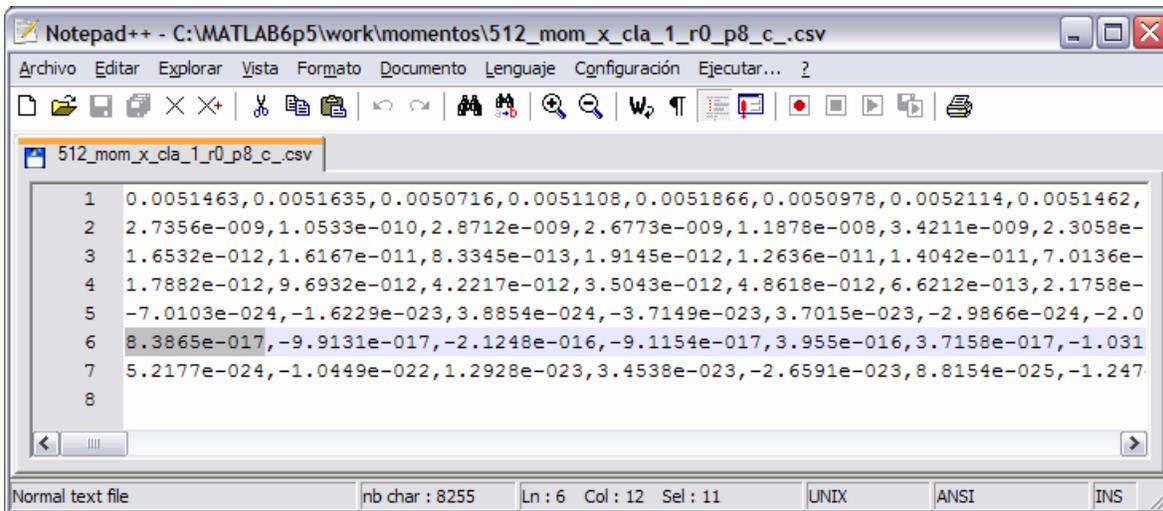


Figura 5.3. Ejemplo de una base de datos abierta en texto plano con Notepad++. Véase en la línea 6 (correspondiente al 6° momento), el valor con 5 numerales, en punto flotante. La base de datos corresponde a un tamaño de ventana de 512x512, con rotación 0°, escala 8 puntos, estilo Regular y pertenece al font Courier, uno de los fonts más representativos.

Perspectivas

Nos resulta interesante a futuro poder hacer nuevas pruebas con imágenes fotografiadas e los mismos textos, para evitar el cálculo de la transformación en la rotación, ya que en este también acumulamos un nivel de error. No hacemos referencia al escaneo de los textos rotados porque los scanners sencillos de oficina, o de uso común, no son precisos y nos acumulan errores del proceso de barrido, aunque también sería interesante poder hacer pruebas de este tipo y compararlas. Por otro lado, también el considerar otros conjuntos de fonts en otros idiomas (e.g. Chino, Japonés, Árabe, etc.) como lo hacen los autores [22]; así como estudiar las variaciones a intervalos de rotación más reducidos (5° o 10°), y analizar cómo afecta la variabilidad de los momentos en función de la rotación y la escala, para así lograr una mejor identificación con descriptores de font para cada tipo de lenguaje.

Apéndice 1. Representación digital de imágenes

El término *imagen monocroma* o simplemente *imagen* se refiere a una función bidimensional de intensidad de luz $f(i,j)$, donde i e j representan las coordenadas espaciales y el valor de f en un punto cualquiera (i,j) es proporcional al brillo (o *nivel de gris*) de la imagen en ese punto. La Figura A1.1 ilustra el convenio de ejes que se utiliza en este texto. A veces es útil representar una función imagen en perspectiva con un tercer eje que representa el brillo. Contemplada en esta forma, a Fig. A1.1 aparecería como una serie de picos estrechos en las regiones con numerosos cambios en los niveles de brillo y otras regiones más suaves, o mesetas, donde los niveles de brillo varían poco o son constantes. Considerando el asignar valores proporcionalmente más altos a las áreas más brillantes, se lograría que la altura de las diversas partes de esta representación fuese proporcional al correspondiente brillo de la imagen.

Una *imagen digital* es una imagen $f(i,j)$ que se ha discretizado tanto en las coordenadas espaciales como en el brillo. Una imagen digital puede considerarse como una matriz cuyos índices de fila y columna identifican un punto de la imagen y el valor del correspondiente elemento de la matriz indica el nivel de gris en ese punto. Los elementos de una distribución digital de este tipo se denominan *elementos de la imagen*, o más comúnmente *pixels*, *píxeles* o *pels*, abreviaturas de su denominación inglesa “*picture elements*”.



Figura A1.1. Convenio de ejes utilizado para la representación digital de imágenes.

Apéndice 2. Glosario

- ADP. (Automatic Data Processing). Procesamiento Automático de Datos, técnica para el procesado de datos que se realiza en forma automática casi sin la participación del hombre.
- Caracter. Número, letra o símbolo en la computadora, conformado por un byte.
- Distancia. **Distancia entre dos puntos A y B de un espacio afín**, número real cuya notación es AB , igual a $|\overline{AB}|$, en la que la medida algebraica considerada se define sobre la recta (AB).
- Distancia entre dos puntos A y B en geometría esférica**, medida del arco del círculo máximo que pasa por A y B.
- Distancia euclidiana entre dos puntos A y B**, real $\|\overline{AB}\|$, en que $\|\cdot\|$ es la norma euclidiana definida en el espacio vectorial euclidiano asociado al espacio afín que contiene A y B.
- Distancia de un punto A a una recta, un plano o un hiperplano afín E**, límite inferior de AM en que M pertenece a E. (Se habla a veces de **distancia geométrica**.)

En general, si E es cualquier conjunto, entonces una función $d : E \times E \rightarrow R$ se le llama una *métrica* o *distancia* en E si satisface las siguientes condiciones:

- i) $d(x,y) \geq 0$ para todas x,y en E ,
- ii) $d(x,y) = 0$ si y sólo si $x = y$;
- iii) $d(x,y) = d(y,x)$ para todas x,y en E ;
- iv) $d(x,y) \leq d(x,z) + d(z,y)$ para todas x,y,z en E .

(Se dice entonces que (E, d) es un espacio métrico.)

Métrica discreta, es la que cumple con la definición:

$$d(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{si } x = y \\ 1 & \text{si } x \neq y \end{cases}$$

Distancia entre dos conjuntos A y B, límite inferior de las distancias entre un punto cualquiera de **A** a un punto cualquiera de **B**, siendo **A** y **B** dos partes de un mismo espacio métrico (E, d) .

Distancia de un elemento x a un conjunto A , número real $\inf_{y \in A} d(x, y)$, estando x y A contenidos en un mismo espacio métrico (E, d) .

Distancia euclidiana, distancia asociada a la norma definida en un espacio euclidiano.

- DPI. (del inglés “Dots Per Inch”, puntos por pulgada). Unidad de medida de resolución del estándar gráfico. Resolución de imágenes.
- Font. Fuente. Variedad completa de carácter, es de imprenta de un determinado estilo. Ejemplos: Times New Roman, **Comic Sans**.
- OCR. (Optical Character Recognition). Reconocimiento Óptico de Caracteres, reconocimiento de caracteres leyendo un texto (de un papel o en formato electrónico), y traduciendo las imágenes a un formato que la computadora pueda manipular.
- Patrón. (del inglés Pattern). Arquetipo, estándar, formato, modelo, muestra, norma, padrón, plantilla, prototipo, superestructura. Ejemplo: letras del alfabeto.
- Perceptrón. Máquina que determina cuando un evento es válido o no para un cierto patrón; una máquina que toma decisiones agregando evidencia obtenida a partir de varios experimentos menores.
- Aparato mecánico desarrollada en 1950's por Rosenblatt para decidir entre un limitado conjunto de patrones de aprendizaje y reconocimiento, los patrones son definidos por relaciones entre multitudes de estímulos es sus entradas.
- Al conjunto de patrones de aprendizaje y reconocimiento se le llama también *redes de prealimentación con niveles*, éstas fueron estudiadas por primera vez en los años 50's a partir de el *perceptrón*. Si bien se sometieron a estudio redes de todos los tamaños y topologías, el único elemento de aprendizaje efectivo en esa época fueron las redes de un solo nivel, por lo que en ellas fue concentrada la mayor parte de la atención. Actualmente el nombre de *perceptrón* es empleado como sinónimo de una red de prealimentación de un solo nivel.
- PostScript Lenguaje de impresión y paginación usado en impresoras de alta calidad. PostScript es un lenguaje intérprete, de apilado. Es usado como un lenguaje de descripción de página por las impresoras LaserWriter, por otras marcas comerciales de impresoras láser, y sistemas de gráficos en pantalla. Su aplicación primaria es para describir la apariencia del texto, estructuras de gráficos, y muestreo de imágenes en páginas impresas o desplegadas en pantallas.

Un programa en PostScript puede comunicar la descripción del documento desde un sistema de composición hacia un sistema de impresión, siendo independiente del dispositivo mismo de impresión.

PostScript es un lenguaje de impresión poderoso porque es un lenguaje de programación completo, más que una serie de secuencias de escape de bajo nivel. Es ampliamente usado en implementación de procesos de rasterizado al vuelo, desde descripciones de curvas de Bezier hasta en fonts de alta calidad (e.g. de 300 DPI de resolución).

Radio. Segmento, uno de cuyos extremos es el centro de una circunferencia, de una esfera, de un disco o de una bola, y cuyo otro extremo es un punto de la circunferencia, de la esfera o de la frontera del disco o de la bola; longitud de dicho segmento.

Radio vector, en coordenadas polares de polo O y para un punto variable M, recta (OM), semirrecta (OM) o segmento (OM).

