

ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO

SEDE LATACUNGA



CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

**“DESARROLLO DE SOFTWARE PARA EL
RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO
REDES NEURONALES CASO PRÁCTICO FORMULARIO DE
INSCRIPCIÓN DE LA ESCUELA POLITÉCNICA DEL
EJÉRCITO SEDE LATACUNGA.”**

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO DE
SISTEMAS E INFORMÁTICA**

MAYRA ALICIA PÉREZ VILLACIS

Latacunga, Agosto 2008

ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO
CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E
INFORMÁTICA

CERTIFICADO

ING. JOSÉ LUIS CARRILLO (DIRECTOR)
ING. ARMANDO ÁLVAREZ (CODIRECTOR)

CERTIFICO:

Que el trabajo titulado “DESARROLLO DE SOFTWARE PARA EL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO REDES NEURONALES CASO PRÁCTICO FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN DE LA ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO SEDE LATACUNGA” realizado por la señorita MAYRA ALICIA PÉREZ VILLACIS ha sido guiado y revisado periódicamente y cumple normas estatutarias establecidas por la ESPE, en el Reglamento de Estudiantes de la Escuela Politécnica del Ejército.

Debido a que constituye un trabajo de excelente contenido científico que coadyuvará a la aplicación de conocimientos y al desarrollo profesional, SI recomienda su publicación.

El mencionado trabajo consta de un empastado y un disco compacto el cual contiene los archivos en formato digital. Autorizan a la señorita PÉREZ VILLACIS MAYRA ALICIA que lo entregue al ING. EDISON ESPINOSA, en su calidad de Coordinador de Carrera.

Latacunga, 14 de Agosto del 2008

Ing. José Luis Carrillo
DIRECTOR

Ing. Armando Álvarez
CODIRECTOR

ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO

**CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E
INFORMÁTICA**

AUTORIZACIÓN

Yo, PÉREZ VILLACIS MAYRA ALICIA

Autorizamos a la Escuela Politécnica del Ejército la publicación, en la biblioteca virtual de la Institución, el trabajo de grado titulado “DESARROLLO DE SOFTWARE PARA EL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO REDES NEURONALES CASO PRÁCTICO FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN DE LA ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO SEDE LATACUNGA” cuyo contenido, ideas y criterios es de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Latacunga, 14 de Agosto del 2008

Mayra Alicia Pérez Villacis
C.I. No. 050274453-5

ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, PÉREZ VILLACIS MAYRA ALICIA

DECLARO QUE:

El proyecto de grado denominado "DESARROLLO DE SOFTWARE PARA EL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO REDES NEURONALES CASO PRÁCTICO FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN DE LA ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO SEDE LATACUNGA" ha sido desarrollado con base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme las citas que constan al pie de las páginas correspondientes, cuyas fuentes se incorporan en las referencias bibliográficas.

Consecuentemente este trabajo es de mi autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Latacunga, 14 de Agosto del 2008

Mayra Alicia Pérez Villacis

C.I. No. 050274453-5

AGRADECIMIENTOS

Expreso mi más sincero agradecimiento a mis padres Humberto y Alicia por todo el sacrificio, por su ejemplo de superación incasable, por su comprensión y confianza, mis valores morales y mi superación se las debo a ustedes.

A mis hermanos; Mariela, Xavier y Santiago por demostrarme su cariño y paciencia de distintas maneras la cual permitió que siguiera adelante. A mis cuñados Ademar y Lorena por todo el apoyo brindado durante esta trayectoria de investigación del trabajo y como olvidar a mi pequeño sobrino Luis por sus ocurrencias y preocupación de todos los días.

A mi abuelita Rosario que durante este proceso estuvo siempre a mi lado brindándome su apoyo, consejos, cariño y comprensión.

A los distinguidos docentes que con sus valiosos conocimientos y dedicación han sabido guiar el proyecto que a la vez, lo han hecho suyo. En especial.

Al Director de tesis, Ing. José Luis Carrillo, por su valioso apoyo y colaboración desde el inicio de la investigación.

Al Codirector de tesis, Ing. Armando Álvarez por su paciencia, interés e importantes contribuciones para el desarrollo de este proyecto de tesis.

A nuestros maestros de la Carrera de Sistemas e Informática, por sus conocimientos impartidos durante nuestra permanencia en la Escuela Politécnica del Ejército.

A mi familia, amigos y seres queridos que compartieron momentos de alegría y tristezas a lo largo de estos años de estudio y que me brindaron su apoyo, afecto y buenos consejos.

A todas aquellas personas que de una u otra manera me han ayudado y dispensado su valiosa amistad, mi eterno agradecimiento.

Mayra A. Pérez V.

DEDICATORIA

Este trabajo de investigación que lo realizado con mucho esfuerzo y sacrificio la dedico a Dios por concederme la salud y fortaleza de iniciar y concluir con este proyecto, con mucho cariño a mis padres, quienes han sido fuente de motivación y apoyo ya que me han dado la fuerza interior necesaria para alcanzar este ansiado objetivo.

May

INDICE

CAPÍTULO I	- 1 -
1.1 RECONOCIMIENTO DE PATRONES	- 1 -
1.1.1 INTRODUCCIÓN.....	- 1 -
1.1.2 DEFINICIÓN.....	- 2 -
1.1.3 CARACTERÍSTICAS.....	- 2 -
1.1.4 COMPONENTES DE U SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES.....	- 3 -
1.2 RECONOCIMIENTO DE TEXTO	- 6 -
1.2.1 INTRODUCCIÓN.....	- 6 -
1.2.2 RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO.....	- 7 -
1.2.3 RECONOCIMIENTO ÓPTICO DE CARACTERES.....	- 8 -
1.3 TIPOS Y MODELOS DE RECONOCIMIENTO DE TEXTO	- 9 -
1.3.1 RECONOCIMIENTO DE CHEQUES BANCARIOS	- 9 -
1.3.2 RECONOCIMIENTO DE FORMULARIOS MANUSCRITOS (ANÁLISIS DE DOCUMENTOS).....	- 10 -
1.3.3 RECONOCIMIENTO DE PLACAS DE MATRÍCULAS (ANÁLISIS DE ESCENAS).....	- 12 -
1.3.4 RECONOCIMIENTO AUTOMÁTICO DE CARACTERES MANUSCRITOS Y MÁRCAS ORIENTANDO AL PROCESADO DE ENCUESTA.....	- 14 -
1.3.5 RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO CONTINUO.....	- 15 -
1.3.6 SISTEMA DE RECONOCIMIÉNTO DE CÓDIGOS EN PRODUCTOS CÁRNICOS.....	- 17 -
1.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	- 18 -
1.4.1 INTRODUCCIÓN.....	- 18 -
1.4.2 PASOS DE RECONOCIMIENTO DE ESCRITURA MANUSCRITA....	- 19 -
1.4.2.1 ADQUISICIÓN-BINARIZACIÓN DE ESCRITURA	- 19 -
1.4.2.2 PRE-TRATAMIENTO.....	- 20 -
1.4.2.3 SEGMENTACIÓN	- 22 -

1.4.2.4 CLASIFICACIÓN-RECONOCIMIENTO	- 24 -
1.4.2.5 POST-TRATAMIENTO	- 26 -
1.5 PCA (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS)	- 27 -
1.5.1 INTRODUCCIÓN	- 27 -
1.5.2 DEFINICIÓN	- 27 -
1.5.3 OBTENCIÓN DE LAS COMPONENTES PRINCIPALES.....	- 27 -
1.5.4 FASES DEL ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES.....	- 28 -
1.6 ALGORITMOS DE RECONOCIMIENTO DE TEXTO	- 29 -
1.6.1 ALGORITMO DE BAYESIANO INGENUO	- 29 -
1.6.2 ALGORITMO DE K-MEDIAS (K-MEANS)	- 30 -
CAPITULO II	- 32 -
2.1 INTRODUCCIÓN	- 33 -
2.1.1 HISTORIA DE LAS REDES NEURONALES.....	- 33 -
2.1.2 DEFINICIÓN.....	- 35 -
2.1.3 CARACTERÍSTICAS	- 37 -
2.1.4 FUNCIONAMIENTO.....	- 38 -
2.1.5 ELEMENTOS.....	- 39 -
2.1.6 VENTAJAS	- 41 -
2.2 MODELOS DE LAS REDES NEURONALES	- 42 -
2.2.1 MODELO ADELIN (FILTRADO DE SEÑAL)	- 44 -
2.2.2 MODELO MADELINE.....	- 45 -
2.2.3 MODELO DE PERCEPTRON.....	- 46 -
2.2.4 MODELO BACK-PROPAGATION.....	- 48 -
2.2.5 MODELOS DE REDES DE KOHONEN.....	- 50 -
2.2.6 MODELOS DE REDES DE HOPFIELD	- 53 -
2.3 ARQUITECTURA DE LAS REDES NEURONALES	- 55 -
2.3.1 SEGÚN EL NÚMERO DE CAPAS	- 55 -
2.3.2 SEGÚN EL TIPO DE CONEXIONES.....	- 57 -
2.3.3 SEGÚN EL GRADO DE CONEXIÓN.....	- 59 -
2.4 APLICACIONES DE REDES NEURONALES	- 59 -
2.4.1 BIBLIOMETRÍA.....	- 60 -
2.4.2 MEDICINA	- 60 -

2.4.3 PROCESADO DE LA SEÑAL	- 62 -
2.4.4 ECONOMÍA	- 63 -
2.4.5 FINANZAS.....	- 64 -
2.4.6 MEDIO AMBIENTE	- 64 -
2.4.7 MANUFACTURACIÓN	- 64 -
2.4.8 MONITORIZACIÓN EN CIRUGÍA.....	- 65 -
2.4.9 MILITARES	- 65 -
2.5 REDES NEURONALES PARA EL RECONOCIMIENTO DE TEXTO	- 65 -
2.5.1 DEFINICIÓN.....	- 65 -
2.5.2 REDES NEURONALES APLICADAS AL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO.....	- 66 -
CAPITULO III	- 73 -
3.1 RECOPILCIÓN DE REQUISITOS DEL SOFTWARE.....	- 73 -
3.1.1 INTRODUCCIÓN	- 73 -
3.1.2 PROPÓSITO	- 73 -
3.1.3 ÁMBITO DEL SISTEMA	- 74 -
3.1.4 DEFINICIÓN DE ACRÓNIMOS Y ABREVIATURAS	- 74 -
3.1.4.1 DEFINICIONES.....	- 74 -
3.1.4.2 ACRÓNIMOS	- 74 -
3.1.4.3 ABREVIATURAS	- 75 -
3.1.5 REFERENCIAS	- 75 -
3.1.6 VISIÓN GENERAL DEL DOCUMENTO.....	- 75 -
3.1.7 DESCRIPCIÓN GENERAL	- 75 -
3.1.7.1 PERSPECTIVA DEL PRODUCTO	- 75 -
3.1.8 FUNCIONES DEL SISTEMA	- 76 -
3.1.8.1 GESTIÓN DE FORMULARIO.....	- 76 -
3.1.9 CARACTERÍSTICAS DEL USUARIO.....	- 76 -
3.1.9.1 RESTRICCIONES	- 76 -
3.1.10 SUPOSICIONES Y DEPENDENCIAS	- 77 -
3.1.10.1 SUPOSICIONES	- 77 -
3.1.10.2 DEPENDENCIA	- 77 -
3.1.11 REQUISITOS ESPECÍFICOS.....	- 77 -

3.1.12	REQUISITOS FUNCIONALES.....	- 78 -
3.1.12.1	GESTIÓN DE FORMULARIOS	- 78 -
3.1.13	REQUISITOS DE INTERFACES EXTERNAS	- 78 -
3.1.13.1	INTERFACES DE USUARIO.....	- 78 -
3.1.13.2	REQUISITOS DE SOFTWARE	- 79 -
3.1.13.3	REQUISITOS DE DESARROLLO	- 79 -
3.1.13.4	REQUISITOS TECNOLÓGICOS	- 79 -
3.2	ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN CAPTADA	- 80 -
3.2.1	DIAGRAMA DE CASO DE USO	- 80 -
3.2.2	DESCRIPCIÓN DE CASOS DE USO (ADMINISTRADOR).....	- 81 -
3.2.3	DIAGRAMA DE CASO DE USO EN FORMATO EXPANDIDO	- 82 -
3.3	DISEÑO Y MODELAMIENTO DEL PROTOTIPO DEL SISTEMA	- 85 -
3.3.1	DIAGRAMA DE SECUENCIA	- 86 -
3.3.2	DIAGRAMAS DE COLABORACIÓN	- 88 -
3.3.3	DIAGRAMA DE CLASE	- 89 -
3.4	IMPLEMENTACIÓN DEL SOFTWARE	- 90 -
3.4.1	EJEMPLO DE APLICACIÓN AL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO REDES NEURONALES - 91 -	
3.4.1.1	GENERALIDADES DEL RECONOCIMIENTO.....	- 91 -
3.4.1.2	MODELO DE LA RED BACK-PROPAGATION	- 92 -
	MODELO Y ESTRUCTURA	- 92 -
3.4.1.3	ENTRENAMIENTO DE LA RED.....	- 93 -
3.5	PRUEBAS DE VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN	- 93 -
3.5.1	VARIACIÓN DE PARÁMETROS PARA LAS LETRAS DE LA “A” A LA “Z”.....	- 94 -
3.5.2	ESTILO DE ENTRENAMIENTO.....	- 95 -
3.5.3	FUNCIONES DE ACTIVACIÓN	- 96 -
3.5.4	RANGO DE VARIACIÓN DE LAS ENTRADAS	- 97 -
3.5.5	META DEL ERROR	- 98 -
3.5.6	MÍNIMO GRADIENTE.....	- 99 -
3.5.7	FUNCIÓN DE APRENDIZAJE.....	- 100 -
3.5.8	FUNCIÓN DE ENTRENAMIENTO.....	- 102 -

3.5.9	TIPO DE ENTRADAS.....	- 103 -
3.5.10	NÚMERO DE NEURONAS.....	- 104 -
3.5.11	VALORES DEFINITIVOS	- 105 -
3.5.12	GRÁFICO DE RENDIMIENTO.....	- 106 -
3.5.13	PRUEBAS REALIZADAS AL SISTEMA.....	- 106 -
CAPITULO IV		- 123 -
4.1	CONCLUSIONES	- 123 -
4.2	RECOMENDACIONES	- 124 -

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.1	COMPONENTE DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES.....	-4-
FIGURA 1.2	EXTRACCIÓN DE INFORMACIÓN DE INFORMACIÓN ALFANUMÉRICA, APLICANDO ALGORITMO OCR.....	-11-
FIGURA 1.3	SEGMENTACIÓN APROXIMADA DE UNA MATRÍCULA DE VEHÍCULO.....	-12-
FIGURA 1.4	CADENA DE CARACTERES OBTENIDA TRAS PROCESO DE CLASIFICACIÓN.....	-13-
FIGURA 1.5	CÓDIGO EN PRODUCTOS CÁRNICOS.....	-17-
FIGURA 1.6	PASOS DE SEGMENTACIÓN/CLASIFICACIÓN.....	-18-
FIGURA 2.1	ESQUEMA DE UN MODELO NEURONAL.....	-44-
FIGURA 2.2	ESQUEMA DE UN MODELO NEURAL ADELINÉ.....	-45-
FIGURA 2.3	ESQUEMA DE UN MODELO NEURAL MADELINE.....	-46-
FIGURA 2.4	ESQUEMA DE UN MODELO DE RED NEURAL PERCEPTRON....	-46-
FIGURA 2.5	FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN DE RED DE TIPO PERCEPTRON.....	-48-
FIGURA 2.6	RED DE HOPFIELD.....	-48-
FIGURA 2.7	RED NEURONAL MONOCAPA.....	-56-
FIGURA 2.8	ESQUEMA DE UNA RED NEURONAL MULTICAPA.....	-57-

FIGURA 2.9 RED NEURONAL RRECURRENTE.....	-58-
FIGURA 2.10 PASOS BÁSICOS DEL RECONOCIMIENTO DEL DOCUMENTO..	-67-
FIGURA 2.11 ESQUEMA GENERAL DE LA TÁCTICA DE RECONOCIMIENTO	-67-
FIGURA 2.12 EJEMPLO DE TEXTO DE DOCUMENTO.....	-68-
FIGURA 2.13 PROCESO DE SEGMENTACIÓN Y RECONOCIMIENTO.....	-69-
FIGURA 2.14 RESULTADOS DE 8 ALGORITMOS DROP-FALL EN EL CASO DE UN '0' CONECTADO A UN '5'.....	-70-
FIGURA 2.15 PROCESO DE NORMALIZACIÓN.....	-70-
FIGURA 2.16 DÍGITOS OBTENIDOS DE CHEQUES DE BRASIL.....	-71-
FIGURA 3.1 DIAGRAMA DE CASO DE USO.....	-80-
FIGURA 3.2 DIAGRAMA ABRIR FORMULARIO.....	-86-
FIGURA 3.3 DIAGRAMA AMPLIAR FORMULARIO.....	-86-
FIGURA 3.4 DIAGRAMA REDUCIR FORMULARIO.....	-87-
FIGURA 3.5 DIAGRAMA CAMBIAR PUNTERO.....	-87-
FIGURA 3.6 DIAGRAMA RECONOCIMIENTO DE FORMULARIO.....	-87-
FIGURA 3.7 DIAGRAMA DE COLABORACIÓN ABRIR FORMULARIO.....	-88-
FIGURA 3.8 DIAGRAMA AMPLIAR FORMULARIO.....	-88-
FIGURA 3.9 DIAGRAMA REDUCIR FORMULARIO.....	-88-
FIGURA 3.10 DIAGRAMA CAMBIAR PUNTERO.....	-89-
FIGURA 3.11 DIAGRAMA RECONOCIMIENTO FORMULARIO.....	-89-
FIGURA 3.12 DIAGRAMA DE CLASES DEL SISTEMA SISRETEX.....	-89-
FIGURA 3.13 ARQUITECTURA DE LAS RED NEURONAL PARA LETRAS.....	-90-
FIGURA 3.14 ARQUITECTURA DE LA RED NEURONAL PARA NÚMEROS.....	-91-
FIGURA 3.15 ENTRENAMIENTO PARA EL MODELO DE BAKC-PROPAGATION	-104-
FIGURA 3.16 FORMULARIO 1.....	-107-
FIGURA 3.17 RESULTADOS DEL FORMULARIO 1.....	-108-
FIGURA 3.18 FORMULARIO 2.....	-108-
FIGURA 3.19 RESULTADOS DEL FORMULARIO 2.....	-109-
FIGURA 3.20 FORMULARIO 3.....	-109-
FIGURA 3.21 RESULTADOS DEL FORMULARIO 3.....	-110-
FIGURA 3.22 FORMULARIO 4.....	-110-

FIGURA 3.23 RESULTADOS DEL FORMULARIO 4.....	-111-
FIGURA 3.24 FORMULARIO 5.....	-111-
FIGURA 3.25 RESULTADOS DEL FORMULARIO 5.....	-112-
FIGURA 3.26 FORMULARIO 6.....	-112-
FIGURA 3.27 RESULTADOS DEL FORMULARIO 6.....	-113-
FIGURA 3.28 FORMULARIO 7.....	-113-
FIGURA 3.29 RESULTADOS DEL FORMULARIO 7.....	-114-
FIGURA 3.30 FORMULARIO 8.....	-114-
FIGURA 3.31 RESULTADOS DEL FORMULARIO 8.....	-115-
FIGURA 3.32 FORMULARIO 9.....	-115-
FIGURA 3.33 RESULTADOS DEL FORMULARIO 9.....	-116-
FIGURA 3.34 FORMULARIO 10.....	-116-
FIGURA 3.35 RESULTADOS DEL FORMULARIO 10.....	-117-
FIGURA 3.36 FORMULARIO 11.....	-117-
FIGURA 3.37 RESULTADOS DEL FORMULARIO 11.....	-118-
FIGURA 3.38 FORMULARIO 12.....	-118-
FIGURA 3.39 RESULTADOS DEL FORMULARIO 12.....	-119-
FIGURA 3.40 FORMULARIO 13.....	-119-
FIGURA 3.41 RESULTADOS DEL FORMULARIO 14.....	-120-
FIGURA 3.42 FORMULARIO 14.....	-120-
FIGURA 3.43 RESULTADOS DEL FORMULARIO 15.....	-121-

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 3.1 PARÁMETROS INICIALES DE LA RED BACKPROPAGATION.....	-95-
TABLA 3.2 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DEL ESTÍLO DE ENTRENAMIENTO.....	-95-
TABLA 3.3 FUNCIONES DE ACTIVACIÓN: CONDICIONES INICIALES.....	-96-
TABLA 3.4 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DE LAS FUNCIONES DE ACTIVACIÓN.....	-96-

TABLA 3.5 RANGO DE VARIACIÓN DE ENTRADAS: CONDICIONES INICIALES.....	-97-
TABLA 3.6 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DEL RANGO DE LAS ENTRANAS.....	-97-
TABLA 3.7 META DEL ERROR: CONDICIONES INICIALES.....	-98-
TABLA 3.8 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DE LA META DEL ERROR.....	-99-
TABLA 3.9 MÍNIMO GRADIENTE: CONDICIONES INICIALES.....	-100-
TABLA 3.10 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DEL MÍNIMO GRADIENTE.....	-100-
TABLA 3.11 FUNCIONES DE APRENDIZAJE: CONDICIONES INICIALES.....	-101-
TABLA 3.12 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DE LA FUNCIÓN DE APRENDIZAJE.....	-101-
TABLA 3.13 FUNCIONES DE ENTRENAMIENTO: CONDICIONES INICIALES.....	-102-
TABLA 3.14 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DE ENTRENAMIENNT.....	-102-
TABLA 3.15 TIPO DE ENTRADAS: CONDICIONES INICIALES.....	-103-
TABLA 3.16 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DEL DE ENTRADAS.....	-103-
TABLA 3.17 NEURONA DE LA PRIMERA CAPA: CONDICIONES INICIALES.....	-104-
TABLA 3.18 RESULTADOS OBTENIDOS CON LA VARIACIÓN DE LA PRIMERA CAPA.....	-105-
TABLA 3.19 CUADRO DE VALORES SELECCIONADOS PARA EL MODELO DE BACK-PROPAGATION.....	-106-
TABLA 3.13 RESUMEN DE LOS RESULTADOS DEL SISTEMA.....	-122-

RESÚMEN

Este Proyecto de Titulación es dirigido al estudio y el diseño de una aplicación con Redes Neuronales Artificiales utilizando las ventajas que brinda el programa computacional MATLAB 7.0.

En el capítulo I se estudia conceptos generales de Reconocimiento de texto de diferente tipo, Reconocimiento de patrones; además se considera tipos y modelos matemáticos utilizados en el reconocimiento de textos, también se analizan métodos de extracción de características de texto, en donde se involucra la utilización del modelo PCA, que considera una amplia variedad de condiciones que ayudan a eliminar la información redundante de los datos y se lleva a cabo mediante transformaciones lineales. Finalmente se presentan algoritmos de reconocimiento de texto, diseñados para diferentes aplicaciones relacionado con el procesamiento de texto.

En el capítulo II se da una breve reseña histórica de las Redes Neuronales importantes y arquitectura de las redes, aplicaciones donde involucran a estas redes y finalmente se presento una aplicación para el reconocimiento de texto. Este sistema queda como precedente para futuros trabajos de investigación por parte del egresado.

En el capítulo III, se busca plasmar la parte teórica del software reconocimiento de texto manuscrito aplicando las redes neuronales, para ello se realiza un análisis de las consideraciones que surgen para este tipo de sistema, concluyendo con el desarrollo de la aplicación, quedando así demostrado la aplicabilidad de las redes neuronales y otros métodos en este tipo de sistema.

El capítulo IV, está dedicado a las conclusiones y recomendaciones a las que he llegado al finalizar el proyecto de grado.

CAPÍTULO I

RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO

El procesamiento digital de imágenes y texto, ha adquirido en años recientes un papel importante en las tecnologías de la información y el cómputo en la actualidad, es la base de una creciente variedad de aplicaciones que incluyen diagnóstico médica, percepción remota, exploración espacial, visión por computadora, En este capítulo se estudia conceptos generales de Reconocimiento de Texto de diferente tipo, Reconocimiento de patrones; además se considera tipos y modelos matemáticos utilizados en el reconocimiento de textos, también se analizan métodos de extracción de características de texto, en donde se involucra la utilización del modelo PCA, que considera un amplia variedad de condiciones que ayudan a eliminar la información redundante de los datos y se lleva a cabo mediante transformaciones lineales. Finalmente se presentan algoritmos de reconocimiento de texto, diseñados para diferentes aplicaciones relacionado con el procesamiento de texto.

1.1 RECONOCIMIENTO DE PATRONES

1.1.1 INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de patrones es la disciplina científica cuyo objetivo es la clasificación de objetos en un cierto número de categorías o clases. Dependiendo de la aplicación esos objetos pueden ser imágenes, formas de ondas de señales o cualquier tipo de medidas que necesitan ser clasificadas. Se refiere a esos objetos de forma genérica utilizando el término patrones.

Históricamente los dos enfoques en el reconocimiento de patrones han sido el estadístico o teoría de la decisión y el sintáctico o estructural. Recientemente el desarrollo de las redes

neuronales ha proporcionado un nuevo enfoque. El aumento de la capacidad de almacenamiento ofrecida por los más modernos sistemas ha propiciado el reconocimiento basado en la apariencia.

Tanto el enfoque estadístico como el basado en redes neuronales utilizan patrones de los que se extraen de ellos propiedades de naturaleza cuantitativas, mientras que el enfoque sintético se fundamenta en las relaciones geométricas asociadas a la forma de los objetos y el enfoque basado en la apariencia considera distintas formas de vista de los mismos.

1.1.2 DEFINICIÓN

Es la ciencia que se ocupa de los procesos sobre ingeniería, computación y matemáticas relacionados con objetos físicos y/o abstractos, con el propósito de extraer información que permita establecer propiedades de o entre conjuntos de dichos objetos.

De este modo, el reconocimiento de patrones constituye un marco prometedor para la construcción de sistemas de gestión y localización de información en donde la estructura de los elementos almacenados sea relevante. Ofreciendo un modo natural para interrogar de forma descriptiva un conjunto de estructuras complejas.

1.1.3 CARACTERÍSTICAS

El Reconocimiento de Patrones, a partir de un conjunto de características (visuales o de otro tipo) puede ser una tarea complicada, que requiere de la utilización de modernas técnicas de la Inteligencia Artificial:

- Cuando las características de dos patrones son “similares”, por ejemplo, cercanas en el espacio n-dimensional de características, dichos patrones son reconocidos como pertenecientes a la misma clase. Como ejemplo se puede citar:

- Dos imágenes de un objeto cuyas características visuales son muy parecidas, son reconocidas como pertenecientes a la misma clase, y
 - Dos situaciones similares de los sensores de presión y temperatura de una planta química, son reconocidas como el mismo tipo de estado de funcionamiento de dicha planta.
-
- En el reconocimiento de patrones, se emula el modo de procesar del cerebro, en el que se pasa inicialmente por una fase de aprendizaje del mundo exterior y posteriormente se utiliza esta información para tomar decisiones en el reconocimiento de nuevos patrones que se presentan.
 - La imagen de un objeto puede reconocerse como perteneciente a una clase (por ejemplo un coche) porque se ha aprendido que sus características visuales que vienen a continuación de un determinado patrón visual son de esa misma clase o porque se encuentra cerca temporalmente de un objeto de esa clase.
 - Igualmente una determinada combinación de valores de los sensores de una planta química puede reconocerse como un estado de su funcionamiento, por su secuencia temporal después de otros estados, conocimiento adquirido en la fase previa de aprendizaje.

En muchas aplicaciones del mundo real existe una secuencia temporal de los patrones que puede ayudar enormemente al reconocimiento de dichos patrones como pertenecientes a la misma clase y que no se toma en cuenta en las técnicas usadas habitualmente en Reconocimiento de Patrones.

1.1.4 COMPONENTES DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES

Un sistema de reconocimiento de patrones está formado por los siguientes componentes:

- Un sistema de medición

- Un bloque de pre-procesamiento, que involucra mejora del objeto y extracción de características (manual o automatizado).
- Un bloque de transformaciones geométricas del objeto (reducción de dimensionalidad)
- Un sistema de predicción, que incluye clasificación (tipo de algoritmo), regresión, clustering y descripción.
- Selección del modelo, para la validación y evaluación del desempeño del algoritmo de reconocimiento de patrones.

En la figura 1.1 se indica los componentes de un sistema de reconocimiento de patrones.

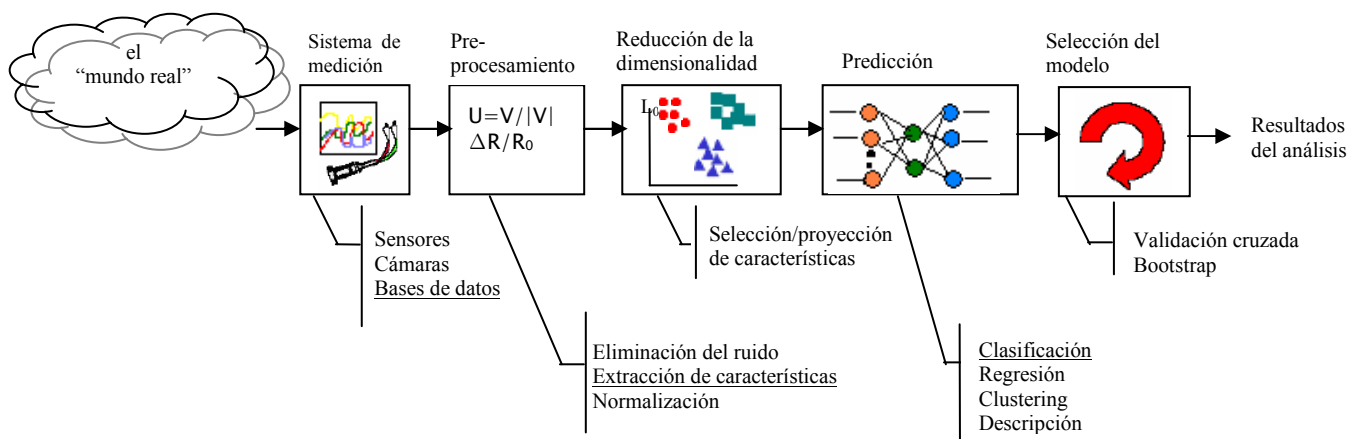


Figura 1.1 Componente de un sistema de reconocimiento de patrones

En donde:

Sistema de medición, esta etapa supone la entrada del sistema de reconocimiento de patrones, consiste en la obtención de imágenes digitales a partir de entradas analógicas, lo que puede conseguirse mediante dispositivos tan heterogéneos entre sí, como pueden ser cámaras fotográficas, cámaras de vídeo, escáneres, aparato de resonancia magnética o cualquier otro dispositivo que convierta una imagen (objeto) analógica que refleje una situación real en una imagen (objeto) digital. En cualquier caso, la salida de esta etapa supone disponer de una base de datos de objetos digitales con las que se pueda trabajar.

