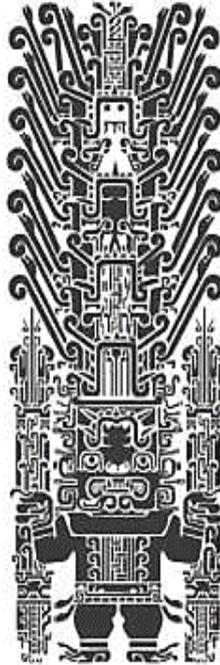


UNIVERSIDAD NACIONAL FEDERICO VILLARREAL

ESCUELA UNIVERSITARIA DE POSGRADO



TESIS

**SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS EN DISPOSITIVOS
MOVILES PARA MEJORAR EL PROCESAMIENTO DE ETIQUETAS MANUSCRITAS
DE INVENTARIO**

PRESENTADO POR:

HERNANDEZ PEVES JUAN GUSTAVO

PARA OPTAR EL GRADO ACADEMICO DE:

**MAESTRO EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN EN GESTIÓN DE
TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN**

LIMA - PERU

2018

INDICE

RESUMEN

ABSTRACT

INTRODUCCION

CAPITULO 1.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. ANTECEDENTES	01
1.2. PROBLEMÁTICA	
1.2.1. DESCRIPCION DEL PROBLEMA.....	03
1.2.2. FORMULACION DEL PROBLEMA.....	06
1.2.2.1. PROBLEMA GENERAL.....	06
1.2.2.2. PROBLEMAS ESPECIFICAS.....	07
1.3. OBJETIVOS.....	07
1.3.1. OBJETIVO GENERAL.....	07
1.3.2. OBJETIVOS ESPECIFICOS.....	07
1.4. JUSTIFICACION E IMPORTANCIA.....	08
1.4.1. JUSTIFICACION.....	08
1.4.2. IMPORTANCIA.....	09
1.5. ALCANCES Y LIMITACIONES.....	10
1.5.1. ALCANCES.....	10
1.5.2. LIMITACIONES.....	11

CAPITULO 2.

MARCO TEORICO.

2.1. BASES TEORICAS.....	12
2.1.1. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES	12
2.1.1.1. TIPOS DE SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE	15
CARACTERES.....	15
2.1.1.2. CARACTERISTICAS DE LOS SISTEMAS DE	
RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES.....	15
2.1.1.3. ETAPAS DEL PROCESO DE RECONOCIMIENTO OPTICO	
DE DIGITOS.....	16
2.1.1.4. COMPLEJIDAD DEL PROCESO DE RECONOCIMIENTO	
DE LOS CARACTERES MANUSCRITOS.....	19
2.1.1.5. APLICACIONES PRACTICAS DE LOS SISTEMAS DE	
RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES.....	21
2.1.1.6. TECNICAS EMPLEADAS EN EL RECONOCIMIENTO	
OPTICO DE CARACTERES.....	23
2.1.1.7. ANALISIS DE LAS TECNOLOGIAS EMPLEADAS EN EL	
RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES.....	26
2.1.2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	31
2.1.2.1. CONCEPTOS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES....	31
2.1.2.2. CARACTERISTICAS DE LAS REDES NEURONALES	
ARTIFICIALES.....	33
2.1.2.3. ARQUITECTURA DE LAS REDES NEURONALES	
ARTIFICIALES.....	36

2.1.2.4. CLASIFICACION DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	39
2.1.2.5. FUNCIONAMIENTO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	40
2.1.2.5.1. FUNCION DE ENTRADA.....	43
2.1.2.5.2. FUNCION DE ACTIVACION.....	45
2.1.2.5.3. FUNCION DE SALIDA	
2.1.2.6. APRENDIZAJE DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	47
2.1.2.6.1. APRENDIZAJE SUPERVISADO.....	51
2.1.2.6.2. APRENDIZAJE NO SUPERVISADO	53
2.1.2.6.3. ALGORITMOS DE APRENDIZAJE.....	54
2.1.2.7. MODELOS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	54
2.1.2.8. ETAPAS PARA EL DESARROLLO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	55
2.1.2.9. CONSIDERACIONES PARA EL DISEÑO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	55
2.1.3. APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LOS SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES.....	57
2.1.3.1. EL PERCEPTRON.....	58
2.1.3.2. EL PERCEPTRON MULTICAPA.....	59
2.1.3.3. APRENDIZAJE DEL PERCEPTRON MULTICAPA.....	64
2.1.3.4. LA RED NEURONAL ARTIFICIAL BACKPROPAGATIO.....	70
2.1.3.5. ALGORITMO DE APRENDIZAJE BACKPROPAGATION.....	72

2.1.4.1. DISPOSITIVOS MOVILES.....	74
2.1.4.2. CLASIFICACION DE LOS DISPOSITIVOS MOVILES.....	74
2.1.4.3. CARACTERISTICAS DE LOS DISPOSITIVOS MOVILES.....	76
2.1.4.4. SISTEMAS OPERATIVOS PARA DISPOSITIVOS MOVILES	77
2.1.4.5. SISTEMA OERATIVO ANDROID.....	80
2.1.4.6. APLICACIONES MOVILES.....	83
2.2. MARCO CONCEPTUAL.....	86
2.2.1. SMARTPHONE.....	86
2.2.2. COMPUTACION MOVIL.....	87
2.2.3. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES EN. DISPOSITIVOS MOVILES.....	87
2.2.4. EL PROCESO DE INVENTARIO.....	90
2.2.4.1. EL INVENTARIO.....	90
2.2.4.2. EL INVENTARIO FISICO	91
2.2.4.3. EL PROCESO DE CONTROL DE INVENTARIO.....	92
2.2.4.4. OBJETIVOS DEL PROCESO DE CONTROL DE INVENTARIO.....	93
2.2.4.5. SISTEMAS DE INVENTARIO.....	94
2.2.4.6. TECNOLOGIAS PARA LA CAPTURA DE DATOS EN EL PROCESO DE INVENTARIO.....	95
2.2.4.7. ETIQUETAS EN EL PROCESO DE INVENTARIO.....	98

CAPITULO 3.

DESARROLLO DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS

3.1. ETAPAS DEL DESARROLLO

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

3.2. ANALISIS DE REQUERIMIENTOS.....	108
3.2.1. REQUISITOS FUNCIONALES.....	108
3.3. DISEÑO DEL SISTEMA.....	109
3.3.1. MODULOS DEL SISTEMA	109
3.3.2. DISEÑO DE LOS PROCESOS.....	112
3.3.3. DISEÑO DE LAS INTERFACES.....	114
3.3.4. ARQUITECTURA DEL SISTEMA.....	115
3.3.5. DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL.....	117
3.3.5.1. IDENTIFICACIÓN DE LOS PATRONES DE	
ENTRADA.....	117
3.3.5.2. DIMENSIONAMIENTO DE LA RED.....	119
3.3.5.3. DETERMINACIÓN DE LA CANTIDAD DE NEURONAS	
CAPA DE SALIDA.....	122
3.3.5.4. DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL MEDIANTE	
SOFTWARE.....	126
3.3.5.5. DESCRIPCIÓN DE LA ARQUITECTURA DE LA RED	
NEURONAL.....	128
3.3.6. ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL.....	129
3.3.7. PRUEBAS DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL.....	132
3.4. CONSTRUCCION DEL SISTEMA.....	134
3.5. PRUEBAS DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS.	136
3.6. ARQUITECTURA DE LA TECNOLOGIA EMPLEADA.....	138

CAPITULO 4.

HIPOTESIS

4.1. HIPOTESIS	139
-----------------------	------------

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

4.1.1. HIPOTESIS GENERAL.....	139
4.1.2. HIPOTESIS ESPECIFICOS.....	139
4.2. VARIABLES.....	140
4.2.1. VARIABLE INDEPENDIENTE.....	140
4.2.2. VARIABLE DEPENDIENTE.....	140

CAPITULO 5.

METODO

5.1. TIPO DE INVESTIGACION.....	141
5.2. NIVEL DE LA INVESTIGACION.....	141
5.3. DISEÑO DE LA INVESTIGACION.....	141
5.4. ESTRATEGIA DE PRUEBA DE HIPOTESIS.....	142
5.5. VARIABLES DE ESTUDIO.....	143
5.5.1. VARIABLES DE LA HIPOTESIS GENERAL.....	143
5.5.2. OPERACIONALIZACION DE LAS VARIABLES.....	143
5.6. POBLACION.....	145
5.7. MUESTRA.....	145
5.8. TECNICAS DE INVESTIGACION.....	146
5.9. INSTRUMENTOS DE RECOLECCION DE DATOS.....	147
5.10. PRESENTACION DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS.....	149
5.11. PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE LOS DATOS.....	153

CAPITULO 6.

PRESENTACION DE LOS RESULTADOS

6.1. CONTRASTACION DE HIPOTESIS.....	156
--------------------------------------	-----

6.2. ANALISIS E INTERPRETACION.....	158
-------------------------------------	-----

CAPITULO 7.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

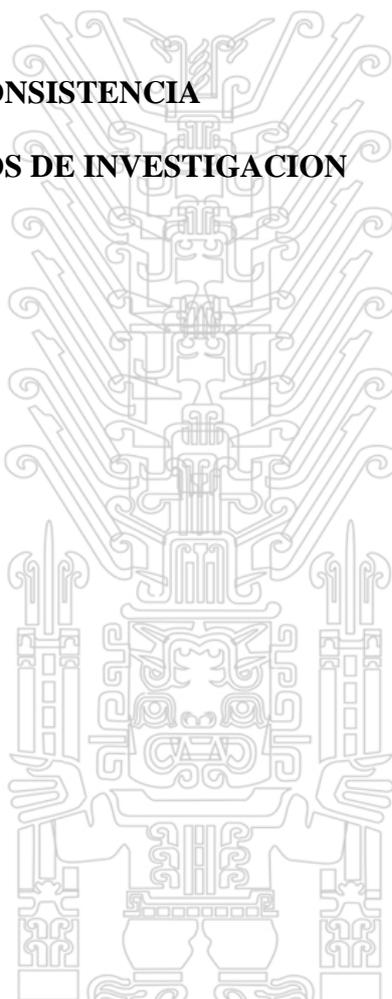
7.1. CONCLUSIONES.....	159
7.2. RECOMENDACIONES.....	160

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

ANEXOS

ANEXO A: MATRIZ DE CONSISTENCIA

ANEXO B: INSTRUMENTOS DE INVESTIGACION

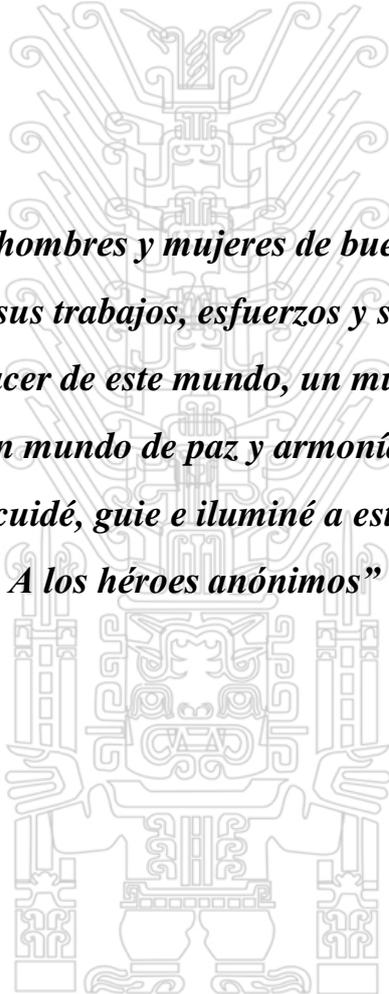




**CIENCIA Y TECNOLOGIA
PARA LA PAZ Y EL PROGRESO**

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

UNFV



*“A todos los hombres y mujeres de buena voluntad,
Qué; con sus trabajos, esfuerzos y sacrificios,
tratan de hacer de este mundo, un mundo mejor;
un mundo de paz y armonía,
Que Dios cuidé, guie e ilumine a estos héroes.
A los héroes anónimos”*

RESUMEN

El objetivo del presente estudio es evaluar un Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos basado en Dispositivo Móvil, para mejorar el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario en la Empresa Municipal de Agua Potable y Alcantarillado de la provincia de Cañete en el año 2015.

Se desarrolló una aplicación móvil para el Reconocimiento Óptico de Dígitos, que funciona en un Smartphone de fabricación Samsung modelo Galaxy Pocket Neo, con 1 GB de memoria interna, cámara fotográfica con resolución de 640 x 480 píxeles, con Sistema Operativo Android versión 4.2. La tecnología para la identificación, clasificación y reconocimiento de los dígitos manuscritos, que se empleó está basada en una red Neuronal de una capa llamada Perceptron.

Para la identificación y descripción de los requerimientos de la aplicación móvil se empleó la metodología basado en requerimientos y UML para el modelamiento, tanto en el análisis, diseño y programación se empleó la metodología orientado a objetos.

El presente estudio es explicativo y experimental. El propósito es demostrar que el Sistema de Reconocimiento Óptico desarrollado reduce los tiempos, costos y errores en la lectura de las etiquetas manuscritas en el proceso de la elaboración del inventario de los bienes

Como instrumentos de recolección de datos se emplearon registros de observación en donde se registraban la efectividad de la toma fotográfica de los códigos manuscritos en las etiquetas y el tiempo que le llevaba al sistema el reconocimiento efectivo de los códigos. Con los datos obtenidos se calcularon la tasa de efectividad en el reconocimiento de los códigos manuscritos, el tiempo de respuesta del sistema y la reducción de los costos.

Según el análisis de los resultados demuestra que el Sistema de Reconocimiento de Dígitos en referencia tiene una efectividad del 91.67% el cual se considera aceptable.

**PALABRAS CLAVES: SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS,
PROCESAMIENTO DE ETIQUETAS MANUSCRITAS, DISPOSITIVOS MOVILES**



ABSTRACT

The aim of this study is to evaluate an optical recognition system Digit based Mobile Device, to improve processing of handwritten labels in inventory preparation in the Municipal Water and Sewerage in the province of Cañete in 2015.

A mobile application for optical recognition of digits, which runs on a Smartphone manufacturing model such as Samsung Galaxy Pocket Neo, with 1 GB of internal memory, camera with a resolution of 640 x 480 pixels, with Operating System Android 4.2 version was developed. The technology for identification, classification and recognition of handwritten digits, which was used is based on a neural network of a layer called Perceptron.

For the identification and description of the requirements of the mobile application methodology based on requirements and UML for modeling, both in the analysis, design and programming methodology was used object-oriented was used.

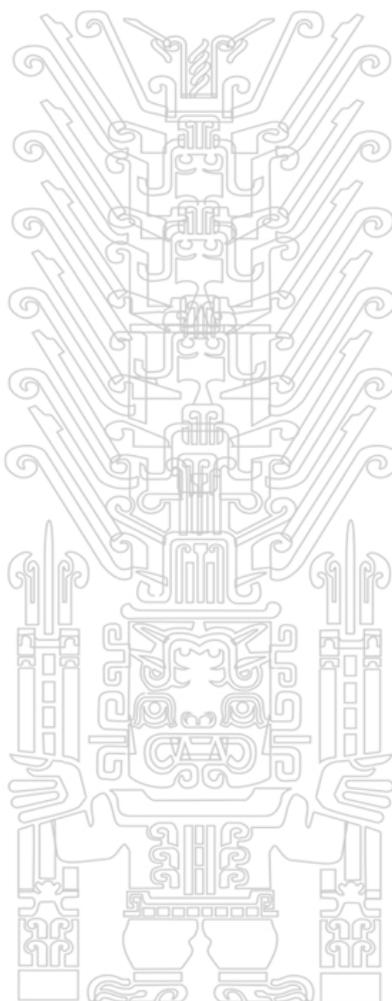
The present study is explanatory and experimental. The purpose is to demonstrate that the optical recognition system developed reduces the time, cost and errors in reading handwritten labels in the process of drawing up an inventory of the assets. We worked with a sample of 100 handwritten labels inventories.

As data collection instruments observation records where the effectiveness of shooting of manuscripts codes on labels and the time it took the system the effective recognition of the codes were recorded were used. With the data obtained the rate of effectiveness in recognition

of manuscripts codes, the system response time and reducing the costs were calculated.

According to the analysis of the results it shows that the system of reference Digit Recognition has an ERA of 91.67% which is considered acceptable.

KEYWORDS: RECOGNITION SYSTEMS DIGIT OPTICAL PROCESSING OF HANDWRITTEN LABEL. MOBILE DEVICES.



INTRODUCCION

En las instituciones públicas y privadas se generan y emplean gran cantidad de documentación manuscrita, en los trámites, actividades y procesos documentos administrativos y comerciales.

Los datos e información que usa, generan y emplean las organizaciones están en papel propio de las actividades comerciales, los datos registrados en los documentos manuscritos deben ser digitados para ingresarlo a algún sistema informático

Una forma de capturar los datos o ingresar datos es mediante la digitación manual de datos, el cual es un proceso lento, tedioso y engorroso cuando se necesitan ingresar grandes volúmenes de datos en la base de datos. El proceso de la digitación conlleva además a errores, lentitud y costos de los procesos.

El Reconocimiento Óptico de Caracteres es una tecnología que permite eliminar la digitación manual de datos desde los documentos, formatos o formularios por tanto la automatización de la digitación de datos es posible, mediante la identificación automática de los caracteres manuscritos en los documentos. El proceso empieza con la digitalización del documento mediante captura fotográfica, luego se segmenta el código, la palabra o el número en sus componentes individuales (letra, dígito o símbolo), posteriormente el sistema identifica cada elemento empleando diversas técnicas de clasificación.

El Reconocimiento Óptico de Caracteres es un área de intensa investigación, el principal problema es el porcentaje de efectividad que se obtiene en el reconocimiento de caracteres

que pueden tener los símbolos, caracteres y dígitos, la tipografía, la resolución de la imagen, iluminación y otros factores. (Garrido 2010).