Resolución. Número máximo de píxeles que se ven en una pantalla. Dos ejemplos: 800x600, 640x480.
En una impresora la resolución es la calidad de la imagen

Serif. Fina línea que remata las esquinas de una letra (o carácter), como en la parte superior e inferior de la letra 'M' en font Times New Roman.
Sans Serif. Tipo de letra sin *serifk*, sin líneas finas en sus esquinas o bordes, como la letra 'm' en font Impact.

Token. En general es un símbolo, lexema.
En lenguajes de programación: un elemento único del lenguaje. Ejemplos de tokens son palabras reservadas, marcas de puntuación y operadores.

Apéndice 3. Momentos

De la media tenemos

$$m_{kr} = E \{ x^k y^r \} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^k y^r f(x, y) dx dy$$

El producto $x^k y^r$ es por definición una unión de momentos de las variables aleatorias x, y , de orden $k + r = n$.

Así los momentos de primer orden son: $m_{10} = \eta_x$ $m_{01} = \eta_y$

y los momentos de segundo orden son: $m_{20} = E \{ x^2 \}$, $m_{11} = E \{ xy \}$, $m_{02} = E \{ y^2 \}$

La unión de los momentos centrales de x y y , son los momentos de: $x - \eta_x$ y $y - \eta_y$

$$\mu_{kr} = E \{ (x - \eta_x)^k (y - \eta_y)^r \} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \eta_x)^k (y - \eta_y)^r f(x, y) dx dy$$

de aquí claramente: $\mu_{10} = \mu_{01} = 0$, y

$$\mu_{11} = C, \quad \mu_{20} = \sigma_x^2, \quad \mu_{02} = \sigma_y^2$$

los momentos absolutos y generalizados se definen similarmente dentro de las ecuaciones generales siguientes de momentos, dichas cantidades se consideran de interés en el estudio de las variables aleatorias [16].

Momentos

$$m_n = E \{ x^n \} = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n f(x) dx$$

Momentos centrales

$$\mu_n = E \{ (x - \eta)^n \} = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \eta)^n f(x) dx$$

Momentos absolutos

$$E \{ |x|^n \}, \quad E \{ |x - \eta|^n \}$$

Momentos generalizados

$$E \{ (x - a)^n \}, \quad E \{ |x - a|^n \}$$

veamos que:

$$\mu_n = E \{ (x - \eta)^n \} = E \left\{ \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} x^k (-\eta)^{n-k} \right\}$$

como

$$\mu_n = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} m_k (-\eta)^{n-k}$$

similarmente tenemos

$$m_n = E\{[(x - \eta) + \eta]^n\} = E\left\{\sum_{k=0}^n \binom{n}{k} (x - \eta)^k \eta^{n-k}\right\}$$

$$m_n = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} \mu_k \eta^{n-k}$$

En particular

$$\mu_0 = m_0 = 1, \quad m_1 = \eta, \quad \mu_1 = 0, \quad \mu_2 = \sigma^2$$

y

$$\mu_3 = m_3 - 3\eta m_2 + 2\eta^3 \qquad m_3 = \mu_3 + 3\eta\sigma^2 + \eta^3$$

Notas.

1. Si la función $f(x)$ es interpretada como densidad de masa sobre el eje de las x , entonces $E\{x\}$ es igual a su centro de gravedad, $E\{x^2\}$ es igual a su momento de inercia con respecto al origen, y σ^2 es igual al momento central de inercia. La desviación estándar σ es el radio de giro.
2. Las constantes η y σ dan una limitada caracterización de $f(x)$, el conocimiento de los momentos nos proporciona información adicional que puede ser usada, por ejemplo, para distinguir entre dos densidades con el mismo η y σ . En efecto, si m_n es conocida para cada n , entonces bajo ciertas condiciones $f(x)$ es determinada inequívocamente. Esta teoría en matemáticas es conocida como el “problema de momentos”.
3. Los momentos de una variable aleatoria no son números arbitrarios, pero deben satisfacer las desigualdades:

$$\sigma^2 = m_2 - m_1^2 \geq 0$$

Similarmente, dado que la ecuación cuadrática

$$E\{(x^n - a)^2\} = m_{2n} - 2am_n + a^2$$

es no negativa para toda a , su discriminante no puede ser positiva, así:

$$m_{2n} \geq m_n^2$$

Referencias Bibliográficas

1. Aviles-Cruz Carlos, "Thèse: Analyse de Texture par Statistiques D'Ordre Supérieur: Caracterisation et Performances", Institut National Polytechnique de Grenoble. 1997.
2. Aviles-Cruz Carlos, Rangel-Kuoppa Risto et al, "High-order statical texture analysis – Font recognition applied", *Pattern Recognition Letters*, v.26, pp. 135-145. 2005.
3. Cooperman R. "Producing Good Font Attribute Determination Using Error-Prone Information". In *Proceedings of the SPIE - Document Recognition IV*, pages 50--57, 1997.
4. Fakunaga Keinosuke, "Introduction to Statical Pattern Recognition", Edit. Academic Press Inc. 1990.
5. González Rafael, Woods Richard, "Tratamiento Digital de Imágenes", Edit. Addison-Wesley / Diaz de Santos. 1996.
6. Gueury Marc, Wijns Hervé, "Pretraitement et Classification de Donnees Application a la Discrimination de Textures", *Mémoire de fin d'études*, Institut National Polytechnique de Grenoble. 1994
7. Hongwei Shi , Theo Pavlidis. "Font Recognition and Contextual Processing for More Accurate Text Recognition", *Proceedings of the 4th International Conference on Document Analysis and Recognition*, p.39-44, August 18-20, 1997.
8. Jolesz, B., Bergen, J.R., "Textons, The Fundamental Elements in Preattentive vision and Perception of Textures. *Bell Syst. Tech.J.* 62 (6), 1619-1645.
9. Khoubyari S. and Hull J. J. "Font and Function Word Identification in Document Recognition". *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 63 no.1, pp. 66-74, 1996.
10. Macmillan English Dictionary. Macmillan Publishers Limited 2003.
11. Malik, J. Belongie, S., Shi, J., Leung, T. "Textons, Contours and Regions: Cue Integration in Image Senmentation". *IEEE Int. Conference on Computer Vision*, CORFO, Greece, September 1999.
12. Mathews John, "Métodos Numéricos con Matlab", 3ra. Ed., Edit. Prentice Hall. 2000.
13. Mendenhall W., Wackerly D.D., Scheafer Richard., "Estadística Matemática con Aplicaciones". Edit. Grupo Editorial Iberoamerica, 2da. Ed. 1994.
14. Nagy G., "Twenty Years of Document Imaga Analysis in PAMI", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, no. 1, pp. 38-62, Jan. 2000.
15. Nakamura S., "Análisis Numérico y Visualización Gráfica con Matlab". Edit. Prentice Hall. 1997.
16. Papoulis A., "Probability, Random Variables and Stochastic Processes. 3rd. Edition. Edit. McGraw-Hill International Editions.
17. PostScript Language Reference Manual ("The Red Book"), Adobe Systems, A-W 1985.
18. Schreyer, P. Suds, and C. Maderlechner, "Font Style Detection in Documents Using Textons", *Proc. Third Document Analysis Systems Workshop. Assoc. for Pattern Recognition Int'l*, 1998.

19. Song-Chun Zhu, "What Are Textons?", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 62, Issue 1-2. April-May 2005.
20. The Mathworks Inc., "Matlab Edición del Estudiante, Versión 4, guía de usuario", Edit. Prentice may. 1996.
21. The Mathworks Inc., "Using Matlab, Ver. 6, Release 12, Reference Guide" . 2000.
22. Yong Zhu, "Font Recognition Based on Global Texture Analysis", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, no. 10, pp. 1192-1200, Oct. 2001.
23. Zramdini A., Ingold R., "Optical Font Recognition Using Typographical Features", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v.20 n.8, p.877-882, August 1998.

Anexo 1. Artículo enviado a publicación

El presente estudio se envió para su posible publicación a la revista *Ingeniería, Investigación y Tecnología*.



Ingeniería

Investigación y Tecnología

DR. CARLOS AVILÉS CRUZ
UNIV. AUTÓNOMA METROPOLITANA-AZCAPOTZALCO
DEPTO. DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
DIVISIÓN DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA
AV. SAN PABLO N°180

Estimado Dr. Avilés Cruz

Hemos recibido el artículo "Reconocimiento de Tipo de Letra (Font) Basado en Momentos Invariantes" enviado por el Ing. Juan Villegas Cortéz y usted para su posible publicación en *Ingeniería Investigación y Tecnología*.¹

El artículo será revisado por tres árbitros reconocidos como autoridades en el campo del conocimiento respectivo, quienes lo estudiarán y dictaminarán sobre su publicación.

Tan pronto nos envíen sus comentarios, le informaremos sobre dicho dictamen.

Agradecemos su colaboración con nuestra publicación y aprovechamos para enviarle un cordial saludo.

Atentamente
"POR MI RAZA HABLARÁ EL ESPÍRITU"
Cd. Universitaria, 22 de junio de 2005.

PEDRO MARTÍNEZ PEREDA
DIRECTOR TÉCNICO Y EDITOR

¹ Comentarios preliminares del Editor Técnico sobre el material recibido: Se recibió archivo del artículo. Falta abstract, descriptores y keywords. .