Pre-procesamiento, o de tratamiento digital de las imágenes, en esta fase es donde, mediante filtros y transformaciones geométricas, se eliminan partes indeseables de la imagen o se realzan partes interesantes de la misma, con el fin de facilitar el análisis de las fases posteriores.

Reducción de dimensionalidad, consiste en seleccionar una parte del objeto y separarla del resto del objeto total, con el fin de transformar los valores de éste para observarlo desde otro punto de vista; algunas de estas transformaciones incluyen rotar, trasladar y zoom.

Predicción, está relacionado con la Clasificación, regresión, clustering, descripción etc. En el reconocimiento o clasificación, se pretende distinguir los objetos segmentados, gracias al análisis de ciertas características que se establecen previamente para diferenciarlos. En la segmentación mediante Clustering, se pueden encontrar diferentes modelos, como: modelado estocástico, Modelado del histograma mediante las funciones, como Funciones Gaussianas, funciones mediante teorema de Bayes.

Selección del modelo, el reconocimiento de patrones requiere a menudo de un proceso de entrenamiento; que es llevado a cabo por medio de presentar al sistema un conjunto de muestras del tipo o patrón deseado. Se debe buscar algoritmos flexibles, rápidos y económicos, que permitan cambiar de contexto fácilmente, requiriendo un número reducido de muestras para el entrenamiento, lo cual permitirá validar y seleccionar el modelo.

1.2 RECONOCIMIENTO DE TEXTO

1.2.1 INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de texto, es el proceso de aplicar métodos de comparación de configuraciones a las formas de los caracteres leídos en un computador para determinar qué caracteres alfanuméricos o signos de puntuación representan las formas¹.

Antes de que se utilizasen los escáneres y los programas OCR (Reconocimiento óptico de caracteres), se empleaba una técnica denominada MICR (Magnetic Ink Character Recognition), para reconocimiento de caracteres con tinta magnética, utilizada todavía hoy en el tratamiento de cheques y otros elementos bancarios. Los lectores de MICR detectan los caracteres, aprovechando las propiedades magnéticas de la tinta con que fueron impresos, y los convierten a datos digitales, susceptibles de tratamiento informático posterior.

La ventaja de reconocer un texto luego de escanear un archivo es la reducción del tamaño de éste, lo que nos permite contar con libros enteros con poco peso, los que guardados como archivos de imagen nos ocuparían un tamaño enorme en el disco rígido. Hay muchos programas disponibles, pero ninguno resulta aplicable en todos los casos, y, cuando los originales no son buenos, insume un trabajo laborioso. También es conveniente aclarar que se refiere a la utilización de un escáner de calidad media y para tareas sencillas. Para quienes no han comenzado todavía a trabajar con reconocimiento de textos: en cualquier programa, el proceso de reconocimiento de un texto tiene varias etapas:

1. Escaneo del texto, para lo cual es conveniente predigitalizar la imagen y controlar las opciones de contraste e intensidad propias de cada escáner.

¹ “**Reconocimiento de caracteres**”, Enciclopedia de Microsoft Encarta, 2007, Microsoft Corporation 2006.

2. Reconocimiento del texto: en algunos programas se obtiene una pantalla por duplicado: un archivo de imagen y uno de texto, lo cual permite guardar independientemente uno u otro.
3. Corrección del texto reconocido y aplicación de formatos de estilo.

1.2.2 RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO

Se define como la tarea que transforma un lenguaje representado por su forma espacial de marcas gráficas, a una representación simbólica. Esta representación simbólica será en este caso el código ASCII de 8 bits utilizado en los computadores.

Es un conjunto de técnicas informáticas cuyo objetivo es reconstituir los caracteres de un documento a partir de su propia imagen².

O también se puede definir como, arte de reproducir en un papel u otra materia, por medio de presión, unos caracteres impregnados de tinta³.

En la actualidad ésta disciplina científica no sólo engloba la reconstrucción de caracteres, sino la estructuración de los documentos (títulos, subtítulos, bloques de texto, etc.)

Comenzó aplicándose en documentos para los cuales ninguna forma electrónica estaba disponible; a medida que evoluciona la tecnología, sus aplicaciones han ido en aumento; sin embargo, los resultados obtenidos hasta ahora distan mucho de ser perfectos. El reconocimiento de caracteres sigue siendo un problema complejo que tropieza con dificultades aún no resueltas y que son actualmente objeto de numerosas investigaciones.

² López Blasco Antonio, Francisco Félez Esteban, “**Reconocimiento de Caracteres Manuscritos**”.

³ “**Reconocimiento de caracteres**”, Enciclopedia de Microsoft Encarta, 2007, Microsoft Corporation 2006.

1.2.3 RECONOCIMIENTO ÓPTICO DE CARACTERES

Es el proceso que convierte imágenes escaneadas de texto manuscrito o impreso (números, letras y símbolos), en un formato procesable por el computador (tal como ASCII)⁴.

Se presenta una revisión del estado actual de las investigaciones en OCR y se comentan generalidades acerca del diseño y sus aplicaciones típicas.

El reconocimiento óptico de caracteres, también llamado OCR (Optical Character Recognizer), es un proceso que analiza los caracteres impresos y determina su forma utilizando patrones de oscuros y claros. Fundamentalmente se utiliza para reconocer caracteres que han sido escritos con un computador o con una máquina de escribir, aunque los sistemas más avanzados también pueden identificar caracteres escritos de forma manual.

El procedimiento suele requerir la utilización de un escáner óptico, con el que se obtiene una imagen del texto; a continuación, un software especializado compara los clarososcuros de la imagen con patrones de caracteres; cuando se identifica un caracter se convierte en ASCII, lo que permite el posterior tratamiento informático del texto escaneado.

La historia en la investigación en OCR es comparativamente antigua en el campo del Reconocimiento de Formas (RF). Para una revisión histórica completa sobre OCR, se divide en dos áreas principales:

- ✓ Reconocimiento de palabras o caracteres impresos (por máquinas) y
- ✓ Reconocimiento de caracteres o palabras manuscritas.

La mayor parte del éxito alcanzado hasta el momento recae directamente en el reconocimiento de escritura impresa, que por su naturaleza resulta de fácil segmentación en sus caracteres componentes. Esto ha posibilitado la aparición de diversos sistemas de

⁴ Toselli Alejandro Héctor, 2004, “**Reconocimiento de Texto Manuscrito Continuo**”, Departamento de Sistemas Informática y Computación, Universidad Politécnica de Valencia.

OCR comerciales con muy buenas prestaciones, con tasas de reconocimiento alrededor del 99%. Sin embargo, el reconocimiento de escritura con un mayor grado de dificultad de segmentación de sus componentes, tal como lo es el de la escritura manuscrita, prevalece todavía como un problema abierto.

1.3 TIPOS Y MODELOS DE RECONOCIMIENTO DE TEXTO

Esta información sirve como base para el desarrollo del proyecto en estudio, a continuación se presenta un resumen de proyectos relacionados con el reconocimiento de texto manuscrito.

1.3.1 RECONOCIMIENTO DE CHEQUES BANCARIOS

Por medio de los tipos y modelos de letras que existen en la actualidad se menciona algunas de las aplicaciones que lleva a cabo mediante el uso de técnicas de OCR que consiste en el reconocimiento de cantidades numéricas sobre cheques bancarios. Las cantidades se encuentran escritas manualmente, en cifras y en letras.

Esta aplicación tiene una dificultad especial en cuanto a la segmentación de los caracteres. Por otra parte también tiene una característica que permite mejorar los resultados frente al reconocimiento de texto manuscrito no restringido. Puesto que solo se pretende reconocer cantidades numéricas, y la estructura de éstas sigue una gramática perfectamente definida y mucho más limitada que la gramática del lenguaje natural, es posible aprovechar esta circunstancia para diseñar un método de reconocimiento restringido a la gramática de las cantidades numéricas, que proporciona un resultado de mayor precisión, que el que se conseguiría con un método general.

1.3.2 RECONOCIMIENTO DE FORMULARIOS MANUSCRITOS (ANÁLISIS DE DOCUMENTOS)

El sistema desarrollado en el Instituto Tecnológico de Informática (ITI)⁵ emplea algoritmos de OCR basados en métodos de clasificación estadística para la extracción de información alfanumérica de los campos de un formulario. Los caracteres se extraen automáticamente de los campos manuscritos de los formularios. El uso de modelos particularizados, aprendidos automáticamente a partir de muestras, permite que el sistema pueda trabajar con cualquier lengua y cualquier tipo de alfabeto.

El sistema desarrollado por el Instituto antes mencionado, abarca los siguientes pasos:

Preproceso: Los campos y las celdas son aislados mediante la segmentación, esto implica diversas etapas de procesamiento digital de la imagen: eliminación de ruido, detección de blancos, determinación de la caja mínima de inclusión y reescalado.

Clasificación: Cada carácter aislado es clasificado de forma individual por el motor de reconocimiento.

Parsing: Cada secuencia de caracteres reconocidos en un campo es sometida a un proceso de análisis sintáctico que corrige, si es necesario, la cadena original para que se ajuste a un modelo lingüístico preestablecido. Finalmente, se proporciona la cadena corregida y un valor de confianza.

En la Figura 1.2 se observa un formulario en donde se ha extraído información alfanumérica, aplicando algoritmos de OCR.

⁵ <http://www.iti.upv.es/groups/riva/projects>

<div style="border: 1px solid black; border-radius: 10px; padding: 5px;"> <p style="text-align: center;">CONSELLERIA 13595</p> <p style="text-align: center;">CULTURA, EDUCACIO I CIENCIA</p> <hr/> <p style="text-align: center;">CENTER GESTOR/ CENTRO GESTOR CULTURA, EDUCACIO I CIENCIA</p> </div>	<div style="border: 1px solid black; border-radius: 10px; padding: 5px;"> <p style="text-align: center;">TAXA PER PROVES DE LA JUNTA QUALIFICADORA DE CONOXEMENTS DE VALENCIA</p> <p style="text-align: center;">TASA POR PRUEBAS DE LA JUNTA DE CONOXEMENTS DE VALENCIA</p> </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 10px; padding: 5px; margin-top: 5px;"> <p style="text-align: center; font-weight: bold; font-size: 1.2em;">976</p> <p style="text-align: center; font-size: 0.8em;">CENTRO</p> <table style="width: 100%; text-align: center; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="border: 1px solid black; width: 20px; height: 20px;">7</td> <td style="border: 1px solid black; width: 20px; height: 20px;">7</td> <td style="border: 1px solid black; width: 20px; height: 20px;">0</td> <td style="border: 1px solid black; width: 20px; height: 20px;">0</td> <td style="border: 1px solid black; width: 20px; height: 20px;">9</td> </tr> </table> </div>	7	7	0	0	9
7	7	0	0	9		

1. NIVELES Marque con una cruz la casilla correspondiente

- 1. Certificado de Conocimiento Orden de Calencia
- 2. Certificado de Grado elemental del Conocimiento
- 3. Certificado de Grado Medio de Conocimiento de Valencia
- 4. Certificado de Grado Superior de Conocimiento de Valencia
- 5. Certificado de Capacitación Técnica de Lenguaje Administrativo
- 6. Certificado de Capacitación Técnica de Corrección de texto
- 7. Certificado de Capacitación Técnica Lenguaje en el Medio de Comunicación

SOLICITUD DE ADMISIÓN A LAS PRUEBAS DE LA JUNTA DE QUALIFICADORA DE CONOXEMENTS DE VALENCIA

DATOS PERSONALES

Primer Apellido	DNI		
R O L D A N	8 3 1 1 0 6 5 7 1		
Segundo Apellido	Número de Teléfono		
P E R E Z	9 6 2 6 0 2 9 8 3		
Nombre	Fecha de Nacimiento Día, Mes, Año		
L O U R D E S	2 1 - 1 1 - 1 9 7 9		
Provincia de nacimiento			
V A L E N C I A			
Domicilio Calle, Plaza	Número	Piso	Puerta
A V D E L E S V A R E S	5 6	2	
Municipio	Código Postal		
B E N I F A I R O	1 6 5 1 1		
Comarca	Provincia		
C A M P D E H O R V E D R E	V A L E N C I A		

R O L D A N

Recognized string: ROLDAN
Parsed string: ROLDAN Reliability: 95.1%

Figura 1.2 Extracción de información alfanumérica, aplicando algoritmos OCR.

1.3.3 RECONOCIMIENTO DE PLACAS DE MATRÍCULAS (ANÁLISIS DE ESCENAS)⁶

Se dispone de un motor de reconocimiento de matrículas de vehículos diseñado para trabajar con imágenes no restringidas: iluminación, perspectiva y entorno variables, tal como se observa en la Figura 1.3



Figura 1.3 Segmentación aproximada de una matrícula de vehículo

En el proceso de identificación de una matrícula se distinguen diversas etapas:

En la etapa de segmentación, se buscan texturas similares a una matrícula. Posteriormente se aplica un post-proceso sobre los puntos candidatos a pertenecer a zonas de matrícula y se devuelve el área rectangular en la que se encuentra la matrícula. En el ejemplo de la figura 1.3 se delimita con un rectángulo el área que se intenta localizar mediante esta primera etapa de segmentación.

Posteriormente y de forma complementaria se detectan los límites de la matrícula dentro de la hipótesis de segmentación.

Finalmente, se aplica un proceso de clasificación múltiple sobre un conjunto de píxeles pertenecientes a la matrícula. Este proceso de clasificación proporciona una cadena de caracteres que se debe ajustar a un modelo lingüístico conocido: el formato de las matrículas. Aplicando un analizador sintáctico es posible rectificar fallos parciales del clasificador. En la Figura 1.4 se muestra un ejemplo de cadena de caracteres obtenida tras

⁶ Cano Javier y Pérez Juan Carlos, **OCR (Optical Character Recognition)**, Grupo de investigación del ITI

el proceso de clasificación y la correspondiente cadena rectificada mediante un algoritmo de análisis sintáctico y un modelo de lenguaje.

En la Figura 1.4 a, la cadena es el resultado parcial que proporciona el clasificador, y la inferior Figura 1.4.b es la obtenida al aplicar el análisis sintáctico corrector de errores.

```

UU1LLUULVVDDVVVVOVVVVVVVVVVVVVVVVVVVV
VVVVYL7VLLVLLJ--2-----
--T---J-35J-1J01111G1111111111LYTYUUHF
UDHUU8096865666566656666666666666P55
RD56655555555555555555555555555555PSSSF
VCCA\008000900000000000000000JUD0JLDJ
SLDJTLTTV-----J00-JIC-000
000000000G000GGGGGGGGGGGGGGGGPVJY
AMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMUJCMDDDDDV
    
```

Figura 1.4 a

```

VVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVVV
-----
1111111111111111111111111111111111111111
6666666666666666666666666666666666666666
5555555555555555555555555555555555555555
5000000000000000000000000000000000000000
-----
GGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGGG
GMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMMM
    
```

Figura 1.4 b

Figura 1.4 Cadena de caracteres obtenida tras proceso de clasificación

Como resultado, el motor de reconocimiento proporciona el identificador de matrícula y un nivel de confianza que indica la similitud entre la cadena de caracteres obtenida tras el clasificador y la cadena rectificada por el proceso de análisis sintáctico.

El sistema de reconocimiento de matrículas puede presentar características como:

- Capacidad para trabajar en diversas condiciones de adquisición: diferentes ángulos, iluminación variable y escenas complejas (fondo no uniforme).
- Tasas de reconocimiento positivo cercanas al 90%, con un coste temporal de 3 segundos por imagen.

1.3.4 RECONOCIMIENTO AUTOMÁTICO DE CARACTERES MANUSCRITOS Y MARCAS ORIENTANDO AL PROCESADO DE ENCUESTAS

Etapas del proceso implementado: En general, se puede considerar que el proceso implementado consta de dos bloques:

- Captura de documentos y,
- Captura de datos.

Adquisición de las imágenes.- El dispositivo de adquisición de imagen que se utilizó para la realización del proyecto fue un scanner, de la serie hp 7450c con alimentador automático, cuyas características son apropiadas para esta implementación. El algoritmo de reconocimiento de marcas (óvalos) y caracteres se basa en el tratamiento digital de la imagen en niveles de grises de 8 bits, ya que éste formato es el más apropiado puesto que no requiere gran capacidad de almacenaje y la información que brinda es suficiente para ejecutar tareas de reconocimiento.

Reconocimiento de Marcas.- El algoritmo parte de la toma de los parámetros definidos en una hoja de calibración los cuales se aplican para las demás hojas de la encuesta. El algoritmo de identificación de marcas (óvalos) consta básicamente de dos etapas: La primera, lleva a cabo la segmentación en las zonas de respuestas y la segunda, identifica las marcas con base en un porcentaje de píxeles que se encuentren por debajo de un umbral específico.

Reconocimiento de Caracteres.- A continuación se describen las etapas implementadas para llevar a cabo el reconocimiento de los caracteres.

1) Preprocesado de la imagen.

Binarización de la imagen, depuración de la imagen binarizada, ensanchamiento de la imagen depurada, extracción del objeto de interés en la imagen ensanchada, extracción del contorno del objeto de interés.

2) Representación y descripción

Firma del Contorno. Es un vector muestreado de la distancia normalizada desde el centroide a cada uno de los puntos del contorno del caracter.

Características por Zonas de la Imagen.- Este procedimiento selecciona la imagen en nueve zonas y toma dos descriptores por zona; el primero es la densidad relativa de píxeles mientras el segundo indica la orientación y ubicación relativa del grupo de píxeles del caracter en la zona.

Descriptores de Fourier. A partir de un contorno de 32 puntos, se calcularon los descriptores de fourier, de los cuales se tomaron ocho (3° al 6° y 28° al 31°).

Finalmente, para la representación de la imagen de los caracteres se tomó un vector de 42 elementos conformado por:

- 16 Muestras de la firma.
- -18 Descriptores de las zonas de la imagen.
- 8 Coeficientes extraídos de los descriptores de fourier.

3) Clasificación de descriptores

Esta etapa se implementó con REDES NEURONALES.

Selección de las Redes Finales

Todas las redes tienen 42 neuronas en la capa de entrada, se entrenaron con 19 tipos de caracteres y luego se validaron con otros 11 tipos.

Generación del Archivo de Resultados

Los resultados del procesamiento de las encuestas se almacenan en un archivo de texto plano.

1.3.5 RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO CONTINUO

Tiene como línea general el estudio e implementación de un sistema de reconocimiento automático de texto manuscrito, basado en la actualmente exitosa tecnología de Reconocimiento del Habla (RH).

Se comienza con la implementación de un sistema de reconocimiento de caracteres manuscritos aislados, basados en los “Modelos de Markov de Capa Oculta” (HMMs). En el mismo se prueban diferentes métodos de normalización de estilos (inclinación y altura), y diferentes conjuntos de extracciones de características adecuadas para su uso con los HMMs. En los experimentos se consiguen resultados comparables con otras aproximaciones sobre el mismo corpus de muestras.

A continuación se implementa un sistema de Reconocimiento de Texto Manuscrito Continuo (RTM) para una tarea de reconocimiento de cantidades numéricas escritas mediante texto en castellano. El corpus utilizado se compone de muestras obtenidas en el laboratorio en condiciones controladas, y dispone de un léxico comparativamente pequeño. Se prueban diferentes técnicas de preproceso para normalización de los atributos de estilo de las frases (pendiente de línea base, inclinación vertical y altura). Se realiza el reconocimiento global de las frases, sin aplicar ningún tipo de segmentación previa explícita de sus elementos componentes (palabras y/o caracteres), basándose en el empleo de diferentes fuentes de conocimiento.

Cada una de éstas fuentes rige un grado de percepción diferente en la formación correcta de frases: morfológico, léxico y sintáctico. Todas ellas son modeladas por máquinas de estados finitos (MEF), permitiendo ser integradas fácilmente entre si y posibilitando una inter-cooperación eficaz entre las mismas. Para el modelo sintáctico (de lenguaje) se utiliza tanto un autómata de estados finitos construido manualmente, como N-gramas inferidos a partir de las muestras. Con ambos modelos se consiguen resultados de reconocimientos excelentes y muy similares entre sí.

Finalmente se implementa un sistema para clasificación de Texto Manuscrito basado en una “aplicación real” (que dispone de un gran léxico), con frases manuscritas espontáneas caracterizadas por una amplia variedad de estilos, sin restricciones.

Una nueva fuente de conocimiento toma lugar: la semántica (clasificación), modelada también con una MEF e integrada con las demás. Se prueban dos esquemas diferentes de clasificación: uno desacoplado en la que el módulo de reconocimiento está en serie con el

de clasificación, y otro integrado donde ambos se llevan a cabo simultáneamente. Tanto el reconocimiento como la clasificación se implementan con N-gramas. A pesar de la dificultad extrema de esta tarea, que guarda ciertas similitudes con la de reconocimiento del habla espontánea, los resultados experimentales reportados son prometedores.

1.3.6 SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE CÓDIGOS EN PRODUCTOS CÁRNICOS

Para la realización del proyecto se utiliza técnicas de procesamiento de imágenes y técnicas de reconocimiento de patrones como se presenta en la figura 1.5.



Figura 1.5 Código en productos cárnicos

El sistema de reconocimiento se divide en las siguientes etapas básicas:

- 1) Localización del código. Se usará segmentación basada en color y otras técnicas que tengan en cuenta las características espaciales de los píxeles del código.
- 2) Segmentación de los caracteres, para obtener cada uno por separado.
- 3) Clasificación de patrones, para averiguar a qué clase pertenece cada carácter.

El proyecto se lleva a cabo esencialmente en el mismo orden que las etapas del sistema: primero se atacará el problema de la localización, después el de la segmentación de los caracteres, y por último el de la clasificación de patrones. Esto debe ser así porque cada etapa trabaja con los datos suministrados por la anterior, por lo que su diseño depende fuertemente de la manera en la que se realizaron las etapas previas. Lógicamente, este

esquema de trabajo es flexible, por lo que en una fase del proyecto podrán modificarse aspectos de fases anteriores.

En cada etapa se examinarán las técnicas existentes para resolver el problema dado, y se escogerá aquella (o aquellas) que mejor se ajuste a nuestras necesidades.

Las etapas de segmentación y clasificación pueden estar separadas o se puede realizar mezcladas segmentación/clasificación. Esto es debido a que existen técnicas que permiten realizar ambas tareas simultáneamente (como por ejemplo las *redes neuronales convolucionales*).



Figura 1.6 Pasos de segmentación/clasificación

1.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

1.4.1 INTRODUCCIÓN

Son técnicas de procesamiento de imágenes para aproximar la identificación de los patrones de diagnóstico diferencial midiendo el desempeño en términos de precisión, las imágenes de caracteres manuscritos son convertidas en secuencias de vectores característicos.

El objetivo de la fase de extracción de características es la obtención de secuencias de vectores característicos que describan los objetos (caracteres manuscritos aislados en este

caso) de forma tal que se diferencien entre sí y puedan ser identificados, evitando tanto como sea posible la información redundante.

El subsistema de extracción de características es un precursor importante de la clasificación, donde se identifican las características que distinguen a cada uno de los objetos que pueden aparecer en una imagen. El resultado de esta etapa es la descripción de los objetos por un vector de sus características inherentes.

Las características que normalmente se utilizan para la descripción de los objetos tienen que ver con la forma, ya sea interna o externa de las regiones, su color, textura o incluso su estructura geométrica. Además, la descripción debe ser invariante a la posición, orientación e idealmente con respecto a la escala de los objetos⁷.

1.4.2 PASOS DE RECONOCIMIENTO DE ESCRITURA MANUSCRITA

El reconocimiento de la escritura manuscrita está adoptando nuevos procesos y metodologías para el reconocimiento de caracteres y números manuscrita, basa su proceso en el típico problema de reconocimiento de formas. Se realiza en cinco pasos secuenciales, en los cuales se pueden aplicar diversos métodos: Adquisición, Pre-tratamiento, Segmentación, Clasificación, Post-tratamiento y Decisión.

1.4.2.1 Adquisición-Binarización de escritura

Según el tipo de reconocimiento que se trate, habrá dos medios de adquisición diferenciados, el de la escritura “Fuera de línea” o en “diferido”, y el basado en reconocer escritura “no-line” o en “directo”.

⁷ López Rafael Lemuz, “Un Sistema de Visión para el Registro Automático de Vehículos basado en la Lectura de Números VIN”, Tonantzintla, Pue, 2002.

Los primeros basados en scanner y cámaras, para obtener una imagen binarizada o en niveles de gris del texto original. La mayor parte de los algoritmos para reconocer escritura están escritos a partir de imágenes binarias, así es conveniente el paso de una imagen en niveles de gris a una binaria, además esto permite reducir el volumen de los datos a tratar. Pero esto supone un problema, cuando se trata de documentos con fondos no uniformes y de color, como cheques, etc.

Los sistemas de reconocimiento “no-line” son los basados en papel electrónico, ya sea PDA, LCD, etc. En general los dispositivos de adquisición basados en lápiz ópticos, se basan en las conocidas variables X, Y para altura/anchura y a veces P por la presión ejercida sobre el papel electrónico, el ángulo de inclinación del estilo (β). Pero presenta el problema de no ser un medio cómodo para la escritura humana, así como para la calidad de la lectura.

1.4.2.2 Pre-Tratamiento

La aplicación un tratamiento a la imagen adquirida es importante porque permite reducir una parte de las variables del problema.

Existe un pre-tratamiento general a seguir común para ambos tipos de escritura adquirida los pasos seguidos son:

- **Filtrado y adelgazamiento:** Para la escritura en “diferido” estas operaciones tienen como fin reducir el ruido de la adquisición, eliminando lo que pertenece al fondo de la textura. En el caso de la adquisición “no-line” gracias a las variables X, Y, P, y ofrecen un primer filtrado para eliminar los puntos múltiples u otros puntos que estén fuera del curso del trazo, o que no aporten información sobre los caracteres del mismo trazo, adelgazando la imagen.
- **Enderezamiento de la inclinación de la línea base de la escritura:** La inclinación en la escritura, supone un problema a la hora de reconocer ciertos caracteres,

especialmente conjuntos de minúsculas. Las técnicas se basan en la horizontalidad de la línea base de una palabra, y su normalización, para determinar el ángulo de inclinación y su influencia en la escritura (especialmente en las curvas), para aplicar el proceso inverso y así, obtener un enderezamiento.

- ***Enderezamiento de la pendiente de las letras en la escritura:*** Esto permite un primer grado de uniformidad del documento. Este pre-tratamiento consiste en evaluar el ángulo de inclinación local de un carácter o el ángulo de inclinación mayoritario de los caracteres dentro de una palabra, para después aplicar una rotación con su inverso.
- ***Normalización del tamaño de los caracteres:*** Es otra manera de reducir el tamaño de variables a analizar, es normalizar el tamaño de las minúsculas a un mismo tamaño estándar ya predefinido, además el uso de Redes Neuronales implica una operación de normalización del tamaño de los caracteres.

Para la adquisición “en diferido” además se aplican los siguientes métodos de pre-tratamiento:

- ***Estructuración de Manuscritos:*** Los documentos manuscritos, especialmente los borradores, son extremadamente complejos.

Aquí es necesario estudiar la estructura del documento completo para poder separar líneas, párrafos, preámbulos, etc.

- ***Esqueletización:*** Ciertos algoritmos son capaces de retratar la traza del escrito. La esqueletización es una operación de adelgazamiento del trazo, que por métodos de erosión de superficies, obtiene un espesor de línea de un píxel. Hay una gran cantidad de algoritmos de esqueletización, pero todos deben cumplir dos reglas: Mantener la conexión del trazo, así como conservar sus extremos.

Cuando se trata de una adquisición de escritura no-line, se usan además los siguientes métodos:

- ***Eliminar puntos aislados:*** Se trata de recorrer el trazo para eliminar puntos aislados, o ruido gráfico. Se ha de mantener una cierta coherencia con el trazo, para eliminar posibles puntuaciones.
- ***Detección de elevaciones de estilo, y restitución de uniones:*** La presencia de una elevación en el estilo es detectada sólo cuando la duración entre el fin de un trazo (palabra) y el comienzo de otra se traspassa un cierto umbral (por ejemplo 0,5 s).
- ***Normalización de la longitud de los trazos o contornos:*** Para facilitar el reconocimiento ulterior, es necesario fijar a priori un número de puntos para cada uno de los contornos de un trazo o para el trazo completo de un caracter aislado o de una palabra.
- ***Normalización de los puntos de acentuación:*** A veces, el orden de la sucesión de puntos y acentos es normalizada en función de sus coordenadas X, ya que el orden del trazo en unas y otras puede fluctuar según su altura.

1.4.2.3 Segmentación

La lectura de un texto manuscrito, implica su segmentación en diferentes entidades. Especialmente estas operaciones de segmentación constituyen una de las mayores dificultades del reconocimiento de escritura manuscrita cursiva.

La segmentación es la operación que permite la descomposición de un texto manuscrito en diferentes entidades lógicas. Estas entidades lógicas deben ser lo suficientemente invariables, para ser independientes del escritor, y lo suficientemente significativas para su reconocimiento. Dos tipos de entidades lógicas son aquí generalmente consideradas: Las entidades lógicas a nivel de palabras, y las entidades lógicas a nivel de letras o pseudo-letras. Toda la dificultad de la segmentación proviene del hecho que no existen muchas

correspondencias directas entre las entidades lógicas y las entidades físicas que son obtenidas por la separación de un texto con datos, por zonas de interés. Así la misión de la segmentación, ha de ser localizar estas zonas de interés, y separar por ahí. Una zona de interés, durante la ausencia de un proceso de reconocimiento, se puede encontrar definidos por diversas características: sus dimensiones, su superficie, su densidad, su inclinación, la longitud de su trazo, las elevaciones de escritura.

La localización de entidades en palabras, utilizan sólo las técnicas de gestión de distancia entre los rectángulos que encuadran las componentes conexas o grupos de componentes conexas, además de las técnicas de proyección de píxeles sobre un eje horizontal de manera que se distingan las regiones de más intensidad (las palabras) de los espacios con menos intensidad (espacios entre palabras).

Los procesos de localización de entidades en letras, son más complejos. Se parte del hecho que la búsqueda de una segmentación ideal de palabras en letras es algo utópico. Esto es porque la segmentación de una palabra en letras no está conscientemente asociada a un proceso de reconocimiento (estamos en segmentación). He aquí la paradoja que algunos autores señalan: “¿Hacer la segmentación para el reconocimiento, o el reconocimiento para segmentar?”.

Según el grado de asociación entre las operaciones de segmentación y las de reconocimiento, se distinguen tres tipos principales de métodos de segmentación:

- **Los Métodos explícitos o segmentación en unidades físicas:** Estos métodos, intervienen avanzando el proceso de reconocimiento. Las partes segmentadas se dividen prácticamente en letras, así como casi se considera una parte del proceso de reconocimiento, el cual será menos potente, y más sencillo, dado que la segmentación ha conseguido muy buena métrica. Este es el caso de la escritura “en diferido”, sobre la cual se debe haber conseguido un control sobre su contorno en altura y anchura.