Los Sistemas de Reconocimiento Óptico de Caracteres y de Dígitos tienen múltiples aplicaciones en diversos procesos empresariales y administrativos; las lecturas de cheques bancarios, facturas, planillas, conteo de votos, procesamiento de encuestas, códigos de inventario, digitalización de documentos históricos, reconocimientos de placas de automóviles, procesamiento de exámenes, etc,

El presente trabajo tiene como finalidad demostrar la eficiencia de un Sistema de reconocimiento Óptico de Dígitos en la lectura de los códigos manuscritos de los bienes en las etiquetas de inventario para mejorar el proceso de inventario en la empresa EMAPA CAÑETE S.A., reduciendo los tiempos, los costos y los errores. Mediante el empleo de un dispositivo barato y fácil de usar como es un teléfono móvil, mediante la toma de fotos de las etiquetas; el sistema reconoció los dígitos de los códigos manuscritos

EMAPA CAÑETE S.A. es una empresa municipal dedicada a proporcionar los servicios y administración de agua potable y alcantarillado, en la provincia de Cañete, región Lima, para el año 2015 atiende las necesidades de agua y desagüe de 180,000 habitantes distribuidos en 16 distritos.

El Sistema de reconocimiento Óptico de Dígitos utilizado en esta investigación fue programado bajo la plataforma Android que funciona en un teléfono móvil de fabricación Samsung modelo Galaxy Pocket Neo, con 1 GB de memoria interna, con una cámara fotográfica ajustada a la

el sistema operativo Android versión 4.2. Versión del kernel del año 2013. El lenguaje de programación empleado fue el Java, el entorno de desarrollo empleado fue el Eclipse. La tecnología empleada para la identificación, clasificación y reconocimiento de los dígitos manuscritos es una red neuronal, con una capa llamada Perceptron.

En el primer capítulo se describe y detalla la situación problemática en la lectura de las etiquetas manuscritas en el proceso de elaboración del inventario de bienes patrimoniales en EMAPA S.A. Así mismo se plantea el objetivo de la investigación, la justificación del porqué, los beneficios y ventajas que proporcionan la investigación, las limitaciones, los alcances del proyecto y las variables que se estudian.

En el segundo capítulo se desarrolla lo referente y relacionado al sustento teórico de las variables en estudio. Estudios previos a nivel internacional y nacional que darán crédito a los datos hallados en esta investigación. Se describen las bases teóricas de la Tecnología del Reconocimiento Óptico de Caracteres y de Dígitos para la identificación, efectivo de texto manuscrito. Se describen las características de los dispositivos móviles sus ventajas y beneficios que proporciona en los negocios y en los procesos empresariales y como se ha convertido en una poderosa herramienta para la gestión de las empresas. Se realiza un análisis comparativo de las diversas tecnologías para el reconocimiento de patrones específicamente las tecnologías para la identificación, clasificación y reconocimiento de los caracteres manuscritos.

Se desarrolla la formulación del marco conceptual que sirvió de sustento y orientación para el desarrollo y ejecución del presente proyecto de investigación, así mismo sirvió para elaborar la metodología de la investigación, en la elaboración de los instrumentos para la medición de las

En el tercer capítulo se explica cómo se desarrolló el prototipo, el Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos las etapas del desarrollo, la metodología, la arquitectura y funcionamiento, el software empleado, las técnicas empleadas para el reconocimiento eficiente de los dígitos manuscritos, los instrumentos, herramientas y materiales hasta su implementación. Se describe la metodología empleada para el análisis de requerimientos del software, así como la metodología de desarrollo de la aplicación móvil.

Se describe los instrumentos que se empleó en la investigación para la recolección de datos. Se explica cómo se realizó el diseño de la investigación y las estrategias utilizadas para probar la hipótesis planteada. Además, se trata aspectos relacionados con la metodología de la investigación, la población, la muestra que se utilizó para realizar este trabajo y la descripción de los instrumentos empleados.

En el cuarto capítulo se presentan los resultados obtenidos en esta investigación, se realiza la contrastación con la hipótesis planteada y por consiguiente se realizó el procesamiento y análisis de los datos.

En el quinto capítulo se evalúa y analiza los datos hallados para las variables estudiadas como consecuencia se derivaron las conclusiones de la presente investigación; finalmente se describen las recomendaciones.

CAPITULO 1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. ANTECEDENTES

Entre las investigaciones consultadas de las universidades nacionales y extranjeras que se relacionan con el tema objeto de estudio de la presente investigación exponemos a los siguientes:

El control automatizado de inventario mediante lectores ópticos y etiquetas de códigos es tratado por Martínez A. [15] (2013); desarrolló e implementó un sistema para el control del inventario de productos de ferreterías mediante la adquisición de datos empleando lectores ópticos para la lectura de los códigos en las etiquetas de inventario. Como conclusiones establece que los periodos para la elaboración de los inventarios se redujeron, se mejoró el control y manejo de los productos, mejoro la gestión de los almacenes dentro del sistema de la cadena de suministros y se mejora la eficiencia del proceso de inventario, mediante la obtención de información verídica.

La automatización del proceso de inventario con reconocimiento óptico de caracteres es tratada por Galindo y Toro [10] (2011); quienes proponen el desarrollo de un sistema para el control de inventario mediante un sistema de reconocimiento óptico para una empresa de productos deportivos. Concluyen en que la automatización del proceso del control del inventario mediante reconocimiento óptico de caracteres proporciona rapidez, seguridad, eficiencia y eliminación de tareas manuales.

Lozano A. [12] (2008), propone la implementación un sistema de código de barras en etiquetas para el control de inventario en almacenes de electrodomésticos. Concluye en que el control del inventario mediante etiquetas con código de barras; mejora la confiabilidad de la información de los bienes, reducción de las tareas manuales y optimización del proceso.

Según Galindo W. et al [10] (2011), un sistema de control de inventarios diseñado especialmente para las necesidades de la empresa constituye un factor esencial e importante; debido a que el inventario permite conocer con exactitud que bienes, materiales y mercaderías se tiene en la organización, lo que repercute en la continuidad y regular desenvolvimiento de las funciones empresariales.

Capra J. et al. [1] (2010), describen la necesidad del reconocimiento rápido y eficiente de los automóviles en Argentina mediante la lectura de las matrículas para la revisión y búsqueda de automóviles robados. Proponen el desarrollo de una aplicación móvil para la identificación automática de las placas de los automóviles que sea de código abierto. Analiza las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes que pueden ser utilizadas para la detección de matrículas en automóviles, emplean técnicas de normalización para obtener la estructura de los caracteres. La conclusión a la que llegan es que la eficiencia de la aplicación móvil en el reconocimiento de las placas de matrículas de automóviles es del 90%.

Palacios y Gupta [18] (2003), describen la problemática que el volumen de cheques que se procesa actualmente es grande. Alrededor de 50,000 millones de cheques se procesan

realizan en metálico. El procesamiento de los cheques manuscritos es un proceso lento y costoso. A pesar del aumento de otros mecanismos de pago como la tarjeta de crédito o el pago electrónico, que se automatizan con mayor facilidad, los cheques siendo un mecanismo legal para efectuar pagos y no han experimentado la disminución esperada. Como conclusión exponen que el nivel de precisión que se obtiene con este tipo de red es del, 96% de aciertos, con sólo 1.8% de fallos.

Según Ordonez J. (2010), cuando se dispone de información en forma de documento impreso o manuscrito y se necesita procesarla mediante un computador, existen dos opciones: una primera consistiría en introducirla a través del teclado, labor larga y tediosa. Otra posibilidad es automatizar esta operación por medio de un sistema de OCR compuesto de un software y hardware adecuado que reduciría considerablemente el tiempo de entrada de datos.

1.2. PROBLEMÁTICA

1.2.1. DESCRIPCION DEL PROBLEMA

Según Segui F. [21] (2010) la digitación de los datos en los procesos administrativos implica que estos procesos representan altos costos y tiempos, empleo de recursos humanos, consumo de recursos y materiales lo que repercute en los servicios brindados a los clientes y usuarios; además que produce un impacto negativo en la calidad del proceso.

Según Duran M. [9] (2009), los datos registrados en los formularios, formatos y

actividades diarias; deben ser ingresados de alguna manera en los sistemas de información comúnmente mediante la digitación de los datos, esta actividad es lento y costoso.

Según Aciti C., et al. [1] (2010), automatizar la introducción de caracteres alfanuméricos a un sistema de cómputo, consumo demasiado recursos, eliminando por tanto la digitación la organización se ahorra tiempo y recursos, así mismo se optimiza la calidad de los procesos.

Según Cisneros [5] (2007), los sistemas de reconocimiento óptico de caracteres tienen en la actualidad diversas aplicaciones prácticas; entre ellas la lectura de códigos manuscritos, códigos de barras, códigos impresos para el control del inventario, lectura de placas de automóviles, cheques bancarios, procesamiento de encuestas; proporcionando beneficios y ventajas.

Según Duran [9] (2009) un sistema de reconocimiento óptico de caracteres identifica los caracteres que se encuentran en una imagen capturada por algún dispositivo desde un documento manuscrito; para convertirlo en una secuencia de caracteres editable en la computadora; de esta manera evita la digitación de datos.

EMAPA CAÑETE S.A. es una Empresa Prestadora de Servicios de Agua Potable y Alcantarillado, de nivel municipal, descentralizado, autónomo con personería jurídica de derecho privado, patrimonio propio y con autonomía funcional, económica, técnica, financiera y administrativa. El objeto social de la Empresa es asumir, mantener, controlar y operar íntegramente la infraestructura y las obras relacionadas con los servicios de Agua Potable y Alcantarillado.

Brinda sus servicios a los 180,000 habitantes (INEI - 2015) de la provincia de Cañete (región Lima Provincias), distribuidos en los 16 distritos que comprende la provincia, desde 1996 en que empieza sus operaciones.

En EMAPA Cañete S.A. el proceso de control y elaboración del inventario de bienes patrimoniales se realiza de manera manual, realizando la lectura de los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario de cada bien y registrando las características y valorización de cada bien. Teniendo en cuenta que a la fecha se tiene aproximadamente 10000 elementos registrados, este proceso conlleva el consumo de tiempo, recursos humanos y materiales. Se cuenta con una base de datos en Excel, en donde se encuentra registrado todos los bienes.

Figura 1.1
Logotipo de la Empresa



Fuente: Pagina Web de EMAPA Cañete S.A

Figura 1.2
Etiqueta para el Control y Elaboración del Inventario

INVENTARIO DE BIENES PATRIMONIALES
EMAPA CAÑETE S.A.
2015

DEPENDENCIA :

CUENTA : CODIGO :

Fuente: Fotografía EMAPA Cañete S.A.

Figura 1.3
Etiqueta con Código Manuscrito

INVENTARIO DE BIENES PATRIMONIALES
EMAPA CAÑETE S.A.
2015

DEPENDENCIA : *Almacén*

CUENTA : *055* CODIGO : *23004569*

Fuente: Fotografía EMAPA Cañete S.A.

Las características observadas en cada bien patrimonial se registran en un formulario de manera manual; para luego ser ingresados a un sistema informático en donde se registra y se calcula la valoración de cada elemento.

El proceso del control y elaboración del inventario en EMAPA CAÑETE S.A. es un proceso importante por ser una entidad pública que debe ser preciso y actualizado según las regularizaciones de la entidad supervisora a la cual está sujeta la empresa. En este sentido el proceso de inventario debe proporcionar información exacta, completa, precisa y oportuna. Una forma de mejorar la calidad del proceso es eliminando la digitación de los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario.

1.2.2. FORMULACION DEL PROBLEMA

1.2.2.1. PROBLEMA GENERAL

¿De qué manera el sistema de reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles mejora el procesamiento de las etiquetas manuscritas de inventario?

1.2.2.2. PROBLEMAS ESPECIFICAS

¿Qué características técnicas debe cumplir el sistema de reconocimiento óptico de dígitos en dispositivo móvil para que reduzca el tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas de inventario?

¿De qué manera la implementación de una red neuronal artificial en el sistema de reconocimiento óptico de dígitos permite identificar correctamente los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario?

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. OBJETIVO GENERAL

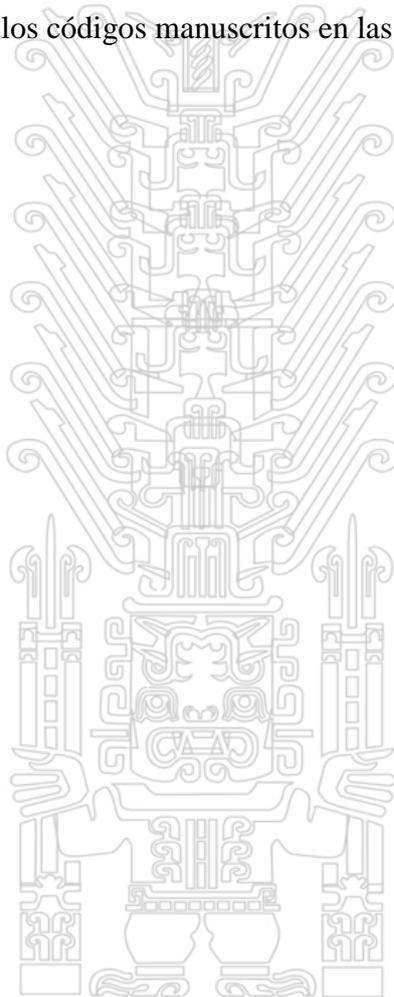
Mejorar el procesamiento de las etiquetas manuscritas de inventario mediante el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles

1.3.2. OBJETIVOS ESPECIFICOS

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

UNFV

1. ¿Determinar qué características técnicas debe cumplir el sistema de reconocimiento óptico de dígitos que funcione en dispositivos móviles para que reduzca el tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas de inventario?
2. ¿Determinar en qué medida la implementación de una red neuronal artificial en el sistema de reconocimiento óptico de dígitos permite identificar correctamente los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario?



1.4. JUSTIFICACION E IMPORTANCIA

1.4.1. JUSTIFICACION

- Aciti C. et al. (2012) Automatizar la introducción de caracteres alfanuméricos a un sistema de cómputo o gestión, eliminando la digitación de los datos conlleva reducción de costos, de recursos, aumento de la productividad y de la calidad de los servicios.
- El proceso de la lectura de los códigos en las etiquetas de inventario en EMAPA Cañete S.A. es factible de ser mejorado, debido a que cuenta con los materiales y herramientas pertinentes para llevarlo a cabo. Existen las tecnologías y los dispositivos para el desarrollo e implementación de una aplicación móvil para el reconocimiento óptico de dígitos.
- El desarrollo e implementación de un sistema de reconocimiento óptico de dígitos permitirá automatizar las tareas en el reconocimiento de los códigos manuscritos; evitando la digitación de datos, por tanto, es factible de reducir el tiempo, los costos y ahorro de recursos
- El proceso de elaboración del inventario será eficiente, brindará información confiable, con menos errores y se podrá realizar con más frecuencia en menos tiempo.
- Los teléfonos móviles son cada vez más baratos, más pequeños, fáciles de llevar y transportar a todas partes, cada uno es más potente con mayor capacidad de almacenamiento, de memoria y de procesamiento. Por estas razones es conveniente aprovechar los beneficios y ventajas que ofrece esta tecnología móvil.
- La tecnología del Reconocimiento Óptico de Caracteres y Dígitos, emplean diversas técnicas avanzadas de reconocimientos de patrones, permiten la identificación

automática de las letras, dígitos y caracteres manuscritos son convertirlos en datos digitalizados y de esta manera transmitirlos o almacenarlo de manera rápida y efectiva a un sistema computacional o base de datos, ahorrando tiempo, reduciendo los costos y errores, mejorando los procesos.

1.4.2. IMPORTANCIA

- Gómez y Gutiérrez [12] (2011), en su búsqueda de bibliografía para su tesis, refieren que a la fecha no existen sistemas de reconocimiento óptico de dígitos para dispositivos móviles; que haya sido desarrollado para ser utilizado con la cámara de celulares inteligentes, que sea de código abierto y con un porcentaje de reconocimiento satisfactorio. Proponen el empleo de teléfonos móviles por su bajo costo, fácil de llevar, fácil de usar por cualquier persona en todos los ámbitos de la vida diaria; así mismo tiene la capacidad de emplear diversos tipos de aplicaciones aprovechando su capacidad de almacenamiento, memoria, procesamiento, cámara digital de alta definición y otras características.
- Por lo anteriormente expuesto el presente proyecto contribuirá a incrementar la documentación sobre el empleo de los dispositivos móviles para el reconocimiento óptico de dígitos.
- Se desarrollará e implementará un sistema para el reconocimiento óptico de dígitos se podrá instalar en cualquier dispositivo móvil; teléfonos celulares o tablets permitirá el desplazamiento a cualquier lugar facilitando la elaboración y control del inventario.
- La aplicación móvil que se desarrollará será de bajo costo que no requiere de mucha inversión, fácil de mantener, implementar y usar que se podrá emplear en otras

empresas pequeñas y medianas de otros rubros para sus procesos del control y elaboración de sus inventarios.

1.5. ALCANCES Y LIMITACIONES

1.5.1. ALCANCES

- El sistema de reconocimiento óptico de dígitos solo, se empleará para el reconocimiento óptico de dígitos en la lectura de los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario.
- Para el correcto funcionamiento de la aplicación móvil y con la finalidad de obtener un alto porcentaje de eficiencia, los códigos deben estar escrito bajo un mismo estilo de escritura, estar escrito en color negro con líneas gruesas, los dígitos escritos con plumón negro de punta delgada.
- Los elementos de las etiquetas que contienen los códigos como letras, bordes, títulos, logotipos, separadores pueden tener cualquier color mas no deben ser de color negro, solo los códigos a ser identificados deberán estar escritos en color negro.
- El sistema de reconocimiento óptico de dígitos solo funcionara en dispositivos móviles sea Smartphone y Tablet bajo la plataforma Android desde la versión 4.2 en adelante. No funcionara en computadoras de escritorio, desktop o PC. No se necesita scanner por que la captura del código se realiza mediante cámara fotográfica incorporada en el dispositivo móvil y la digitalización del código manuscrito se realiza lo realiza el sistema de reconocimiento óptico en el mismo dispositivo móvil.
- El sistema funciona con luz artificial y con luz natural dentro de una habitación u oficina cerrada. En caso que una etiqueta de inventario se encuentre en un lugar bajo

obscuridad, se debe emplear una pequeña linterna de mano con LED de luz blanca que proporcione la cantidad mínima de luz que permita la identificación del código.