Revista Ingeniería, Investigación y Tecnología.
Apartado postal 70-440, Administración de correos "Cd. Universitaria" 04510, México, D. F.
Facultad de Ingeniería. Edificio A de la Dirección, Biblioteca Antonio Dovalí
Tels. (55) 56-16-18-99 y (55) 56-22-08-76. Fax (55) 56-16-18-99
E-mail: revistaiit@yahoo.com.mx, revistaiit@terra.com.mx
www.ingenieria.unam.mx/~revistafi

Formato: Acuse1.doc

RECONOCIMIENTO DE TIPO DE LETRA (FONT) BASADO EN MOMENTOS INVARIANTES

Juan Villegas-Cortez, Carlos Avilés-Cruz

Universidad Autónoma Metropolitana - Azcapotzalco
Departamento de Electrónica
Av. San Pablo 180, Col. Reynosa Tamaulipas, Del. Azcapotzalco.
C.P. 02200. Tels. 53-18-95-49, Fax: 53-94-68-43

caviles@correo.azc.uam.mx

Resumen

En este estudio se propone una alternativa para la necesidad del reconocimiento del tipo de letra (Font), motivo de la realización de este trabajo, basándonos en características de texturas globales de las imágenes del documento (asumimos documentos de texto puro, la segmentación de página y el análisis de la estructura del documento esta fuera del alcance de este trabajo). No se necesita un análisis local explícito en el método. La clave es el uso del análisis de textura para extraer características globales. Un bloque de texto impreso por cada font puede verse con sus propiedades específicas de textura. La frecuencia espacial y la orientación de contenidos representan las características de cada textura. Son estas características de texturas las usadas para identificar los diferentes fonts comúnmente usados en español: Courier, Arial, Bookman Old Style, Franklin Gothic Médium, Comic Sans, Impact, Modern, Times New Roman), más sus estilos (normal, itálica, negrita e itálica con negrita). Nuestro estudio se basa en la técnica del cálculo de los *momentos invariantes* como herramienta para la extracción de características propias de los fonts, se creó una base de datos de aprendizaje a partir de un conjunto de textos de entrada, y aplicamos clasificadores estadísticos estándares (Gaussiano y KNN). Con esta metodología se obtuvieron como resultados principales dos hechos: el primero, que el nivel de operaciones de cálculo es menor a otros estudios, alcanzando un nivel de acertividad por arriba del 90%, y el segundo, al validar la invariabilidad significativa de los resultados con respecto a la rotación de los textos, escalas y su contenido, adicionalmente, se presentan resultados de la metodología propuesta en función de ruido gaussiano.

1. Introducción

El análisis y reconocimiento de documentos se ha vuelto uno de los más importantes aspectos en tecnología aplicada a tareas de oficina. El reconocimiento de font y de caracteres es considerado uno de los aspectos fundamentales en esto, a la par del hecho de que las computadoras se han convertido en más poderosas en rapidez y precisión en el procesamiento de datos, son así las herramientas perfectas para trabajar en la implementación de algunas de las capacidades humanas, tales como aspectos de visión en el reconocimiento de patrones. Existen diversas investigaciones sobre el tema del Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR, por sus siglas en inglés) sobre texto impreso, los Sistemas OCR, también llamados sistemas de lectura monofont, tienen la capacidad de lectura sobre un único font, en algunos casos sobre diseños específicos para el propósito de lectura (como los fonts OCR-A y OCR-B). En recientes desarrollos la tendencia apunta hacia el reconocimiento de caracteres de cualquier font y estilo en lugar de los sistemas monofont. Algunos de los actuales productos de OCR no son capaces de distinguir dos o tres estilos de font tales como itálica, negrita, itálica con negrita, y los resultados de estas herramientas no son aun muy buenos. Consideramos que el estudio del Reconocimiento Óptico de Tipos de Letras (OFR, por sus siglas en inglés) puede ser dirigido hacia el aspecto en el cual los caracteres del texto analizado es desconocido, y también donde el contexto del texto dado es usado para reconocer el font (Yong Zhu, 2001), de acuerdo con el autor Nagy (2000), esta última parte puede ser considerada en técnicas de Procesamiento Automático de Documentos (ADP). Solo algunos trabajos han tomado en cuenta la importancia del estudio del reconocimiento del font. A continuación

se citan los trabajos más importantes, se puede dividir por un lado en aproximaciones basadas en análisis locales tipográficos, y por otro lado, en aproximaciones que toman en cuenta el total del texto (se asume que el texto una vez eliminados los espacios en blanco, serán texturas).

A continuación se citan los trabajos basados en aspectos locales.

Khoubyari y Hull (1996) toman al documento como una imagen, donde localizan clusters de imágenes de palabras como base de funciones de palabras. El font base es escogido como el que es más similar al que esta siendo analizado. Cooperman (1997) utilizan un conjunto de detectores locales para identificar características individuales de cada font, como altura, grosor, etc. Shi y Pablidis (1997) hacen reconocimiento de font basado en propiedades de histogramas de palabras, donde miden las propiedades de inclinación, densidades, etc. Zramdini e Ingold (1998) muestran un avance estadístico para el reconocimiento de font basado en sus aspectos topográficos locales. Un avance similar lo tenemos en Schreyer et al (1998), donde usan atributos locales de textons (véase (Jolesz, 1999) para una definición de textons, y (Malik, 1999) como un avance alternativo a los textons). Todos estos trabajos son basados en análisis locales en lugar de un análisis global.

En cuanto a las aproximaciones generales, hasta el año 2001 se cuenta con el trabajo (Yong Zhu, 2001), quienes presentan una aproximación de reconocimiento de font basado en extracción de aspectos globales, tratando a los fonts como texturas de patrones para un análisis global. La técnica de filtros de Gabor es afinada a diferentes frecuencias y orientaciones, obteniendo resultados de reconocimiento en función del ruido pimienta (degradación de reconocimiento como una función de ruido aditivo). Estos resultados (Yong Zhu, 2001) son buenos, y tomando la experiencia del análisis global, los autores (Aviles-Cruz et al., 2005) presentan un avance, el uso de momentos estadísticos de orden superior (tercero y cuarto), y proponen un análisis de componentes principales para caracterizar las texturas de documentos (los fonts). Los resultados de estas técnicas son buenos, pero esta restringido a un solo tamaño de font y es sensible a la rotación de texto, por lo que estamos proponiendo una metodología que sea insensible a la rotación y a la escala. Nuestro estudio toma parte de este último trabajo (Aviles-Cruz et al., 2005), siendo independiente del contexto del documento e implementando el uso de momentos invariantes. El proceso de identificación de font propuesto en este trabajo esta resumido en la Fig. 1. El texto original es pre-procesado para crear un bloque uniforme de texto, del cual se extraerán sus atributos estadísticos. Las características se pueden categorizar usando clasificadores (de Bayes y K-próximos vecinos {KNN}), obteniendo el reconocimiento de un font particular. En nuestro estudio hemos tomado el conjunto de ocho fonts más usados en documentos y publicaciones del idioma español (Courier, Arial, Bookman Old Style, Franklin Gothic Médium, Comic Sans, Impact, Modern, Times New Roman), más sus estilos (normal, itálica, negrita e itálica con negrita). El resto del artículo esta organizado de la siguiente forma:

En la sección 2 discutimos el preprocesamiento en detalle. La sección 3 describe la extracción de las características del font basada en los momentos invariantes, y describimos el clasificador. Las secciones 4 y 5 muestran la eficiencia de este estudio. Finalmente las conclusiones y perspectivas futuras se muestran en la sección 6.

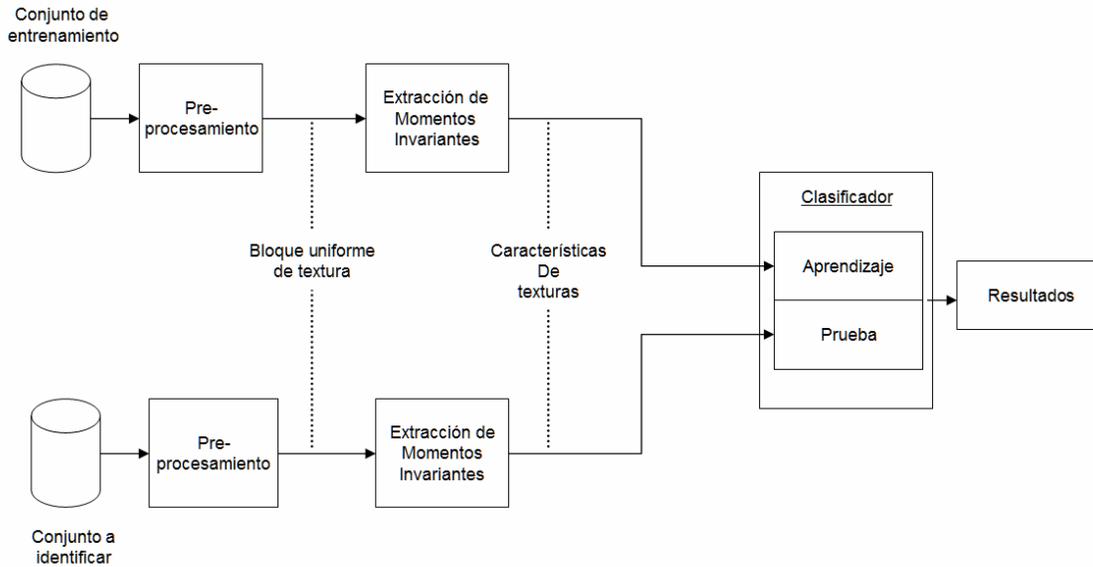


Figura 1. Esquema general del sistema de identificación de font.

2. Pre-procesamiento del documento

Partimos de la imagen del documento de texto, tomada en forma electrónica a partir del procesador de palabras, en nuestro caso usamos MS-Word y OpenOffice. Generamos los documentos con texto usando los ocho fonts considerados con más uso en las publicaciones de idioma español (Courier, Arial, Bookman Old Style, Franklin Gothic Médiuim, Comic Sans, Impact, Modern, Times New Roman), a cuatro tamaños en puntos (6, 8, 10 y 12), con cuatro estilos de tipografía (regular, itálica, negrita, combinación de itálica con cursiva). Los documentos los pasamos a formato PostScript, y luego a formato de mapa de bits (BMP) a 300 DPI, en escala de grises de 8 bits; esto nos brinda una escala de grises de 0 a 255 niveles, y así tomamos a la imagen del documento como una matriz definida en valores discretos, y le aplicamos los siguientes 4 procesos a fin de lograr un bloque de texto uniforme y libre de espacios en blanco.