- **Los Métodos de segmentación implícitos o segmentación en unidades lógicas:** Los métodos implícitos, consisten generalmente en una segmentación más fina y así conseguir los puntos de corte correctos. Las partes segmentadas son llamadas grafemas. Estos se usarán más adelante, durante el proceso de reconocimiento/ clasificación. Los grafemas estarán compuestos por fragmentos de caracteres, caracteres o grupos de caracteres.
- **Los Métodos de segmentación implícitos y exhaustivos:** En este caso, es el reconocimiento quien guía la segmentación, así que el sistema de evaluación que se aplica aquí implica un reconocimiento por cálculo de las posiciones sucesivas de la imagen y escoger las posiciones de segmentación que se correspondan con las responsables de las partes más significativas.

1.4.2.4 Clasificación-Reconocimiento

Hay dos grandes ramas en el proceso de reconocimiento de un manuscrito, los reconocimientos globales y los analíticos. Es importante dividir el estudio de los métodos en dos, siendo el más importante:

- **Reconocimiento de caracteres globales.** Los métodos de reconocimiento de letras manuscritas por comparaciones globales son más bien poco utilizados porque están bastante mal adaptados a la variabilidad de la escritura. Sólo algunos métodos basados en la programación dinámica para este caso. Los métodos más usados se basan en métodos estadísticos, estructurales, neuro-miméticos, markovianos, mixtos, de IA, y de Zadeh.
- **Los Métodos geométricos o estadísticos:** Consisten en extraer de la forma dada, un conjunto de m medidas que constituyen la composición de un vector de un espacio de representación R_m de dimensión m . Estas medidas suelen ser en elevadas en número ($m > 100$) para el reconocimiento en “diferido”. Sus componentes fundamentales son medidas topológicas y métricas, como superficies, regiones, perfiles, concavidades, bucles, intersecciones, etc.

- **Métodos estructurales:** Estos métodos pasan por una esqueletización de las formas, de manera que pasan por una detección de contornos interiores y exteriores para detectar una serie de puntos singulares de los que se extraerá una información topológica. Posteriormente, se pasará a una vectorización, que permite representar una descripción en forma de cadena de símbolos o de gráficos.
- **Métodos Neuro-Miméticos:** Están basados en la utilización de redes neuronales de todo tipo: perceptrones multinivel, catas de Kohonen, TDNN, RBF, neocognitrones, colonias corticales, etc. La mecánica general es partir de una imagen con caracteres normalizados o de símbolos. Los resultados obtenidos, son buenos con la condición de disponer de grandes bases de datos de aprendizaje. Como contrapartida, los tiempos de aprendizaje serán elevados, además sería muy difícil determinar las causas de errores de estos métodos.
- **Métodos Markovianos:** Se basan en hacer tablas de búsqueda de secuencias de señales de caracteres pero variables en el transcurso del tiempo. Es algo parecido a un caché de reconocimiento de caracteres. Esto en cuanto a almacenamiento, pero el proceso de reconocimiento, combina el uso de un grafo y un proceso aleatorio en las transiciones del grafo, así como en su retroalimentación (recomposición a lo largo del tiempo de uso).
- **Métodos basados en IA:** Estos métodos aplican sistemas de decisión a base de reglas al proceso de reconocimiento. Son algoritmos de búsqueda de árboles que se sustentan en la base de algoritmos clásicos A*.
- **Métodos de Zadeh:** Estos métodos basados en la lógica borrosa, están muy bien adaptados al reconocimiento de caracteres con un tipo de datos impreciso. Usan Máquinas de estados o reglas de Zadeh.

- **Métodos Mixtos:** Consisten en una combinación de algunos métodos anteriores, como por ejemplo un sistema CTRBF, que combina un árbol de decisión con una red neuronal.
- Los reconocimientos de palabras se clasifican en dos ramas diferenciadas: reconocimientos globales y analíticos.
- **Los métodos de reconocimiento globales,** son del tipo determinista o probabilistas, su principal sistema de reconocimiento consiste en localizar cierta cadena de símbolos que representan las palabras para buscar una comparación con un patrón determinado.
- **Los métodos analíticos,** son una generalización de los métodos usados en el reconocimiento de caracteres aislados. Es interesante señalar que existe un método, llamados implícitos y derivados de los markovianos de caracteres aislados, que trata de predecir la siguiente letra en la palabra en función de un diccionario. Esta solución, aunque está limitada al lenguaje a reconocer, y necesita de una cierta expresión semi-formal del escritor, ha dado muy buenos resultados.

1.4.2.5 Post-Tratamiento

Esta es la parte menos metódica y definida del proceso, pues, dependiendo de la aplicación será necesario un post-tratamiento o no. En general, un post-tratamiento muy extendido consiste en afinar el carácter o palabra reconocida, valiéndose ahora sí, de conocimientos lingüísticos o pragmáticos.

1.5 PCA (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS)

1.5.1 INTRODUCCIÓN

El Análisis de Componentes Principales (PCA) es quizás la técnica más antigua y mejor conocida en el análisis multivariante. Fue introducido primeramente por Pearson por el año 1901, quien lo utilizó dentro de un contexto biológico para rehacer el análisis de regresión lineal de una nueva forma, fue entonces desarrollado por Hotelling en 1933 en un trabajo de psicometría. Apareció una vez más y de modo independiente en el ámbito de la teoría de la probabilidad, considerada por Karhunen en el año 1947; y fue subsecuentemente generalizada por Loève en 1963. De hecho, en la teoría de la comunicación, al análisis de componentes principales se le conoce con el nombre de transformación de Karhunen-Loève.

1.5.2 DEFINICIÓN

El PCA es una técnica estadística de síntesis de la información, o reducción de la dimensión (número de variables). Es decir, ante un banco de datos con muchas variables, el objetivo será reducirlas a un menor número perdiendo la menor cantidad de información posible.

Un aspecto clave en PCA es la interpretación de los factores, ya que ésta no viene dada a priori, sino que será deducida tras observar la relación de los factores con las variables iniciales (habrá, pues, que estudiar tanto el signo como la magnitud de las correlaciones). Esto no siempre es fácil, y será de vital importancia el conocimiento que el experto tenga sobre la materia de investigación.

1.5.3 OBTENCIÓN DE LAS COMPONENTES PRINCIPALES

La obtención de las CP puede realizarse por varios métodos alternativos:

- Buscando aquella combinación lineal de las variables que maximiza la variabilidad. (Hotelling).
- Buscando el subespacio de mejor ajuste por el método de los mínimos cuadrados. (Minimizando la suma de cuadrados de las distancias de cada punto al subespacio). (Pearson).
- Minimizando la discrepancia entre las distancias euclídeas entre los puntos calculadas en el espacio original y en el subespacio de baja dimensión. (Coordenadas principales, Gower).
- Mediante regresiones alternadas (métodos Biplot)

1.5.4 FASES DEL ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

Se presenta cinco fases de análisis de componentes principales:

1. Análisis de la matriz de correlaciones

Un análisis de componentes principales tiene sentido si existen altas correlaciones entre las variables, ya que esto es indicativo de que existe información redundante y, por tanto, pocos factores explicarán gran parte de la variabilidad total.

2. Selección de los factores

La selección de los factores se realiza de tal forma que el primero recoja la mayor proporción posible de la variabilidad original; el segundo factor debe recoger la máxima variabilidad posible no recogida por el primero, y así sucesivamente. Del total de factores se elegirán aquellos que recojan el porcentaje de variabilidad que se considere suficiente. A éstos se les denomina componentes principales.

3. Análisis de la matriz factorial

Una vez seleccionados los componentes principales, se representan en forma de matriz. Cada elemento de ésta representa los coeficientes factoriales de las

variables (las correlaciones entre las variables y los componentes principales). La matriz tendrá tantas columnas como componentes principales y tantas filas como variables.

4. Interpretación de los factores

Para que un factor sea fácilmente interpretable debe tener las siguientes características, que son difíciles de conseguir:

- Los coeficientes factoriales deben ser próximos a 1.
- Una variable debe tener coeficientes elevados sólo con un factor.
- No deben existir factores con coeficientes similares.

5. Cálculo de las puntuaciones factoriales

Son las puntuaciones que tienen los componentes principales para cada caso, que permitirán su representación gráfica.

1.6 ALGORITMOS DE RECONOCIMIENTO DE TEXTO

A continuación se presentan un resumen de los algoritmos más utilizados para el reconocimiento de texto.

1.6.1 ALGORITMO DE BAYESIANO INGENUO

Se basa en el Teorema de Bayes considerando la definición de probabilidad total. Los datos empleados en este clasificador tienen que ser mutuamente excluyentes, es decir, pertenecen a una clase o no pertenecen a dicha clase.

Principalmente, este algoritmo se emplea en el reconocimiento de textos debido a sus buenos resultados.

1.6.2 ALGORITMO DE K-MEDIAS (K-MEANS)

Se supondrá que el conjunto de datos \mathbf{X} contiene k agrupamientos y que cada uno de estos subconjuntos X_i puede representarse adecuadamente con su valor medio μ_i . Se puede usar la distancia Euclídeana como una medida de similitud. Se deduce que un criterio de agrupamiento adecuado en este caso es considerar la suma total sobre el conjunto de entrenamiento de la distancia cuadrática de cada punto al vector valor medio de su agrupamiento.

El objetivo del algoritmo de agrupamiento será encontrar entre todas las particiones de \mathbf{X} en k conjuntos $\{x_i; i=1, 2, \dots, k\}$, aquella que minimice el criterio de agrupamiento elegido.

Dicho formalmente, se desea encontrar los agrupamientos $\{X_i\}$ que minimizan la función:

$$J = \sum_{i=1}^k J_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{N_i} d(x_{ij}, u_i) \text{ siendo } x_{ij} \in X_i, N_i = \# X_i \text{ Ec 1.1}$$

entre todas las posibles particiones de \mathbf{X} en k subconjuntos.

Un algoritmo para minimizar J puede deducirse considerando el efecto de un cambio minimal o atómico en la configuración de agrupamientos, que consiste en obtener un punto x que éste, en el agrupamiento X_i para pasarlo a otro agrupamiento X_r .

Claramente esta reasignación afectará solo a los agrupamientos l y r cuyos valores medios pasarán a ser:

$$\bar{u}_l = u_l + \frac{1}{N_l - 1}(u_l - X) \text{ y } \bar{u}_r = u_r - \frac{1}{N_r + 1}(u_r - X) \text{ Ec. 1.2}$$

respectivamente.

Para deducir la primera ecuación se calcula el valor medio de \mathbf{X}_i antes y después de la reasignación.

$$\mu_l = \frac{1}{N_l} \sum_{j=1}^{N_l} x_j \quad \bar{\mu}_l = \frac{1}{N_l-1} \sum_{j=1}^{N_l-1} x_j = \frac{1}{N_l-1} \left(\sum_{j=1}^{N_l} x_j - x \right) \quad \text{Ec. 1.3}$$

donde se ha asumido que el punto reasignado es el último en la sumatoria. De aquí resulta que

$$(N_l-1)\bar{u}_l = N_l u_l - x \Rightarrow \bar{u}_l = \frac{N_l}{N_l-1} u_l - \frac{1}{N_l-1} x \Rightarrow \bar{u}_l = u_l + \frac{1}{N_l-1} (u_l - x) \quad \text{Ec 1.4}$$

y análogamente se verifica la segunda identidad.

Por lo tanto para calcular el cambio global en el valor de \mathbf{J} basta calcular los cambios en las contribuciones de J_l y J_r . Para el nuevo agrupamiento l -ésimo tendremos

$$\begin{aligned} \bar{J}_l &= \sum_{j=1}^{N_l-1} d(x_j, \bar{u}_l) = \sum_{j=1}^{N_l-1} (x_j - \bar{u}_l)^T (x_j - \bar{u}_l) = \\ &= \sum_{j=1}^{N_l} \left(x_j - u_l + \frac{u_l - x}{N_l - 1} \right)^T \left(x_j - u_l + \frac{u_l - x}{N_l - 1} \right) - \left(x - u_l + \frac{u_l - x}{N_l - 1} \right)^T \left(x - u_l + \frac{u_l - x}{N_l - 1} \right) = \\ &= J_l - \frac{2}{N_l - 1} (u_l - x) \underbrace{\sum_{j=1}^{N_l} (x_j - u_l)}_0 + \frac{N_l}{(N_l - 1)^2} (u_l - x)^T (u_l - x) + \frac{N_l}{(N_l - 1)^2} (u_l - x)^T (u_l - x) \quad \text{Ec1.5} \end{aligned}$$

de donde luego de agrupar se concluye que

$$\bar{J}_l = J_l - \frac{N_l}{N_l - 1} (u_l - x)^T (u_l - x) = J_l - \frac{N_l}{N_l - 1} d(x, u_l) \quad \text{Ec. 1.6}$$

y análogamente para el agrupamiento **r** se obtiene

$$\bar{J}_i = J_i + \frac{N_i}{N_i - 1} (u_i - x)^T (u_i - x) = J_i + \frac{N_i}{N_i - 1} d(x, u_i) \quad \text{Ec. 1.7}$$

CAPITULO II

REDES NEURONALES

2.1 INTRODUCCIÓN

Las Redes Neuronales surgieron del movimiento conexionista, que nació junto con la Inteligencia Artificial (IA) simbólica o tradicional. Esto fue hacia los años 50, con algunos de los primeros computadores de la época y las posibilidades que ofrecían. La IA simbólica se basa en que todo conocimiento se puede representar mediante combinaciones de símbolos, derivadas de otras combinaciones que representan verdades incuestionables o axiomas. Así pues, la IA tradicional asume que el conocimiento es independiente de la estructura que maneje los símbolos, siempre y cuando la 'máquina' realice algunas operaciones básicas entre ellos.

Existe en el hombre un deseo profundo de poder reproducir la habilidad cognoscitiva por medios artificiales. La fascinación que la inteligencia como materia de estudio ha suscitado al género humano, puede verse reflejada en la aparición de una rama íntegra del estudio científico llamada "Inteligencia Artificial" o también estudio de la inteligencia. Una de las múltiples ramas por las cuales se ha desarrollado la investigación es el desarrollo de las llamadas "redes neuronales".

2.1.1 HISTORIA DE LAS REDES NEURONALES

Las computadoras digitales fueron diseñadas a partir de una lógica binaria (de 2 valores 1 - 0 o Verdadero - Falso), lo cual si bien facilitó su construcción, ha tenido como efecto una gran dificultad para procesar y reconocer imágenes, fotos, planos y dibujos. Conseguir diseñar y construir máquinas capaces de realizar procesos con cierta inteligencia ha sido uno de los principales objetivos de los científicos a lo largo de la historia.

Alan Turing, 1936; fue el primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación. Sin embargo, los primeros teóricos que concibieron los fundamentos de la computación neuronal fueron Warren McCulloch, un neurofisiólogo, y Walter Pitts, un

matemático, quienes, en 1943, lanzaron una teoría acerca de la forma de trabajar de las neuronas (Un Cálculo Lógico de la Inminente Idea de la Actividad Nerviosa - Boletín de Matemática Biofísica 5: 115-133). Ellos modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos.

Donald Hebb, 1949; escribió un importante libro: La organización del comportamiento; en el que se establece una conexión entre psicología y fisiología. Fue el primero en explicar los procesos del aprendizaje (que es el elemento básico de la inteligencia humana) desde un punto de vista psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. Aun hoy, este es el fundamento de la mayoría de las funciones de aprendizaje que pueden hallarse en una red neuronal. Su idea fue que el aprendizaje ocurría cuando ciertos cambios en una neurona eran activados. También intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa. Los trabajos de Hebb formaron las bases de la Teoría de las Redes Neuronales.

Congreso de Dartmouth, 1956; este Congreso frecuentemente se menciona para indicar el nacimiento de la inteligencia artificial. Rochester, Holland, Haibt y Duda presentan un trabajo en el que, por primera vez, se verifica mediante simulaciones una teoría neuronal basada en el postulado de Hebb.

Frank Rosenblatt, 1957; comenzó el desarrollo del Perceptrón. Esta es la red neuronal más antigua; utilizándose hoy en día para aplicación como reconocedor de patrones. Este modelo era capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado anteriormente. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, por ejemplo, su incapacidad para resolver el problema de la función OR-exclusiva y, en general, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente.

Bernard Widrow/Marcial Hoff, 1960; desarrollaron el modelo Adaline (ADaptive LINear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real (filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) que se ha utilizado comercialmente durante varias décadas.

Stephen Grossberg, 1967; a partir de sus conocimientos fisiológicos, ha escrito numerosos libros y desarrollado modelo de redes neuronales. Realizó una red: Avalancha, que consistía en elementos discretos con actividad que varía en el tiempo que satisface ecuaciones diferenciales continuas, para resolver actividades como reconocimiento continuo de habla y aprendizaje de los brazos de un robot.

Paul Verbos, 1974; desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation); cuyo significado quedó definitivamente aclarado en 1985.

Stephen Grossberg, 1977; teoría de Resonancia Adaptada (TRA). Es una arquitectura de red que se diferencia de todas las demás previamente inventadas. La misma simula otras habilidades del cerebro: memoria a largo y corto plazo.

Kunihiko Fukushima, 1980; desarrolló un modelo neuronal para el reconocimiento de patrones visuales.

David Rumelhart/G. Hinton, 1986; redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation). A partir de 1986, el panorama fue alentador con respecto a las investigaciones y el desarrollo de las redes neuronales.

Hoy día, las redes neuronales constituyen una tecnología “renacida”, aunque aún en desarrollo, en la que se han depositado grandes esperanzas para tratar con éxito alguno de los problemas clásicos de la inteligencia artificial, en particular el del reconocimiento de formas y de la palabra hablada.

Actualmente, son numerosos los trabajos que se realizan y se publican, las aplicaciones nuevas que surgen y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto hardware como software, sobre todo para simulación.

2.1.2 DEFINICIÓN

No existe una definición general de red neuronal artificial, existiendo diferentes según el texto o artículo especializado. Así, se pueden encontrar con las siguientes definiciones:

- Una red neuronal es un modelo computacional, paralelo, compuesto de unidades procesadoras adaptativas con una alta interconexión entre ellas⁸.
- Sistemas de procesado de la información que hacen uso de algunos de los principios que organizan la estructura del cerebro humano.
- Sistema de procesado de la información que tiene características de funcionamiento comunes con las redes neuronales biológicas.
- Desde la perspectiva del reconocimiento de patrones las redes neuronales son una extensión de métodos clásicos estadísticos.
- Las redes neuronales, también conocidas como “*redes de neuronas artificiales*” son modelos bastante simplificados de las redes de neuronas que forman el cerebro. Y, al igual que éste, intentan “aprender” a partir de los datos que se les suministran.
- Las redes neuronales están formadas por un conjunto de neuronas artificiales interconectadas y distribuidas en diferentes capas. Las neuronas de una capa están conectadas con las neuronas de la siguiente. En general habrá una primera capa de entrada (los parámetros), una o dos capas ocultas y una capa de salida.

En todas estas definiciones aparece el componente de simulación del comportamiento biológico; concretamente al tratar el perceptrón multicapa que no todas las redes emulan una determinada estructura neuronal. Lo que sí tienen en común estos elementos con el cerebro humano es la distribución de las operaciones a realizar en una serie de elementos básicos que, por analogía con los sistemas biológicos, se conocen como neuronas. Estos elementos están interconectados entre sí mediante una serie de conexiones que, siguiendo con la analogía biológica, se conocen como pesos sinápticos. Estos pesos varían con el tiempo mediante un proceso que se conoce como aprendizaje. Así pues podemos definir el

⁸ Emilio Soria, Antonio Blanco, “**Redes Neuronales Artificiales**”

aprendizaje de una red como el proceso por el cual modifica las conexiones entre neuronas, pesos sinápticos, para realizar la tarea deseada.

La herramienta fundamental sobre la que se desarrolla el proyecto es las redes neuronales. Es decir, se obtendrán las características prosódicas del texto a sintetizar utilizando redes previamente entrenadas.

2.1.3 CARACTERÍSTICAS

Las características más importantes del funcionamiento del cerebro como sistema y computación, son las siguientes:

- **Auto-organización y Adaptatividad.** Utilizan algoritmos de aprendizaje adaptativo y auto-organización, por lo que ofrecen posibilidades de procesamiento robusto y adaptativo.
- **Facilidades de Aprendizaje.** Por medio de entrenamientos se ajustan los pesos de las conexiones de la red, lo cual optimiza las tareas que realiza la red.
- **Procesado no lineal.** Aumenta la capacidad de la red de aproximar, clasificar, su inmunidad frente al ruido.
- **Facilidades de Representación.** Para problemas específicos en las áreas de reconocimiento y clasificación, brinda una forma fácil y eficiente de representar el conocimiento.
- **Paralelismo.** Por tener varias neuronas interconectadas entre si pueden trabajar al mismo tiempo, ofrecen un alto nivel de rendimiento, ya que todas las neuronas de una capa pueden arrojar sus resultados al mismo tiempo.

- **Tolerancia al Error.** Gracias a que tienen gran cantidad de unidades de procesamiento (neuronas), el error en una de ellas no llega a afectar de manera drástica el resultado global de la red.

Las redes neuronales pretenden conseguir todas estas características, como el comportamiento del cerebro se debe a la interacción de millones de células nerviosas, las RNA pretenden desarrollar un equivalente algorítmico de los procesos de reconocimiento y aprendizaje.

2.1.4 FUNCIONAMIENTO

Los principales aspectos de estos modelos computacionales distribuidos son:

- Un conjunto de unidades de procesamiento.
- Una entrada externa para cada unidad.
- Un método para modificar, los valores de los pesos (regla de aprendizaje).
- Un entorno de trabajo en el que el sistema opere, compuesto por señales de entrada y, si es necesario, señales de error.
- Una función de propagación o de red: Calcula el valor de base o entrada total a la unidad, generalmente como simple suma ponderada de todas las entradas recibidas, es decir, las entradas multiplicadas por el peso o valor de las conexiones que equivale a la combinación de las señales excitatorias e inhibitorias de las neuronas biológicas.
- Función de activación: Es quizá la característica principal o definitoria de las neuronas, la que mejor define el comportamiento de la misma. Se usan diferentes tipos de funciones, desde simples funciones de umbral a funciones no lineales que

se encargan de calcular el nivel o estado de activación de la neurona en función de la entrada total.

- **Conexiones ponderadas:** hacen el papel de las conexiones sinápticas, el peso de la conexión equivale a la fuerza o efectividad de la sinápsis. La existencia de conexiones determina si es posible que una unidad influya sobre otra, el valor de los pesos y el signo de los mismos definen el tipo (excitatorio / inhibitorio) y la intensidad de la influencia.
- **Salida:** calcula la salida de la neurona en función de la activación de la misma, aunque normalmente no se aplica más que la función identidad, y se toma como salida el valor de activación. El valor de salida cumpliría la función de la tasa de disparo en las neuronas biológicas.

2.1.5 ELEMENTOS

Todas las redes neuronales tienen unos elementos en común que son los siguientes:

1. **Unidad de proceso:** Existen tres tipos de unidades en cualquier sistema: entradas, salidas y ocultas. La primera capa actúa como buffer de entrada, almacenando la información bruta suministrada a la red o realizando un sencillo pre-proceso de la misma la cual se denomina Capa de entrada, otra capa actúa como interfaz o buffer de salida, almacenando la respuesta de la red para que pueda ser leída, se denomina Capa de Salida; y las capas intermedias, principales encargadas de extraer, procesar y memorizar la información, se denominan Capas Ocultas. Se conoce como capa o nivel a un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente y cuyas salidas se dirigen al mismo destino.
2. **Estado de Activación.** Los estados del sistema en un tiempo t se representan por un vector $A(t)$. Los valores de activación pueden ser continuos o discretos, limitados o ilimitados. Si son discretos, suelen tomar un conjunto discreto de valores binarios, así un estado activo se indicaría con un 1 y un estado pasivo se

representaría por un 0. En otros modelos se considera un conjunto de estados de activación, cuyo valor está entre $[0,1]$, o en el intervalo $[-1,1]$, siendo una función sigmoideal.

3. **Función de Salida o de Transferencia.** Asociada con cada unidad hay una función de salida, que transforma el estado actual de activación en una señal de salida. Existen cuatro funciones de transferencia típicas que determinan distintos tipos de neuronas:

- Función Escalón
- Función Lineal y Mixta
- Sigmoideal
- Función Gaussiana

4. **Conexiones entre neuronas.** Las conexiones que unen a las neuronas que forman una RNA tiene asociado un peso, que es el que hace que la red adquiera conocimiento. Se considera que el efecto de cada señal es aditivo, de tal forma que la entrada neta que recibe una neurona es la suma del producto de cada señal individual por el valor de la sinapsis que conecta ambas neuronas y es lo que se conoce como red de propagación. Se utiliza una matriz W con todos los pesos, Si w_{ji} es positivo indica que la relación entre las neuronas es excitadora, es decir, siempre que la neurona i esté activada, la neurona j recibirá una señal que tenderá a activarla. Si w_{ji} es negativo, la sinapsis será inhibitora. En este caso si i está activada, enviará una señal que desactivará a j . Finalmente si w_{ji} es 0 se supone que no hay conexión entre ambas.

5. **Función o Regla de Activación.** Se requiere una regla que combine las entradas con el estado actual de la neurona para producir un nuevo estado de activación. Esta función F produce un nuevo estado de activación en una neurona a partir del estado que existía y la combinación de las entradas con los pesos de las conexiones. Esa F es denominada función de activación, y las salidas que se obtienen en una neurona para las diferentes formas de F serán:

- Función de Activación Escalón
- Función de Activación Identidad
- Función de Activación Lineal -Mixta
- Función de Activación Sigmoidal

6. **Regla de Aprendizaje.** El aprendizaje puede ser comprendido como la modificación de comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de experiencias conduce al establecimiento de nuevos modelos de respuesta a estímulos externos. El aprendizaje supervisado, es generalmente empleado en redes de propagación hacia adelante, en las que los patrones de entrenamiento están compuestos de dos partes fundamentales, un vector de entrada y un vector de salida, asociando la entrada con su correspondiente salida en cada elemento procesador.

2.1.6 VENTAJAS

Se ha comprobado que, es una ciencia multidisciplinar donde ingenieros, psicólogos, médicos, matemáticos y físicos teóricos han aportado algún elemento a estas teorías.

- **Aprendizaje adaptativo:** Las RNA pueden comportarse en función de un entrenamiento con una serie de ejemplos ilustrativos.
Una red neuronal tiene la capacidad de modificar los parámetros de los que depende su funcionamiento de acuerdo con los cambios que se produzcan en su entorno de trabajo (cambios en las entradas, presencia de ruido, etc.). Con respecto a la capacidad de adaptación hay que tener en cuenta que ésta no puede ser tampoco excesivamente grande ya que conduciría a tener un sistema inestable respondiendo a pequeñas perturbaciones.
- **Auto-organización o generalización:** Una red puede responder a datos o situaciones que no ha experimentado antes, pero que pueden inferir en base a su

entrenamiento (muy útil sobre todo cuando la información de entrada es poco clara o incompleta).

- **Sistemas tolerantes a fallos:** Una red neuronal, al ser un sistema distribuido, permite el fallo de algunos elementos individuales (neuronas) sin alterar significativamente la respuesta total del sistema. Este hecho las hace especialmente atractivas frente a las computadoras actuales que, por lo general, son sistemas secuenciales de tal forma que un fallo en uno de sus componentes conlleva que el sistema total no funcione.
- **Operación en tiempo real:** de todos los métodos existentes, las RNA son las más indicadas para el reconocimiento de patrones en tiempo real, debido a que trabajan en paralelo actualizando todas las instancias simultáneamente.
- **Fácil inserción en la tecnología existente:** Es relativamente sencillo obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilita la integración modular en los sistemas existentes.

Todas estas ventajas hacen el uso de las redes neuronales especialmente atractivo en un gran número de aplicaciones.

2.2 MODELOS DE LAS REDES NEURONALES

Una red neuronal está constituida por un número variable de procesadores interconectados entre sí que realizan una transferencia mutua de valores llamados activaciones, cada procesador recibe una serie de activaciones (activaciones de entrada) y, a partir de éstas, genera un valor de salida (activación de salida) que, a su vez, transfiere a otro grupo de procesadores que tiene conectados.

Por analogía con las redes biológicas, se da el nombre de sinapsis a las interconexiones, y el de neuronas o unidades a los procesadores que forman nodos de la red de procesadores,

que recibe el nombre de red neuronal, esta descripción funcional se aplica tanto a las redes neuronales biológicas como a su modelización eléctrica, es decir, las redes neuronales artificiales con las que se pretende reproducir, mediante sistemas eléctricos, la estructura y el comportamiento de las redes neuronales biológicas.

La costumbre ha llevado a omitir el calificativo artificial y, de forma general, se habla de redes neuronales haciendo referencia a la modelización electrónica de las redes neuronales biológicas.

En todo modelo artificial de neurona se tienen cuatro elementos básicos:

- a) Un conjunto de conexiones, pesos o sinapsis que determinan el comportamiento de la neurona. Estas conexiones pueden ser excitadoras (presentan un signo positivo), o inhibitoras (conexiones negativas).
- b) Un sumador que se encarga de sumar todas las entradas multiplicadas por las respectivas sinapsis.
- c) Una función de activación no lineal para limitar la amplitud de la salida de la neurona.
- d) Un umbral exterior que determina el umbral por encima del cual la neurona se activa.

Esquemáticamente, una neurona artificial quedaría representada por la siguiente figura:

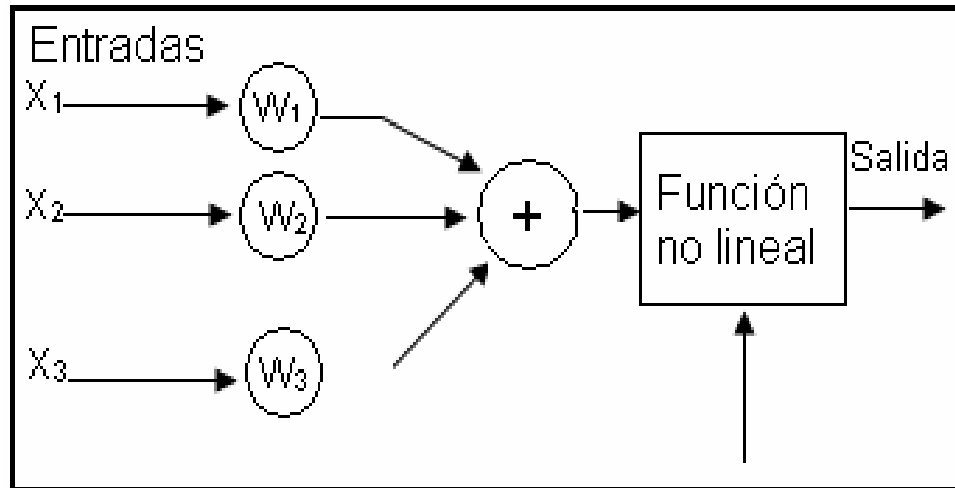


Figura 2.1: Esquema de un modelo neuronal

2.2.1 MODELO ADELIN (FILTRADO DE SEÑAL)

Adeline, es un dispositivo que consta de un único elemento de procesamiento, como tal, técnicamente no es una red neuronal⁹. El termino Adeline es una sigla, sin embargo, su significado ha cambiado ligeramente con el paso de los años. Inicialmente se llamaba ADAPtive LInear NEuron (Neurona Lineal Adaptativa); pasó a ser ADAPtive LInear Element (Elemento Lineal Adaptativo). Tiene una estructura idéntica a la de un elemento procesador general. Es necesario hacer dos modificaciones básicas a la estructura del elemento procesador general para transformarlo en un ADELIN, en la siguiente figura, muestra un esquema de un modelo neuronal ADELIN.