1.5.2. LIMITACIONES

- Para el presente proyecto se realizó la búsqueda y consulta de la información en tesis digitalizadas en bibliotecas virtuales de universidades públicas y privadas de nuestro país, así como las del extranjero. Con gran interés en las tesis de maestrías y doctorales.
- Se tuvo la dificultad de la escasez de referencias bibliográficas del empleo de la tecnología de reconocimiento óptico de patrones en dispositivos móviles, especialmente de dígitos manuscritos. Se encontró pocos estudios publicados del tema estudiado. La poca información bibliográfica encontrada de tesis publicada en bibliotecas virtuales corresponde a realidades del extranjero.
- Hasta la fecha de la investigación se encontró pocos programas de reconocimiento óptico de patrones que funcionan en dispositivos móviles, estas aplicaciones móviles son de código propietario que vienen instalados en los Smartphones. Además; existen algunas aplicaciones móviles gratuitas para el reconocimiento de caracteres que identifican textos impresos de libros, revistas, paneles y carteles que contienen textos de párrafos abiertos.

CAPITULO 2. MARCO TEORICO

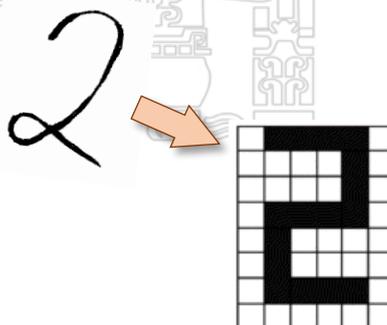
2.1. BASES TEORICAS

2.1.1. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

Ordoñez J, (2010), los sistemas que, a partir de un texto escrito o impreso en papel o similar, crean un fichero digital de texto en un soporte de almacenamiento informático, se denominan Sistemas de Reconocimiento óptico de Caracteres.

El reconocimiento óptico de caracteres es un proceso que agrupa un conjunto de algoritmos cuyo resultado esperado es la extracción de información que está contenida dentro de una imagen, que sea parte de un sistema de escritura humano en algún documento, y que es identificada, codificada y digitalizada y posteriormente como texto entendible y editable en algún dispositivo informático.

Figura 2.1
El dígito manuscrito es convertido en digital

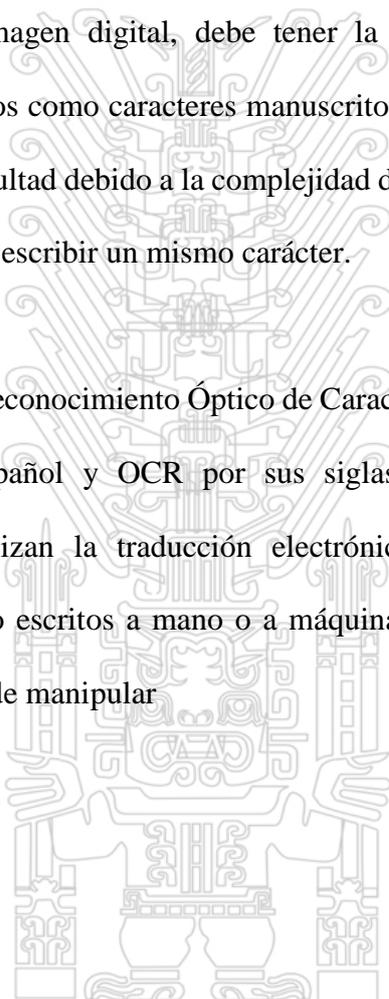


Fuente: Elaboración Propia

Es un proceso que implica un conjunto de técnicas que tienen como objetivo asistir en la extracción e identificación de los caracteres en un documento manuscrito basado en el reconocimiento de patrones.

Según Duran M. [9] (2009), el objetivo de un sistema de reconocimiento óptico de caracteres (ROC) es buscar patrones que se puedan identificar como caracteres dentro de una imagen digital, debe tener la capacidad de reconocer tanto caracteres impresos como caracteres manuscritos y es en estos últimos en donde se tiene gran dificultad debido a la complejidad de la variabilidad de trazos que se pueden realizar al escribir un mismo carácter.

Los Sistemas de reconocimiento Óptico de Caracteres son denominados ROC por sus siglas en español y OCR por sus siglas en inglés (Optical Character Recognition) realizan la traducción electrónica de documentos escaneados, imágenes de texto escritos a mano o a máquina en un formato digital que una computadora puede manipular



Cuadro 2.1
Historia del Sistema de Reconocimiento Óptico de Caracteres

1929	<i>Gustav Tauschek, obtiene patente en Alemania</i>
1930	<i>R.D. Parker y A. Weaver obtienen patentes</i>
1933	<i>Handel obtiene la patente en EEUU</i>
1935	<i>Gustav Tauschek, obtiene patente en EEUU</i>
1950	<i>Jacob Rabinow construyó una máquina lectora leía caracteres alfanuméricos en mayúscula.</i>
1953	<i>David Shepard desarrolla ORC comerciales</i>
1955	<i>Readers Digest instala el primer OCR comercial</i>
1955	<i>Standar Oil Company implementa OCR para lectura de tarjeta de credito</i>
1959	<i>Control Instruments Company, desarrolló un lector de páginas mecanografiadas</i>
1960 - 1969	<i>Ccompañías. Standard Register, Moore y Burroughs, normalizan tipos de reconocimiento de caracteres ópticos, tintas y papel, con los comités de ANSI.</i>
1965	<i>El servicio postal de EEUU emplea OCR para clasificar el correo</i>
1965	<i>Bancos de Inglaterra emplean OCR para el pago de cuentas</i>
1970	<i>Diferentes productores ofrecieron más de 100 modelos diferentes de máquinas de reconocimiento de caracteres ópticos comerciales</i>
1970	<i>REI, compañía de Texas, presentó un versátil lector con una "retina integrada" a una velocidad de 3.500 caracteres por segundo</i>
1971	<i>El correo postal de Canada emplea OCR para la lectura de datos de los destinatarios</i>

Fuente: Ordoñez J. Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR) con Redes Neuronales. Estado del Arte (2010)

2.1.1.1. TIPOS DE SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

Según Toscano et al. [24] (2009), existen dos tipos de sistemas ROC; los sistemas fuera de línea y los sistemas en línea. Los sistemas ROC fuera de línea son aquellos sistemas que identifican los caracteres después de haberse terminado de escribir el documento, es decir el procesamiento del documento para la identificación de los caracteres se realiza con posterioridad. En cambio, los sistemas ROC en línea procesan y detectan los caracteres en el mismo momento en que estos se están escribiendo.

Cuadro 2,2.
Tipos de Sistemas de Reconocimiento Óptico de Caracteres

	TIPOS	DESCRIPCION
RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES	OFF LINE	Reconocimiento de los caracteres cuando ya se terminó de escribir como en los casos de los documentos manuscritos
	ON LINE	Reconocimiento de los caracteres en el preciso momento en que se están escribiendo como por ejemplo en las pantallas de los dispositivos móviles

Fuente: Toscano, Reconocimiento de Caracteres Manuscritos Mediante Información del Proceso Inverso en la Realización de su Trazo (2009)

2.1.1.2. CARACTERISTICAS DE LOS SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

Según Chacon L. (2009), describe las siguientes características:

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

- I. El reconocimiento de caracteres ópticos puede convertir una gran cantidad de información en un corto período de tiempo.
- II. Puede leer diferentes tipos de letras impresas o mecanografiadas y diferentes clases de caracteres.
- III. Permite la entrada directa de información sin necesidad de digitar la información.
- IV. Puede leer un documento con una velocidad de 85 a 150 caracteres por segundo.
- V. El personal necesita poco entrenamiento.

2.1.1.3. ETAPAS DEL PROCESO DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS

Según Constenla et al, [7] (2010) los Sistemas ROC logran su objetivo en 4 etapas

1. Obtención de Imagen

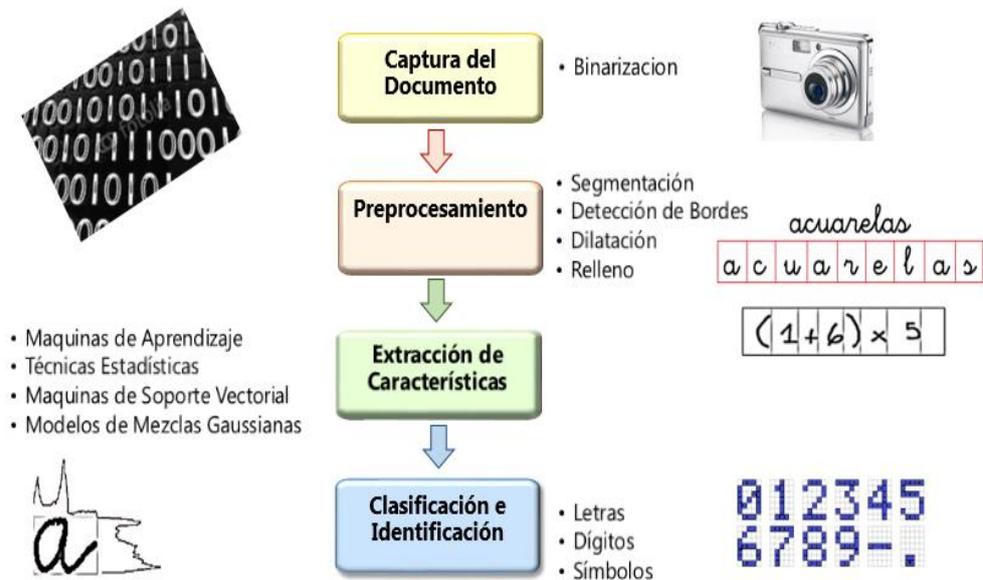
En esta etapa hay dos alternativas en cuanto a cómo obtener los datos de entrada al sistema. Cada alternativa manejará tipos de datos distintos y por ende modificará el tipo de procesamiento de las etapas siguientes.

2. Pre Procesamiento

Es la etapa en que se busca extraer cada carácter de una línea de texto. La complejidad del procesamiento de esta etapa es mucho mayor para el caso de

manuscrito pueden existir, según el estilo de escritura, diversos casos de separación entre caracteres. Las condiciones más favorables implicarían que los caracteres estuvieran perfectamente separados para su extracción. Para otros casos, donde los caracteres se encuentren unidos, sería necesario utilizar algún otro parámetro como puede ser la longitud de los caracteres o la morfología de los mismos.

Figura 2.2
Etapas de los Sistemas ROC



Fuente: Elaboración propia

Esta etapa tiene el propósito de mejorar, limpiar y normalizar la imagen para que la siguiente etapa pueda realizar su tarea de forma eficaz y eficiente. Al final de esta etapa se tendrá una sub imagen de dimensionalidad y ruido reducidos.

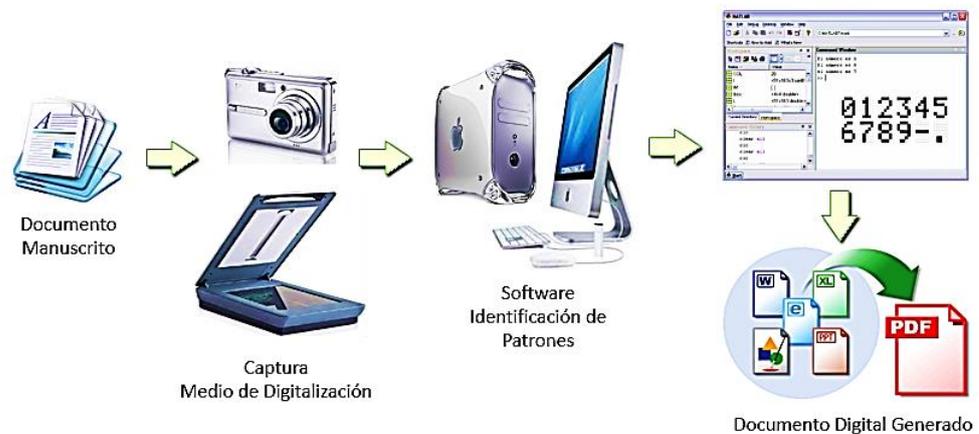
La extracción de características es una fase de suma importancia en los Sistemas OCR. En esta etapa se busca obtener los valores de ciertas características predefinidas que permiten identificar patrones. Existen diversas posibilidades a la hora de especificar qué características se van a utilizar, y la toma de esta decisión definirá en gran medida el rendimiento del sistema. Para elegir las se debe tener presente que las características de distintas instancias de una clase deben seguir un patrón, mientras que las características de clases distintas deben ser lo suficientemente distintas como para poder diferenciarlas.

Si es diseñada correctamente, la tarea del clasificador se verá beneficiada por esta etapa, ya que se le pasará un conjunto de datos de dimensionalidad reducida, con la información redundante de la imagen eliminada.

4. Clasificación

El objetivo de esta última etapa es el de asociar el conjunto de datos obtenido en la etapa de extracción de características de un carácter a una clase en particular.

Figura 2.3
Etapas del Reconocimiento Óptico de Caracteres



Fuente: Elaboración propia

2.1.1.4. COMPLEJIDAD DEL PROCESO DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES MANUSCRITOS

Según Constela G. [7] (2010), el reconocimiento óptico de caracteres sigue siendo un intenso campo de investigación; debido al problema de la identificación de los caracteres manuscritos.

El problema de la identificación se debe a la gran variabilidad en la forma de escritura de cada carácter; cada persona tiene una manera diferente de escribir; otras variables son el tamaño, grosor, inclinación, formas de escribir; por lo que el ROC es un problema complejo.

Otra dificultad que enfrenta el reconocimiento de caracteres manuscritos es la

luminosidad que debe tener el documento, la degradación del documento y la

diversidad de patrones que puede representar cada carácter.

La complejidad del reconocimiento óptico de caracteres se explica según los siguientes factores:

- I. Degradación del Documento
- II. Luminosidad
- III. Difumación
- IV. Variabilidad de los patrones de los caracteres
- V. Diversidad en la forma de escribir el mismo carácter en estilos y tamaños

El idioma castellano tiene 27 letras tomando en cuenta las minúsculas y mayúsculas serian 54 letras y cada una se puede escribir de diferentes maneras

Figura 2.4
Factores de la complejidad del Reconocimiento Óptico de Caracteres



Fuente: Elaboración propia

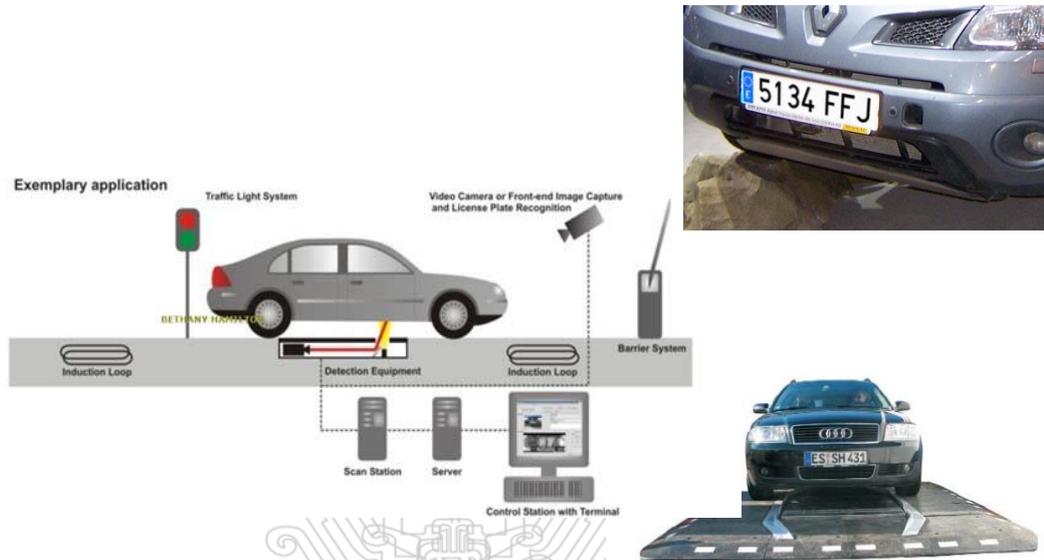
2.1.1.5. APLICACIONES PRACTICAS DE LOS SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

Según Aciti, Marone y Capra [1] (2010), los sistemas de reconocimiento óptico de caracteres tienen como objetivo asistir por ejemplo en la extracción de la información de un documento, control de stocks en industria y depósitos, trazabilidad de envíos, etc. En la industria de seguridad y de control vehicular (playas de estacionamiento, detección de infracciones, rastreo de vehículos, etc.).

Por su parte Constenla et al, [7] (2010), menciona que los Sistemas OCR se emplean en:

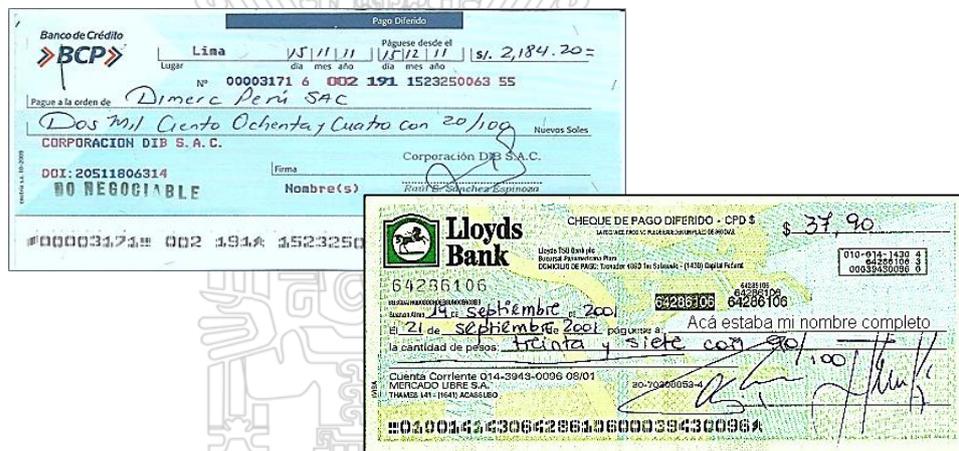
- 1) Lectura automática de cheques en los bancos
- 2) Procesamiento automático de facturas, fichas y formatos
- 3) Lectura automática de textos manuscritos
- 4) Importación de información de la tarjeta en una lista de contactos
- 5) Hacer más rápido las versiones textuales de los documentos impresos, por ejemplo, digitalización de libros
- 6) La conversión de escritura manual en tiempo real
- 7) Lectura automática de la Placa de los Automóviles
- 8) Traducción de palabras y frases de un idioma a otro
- 9) Generación de voz a partir de texto escrito para ayudar a personas ciegas.
- 10) Procesamiento automático de encuestas y exámenes

Figura 2.5
Aplicación del ROC lectura de matrícula de automóviles



Fuente: <http://www.coreangel.com/placarec/>

Figura 2.6
Aplicación del ROC lectura de cheques bancarios



Fuente:

Palacios R. y Gupta A. Sistema de Reconocimiento de Caracteres para la Lectura Automática de Cheques (2003).