2.1. Localización de líneas de texto

De la imagen del documento, calculamos su perfil de proyección horizontal de valores (PPH), de aquí los valores mayores a cero entre valles nos determinan líneas de texto; de esta forma las localizamos, contamos y tomamos sus longitudes. La Fig. 2 (a), (b) y (c), muestran este proceso.

2.2. Normalización de líneas de texto

Una vez aisladas las líneas de texto, estas pueden tener variaciones de tamaño, principalmente por disposición de caracteres sueltos o de diferentes escalas, esto es una sola palabra por línea, o un solo carácter en línea, como por ejemplo un número de página, lo que nos resultara en espacios desproporcionados en la imagen final; esto lo solucionamos normalizando todas las líneas a una sola altura.

2.3. Eliminación de espacios en blanco entre líneas de texto

Para cada línea de texto calculamos su perfil de proyección vertical de valores (PPV), de aquí los valores mayores a cero nos indican presencia de texto en la línea, que puede ser un caracter aislado o una palabra. En principio, la distancia entre dos valles de los valores PPV graficados nos indican el inicio y/o final de una palabra o caracter, es así que identificamos los espacios en blanco en la línea y los eliminamos a fin de tener una línea con solo texto, véase la Fig. 2 (d) y (e). Como es de esperarse, cada font tiene características de separación y traslape, ya que al momento de analizar los PPV para cada font, solo el font Courier presenta una

separación marcada entre caracteres aún entre palabras, por ejemplo Modern y Times en algunos casos presentan traslapes al juntar en palabras las letras “e” e “i”, esto lo vemos en el PPV al ver que los valores ahí nunca son cero.

2.4. Rellenado de texto

Ya teniendo las líneas sin espacios en blanco interlineal, ni entre caracteres y palabras, nos resulta un texto en líneas alineadas a la izquierda cuyo borde de párrafo derecho es en escalera, es decir, como era de esperarse no todas las líneas de texto quedan con la misma longitud (véase Fig. 2 (f)), y así no nos es útil. Procedemos a rellenar los espacios en blanco que nos resultan en cada línea, tomando como referencia la línea de mayor longitud. Para rellenar tomamos texto de la misma línea, o de otras, a fin de lograr una longitud igual o mayor con referencia a la de mayor longitud, y una vez hecho esto, cortamos la longitud de todas a la medida de la línea mayor, quedándonos un bloque de texto uniforme, como se muestra en la Fig. 2 (g). Por la misma naturaleza de cada font, no podemos lograr un bloque de texto con misma longitud de líneas para todas, es así que optamos por cortar el texto a una medida máxima, esta medida no afecta a nuestro procedimiento de extracción de características del font porque tomaremos muestras de este bloque, nuestra textura resultante, cortando muestras de ella.



Fig. 2. Ejemplo de pre-procesamiento. (a) Imagen de documento original, (b) PPH de la imagen, (c) imagen después de normalización de líneas, (d) PPV de cada línea de texto localizada, (e) líneas de texto normalizadas, (f) imagen después de normalización de líneas de texto, (g) bloque de texto uniforme después del preprocesamiento.

3. Extracción de las características del font

Una vez que ha sido creado el bloque uniforme de texto, procedemos con la extracción de características del font basándonos en el análisis de textura. En teoría cualquier método de análisis de textura puede ser empleado. Como mencionamos en la introducción, el primer artículo hallado que usa el “análisis global de textura” (Yong Zhu, 2001) se basa en filtros de Gabor, después los autores (Aviles-Cruz et al., 2005) proponen el uso de momentos estadísticos de orden superior (de tercero y cuarto orden). Nuestro objetivo en este estudio es reportar la metodología al problema de reconocimiento óptico de font basándonos en el uso de momentos invariantes, y compararlos con los resultados obtenidos en (Yong Zhu, 2001 y Aviles-Cruz et al., 2005). Las siguientes sub secciones describen los aspectos de la teoría y estimación involucrados en los momentos invariantes.

3.1. Momentos invariantes

Los momentos estadísticos representan un proceso promedio de los valores (de potencia n) cuando una variable aleatoria esta involucrada. Aquí las imágenes originales y pre-procesadas fueron consideradas como arreglos bi-dimensionales de variables aleatorias de dimensión $N \times M$. La variable aleatoria toma valores entre 0 y 255, dado que las imágenes fueron consideradas en escala de gris cuantificadas en 8 bits (los niveles de gris se obtienen del formato BMP). Las imágenes fueron obtenidas directamente de procesadores de palabras, o imágenes tomadas de documentos electrónicos.

Los momentos fueron calculados para la variable aleatoria X , tomada de la imagen del bloque de texto. En suma, X es una matriz de coordenadas (x, y) , obtenido de la matriz de la imagen $f(x,y)$. La definición de *momento invariante de orden $(p+q)$* alrededor del origen está dada por:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1)$$

Para una imagen, la ecuación (1) puede expresarse también como en la ecuación (2), ahora como *momentos centrales invariantes de orden $(p+q)$* :

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad (2)$$

donde (x, y) son las coordenadas de los píxeles, y \bar{x}, \bar{y} son los valores promedio. Los *momentos centrales* de tercer orden, tomando en cuenta las posibles combinaciones de $(p+q)$, solo ocho estimaciones no son redundantes ($\mu_{00}, \mu_{20}, \mu_{02}, \mu_{11}, \mu_{30}, \mu_{12}, \mu_{21}, \mu_{03}$). Los momentos centrales normalizados, denotados por η_{pq} están dados por:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad (3)$$

con

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$$

para $p+q = 2, 3, \dots$

De los momentos segundo y tercero se puede derivar un conjunto de siete momentos invariantes (González Rafael, 1996):

$$\begin{aligned}
 \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
 \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\
 \phi_3 &= (\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\
 \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\
 \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\
 &\quad - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 &\quad [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 \phi_7 &= (\eta_{21} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 &\quad + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]
 \end{aligned} \tag{4}$$

Acorde con la literatura (González Rafael, 1996) este conjunto de momentos son invariantes a la traslación, rotación y escala; es así que el cálculo de estos momentos para una imagen, transformándola con traslación, rotación o cambio de escala, sus momentos no cambiarían significativamente. Veremos más adelante que estos cambios son acorde a la naturaleza digital de la imagen, y a la imagen resultante de estas mismas transformaciones.

3.2. Sensibilidad al ruido

En nuestros experimentos llevamos a cabo el estudio del impacto de ruido sobre las imágenes. El ruido aleatorio se puede presentar en los documentos ya sea por (a) procesos de escaneado, y (b) degradación de la imagen por proceso de fotocopiado. En la referencia (Yong Zhu, 2001) el ruido tipo pimienta se toma en cuenta y los resultados no son muy bueno bajo el método de filtros de Gabor. La potencia de ruido esta dada por:

$$P_N = \frac{\text{Potencia de Imagen}}{10^{(\text{SNR}/10)}} \tag{5}$$

con P_N como potencia de ruido, y SNR como la relación de señal a ruido. Una vez definida la relación de señal a ruido como en (Aviles-Cruz et al., 2005) para nuestros propósitos con el fin de probar a diferentes SNR sobre las imágenes simulando el ruido. La potencia de la imagen es calculada como:

$$\text{Potencia de Imagen} = \frac{1}{N \times M} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M f(x, y)^2 \tag{6}$$

con N y M las dimensiones de la imagen respectivamente.

4. Reconocimiento del tipo de font

La metodología aplicada en nuestro algoritmo de procesamiento de la imagen esta basada en estimar momentos invariantes, no sobre el total de la imagen, sino en pequeñas regiones de la misma, llamadas “ventanas”, haciendo una toma de 100 ventanas aleatorias sobre el bloque de texto. Aplicamos el clasificador Bayesiano, y dado que tenemos un clasificador supervisado dos etapas son requeridas: (a) etapa de aprendizaje y, (b) etapa de clasificación. Los parámetros requeridos por el clasificador Bayesiano como características fueron la media, la matriz de varianza/covarianza. Como mencionamos, se tomaron 100 ventanas aleatorias sobre cada

bloque de texto, uno por font, y sobre estos se tomaron sus 7 momentos invariantes, teniendo así, una base de datos de 800 vectores de 7 componentes, para los 8 fonts.

5. Resultados

Se hicieron varias pruebas para validar el método propuesto. Como mencionamos, se tomaron los 8 fonts, y sobre estos se consideraron 4 estilos (regular, itálica, negrita y negrita con itálica), un total de 32 combinaciones de estilos. Los fonts fueron tomados del conjunto de fonts de Microsoft, la Fig. 3 muestra unos ejemplos de los textos. Se generaron los textos a 4 escalas (6, 8, 10 y 12 puntos), a 300 DPI de resolución. El bloque de texto resultante de cada font queda de dimensiones variables, acorde al número de líneas de texto y la escala. Se hicieron pruebas con diferentes tamaños de ventanas de prueba, desde 64×64, 128×128, 256×256, 320×320 y 512×512. La Fig. 4 muestra las estimaciones de error en función del tamaño de la ventana, como es de esperarse, a más grande el tamaño de la ventana se converge a un menor error para los tres métodos de validación. Estos métodos se realizan a partir de matrices de confusión : Resustitución, Validación-Cruzada (Cross-Validation) y Dejar-Uno-Fuera (Leave-One-Out). En el método de Resustitución, la misma base de datos generadas para la etapa de aprendizaje, es tomada para clasificación, en Cross-Validation (Fakunaga, 1990) consideramos el 50% de la base de datos para la etapa de aprendizaje y el otro 50% se clasifica; para Dejar-Uno-Fuera, sacamos un elemento de la base de datos, el 99% restante se usa para la etapa de aprendizaje, y el elemento que se dejó fuera se clasifica.

Como es de esperarse, por Resustitución obtenemos resultados idealizados de clasificación, dado que la misma base de entrenamiento es usada para clasificarse, mientras que los otros dos métodos toman valores no conocidos en el entrenamiento para ser clasificados. La Tabla 1 muestra una matriz de confusión de la clasificación obtenida en font regular, y la Tabla 2 muestra los resultados de clasificación para los 8 fonts en sus 4 estilos considerados.