1. La primera consiste en añadir una conexión de peso w_0 , que se conoce con el nombre de tendencia, este término es el peso de una conexión que siempre tiene un valor de entrada igual a 1.
2. La segunda modificación consiste en añadir una condición bipolar a la salida. El cuadro de trazos que se ve en la figura 2.1 encierra una parte del ADELIN que es lo que se denomina combinador adaptativo lineal (ALC). Si la salida del ALC es

⁹ Ramírez Hernández Oscar Isidro, “Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia”, Puebla, Pue,2003

positiva, la salida del Adeline es +1, si la salida del ALC es negativa la salida del Adeline es negativa.

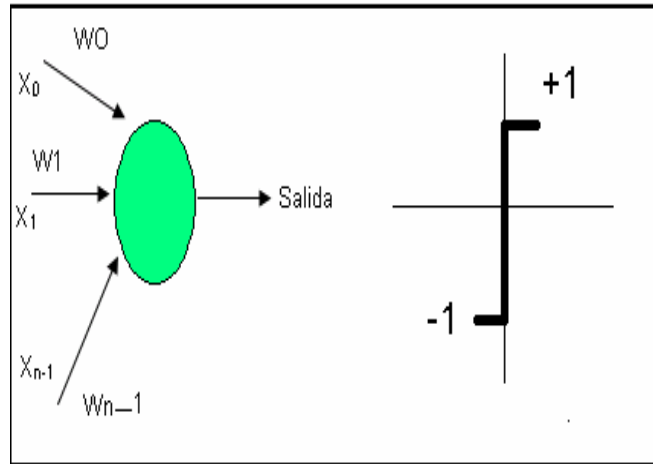


Figura 2.2: Esquema de un Modelo Neuronal Adeline.

2.2.2 MODELO MADELINE

Madeline son las siglas de muchos Adeline. Cuando se organiza con una arquitectura multicapa como la mostrada en la figura 4, el Madeline se asemeja a la estructura general de una red neuronal¹⁰.

En esta configuración, se le podría presentar al madeline un vector de entrada de grandes dimensiones (digamos los valores de los pixeles procedentes de una exploración de barrido). Con un entrenamiento apropiado, sería posible enseñar a la red a responder con un +1 binario en uno de entre varios nodos de salida cada uno de los cuales correspondiese a una categoría distinta de imágenes de entrada, por ejemplo {Gato, Perro, Armadillo, Jabalina} y {Canelo, Zapirón, Águila Fulcro}. En una red como esta cada uno de los cuatro nodos de la capa de salida corresponde a una sola clase. Para una trama de entrada dada, un cierto nodo tendría la salida +1 si la trama de entrada correspondiese a la clase representada por ese nodo concreto. Los otros tres nodos tendrían una salida de -1, si la

¹⁰ Ramírez Hernández Oscar Isidro, “Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia”, Puebla, Pue, 2003

trama de entrada no fuera miembro de ninguna clase conocida, los resultados de la red podrían ser ambiguos.

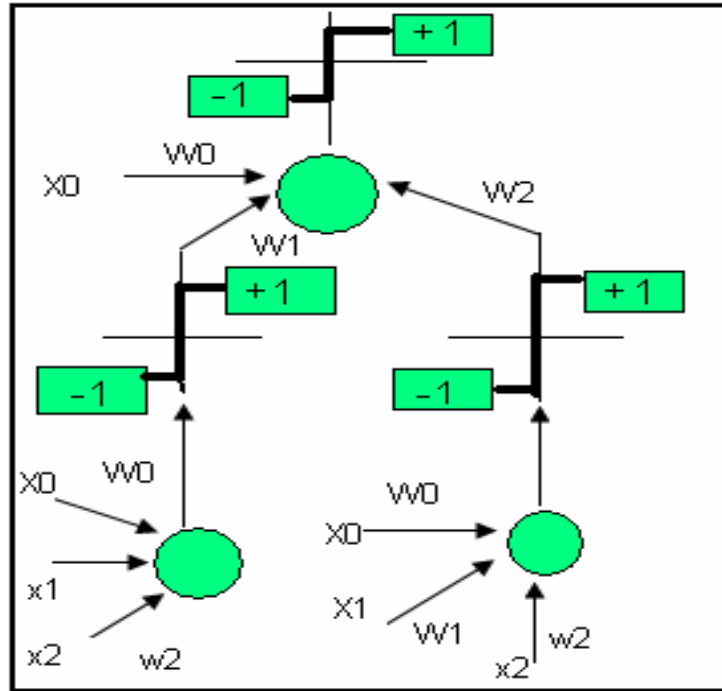


Figura 2.3: Esquema del Modelo de Red Madeline.

2.2.3 MODELO DE PERCEPTRÓN

El Perceptrón es un programa que aprende conceptos, puede aprender a responder con VERDADERO (1), y FALSO (0), para situaciones a las que se le presenten estudiando los ejemplos que se le van presentando.

El perceptrón es una red neuronal de una sola capa cuyos pesos sinápticos (W), y tendencias (bias), pueden ser entrenados para dar una solución a un vector de entrada¹¹. La forma de enseñarle al perceptrón es mediante una técnica de entrenamiento llamada “the perceptrón training rule”. Los pesos sinápticos son adaptados como parte del proceso de entrenamiento, después modificados para mejorar los resultados Figura 2.1.

¹¹ Ramírez Hernández Oscar Isidro, “Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia”, Puebla, Pue, 2003

El perceptrón ha generado gran aceptación por su habilidad de generalizar a partir de sus vectores de entrenamiento y trabajar con conexiones distribuidas aleatoriamente. Es aplicado al reconocimiento de patrones aunque tiene varias limitaciones, entre ellas la de solo dar dos contestaciones (0,1). Solo puede clasificar conjuntos de vectores linealmente separables. No puede resolver problemas booleanos o de opciones exclusivas. La formula general del perceptrón para dar un vector de salida es la siguiente:

$P*W+b>0$; donde P es el vector de entrada, W es el vector de pesos y b es la tendencia.

Así el perceptrón es entrenado respondiendo a cada vector de entrada con un correspondiente vector de salida (1 ó 0), el tipo de entrenamiento es supervisado. Para esto se requiere de una regla de aprendizaje y la mas conocida es la llamada “regla delta”:

$$W(i) = W(i) + [T - A] * P(i)$$

$$B = b + [T - A]$$

Donde w es el vector de pesos, P es el vector de entrada presentado a la red, T es el resultado correcto que la neurona debería mostrar, A es la salida actual de la neurona y b es la tendencia. Los vectores son presentados a la red uno después de otro, si el resultado es correcto no hay cambios, pero si el resultado es incorrecto se actualizan los pesos y la tendencia, por medio de la regla de aprendizaje.

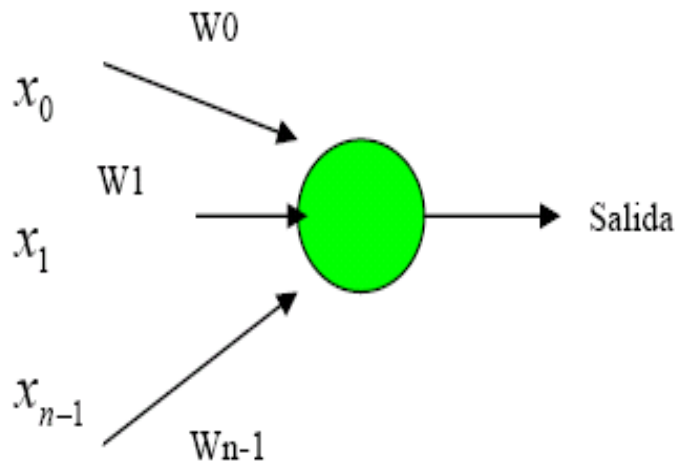


Figura 2.4: Esquema de un modelo neuronal Perceptrón

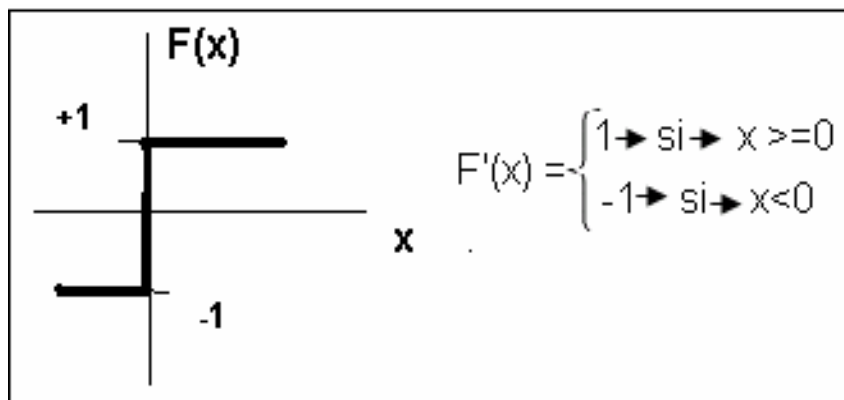


Figura 2.5: Función de activación en una red de tipo Perceptrón

2.2.4 MODELO BACK-PROPAGATION

En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams, formalizaron un método para que una red neuronal aprendiera la asociación que existe entre los patrones de entrada y las clases correspondientes, utilizando varios niveles de neuronas¹².

¹² Ramírez Hernández Oscar Isidro, “Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia”, Puebla, Pue, 2003

El método back-propagation (propagación del error hacia atrás), basado en la generalización de la regla delta, a pesar de sus limitaciones, ha ampliado de forma considerable el rango de aplicaciones de las redes neuronales.

El funcionamiento de la red back-propagation, consiste en el aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas dados como ejemplo: primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener y se calcula un valor de error para cada neurona de salida. A continuación, estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyan directamente a la salida, recibiendo de error aproximado a la neurona intermedia a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que describa su aportación relativa al error total. Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la más salida esté cercana a la deseada.

La importancia de la red back-propagation consiste en su capacidad de auto adaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe ente un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes. Es importante la capacidad de generalización, facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas cuando se le dan entradas de entrenamiento, y que pueda aplicar, además, a entradas no presentadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas.

Aplicaciones de la red Back-Propagation

Actualmente, este tipo de redes se están aplicando en distintas clases de problema debido a la naturaleza general del proceso de aprendizaje. Algunos de los campos generales de aplicación son:

- Codificación de Información.

- Traducción de texto a lenguaje hablado.
- Reconocimiento de lenguaje hablado.
- Reconocimiento óptico de caracteres (OCR).
- Software de Redes Neuronales

2.2.5 MODELOS DE REDES DE KOHONEN

Pertenece a la categoría de las redes competitivas o mapas de auto-organización, es decir con aprendizaje no supervisado de tipo competitivo. Poseen una arquitectura de dos capas (entrada-salida; una sola capa de conexiones), funciones de activación lineales y flujo de información unidireccional (son redes en cascada)¹³. Las unidades de entrada reciben datos continuos. Se normalizan así mismo los pesos de las conexiones con la capa de salida. Tras el aprendizaje de la red, cada patrón de entrada activara una única unidad de salida. En algunos modelos cada entrada puede provocar la activación de un conjunto de unidades de salida, en ese caso estaríamos usando un código demográfico.

El objetivo de este tipo de redes es clasificar los patrones de entrada en grupos de características similares, de manera que cada grupo activara siempre las mismas salidas. Cada grupo de entradas queda representado en los pesos de las conexiones de la unidad de salida triunfante. La unidad de salida ganadora para cada grupo de entradas no se conoce a priori, es necesario averiguarlo después de entrenar la red. Una de las cualidades de este tipo de redes es la incorporación a la regla de aprendizaje de cierto grado de sensibilidad con respecto al vecindario o historia. Esto hace que el numero de neuronas que no aprenden desaparezca, aumentando así su capacidad de extraer o mapear características topológicas de los datos. La red mapea el espacio de entrada hacia un espacio de salida con cierto orden topológico, Kohonen propone un método para que este orden se conserve al entrenar la red, la clave está en reducir el tamaño del vecindario de la unidad ganadora en cada iteración.

¹³ Ramírez Hernández Oscar Isidro, “Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia”, Puebla, Pue,2003

Aprendizaje.

Se indica un procedimiento basado en el cálculo de distancias sobre los patrones de entrada:

Se supone que tenemos patrones de entrada N-dimensionales que son:

1. Aleatorizar los pesos de las conexiones. Normalizar los pesos de las conexiones incidentes de cada unidad de salida sobre la unidad: Dividir cada conexión por la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de las conexiones de cada unidad. Normalizar igualmente los datos de entrada.
2. Aplicar un patrón de entrada.
3. Calcular alguna medida de similitud / disimilitud (producto interno, distancia euclidiana o de Mahalanobis, etc), entre las entradas y los pesos de las conexiones. Por ejemplo mediante la distancia euclidiana:

$$D_i = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - w_{ij})^2} \quad \text{donde } x \text{ son los vectores de entrada.}$$

4. La unidad de salida con los pesos mas parecidos al patrón de entrada (es decir, menor D_i) es declarada ganadora. El vector de pesos de la unidad ganadora, W_c , se convierte en el centro de un grupo de vectores cercanos al W_c , en concreto, a menos de cierta distancia D .
5. Modificar los pesos de los vectores de peso W_j "ceranos" a W_c (distancia menor a D), según la fórmula:

$$\Delta W_j = \eta (X - W_j), \text{ donde } \eta \text{ es una pequeña constante positiva.}$$

De esta manera conseguimos que los vectores de pesos de la unidad ganadora y de su “vecindario” se parezcan cada vez más al patrón de entrada que hace ganar a esta unidad.

La cuantía de la adaptación se puede escalar de acuerdo a una “función de vecindad”, preestablecida $A(j,c)$:

$\Delta W_j = \eta A(j,c) (X - W_j)$; donde c es el índice de la unidad ganadora.

$$A(j,c) = \frac{\exp(-|r_j - r_c|)}{2\sigma^2}$$

Representa la posición de la neurona j en el espacio de salida. La convergencia del mapa depende de escoger apropiadamente, r_j . Una opción es $\eta = 1/m$, siendo m el número de iteración del proceso de aprendizaje. El tamaño del vecindario (σ) debería decrecer gradualmente.

6. Repetir los pasos 2 al 5 con todos los patrones de entrada.

A medida que avanza el aprendizaje hay que ir reduciendo D y σ . Kohonen recomienda empezar con un valor de σ cercano a 1 y reducirlo gradualmente hasta 0.1. D puede empezar valiéndolo la máxima distancia existente entre los pesos de las conexiones al principio y acabar siendo tan pequeño que no quede ninguna unidad en el vecindario de la unidad ganadora. En ese momento solo se entrenará una unidad, que al final tendrá su vector de pesos igual al vector de entrada.

La precisión de la clasificación de los patrones de entrada aumenta con el número de ciclos de aprendizaje. Kohonen recomienda una cantidad de ciclos no inferior a 500 veces el número de neuronas de salida para obtener buenos resultados. Una vez entrenada, podemos usar a la red para clasificar patrones de entrada similares en un espacio n -dimensional. Una clase o grupo de patrones similares tiende a controlar una neurona específica, que representará el centro de una esfera n -dimensional (de radio unitario, pues normalizamos

los datos de la unidad). Esa neurona resultara la más activada frente a los patrones mas parecidos a su vector de pesos. Después del aprendizaje, la clasificación consiste en presentar una entrada y seleccionar la unidad mas activada, la ganadora, mediante la función de distancia utilizada (gana la más cercana al patrón de entrada). Además, el vector de pesos nos servirá para reconstruir el patrón de entrada).

2.2.6 MODELOS DE REDES DE HOPFIELD

Las redes que se ha visto son No-recurrentes: eso quiere decir que no hay retroalimentación de las salidas de un nodo hacia sus entradas¹⁴. La no-retroalimentación asegura estabilidad, sin embargo, las redes no recurrentes están limitadas en comparación de las recurrentes. Inestabilidad significa que la red va de estado a estado infinitamente sin detenerse.

En las redes recurrentes, se calcula su valor de salida, el cual es realimentado como entrada, recalculándose la salida otra vez. Los cambios en la salida supuestamente van siendo más y más pequeños hasta llegar a cero, en donde la red se "estabiliza", aunque puede ser que esto nunca suceda (ejemplo: Sistema caótico). Entre las redes recurrentes más populares se encuentran las Redes de Hopfield.

John Hopfield fue uno de los pocos investigadores que siguió trabajando durante la "época oscura" de las RNA. En 1978 el MIT creó el "Centro para el procesamiento de información Biológica", y Hopfield fue llamado a participar, una de las principales contribuciones de Hopfield es la conceptualización las redes neuronales como sistemas dinámicos con energía.

¹⁴ Ramírez Hernández Oscar Isidro, "Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia", Puebla, Pue,2003

Configuración de la Red de Hopfield

Hopfield diseñó varios modelos de redes de la Figura 2.6. La que propuso originalmente en 1982 utiliza normalmente entradas binarias, por ejemplo imágenes en blanco y negro; esta red se puede utilizar como una memoria asociativa o para resolver problemas de optimización.

Una memoria asociativa o memoria dirigida por contenido es útil cuando se cuenta con parte de un patrón de entrada y se requiere el patrón completo. Como ejemplo de memoria asociativa citemos una referencia bibliográfica. Se cuenta una referencia bibliográfica incompleta se puede obtenerla completa a través de una memoria asociativa.

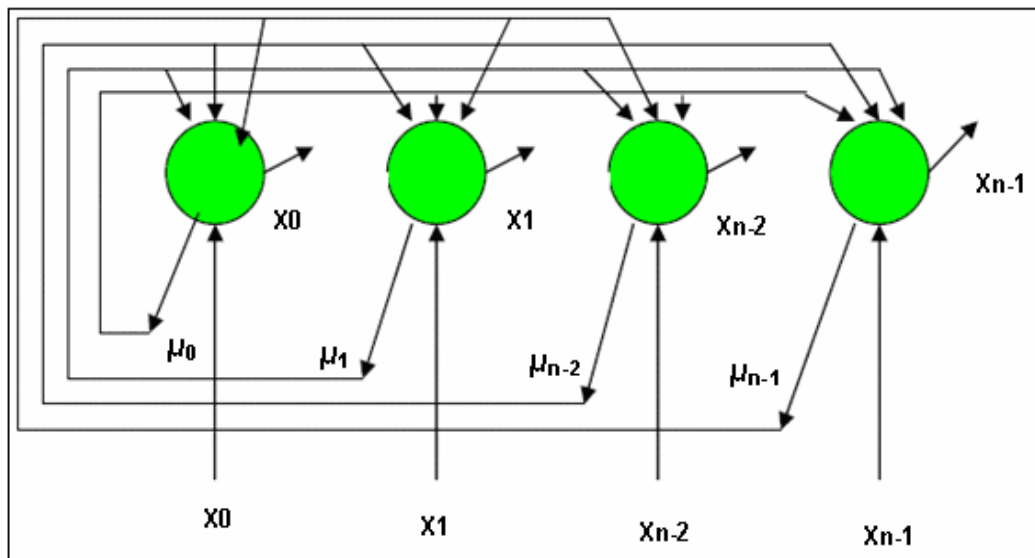


Figura 2.6: Red de Hopfield

La red funciona de la siguiente manera: se aplica el vector X en el tiempo $t=0$. La red empieza a calcularse y recalcularse hasta que los valores μ 's ya no cambian. Al momento de convergencia, cuando las salidas ya no cambian, sucede que:

$$X_0 \dots X_{n-1} = \mu_0 \dots \mu_{n-1}.$$

Otras características de la red son:

- La función de activación es la función escalón.
- Los patrones de entrada y salida pueden tomar valores +1 ó -1.
- La salida de cada nodo se retroalimenta a los otros nodos vía pesos, que se llamaran t_{ij} .

2.3 ARQUITECTURA DE LAS REDES NEURONALES

La manera en que las neuronas de una red neuronal se estructuran está íntimamente ligada con el algoritmo de aprendizaje (regla) usado para entrenar la red. Las RNAs pueden ser vistas como grafos dirigidos etiquetados, en los cuales las neuronas artificiales son nodos y las aristas dirigidas (con pesos) son conexiones entre salidas de neuronas y entradas de neuronas.

Los elementos básicos se pueden conectar entre sí para dar lugar a las estructuras neuronales o modelos conexionistas que se podrían clasificar de diferentes formas según el criterio usado. Así se tendría:

2.3.1 SEGÚN EL NÚMERO DE CAPAS

- **Redes neuronales mono capas:** Se corresponde con la red neuronal más sencilla ya que se tiene una capa de neuronas que proyectan las entradas a una capa de neuronas de salida donde se realizan diferentes cálculos¹⁵.

La capa de entrada, por no realizar ningún cálculo no se cuenta, de ahí el nombre de redes neuronales con una sola capa. Una aplicación típica de este tipo de redes es como memorias asociativas. En la Figura 2.7 se muestra una red neuronal mono capa.

¹⁵ Emilio Soria, Antonio Blanco, “Redes Neuronales Artificiales”.

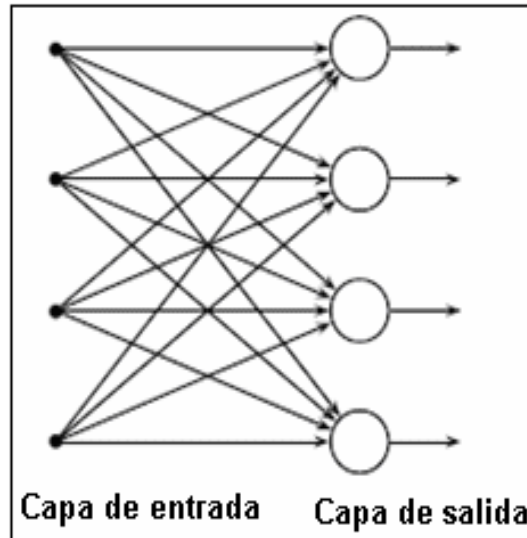


Figura 2.7: Red neuronal mono capa

- **Redes neuronales multicapa:** Redes multicapa con alimentación hacia adelante. La segunda clase de redes neuronales con alimentación hacia adelante (cuyo más conocido representante es el perceptrón multicapa) se distingue por la presencia de una o más capas ocultas, cuyos nodos de cómputo son llamados neuronas ocultas. La función de estas neuronas es intervenir entre la entrada externa y la salida de la red en una forma apropiada. Los nodos fuente en la capa de entrada de la red suministran los elementos respectivos del patrón de activación (vector de entrada), los cuales constituyen las señales de entrada aplicadas a las neuronas (nodos de cómputo) en la segunda capa (esto es, la primera capa oculta). Las señales de salida de la segunda capa son usadas como entradas de la tercera capa, y así sucesivamente para el resto de la red. Las neuronas en cada capa de la red tienen solamente como entradas las señales de salida de la capa precedente. El conjunto de señales de salida de las neuronas en la capa de salida (última capa) de la red constituyen la respuesta total de la red al patrón de activación recibido a través de los nodos fuente en la capa de entrada (primera capa). Una red de este tipo se muestra en la figura 8 para el caso de una única capa oculta. Esta red está totalmente conectada en el sentido de que cada nodo de la red está conectado a cada uno de los nodos restantes en la capa siguiente. Existen también redes parcialmente conectadas.

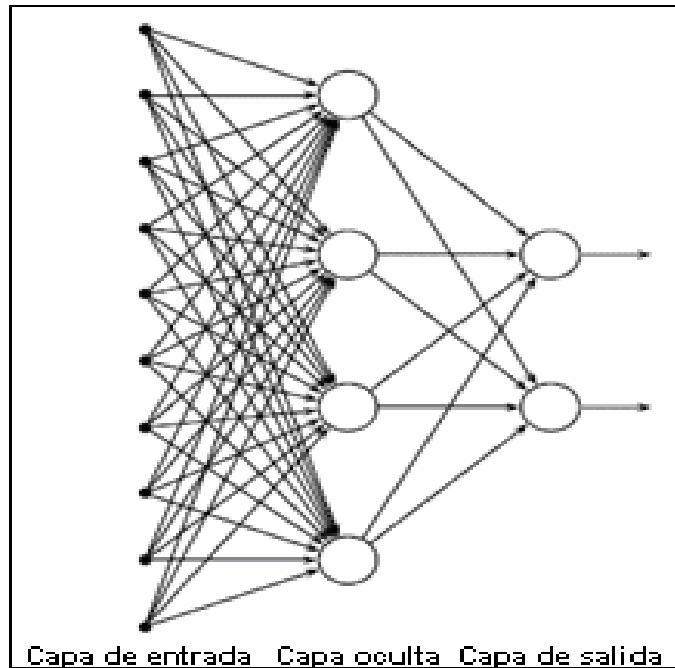


Figura 2.8: Esquema de una red neuronal multicapa

2.3.2 SEGÚN EL TIPO DE CONEXIONES

- **Redes neuronales no recurrentes.** En esta red la propagación de las señales se produce en un sentido solamente, no existiendo la posibilidad de realimentaciones. Lógicamente estas estructuras no tienen memoria¹⁶.
- **Redes neuronales recurrentes.** Esta red viene caracterizada por la existencia de lazos de realimentación. Estos lazos pueden ser entre neuronas de diferentes capas, neuronas de la misma capa o, más sencillamente, entre una misma neurona. Esta estructura recurrente la hace especialmente adecuada para estudiar la dinámica de sistemas no lineales.

Se distinguen de las redes con alimentación hacia delante en que éstas tienen por lo menos un ciclo de retroalimentación. Por ejemplo, una red recurrente puede consistir de una capa única de neuronas con cada neurona alimentando su señal de salida hacia las entradas del resto de neuronas. En este caso no existen ciclos de retroalimentación

¹⁶ Emilio Soria, Antonio Blanco, “Redes Neuronales Artificiales”.

de la salida de una neurona hacia su misma entrada. Otro caso es el de redes en las que existen capas ocultas, en las que las conexiones de retroalimentación pueden ser originadas desde las neuronas ocultas o también desde las neuronas de salida, como se observa en la Figura 2.9. Los ciclos de retroalimentación implican el uso de bifurcaciones particulares compuestas por elementos de retardo, lo cual resulta en un comportamiento dinámico no lineal, asumiendo que la red neuronal contiene unidades no lineales.

De forma general, las redes con alimentación hacia adelante son estáticas, esto es, que producen solamente un conjunto de valores de salida en vez de una secuencia de valores a partir de una entrada dada. Las redes con alimentación hacia adelante “no tienen memoria”, en el sentido de que su respuesta a una entrada es independiente del estado anterior de la red. Las redes recurrentes o retroalimentadas, por otra parte, son sistemas dinámicos. Cuando un nuevo patrón de entrada se presenta, se calculan las salidas de las neuronas. Como se tienen enlaces retroalimentados, las entradas a cada neurona se modifican, lo cual lleva a la red a cambiar de estado.

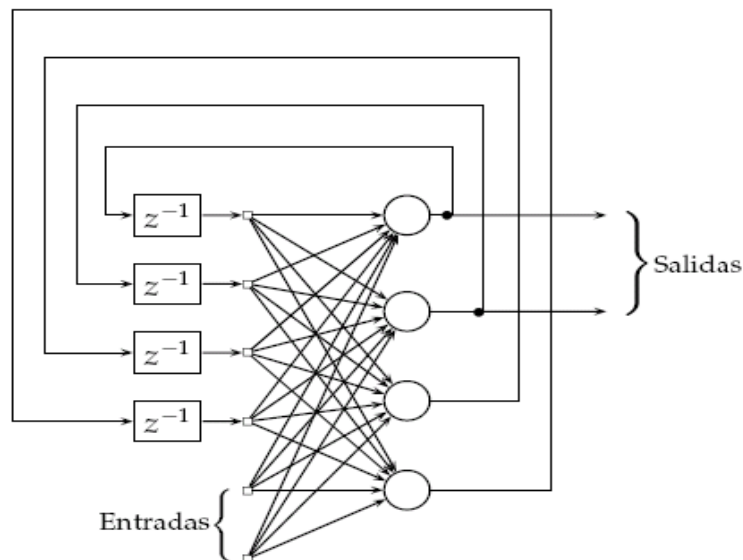


Figura 2.9: Red neuronal recurrente

2.3.3 SEGÚN EL GRADO DE CONEXIÓN

- **Redes neuronales totalmente conectadas.** En este caso todas las neuronas de una capa se encuentran conectadas con las de la capa siguiente (redes no recurrentes) o con las de la anterior (redes recurrentes).
- **Redes parcialmente conectadas.** En este caso no se da la conexión total entre neuronas de diferentes capas.

Estas estructuras neuronales se podrían conectar entre sí para dar lugar a estructuras mayores (nivel de mesoestructura). Esta conexión se puede llevar a cabo de diferentes formas siendo las más usuales las estructuras en paralelo y jerárquicas.

En la primera estructura se plantea un “consenso” entre las diferentes redes para obtener la salida mientras que en la estructura jerárquica existen redes subordinadas a otras que actúan como elementos centrales en la salida final de la red.

2.4 APLICACIONES DE REDES NEURONALES

Las redes neuronales se utilizan principalmente en los sistemas clasificadores que tienen que dar respuesta a un estímulo concreto para reconocer su pertenencia o no a una clase determinada, las redes neuronales son los mecanismos que muestran más posibilidades ante problemas como el reconocimiento de formas y el reconocimiento de la palabra hablada y, en general, ante todo tipo de problemas que requieran una alta capacidad de tratamiento efectuado en paralelo.

Las aplicaciones de las redes neuronales se pueden dividir según el campo del conocimiento donde se aplican.

2.4.1 BIBLIOMETRÍA

Las redes neuronales artificiales son aplicadas en diversos ámbitos de la actividad humana, particularmente como herramienta de análisis de información, específicamente dentro de la Bibliometría. En esta aplicación se hace una introducción sobre las particularidades de las RNA, las basadas en el modelo Kohonen (Mapas auto-organizativos). Se exponen los elementos que la integran y se vincula su principio de funcionamiento con la Bibliometría. Se utiliza y caracteriza un software llamado Viscovery SOMine que retoma, para su funcionamiento, el concepto y los algoritmos de los mapas auto-organizativos. Se ejemplifica la utilidad de las RNA, dentro de la Bibliometría, a través de casos prácticos.

2.4.2 MEDICINA

Las aplicaciones en medicina encuentran su reflejo en problemas de diagnóstico médico. Es uno de los campos con más futuro y, hoy por hoy, uno de los menos desarrollados. Aplicaciones en este campo serían:

1. Diagnóstico de cardiopatías, este tipo de aplicaciones clasifican el electrocardiograma en diferentes tipos o clases.
2. Analizadores del habla para la ayuda de audición de sordos profundos.
3. Diagnóstico y tratamiento a partir de síntomas y/o de datos analíticos (encefalograma, etc.).
4. Detección de tumores cancerígenos, una red neuronal entrenada localiza y clasifica en imágenes médicas la posible existencia de tumores cancerígenos.
5. Caracterización de la dinámica en la variabilidad cardiaca, la regulación del ritmo cardíaco se lleva a cabo por un sistema dinámico operando bajo un régimen caótico.