Figura 2.7

Aplicación del ROC lectura de exámenes y encuestas



Fuente: <https://ghbtalento.wordpress.com/formularios-ocromr/>

2.1.1.6. TECNICAS EMPLEADAS EN EL RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

Según Muñoz, Ibarguen y Cardona [16] (2006) existen las siguientes técnicas para el reconocimiento óptico de caracteres:

1. Redes Neuronales
 - 1.1. Máquinas de Aprendizajes
 - 1.2. Máquinas de Vectores de Soporte
2. Técnicas Estadistas
 - 2.1. Clasificadores Estadísticos
 - 2.2. Histogramas
 - 2.3. Proyecciones Poligonales
3. Modelo de Mezclas Gaussianas

Figura 2.8.
Extracción de características por proyecciones poligonales



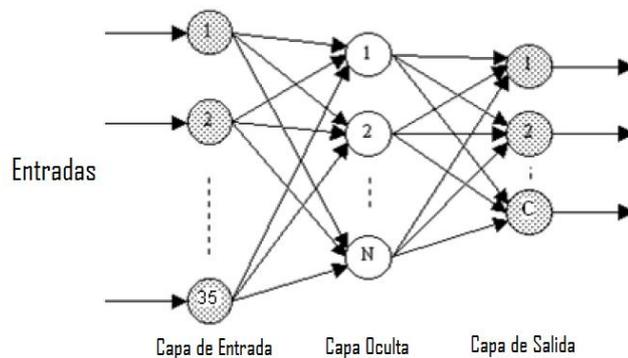
Fuente: Gutierrez M. (2006)

Figura 2.9.
Extracción de características por proyección de histogramas.



Fuente: Gutiérrez M. (2006)

Figura 2.10.
Clasificación de caracteres con redes neuronales



Fuente: Elaboración Propia

Figura 2.11.
Identificación de caracteres mediante red neural perceptron de tres Capas.

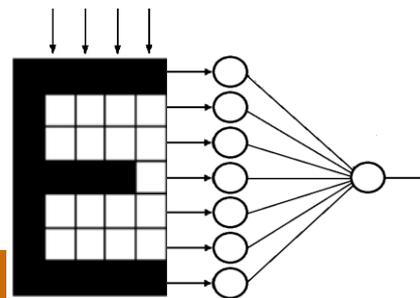
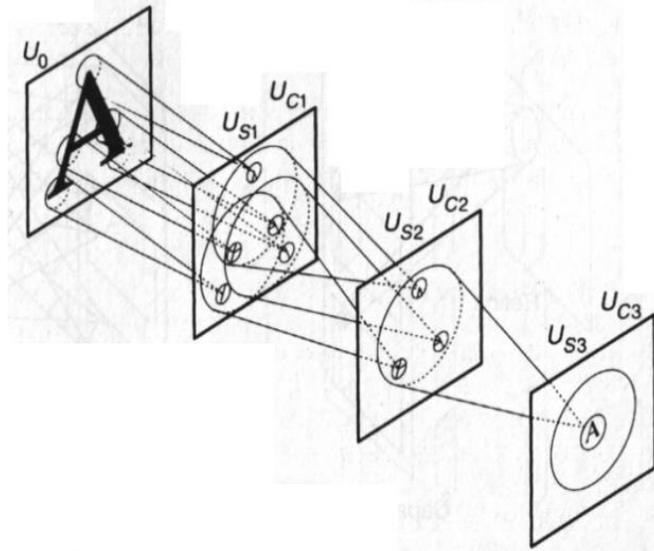


Figura 2.12.
NEOCOGNITRON



Fuente: James Freeman, David Skapura Ed. Addison. Redes Neuronales, algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación (2009)

En la figura 2.12. Se ilustra la forma en que el Neocognitrón desempeña su función de reconocimiento de caracteres. El Neocognitrón descompone la trama de entrada en partes elementales formadas por segmentos de líneas con distintos ángulos de rotación. El sistema integra estos elementos en estructuras de orden superior en cada uno de los niveles sucesivos de la red. Las células de cada nivel integran las respuestas de las células del nivel anterior en una zona finita. Este comportamiento proporciona al Neocognitrón su capacidad para identificar caracteres independientemente de su posición exacta o de su tamaño dentro del campo de vista de la retina.

Según Seijas [20] (2011) refiere cuatro técnicas que se emplean en los sistemas de reconocimiento óptico de caracteres

- B. Clasificación Estadística
- C. Correspondencia Sintáctica o Estructural
- D. Redes Neuronales Artificiales

De acuerdo a Po-Hsien (2010), existen dos maneras fundamentales de realizar un reconocimiento exitoso de caracteres manuscritos: a través de los diferentes métodos estadísticos de reconocimiento de patrones y a través de una red neuronal.

Cuadro 2.3.
Técnicas empleadas para el Reconocimiento Óptico de Caracteres

TECNICAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES Según (Po Hsine)			
Técnicas	Clasificadores	Ventajas	Desventajas
Estadísticos	<input type="checkbox"/> Teoría Bayesiana de Decisiones <input type="checkbox"/> Reglas de Vecindad <input type="checkbox"/> Clasificadores Lineales	<input type="checkbox"/> Pueden Trabajar con Base de Datos incompletas <input type="checkbox"/> Pueden aprender	<input type="checkbox"/> Requieren base de datos extensas <input type="checkbox"/> Sensibles a errores en las base de datos
Redes Neuronales	<input type="checkbox"/> Perceptron	<input type="checkbox"/> No tienen una solución algorítmica <input type="checkbox"/> Aprenden a través del ejemplo y entrenamiento <input type="checkbox"/> Generalización de los resultados	<input type="checkbox"/> Gran cantidad de entrenamiento <input type="checkbox"/> En algunas ocasiones se obtiene tasa de errores altos

Fuente: Po Hsine. (2010)

2.1.1.7. ANALISIS DE LAS TECNOLOGIAS EMPLEADAS EN EL RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

Garrido [11] (2010) en su tesis describe que la problemática del reconocimiento óptico de números manuscritos se debe a la diversidad de formas en que se pueden

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis



escribir los dígitos (tamaño, grosor, inclinación, estructura) por lo que plantea aplicar algoritmos especializados para su reconocimiento efectivo. En este caso emplea las redes neuronales específicamente la red Perceptron Multicapa para el reconocimiento de los dígitos manuscritos. Como resultado muestra que la tasa de reconocimiento efectivo es del 95% con un error de 0.8% y un 3.3. % de caracteres que no fueron reconocidos de un total de 2000 muestras.

Constela G. [7] (2010) en su tesis describe la problemática del reconocimiento de caracteres manuscritos refiriéndose a las características diversas que puede tener cada uno de los caracteres al momento de ser escrito; realiza el tratamiento (normalización) de los caracteres realizando correcciones sobre su tamaño, grosos, inclinación, recortes; empleando para la identificación una red neuronal feedforward de tres capas convencional y de uso general. Como conclusión describe la tasa de aciertos al 96% siendo el entrenamiento de la red una tarea ardua que requirió la experimentación de diversas configuraciones.

Cisneros H. [5] (2007) en su tesis; aborda el problema del reconocimiento y clasificación de los caracteres manuscritos aislados; la metodología que emplea se divide en tres etapas. El pre procesamiento, la extracción de las características y la etapa de clasificación. En este trabajo el autor emplea para el reconocimiento de los caracteres; máquinas de soporte vectorial multiclase. Como conclusión refiere que la tasa de reconocimiento efectiva llega a un 94% del total de muestras empleadas.

Gómez S. y Gutiérrez S. [12] (2011), en su tesis describe la problemática; no existe un sistema de reconocimiento óptico de caracteres que haya sido desarrollado para ser utilizado por personas invidentes utilizando la cámara de celulares inteligentes, que sea de código abierto, y con un porcentaje de reconocimiento satisfactorio. La técnica que emplean los autores para el reconocimiento de los dígitos se denomina momentos invariantes con matrices. La conclusión que describe es que la tasa de reconocimiento efectivo llega a un 98%.

Duran M. [9] (2009), en su tesis desarrolla un sistema de reconocimiento óptico de caracteres fuera de línea. Las tecnologías que emplea son: Métodos de correlación para la identificación de los patrones, mediante cálculos obtiene diversos coeficientes y redes neuronales empleadas para el entrenamiento del sistema para que pueda identificar de un conjunto de posibles soluciones la mejor de las salidas. Como conclusión describe que la aplicación desarrollada tiene una efectividad del 88% en la identificación de los caracteres manuscritos.

Capra J. et al. [1] (2010), describen las necesidad del reconocimiento rápido y eficiente de los automóviles en Argentina mediante la lectura de las matriculas para la revisión y búsqueda de automóviles robados. Proponen el desarrollo de una aplicación móvil para la identificación automática de las placas de los automóviles que sea de código abierto. El desarrollo de la aplicación móvil emplea las técnicas realizadas por Ondrej Martinsky, quien analiza las diferentes técnicas de procesamiento de imágenes que pueden ser utilizadas para la detección de matrículas en automóviles, además plantean el uso de ciertas heurísticas que

reconocer. Emplean técnicas de normalización para obtener la estructura de los caracteres. La conclusión a la que llegan es que la eficiencia de la aplicación móvil en el reconocimiento de las placas de matrículas de automóviles es del 90%.

Palacios y Gupta [18] (2003), describen la problemática que debido al aumento del número de transacciones que no se realizan en metálico, el volumen de cheques que se procesa actualmente es significativo. Alrededor de 50,000 millones de cheques se procesan anualmente en los Estados Unidos, lo que constituye el 60% de los pagos que no se realizan en metálico, según el informe del Federal Reserve Bank. El procesamiento de los cheques manuscritos es un proceso lento, tedioso y costoso. A pesar del aumento de otros mecanismos de pago como la tarjeta de crédito o el pago electrónico, que se automatizan con mayor facilidad, los cheques siendo un mecanismo legal para efectuar pagos y no han experimentado la disminución esperada. En el artículo describen un sistema desarrollado por el Massachusetts Institute of Technology con la colaboración de la Universidad Pontificia Comillas, para leer el valor de un cheque. Las etapas comprenden la binarización, segmentación, reconocimiento. Para la identificación de los dígitos se empleó red neuronal denominado Perceptron Multicapa (MLP), la estructura es multiconectada y tiene 117 entradas, una capa oculta con 50 neuronas y 10 salidas. Las 10 salidas corresponden a los 10 posibles dígitos. Como conclusión exponen que el nivel de precisión que se obtiene con este tipo de red es del, 96% de aciertos, con sólo 1.8% de fallos.

Cuadro 2.3.
Cuadro comparativo de las técnicas empleadas en el Reconocimiento Óptico de Caracteres

SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES - CARACTERISTICAS		
ATRIBUTOS	SIGNIFICADO	TECNICAS – RESULTADOS
EFFECTIVIDAD	Capacidad del Sistema ROC de reconocer e identificar de manera correcta los caracteres o dígitos en un documento manuscrito. La medición se realiza mediante la tasa de reconocimiento o tasa de aciertos.	<input type="checkbox"/> Técnica Combinada: Redes Neuronales con Máquina de Soporte Vectorial: 98% (Gonzales y Alzate 2011) <input type="checkbox"/> Redes Neuronales: 96% (Constela 2010) <input type="checkbox"/> Redes Neuronales: 96% (Palacios y Gupta 2003) <input type="checkbox"/> Redes Neuronales; 95% (Rojas 2010) <input type="checkbox"/> Máquina de Soporte Vectorial: 94% (Carrillo 2007)
RENDIMIENTO	Capacidad de respuesta que debe tener el Sistema ROC con respecto al tiempo. Es la duración que le lleva al Sistema en responder con la entrega del carácter o dígito reconocido de manera eficiente.	<input type="checkbox"/> Algoritmos Heurísticos, Análisis Estructural Tipográfico: 90% (Capra, Aciti y Marone 2010) <input type="checkbox"/> Métodos Estadísticos de Correlación: 88% (Duran 2010)

Fuente: Elaboración Propia

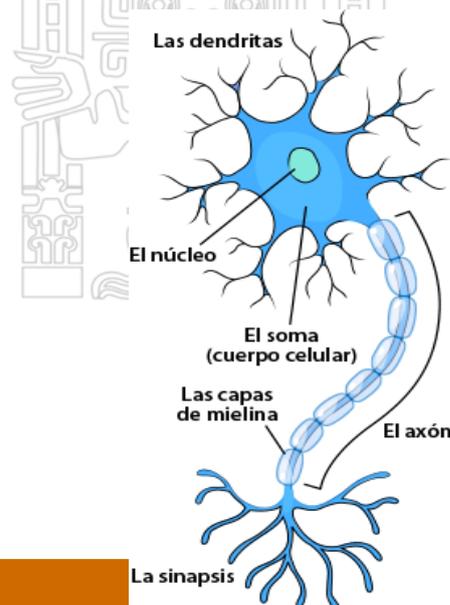
2.1.2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

2.1.2.1. CONCEPTOS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Cabello E. (2004), en 1943 el neuroanatomista Warren McCulloch y el matemático Walter Pitts propusieron por primera vez un modelo simplificado de una Red Neuronal Artificial que realiza tareas simples y sencillas.

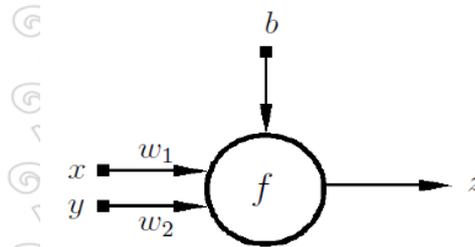
Aristizabal M. (2006), Las redes neuronales artificiales son modelos computacionales que tratan de replicar, de manera simplificada, el complejo funcionamiento del cerebro humano. Su capacidad de aprendizaje a través de ensayos repetidos, las ha hecho muy populares en una amplia variedad de aplicaciones en todas las ciencias.

Figura 2.13
Modelo simplificado de una Neurona biológica



Cabello E. (2004), una red neuronal es un modelo computacional de procesamiento distribuido en paralelo. Una red neuronal artificial, está constituida por un conjunto de células llamadas neuronas las cuales realizan el procesamiento. Una neurona es un dispositivo sencillo formado por una serie de entradas por una única salida. Combinando varias neuronas de este tipo con los adecuados umbrales de respuesta, se puede construir una red que compute cualquier función lógica

Figura 2.14
Modelo de McCulloch - Pitts de una Neurona artificial



Fuente: Tablada C y Torres G. Redes Neuronales Artificiales (2009).

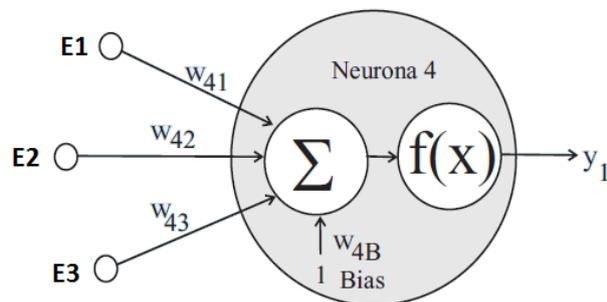
De la figura anterior, las entradas x e y son el estímulo que la neurona artificial recibe del entorno que la rodea, y la salida z es la respuesta a tal estímulo. La neurona se adapta al medio circundante y aprende de él modificando el valor de sus pesos sinápticos w_1 y w_2 y su término aditivo b . Estos son conocidos como los parámetros libres del modelo, pues los mismos pueden ser modificados y adaptados para realizar una tarea determinada. En este modelo, la salida neuronal z está dada por;

$$z = f(w_1 x + w_2 y + b)$$

Las redes neuronales fueron concebidas para simular el funcionamiento del cerebro humano tratando de simular las formas de procesamiento de la información (transmisión de estímulos eléctricos entre las neuronas) que se realiza

conectan entre sí, a mayor conexión entre las neuronas permitirán más formas de procesamiento. Las neuronas coleccionan la información y aprenden patrones al reforzar sus conexiones.

Figura 2.15
Representación de una Neurona artificial



Fuente: Elaboración Propia

Una neurona artificial está conformada por entradas (E1, E2, E3....) con sus respectivos pesos (w_{41} , w_{42} , w_{43}), un sumador y una función de activación representada por $f(x)$ que debe ser un sigmoide (forma de S) y finalmente una salida y_1

2.1.2.2. CARACTERÍSTICAS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Cabello E. (2004), las redes neuronales tienen la propiedad de aprender, adaptarse, generalizar, agrupar y ordenar datos.

Montaño J. (2002) las redes neuronales son sistemas adaptativos que aprenden de

la experiencia, aprenden a realizar ciertas tareas mediante el entrenamiento con ejemplos ilustrativos, mediante el entrenamiento las redes neuronales crean su

Tesis publicada con autorización de UNFV
No olvide citar esta tesis

UNFV

propia representación interna del problema por lo que se dice que son autoorganizadas, siendo capaces de generalizar desde los casos anteriores a nuevos casos que se les presente, es decir que responden adecuadamente a situaciones diferentes o nuevas a las que no habían sido expuestas anteriormente. Esta característica es importante porque permite a las redes neuronales responder ante situaciones iniciales con información incompleta o distorsionada.