Tomando un nivel de error menor al 5%, aplicamos la metodología propuesta en la Fig. 1, fijando el tamaño de ventana a 512×512.



Fig. 3. Fonts usados para el reconocimiento, en estilo regular, (a) Courier, (b) Arial, (c) Bookman Old Style, (d) Franklin Gothic Médium, (e) Comic Sans, (f) Impact, (g) Modern, (h) Times New Roman

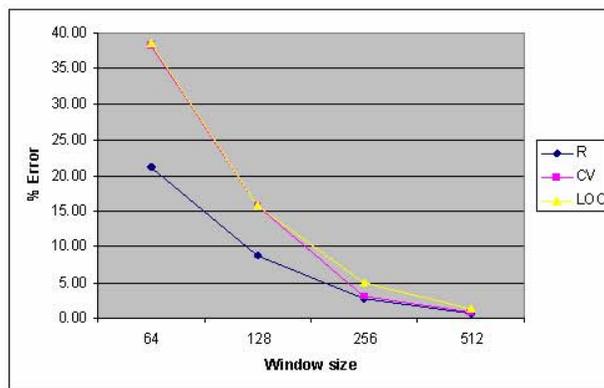


Fig. 4. Convergencia de error en función del tamaño de la ventana (método de evaluación de performance, R=Resustitución, CV= Validación Cruzada (Cross-Validation), LOO= Deja uno fuera (Leave One Out).

| | Courier | Arial | Bookman Old Style | Franklin Gothic Medium | Comic Sans | Impact | Modern | Times New Roman |
|------------------------|---------|-------|-------------------|------------------------|------------|--------|--------|-----------------|
| Courier | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Arial | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Bookman Old Style | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Franklin Gothic Medium | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Comic Sans | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 |
| Impact | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100 | 0 | 0 |
| Modern | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 98 | 4 |
| Times New Roman | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 96 |

Tabla 1. Matriz de confusión (en porciento) para los ocho fonts, estilo regular, a 8 puntos, 0° rotación, método de Cross-Validation (de la base de datos de 100 muestras, se toman 50 para aprendizaje y 50 para clasificar).

| | Regular | Italic | Bold | Bold+ Italic | Mean Value |
|------------------------|---------|--------|------|--------------|------------|
| Courier | 100 | 100 | 71 | 96 | 91.75 |
| Arial | 100 | 100 | 100 | 98 | 99.5 |
| Bookman Old Style | 100 | 100 | 100 | 94 | 98.5 |
| Franklin Gothic Medium | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| Comic Sans | 99 | 100 | 53 | 100 | 88 |
| Impact | 98 | 98 | 97 | 99 | 98 |
| Modern | 97 | 100 | 56 | 93 | 86.5 |
| Times New Roman | 96 | 100 | 67 | 100 | 90.75 |

Tabla 2. Matriz de confusión para los cuatro estilos en los ocho fonts por el método de Dejar-Uno-Fuera

5.1. Resultados de sensibilidad de ruido

Los resultados previos fueron obtenidos sin ruido aleatorio; pero es importante considerarlo dado que las imágenes usualmente presentan ruido por circunstancias ya mencionadas. Las pruebas de ruido se hicieron aplicándolo al 5, 11 y 17% respectivamente. La Fig. 5 muestra ejemplos de textos con ruido aleatorio. En la Tabla 3 presentamos los resultados de clasificación para tres tamaños de ventana, al igual que los ejercicios previos, a mayor tamaño de ventana se tiene mejor nivel de clasificación.



Fig. 5. Muestras de texto con ruido aleatorio al 5% (a), 11% (b) y 17% (c).

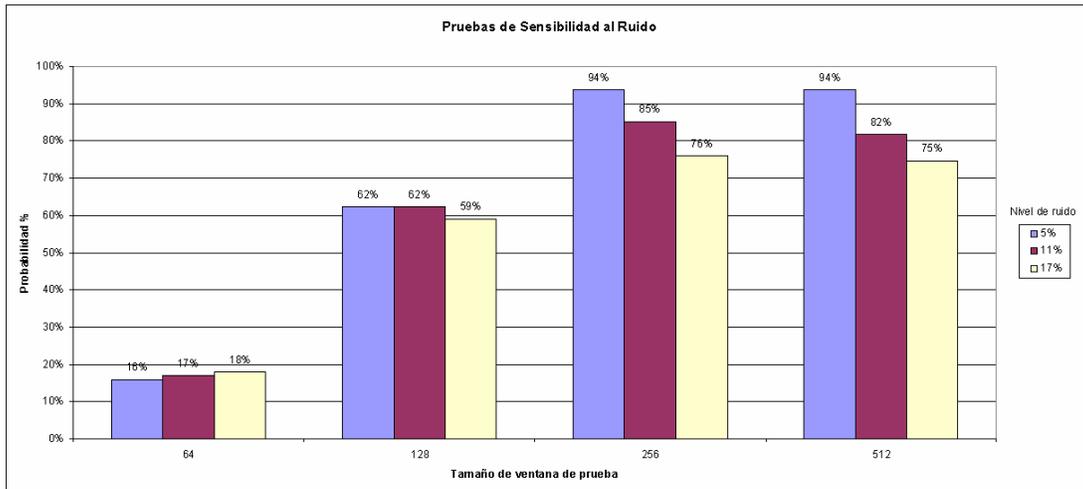


Tabla 3. Resultados de clasificación en imágenes con ruido a tres niveles (5, 11 y 17 %), y cuatro tamaños de ventana de prueba (64, 128, 256, 512 píxeles).

6. Conclusiones y perspectivas futuras

Tras haber implementado satisfactoriamente nuestra metodología propuesta, podemos considerar nuestros resultados bastante buenos para el número de operaciones usadas, en comparación con otras técnicas propuestas Aviles-Cruz et al. (2005) y Yong Zhu (2001). Obtuvimos niveles de clasificación por arriba del 95%, para el caso idealizado, y para las pruebas con ruido tuvimos resultados cercanos a este mismo porcentaje solo a un nivel de ruido del 5% en tamaños de ventana de 256 y 512 píxeles. De acuerdo a nuestros experimentos, logramos la tasa de mejor clasificación con las características de 8 puntos de font a 300 DPI para los casos de font regular, itálica y negrita; y en 6 puntos para el font de combinación itálica con negrita, de esto que nuestra base de datos de aprendizaje la dejamos ya fija con estos parámetros, y es con esta misma que se hicieron las pruebas de clasificación con ruido.

Tal como podemos apreciar en los resultados, no se conserva el valor del momento tras transformar la imagen, tanto con la escala como con la rotación, ya en la referencia (Aviles-Cruz, 1997) vemos que uno de los factores que afecta el procesamiento de las imágenes digitales al transformarlas es su propia naturaleza en píxeles, i.e. una imagen al rotarse, por mínima medida que tomemos, no es la misma en número de píxeles, ya no hablando de la posición, sino de la figura resultante, y recordemos que los elementos de los clasificadores, los estimadores estadísticos, son tomados por valores de los píxeles que forman a la imagen, al tener una imagen transformada, estos valores son alterados dramáticamente en la medida de la resolución de la imagen misma, de esto que a una resolución de 300 DPI ayuda, conjuntamente con un tamaño de ventana mayor, porque se toma una cantidad mayor de elementos sobre los cuales se calculan los estimadores.

Perspectivas

Nos resulta interesante a futuro poder hacer nuevas pruebas con imágenes fotografiadas de los textos mismos, para evitar el cálculo de la transformación en la rotación, ya que en este también acumulamos un nivel de error. No hacemos referencia al escaneo de los textos rotados porque los scanners sencillos de oficina no son precisos y nos acumulan errores del proceso de barrido, aunque también sería interesante poder hacer pruebas de este tipo y compararlas. Por otro lado, también el considerar otros conjuntos de fonts en otros tipos de idiomas (e.g. Chino, Japonés, Árabe, etc.) como lo hacen los autores (Yong Zhu, 2001); y también estudiar las variaciones a intervalos de rotación más reducidos (5° o 10°), y estudiar como afecta la variabilidad de los momentos en función de la rotación y la escala, para así lograr una mejor identificación con descriptores de font para cada tipo de lenguaje.

Referencias

- Aviles-Cruz Carlos, "Thèse: Analyse de Texture par Statistiques D'Ordre Supérieur: Caractérisation et Performances", Institut National Polytechnique de Grenoble. 1997.
- Aviles-Cruz Carlos, Rangel-Kuoppa Risto et al, "High-order statistical texture analysis – Font recognition applied", *Pattern Recognition Letters*, v.26, pp. 135-145. 2005.
- Cooperman R. "Producing Good Font Attribute Determination Using Error-Prone Information". In *Proceedings of the SPIE - Document Recognition IV*, pages 50--57, 1997.
- Fakunaga Keinosuke, "Introduction to Statistical Pattern Recognition", Edit. Academic Press Inc. 1990.
- González Rafael, Woods Richard, "Tratamiento Digital de Imágenes", Edit. Addison-Wesley / Diaz de Santos. 1996.
- Gueury Marc, Wijns Hervé, "Prétraitement et Classification de Données Application a la Discrimination de Textures", Mémoire de fin d'études, Institut National Polytechnique de Grenoble. 1994
- Hongwei Shi , Theo Pavlidis. "Font Recognition and Contextual Processing for More Accurate Text Recognition", *Proceedings of the 4th International Conference on Document Analysis and Recognition*, p.39-44, August 18-20, 1997.
- Jolesz, B., Bergen, J.R., "Textons, The Fundamental Elements in Pre-attentive vision and Perception of Textures. *Bell Syst. Tech. J.* 62 (6), 1619-1645.1999
- Khoubyari S. and Hull J. J. "Font and Function Word Identification in Document Recognition". *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 63 no.1, pp. 66-74, 1996.
- Malik, J. Belongie, S., Shi, J., Leung, T. "Textons, Contours and Regions: Cue Integration in Image Segmentation". IEEE Int. Conference on Computer Vision, CORFO, Greece, September 1999.
- Mathews John, "Métodos Numéricos con Matlab", 3ra. Ed., Edit. Prentice Hall. 2000.
- Mendenhall W., Wackerly D.D., Scheafer Richard., "Estadística Matemática con Aplicaciones". Edit. Grupo Editorial Iberoamerica, 2da. Ed. 1994.
- Nagy G., "Twenty Years of Document Image Analysis in PAMI", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, no. 1, pp. 38-62, Jan. 2000.
- Nakamura S., "Análisis Numérico y Visualización Gráfica con Matlab". Edit. Prentice Hall. 1997.
- Schreyer, P. Suds, and C. Maderlechner, "Font Style Detection in Documents Using Textons", Proc. Third Document Analysis Systems Workshop. Assoc. for Pattern Recognition Int'l, 1998.
- Song-Chun Zhu, "What Are Textons?", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 62, Issue 1-2. April-May 2005.
- The Mathworks Inc., "Matlab Edición del Estudiante, Versión 4, guía de usuario", Edit. Prentice may. 1996.
- The Mathworks Inc., "Using Matlab, Ver. 6, Release 12, Reference Guide" . 2000.
- Yong Zhu, "Font Recognition Based on Global Texture Analysis", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, no. 10, pp. 1192-1200, Oct. 2001.
- Zramdini A., Ingold R., "Optical Font Recognition Using Typographical Features", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v.20 n.8, p.877-882, August 1998.