6. Compresión de señales electrocardiográficas, uno de los temas más activos actualmente en el campo de la ingeniería biomédica es la telemedicina. Esta disciplina consiste en el desarrollo de algoritmos que permitan el diagnóstico de una determinada enfermedad sin que el paciente se tenga que desplazar al centro médico. Las diferentes señales que necesita el médico se transmiten vía telefónica. Para aumentar la eficacia de esta transmisión se podría pensar en la compresión de la señal que consiste en aplicar diferentes algoritmos para reducir su tamaño. Uno de los métodos de compresión es con redes neuronales.
7. Predicción de enfermedades degenerativas cardíacas, pacientes que han sufrido un infarto recientemente presentan un cierto factor de riesgo de sufrir otro. Se puede usar una red para modelizar el comportamiento de las arterias coronarias.
8. Predicción del riesgo de intoxicación por digoxina, la tarea de la red neuronal es predecir el posible riesgo de intoxicación por digoxina que es un fármaco usado en problemas de corazón.
9. Predicción de la respuesta emética, la red neuronal determina como salida la respuesta emética. Esta respuesta está relacionada con el número de nauseas y vómitos que siente un paciente oncológico tras un tratamiento con quimioterapia.
10. Predicción del nivel de Tacrolimus en sangre, este fármaco se utiliza en la terapia post-trasplante. Presenta un estrecho ámbito terapéutico (la concentración en sangre se debe mantener entre 5 y 15 ng/ml). Una red neuronal ha demostrado su utilidad en la predicción del nivel de este fármaco en sangre.
11. Predicción del nivel de ciclosporina, éste es un fármaco usado habitualmente para evitar la reacción de rechazo en trasplantes de riñón, corazón, pulmón e hígado. Predecir la concentración de este fármaco a corto plazo ayudaría a la optimización de la dosis siguiente. Esta predicción se puede hacer con una red neuronal.

2.4.3 PROCESADO DE LA SEÑAL

En este campo las redes neuronales han encontrado un gran hueco de tal forma que ya existe una sociedad internacional sobre la aplicación de redes neuronales en problemas de procesado de la señal. Algunos problemas de clasificación donde se aplican las redes neuronales serían:

1. Ecuilización de canales de comunicación, ecualizar un canal consiste en recuperar la señal que, al pasar a través de un canal de comunicaciones, sufre una distorsión. Esta aplicación tiene entonces gran importancia con el auge de las comunicaciones móviles. La aplicación de redes neuronales se ha mostrado más efectiva que el uso de otros sistemas.
2. Reconocimiento de patrones en imágenes, esta aplicación evidencia la capacidad de las redes neuronales ya que se trata de una tarea relativamente sencilla para un ser humano pero tremendamente costosa de implementar en un sistema artificial.
3. Reconocimiento de voz, de gran importancia de cara a la implementación de sistemas controlados por la voz, ha encontrado en las redes neuronales un camino para su desarrollo.
4. Sonar y Radar, la capacidad de las redes neuronales para clasificar determinados objetos (imágenes, sonidos, señales unidimensionales), les permite su aplicación en este campo como dispositivos para discernir los diferentes objetivos.
5. Eliminación activa de ruido, cuando el ruido y la señal de interés tienen los espectros frecuenciales solapados un filtrado selectivo en frecuencia no tiene sentido. En este caso hay que intentar otras aproximaciones. Una de estas es la cancelación activa de ruido aplicando sistemas adaptativos y redes neuronales.

6. Control, en este caso el sistema a controlar se modeliza para poder realizar predicciones de su comportamiento y, de esta forma poder controlarlo más fácilmente

2.4.4 ECONOMÍA

En esta disciplina, donde hay que tomar decisiones entre un número de opciones, las redes neuronales son directamente aplicables frente a otros métodos por sus características intrínsecamente no lineales. Así algunas de estas aplicaciones son:

1. Concesión de créditos. En esta aplicación las redes neuronales en virtud de determinados marcadores económicos de la persona que pide el préstamo decide su viabilidad o no.
2. Detección de posibles fraudes en tarjetas de crédito. Las redes neuronales pueden ser usadas como elementos discriminativos para conceder o no una determinada cantidad en un cajero automático
3. Determinación de la posibilidad de quiebra de un banco. En esta aplicación la red neuronal determina el riesgo de quiebra de un banco en virtud de determinados parámetros económicos.
4. Predicción del gasto eléctrico de empresas y centrales. Mediante el uso de una red neuronal se puede estimar el consumo de una empresa y, por tanto, se puede administrar mejor los recursos eléctricos de dicha empresa.
5. Cambio de moneda. Las redes neuronales se han usado para la predicción del cambio, por ejemplo, entre el dólar americano y el marco alemán.
6. Tendencias a corto y medio plazo en bolsas de valores. Si se buscan por Internet los productos derivados de las redes neuronales que se comercializan se encontrará rápidamente que la gran mayoría de ellos se orientan a aplicaciones de este tipo.

7. Predicción de stocks. Uno de los mayores problemas que se puede encontrar en una fábrica es la falta o un exceso de suministros. En el primer caso no puede producir y, en el segundo, si no dispone de un buen almacén, se puede producir el caos. Una buena previsión de la cantidad necesaria justa podría evitar muchos problemas.

2.4.5 FINANZAS

1. Previsión de la evolución de los precios.
2. Valoración del riesgo de los créditos.
3. Identificación de falsificaciones.
4. Interpretación de firmas.

2.4.6 MEDIO AMBIENTE

Se tiene, otro campo importante de aplicación de las redes neuronales. Algunas aplicaciones de éstas son:

1. Predicción de irradiación solar.
2. Predicción de niveles tóxicos de ozono en zonas urbanas y rurales. Este gas nos protege de la radiación ultravioleta del sol, sin embargo, un exceso de este gas puede conducir a problemas. Una predicción de su concentración en la atmósfera a corto plazo (uno o dos días) podría conducir a la aplicación de medidas para evitar posibles incrementos indeseados en la concentración de este gas.
3. Predicción de variaciones globales de temperatura.

2.4.7 MANUFACTURACIÓN

1. Robots automatizados y sistemas de control (visión artificial y sensores de presión, temperatura, gas, etc.)

2. Control de producción en líneas de proceso.
3. Inspección de calidad.
4. Filtrado de señales.

2.4.8 MONITORIZACIÓN EN CIRUGÍA

1. Predicción de reacciones adversas a los medicamentos.
2. Lectoras de Rayos X.
3. Entendimiento de causa de ataques epilépticos.

2.4.9 MILITARES

1. Clasificación de las señales de radar.
2. Creación de armas inteligentes.
3. Optimización del uso de recursos escasos.

2.5 REDES NEURONALES PARA EL RECONOCIMIENTO DE TEXTO

2.5.1 DEFINICIÓN

Existe un tipo de computación basada en "redes de neuronas". Una red de neuronas imita el funcionamiento de la mente humana: la idea es simular una gran cantidad de unidades independientes que pueden funcionar como pequeñas calculadoras, y que interactúan entre sí, tal y como lo hacen las neuronas en nuestro cerebro.

Los ordenadores pueden reconocer texto y existen algunos algoritmos sencillos y complejos. En cuanto a la distorsión de las letras, algunos programas no era capaces de comprender nada... Sin embargo, existe una forma de aplicar redes de neuronas al

reconocimiento de texto, utilizando [en modo experto] una *red de Hopfield*, que es capaz de soportar una modificación de hasta el 25% de un carácter a reconocer.

Las redes de neuronas *aprenden*. La forma del aprendizaje consiste en lo siguiente, se le da a la red un conjunto de datos inicial y se le pide que de un resultado, el que sea. Si es el que se esperaba, se finaliza la operación. Si no, se ajusta la forma de comunicación de las neuronas entre ellas y se vuelve a iniciar, es como un entrenamiento.

Dependiendo del algoritmo utilizado, puede ser complicado; sin embargo da buenos resultados. El problema surge al generalizar: el desear que una red que estudie un vídeo o una imagen y que identifique lo que sea, cualquier cosa; lo cual implicaría un entrenamiento largo.

En conclusión, es posible que los PC's reconozcan fenómenos concretos en imágenes o en vídeo. Serán necesarias, estructuras más avanzadas que la computación tradicional, y que estas estructuras hayan sido entrenadas con cierto volumen de datos. No obstante, será muy complicado que reconozcan todas las situaciones posibles.

2.5.2 REDES NEURONALES APLICADAS AL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO

El procedimiento para leer un documento de texto manuscrito comienza escaneando el papel para generar una imagen digital que se almacena en el computador. Dicha imagen se obtiene generalmente en escala de grises, ya que la información del color no es relevante en esta aplicación, y se convierte posteriormente a blanco y negro (imagen binaria) para separar el fondo del documento. Posteriormente el sistema debe localizar la cadena de texto que representa la información útil, lo cual depende del formato del documento y de pequeños errores de desplazamiento y rotación de la imagen. Después de estos pasos iniciales, el sistema debe realizar la difícil tarea de convertir la imagen del texto alfanumérico en datos reales de análisis ver Figura 2.10.

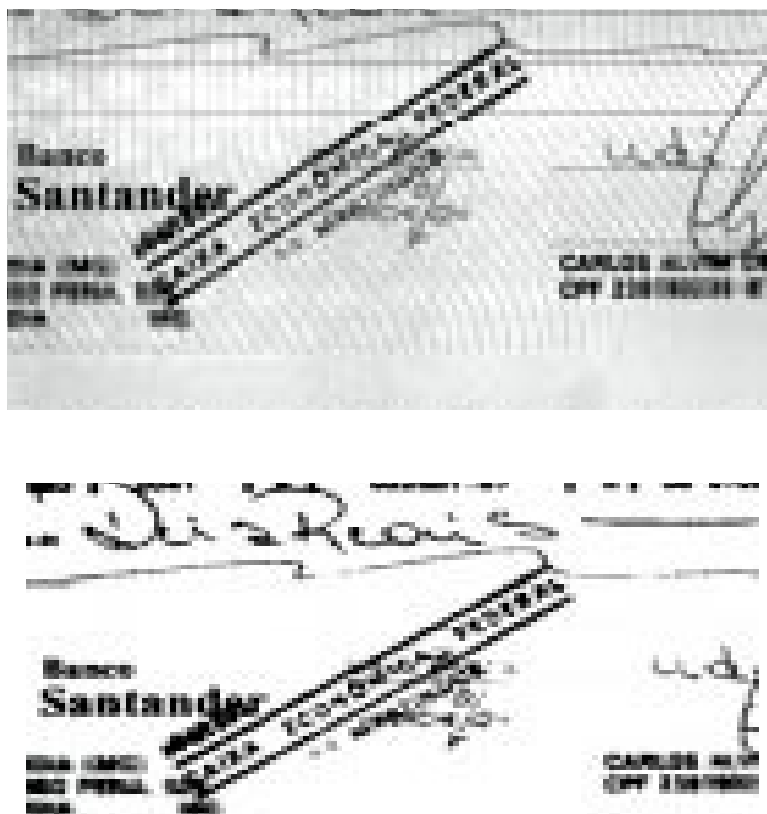


Figura 2.10: Pasos básicos del reconocimiento del documento

Esta última etapa constituye el paso más difícil, y por lo tanto más interesante, del procesamiento de la imagen del documento. El diagrama de bloques para leer el documento está esquematizado en la Figura 2.11.

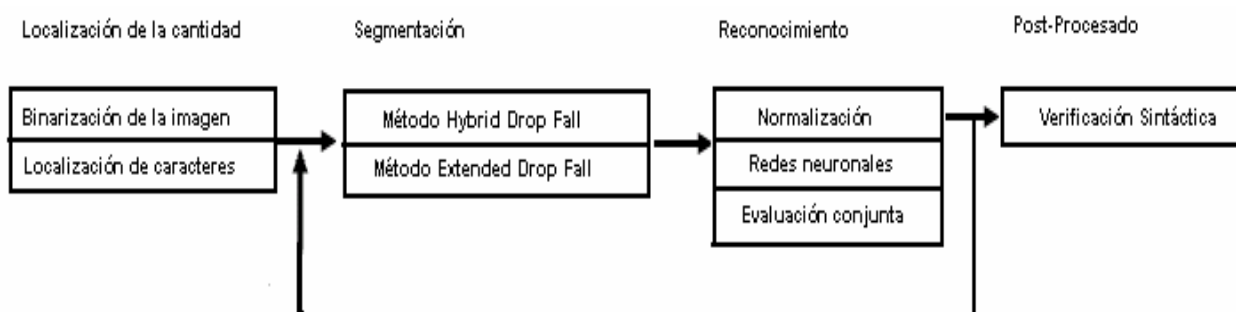


Figura 2.11: Esquema general de la táctica de reconocimiento

Una vez localizada la zona de la imagen que contiene el texto de interés, el sistema debe reconocer los números, letras y símbolos que allí están escritos. El paso más importante es

el proceso de segmentación, que consiste en separar la imagen del texto en caracteres individuales.

En caso de texto manuscrito resulta especialmente crítico separar o agrupar convenientemente los trazos que aparecen en la imagen para formar los dígitos correctos. Por ejemplo, la Figura 2.12(a) muestra un valor en el cual el número '2' está conectado con el número '9' y debe separarse.

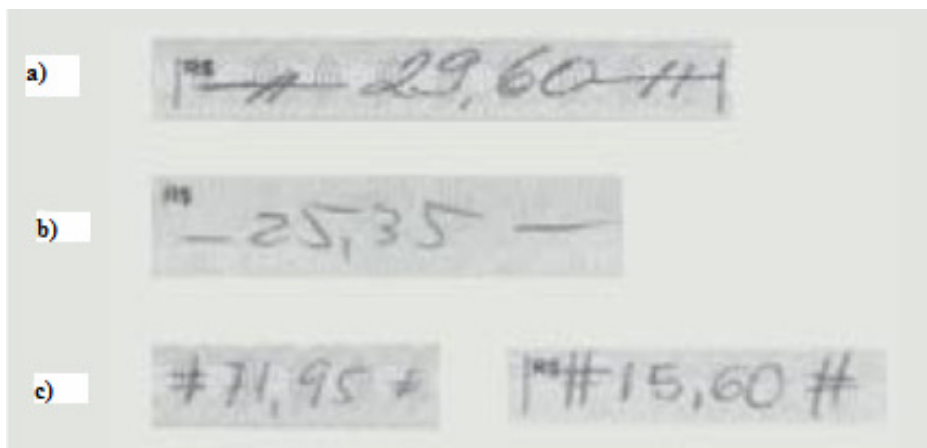


Figura 2.12: Ejemplos de texto de documento

Por el contrario en la Figura 2.12 (b) el número '5' está dividido en dos trazos que deben unirse para formar un solo dígito.

El sistema de reconocimiento debe permitir probar distintos algoritmos de separación y de unión hasta encontrar la solución que se reconoce correctamente.

El módulo de reconocimiento de textos utiliza una serie de algoritmos de normalización y un clasificador basado en redes neuronales.

El módulo debe ser muy eficiente ya que el bucle general de segmentación lo utiliza intensamente, existe un módulo de verificación sintáctica que se encarga de verificar que el resultado del sistema tiene sentido como texto.

Una manera bastante efectiva de extraer caracteres de una imagen en blanco y negro es buscar los conjuntos de píxeles que cumplen una relación de conexión entre sí. En la mayoría de los casos este método proporciona caracteres bien segmentados que pueden analizarse sin problemas en el módulo de reconocimiento. Pero si dos o más dígitos se están tocando, lo cual ocurre con bastante frecuencia en el caso de textos manuscritos, resulta necesario separarlos antes de poder reconocerlos ver Figura 2.13.

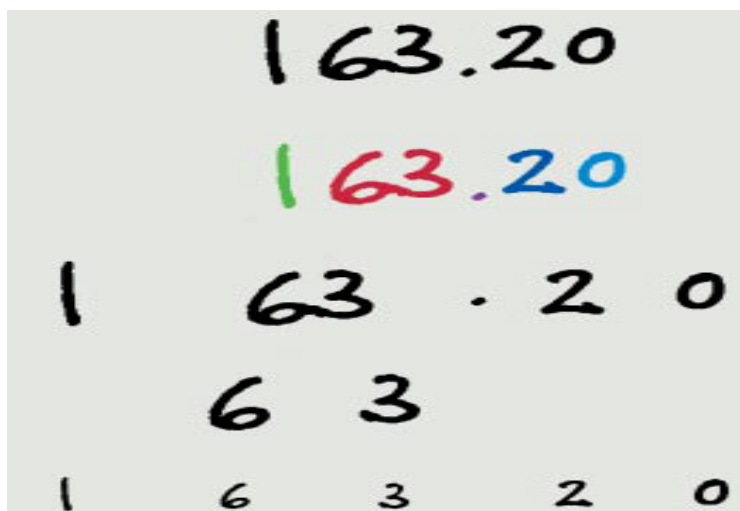


Figura 2.13: Proceso de segmentación y reconocimiento

Es difícil separar caracteres que se están tocando ya que no es evidente encontrar el camino óptimo para definir la frontera entre dos caracteres. Varios algoritmos de separación se pueden utilizar para poder obtener el camino de separación correcto. Estos algoritmos se basan en la analogía de una gota de ácido que va cayendo por acción de la gravedad y escurre por el borde de los caracteres, pero cuando no se puede desplazar empieza a fundir la tinta y crea un corte de separación.

El sistema debe analizar sistemáticamente cada posibilidad de separación hasta encontrar la solución óptima. En principio, si un camino de separación no es válido, los segmentos resultantes no serán caracteres y el sistema de reconocimiento los rechaza por ejemplo en el tercer caso de la Figura 2.14.

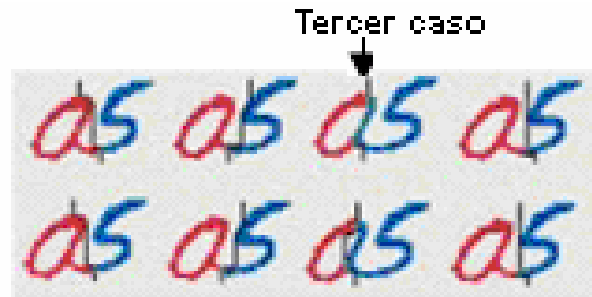


Figura 2.14: Resultados de 8 algoritmos Drop-Fall en el caso de un '0' conectado a un '5'

Asimismo el sistema de reconocimiento debe rechazar cualquier símbolo formado por una pareja de dígitos, porque dicho símbolo no coincide con ninguno de los patrones básicos de los caracteres aislados. El hecho de que un símbolo haya sido rechazado aporta una información significativa para el sistema de segmentación, ya que éste decide la estrategia de aplicación de los algoritmos de segmentación en función del éxito de los resultados.

El módulo de reconocimiento identifica el texto alfanumérico que está contenido en cada imagen producida por el método de segmentación. Estas imágenes tienen resolución alta y dimensiones variables, por lo que deben normalizarse antes de llamar al clasificador. El proceso de normalización tiene como objetivo obtener muestras parecidas, en cuanto a dimensiones y aspecto, y corregir ciertos efectos de la escritura manuscrita. La normalización incluye corrección de la inclinación, espesor del trazo y tamaño. Se ha comprobado experimentalmente que el proceso de normalización tiene buenos resultados cuando se aplica en 5 fases, tal y como se muestra en la Figura 2.15.

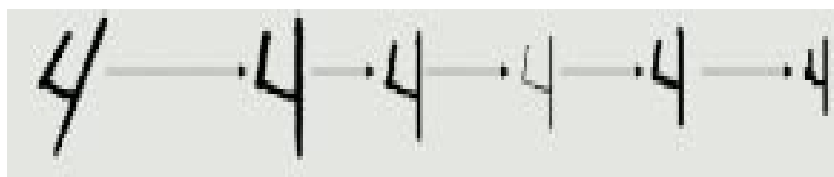


Figura 2.15: Proceso de normalización

La corrección de la inclinación convierte en líneas verticales los trazos que se hayan escrito con cierta inclinación, pero sin modificar los trazos horizontales. Esta corrección mejora el rendimiento del clasificador ya que obtiene texto alfanumérico más parecido entre sí para cualquier estilo de escritura. La primera operación de escalado aumenta o disminuye el tamaño de la imagen original para obtener una imagen de tamaño apropiado que tiene

buena resolución. La normalización del espesor se realiza obteniendo el esqueleto y luego dilatándolo, con objeto de conseguir un trazo uniforme por ejemplo de unos 3 píxeles de espesor.

Finalmente se realiza un segundo escalado para reducir el tamaño. El resultado final es una imagen pequeña que sólo tiene pocos puntos, pero que representa perfectamente el carácter escrito.

Después del proceso de normalización se aplica un clasificador para interpretar a qué texto corresponden los valores binarios que se obtienen. Cuando se utilizan un clasificador basado en redes neuronales, éstos son muy rápidos y ofrecen buenos resultados en el reconocimiento de texto manuscrito. Es importante que el clasificador sea rápido ya que forma parte del bucle principal de segmentación.

El número de veces que se utiliza la red neuronal para poder leer el texto es variable, ya que bucle de segmentación tendrá que probar diferentes algoritmos de separación de caracteres ligados en función de los resultados obtenidos por el clasificador. Hay que tener en cuenta que el clasificador debe ser capaz de interpretar una gran variedad de estilos de escritura, especialmente si se tiene en cuenta que existen varias maneras de escribir cada carácter, tal y como se muestra en la Figura 2.16.

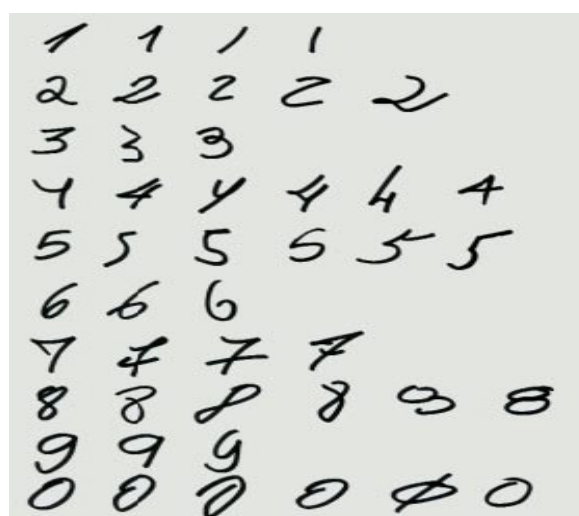


Figura 2.16: Dígitos obtenidos de cheques de Brasil

Un tipo de redes neuronales más utilizada en reconocimiento de caracteres es un Perceptrón Multicapa (MLP). La estructura es multiconectada y tiene múltiples entradas, una capa oculta con cierta cantidad de neuronas y un número limitado de salidas. Las salidas corresponden a la cantidad de caracteres posibles por reconocer, si bien se ha demostrado en otros trabajos que entrenar la red para poder reconocer caracteres ligados y símbolos especiales puede mejorar el nivel de aciertos y sobre todo disminuir la incidencia de reconocimiento erróneo.

El nivel de precisión que se obtiene con este tipo de red es muy alto (92.2% de aciertos, con sólo 1.8% de fallos) cuando se entrena con un conjunto de ejemplos grande, tal como la base de datos de caracteres.

Sin embargo estos niveles no son tan buenos al reconocer texto manuscrito, cuando se entrena la red con algoritmos diseñados en un país y luego aplicados a texto escrito en otro país (como consecuencia de las diferencias en el estilo de escritura del texto). En cualquier caso el número de lecturas incorrectas, que es el parámetro que más preocupa desde el punto de vista de eficiencia del algoritmo, disminuye de manera importante al aplicar clasificadores paralelos y sistemas de post-procesado. Utilizando varios clasificadores en paralelo, basados en distintas técnicas, es posible rechazar un caracter cuando no se obtiene un determinado nivel de acuerdo entre los resultados. Asimismo el post-procesado puede verificar la relación entre grupos de caracteres y los separadores (coma y punto decimal).

No hay que olvidar que rechazar un documento de texto manuscrito, significa que el sistema (algoritmo) no ha podido leerlo automáticamente y por lo tanto una persona debe hacerse cargo del mismo. Esto no es ningún inconveniente ya que la mayoría de Instituciones leen manualmente la totalidad de los documentos, sin embargo no es conveniente garantizar que todos los documentos leídos de manera automáticamente por el sistema sean correctos.

CAPITULO III

DESARROLLO DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO REDES NEURONALES CASO PRACTICO FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN DE LA ESPE-L

El presente capítulo hace referencia al proceso de desarrollo de Software que se ha seguido para el análisis, diseño, y construcción del Sistema de Reconocimiento de Texto Manuscrito aplicando Redes Neuronales, para la construcción del sistema se propone la utilización del Proceso Unificado Rational (RUP), que es un proceso de desarrollo de software que junto con el Lenguaje Unificado de Modelado (UML) constituye la metodología estándar más utilizada para el desarrollo de sistemas.

3.1 RECOPIACIÓN DE REQUISITOS DEL SOFTWARE

3.1.1 INTRODUCCIÓN

El presente documento es una Especificación de los Requisitos Software (ERS), para el sistema de Reconocimiento de Texto Manuscrito aplicando Redes Neuronales. La especificación de requisitos se basa en el estándar “IEEE Recommended Practice for Software Requirements Specification ANSI/IEEE 830,1998”.

3.1.2 PROPÓSITO

El objetivo es definir de manera clara y precisa las funcionalidades y restricciones de la aplicación y está dirigido a los desarrolladores y usuarios finales del sistema.

3.1.3 ÁMBITO DEL SISTEMA

El sistema de Reconocimiento de Texto Manuscrito aplicando Redes Neuronales llamado SISRETEXT se desarrollará en la Escuela Politécnica del Ejército sede Latacunga, para ello se tomará en consideración los formularios de inscripción de los nuevos aspirantes a alumnos de la institución.

Esta aplicación será totalmente diseñada y codificada con la herramienta Matlab 7.0.

3.1.4 DEFINICIÓN DE ACRÓNIMOS Y ABREVIATURAS

En esta sección se definirá todos los términos, acrónimos y abreviaturas utilizadas durante la especificación de requerimientos software.

3.1.4.1 Definiciones

Administrador	Persona encargada de la Administración del Sistema del Reconocimiento de Texto.
---------------	---

3.1.4.2 Acrónimos

ERS	Especificación de Requisitos de Software
RN	Redes Neuronales

3.1.4.3 Abreviaturas

SISRETEXT	Sistema de Reconocimiento de Texto
-----------	------------------------------------

3.1.5 REFERENCIAS

Estándar ANSI/IEEE de Especificación de Requisitos de Software 830,1998

3.1.6 VISIÓN GENERAL DEL DOCUMENTO

El presente documento contiene la especificación de requisitos para el sistema SISRETEXT y está organizado según el estándar IEEE/ANSI 830-1998, práctica recomendada para la especificación de requisitos software.

3.1.7 DESCRIPCIÓN GENERAL

Se presenta las principales áreas a las que el sistema debe dar soporte, las funciones que el sistema debe realizar, la información utilizada, las restricciones y otros factores que afecten al desarrollo del mismo.

3.1.7.1 Perspectiva del Producto

El sistema será aplicable para la Escuela Politécnica del Ejército sede Latacunga, donde se demostrará la funcionalidad del Reconocimiento de Texto Manuscrito utilizando una de las técnicas de la Inteligencia Artificial como es las Redes Neuronales.

3.1.8 FUNCIONES DEL SISTEMA

En términos generales, el SISRETEX deberá proporcionar soporte a las siguientes tareas de gestión.

- Gestión de formulario

A continuación, se describirán con más detalle esta tarea y como serán soportadas por el sistema.

3.1.8.1 Gestión de Formulario

El administrador puede abrir el formulario principal para la ejecución del sistema.

3.1.9 CARACTERÍSTICAS DEL USUARIO

El sistema debe ofrecer una interfaz de usuario intuitiva fácil de aprender y sencilla de manejar y presentar un grado alto de usabilidad, de modo que el usuario se familiarice desde la primera vez que ingresa al sistema.

3.1.9.1 Restricciones

El sistema se desarrollará en base a las políticas y los procesos de negocio establecidos por el desarrollador. Este sistema tiene las funcionalidades generales comunes que se definen.

- Trabaja independientemente y no tendrá interfaces con otros servicios
- El sistema no trabajará cliente/servidor
- El sistema no elimina datos
- El sistema no se comunicará con otros sistemas

En cuanto a las restricciones de Hardware y Software, por la naturaleza de la aplicación esta deberá funcionar en un ambiente de formulario para la administración del

reconocimiento. Para el desarrollo del sistema se utilizará la tecnología de Matlab 7.0, para el desarrollo de la aplicación.

3.1.10 SUPOSICIONES Y DEPENDENCIAS

Las suposiciones y dependencias respecto del sistema, y que se derivan directamente de la información recolectada son:

3.1.10.1 Suposiciones

El sistema maneja y procesa información fiable obtenida del proceso de reconocimiento de texto manuscrito, en tiempos aceptables para el usuario.

3.1.10.2 Dependencia

El sistema SISRETEXT, funciona automáticamente sin necesidad de comunicarse con otros sistemas externos, por lo que no hay dependencia respecto a otros sistemas.

3.1.11 REQUISITOS ESPECÍFICOS

En la siguiente sección se describen los requisitos identificados en la fase de planeación de este proyecto.

SISRETEXT se diseño para cumplir los siguientes requisitos de funcionamiento.

- Requisitos funcionales
- Requisitos de interfaces externas
- Requisitos tecnológicos

3.1.12 REQUISITOS FUNCIONALES

En esta sección se especifican los requisitos con mayor detalle permitiendo un mejor entendimiento del sistema.

3.1.12.1 Gestión de Formularios

Req(01) El sistema permitirá abrir un formulario que este previamente almacenado en el sistema desde el menú “Archivo”, y mostrará un cuadro de dialogo para la navegación del formulario seleccionado.

Req(02) El administrador podrá seleccionar la opción Ampliar el formulario para una mejor visualización.

Req(03) El administrador podrá seleccionar la opción Reducir el formulario para volver al tamaño original.

Req(04) El administrador podrá seleccionar la opción Cambiar Puntero para una mejor manejo en el formulario.

Req(05) El sistema permitirá realizar el reconocimiento de texto del formulario que se encuentra registrada en el sistema, mediante el botón “Reconocimiento”.

3.1.13 REQUISITOS DE INTERFACES EXTERNAS

En esta sección se describirán los requisitos que afectan a la interfaz del administrador.

3.1.13.1 Interfaces de Usuario

La interfaz del sistema debe ser orientada a ventana; el manejo del programa se realizará a través del ratón y el teclado.

3.1.13.2 Requisitos de Software

En la versión inicial el sistema trabaja de forma autónoma y no tendrá ninguna interfaz de software con otros sistemas.