García F. (2003), una de las principales ventajas de las redes neuronales artificiales es su capacidad de simular sistemas complejos cuyo comportamiento no son predecibles en simulaciones por ordenador siguiendo algoritmos tradicionales.

Montaño J. (2002) las redes neuronales procesan la información en paralelo, es decir varias neuronas operan al mismo tiempo, aquí radica la potencia de funcionamiento de las redes neuronales. Aunque una neurona realiza una tarea simple, interconectadas entre si logran gran capacidad de procesamiento.

Montaño J. (2002) las redes neuronales almacenan conocimiento de manera distribuida en toda la red, el conocimiento se encuentra representado en los pesos de las conexiones entre las neuronas.

De Moya F., et al. (2010) describe las siguientes características:

- Aprendizaje adaptativo: esta es quizás la característica más importante de las

serie de ejemplos ilustrativos. De esta forma, no es necesario elaborar un modelo a priori, ni establecer funciones probabilísticas. Una RNA es adaptativa porque puede modificarse constantemente con el fin de adaptarse a nuevas condiciones de trabajo.

- **Autoorganización:** mientras que el aprendizaje es un proceso donde se modifica la información interna de la RNA, en la autoorganización se reajustan los valores de los pesos de las neuronas. Autoorganización significa generalización, de esta forma una red puede responder a datos o situaciones que no ha experimentado antes, pero que puede inferir en base a su entrenamiento. Esta característica es muy útil sobre todo cuando la información de entrada es poco clara o se encuentra incompleta.
- **Tolerancia a fallos:** en la computación tradicional la pérdida de un fragmento pequeño de información puede acarrear comúnmente la inutilización del sistema. Las RNA poseen una alta capacidad de tolerancia a fallos. La explicación de este fenómeno se encuentra en que, mientras la computación tradicional almacena la información en espacios únicos, localizados y direccionables, las redes neuronales lo hacen de forma distribuida y con un alto grado de redundancia.
- **Operación en tiempo real:** de todos los métodos existentes, la RNA son las más indicadas para el reconocimiento de patrones en tiempo real, debido a que trabajan en paralelo actualizando todas sus instancias simultáneamente. Es importante destacar que esta característica solo se aprecia cuando se implementan redes con hardware especialmente diseñado para el procesamiento en paralelo

2.1.2.3. ARQUITECTURA DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las redes neuronales se organizan en capas o niveles, formando una estructura jerárquica, al conjunto de neuronas que reciben información de entrada desde la misma fuente se le denomina capa, y estas mismas neuronas entregan los resultados a una misma capa.

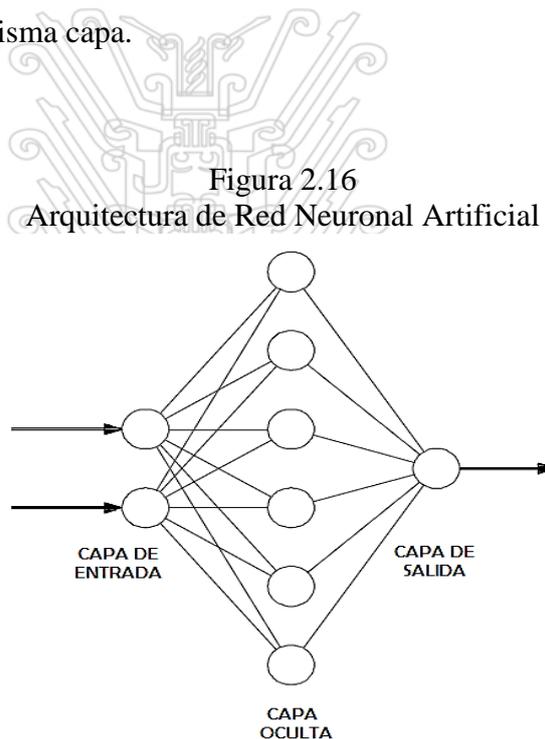
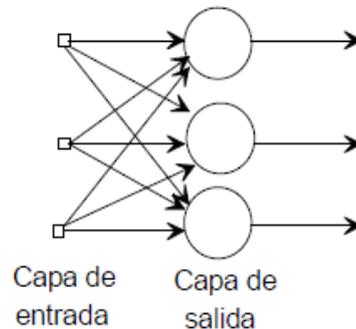


Figura 2.16
Arquitectura de Red Neuronal Artificial

Fuente: Elaboración Propia

En este sentido se distinguen 3 capas en una red neurona, una capa de entrada, la cual captura o recibe la información del exterior, la capa intermedia llamada también capa oculta es aquella en la cual las neuronas recepciona la información y envía los resultados desde dentro de la red, y la capa de salida que envía los resultados al exterior de la red.

Figura 2.17
Red Neuronal Artificial Monocapa

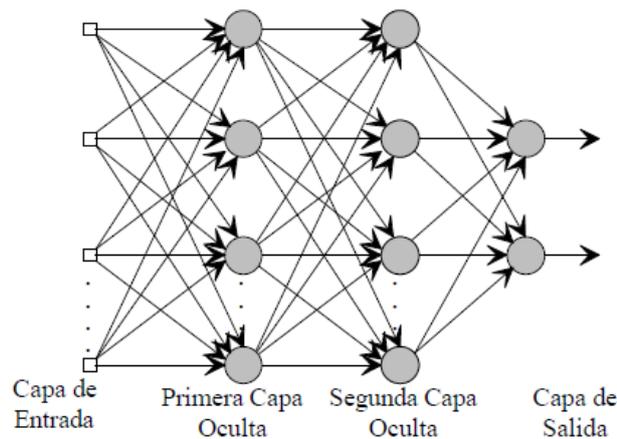


Fuente: Serrano A, et al. Redes Neuronales Artificiales (2010)

Palmer A, et al. (1999) las redes monocapa están conectadas en una sola capa de neuronas. Cada neurona está conectada con todas las demás, este tipo de redes se emplea en tareas denominada autoasociativas. Para ello, se almacenan en los pesos de la red ciertas informaciones mediante una etapa de entrenamiento. Posteriormente cuando se presenta una información a la entrada de la red, esta responde proporcionando la información más parecida de las almacenadas. Por tanto las redes que llevan a cabo este tipo de tareas también reciben el nombre de redes autoasociativas ya que intentan asociar una información consigo misma. Este tipo de redes son útiles para regenerar informaciones de entrada, por ejemplo imágenes, que se ingresan a la red incompleta o distorsionada.

Figura 2.18

Red Neuronal Artificial Multicapa

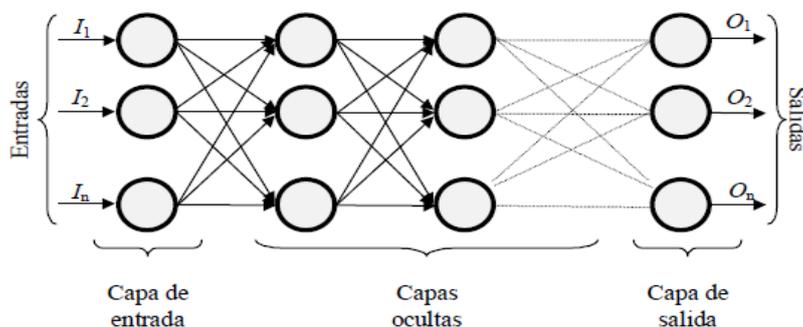


Fuente: Serrano A, et al. Redes Neuronales Artificiales (2010)

En el caso de las redes neuronales multicapa estas tienen 2 o más capas, pero en general se distinguen una capa de entrada, una capa de salida y entre ellas una o varias capas intermedias también denominadas ocultas.

Palmer A, (1999) las redes neuronales multicapa son útiles para la clasificación de patrones, ya que asocian el ejemplo con la clase o categoría a la que pertenece, y la aproximación de funciones donde se asocia una información de entrada con otra información de salida. De lo que se trata es que la red aprenda aparejar datos, de forma que cuando se le presenta una cierta información, imagen o patrón como entrada, deberá responder generando como salida el resultado correspondiente, este tipo de redes se les denominan redes heteroasociativas ya que asocian patrones de información distintas.

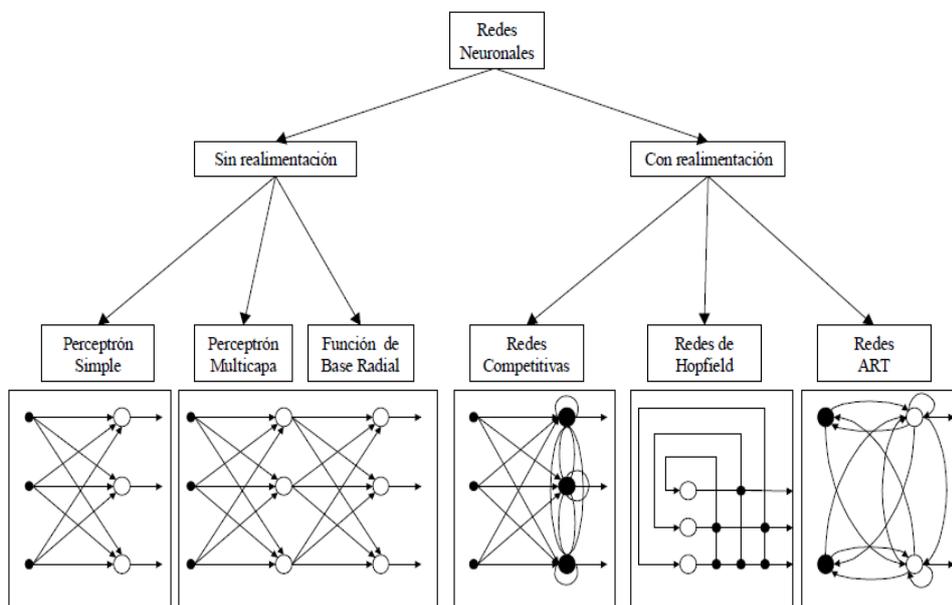
Figura 2.19
Ejemplo de una Red Neuronal Artificial totalmente conectada



Fuente: Matich D. Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones (2001)

2.1.2.4. CLASIFICACION DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Figura 2.20
Clasificación de las Redes Neuronales Artificiales



Fuente: Casillas N. Sistema Basado en Redes Neuronales para el Reconocimiento de Dígitos Manuscritos. (2012).

2.1.2.5. FUNCIONAMIENTO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Cabello E. (2004), Cada neurona acepta como entrada las salidas de otras neuronas, siendo la entrada efectiva la suma ponderada de las entradas reales a dicha neurona. Cada neurona se caracteriza por su estado de activación que oscila entre 0 (neurona desactivada) y 1 a más (neurona activada). La salida de la neurona es el estado de activación.

Cada neurona realiza una tarea sencilla, recibe la información de salida de sus vecinos o del exterior y la emplea para calcular una señal de salida que lo transmite a las siguientes neuronas a las que se encuentra conectada. En general, las redes neuronales se organizan en capas dependiendo de su función. Capa de entrada, capa oculta y capa de salida.

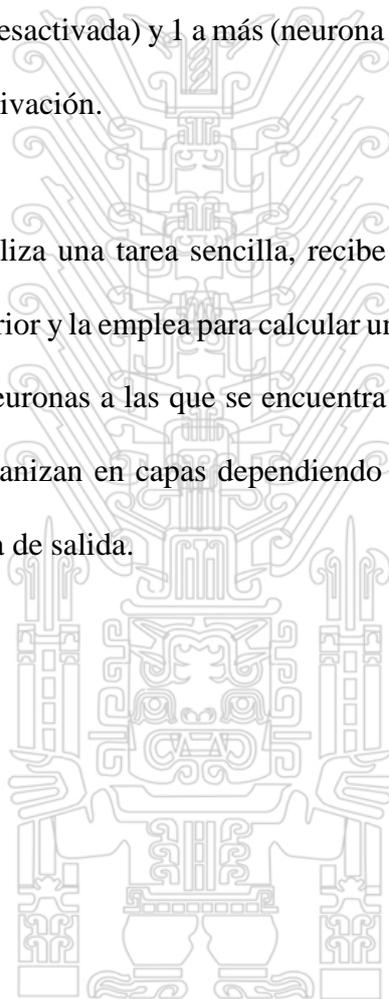
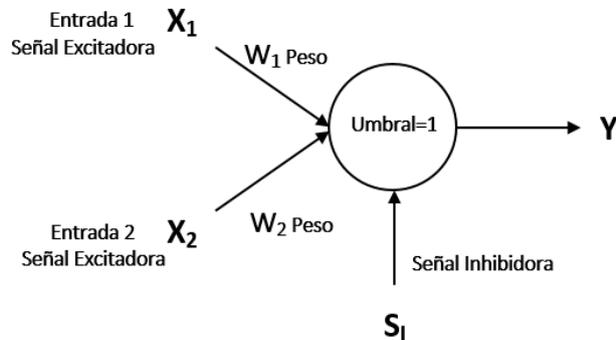


Figura 2.21
Neurona de McCulloch-Pitts



$$y = \begin{cases} 0 & \text{Si } x_1 * w_1 + x_2 * w_2 < \text{Umbral} \\ 1 & \text{Si } x_1 * w_1 + x_2 * w_2 \geq \text{Umbral} \end{cases}$$

Fuente: Elaboración Propia

La organización y disposición de las neuronas dentro de una red neuronal se denomina topología y queda establecida según la cantidad de capas, el número de neuronas que existen por capa y la cantidad de conexión entre las neuronas. Una vez determinada la topología de la red neuronal es necesario entrenarla. En la etapa de entrenamiento la red es capaz de aprender relaciones complejas entre entradas y salidas mediante el ajuste de los pesos de las conexiones entre neuronas.

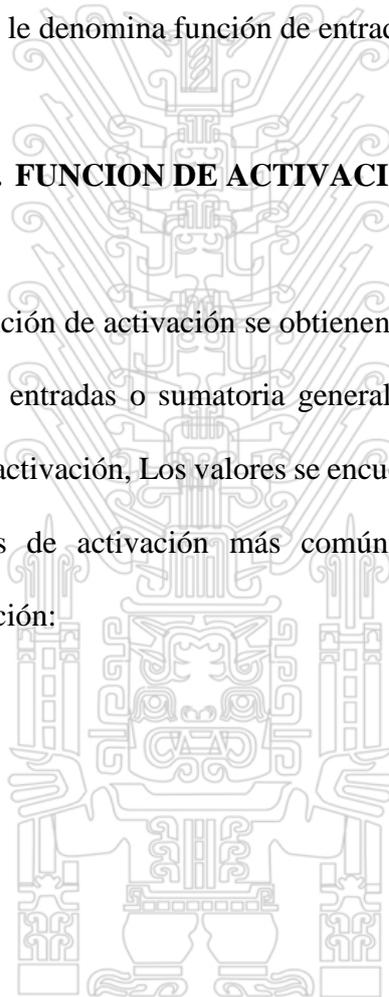
Bertona, L (2005), en el contexto de las redes neuronales el aprendizaje puede ser visto como el proceso de ajuste de los parámetros libres de la red. Partiendo de un conjunto de pesos sinápticos aleatorio, el proceso de aprendizaje busca un conjunto de pesos que permitan a la red desarrollar correctamente una determinada tarea. El proceso de aprendizaje es un proceso iterativo, en el cual se va refinando la solución hasta alcanzar un nivel de operación suficientemente

2.1.2.5.1. FUNCION DE ENTRADA

La función de entrada (input function) o entrada global, consiste en una neurona trata a todas las entradas como uno solo. Por tanto todos los valores que entran a la red deben combinarse en una sola entrada global. A esto se le denomina función de entrada.

2.1.2.5.2. FUNCION DE ACTIVACION

En la función de activación se obtienen el valor de la neurona; sumando todas las entradas o sumatoria general (menos el nivel umbral) en un valor de activación, Los valores se encuentran entre (0 a 1) y (-1 a 1). Las funciones de activación más comúnmente utilizadas se detallan a continuación:

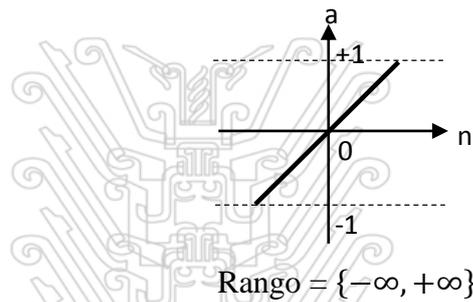


Función Lineal

La salida de una función de transferencia lineal es igual a su entrada.

Figura 2.22

$$a = n$$



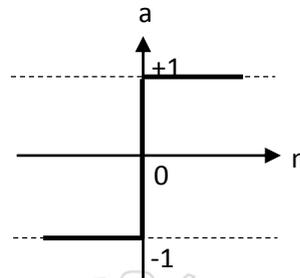
Fuente: Elaboración Propia

Función Escalón

Se utiliza cuando las salidas de la red son binarias. La salida de una neurona se activa sólo cuando el estado de activación es mayor o igual que cierto valor umbral t que representa la mínima entrada total ponderada necesaria para provocar la activación de la neurona.