Semblanza de los autores

- Carlos Avilés Cruz, nació el 13 de marzo de 1966 en la Ciudad de México, D.F. Obtuvo el título de Ingeniero en Electrónica especialidad en Sistemas Digitales en la Universidad Autónoma Metropolitana en 1989, el grado Maestro con especialidad en Procesamiento Digital de Señales, Imágenes y Voz en el Instituto Politécnico Nacional de Grenoble-Francia en 1993 y el grado de Doctor del Instituto Politécnico Nacional de Grenoble-Francia en 1997. El Dr. Avilés tiene el nombramiento de profesor-investigador Titular "C" en la Universidad Autónoma Metropolitana unidad Azcapotzalco, es autor y coautor de más de 30 artículos en revistas y congresos nacionales e internacionales, además de coautoría de dos libros. Sus intereses son la visión por computadora, el procesamiento digital de imágenes, el procesamiento digital de señales y la estadística de orden superior. Es miembro del Sistema Nacional de Investigadores en la categoría de *Investigador Nacional I*.
- Juan Villegas-Cortez, Realizó la licenciatura en Matemáticas Aplicadas en la Universidad Autónoma Metropolitana, unidad Iztapalapa, tiene estudios de Filosofía, fue consultor en derecho de autor en licenciamiento de software para la Business Software Alliance, actualmente es consultor privado en cómputo y estudiante de la Maestría en Ciencias de la Computación de la División de Ciencias Básicas e Ingeniería de la UAM.

Anexo 2. Contenido del CD-R

El clasificador fue programado en plataforma Matlab, Release 13, y se probó su compatibilidad con la Release 14. Aquí se muestra el código, en el mismo abundan los comentarios a fin de que pueda ser retomado por las personas que le sea de interés. El clasificador consta de cuatro funciones como se muestran sus características líneas abajo.

La media en disco compacto tiene tres carpetas, una con este documento de la tesis escrita en formato PDF, otra con los códigos, y otra con los archivos de la base de datos. La base de datos es muy grande (más de 2 Gb.) por el tamaño de las imágenes y la resolución de las mismas, por lo que se optó por compactar el archivo en formato ZIP.

Para ejecutar el clasificador

Vacíe al disco duro la base de datos desempaquetada y los códigos de Matlab en una sola carpeta de trabajo. Ejecute Matlab, cambie al directorio (carpeta) de trabajo, abra el editor de código y visualice los códigos de script por si desea hacer algún cambio.

Funciones del clasificador

| <i>Nombre del archivo</i> | <i>Características</i> |
|----------------------------------|---|
| clasif_GK.m | Clasificador modificado. Los métodos de gauss y knn desde aquí son invocados. |
| fgaussc.m | El clasificador Gaussiano. |
| fknn.m | El clasificador KNN |
| preprocesar_ima.m | Aplica el preprocesamiento a la imagen de la página de texto. |
| demo_ofr.m | Script para el usuario final para mostrar el funcionamiento del clasificador, ahí el usuario puede ingresar su imagen del texto en formato BMP, y aplicar el preprocesado, rotación y probar la clasificación. El usuario tiene la opción de cargar una base de datos, de acuerdo a un tamaño de ventana de prueba (64x64, 128x128, 256x256, 512x512), o bien pedir de acuerdo a un tamaño de ventana escogido que se vuelva a generar la base (proceso bastante lento). |

En las páginas siguientes se muestran los listados correspondientes.

```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\clasif_GK.m
15 de julio de 2005
Page 4
06:59:43 PM

207 Base_ap50c=[Base_ap50c (eval(['t_mom50c_' num2str(j)]))]; % formamos la dB a clasificar
208 Base_ap_knn50=[Base_ap_knn50: (eval(['t_mom50_' num2str(j)]))];
209 Mats_covs50=[Mats_covs50 (eval(['sc50_' num2str(j)]))];
210 M_desv_std50=[M_desv_std (eval(['t_mom50_std_' num2str(j)]))];
211 end
212 tf=(cputime); delta=tf-ti; % tiempo de calculo de CPU
213 % disp('Tiempo de calculo de los clasificadores:');
214 % disp(delta);
215 %+%+%+%+% calculamos los clasificadores +%+%+%+% FIN +%
216 t_xi=(cputime); % timer inicio de tiempo de calculo del clasif sobre la muestra X
217
218 if (resp_g=='s') | (resp_g=='S')
219 % aplicamos el clasificador a el vector X de la ventana de prueba sobre la muestra
220 clasif_gauss=fgaussc(Mats_covs, proms_mom_normal, num_clases, X, num_moment);
221 clasif_knn=fknnc(tam_base,Base_ap_knn, num_clases, num_atributos, X, K);
222
223 %t_xf=(cputime); % timer fin
224 %delta2=t_xf-t_xi;
225 %disp('tiempo de calculo en clasificar la muestra:');
226 %disp(delta2);
227
228 % desplegamos las imagenes de las clases supuestas
229 clagan_g=clasif_gauss(:,2); proba_g=clasif_gauss(:,1);
230 clagan_k=clasif_knn(:,1); proba_k=clasif_knn(:,2)/100;
231
232 if (proba_g > proba_k)
233 cla_gan=clagan_g; prob_gan=proba_g;
234 end
235 if (proba_g < proba_k)
236 cla_gan=clagan_k; prob_gan=proba_k;
237 end
238 if (proba_g == proba_k)
239 cla_gan=proba_g; prob_gan=proba_g;
240 end
241 %disp('Pertenece a clase'); disp(num2str(cla_gan));
242 if (cla_gan == 1) nom_cla='Courier'; end
243 if (cla_gan == 2) nom_cla='Arial'; end
244 if (cla_gan == 3) nom_cla='Bookman old Style'; end
245 if (cla_gan == 4) nom_cla='Franklin Gothic'; end
246 if (cla_gan == 5) nom_cla='Comic Sans'; end
247 if (cla_gan == 6) nom_cla='Impact'; end
248 if (cla_gan == 7) nom_cla='Modern'; end
249 if (cla_gan == 8) nom_cla='Times New Roman'; end
250 %disp('Con probabilidad');disp(num2str(prob_gan));
251 sprintf('La imagen: %s\nPertenece a clase: %d\t %s\nCon probabilidad: %2.2f , ima_in, cla_gan, nom_cla, prob_gan )
252 end % del if para la muestra
253 %calculamos M de conf. Gauss por el metodo de Resustitucion (R)
254
255 respuesta=[cla_gan, prob_gan];

```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\clasif_GK.m
15 de julio de 2005

Page 1
06:59:43 PM

```

1 function respuesta=clasif_GK(ancho2, nombre_i, exten, num_clases, num_moment, K, rotacion, puntos, resp_a, resp_g, resp_d, ima_in, resp_prep);
2 % clasif_GK.m
3 % calcula los n momentos para una imagen ingresada y clasifica una muestra
4 % de imagen dada a partir del uso de clasificadores bayesianos: Gauss y
5 % KNN, con K=k, y el numero de momentos variables.
6 %
7 % close all; clear; warning off all;
8 % ti=(cputime); % para calcular tiempo de ejecucion
9 % creamos la tabla donde concentramos los promedios de los momentos sobre las ventanas, para 8 fonts-cuadros de imagen a leer
10 % num_clases=8; num_moment=7; % num de momentos a tomar en cuenta%
11 tam_base=100; % num de elementos por dB por clase
12 ancho=ancho2; % ancho2=ancho;
13 % ancho=256; % ...de la ventana
14 % exten='.bmp'; % ext. indica el formato de las imagenes
15 % K=3; % parametro para el clasificador KNN
16 % rotacion=45; % rotacion de las imagenes a tomar
17 % puntos=12; % el tam de puntos del font a tomar
18
19 proms_mom_normal=zeros(num_moment, num_clases);
20 proms_mom_normal=double(proms_mom_normal);
21 proms_momi_normal=proms_mom_normal; % puntero para Leave-One-Out
22 % resp_a = input('Generar o Cargar clases? G/C: ', 's');
23
24 if (resp_a=='g') | (resp_a=='G')
25
26     ancho=ancho2; % 256; % ...de la ventana
27     % M_sc=zeros(1, num_clases); % para alojar las matrices de cov.
28     % PxCi=zeros(1, num_clases);
29     for j=1:num_clases
30         %imagen='_c_'; % imagen='clase_';
31         imagen=nombre_i; % el nombre de la imagen a tratar
32         imagen=[num2str(puntos) imagen];
33         imagen=['_' imagen];
34         imagen=[num2str(rotacion) imagen]; % le antepone el ang. de rotacion
35         imagen=[imagen num2str(j)]; imagen=[imagen exten];
36
37         I_in=imread(imagen);
38         [lw, lh]=size(I_in);
39         % figure.imshow(I_in); %title('Texto Courier - Normal');
40         ancho=ancho-1;
41         bx=lw-ancho; % punteros de generacion de num. aleatorios
42         by=lh-ancho;
43         % creamos tabla de num-momentos por 100-imagenes (7x100)
44         t_mom=zeros(num_moment,100); % puntero para la creacion de la dB x clase
45         % tomar 100 ventanas de (ancho)x(ancho) y sobre estas calcular los n-momentos
46         for i=1:tam_base % comenzamos calculando para 1 ventana
47             x=floor(bx+rand(1));
48             if x<=0 x=1; end
49             x_fin=x+ancho;
50             if x==1 x_fin=ancho; end
51             if x_fin>lw x_fin=lw; end
52             y=floor(by+rand(1));
53             if y<=0 y=1; end
54             y_fin=y+ancho;
55             if y==1 y_fin=ancho; end
56             if y_fin>lh y_fin=lh; end
57             % ventana
58             test_w=I_in(x:x_fin, y:y_fin); %figure.imshow(test_w);
59             momentos=c_momentos(test_w, num_moment); % calc_mom(test_w); % regresa vector de 7 componentes
60             t_mom(:,i)=momentos';
61         end
62         eval(['t_mom_' num2str(j) '=t_mom;']);
63         momentos_x_clase=[mom_x_cla_'; exten2=' csv';
64         momentos_x_clase=[momentos_x_clase num2str(j)];
65         momentos_x_clase=[momentos_x_clase '_r'];
66         momentos_x_clase=[momentos_x_clase num2str(rotacion)];
67         momentos_x_clase=[momentos_x_clase '_p'];
68         momentos_x_clase=[momentos_x_clase num2str(puntos)];
69         momentos_x_clase=[momentos_x_clase nombre_i];