3.1.13.3 Requisitos de Desarrollo

El ciclo de vida elegido para el desarrollo del sistema es evolutivo de manera que se pueda incorporar fácilmente cambios o agregar mayor funcionalidad al sistema.

3.1.13.4 Requisitos Tecnológicos

Son las características técnicas que se requiere para la correcta operación del sistema, para ello son necesarios los siguientes elementos de hardware y software.

Requisitos Hardware

En esta sección se describe los requerimientos mínimos para el buen funcionamiento de la aplicación.

- Un computador mínimo Pentium IV.
- Puertos Usb
- 1 GB de memoria recomendado
- 3GB de espacio libre en disco
- Un Scanner

Requisitos de Software

En esta sección se describe los requerimientos Software sobre los cuales va a funcionar el sistema.

- Un sistema operativo Microsoft Windows XP Service Pack 2, o Windows Vista Ultimate
- Matlab 7.0.
- Drive Scanner

3.2 ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN CAPTADA

3.2.1 DIAGRAMAS DE CASOS DE USO

Estos diagramas representan la funcionalidad completa del sistema, los diagramas de caso de uso definen conjuntos de funcionalidades afines que el sistema debe cumplir para satisfacer todos los requerimientos.

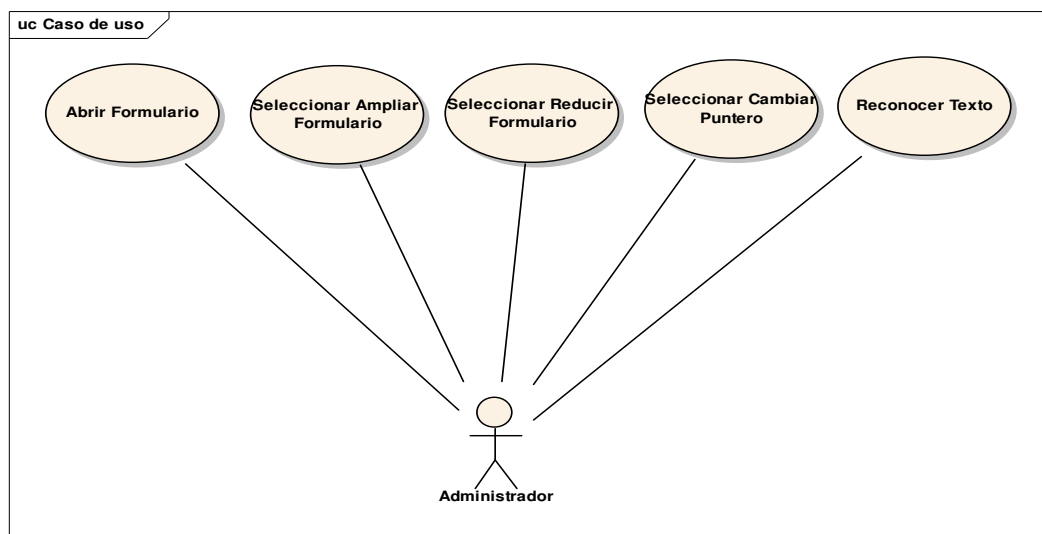


Figura 3.1 Diagrama de Caso de Uso

3.2.2 DESCRIPCIÓN DE CASOS DE USO (ADMINISTRADOR)

Aquí se describe los eventos que pueden ser generados por el actor y van a ser atendidos por los casos de uso, por evento se entiende la interacción que tiene el actor con el sistema.

1. Caso de Uso: Abrir Formulario

Nombre: Abrir Formulario

Alias: Ninguno

Actor: Administrador

Función: Abrir el formulario de inscripción de nuevos alumnos

Descripción: El administrador podrá abrir un formulario que se ingreso al sistema mediante el cuadro de navegación para el reconocimiento del texto

Referencias: De requerimientos: Req(01)

2. Caso de Uso: Ampliar Formulario

Nombre: Ampliar Formulario

Alias: Ninguno

Actor: Administrador

Función: Permitir al administrador visualizar el formulario de mejor manera

Descripción: El sistema permite seleccionar la opción ampliar formulario al administrador

Referencias: De requerimientos: Req(02)

3. Caso de Uso: Reducir Formulario

Nombre: Reducir Formulario

Alias: Ninguno

Actor: Administrador

Función: Permitir al administrador visualizar el formulario a un tamaño normal

Descripción: El sistema permite seleccionar la opción reducir formulario al administrador

Referencias: De requerimientos: Req(03)

4. Caso de Uso: Cambiar Puntero

Nombre: Cambiar Puntero

Alias: Ninguno

Actor: Administrador

Función: Permitir al administrador cambiar puntero para un mejor manejo dentro del formulario.

Descripción: El sistema permite seleccionar la opción cambiar puntero al administrador.

Referencias: De requerimientos: Req(04)

Caso de Uso: Reconocer texto
Nombre: Reconocer texto
Alias: Ninguno
Actor: Administrador
Función: Permitir reconocer el texto manuscrito del formulario seleccionado.
Descripción: El sistema reconoce el texto manuscrito si la letra se encuentra registrada en el sistema, los campos a ser reconocidos serán; número de cédula y Apellido y Nombre.
Referencias: De requerimientos: Req(05)

3.2.3 DIAGRAMA DE CASO DE USO EN FORMATO EXPANDIDO

En este formato se establece los eventos que pueden ser generados por el actor y van hacer atendidos por cada Caso de Uso. Por evento se entiende la interacción que tiene un actor con la aplicación a través de la interfaz gráfica, tal como el seleccionar por medio del ratón.

Identificador	CU- 01	
Nombre de Caso de Uso	Abrir formulario	
Descripción	El administrador podrá abrir un formulario que se ingreso al sistema mediante el cuadro de navegación para el reconocimiento del texto	
Precondición	El sistema no tiene abierto el formulario	
Secuencia	Paso	Acción
Normal	1	El administrador selecciona la opción abrir del menú Archivo.
	2	El sistema presenta una ventana.
	3	El administrador selecciona un formulario
	4	El sistema presenta el formulario
Poscondición	El sistema está listo para manipular el formulario.	
Excepciones (Secuencia	Paso	Acción

Alternativa)	3	El formulario no existe, el sistema no presenta formulario.
Rendimiento	Paso	Cota de tiempo
	3	2 segundos
Frecuencia Esperada	Cuando estime el administrador	
Comentarios	Operación utilizada con frecuencia	

Identificador	CU- 02	
Nombre de Caso de Uso	Ampliar Formulario	
Descripción	El sistema permite seleccionar ampliar el formulario	
Precondición	El sistema tiene abierto el un formulario	
Secuencia Normal	Paso	Acción
	1	El administrador podrá seleccionar la opción Ampliar.
	2	El sistema ejecuta la acción seleccionada sobre el formulario.
Poscondición	El sistema está listo para aplicar nuevas opciones.	
Excepciones (Secuencia Alternativa)	Paso	Acción
	4	Si el administrador no ejecuta ninguna opción se termina el caso de uso.
Rendimiento	Paso	Cota de tiempo
	4	30 segundos
Estabilidad	Frecuencia continua mientras dure el procesamiento de la información del reconocimiento.	
Comentarios	Caso de uso permanente	

Identificador	CU- 03	
Nombre de Caso de Uso	Reducir Formulario	
Descripción	El sistema permite reducir el tamaño del formulario	
Precondición	El sistema tiene abierto un formulario	
Secuencia	Paso	Acción

Normal	1	El administrador selecciona la opción Reducir.
	2	El sistema ejecuta la acción seleccionada sobre el formulario.
Poscondición	El sistema está listo para generar las opciones.	
Excepciones (Secuencia Alternativa)	Paso	Acción
	4	Si el administrador no ejecuta ninguna opción se termina el caso de uso.
Rendimiento	Paso	Cota de tiempo
	4	30 segundos
Estabilidad	Frecuencia continua mientras dure el procesamiento de la información del reconocimiento.	
Comentarios	Caso de uso permanente	

Identificador	CU- 04	
Nombre de Caso de Uso	Cambiar Puntero	
Descripción	El sistema permite seleccionar cambiar puntero	
Precondición	El sistema tiene abierto el formulario	
Secuencia Normal	Paso	Acción
	1	El administrador podrá seleccionar las opciones de Cambiar Puntero.
	2	El sistema ejecuta la acción seleccionada sobre el formulario.
Poscondición	El sistema está listo para aplicar nuevas opciones.	
Excepciones (Secuencia Alternativa)	Paso	Acción
	4	Si el administrador no ejecuta ninguna opción y se termina el caso de uso.
Rendimiento	Paso	Cota de tiempo
	4	30 segundos
Estabilidad	Frecuencia continua mientras dure el procesamiento de la información del reconocimiento.	
Comentarios	Caso de uso permanente	

Identificador	CU- 05	
Nombre de Caso de Uso	Reconocer texto	
Descripción	El sistema reconoce el texto manuscrito (letras y números se encuentran registrados en el sistema, los campos a ser reconocidos serán; número de cédula, Apellido y Nombre)	
Precondición	El sistema tiene abierto el formulario	
Secuencia Normal	Paso	Acción
	1	El administrador selecciona del menú la opción “Reconocimiento”
	2	El sistema procesa los datos del formulario por medio de la Red Neuronal
	3	El sistema despliega los datos del formulario reconocido
Poscondición	El sistema está listo para manipular formulario.	
Excepciones (Secuencia Alternativa)	Paso	Acción
	1	El administrador no selecciona la opción Reconocimiento y/o no existe formulario a reconocer.
Rendimiento	Paso	Cota de tiempo
	2	1 minuto
Estabilidad	Frecuencia continua mientras dure el procesamiento de la información del reconocimiento.	
Comentarios	Caso de uso permanente	

3.3 DISEÑO Y MODELAMIENTO DEL PROTOTIPO DEL SISTEMA

Para el diseño del sistema se utiliza los diagramas de secuencia que indican las interacciones del usuario con el sistema y los diagramas de colaboración dan todas las especificaciones de los métodos estos permiten describir una operación específica incluyendo sus argumentos y variables locales creadas durante su ejecución. Estos diagramas conforman la etapa de diseño de la aplicación, y se crean a partir de los diagramas de caso de uso.

3.3.1 DIAGRAMA DE SECUENCIA

Los diagramas de secuencia representan una interacción entre objetos de manera secuencial en el tiempo. El responsable o actor es el que inicia el ciclo interactuando con el sistema, en este diagrama se comienza a observar el comportamiento del sistema a partir de los eventos generados por los actores.

A continuación se muestran los diferentes diagramas de secuencia inmersos en el sistema.

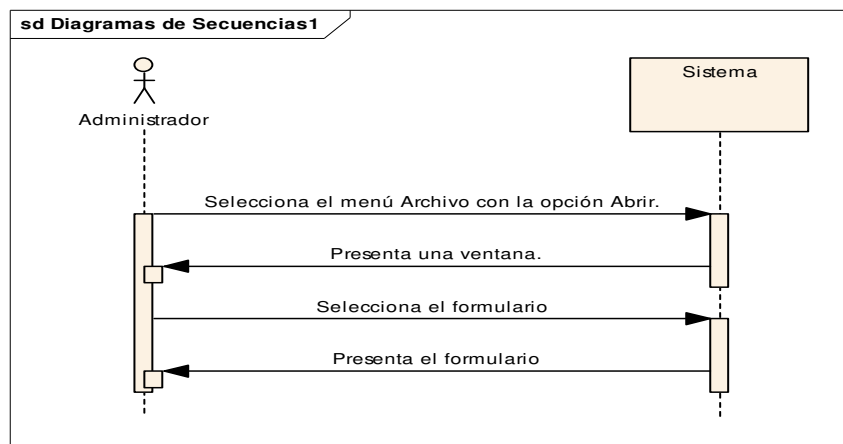


Figura 3.2 Diagrama de Abrir Formulario

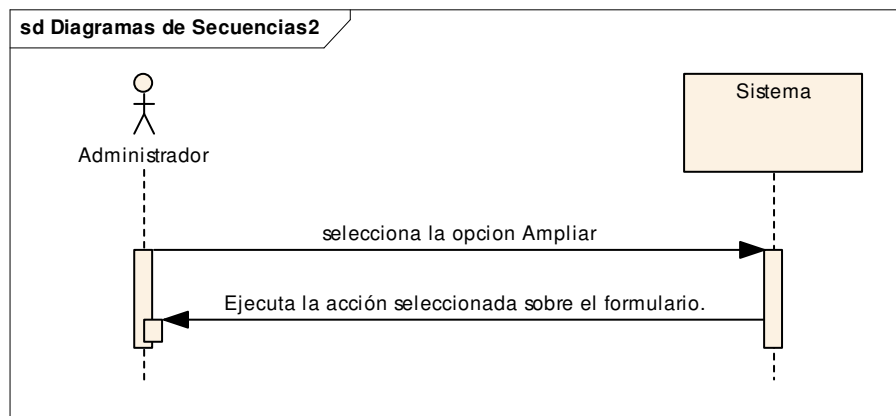


Figura 3.3 Diagrama Ampliar Formulario

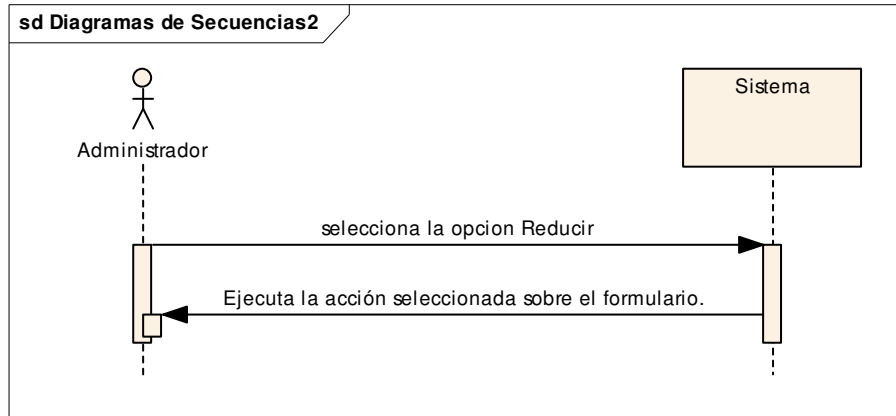


Figura 3.4 Diagrama Reducir Formulario

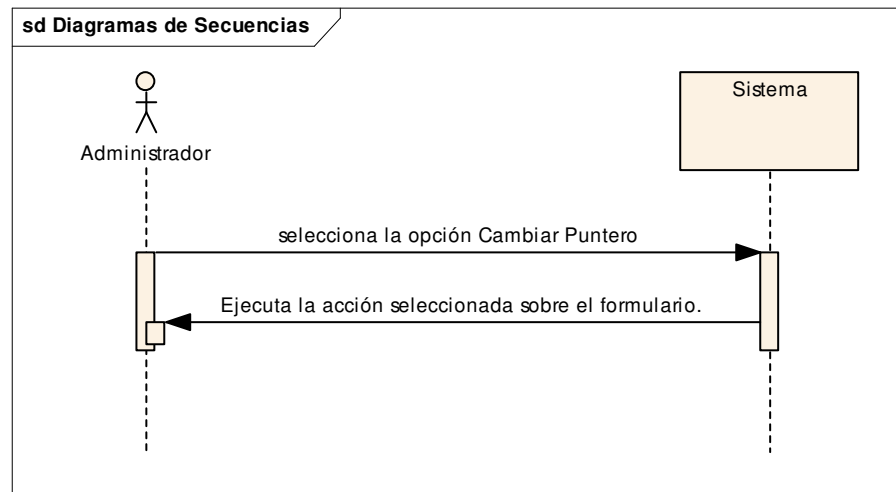


Figura 3.5 Diagrama Cambiar Puntero

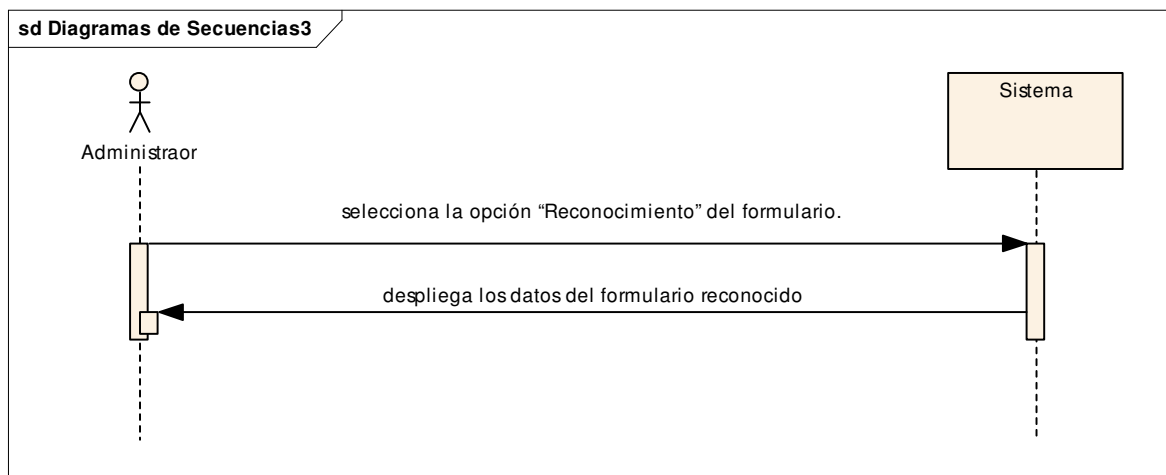


Figura 3.6 Diagrama Reconocimiento de formulario

3.3.2 DIAGRAMAS DE COLABORACIÓN

Los diagramas de colaboración son todas las especificaciones de los métodos que se muestran los objetos y mensaje que son necesarios para cumplir con un requerimiento o propósito. Se puede elaborar para una operación o para un caso de uso, con el fin de describir el contexto en el cual su comportamiento este inmerso.

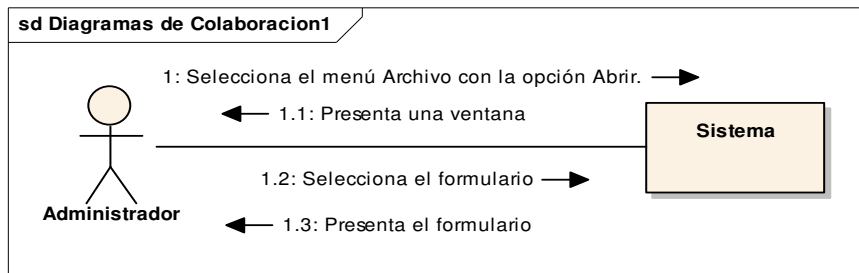


Figura 3.7 Diagrama de colaboración abrir formulario

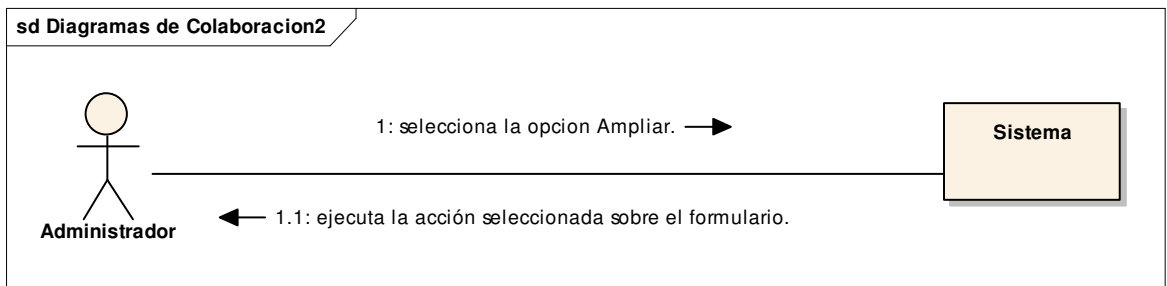


Figura 3.8 Diagrama Ampliar Formulario

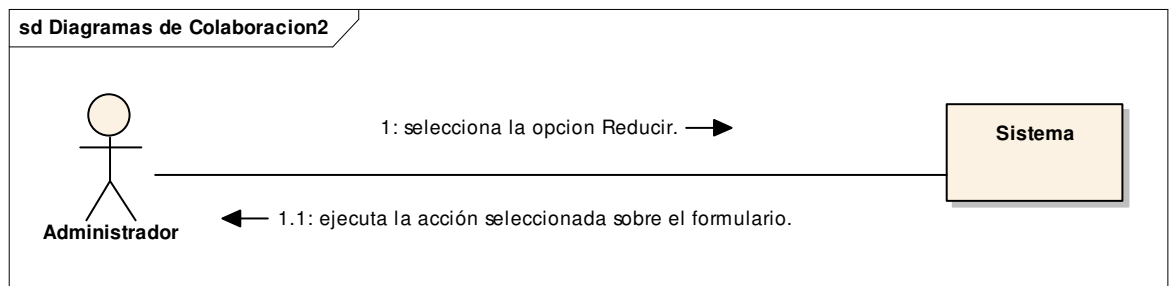


Figura 3.9 Diagrama Reducir Formulario

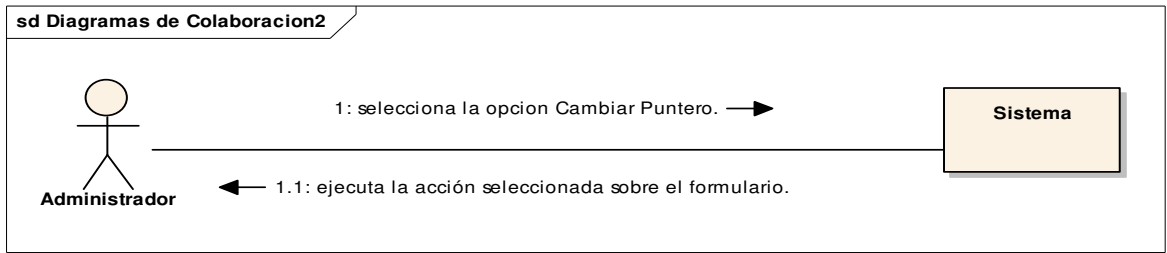


Figura 3.10 Diagrama Cambiar Puntero

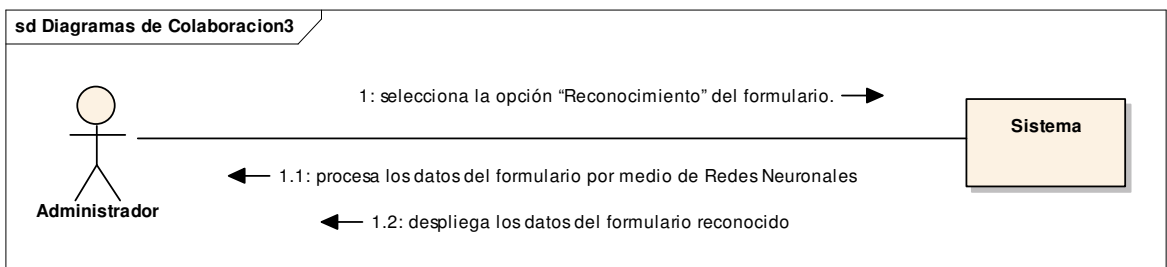


Figura 3.11 Diagrama Reconocer formulario

3.3.3 DIAGRAMA DE CLASE

Los diagramas de clases representan las clases que serán utilizadas dentro del sistema y las relaciones que existen entre ellas. Son importantes para la visualización, especificación y documentación del modelo estructural, pero también para la construcción del sistema.

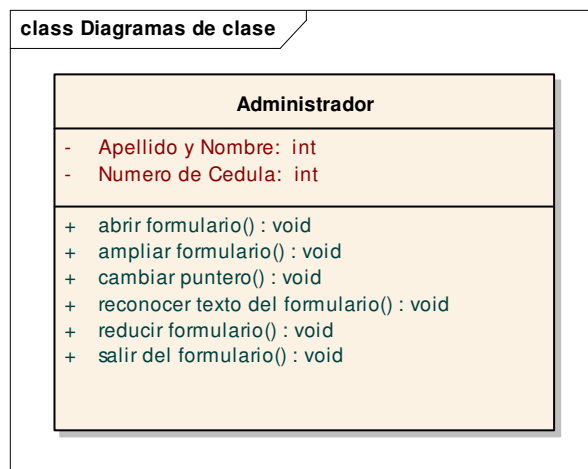


Figura 3.12 Diagrama de clases del sistema SISRETEXT

3.4 IMPLEMENTACIÓN DEL SOFTWARE

La codificación del sistema fue realizado de acuerdo a las especificaciones descritas en las etapas de análisis y diseño del sistema, los script creados para el sistema están realizados con el lenguaje de MATLAB 7.0.

El programa desarrollado en MATLAB consta del modelo de Red Neuronal de Back-Propagation para la solución del problema de Reconocimiento de Texto Manuscrito, se ha escogido esta red porque es la que brinda una mejor respuesta global de la aplicación con respecto a otro tipo de red neuronal. La Red Neuronal es diseñada de tal forma de identificar 27 letras mayúsculas de la “A” a la “Z” incluyendo la “Ñ” y la red diseñada para los números del “0” al “9”.

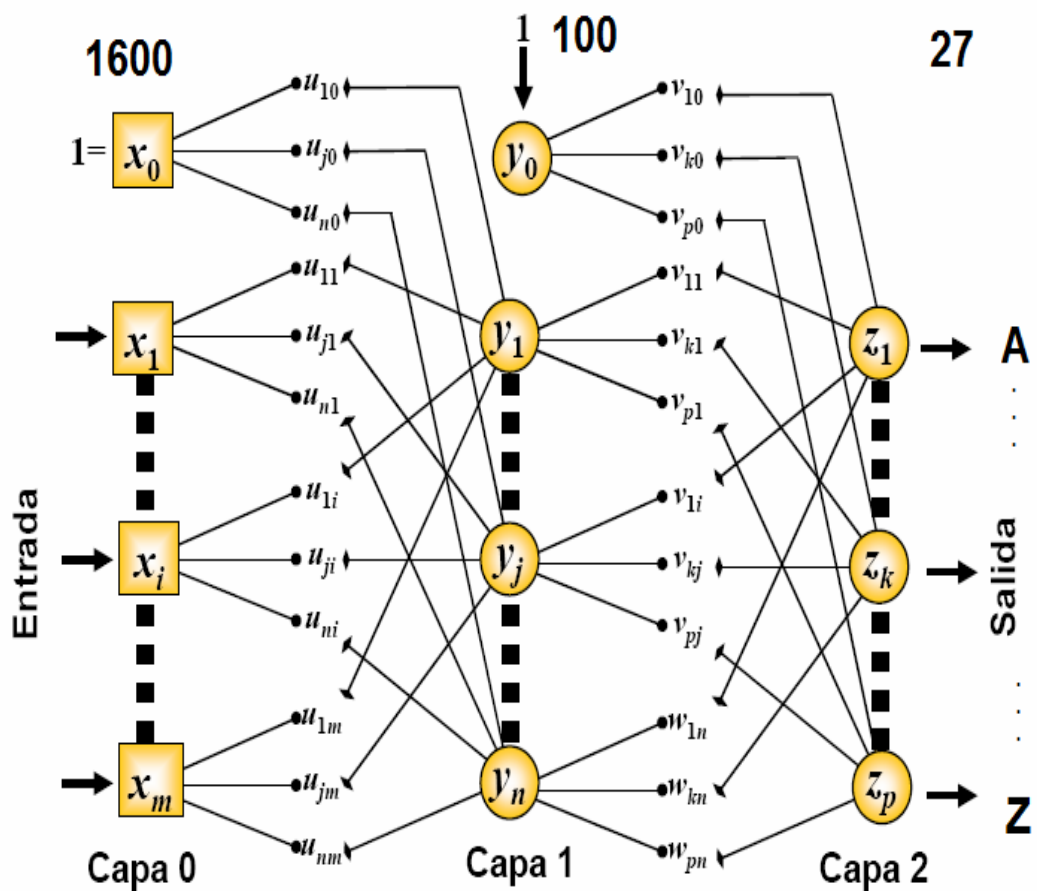


Figura 3.13 Arquitectura de la red neuronal para letras

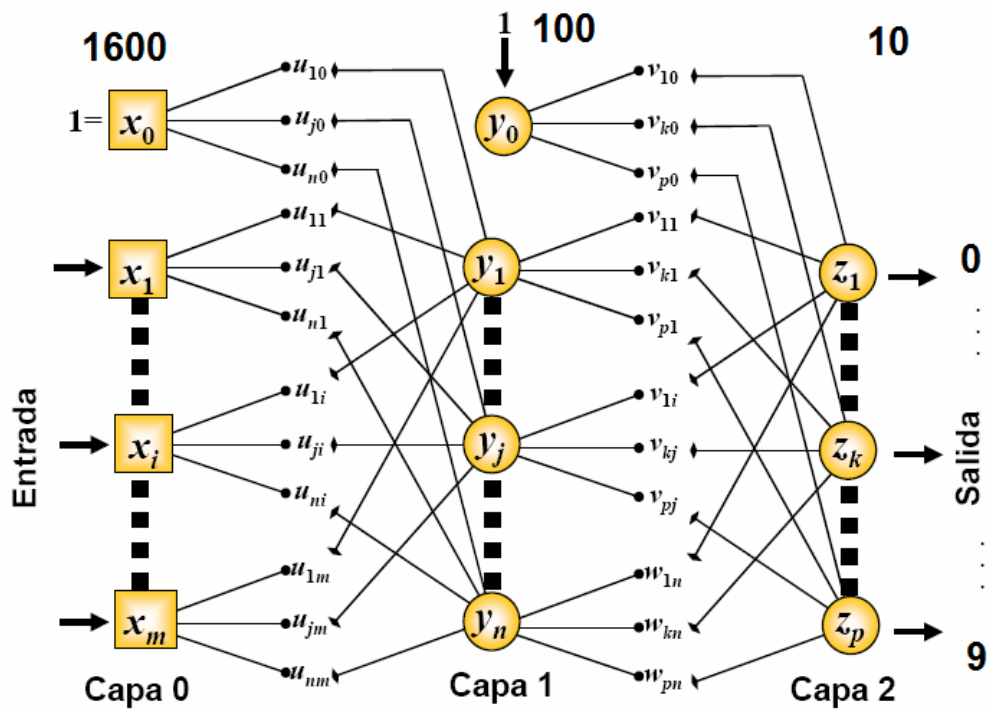


Figura 3.14 Arquitectura de la red neuronal para números

3.4.1 EJEMPLO DE APLICACIÓN AL RECONOCIMIENTO DE TEXTO MANUSCRITO APLICANDO REDES NEURONALES

El uso de redes neuronales para el reconocimiento de texto manuscrito es muy usado actualmente principalmente por la característica de GENERALIZACIÓN de una red neuronal, la cual permite ingresar un patrón aproximado a la letra y números, y la red determinará el grado de aproximación a cada una de las muestras de entrenamiento.

3.4.1.1 GENERALIDADES DEL RECONOCIMIENTO

La Red Neuronal para resolver este problema consta de 1600 entradas, cada una correspondiente al estado de cada pixel. Se tiene 37 salidas, 27 de ellas han sido asignadas a una letra del alfabeto de la "A" a la "Z" y 10 han sido asignadas a los números del "0" al "9" independientemente las redes.