Figura 2.23

$$a = \begin{cases} +1, & \text{Si } n > 0 \\ -1, & \text{Si } n < 0 \end{cases}$$



$$\text{Rango} = \{-1, +1\}$$

Fuente: Elaboración Propia

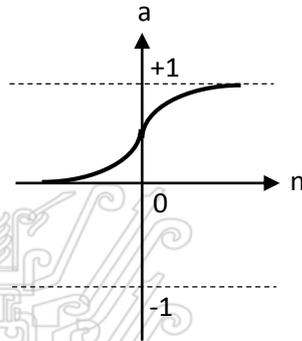
Función Sigmoidea

Es la más apropiada cuando se quiere como salida información analógica. Con esta función, para la mayoría de los valores del estímulo de entrada (variable independiente), el valor dado por la función es cercano a uno de los valores asintóticos. La importancia de esta función es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos; además toma su valor máximo cuando x es 0. Esto hace que se puedan utilizar las reglas de aprendizaje en las cuales se usan derivadas. La expresión de esta función responde a la forma. Esta función toma los valores de entrada, los cuales pueden oscilar entre más y menos infinito, y restringe la salida a valores entre cero y uno, de acuerdo a la expresión

Esta función es comúnmente usada en redes multicapa, como la

Figura 2.24

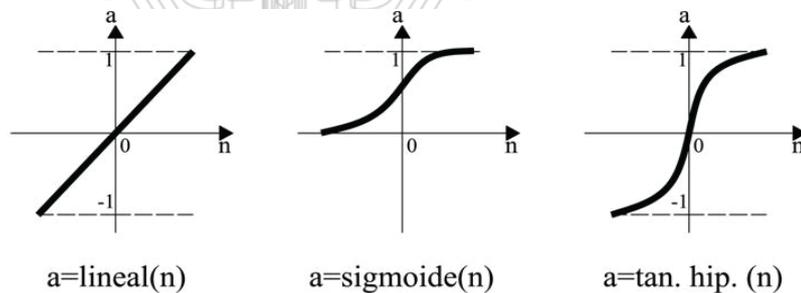
$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$



Rango = {0, +1}

Fuente: Elaboración Propia

Figura 2.25
Funciones de activación



Fuente: Villalba D., Gómez I, Laier J. (2012)

2.1.2.5.3. FUNCION DE SALIDA

Toda neurona debe obtener una salida o resultado que debe ser transferida a las siguientes neuronas conectadas dentro de la red a veces la neurona no emite ningún resultado por lo que función de salida

Tesis publicada con autorización del autor
No olvide citar esta tesis

depende de la función de activación. Si la función de activación logra superar el umbral entonces la neurona emita una señal, pero en caso la

función de activación no logra superar el umbral entonces la neurona no transmite ningún resultado por lo tanto la neurona no emite salida.

Dos de las funciones de salida más comunes son:

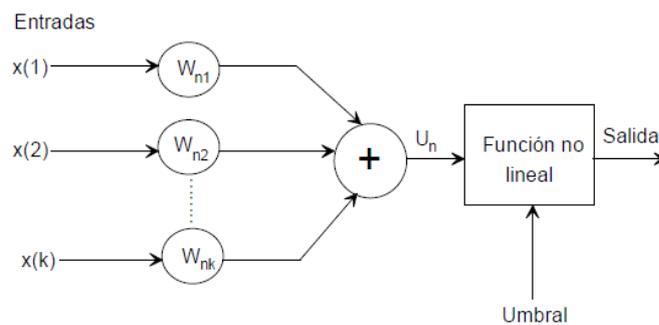
Ninguna: este es el tipo de función más sencillo, tal que la salida es la misma que la entrada. Es también llamada función identidad.

Binaria: Los valores pueden ser 0 y 1.

A continuación se muestra el funcionamiento de una neurona artificial, entre los elementos que podemos observar tenemos:

- I. Entradas x_1, x_2, x_3
- II. Pesos W_1, W_2, w_3
- III. Sumador
- IV. Función de activación
- V. Salida

Figura 2.26
Elementos de una Neurona Artificial



Matemáticamente las operaciones a realizar serían:

$$U_n = \sum_{j=1}^k W_{nj} \cdot X(j)$$

$$salida = \rho(U_n - umbral)$$

Donde p es una función conocida como función de activación.

2.1.2.6. APRENDIZAJE DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

El conocimiento en las redes se encuentra distribuido en todas las neuronas de la red, específicamente en los pesos y las conexiones de las neuronas entre sí, para llegar a determinar los pesos correctos y las conexiones correctas para obtener los resultados esperados según las entradas, implica un proceso de ir cambiando y modificando estos pesos y las conexiones entre las neuronas a este proceso se le denomina aprendizaje. Se aprende modificando los valores de los pesos de las neuronas en respuesta a un conjunto de ejemplos (entradas) denominadas ejemplos de entrenamiento para solucionar un determinado problema.

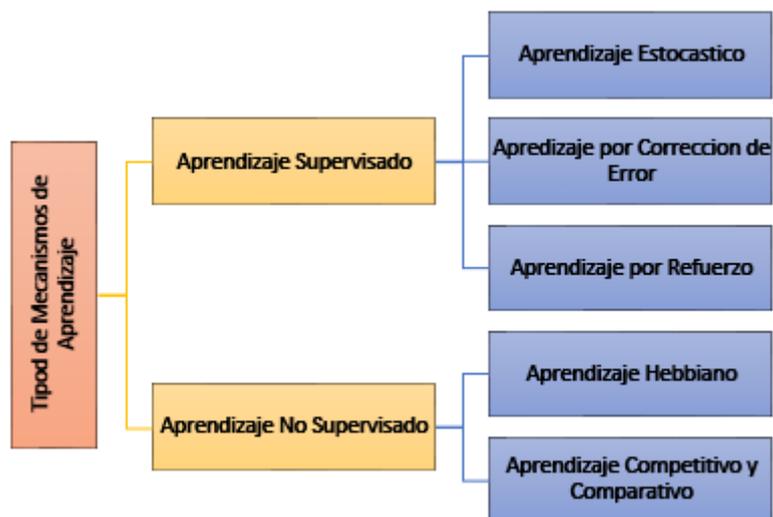
Palmer A, (1999) los criterios para identificar los pesos correspondientes que permitan a la red obtener una solución se denominan reglas de aprendizaje, que generalmente consisten en algoritmos matemáticos que pueden a veces llegar a ser algoritmos complejos. Se suelen considerar dos tipos de reglas de aprendizaje:

Aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado.

De Moya F. (2010) al igual que en el sistema nervioso humano, el conocimiento se encuentra en los pesos de las conexiones entre neuronas, y no en las neuronas en sí. Estos pesos no tienen valor constante, sino que van variando en función de un determinado algoritmo denominado regla de aprendizaje. Una regla de aprendizaje hace variar el valor de los pesos de una red hasta que estos adoptan un valor constante, cuando ello ocurre se dice que la red ya ha «aprendido». Existen muchas reglas de aprendizaje diferentes, pero podríamos dividir las en dos grandes grupos: 1) las de aprendizaje supervisado, y 2) las de aprendizaje no supervisado. En las primeras existe una muestra de información que sirve de ejemplo para que la red aprenda, mientras que en las segundas no existe esta información y los pesos de la red fluctúan libremente sin ningún tipo de referente, hasta que logran estabilizarse.



Figura 2.27
Tipos de Mecanismos de Aprendizaje



Fuente: Elaboración Propia

2.1.2.6.1. APRENDIZAJE SUPERVISADO

El proceso del aprendizaje supervisado consiste en que una persona denominado supervisor verifica el aprendizaje, compara la salida obtenida por la red de una entrada de datos si este resultado no es satisfactorio o no coincide con el resultado deseado, entonces lo que se hace en este caso es modificar o graduar los pesos de las conexiones de las neuronas hasta conseguir el resultado esperado o lograr que se aproxime lo más posible al resultado deseado. Palmer A, (1999) este tipo de aprendizaje es muy empleado y útil para la clasificación de patrones y para la aproximación de funciones.

Ordoñez J. (2010) Los algoritmos en aprendizaje supervisado son usados para construir "modelos" que generalmente predicen unos ciertos valores deseados. Para ello, los algoritmos supervisados requieren que se

especifiquen los valores de salida (output) u objetivo (target) que se asocian a ciertos valores de entrada (input). Ejemplos de objetivos pueden ser valores que indican éxito/fallo, venta/no-venta, pérdida/ganancia, o bien ciertos atributos multi-clase como cierta gama de colores o las letras del alfabeto en nuestro caso. El conocer los valores de salida deseados permite determinar la calidad de la aproximación del modelo obtenido por el algoritmo.

Matich M. (2001) En el aprendizaje supervisado el supervisor verifica después del proceso los resultados en la red y en caso de que ésta no coincida con la respuesta esperada, entonces se cambian los pesos de las conexiones entre las neuronas de las capas, para obtener las respuestas esperadas o próximas.

2.1.2.6.2. APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

En el caso del aprendizaje no supervisado no interviene un supervisor o profesor, la red no necesita información de entrada que le indique si el resultado obtenido por las entradas es correcta. Lo que se trata en identificar las características que tienen los datos de entrada.

Después de terminar el proceso de entrenamiento la red debe pasar por un proceso para comprobar su eficiencia, esto se logra ingresando nuevos datos (nuevos casos), que generan quizás nuevos resultados, si estos

resultados están comprendidos dentro de un margen de error adecuado, entonces se puede emplear la red neuronal.

Bertona, L (2005), Una vez finalizada la fase de aprendizaje, la red puede ser utilizada para realizar la tarea para la que fue entrenada. Una de las principales ventajas es que la red aprende la relación existente entre los datos, adquiriendo la capacidad de generalizar conceptos. De esta manera, una red neuronal puede tratar con información que no le fue presentada durante de la fase de entrenamiento. Cuando se evalúa una red neuronal no sólo es importante evaluar si la red ha sido capaz de aprender los patrones de entrenamiento. Es imprescindible también evaluar el comportamiento de la red ante patrones nunca antes vistos. Esta característica de las redes neuronales se la conoce como capacidad de generalización y es adquirida durante la fase de entrenamiento. Es necesario que durante el proceso de aprendizaje la red extraiga las características de las muestras, para poder luego responder correctamente a nuevos patrones.

Bertona, L (2005), surge la necesidad de evaluar durante la fase de entrenamiento dos tipos de errores. El error de aprendizaje, que indica la calidad de la respuesta de la red a los patrones de entrenamiento, y el error de generalización, que indica la calidad de la respuesta de la red a patrones nunca antes vistos. Para poder obtener una medida de ambos errores es necesario dividir el set de datos disponibles en dos, el set de

sutiliza durante la fase de entrenamiento para que la red pueda extraer las características de los mismos y, mediante el ajuste de sus pesos sinápticos, la red logre una representación interna de la función. El set de evaluación se utiliza para evaluar la capacidad de generalización de la red. La causa más común de la pérdida de capacidad de generalización es el sobreaprendizaje. Esto sucede cuando la cantidad de ciclos de entrenamientos tiende a ser muy alta. Se observa que la respuesta de la red a los patrones de entrenamiento es muy buena mientras que la respuesta a nuevos patrones tiende a ser muy pobre. Al aumentar el número de ciclos la red tiende a sobreajustar la respuesta a los patrones de entrenamiento, a expensas de una menor capacidad de generalización.

2.1.2.6.3. ALGORITMOS DE APRENDIZAJE

Tabla 2.4
Algoritmos de aprendizajes de las redes neuronales artificiales

ALGORITMOS DE APRENDIZAJE MAS EMPLEADOS				
PARADIGMA	REGLA DE APRENDIZAJE	ARQUITECTURA	ALGORITMO DE APRENDIZAJE	TAREAS
Supervisado	Corrección de error	<ul style="list-style-type: none"> • Perceptron Simple • Perceptron Multicapa 	<ul style="list-style-type: none"> • Algoritmo de aprendizaje perceptron • Retropropagacion del error • ADALINE • MADALINE 	<ul style="list-style-type: none"> • Clasificación de patrones • Aproximación de funciones • Predicciones • Control
		<ul style="list-style-type: none"> • Elman y Jordan 	<ul style="list-style-type: none"> • Retropropagacion del error 	<ul style="list-style-type: none"> • Síntesis de series temporales
	Boltzmann	<ul style="list-style-type: none"> • Recurrente 	<ul style="list-style-type: none"> • Algoritmo de aprendizaje de Boltzman 	<ul style="list-style-type: none"> • Clasificación de patrones
	Competitivo	<ul style="list-style-type: none"> • Competitivo 	<ul style="list-style-type: none"> • LVQ 	<ul style="list-style-type: none"> • Categorización • Intraclase • Compresión de datos
		<ul style="list-style-type: none"> • Red ART 	<ul style="list-style-type: none"> • ARTMap 	<ul style="list-style-type: none"> • Clasificación de patrones

No Supervisado	Corrección de error	• Red de Hopfield	• Aprendizaje de memoria asociativa	• Memoria asociativa
		• Multicapa sin realimentación	• Proyección de Shannon	• Análisis de datos
	Competitiva	• Competitiva	• VQ	• Categorización • Compresión de datos
		• SOM	• Kohonen SOM	• Categorización • Análisis de datos
		• Redes ART	• ART1, ART2	• Categorización
	Aprendizaje Hebbiano	• Multicapa sin realimentación	• Análisis lineal sin discriminante	• Análisis de datos • Clasificación de patrones
	• Competitiva	• Análisis de componentes	• Análisis de datos • Compresión de datos	

Fuente: Elaboración Propia

2.1.2.7. MODELOS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Cuadro 2.5
Modelo de Redes Neuronales Artificiales

Counter-propagation	1986	Comprensión de imágenes	Combinación de Perceptrón y TPM	Numerosas neuronas y conexiones	Robert Hecht-Nielsen
Teoría de resonancia adaptativa (ART)	1986	Reconocimiento de patrones (radar, sonar, etc.)	Sofisticada, poco utilizada	Sensible a la translación, distorsión y escala	Gail Carpenter, Stephen Grossberg
Máquinas de Boltzmann y Cauchy	1985-1986	Reconocimiento de patrones (imágenes, sonar y radar). Optimización	Redes simples. Capacidad de representación óptima de patrones	La máquina de Boltzmann necesita un tiempo muy largo de aprendizaje	Jeffrey Hinton, Terry Sejnowski, Harold Szu
Memoria asociativa bidireccional	1985	Memoria heteroasociativa de acceso por contenido	Aprendizaje y arquitectura simples	Baja capacidad almacenamiento. Los datos deben ser codificados	Bart Kosko
Neocognitron	1987-1984	Reconocimiento de caracteres manuscritos	Insensible a la translación, rotación y escala	Requiere muchos elementos de proceso, niveles y conexiones	K. Fukushima
Hopfield	1982	Reconstrucción de patrones y optimización	Puede implementarse en VLSI. Fácil de conceptualizar	Capacidad y estabilidad	John Hopfield
Back Propagation	1974-1985	Síntesis de voz desde texto. Control de robots. Predicción. Reconocimiento de patrones	La red más popular. Numerosas aplicaciones con éxito. Facilidad de aprendizaje. Potente.	Necesita mucho tiempo para el aprendizaje y muchos ejemplos	Paul Werbos, David Parker, David Rumelhart

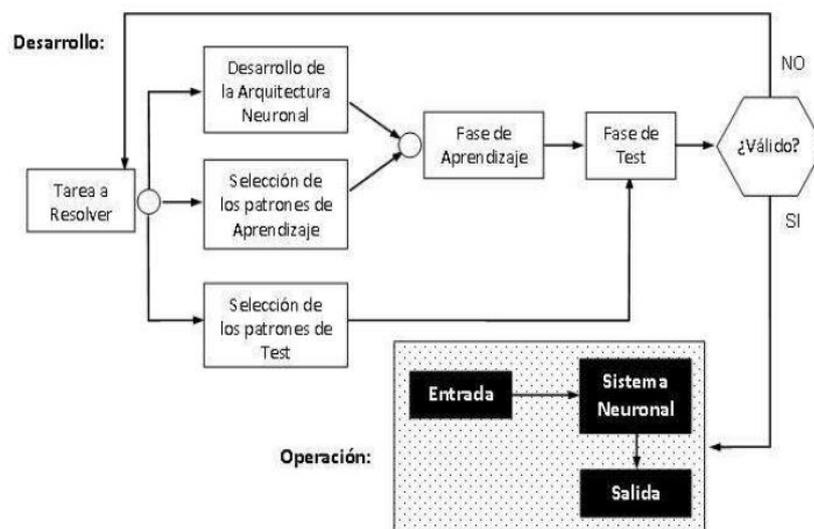
Self-Organizing-Map (SOM)	1980-1984	Reconocimiento de patrones, codificación de datos, optimización	Realiza mapas de características comunes de los datos aprendidos	Requiere mucho entrenamiento	Teuvo Kohonen
Brain-State-in-a-Box	1977	Extracción de conocimiento de bases de datos	Posiblemente mejor realización que las redes de Hopfield	Realización potenciales aplicaciones no estudiadas totalmente	James Anderson
Cerebellatron	1969	Control del movimiento de brazos de un robot	Semejante a Avalancha	Requiere complicadas entradas de control	David Marr, James Albus, Andres Pellionez
Avalancha	1967	Reconocimiento de habla continua. Control de robots	Ninguna red sencilla realiza estas tareas	No es fácil alterar la velocidad o interpolar el movimiento	Stephen Grossberg
ADALINE/MADALINE	1960	Filtrado de señales. Ecuilizador adaptativo. Modems	Rápida, fácil de implementar con circuitos analógicos	Sólo es posible clasificar espacios linealmente separados	Bernard Widrow
Perceptron	1957	Reconocimiento de caracteres impresos	La red más antigua	No puede reconocer caracteres complejos	Frank Rosenblatt

Fuente: Hilera J. Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones (1995)

2.1.2.8. ETAPAS PARA EL DESARROLLO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Figura 2.28

Esquema básico para el desarrollo de una red neuronal artificial



Fuente: Gestal M. Introducción a las redes neuronales artificiales (2010)

2.1.2.9. CONSIDERACIONES PARA EL DISEÑO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Para el desarrollo de las redes neuronales artificiales se deben tener en cuenta las siguientes consideraciones:

Según Ledesma R. (2010) se deben aplicar reglas generales:

1. Usar en lo posible sólo un nivel escondido.
2. Usar el menor número de neuronas escondidas.
3. Entrenar hasta que se termine la paciencia.

Sobre las reglas para niveles escondidos recomienda:

1. Usar más de un nivel escondido es muy pocas veces beneficioso.
2. Más niveles escondidos inestabilizan el entrenamiento y producen más falsos mínimos (es difícil escapar de estos.)
3. Usar dos niveles escondidos solamente cuando la función a aprender presenta discontinuidades.
4. Nunca usar más de dos niveles escondidos.