```



```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\clasif_GK.m
15 de julio de 2005
Page 3
06:59:43 PM
138 file_prom50=[file_prom50 exten_p];
139 csvwrite(file_prom50, proms_mom_normal50);
140 % csvwrite('promedios_norm50.csv', proms_mom_normal50); % al 50% del total de la dB
141
142 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
143 % ahora tomamos una imagen de entrada, la preprocesamos y vemos a que clase pertenece
144 % resp_g = input('Desea hacer una prueba del clasificador al azar? (S/N) :', 's');
145
146 if (resp_g=='s') | (resp_g=='S')
147     %l_test=imread('tabla_8.bmp'); %figure:imshow(l_test);
148     l_test=imread(ima_in);
149     figure:imshow(l_test);
150     if (resp_prep=='n') | (resp_prep=='N')
151         l_test=preprocesar_ima(l_test);
152         figure:imshow(l_test);
153         imwrite(l_test,'agradecimientos_pre.bmp','bmp');
154     end
155
156     [lw, lh]=size(l_test);
157     ancho=ancho-1;
158     bx=lw-ancho; by=lh-ancho; % punteros de generacion de num. aleatorios
159     for i=1:1 % comenzamos calculando para 1 ventana de prueba
160         x=floor(bx*rand(1));
161         if x<=0 x=1; end
162         x_fin=x+ancho;
163         if x==1 x_fin=ancho; end
164         if x_fin>lw x_fin=lw; end
165         y=floor(by*rand(1));
166         if y<=0 y=1; end
167         y_fin=y+ancho;
168         if y==1 y_fin=ancho; end
169         if y_fin>lh y_fin=lh; end
170         test_w=l_test(x:x_fin, y:y_fin); % ventana sobre prueba %test_w=l_test(1:32, 1:32);
171         figure:imshow(test_w);
172         momentos=c_momentos(test_w, num_moment); %regresa vector de n momentos-componentes calculados
173         t_mom_test(:,i)=momentos';
174     end
175     %figure:imshow(test_w);
176     title(ima_in);
177     prom_mom_test=mean(t_mom_test'); prom_mom_test=prom_mom_test';
178     % aplicamos para c/u de las ventanas de la imagen a clasificar el clasificador tomamos el primer vector, y la media para la primera clase
179     X=t_mom_test(:,1);
180     end % del if de respuesta 's'
181     % M1=prom_mom(:,1); M2=prom_mom(:,2);
182     %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
183     %+%+%+% calculamos los clasificadores +%+%+% INICIO +%
184     % procedemos a calcular la M de Confusion tanto para metodo Gaussiano y KNN
185     % concatenamos todas las M de cada clase en una sola , ntra. Base de Aprendizaje formamos un M con todas las Mat. de Cov., y otra M con
186     % todas la mat. de desv. std.
187     % --> los calculos para el clasif. con la base al 100% de aprendizaje, para
188     % el calculo de la M. de Conf. por algoritmo de Resustitucion
189     Base_ap=t_mom_1; Mats_covs=sc_1; M_desv_std=t_mom_std_1;
190     Base_ap_knn=t_mom_1;
191     for j=2:num_clases
192         Base_ap=[Base_ap (eval(['t_mom_' num2str(j)]))];
193         Base_ap_knn=[Base_ap_knn; (eval(['t_mom_' num2str(j)]))];
194         Mats_covs=[Mats_covs (eval(['sc_' num2str(j)]))];
195         M_desv_std=[M_desv_std (eval(['t_mom_std_' num2str(j)]))];
196     end
197     num_atributos=num_moment; % son los 7 o n momentos por vector de c/clase de la base de aprendizaje
198     % --> los calculos al 50% de la base para el calculo de la Mat. Conf. por
199     % Cross Validation
200     Base_ap50=t_mom50_1;
201     Base_ap50c=t_mom50c_1;
202     Mats_covs50= sc50_1;
203     M_desv_std50=t_mom50_std_1;
204     Base_ap_knn50=t_mom50_1;
205     for j=2:num_clases
206         Base_ap50=[Base_ap50 (eval(['t_mom50_' num2str(j)]))]; % esta dB es con la que se aprende

```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\fgaussc.m
15 de julio de 2005

Page 1
07:01:59 PM

```
1 function clasif_gauss=fgaussc(Mats_covs, proms_mom_normal, num_clases, X, num_moment);
2 % clasif_gaussc.m
3 %
4 % Aplica el clasificador Gaussiano sobre el vector X, con un numero de
5 % momentos (num_moment), tomando los promedios (proms_mom_normal) y las matrices de
6 % varianza-covarianza (Mats_covs)
7 %
8 for i=1:num_clases
9     Mcov=double(Mats_covs(:, ((i-1)*num_moment+1) : (num_moment*i) ));
10    dt=double(det(Mcov));
11    Media=double(proms_mom_normal(:,i));
12    PxCi(:,i)=double(((2*pi)^(-num_moment/2))*(dt^(-0.5))*exp( -0.5*(X-Media)^(Mcov^(-1))*(X-Media) ));
13 end
14 %calculamos las probabilidades por clase
15 PpCi=zeros(1,num_clases);
16 for j=1:num_clases
17     PpCi(:,j)=real(PxCi(:,j)/sum(PxCi));
18 end
19 [Proba, Cla_gan]=max(PpCi);
20
21 % validamos la indeterminacion
22 if (isnan(Proba) == 1) Proba=0; end
23
24 % regresamos la probabilidad con la que gana (Proba), la respectiva clase
25 % ganadora (Cla_gan)
26 clasif_gauss=[Proba, Cla_gan];
```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\fknn.m
15 de julio de 2005

Page 1
07:02:34 PM

```
1 function clasif_knn=fknn2(tam_base, Base_ap_knn, num_clases, num_atributos, X, K);
2 % Aplica el clasificador KNN para N-clases y M-dimensiones
3 % la Funcion regresa:
4 % ----> La clase ganadora y la probabilidad con que gana
5 % aplica la tecnica de tomar la k-muestra de distancias minimas al punto X
6 NC=num_clases;
7 ND=num_atributos; %Numero de dimensiones
8 % Calculamos las distancias entre el punto Xp y los puntos de las Clases
9 %M_normas=zeros(100*NC, 1); % la tomo como puntero para calculo de las normas euclidianas a calcular
10 M_normas=zeros(tam_base*NC, 1);
11 for j=1:(tam_base*NC)
12     M_normas(j, :)=norm(Base_ap_knn(j, :) - X);
13 end
14 % le agregamos la columna de indices por clase
15 pun_ind_k=ones(tam_base,1);
16 pun_ind=pun_ind_k;
17 for i=2:NC
18     pun_ind_n=i*pun_ind;
19     pun_ind_k=[pun_ind_k; pun_ind_n];
20 end
21 Normas_col=[M_normas, pun_ind_k];
22 % ordenamos las normas
23 s_arreglo=sortrows(Normas_col);
24 % extraemos las 'K' primeras lineas del arreglo ordenado
25 m_res=[s_arreglo(1:K,:)];
26 %disp('Los puntos son los siguientes: ');
27 %disp(m_res); % 'm_res' contiene las muestra con los valores ordenados
28 % ahora se necesita contar el numero de eventos de la K-muestra que
29 % corresponde a cada NC-clase
30 % separamos la segunda columna en un vector, estos son los indices de cada
31 % clase
32 clase_gan=m_res(:,2);
33 contador=zeros(1,NC);
34 for i=1:K % barre el tamaño de la muestra
35     for j=1:NC
36         if clase_gan(i)==j
37             contador(j)=1+contador(j);
38         end
39     end
40 end
41 %obtenemos del contador la clase ganadora
42 [Cont_gan, Clase_gan]=max(contador); %arroja el primer indice que de el mismo valor, para cuando se tiene repeticiones
43 %disp('La clase ganadora c/Knn es: ');
44 %disp(Clase_gan);
45 %disp('Con probabilidad de: ');
46 %disp((Cont_gan/K)*100);
47 % construimos el vector de probabilidades por indice-clase
48 %[Probas]=ones(1,NC);
49 % for i=1:NC
50 %     Probas(i)=contador(i)/K;
51 % end
52 clasif_knn=[Clase_gan, (Cont_gan/K)*100, contador];
```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\preprocesar_ima.m
15 de julio de 2005