La representación de presencia o ausencia de elementos en la cuadrícula es de tipo bipolar, es decir, para indicarle a la red que está presente un elemento se coloca un “1” en la posición deseada del vector de entrada y un -1 indica que el pixel está vacío.

3.4.1.2 MODELO DE LA RED BACK-PROPAGATION

3.4.2 MODELO Y ESTRUCTURA

No existe ninguna regla fija para la determinación del modelo, número de capas, funciones de activación, o de la mayoría de los parámetros de una Red Neuronal. Básicamente se elige la estructura según la aplicación y sobre todo en base a la experiencia que se obtiene al probar distintas configuraciones y parámetros. Es importante tener pendiente que, pese a que se mantengan constantes todos los parámetros de una red, no siempre ésta podrá brindar los mismos resultados después de su entrenamiento, debido a la asignación aleatoria de los pesos sinápticos iniciales y del entrenamiento.

En resumen, la red para las letras consta de 1600 entradas, una para cada elemento del pixel que representa el símbolo ingresado; tiene 27 salidas para representar a las letras. La estructura está formada por tres capas, la primera entonces formada por 1600 neuronas, cada una de ellas con función de activación “Tansig” y la segunda capa tiene 100 neuronas trabajando también con funciones de activación “Tansig”; y la capa de salida es de 27 neuronas también trabajando con la función de activación “Tansig”.

De la misma forma la red para los números consta de 1600 entradas, una para cada elemento del pixel que representa el símbolo ingresado; tiene 10 salidas para representar los números. La estructura está formada por tres capas, la primera formada por 1600 neuronas, la segunda capa tiene 100 neuronas y la capa de salida es de 10 neuronas todas ellas también trabajando con la función de activación “Tansig”, y con estas capas fueron suficientes para resolver satisfactoriamente el problema. Las funciones de activación fueron escogidas de tal manera que la red tenga menor cantidad de fallas.

3.4.2.1 ENTRENAMIENTO DE LA RED

Como se explicó anteriormente, el Reconocimiento de Texto Manuscrito debe tener la capacidad de cumplir su función para ello es necesario que el entrenamiento de la red se realice con caracteres puros y también con caracteres contaminados con ruido. Para la Red de Back-Propagation el aprendizaje es de tipo supervisado, esto es el conjunto de entrenamiento debe constar tanto de las entradas como de las salidas deseadas correspondientes.

Las salidas de la Red Neuronal para este modelo no tienen valores discretos, sino más bien son valores decimales debido a que la función de activación de las neuronas de la capa de salida es continua. Por esta razón, se debe aplicar una función al vector de salidas de tal manera que consiga que se active solo la salida que tenga el mayor valor de todas y por tanto reconozca a la letra a la que más se parece el carácter ingresado.

A lo largo de este trabajo se ha insistido que la red funciona correctamente solo si ha sido bien entrenada; a pesar de que los parámetros de la red permanezcan invariantes, pueden existir casos en los que la red no llegue a la meta de entrenamiento, caso en el cual se debe entrenar o inicializar a la red nuevamente. Se ha verificado que la red recibe un buen entrenamiento cuando la meta del error “goal” llega a valores entre 10^{-6} y 10^{-10} pero se escoge el menor valor¹⁷.

3.5 PRUEBAS DE VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN

El programa desarrollado bajo la plataforma de MATLAB 7.0 utiliza el modelo de Back-Propagation para el Reconocimiento de texto manuscrito.

En primer lugar se definen los parámetros que van a ser variados, uno por uno y siguiendo un orden. Posteriormente se ha asignado valores iniciales a cada uno de estos parámetros

¹⁷ Bonilla Martínez Eduardo Gabriel, “Reconocimiento de Caracteres mediante Redes Neuronales con Matlab”, Ecuador, Quito, 2005

para que sean el punto de partida de las pruebas. Las pruebas sobre la red es realizada de la siguiente manera:

- Se asigna un valor al primer parámetro.
- Se simula la red.
- Se asignan nuevos valores al parámetro.
- Se realiza la simulación.
- Se escogen los valores más importantes que indiquen la tendencia.
- Se muestran los valores elegidos en tablas.
- Se selecciona el valor más adecuado del parámetro, este valor será usado para las siguientes pruebas y se nota con texto en negritas en las tablas.
- Se toma el siguiente parámetro y se repite todo el procedimiento anterior.

Los parámetros que no son cambiados son los que MATLAB usa por defecto en cada modelo después de su creación.

3.5.1 VARIACIÓN DE PARÁMETROS PARA LAS LETRAS DE LA “A” A LA “Z”

La Red de Back-Propagation tiene mayor cantidad de parámetros que el resto de modelos de redes, es por esta razón que se debe tener cautela en la selección de cada uno, debido a que a pesar de que un parámetro pueda tener un buen desempeño por sí solo, es probable que en conjunto no funcione correctamente. A continuación se muestra los parámetros y sus valores iniciales que serán tomados en cuenta para comenzar las pruebas en este modelo.

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1 ,1
Rango de variación de las entradas	-2 a 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig – Tansig

Función de Aprendizaje	learnngdm
Meta del Error(goal)	10^{-6}
Comando de entrenamiento	Train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10^{-10}

Tabla 3.1 Parámetros iniciales de la red Back-Propagation

Las neuronas de la capa de salida no deben ser variadas ya que han sido seleccionadas para representar a las salidas codificadas.

3.5.2 ESTILO DE ENTRENAMIENTO

Se prueba los entrenamientos para permitir que la red funcione de mejor manera.

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN		
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Tiempo de simulación	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[#]	[h]	[s]	[% letras]	[%]
adapt	1000 pasadas	0.30	0.05	35	0.13
train	6000	48	0.05	35	0.13
train	2000	3	0.05	36	0.3

Tabla 3.2 Resultados obtenidos con la variación del Estilo de Entrenamiento

Se escoge el comando “train” debido a que con las condiciones planteadas anteriormente, la red no puede ser bien entrenada con el comando “adapt” (funciones de entrenamiento no compatibles). Además en las pruebas posteriores, no se tomará el tiempo de simulación porque es muy pequeño y no afecta en la variación de los parámetros.

3.5.3 FUNCIONES DE ACTIVACIÓN

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Por definir
Función de Aprendizaje	Learnqdm
Meta del Error(goal)	10 ⁻⁶
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10 ⁻¹⁰

Tabla 3.3 Funciones de Activación: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[h]	[% letras]	[%]
Tansig – Logsig	5	0.05	35	0.160
Tansig – Logsig	25	0.15	42	0.100
Logsig - Logsig	5375	36.00	42	0.069
Logsig - Logsig	826	8.00	39	0.115
Logsig – Tansig	2	0.03	40	0.123
Tansig - Tansig	5059	18.00	30	0.046
Tansig - Tansig	4000	3.00	36	0.076

Tabla 3.4 Resultados obtenidos con la Variación de las Funciones de Activación

Todas las combinaciones de las funciones brindan resultados muy parecidos, pero se selecciona la combinación de “Logsig-Logsig”. La combinación “Tansig-Tansig” presenta el menor porcentaje de fallas pero en cambio, sus fallas inician en un porcentaje de error menor al de opción escogida. Por otro lado, para las pruebas realizadas con la función “Tansig” en la capa de salida se cambio a modo bipolar los valores de las salidas deseadas.

3.5.4 RANGO DE VARIACIÓN DE LAS ENTRADAS

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig - Tansig
Función de Aprendizaje	learngdm
Meta del Error(goal)	10 ⁻⁶
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10 ⁻¹⁰

Tabla 3.5.Rango de Variación de Entradas: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
-3, 3	408	21.97	38	0.07
-3, 3	612	31.85	37	0.23
-1, 2	596	31.09	35	0.16

-1, 2	527	28.07	42	0.10
-6, 6	435	23.02	35	0.19
-6, 6	550	29	40	0.13
0, 1	525	27.57	36	0.32
0, 1	673	34.77	30	0.49

Tabla 3.6 Resultados obtenidos con la variación del Rango de las Entradas

De las tablas se puede obtener los resultados, indican que es mejor dar un pequeño margen a la variación de las entradas, se escoge con la variación -2 a 2 por dar una muy buena respuesta. Los resultados menos aceptables son los que no consideran el trabajo con ruido.

3.5.5 META DEL ERROR

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig - Tansig
Función de Aprendizaje	learngdm
Meta del Error(goal)	Por definir
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10^{-10}

Tabla 3.7 Meta del Error: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
10^{-2}	210	11.76	0	19.64
10^{-6}	411	22.08	38	0.084
10^{-10}	756	39.71	42	0.069
10^{-10}	582	31.25	38	0.10
10^{-12}	855	44.88	31	0.12
10^{-12}	798	42	31	0.115

Tabla 3.8 Resultados obtenidos con la variación de la Meta del Error

A pesar de que la opción más adecuada se preveía ser la menor, 10^{-12} , los resultados muestran que no se debe exagerar el valor, esto se debe a que si se aumenta este rendimiento, la red pierde capacidad de generalizar. Se escoge la opción 10^{-10} .

3.5.6 MÍNIMO GRADIENTE

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig - Tansig
Función de Aprendizaje	learngdm
Meta del Error(goal)	10^{-10}
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	1600

Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	Por probar

Tabla 3.9 Mínimo Gradiente: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
10^{-1}	84	5.22	0	96.15
10^{-5}	292	16.04	0	15.48
10^{-10}	582	31.25	38	0.1
10^{-15}	-	-	-	-

Tabla 3.10 Resultados obtenidos con la variación del Mínimo Gradiente

El mínimo gradiente, al igual que la meta del error, es un parámetro que tiene que ver directamente con el rendimiento que tendrá la red tras su entrenamiento. Como se escogió anteriormente el valor del Meta del Error de 10^{-10} , cuando se escoge el mínimo gradiente con el valor más bajo de la lista 10^{-15} , el entrenamiento se detiene porque primero alcanza la meta del error establecido. Por esta razón se escoge el valor de 10^{-10} para este parámetro.

3.5.7 FUNCIÓN DE APRENDIZAJE

El Modelo de Back-Propagation puede trabajar en MATLAB principalmente con dos funciones de aprendizaje, que son con las que se realizará las pruebas.

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1

Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig – Tansig
Función de Aprendizaje	Por definir
Meta del Error(goal)	10^{-10}
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10^{-10}

Tabla 3.11 Función de Aprendizaje: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
Learngd	654	34.99	30	0.069
Learngd	1241	63.88	37	0.100
learngdm	1171	60.58	38	0.046

Tabla 3.12 Resultados obtenidos con la variación de la Función de Aprendizaje

La función más adecuada es “learngdm” porque toma en cuenta el momento que ya se fijó anteriormente, y además como se puede ver en la tabla 3.12, presenta mejores resultados de rendimiento con un porcentaje de 0.046%.

3.5.8 FUNCIÓN DE ENTRENAMIENTO

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig – Tansig
Función de Aprendizaje	Learngdm
Meta del Error(goal)	10^{-10}
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (traingdx)	Por definir
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10^{-10}

Tabla 3.13 Función de Entrenamiento: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
Traingdx	857	44.8	38	0.10
Trainlm	-	-	-	-
Trainb	-	-	-	-
Trainc	-	-	-	-

Tabla 3.14 Resultados obtenidos con la variación de la Función de Entrenamiento

La tabla anterior contiene resultados muy interesantes; por un lado se puede notar que muchas funciones no consiguen resultados satisfactorios, pero por otro lado también existe la función en la que el entrenamiento da un buen rendimiento.

3.5.9 TIPO DE ENTRADAS

Se probará que tipo de entradas brinda un mejor resultado, las monopolares 0 y 1 o las bipolares -1, 1.

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	Por definir
Rango de variación de las entradas	-2 a 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig - Tansig
Función de Aprendizaje	learngdm
Meta del Error(goal)	10^{-10}
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10^{-10}

Tabla 3.15 Tipo de Entradas: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
0,1	585	30.37	43	0.090
0,1	632	33.07	31	0.046
-1,1	725	36.97	-	0
-1,1	910	46.08	45	0.007

Tabla 3.16 Resultados obtenidos con la variación del Tipo de Entradas

Se escoge los estados bipolares -1 y 1 por presentar resultados evidentemente mejores que los datos 0 y 1.

3.5.10 NÚMERO DE NEURONAS

Se refiere al número de neuronas de la primera capa que serán utilizadas para la creación de la red.

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig - Tansig
Función de Aprendizaje	learnqdm
Meta del Error(goal)	10^{-10}
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	Por definir
Momento (mc)	0.9
Mínimo gradiente	10^{10}

Tabla 3.17 Neuronas de la primera capa: Condiciones Iniciales

ENTRENAMIENTO			SIMULACIÓN	
Parámetro Variable	Series requeridas	Tiempo de entrenamiento	Inicio de fallas	Fallas totales
[-]	[épocas]	[s]	[% letras]	[%]
35	0791	39.99	-	0.00

50	0896	53.82	-	0.00
60	0808	54.55	-	0.00
25	1136	49.43	-	0.00
15	1177	43.55	42	0.13
10	2187	72.94	00	3.80

Tabla 3.18 Resultados obtenidos con la variación de las Neuronas de la Primera Capa

Es natural que a mayor cantidad de neuronas, mejor sea la respuesta de la red, sin embargo, el número de neuronas debe ser escogido de acuerdo a la aplicación específica y a la disponibilidad de neuronas. De la tabla 3.15 se escogen 1600 neuronas para asegurar que la Red Neuronal brinde el menor posible errores generados.

3.5.11 VALORES DEFINITIVOS

Con base en las pruebas realizadas anteriormente, se determina que para el caso estudiado de Reconocimiento de Texto Manuscrito los parámetros utilizados son los mostrados en la siguiente tabla.

Parámetro	Valor
Tipo de entradas	-1, 1
Rango de variación de las entradas	-2, 2
Número de Neuronas de salida	27
Funciones de Activación	Tansig - Tansig
Función de Aprendizaje	learngdm
Meta del Error(goal)	10^{-10}
Tipo de entrenamiento	train
Funciones de entrenamiento (trainfcn)	Traingdx
Neuronas 1era capa	1600
Momento (mc)	0.9

Mínimo gradiente	10^{-10}
------------------	------------

Tabla 3.19 Cuadro de valores seleccionados para el Modelo de Back-Propagation

3.5.12 GRÁFICO DE RENDIMIENTO

Los parámetros seleccionados para el entrenamiento han sido muy buenos para el entrenamiento de la red, esto es evidenciado en la Figura 5.4 se presenta la trayectoria del error en el entrenamiento del modelo seleccionado.

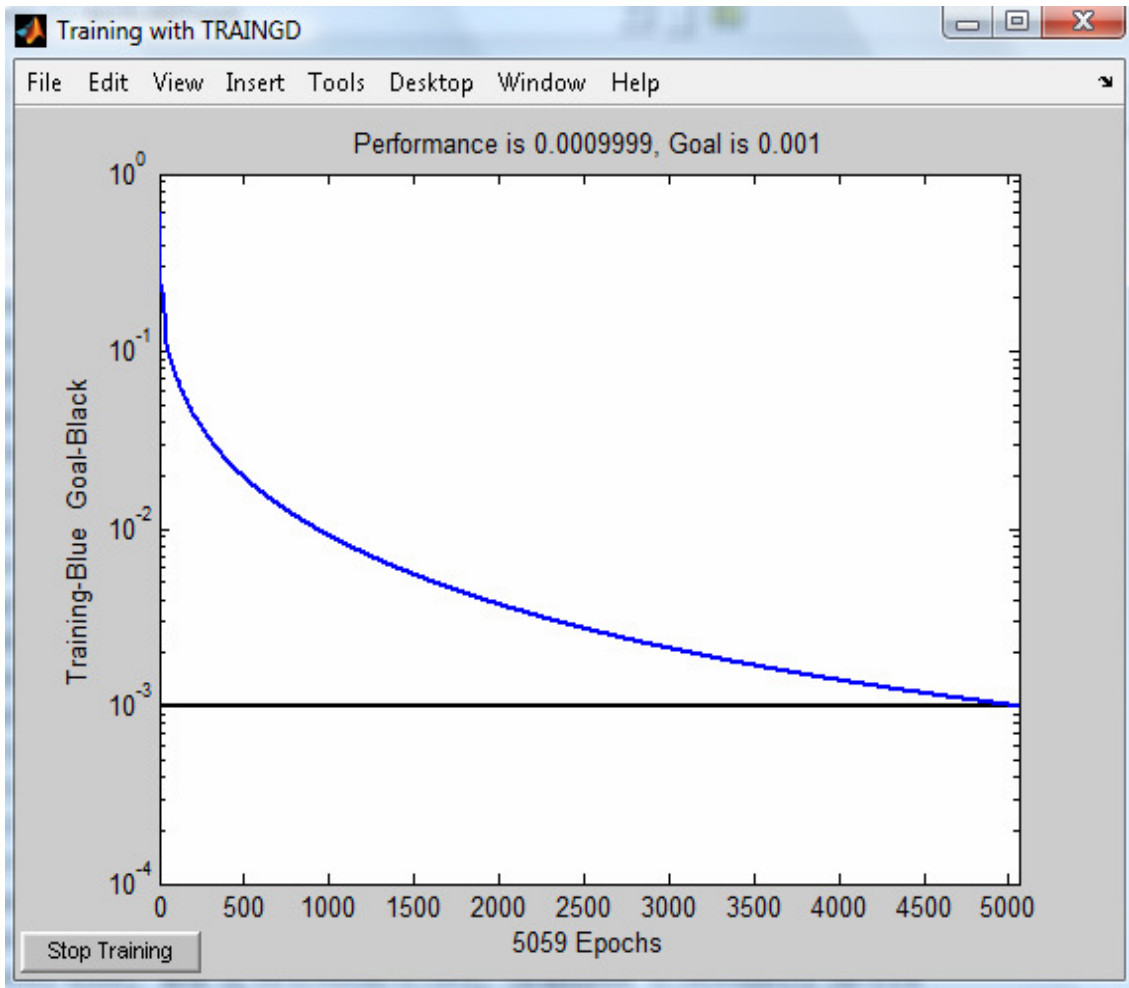


Figura 3.15 Entrenamiento para el Modelo de Back-Propagation

En este formulario se observa en la opción de Cédula/Pasaporte que todos los números están en un mismo estilo de lápiz y grosor, mientras que en el Apellido y Nombre esta de distinto lápiz y grosor y su reconocimiento es aceptable en su resultado.

Figura 3.17 Resultado Formulario 1

Del reconocimiento aplicado a este formulario se observa que los números y letras son reconocidos.

FORMULARIO 2

Figura 3 18 Formulario 2

En el siguiente formulario se observa en la opción de Cédula/Pasaporte tienen el mismo grosor de número e igualmente para el caso del Apellido y Nombre excepto la letra H y T. Si se observa en la figura 3.19 en el resultado del Apellido y Nombre se tiene un error con la letra V en vez de la U.

Figura 3.19 Resultado Formulario 2

FORMULARIO 3

Figura 3.20 Formulario 3

En el formulario 3 de la figura 3.20 se visualiza que las letras están escritas en dos distintos grosores de tamaño de letra, y en sus resultados de la figura 3.21 existe una falla en la letra K por la R ya que es aceptable su error ya que entre las dos letras son casi parecidas en su forma de letra.

Figura 3.21 Resultado del Formulario 3

FORMULARIO 4

Figura 3.22 Formulario 4

En el formulario 4, se tienen todos los casilleros con el mismo tipo de lápiz y grosor excepto el número 9 y las letras M y E, pero sus resultados son buenos.

Figura 3.23 Resultado del Formulario 4

FORMULARIO 5

Figura 3.24 Formulario 5

En el formulario siguiente reconoce todos los números y letras sin ningún problema y están con distinto grosor de letra y distinto lápiz.

Figura 3.25 Resultado del Formulario 5

FORMULARIO 6

Figura 3.26 Formulario 6

En el siguiente formulario se puede observar el tipo de letra y el tamaño de letra que son diferentes pero a pesar de esos factores el sistema reconoce normalmente sin ningún problema.

Figura 3.27 Resultado del Formulario 6

FORMULARIO 7

Figura 3.28 Formulario 7

El resultado del siguiente formulario se observa muy buenos resultados a pesar de sus formas de las letras y números con las que se han escrito para este caso.

The screenshot shows a web browser window with the title "menu_principal". The main content area is titled "RECONOCIMIENTO DE TEXTO APLICANDO REDES NEURONALES". On the left, there is a sidebar with the ESPE logo and a "FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN" section. The main area contains a "Reconocimiento" button and a "Salir" button. On the right, there is a "FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN" section with the following details:

FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN
 Utilice letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Pasaporte: 0 5 0 7 4 8 8 4 5 5
 Apellido y Nombre: L A S C A N O R O S A R I O C
 Género: M Masculino F Femenino

Tipo de Aspirante
 Alumno Civil: Nuevo Alumno Militar: M
 Militar de Planta FF.TT. Convenio ESPE FAE Militar Marina P
 Militar Fuera de Planta FF.TT. Militar FAE Policía Nacional

PROGRAMA CARRERAS
 ESPE-SANGOLQUI: Civil, Geografía y del Medio Ambiente, Mecánica, Electrónica: Automatización y Control, Electrónica: Redes y Comunicación de Datos, Electrónica y Telecomunicaciones, Mecatrónica, Sistemas e Informática, Biotecnología, Comercial, Finanzas, Contador Público-Auditor, Mercadotecnia
 LICENCIATURAS: Ciencias de la Actividad Física, Deportes y Recreación, Ciencias de la Educación: Educación Ambiental, Ciencias de la Educación: Educación Infantil
 ESCUELA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS "HÉROES DEL GENEPA": INGENIERÍA: Administración Turística y Hotelera, Comercio Exterior y Negociación Internacional
 TECNOLOGÍAS EN: Gestión Financiera y Bancaria, Comercio Exterior, Gestión de Marketing y Publicidad, Sistemas Integrados de Información
 ESPE-LATACUNGA: Ciencias de Educ., Ciencias Físicas, Ciencias Educ. Infantil, Mecánica, Admin. Hotelera y Turis., Comercio Exterior, Sistemas, Gestión Com. y Banca, Comercio Exterior, Gestión de Marketing, Sistemas Integrados
 ESPE-LATACUNGA INGENIERÍAS: Electro e Instru., Electrónica, Automotriz, Sis e Informática, Comercial, Finanzas, Mercadotecnia, Admin. Hotelera
 TECNOLOGÍAS: Elec e Instr., Electromecánica, Mec. Automotriz, Computación

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: Fiscal Particular Fiscomisional Municipal
 Colegio: _____ País: _____
 Provincia/Estado: _____ Cantón: _____

Figura 3.29 Resultado del Formulario 7

FORMULARIO 8

The screenshot shows a registration form for ESPE (Escuela Politécnica del Ejército) titled "FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN". The form contains the following details:

FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN
 Utilice letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Pasaporte: 0 5 0 5 1 3 1 3 5 5 5
 Apellidos y Nombres: L A V A R I E T E E I T H E L
 Género: Masculino Femenino
 Teléfono de Referencia: _____

Tipo de Aspirante:
 Alumno civil: Nuevo Alumno militar: Grado: _____
 Militar de Planta FF.TT. Convenio ESPE-FAE Militar Marina
 Militar Fuera de Planta FF.TT. Militar FAE Policía Nacional

PROGRAMAS CARRERA
 ESPE - SANGOLQUI INGENIERÍAS: Civil, Geográfica y del Medio Ambiente, Mecánica, Electrónica: Automatización y Control, Electrónica: Redes y Comunicación de Datos, Electrónica y Telecomunicaciones, Mecatrónica, Sistemas e Informática, Biotecnología, Comercial, Finanzas, Contador Público-Auditor, Mercadotecnia
 LICENCIATURAS: Ciencias de la Actividad Física, Deportes y Recreación, Ciencias de la Educación: Educación Ambiental, Ciencias de la Educación: Educación Infantil
 ESCUELA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS "HÉROES DEL GENEPA": INGENIERÍA: Administración Turística y Hotelera, Comercio Exterior y Negociación Internacional
 TECNOLOGÍAS EN: Gestión Financiera y Bancaria, Comercio Exterior, Gestión de Marketing y Publicidad, Sistemas Integrados de Información
 ESPE-LATACUNGA INGENIERÍAS: Electrónica e Instrumentación, Electromecánica, Automotriz, Sistemas e Informática, Comercial, Finanzas, Contador Público-Auditor, Mercadotecnia, Mecatrónica, Administración Turística y Hotelera
 TECNOLOGÍAS: Electrónica e Instrumentación, Electromecánica, Mecánica Automotriz, Computación
 INGENIERÍA AGROPECUARIA: Hoda "El Prado" Sangolquí, Hoda San Antonio en Santo Domingo de los Colorados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: Fiscal Particular Fiscomisional Municipal
 Colegio: _____ País: _____
 Provincia/Estado: _____ Cantón: _____

FIRMA DEL ASPIRANTE: _____ FIRMA DE RESPONSABILIDAD: _____

Figura 3.30 Formulario 8

No existe ningún problema en reconocer los números y letras en el siguiente formulario.

RECONOCIMIENTO DE TEXTO APLICANDO REDES NEURONALES

FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN

Utilice letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Pasaporte: 0 2 0 5 7 7 4 3 5 5
 Apellido y Nombre: L A V A R R E E I T H E L
 Genero: M Masculino F Femenino

Tipo de Aspirante
 Alumno Civil: N Nuevo Alumno Militar M
 Militar de Planta FFTT Convenio ESPE Militar Marina
 Militar Fuera de Planta FF.TT Militar FAE Policía Nacional

PROGRAMAS CARRERAS

ESPE-SANGOLQUÍ	LICENCIATURAS	ESPE-LATACUNGA
INGENIERÍAS:	INGENIERÍAS:	INGENIERÍAS:
<input type="checkbox"/> Civil	<input type="checkbox"/> Ciencias de Educ.	<input type="checkbox"/> Electro e Instru
<input type="checkbox"/> Geografía y del Medio Ambiente	<input type="checkbox"/> Ciencias Físicas	<input type="checkbox"/> Electrónica
<input type="checkbox"/> Mecánica	<input type="checkbox"/> Ciencias Educ Infantil	<input type="checkbox"/> Automotriz
<input type="checkbox"/> Electrónica: Automatización y Control	<input type="checkbox"/> Comercio	<input type="checkbox"/> Sis e Informática
<input type="checkbox"/> Electrónica: Redes y Comunicación de Datos	<input type="checkbox"/> Adm. Hotelería y Turis	<input type="checkbox"/> Comercial
<input type="checkbox"/> Electrónica y Telecomunicaciones	<input type="checkbox"/> Comercio Exterior	<input type="checkbox"/> Finanzas
<input type="checkbox"/> Mecatrónica	<input type="checkbox"/> Sistemas	<input type="checkbox"/> Mercadotecnia
<input type="checkbox"/> Sistemas e Informática	<input type="checkbox"/> Comercial	<input type="checkbox"/> Adm Hotelería
<input type="checkbox"/> Biotecnología	<input type="checkbox"/> Finanzas Contador	<input type="checkbox"/> Tecnologías
<input type="checkbox"/> Comercio	<input type="checkbox"/> Mercadotecnia	<input type="checkbox"/> Gestión Com y Banca
<input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor		<input type="checkbox"/> Comercio Exterior
<input type="checkbox"/> Mercadotecnia		<input type="checkbox"/> Gestión de Marketing
		<input type="checkbox"/> Sistemas Integrados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: F Fiscal P Particular F Fiscomisional M Municipal
 Colegio: _____ País: _____
 Provincia/Estado: _____ Cantón: _____

Figura 3.31 Resultado del Formulario 8

FORMULARIO 9

FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN

Utilice letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Pasaporte: 1 3 6 2 4 5 1 0 3 2
 Apellidos y Nombres: M O N I T O R I A M I R E L A N A L I
 Genero: Masculino Femenino
 Teléfono de Referencia: _____

Tipo de Aspirante:
 Alumno civil: Nuevo Alumno militar:
 Militar de Planta FFTT Convenio ESPE-FAE Militar Marina
 Militar Fuera de Planta FF.TT Militar FAE Policía Nacional

PROGRAMAS CARRERA

ESPE - SANGOLQUÍ	LICENCIATURAS: CAMPUS SANGOLQUÍ	ESPE-LATACUNGA
INGENIERÍAS:	INGENIERÍAS:	INGENIERÍAS:
<input type="checkbox"/> Civil	<input type="checkbox"/> Ciencias de la Actividad Física, Deportes y Recreación	<input type="checkbox"/> Electrónica e Instrumentación
<input type="checkbox"/> Geográfica y del Medio Ambiente	<input type="checkbox"/> Ciencias de la Educación: Educación Ambiental	<input checked="" type="checkbox"/> Electromecánica
<input type="checkbox"/> Mecánica	<input type="checkbox"/> Ciencias de la Educación: Educación Infantil	<input type="checkbox"/> Automotriz
<input type="checkbox"/> Electrónica: Automatización y Control	ESCUELA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS "HÉROES DEL GENEPA"	<input type="checkbox"/> Sistemas e Informática
<input type="checkbox"/> Electrónica: Redes y Comunicación de Datos	INGENIERÍA	<input type="checkbox"/> Comercial
<input type="checkbox"/> Electrónica y Telecomunicaciones	<input type="checkbox"/> Administración Turística y Hotelera	<input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor
<input type="checkbox"/> Mecatrónica	<input type="checkbox"/> Comercio Exterior y Negociación Internacional	<input type="checkbox"/> Mercadotecnia
<input type="checkbox"/> Sistemas e Informática	TECNOLOGÍAS EN:	<input type="checkbox"/> Mecatrónica
<input type="checkbox"/> Biotecnología	<input type="checkbox"/> Gestión Financiera y Bancaria	<input type="checkbox"/> Administración Turística y Hotelera
<input type="checkbox"/> Comercio	<input type="checkbox"/> Comercio Exterior	TECNOLOGÍAS:
<input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor	<input type="checkbox"/> Gestión de Marketing y Publicidad	<input type="checkbox"/> Electrónica e Instrumentación
<input type="checkbox"/> Mercadotecnia	<input type="checkbox"/> Sistemas Integrados de Información	<input type="checkbox"/> Electromecánica
		<input type="checkbox"/> Mecánica Automotriz
		<input type="checkbox"/> Computación
		INGENIERÍA AGROPECUARIA
		<input type="checkbox"/> Hoda "El Prado" Sangolquí
		<input type="checkbox"/> Hoda San Antonio en Santo Domingo de los Colorados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: Fiscal Particular Fiscomisional Municipal
 Colegio: _____ País: _____
 Provincia/Estado: _____ Cantón: _____

FIRMA DEL ASPIRANTE _____ FIRMA DE RESPONSABILIDAD _____

Figura 3.32 Formulario 9

En el siguiente resultado se observa que no hay ningún error el momento del reconocimiento de los datos del formulario.