Se recomienda comenzar con un nivel escondido. Si un número grande de neuronas escondidas en este nivel no resuelve el problema satisfactoriamente, entonces se puede intentar incrementar el número de neuronas en el segundo nivel y posiblemente reducir el número total de neuronas.

Un número excesivo de neuronas producirá el aprendizaje de efectos particulares (over fitting) que no son generales entre todas las muestras.

Según Valencia M., Yañez C., Sánchez L. (2006) No se pueden dar reglas concretas para determinar el número de neuronas o número de capas de una red para resolver un problema concreto. Respecto al número de capas de la red, en general tres capas son suficientes (entrada -oculta-salida). Sin embargo, hay veces que un problema es fácil de resolver con más de una capa oculta. El tamaño de las capas, tanto de entrada como de salida, suele estar determinado por la naturaleza de la aplicación. En cambio, decidir cuántas neuronas debe tener una capa oculta no suele ser tan evidente. El número de neuronas ocultas interviene en la eficiencia de aprendizaje y de generalización de la red. No hay ninguna regla que indique el número óptimo, en cada problema se debe ensayar.

De acuerdo con Hecht-Neilson basado en el teorema de Kolmogorov, “El número de neuronas en la capa oculta no requieren ser más grande que dos veces el número de entradas”. De manera que la red neuronal pueda generalizar se requiere que las funciones de transferencia sean suaves. P/ej. Funciones sigmoidales.

2.1.3. APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LOS SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES

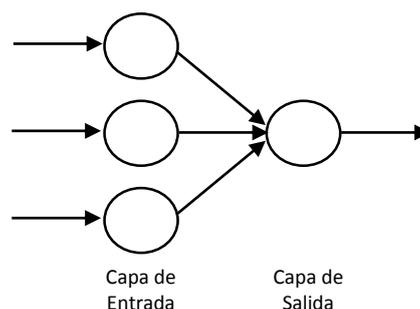
Seijas L. (2011) el empleo de redes neuronales artificiales ha permitido obtener muy buenos resultados en el reconocimiento óptico de caracteres manuscritos, varios de los trabajos publicados emplean métodos clásicos de reconocimiento,

como las redes feedforward multicapa entrenadas con Backpropagation. Esta arquitectura ha sido reconocida como una herramienta poderosa para la clasificación de patrones, por su poder discriminativo, su capacidad de aprender y representar el conocimiento explícito.

2.1.3.1. EL PERCEPTRON

Serrano A. (2010) es la primera estructura de red que se desarrolló históricamente, este tipo de estructura se empleó en problemas de clasificación. El funcionamiento del perceptron es sencillo; se basa en comparar la salida del sistema con una señal deseada (que es la que debería brindar el sistema). De la estructura, de la señal de activación se deduce que este elemento es un clasificador binario ya que puede determinar la pertenencia por parte del vector de entrada a dos clases diferentes.

Figura 2.29
Perceptron



Fuente: Elaboración propia

Larragaña P., Inza I. (2012) El perceptron simple fue introducido por Rosenblatt (1962) y es un modelo unidireccional compuesto por dos capas de neuronas, una de entrada y otra de salida. La operación en un perceptron simple que consta de n neuronas de entrada y m neuronas de salida se puede expresar como:

$$y_i = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - \theta_i \right)$$

con $i = 1, \dots, m$.

Donde:

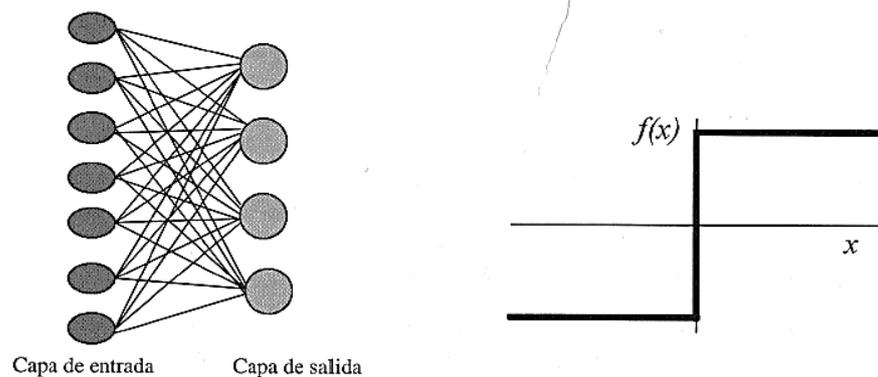
w : peso

x : entrada

θ : umbral

Las neuronas de entrada son discretas y la función de activación de las neuronas de la capa de salida es de tipo escalón. El perceptron simple puede utilizarse como clasificador, radicando su importancia histórica en su carácter de dispositivo entrenable, ya que el algoritmo de aprendizaje del modelo introducido por Rosenblatt (1962) permite determinar automáticamente los pesos sinápticos que clasifican un conjunto de patrones a partir de un conjunto de ejemplos etiquetados.

Figura 2.30
Arquitectura (izquierda) y función de transferencia (derecha) de un perceptron simple



Fuente: Larragaña P., Inza I. Redes Neuronales (2012)

2.1.3.2. EL PERCEPTRON MULTICAPA

El perceptron simple tiene grandes limitaciones que reducen su aplicación en la resolución práctica de problemas, solo se puede identificar o clasificar dos tipos de patrones que pueden ser separados en un hiperplano con una sola recta, como por ejemplo teniendo dos neuronas de entrada. Para superar estas limitaciones se incluyen capas ocultas obteniendo una nueva red neuronal artificial que se llama perceptron multicapa.

Serrano A. (2010) El perceptron multicapa es la red neuronal artificial más conocidas y con un mayor número de aplicaciones. Su historia comienza en 1958 cuando Rosenblatt publica sus primeros trabajos sobre un modelo neuronal y su algoritmo de aprendizaje se llama perceptron. Las cuatro características fundamentales de esta arquitectura son las siguientes:

- Se trata de una estructura altamente no lineal
- Presenta tolerancia a fallos
- El sistema es capaz de establecer una relación entre dos conjuntos de datos
- Existe la posibilidad de realizar una implementación hardware

Tablada C. et al. (2010) Un Perceptron múltiple puede tener sus neuronas organizadas por capas, así tenemos los nodos de entrada formados por las entradas a la red, la capa de salida formada por las neuronas que constituyen la salida final de la red, y las capas ocultas formadas por las neuronas que se encuentran entre los nodos de entrada y la capa de salida. Una RNA puede tener varias capas ocultas o no tener ninguna de ellas. Los links sinápticos (las flechas llegando o saliendo

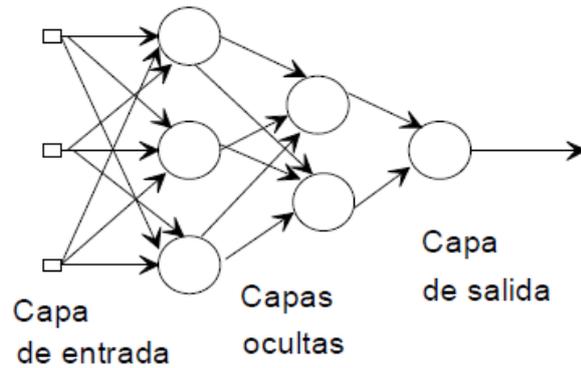
de una neurona) indican el flujo de la señal a través de la red y tienen asociado un peso sináptico correspondiente. Si la salida de una neurona va dirigida hacia dos o más neuronas de la siguiente capa, cada una de estas últimas recibe la salida neta de la neurona anterior. La cantidad de capas de una RNA es la suma de las capas ocultas más la capa de salida. En el caso de existir capas ocultas nos referimos a la RNA como un Perceptron multicapa. Entre las diversas tareas en las que una RNA puede aplicarse podemos mencionar:

- Clasificación lineal y no lineal de una cantidad arbitraria C_1, \dots, C_m de clases
- Regresión lineal y no lineal
- Series temporales
- Control de procesos
- Robótica
- Optimización
- Procesamiento de señales

Palmer A, (1999) la utilidad del perceptron multicapa reside en su habilidad para operar como aproximador universal de funciones, es decir, este tipo de redes pueden aprender virtualmente cualquier relación entre un conjunto de variables de entrada y salida. Esta habilidad es el resultado de la adopción, por parte de las neuronas de la capa oculta de una función de salida no lineal.

Figura 2.31

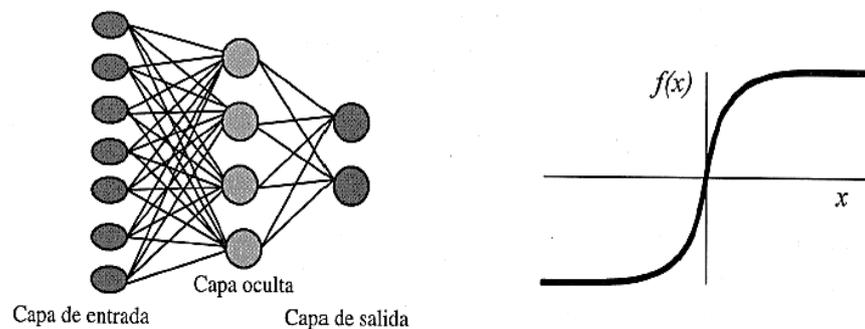
Estructura de una Red Perceptron Multicapa



Fuente: Serrano A. Redes Neuronales Artificiales (2010)

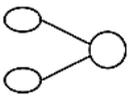
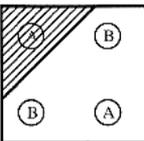
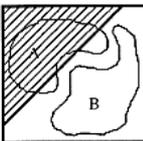
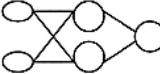
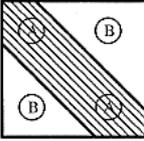
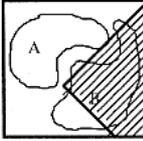
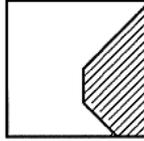
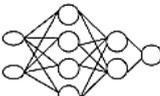
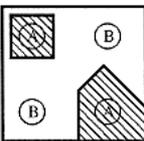
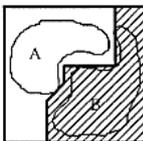
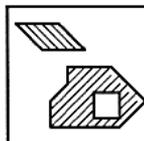
Serrano A. (2010) De la figura se aprecia que es una estructura formada por nodos o neuronas que se propagan la señal hacia la salida. Las conexiones entre las neuronas se denominan pesos sinápticos que son optimizados por el algoritmo de aprendizaje. La propagación se realiza de manera que cada neurona hace una combinación lineal de las señales procedentes de las neuronas de la capa anterior siendo los coeficientes de esta combinación los pesos sinápticos. A continuación aplica una función de activación no lineal. Estas neuronas se conocen como neuronas no lineales y aseguran la alta no linealidad en el Perceptron Multicapa.

Figura 2.32
Arquitectura (izquierda) y función de activación (derecha) para el perceptron multicapa



Fuente: Larragaña P., Inza I. Redes Neuronales (2012)

Figura 2.33
 Regiones de decisión obtenidas para el perceptron simple (arriba), el perceptron multicapa con una capa oculta (en medio) y el perceptron multicapa con dos capas ocultas (abajo)

Arquitectura	Región de decisión	Ejemplo 1: XOR	Ejemplo 2: clasificación	Regiones más generales
Sin capa oculta 	Hiperplano (dos regiones)			
Una capa oculta 	Regiones polinomiales convexas			
Dos capas ocultas 	Regiones arbitrarias			

Fuente: Larragaña P. et al . Redes Neuronales (2012)

2.1.3.3. APRENDIZAJE DEL PERCEPTRON MULTICAPA

Las redes neuronales no se programan, para su funcionamiento deben ser entrenados para que “aprendan”, lo que implica que deben ser entrenados, actividad que se vuelve laborioso, el entrenamiento consiste en encontrar los pesos adecuados que le deben corresponder a cada neurona según como estas están relacionadas dentro de la red.

Los pesos asignados en cada una de las neuronas dentro de la red, permite el funcionamiento de la red, que actúa según lo aprendido, obtiene un resultado según las diversas entradas que se ingresan a la red. La asignación de los pesos en cada red debe ser refinada según los resultados que necesitemos, esta asignación de los pesos es en realidad el conocimiento obtenido después del entrenamiento. Es por tanto que las redes neuronales artificiales almacenan conocimiento, el conocimiento está distribuido en toda la red.

Por ejemplo, si queremos que una red neuronal reconozca dos caracteres diferentes sean las letras A y B, las cuales como son manuscritos tendrán diferentes, tamaños, grosos, inclinación y posiciones. Para que la red aprenda a distinguir o diferenciar eficientemente la A de la B, debemos ajustar los pesos de las neuronas y las conexiones de la red, para que la red proporcione como resultado final el valor de 1(unos) para la letra A y el 0(cero) para la letra B. Esto se consigue mediante varias repeticiones de ajustes, hasta conseguir los resultados esperados.

Supongamos que presentamos a la red dos tipos de objetos, por ejemplo la letra A y la letra E con distintos tamaños y en distintas posiciones. En el aprendizaje de la red neuronal se consigue, tras un número elevado de presentaciones de los diferentes objetos y consiguiente ajuste o modificación de las conexiones del sistema, que la red distinga entre As y Es, sea cual fuere su tamaño y posición en la pantalla. Para ello, podríamos entrenar la red neuronal para que proporcionase como salida el valor 1 cada vez que se presente una A y el valor 0 en caso de que se presente una E. El aprendizaje en una RNA es un proceso de ajuste o modificación de los valores o pesos de las conexiones, hasta que la conducta del sistema acaba por reproducir las salidas o resultados esperados.

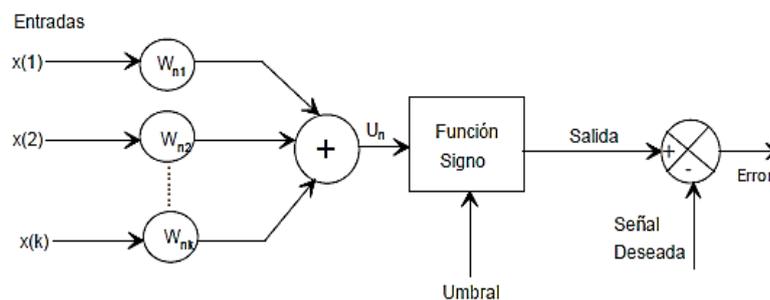
Montaño J. (2002). Para entrenar a un sistema conexionista en la realización de una determinada clasificación es necesario realizar dos operaciones. Primero, hay que seleccionar una muestra representativa con respecto a dicha clasificación, de pares de entradas y sus correspondientes salidas. Segundo, es necesario un algoritmo o regla para ajustar los valores modificables de las conexiones entre las unidades en un proceso iterativo de presentación de entradas, observación de salidas y modificación de las conexiones.

Seijas L. (2011) las redes neuronales artificiales tienen la característica de aprender correspondencias no lineales complejas entre valores de entrada y salida, entrenarse de manera automática mediante ejemplos y aprender mediante grandes base de datos, presentado como muy buen rendimiento con buenos resultados frente a los datos con ruidos. Las redes neuronales artificiales son ampliamente

empleadas en el reconocimiento de patrones y en particular en el reconocimiento de los caracteres y dígitos manuscritos obteniéndose buenos resultados. El perceptron multicapa, entrenado con el algoritmo de backpropagation es uno de los modelos clásicos de redes neuronales más estudiados y empleados.

En el caso del perceptron, Montaña J. (2002) la regla de aprendizaje del Perceptrón desarrollado por Rosenblatt establecía que, si los parámetros o pesos del sistema eran capaces de realizar una determinada clasificación, el sistema acabaría aprendiéndola en un número finito de pasos, si se modificaban las conexiones de acuerdo con dicha regla de aprendizaje. Más concretamente, la regla de aprendizaje del Perceptrón es un algoritmo de los denominados supervisado por corrección de errores y consiste en ir ajustando de forma iterativa los pesos en proporción a la diferencia existente entre la salida actual de la red y la salida deseada, con el objetivo de minimizar el error actual de la red.

Figura 2.34
Proceso de Aprendizaje del Perceptron



1. Inicialización de los pesos.
2. Determinación de la salida:

$$y = \sum_{k=1}^N w_k^n \cdot x_k^n$$

3. Comparación con el umbral: $u = y - \text{umbral}$
4. Aplicación de la función signo: $o = \text{signo}(u)$
5. Comparación con la señal deseada.

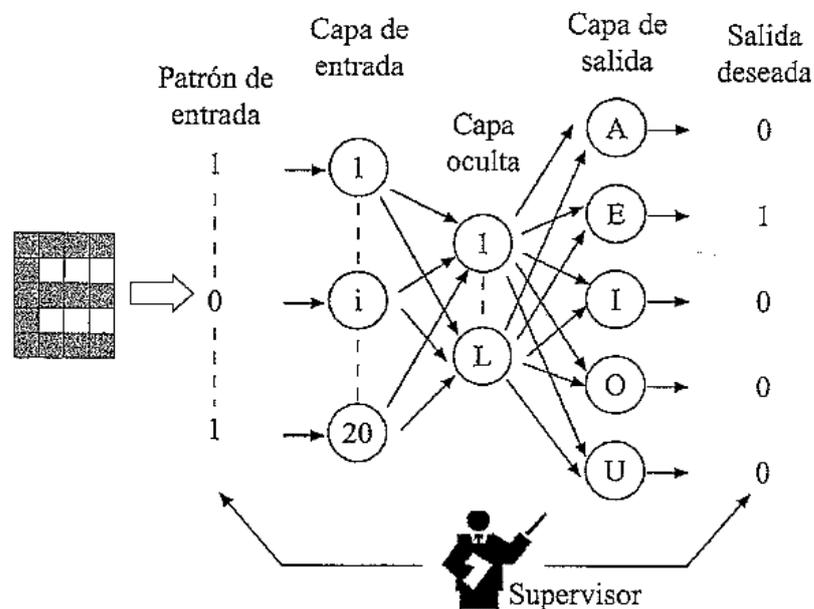
6. Actualización de los coeficientes si existe error. $w_k = w_k + \alpha \cdot (d - o) \cdot x_k$

Fuente: Serrano A. Redes Neuronales Artificiales (2010)

Palmer A, (1999) durante el proceso de entrenamiento o aprendizaje del perceptron multicapa, los pesos son modificados de forma iterativa de acuerdo con los valores del grupo de entrenamiento, con el objeto de minimizar el error cometido entre la salida obtenida por la red y la salida deseada por el usuario. De forma característica, en las primeras fases del aprendizaje la red se va adaptando progresivamente al conjunto de datos de entrenamiento, acomodándose al problema y favoreciendo la generalización. Así se puede observar que el error que comete la red ante los datos de entrenamiento va descendiendo paulatinamente hasta alcanzar un valor mínimo. Sin embargo a partir de un momento dado el sistema puede comenzar a ajustarse demasiado a las particularidades irrelevantes (ruido) presentes en los patrones de entrenamiento en vez de ajustarse a la función subyacente que relaciona entradas y salidas. Llegado a este punto se dice que la red ha sufrido un sobreentrenamiento o sobreaprendizaje, perdiendo su habilidad de generalizar su aprendizaje a casos nuevos.