Page 4
07:03:20 PM

```
208     for j=1:dimensiones_linea_pun(1)
209         col_cont=cont_anterior+j;
210         for k=1:dimensiones_linea_pun(2)
211             cuadro_textofinal(col_cont, k)=linea_pun(j,k);
212         end
213     end
214     cont_anterior=col_cont;
215 end
216
217 %figure;imshow(cuadro_textofinal); % mostramos como queda el cuadro final
218 cuadro_final=imaneq(cuadro_textofinal);
219 % figure;imshow(cuadro_final);
220 % imwrite(cuadro_final,'clase.bmp','bmp');
221 %%% Text Padding %%% fin -----
222 ima_prepro=cuadro_final;
```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\preprocesar_ima.m
15 de julio de 2005

Page 1
07:03:20 PM

```

1 function ima_prepro=preprocesar_ima(Imagen);
2 % preprocesar_ima.m
3 %
4 % esta funcion pre-procesa el cuadro de imagen
5 % recibe de entrada una imagen en bruto y la regresa sin espacios en blanco
6 %
7 I_in=Imagen;
8 dim_I=size(I_in);
9 % cambiamos la imagen a su "negativo"
10 I_in_neg=imneg(I_in);
11 % calculamos las proy. h de los valores de la matriz de la imagen
12 proy_pun=sum(I_in_neg'); proy_h=proy_pun';
13 % los normalizo a 1(uno) dividiendo entre el MAX
14 proy_hn=proy_h/(max(proy_h));
15 %%% Text Line Location %%%
16 % procedemos a localizar y eliminar las lineas en blanco de la imagen
17 Ind_eli=find(proy_hn > 0); % buscamos lineas sin texto
18 dim_eli=size(Ind_eli); % calculamos cuantas son las lineas sin texto
19 I_modf=I_in_neg; % tomo como puntero de la nueva imagen modificada
20 j=0; % contador puntero
21 for i=1:dim_eli(1,1) % metemos solo las lineas con texto a la nueva imagen
22     j=Ind_eli(i,1);
23     I_modf(i,:)=I_in(j,:);
24 end
25 cont_ini=dim_eli(1,1)+1;
26 cont_fin=dim_I(1,1);
27 I_modf(cont_ini:cont_fin,:)=[]; %I_modf=uint8(I_modf);
28 %%% Text Line Location %%%
29 % graficamos la imagen modificada sin las lineas en blanco
30 % imwrite(I_modf,'p1_mod.bmp','bmp');
31 %figure:imshow(I_modf);
32 % calculamos el alto de la linea de texto, y cuantas lineas son
33 dim_I_modf=size(I_modf);
34 cont anchos=zeros(dim_I(1,2),1);
35 k=0; j=0; cota=0; % contadores para el ciclo anidado
36 for i=1:dim_I(1,1)
37     if proy_hn(i) > cota
38         k=k+1;
39     end
40     if proy_hn(i) == cota
41         if k > 9 % apilamiento minimo de esp. blanco entre lineas
42             j=j+1;
43             cont anchos(j,1)=k;
44             k=0;
45         end
46     end
47 end
48 dim_cont anchos=size(cont anchos); %j
49 cont anchos(j+1:dim_cont anchos(1,1).:)=[];
50 lineas_text_total=j;
51 dim_cont anchos=size(cont anchos);
52 k=0; % contador aux.
53 for i=1:lineas_text_total
54     j=cont anchos(i);
55     % generamos las imagenes c/u con una linea de texto
56     eval(['lin_' num2str(i) '=I_modf(k+1 : k+j, :);']);
57     k=j+k; % valor j-1
58 end
59
60 %%% Text line normalization
61 for i=1:lineas_text_total
62     lin_negativa=imneg(eval(['lin_' num2str(i)]));
63     eval(['lin_neg_' num2str(i) '=lin_negativa;']);
64     proy_pun=sum(lin_negativa);
65     eval(['proy_lin_' num2str(i) '=proy_pun;']);
66     % normalizamos a 1 las proyecciones verticales de cada linea dividiendo
67     % entre el MAX
68     pun_normalizacion=proy_pun/max(proy_pun);
69     eval(['proy_lin_N_' num2str(i) '=pun_normalizacion;']);

```



```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\preprocesar_ima.m
15 de julio de 2005
Page 3
07:03:20 PM
139 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
140 for i=1:lineas_text_total
141     linea_pun=eval(['palabras_lin_' num2str(i)]);
142     dimensiones_linea_pun=size(linea_pun);
143     if i==1 cont_anterior=0; end
144     for j=1:dimensiones_linea_pun(1)
145         col_cont=cont_anterior+j;
146         for k=1:dimensiones_linea_pun(2)
147             cuadro_texto(col_cont, k)=linea_pun(j,k);
148         end
149     end
150     cont_anterior=col_cont;
151 end
152 cuadro_final=imaneq(cuadro_texto);
153 %%% TEXT PADDING %%%-inicio-----
154 tope=max(dimensiones_palabras(:,2)); % calculamos cual linea de texto es la mas larga
155 %%% procedemos a rellenar
156 for i=1:lineas_text_total
157     lin_pun=eval(['palabras_lin_' num2str(i)]); % linea puntero a procesar
158     dim_lin_pun=size(lin_pun);
159     esp_diferencia=tope-dim_lin_pun(1,2);
160     % caso 1: caundo es igual a la mas grande o un epsilon menos
161     if (esp_diferencia == 0 )
162         eval(['lin_final_' num2str(i) '= lin_pun;']);
163     else %para el caso que sea menor la rellenamos con la misma linea
164         n_veces=(esp_diferencia/dim_lin_pun(1,2)); % primero calculamos cuantas veces vamos a rellenar
165         n_veces=double(n_veces);
166         if (n_veces >= 0) & (n_veces <=1)
167             r=1; % que se rellene repitiendo solo una vez
168             lin_pun_2=lin_pun;
169             for veces=1:r
170                 lin_pun=[lin_pun lin_pun_2];
171             end
172             dim_linea=size(lin_pun); lin_fin=dim_linea(1,2);
173             lin_pun_2=lin_pun;
174             lin_pun_2(:,(tope+1):lin_fin)=[];
175             eval(['lin_final_' num2str(i) '= lin_pun_2;']);
176         end
177         if (n_veces > 1)
178             r=uint8(n_veces);
179             r=double(r)+1;
180             lin_pun_2=lin_pun;
181             for veces=1:r
182                 lin_pun=[lin_pun lin_pun_2];
183             end
184             dim_linea=size(lin_pun); lin_fin=dim_linea(1,2);
185             lin_pun_2=lin_pun;
186             lin_pun_2(:,(tope+1):lin_fin)=[];
187             eval(['lin_final_' num2str(i) '= lin_pun_2;']);
188         end
189     end
190 end
191 %%% formamos la imagen integrando las lineas ya ajustadas
192 dimensiones_lin_final=zeros(lineas_text_total,2);
193 %linpun=lin_final_1;
194 for i=1:lineas_text_total
195     linpun=eval(['lin_final_' num2str(i)]);
196     dimpun=size(linpun);
197     dimensiones_lin_final(i,1)=dimpun(1,1);
198     dimensiones_lin_final(i,2)=dimpun(1,2);
199 end
200
201 dim_lin_max=max(dimensiones_lin_final(:,2));
202 cuadro_textofinal=zeros(sum(dimensiones_lin_final(:,1)), dim_lin_max );
203
204 for i=1:lineas_text_total
205     linea_pun=eval(['lin_final_' num2str(i)]);
206     dimensiones_linea_pun=size(linea_pun);
207     if i==1 cont_anterior=0; end

```

C:\MATLAB6p5\work\momentos\demo_ofr.m
15 de julio de 2005

Page 1
06:58:55 PM

```
1 % demo_ofr.m
2 % clasifica una imagen de entrada proporcionada por el usuario, en formato
3 % Mapa de Bits (BMP). Se determinan los parametros de la base de datos a
4 % cargar, o si se genera una nueva, etc.
5 %
6 close all; clear; warning off all;
7
8 num_clases=8;
9 num_moment=7;
10 ancho=256; rotacion=0; puntos=8;
11 nombre_i='_c_';
12 K=3; % parametro para el clasificador KNN
13 exten='.bmp'; % el formato de las imagenes a tratar
14 resp_a='C'; % Generar las clases o 'C' cargarlas de una generada previa
15 resp_g='s'; % SI/No deseamos hacer una clasificacion al azar de una tabla muestra
16 resp_d='s'; % no deseamos visualizar las clases supuestas
17 resp_prep='n'; % S/N indica si la imagen que se le pasa esta o no preprocesada
18
19 % ima_in = input('Ingrese la imagen a clasificar: ', 's');
20 ima_in = 'agradecimientos.bmp';
21 r_clas=clasif_GK_mod_usuario_i(ancho, nombre_i, exten, num_clases, num_moment, K, rotacion, puntos, resp_a, resp_g, resp_d, ima_in, resp_prep);
22
23 % tomando una rotada
24 ima_pre=imread('agradecimientos_pre.bmp');
25 J = imrotate(ima_pre,-90,'bilinear','crop');
26 % figure, imshow(J);
27 imwrite(J, 'agra_rotada.bmp', 'bmp');
28 ima_in='agra_rotada.bmp';
29 resp_prep='s'; % S/N indica si la imagen que se le pasa esta o no preprocesada
30 r_clas=clasif_GK_mod_usuario_i(ancho, nombre_i, exten, num_clases, num_moment, K, rotacion, puntos, resp_a, resp_g, resp_d, ima_in, resp_prep);
31
```

UNIVERSIDAD
AUTONOMA
METROPOLITANA



Casa abierta al tiempo **Azcapotzalco**