RECONOCIMIENTO DE TEXTO APLICANDO REDES NEURONALES

FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN

Utilice letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Passaporte: 1 7 8 2 4 5 1 0 7 2
 Apellido y Nombre: M O N I C A M I R E L A N A U
Genero: M Masculino F Femenino
Tipo de Aspirante
 Alumno Civil: Nuevo Alumno Militar: M
 P Militar de Planta FFTT C Convenio ESPE M Militar Marina
 M Militar Fuera de Planta FFTT F Militar FAE P Policía Nacional

PROGRAMAS CARRERAS

ESPE-SANGOLQÚI	LICENCIATURAS	ESPE-LATACUNGA
INGENIERÍAS: <input type="checkbox"/> Civil <input type="checkbox"/> Geografía y del Medio Ambiente <input type="checkbox"/> Mecánica <input type="checkbox"/> Electrónica: Automatización y Control <input type="checkbox"/> Electrónica: Redes y Comunicación de Datos <input type="checkbox"/> Electrónica y Telecomunicaciones <input type="checkbox"/> Mecatrónica <input type="checkbox"/> Sistemas e Informática <input type="checkbox"/> Biotecnología <input type="checkbox"/> Comercial <input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor <input type="checkbox"/> Mercadotecnia	CAMPUS SANGOLQÚI <input type="checkbox"/> Ciencias de la Actividad Física, Deportes y Recreación <input type="checkbox"/> Ciencias de la Educación: Educación Ambiental, Ciencias de la Educación: Educación Infantil ESCUELA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS "HEROES DEL GENERA" INGENIERÍA <input type="checkbox"/> Administración Turística y Hotelera <input type="checkbox"/> Comercio Exterior y Negociación Internacional TECNOLOGÍAS EN: <input type="checkbox"/> Gestión Financiera y Bancaria <input type="checkbox"/> Comercio Exterior <input type="checkbox"/> Gestión de Marketing y Publicidad <input type="checkbox"/> Sistemas Integrados de Información	INGENIERÍAS: <input type="checkbox"/> Electrónica e Instrumentación <input type="checkbox"/> Electromecánica <input checked="" type="checkbox"/> Automotriz <input type="checkbox"/> Sistemas e Informática <input type="checkbox"/> Comercial <input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor <input type="checkbox"/> Mercadotecnia <input type="checkbox"/> Mecatrónica <input type="checkbox"/> Administración Turística y Hotelera TECNOLOGÍAS: <input type="checkbox"/> Electrónica e Instrumentación <input type="checkbox"/> Electromecánica <input type="checkbox"/> Mecánica Automotriz <input type="checkbox"/> Computación INGENIERÍA AGROPECUARIA <input type="checkbox"/> Hoda "El Prado" Sangolquí <input type="checkbox"/> Hoda San Antonio en Santo Domingo de los Colorados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: Fiscal Particular Ficomisional Municipal
 Colegio: _____ País: _____
 Provincia/Estado: _____ Cantón: _____

Figura 3.33 Resultado del Formulario 9

FORMULARIO 10

FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN

Utilice letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Passaporte: 05034413453
Nº 1222
 Apellidos y Nombres: O R Y D I Z A B E L O H O L I
Genero: Masculino Femenino **telefono de Heterencia:**
Tipo de Aspirante:
 Alumno civil: Nuevo Alumno militar: Grado: _____
 Militar de Planta FFTT Convenio ESPE-FAE Militar Marina
 Militar Fuera de Planta FFTT Militar FAE Policía Nacional

PROGRAMAS CARRERA

ESPE-SANGOLQÚI	LICENCIATURAS:	ESPE-LATACUNGA
INGENIERÍAS: <input type="checkbox"/> Civil <input type="checkbox"/> Geografía y del Medio Ambiente <input type="checkbox"/> Mecánica <input type="checkbox"/> Electrónica: Automatización y Control <input type="checkbox"/> Electrónica: Redes y Comunicación de Datos <input type="checkbox"/> Electrónica y Telecomunicaciones <input type="checkbox"/> Mecatrónica <input type="checkbox"/> Sistemas e Informática <input type="checkbox"/> Biotecnología <input type="checkbox"/> Comercial <input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor <input type="checkbox"/> Mercadotecnia	CAMPUS SANGOLQÚI <input type="checkbox"/> Ciencias de la Actividad Física, Deportes y Recreación <input type="checkbox"/> Ciencias de la Educación: Educación Ambiental, Ciencias de la Educación: Educación Infantil ESCUELA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS "HEROES DEL GENERA" INGENIERÍA <input type="checkbox"/> Administración Turística y Hotelera <input type="checkbox"/> Comercio Exterior y Negociación Internacional TECNOLOGÍAS EN: <input type="checkbox"/> Gestión Financiera y Bancaria <input type="checkbox"/> Comercio Exterior <input type="checkbox"/> Gestión de Marketing y Publicidad <input type="checkbox"/> Sistemas Integrados de Información	INGENIERÍAS: <input type="checkbox"/> Electrónica e Instrumentación <input type="checkbox"/> Electromecánica <input checked="" type="checkbox"/> Automotriz <input type="checkbox"/> Sistemas e Informática <input type="checkbox"/> Comercial <input type="checkbox"/> Finanzas, Contador Público-Auditor <input type="checkbox"/> Mercadotecnia <input type="checkbox"/> Mecatrónica <input type="checkbox"/> Administración Turística y Hotelera TECNOLOGÍAS: <input type="checkbox"/> Electrónica e Instrumentación <input type="checkbox"/> Electromecánica <input type="checkbox"/> Mecánica Automotriz <input type="checkbox"/> Computación INGENIERÍA AGROPECUARIA <input type="checkbox"/> Hoda "El Prado" Sangolquí <input type="checkbox"/> Hoda San Antonio en Santo Domingo de los Colorados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: Fiscal Particular Ficomisional Municipal
 Colegio: _____ País: _____
 Provincia/Estado: _____ Cantón: _____

Figura 3.34 Formulario 10

Los resultados en el siguiente formulario son aceptables para su reconocimiento de la figura 3.34.

Figura 3.35 Resultado del Formulario 10

FORMULARIO 11

Figura 3.36 Formulario 11

En el formulario siguiente se puede observar los resultados del reconocimiento del formulario de la figura 3.36, que no existe ningún error y sus respuestas son óptimas.

The screenshot shows a web application window titled 'menu_principal' with a browser address bar showing 'Archivo'. The main content area is titled 'RECONOCIMIENTO DE TEXTO APLICANDO REDES NEURONALES'. On the left, there is a preview of a document titled 'FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN' from 'ESPE'. The document contains the following information:

- DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE:** Cédula/Pasaporte: 0502344535, Apellido y Nombre: PEREZ VILLACISA, Género: M Masculino, Tipo de Aspirante: Alumno Civil: N Nuevo.
- PROGRAMAS CARRERA:** A list of career programs with checkboxes, including 'INGENIERIAS', 'LICENCIATURAS', and 'ESPE-LATACUNGA'.
- ESTUDIOS SECUNDARIOS:** Tipo de Colegio: F Fiscal, Provincia/Estado: [blank], País: [blank], Cantón: [blank].

On the right side of the interface, there are buttons for 'Reconocimiento' and 'Salir', and a set of navigation icons. Below the document preview, there are additional fields for 'PROGRAMA CARRERAS' and 'ESTUDIOS SECUNDARIOS' with checkboxes and dropdown menus.

Figura 3.37 Resultado del Formulario 11

FORMULARIO 12

The screenshot shows a web application window titled 'menu_principal' with a browser address bar showing 'Archivo'. The main content area is titled 'FORMULARIO DE INSCRIPCIÓN'. The form contains the following information:

- DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE:** Cédula/Pasaporte: 0502344535, Apellidos y Nombres: PEREZ VILLACISA, Género: Masculino, Tipo de Aspirante: Alumno civil: Nuevo.
- PROGRAMAS CARRERA:** A list of career programs with checkboxes, including 'INGENIERIAS', 'LICENCIATURAS', and 'ESPE-LATACUNGA'.
- ESTUDIOS SECUNDARIOS:** Tipo de Colegio: Fiscal, Provincia/Estado: [blank], País: [blank], Cantón: [blank].

At the bottom of the form, there are fields for 'FIRMA DEL ASPIRANTE' and 'FIRMA DE RESPONSABILIDAD'.

Figura 3.38 Formulario 12

Los resultados del siguiente formulario se observa muy buenos resultados a pesar del tipo de grosor de lápiz y sus formas de letras y números.

RECONOCIMIENTO DE TEXTO APLICANDO REDES NEURONALES

FORMULARIO DE INSCRIPCION

Única letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Pasaporte: 0502744635
 Apellido y Nombre: P E R E Z V I L L A C I S A L
 Género: M Masculino F Femenino

Tipo de Aspirante
 Alumno Civil: N Nuevo Alumno Militar: M
 P Militar de Planta FFTT C Convenio ESPE M Militar Marina
 M Militar Fuera de Planta FF.TT F Militar FAE P Policía Nacional

PROGRAMA CARRERAS
 ESPE-SANGOLQUI LICENCIATURAS ESPE-LATACUNGA
INGENIERÍAS: Ciencias de Educ. E Electro e Instru
 Ciencias Físicas E Electrónica
 Ciencias Educ. Infantil A Automotriz
INGENIERIAS: S Sis e Informatic
 Civil Mecánica C Comercial
 Geografía y Ambiente F Finanzas
 Mecánica M Mercadotecnia
 Elec. Mec. Aut. Adm. Hotelería y Turis A Adm. Hotelería
 Mecatrónica Comercio Exterior F Comercio Exterior
 Sistemas TECNOLOGÍAS EN: M Mercadotecnia
 Comercial Gestión Come y Banca E Elec e Instr
 Finanzas Contador Comercio Exterior M Mec. Automotriz
 Mercadotecnia Gestión de Marketing C Computación
 Sistemas Integrados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: F Fiscal P Particular F Fiscomisional M Municipal
 Colegio: País:
 Provincia/Estado: Cantón:

Figura 3.39 Resultado del Formulario 12

FORMULARIO 13

FORMULARIO DE INSCRIPCION

Única letra de imprenta y números claros
 Marque con una X en el casillero que le corresponda
 Las mujeres casadas registrarán el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE
 Cédula/Pasaporte: 0502744635 N° 1222
 Apellidos y Nombres: V I L L A C I S A L P E R E Z
 Género: Masculino Femenino
 Tipo de Aspirante:
 Alumno civil: Nuevo Alumno militar:
 Militar de Planta FFTT Convenio ESPE-FAE Militar Marina
 Militar Fuera de Planta FF.TT Militar FAE Policía Nacional

PROGRAMAS CARRERA
ESPE - SANGOLQUI
INGENIERÍAS:
 Civil
 Geográfica y del Medio Ambiente
 Mecánica
 Electrónica: Automatización y Control
 Electrónica: Redes y Comunicación de Datos
 Electrónica y Telecomunicaciones
 Mecatrónica
 Sistemas e Informática
 Biotecnología
 Comercial
 Finanzas, Contador Público-Auditor
 Mercadotecnia
LICENCIATURAS:
CAMPUS SANGOLQUI
 Ciencias de la Actividad Física, Deportes y Recreación
 Ciencias de la Educación: Educación Ambiental
 Ciencias de la Educación: Educación Infantil
ESCUELA DE CIENCIAS TECNOLÓGICAS "HÉROES DEL GENEPA"
INGENIERÍA
 Administración Turística y Hotelera
 Comercio Exterior y Negociación Internacional
TECNOLOGÍAS EN:
 Gestión Financiera y Bancaria
 Comercio Exterior
 Gestión de Marketing y Publicidad
 Sistemas Integrados de Información
ESPE-LATACUNGA
INGENIERÍAS:
 Electrónica e Instrumentación
 Electromecánica
 Automotriz
 Sistemas e Informática
 Comercial
 Finanzas, Contador Público-Auditor
 Mercadotecnia
 Mecatrónica
 Administración Turística y Hotelera
TECNOLOGÍAS:
 Electrónica e Instrumentación
 Electromecánica
 Mecánica Automotriz
 Computación
INGENIERÍA AGROPECUARIA
 Hcda "El Prado" Sangolqui
 Hcda San Antonio en Santo Domingo de los Colorados

ESTUDIOS SECUNDARIOS
 Tipo de Colegio: Fiscal Particular Fiscomisional Municipal
 Colegio: País:
 Provincia/Estado: Cantón:

FIRMA DEL ASPIRANTE FIRMA DE RESPONSABILIDAD

Figura 3.40 Formulario 13

En el siguiente formulario de la figura 1.25 se observa buenos resultados en su reconocimiento ya que no presenta error.

Figura 3.41 Resultado del Formulario 13

FORMULARIO 14

Figura 3.42 Formulario 14

En este último formulario realizado de las pruebas del sistema se puede observar que no presenta falla alguna para su reconocimiento.

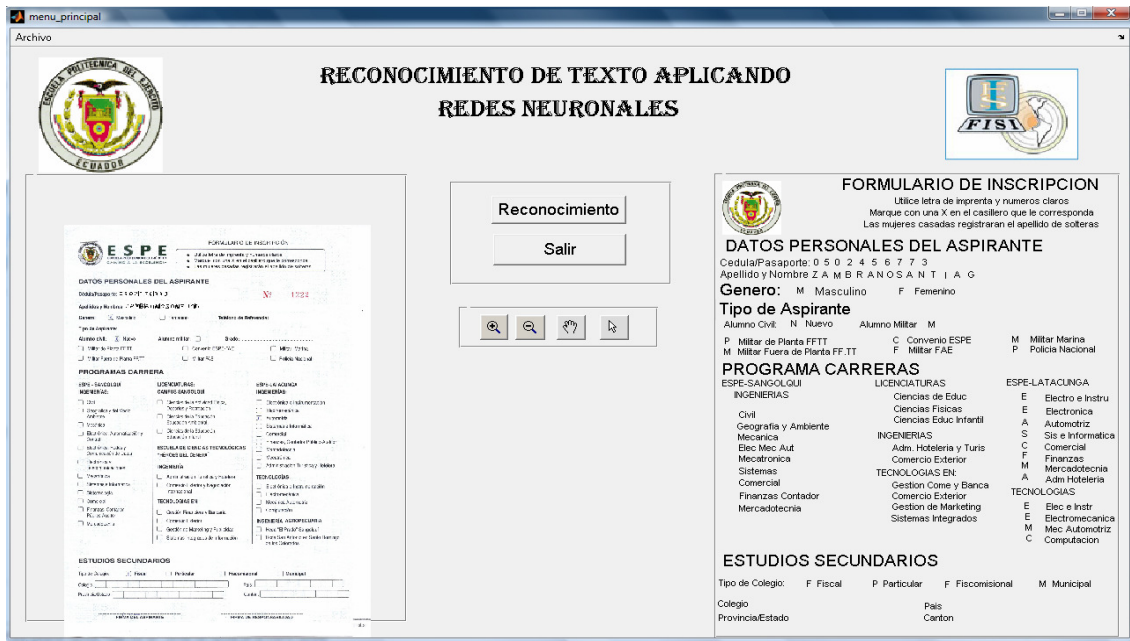


Figura 3.43 Resultado del Formulario 14

RESUMEN DE RESULTADOS DE LOS FORMULARIOS

NOMBRE DEL FORMULARIO	TIEMPO EN RECONOCER min/seg.	% EN RECONOCER	FALLO TOTAL EN LETRAS	FALLO TOTAL EN NÚMEROS
Formulario 1	1 : 19	100	-	-
Formulario 2	1 : 02	95,83	1	-
Formulario 3	1 : 02	95,83	1	-
Formulario 4	1 : 01	100	-	-
Formulario 5	1 : 01	100	-	-
Formulario 6	1 : 02	100	-	-
Formulario 7	1 : 42	100	-	-
Formulario 8	1 : 05	100	-	-
Formulario 9	1 : 18	100	-	-

Formulario 10	1 : 15	100	-	-
Formulario 11	1 : 21	100	-	-
Formulario 12	1 : 10	100	-	-
Formulario 13	1 : 14	100	-	-
Formulario 14	1 : 23	100	-	-

Tabla 3.20 Resumen de los Resultados del Sistema

En estas pruebas realizadas se determinó que tiene un 99,40% de eficiencia.

CAPITULO IV

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1 CONCLUSIONES

- Al finalizar y realizar los procedimientos respectivos, se concluye con el proyecto cumpliendo con los objetivos del Reconocimiento de Texto mediante Redes Neuronales planteados.
- El lenguaje de programación Matlab 7.0, mostró ser un excelente candidato para el desarrollo del proyecto, brindando un excelente equilibrio entre facilidad de sintaxis, velocidad, alcance funcional y crear manipular Redes Neuronales.
- En el presente proyecto se realizaron varios ejemplos y pruebas que permiten concluir, al igual que otros autores, que si bien es cierto que las Redes Neuronales no son el método más adecuado para resolver cualquier problema propuesto, de cualquier campo, sí se puede decir que las Redes Neuronales son la segunda mejor opción para resolver cualquier problema, la gran ventaja que se tiene al utilizar Redes Neuronales en cuanto a los parámetros requeridos para el desarrollo de una aplicación; se requiere el conjunto de entrenamiento y el algoritmo de aprendizaje, es decir, no hace falta aplicar complicadas ecuaciones, funciones ni realizar una extensa programación.
- En base a la investigación se concluye que no todas las Redes Neuronales llegan a un resultado satisfactorio ya que sus factores son: el número de neuronas, número de capas, función de transferencia, y demás. Es decir depende de la configuración de la red.

- El conjunto de modelos para el entrenamiento de la red debe ser diferentes para poder capacitar a la red de un nivel aceptable de aprendizaje, es decir mientras mayor cantidad de modelos mayor nivel de aprendizaje tiene la red. Por ejemplo en la red que se desarrollo en este proyecto se entrena a la red con 10 modelos por cada letra y número.
- La inicialización de los pesos antes de entrenar una red es de vital importancia. Según algunas pruebas que se hicieron, se aconseja colocar valores muy cercanos a cero y con cierto equilibrio, es decir, que todos los pesos estén balanceados sin llegar a que en un lado de la red los pesos tengan valores muy altos y al otro lado muy bajos.
- Se concluye que el tiempo de entrenamiento de una Red Neuronal de 3 capas con 1727 neuronas totales a la red, es demoroso ya que se tardó 3 horas para esta labor.
- Para poder determinar si el entrenamiento de la red es óptimo fue necesario desarrollar un programa independiente de comparación de letra, número recién entrenado con los modelos de cada una de las letras que se encuentra en un archivo con extensión .jpg.
- El sistema SISRETEX, tiene el 99,40% de efectividad basado en la toma de los formularios de inscripción de la Escuela Politécnica del Ejército sede Latacunga, obteniendo un pequeño grado de error.

4.2 RECOMENDACIONES

- Se utilizó el método de Redes Neuronales y no deben ser empleadas para realizar funciones exactas, porque a pesar de su resultado puede ser igual al de mecanismos de matemática tradicional utiliza más recursos. De la misma manera, la potencialidad y utilidad de las redes el cual están en su arquitectura en conjunto y no en su funcionamiento individual. Una forma de mejorar el rendimiento de cualquier red es preprocesando y postprocesando sus datos, es decir, adecuar el

conjunto de entrenamiento para facilitarle a la red ciertas relaciones. Esto se puede conseguir realizando simplificaciones de entradas, codificaciones, eliminar redundancias, o cualquier función que se pueda obtener por métodos más simples.

- El método relativo al procedimiento utilizado se menciona que no existe una manera definida de encontrar el número de capas ni el número de neuronas para cada red. Se ha comprobado que variando el número de capas y neuronas se puede encontrar resultados, si no iguales, muy similares.
- El conjunto de entrenamiento debe ser seleccionado de tal forma de brindar los ejemplos suficientes a la red y guardando una equidad cuantitativa entre el número de muestras de cada grupo. En caso de brindar más ejemplos de una clase, la red funciona bien para todos los grupos de entrenamiento.
- Siempre que se utilice un comando de MATLAB es muy importante ver la ayuda que indica los argumentos de entrada y salida que éste tiene. Estos parámetros pueden influir mucho en la respuesta si no han sido bien escogidos. Los comandos para entrenamiento ADAPT (estilo incremental) o TRAIN (estilo por lotes) pueden ser utilizados indistintamente solo en caso que las redes sean estáticas y dependiendo la forma de los conjuntos de entrenamiento y que sus funciones de entrenamiento lo permitan.
- Para el funcionamiento de texto de los formularios de inscripción de la ESPE-L se debe utilizar una red para números y otra para letras del alfabeto para disminuir las combinaciones en el entrenamiento sino se origina error de reconocimiento, se incrementa el tiempo de entrenamiento y de reconocimiento.
- Se recomienda que en la carrera de Sistemas e Informática se de más énfasis a materias que den soporte a lo que es la Inteligencia Artificial, ya que esta tecnología está apareciendo cada vez con más fuerza, como son probabilidad y estadísticas, matemáticas discretas, etc., debido a que en muchas de estas no se indica la aplicabilidad que se pueden desarrollar.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

El presente proyecto de investigación se ha sustentado en criterios e información que ha sido extraída básicamente de libros afines al tema y de páginas de internet, y. A continuación se presenta una lista de la bibliografía y webgrafía utilizada.

[1] **“Reconocimiento de caracteres”**, Microsoft Encarta, 2007, Microsoft Corporation 2006.

[2] López Blasco Antonio, Francisco Félez Esteban, **“Reconocimiento de Caracteres Manuscritos”**.

[3] **“Reconocimiento de caracteres”**, Microsoft Encarta, 2007, Microsoft Corporation 2006.

[4] Toselli Alejandro Héctor, 2004, **“Reconocimiento de Texto Manuscrito Continuo”**, Departamento de Sistemas Informática y Computación, Universidad Politécnica de Valencia.

[5] <http://www.iti.upv.es/groups/riva/projects>

[6] Cano Javier y Pérez Juan Carlos, **OCR (Optical Character Recognition)**, Grupo de investigación del ITI

[7] López Rafael Lemuz, **“Un Sistema de Visión para el Registro Automático de Vehículos basado en la Lectura de Números VIN”**, Tonantzintla, Pue, 2002.

[8] Emilio Soria, Antonio Blanco, **“Redes Neuronales Artificiales”**.

[9] Ramírez Hernández Oscar Isidro, **“Análisis de algunos Modelos de Redes Neuronales; caso de estudio: La Epilepsia”**, Puebla, Pue, 2003.

[10] Bonilla Martínez Eduardo Gabriel, **“Reconocimiento de Caracteres mediante Redes Neuronales con Matlab”**, Ecuador, Quito, 2005

Anexo

A

MANUAL DE USUARIO

INSTALACIÓN

El programa realizado fue diseñado y probado bajo las siguientes condiciones:

- Pantalla de área 800x600 de color de 32bits
- Procesador Intel Pentium IV
- Memoria RAM de 1 GB
- Sistema Operativo Windows XP Service Pack 2 y Windows Vista
- Programa MATLAB 7.0

Se ha detallado estas especificaciones porque se pueden presentar fallas de visualización de dimensiones y color de la pantalla del programa de no ser la configuración especificada. Además dependiendo de la velocidad y memoria de cada computador, el tiempo de entrenamiento, simulación y reconocimiento pueden variar considerablemente.

Los requerimientos del sistema son:

- MATLAB 7.0 instalado con las librerías básicas, “Neural Network Toolbox”.

VENTANAS DEL SISTEMA

Iniciando el sistema aparece el siguiente formulario:



Figura 3.44 Pantalla de Inicio del Programa

Se selecciona el botón “SIGUIENTE” y se envía al formulario de menú_principal o si se selecciona el botón “SALIR” permite salir del sistema.

Reconocimiento

Salir

FORMULARIO DE INSCRIPCION

Letras: letra de imprenta y números claros
Marque con una X en el casillero que le corresponda
Las mujeres casadas registraran el apellido de solteras

DATOS PERSONALES DEL ASPIRANTE

Cedula/Pasaporte:
Apellido y Nombre:
Genero: M. Masculino F. Femenino
Tipo de Aspirante:
Alumno Civil N. Nuevo Alumno Militar M

P. Militar de Planta FFTT C. Convenio ESPE M. Militar Marina
M. Militar Fuera de Planta FF.TT F. Militar FAE P. Policia Nacional

PROGRAMA CARRERAS

ESPE-SANVOLEJ

INGENIERIAS

Civil
Geografía y Ambiente
Mecánica
Elec Mec Aut
Mecatrónica
Sistemas
Comercial
Finanzas Contador
Mercadotecnia

LICENCIATURAS

Ciencias de Educ
Ciencias Físicas
Ciencias Educ Infantil

INGENIERIAS

Adm. Hotelería y Turis
Comercio Exterior
TECNOLOGIAS EN:
Gestión Com y Banca
Comercio Exterior
Gestión de Marketing
Sistemas Integrados

ESPE-LATAUNGA

E. Electro e Instru
E. Electronica
A. Automotriz
S. Sis e Informatica
C. Comercial
F. Finanzas
M. Mercadotecnia
A. Adm Hoteleria

TECNOLOGIAS

E. Elec e Instr
E. Electromecanica
M. Mec Automotriz
C. Computacion

ESTUDIOS SECUNDARIOS

Tipo de Colegio: F. Fiscal P. Particular F. Fiscomisional M. Municipal
Colegio: País
Provincia/Estado: Cantón

Figura 3.45 Menú Principal del Programa

Dentro de ese formulario existen las siguientes opciones:

Menú Principal

Despliega las opciones principales del sistema, las que se describirá a continuación:

Abrir: Despliega una ventana donde se encuentra ubicado los formularios

Salir: Finaliza la ejecución del sistema

Ingresar Formulario

Para ingresar el formulario al sistema se selecciona la opción “Abrir” del menú principal, aparece una ventana “Select File to Open” donde se puede seleccionar un nombre del formulario y dar clic en la opción “Abrir” de esa ventana.



Figura 3.46 Seleccionar formulario

El sistema presenta un formulario de inscripción de un alumno.

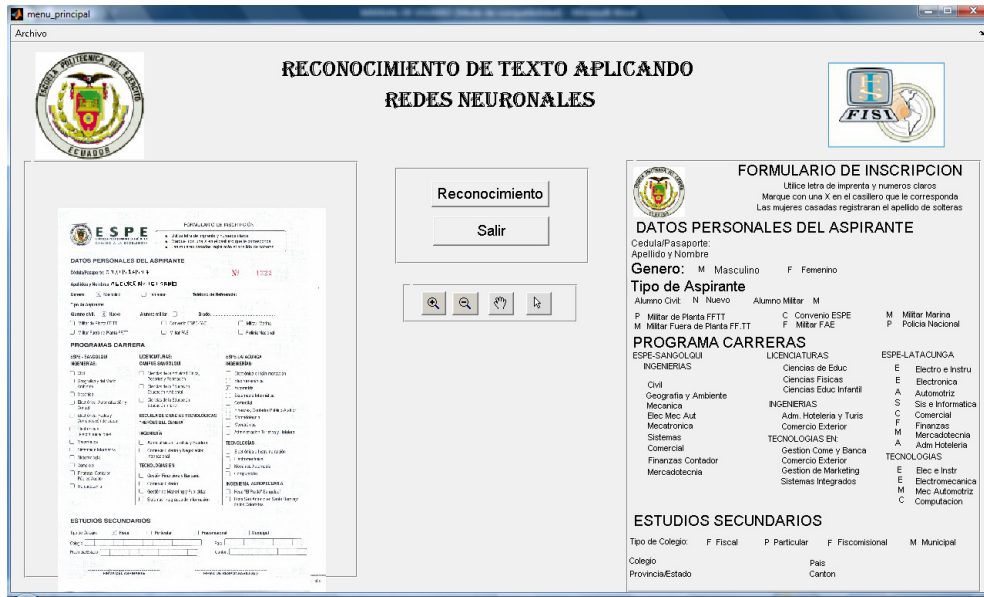


Figura 3.47 Ingresar Formulario

Una vez ingresado el formulario al sistema tenemos los siguientes botones:



Al seleccionar el botón de zoom permite visualizar de mejor maneja el formulario de inscripción.



Al seleccionar el botón de zoom permite visualizar en un tamaño menor al formulario original



Al seleccionar el botón de hand permite mover el formulario a una parte específica que se desee.



Al seleccionar el botón puntero permite cambiar el puntero de la opción hand al puntero normal.

En el botón “Reconocimiento” permite reconocer los datos del formulario de inscripción del alumno.



Figura 3.48 Reconocimiento de los datos del Formulario de inscripción

Una vez terminado el reconocimiento en el formulario se despliega los datos reconocidos del formulario de inscripción.

Finalmente se selecciona el botón “Salir” permite salir del sistema.

FUNCIONES DE MATLAB UTILIZADAS

Las funciones que a continuación se mencionan, solo son las utilizadas en el programa desarrollado pero no son todas las que se puede utilizar en Redes Neuronales de MATLAB.

Comando	Función
ascii	Convierte a formato ASCII.
axes	Selecciona eje coordinado.
backgroundcolor	Color de fondo.
callback	Función que se ejecuta tras una acción sobre un objeto.
char	Convierte a letra según código ASCII.

clc	Borra pantalla de la ventana de comandos.
close	Cierra la figura.
closereq	Borra la figura actual.
double	Convierte valores a doble precisión.
enable	Habilita propiedades.
epochs	Parámetro que indica el número de épocas.
exp	Devuelve la función exponencial.
eye	Crea una matriz identidad.
fontsize	Parámetro que define el tamaño del texto de un objeto.
for	Lazo For.
handles	Obtiene la identificación de cualquier objeto.
hold off	Desactiva el gráfico múltiple.
hold on	Activa el gráfico múltiple.
im2bw	Convierte imagen a formato binario.
image	Grafica una imagen.
imread	Lee los datos que conforman una imagen.
init	Inicializa una red neuronal o restituye valores iniciales.
logsig	Función Logarítmica Sigmoidal.
max	Devuelve el mayor valor y su posición en un arreglo.
menubar	Propiedad que permite la visualización de la barra de menú.
minmax	Obtiene el valor máximo y el valor mínimo en un arreglo.
modal	Opción de ventana que no permite que esté más de una pantalla de MATLAB activa.
newff	Crea un Red de Propagación Inversa.
num2str	Convierte un número en texto.
off	Estado de desactivado.
on	Estado de activado.
pause	Pausa programada por usuario.
pointer	Propiedad que escoge el tipo de puntero del ratón.
position	Coordenadas de posición de un objeto.
red	Valor de propiedad referente a color rojo.

save	Guarda variable en archivo.
set	Acceso para modificación de propiedades.
sim	Simula una Red Neuronal.
size	Obtiene las dimensiones de un arreglo.
str2num	Convierte texto en número.
tag	Nombre que identifica un objeto.
tansig	Función Tangente hiperbólica sigmoideal.
title	Título de ejes coordenados.
trainfcn	Parámetro para definir la función de entrenamiento.
trainparam	Parámetro para definir los parámetros de entrenamiento.
value	Propiedad que indica el valor de un objeto.
visible	Propiedad que permite la visibilidad de un objeto.
ones	Crea matriz de unos.
zeros	Crea matriz de ceros.

Tabla 3.21 Funciones de Matlab

Latacunga, Agosto del 2008

Mayra Alicia Pérez Villacis

C.I. No. 050274453-5

Ing. Edison Espinosa

COORDINADOR DE LA CARRERA DE SISTEMAS E INFÓRMATICA

Dr. Rodrigo Vaca

SECRETARIO ACADÉMICO