Serrano A. (2010) Para entrenar el perceptron se emplea el aprendizaje supervisado, ya que se necesita un elemento exterior que plantee la clase de pertenencia del elemento de entrada. El proceso de aprendizaje empieza por la inicialización aleatoria de los pesos, para posteriormente, irlos ajustando conforme la red se equivoca, en la asignación de la clase del vector de entrada presente en ese momento.

Figura 2.35
Entrenamiento de una Red Perceptron Multicapa Supervisado para la clasificación de vocales

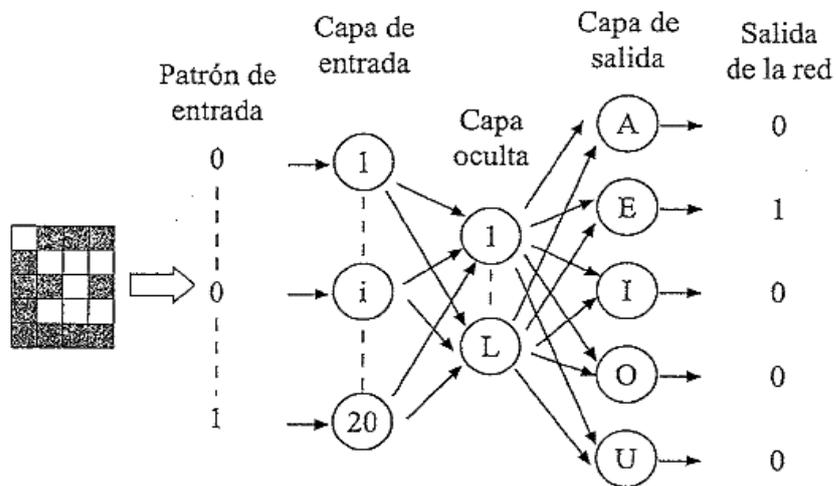


Fuente: Palmer A. ¿Qué son las redes neuronales artificiales? Aplicaciones realizadas en el ámbito de las adicciones (1999)

Palmer A, (1999) con el fin de evitar el problema del sobreentrenamiento, que puede darse en las redes del tipo perceptron multicapa, es aconsejable utilizar un segundo grupo de datos diferentes a los del entrenamiento, denominados grupo de validación, que permita controlar el proceso de aprendizaje. De este modo a lo largo del aprendizaje la red va modificando los pesos en función de los datos de entrenamiento y de forma alternada se va obteniendo el error que comete la red ante los datos de validación. Esto permite estimar el error de generalización de la red, es decir, el error que se comete ante patrones diferentes a los utilizados en el entrenamiento, a partir del error que comete la red ante los patrones de validación (error de validación) a lo largo del proceso de aprendizaje. Normalmente, en las primeras fases del entrenamiento el error de validación va disminuyendo

progresivamente hasta un punto a partir del cual este error comienza a aumentar, ese punto indica que la red empieza a aprender las particularidades del grupo de entrenamiento, se produce un sobreentrenamiento. Una práctica muy común con el fin de evitar el sobreentrenamiento, consiste en detener el aprendizaje cuando el error de validación alcanza el punto mínimo.

Figura 2.36
Test de una Red Perceptron Multicapa
Supervisado para la clasificación de vocales



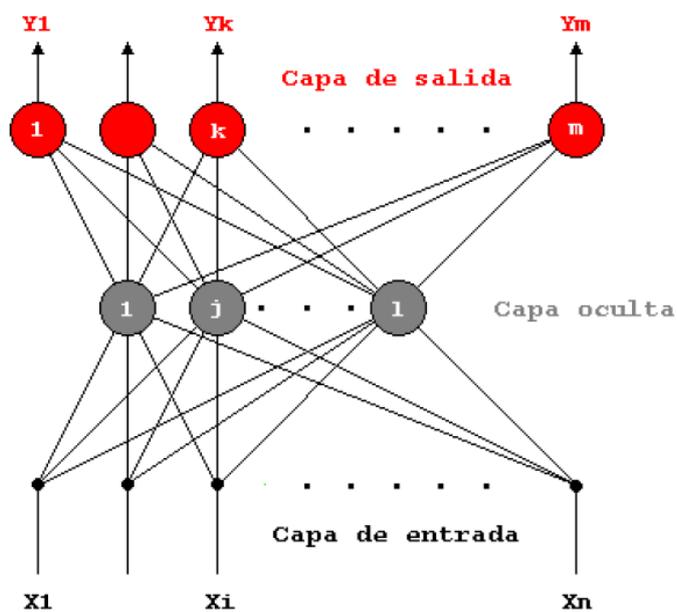
Fuente: Palmer A. ¿Qué son las redes neuronales artificiales? Aplicaciones realizadas en el ámbito de las adiciones (1999)

Palmer A, (1999) la utilización de un grupo de validación también permite afinar los parámetros de la red, por ejemplo para seleccionar el número óptimo de unidades ocultas. Así arquitectura que obtenga el menor error de validación será la seleccionada. El error que se obtiene ante los datos de validación proporciona una estimación sesgada del error de generalización de la red seleccionada ya que, aunque indirectamente, el grupo de validación ha intervenido en el entrenamiento. Por tanto, si se desea medir de una forma completamente objetiva la eficiencia

final del sistema construido, se debe contar con un tercer grupo de datos independiente, denominado grupo de test. El error que comete la red entrenada ante los datos de test proporciona una estimación insesgada del error de generalización. Finalmente, si se llamado también Backpropagation.

García P. (2013) En las redes neuronales backpropagation se transmiten los errores desde la salida hacia atrás hacia todas las neuronas, basándose en ese error recibido se cambian los valores de los pesos de cada conexión de forma que, para ese mismo patrón el error disminuya. Las redes neuronales nos ayuda a que, dados unos datos de entrada, que son las características extraídas de las imágenes, indicarnos a qué imagen corresponden esos datos de entrada, de tal forma que al entrenar la red los pesos de las neuronas se vayan reajustando hasta obtener la salida deseada con el menor error posible.

Figura 2.37
Modelo de la RNA Backpropagation

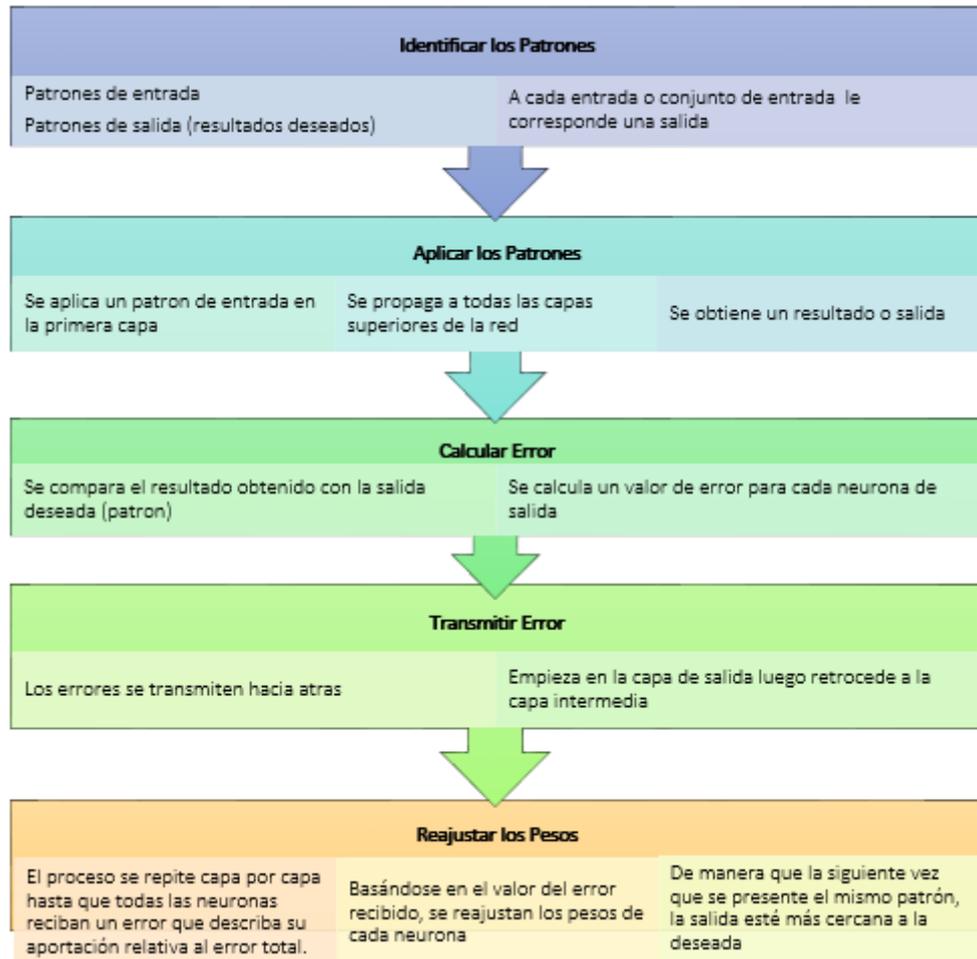


Fuente: Cruz L. et al, Reconocimiento de Voz usando Redes Neuronales Artificiales (2008)

2.1.3.4. ALGORITMO DE APRENDIZAJE BACKPROPAGATION

En 1986 Rumelhart formalizó un método o regla de aprendizaje conocido como propagación del error que permite a la red identificar la relación existente entre los datos de entradas (patrones) y los resultados obtenidos (salidas). Supuso un gran avance en el desarrollo de las redes neuronales artificiales, este método se aplica en redes neuronales con varios niveles o capas.

Figura 2.38
 Algoritmo de Aprendizaje de la Red Backpropagation



Fuente: Elaboración Propia

2.1.4. TECNOLOGIAS MOVILES

2.1.4.1. DISPOSITIVOS MOVILES

Según la T38 y La DuPont Global Mobility Innovation Team (2005). Un dispositivo móvil es un aparato de tamaño pequeño, con algunas capacidades de procesamiento, almacenamiento limitado, con conexión permanente a una red de comunicaciones, con memoria limitada, que ha sido diseñado específicamente para una función, pero que puede llevar a cabo otras funciones más generales. De acuerdo con esta definición existen multitud de dispositivos móviles, desde los reproductores de audio portátiles hasta los navegadores GPS, pasando por los teléfonos móviles, los PDAs y los Tablets.

2.1.4.2. CLASIFICACION DE LOS DISPOSITIVOS MOVILES

En el año 2005, el T38 y La DuPont Global Mobility Innovation Team propusieron los siguientes estándares para la definición de dispositivos móviles.

- A. Dispositivo Móvil de Datos Limitados (Limited Data Mobile Device): teléfonos móviles clásicos. Se caracterizan por tener una pantalla pequeña de tipo texto. Ofrecen servicios de datos generalmente limitados a SMS y acceso WAP.
- B. Dispositivo Móvil de Datos Básicos (Basic Data Mobile Device): se caracterizan por tener una pantalla de mediano tamaño, menú o navegación basada en iconos, y ofrecer acceso a emails, lista de direcciones, SMS, y, en

algunos casos, un navegador web básico. Un típico ejemplo de este tipo de dispositivos son los teléfonos inteligentes (“smartphones”).

- C. Dispositivo Móvil de Datos Mejorados (Enhanced Data Mobile Device): se caracterizan por tener pantallas de medianas a grandes (por encima de los 240 x 120 pixels), navegación de tipo stylus, y que ofrecen las mismas características que el "Dispositivo Móvil de Datos Básicos" (Basic Data Mobile Devices) más aplicaciones nativas como aplicaciones de Microsoft Office Mobile (Word, Excel, PowerPoint) y aplicaciones corporativas usuales, en versión móvil, como Sap, portales intranet, etc. Este tipo de dispositivos incluyen los S.O. como Windows Mobile, Android, Windows Phone, Symbian, etc.

Luzardo A. (2009) Los dispositivos móviles, son aparatos electrónicos de comunicación, de diseño reducido, que hoy llegan a tener la funcionalidad de un teléfono y un ordenador al mismo tiempo. Estos se caracterizan por ser portables e inalámbrico, que no dependen de ningún terminal fijo y no requieren de ningún tipo de cableado para llevar a cabo una conexión de red telefónica, capaces de recibir llamadas y tener conexión a la red. Así, pronto el nacimiento de dispositivos con cámara fotográfica digital, opciones de grabar videos, juegos 3d, sonido Mp3; hasta mantener conversaciones por videoconferencia. Estos conjuntos de nuevos servicios integrados junto con un nuevo estándar dieron lugar a la denominada tercera generación de móviles o móviles 3G.

Santana A. (2011) Los dispositivos móviles son equipo de cómputo completos construidos en un solo circuito impreso, su diseño está centrado en sistemas de un

multiprocesador con memoria RAM, puertos E/S y todas las características necesarias para hacer una computadora funcional. Estos sistemas constituyen una oportunidad de desarrollo tecnológico para ofrecer a los usuarios en un mismo y reducido sistema, funciones de comunicación y procesamiento de datos que van más allá de las simples llamadas telefónicas o de la ejecución de aplicaciones básicas.

2.1.4.3. CARACTERISTICAS DE LOS DISPOSITIVOS MOVILES

- a) La principal característica relevante de los dispositivos móviles es que son dispositivos electrónicos de carácter digital, gracias a la digitalización, estos dispositivos pueden capturar, almacenar, procesar, generar, mostrar, transmitir y comunicar información de manera fácil, sencilla y de gran calidad
- b) Se pueden trasladar muy fácilmente por su forma, pequeño tamaño y poco peso, de tal manera que el usuario se puede mover y trasladar a cualquier lugar y en cualquier momento; y seguir realizando sus actividades de comunicación, transmisión, procesamiento y almacenamiento de datos propias de sus actividades personales, de trabajo, de estudios, etc.
- c) Son inalámbricos, lo que permite la comunicación de la información sin tener que estar conectado a un punto fijo, ya que la transmisión, comunicación y distribución de datos e información se realiza mediante ondas a través del aire

d) Tienen autonomía eléctrica, es decir, pueden ser operados con independencia de la red eléctrica por un lapso de tiempo determinado, aunque cada vez se desarrollan baterías con mayor tiempo de autonomía.

2.1.4.4. SISTEMAS OPERATIVOS PARA DISPOSITIVOS MOVILES

Los dispositivos móviles son dispositivos con las características de las computadoras personales, es por tanto que para mejorar su funcionamiento y facilitar su empleo ante el usuario, incluyen la instalación de sus propios sistemas operativos. Los sistemas operativos proporcionan una plataforma de trabajo mediante el cual soporta otros programas (aplicaciones móviles para el uso directo y práctico) específicamente dedicados a los usuarios.

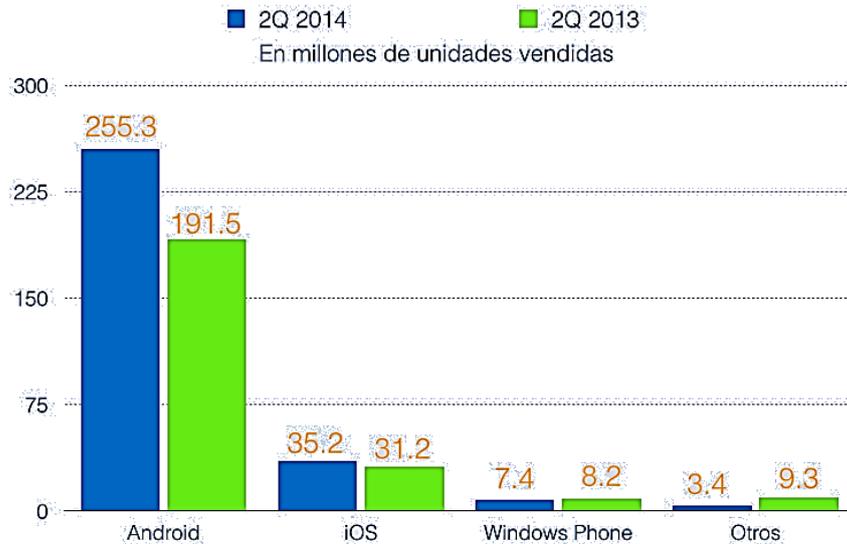
Proporcionan interfaces gráficas al usuario amigable y fácil de usar, los sistemas operativos para dispositivos móviles proporcionan un conjunto de herramientas e interfaces que realizan tareas internas en el dispositivo, encargándose de las tareas complejas en el funcionamiento del dispositivo móvil, facilitando la interacción con el usuario.

Existen varios sistemas operativos para dispositivos móviles, entre los cuales tenemos:

- Palm OS
- Blackberry OS
- Windows Mobile

- iPhone OS
- Android

Figura 2.40
Sistemas Operativos para Dispositivos Móviles
Empleo en el Mundo



Fuente: IDC WorldWide Quartely Mobile Phone tracker Q2 (2014)

Es el sistema operativo el que coordina el funcionamiento de manera armoniosa todos los componentes físicos contenidos en el dispositivo móvil y proporciona servicios básicos y fundamentales para el ingreso de datos, control de la memoria y de la pantalla.

La importancia del sistema operativo también llamado software base es que permite la interacción entre el dispositivo y el usuario, interpretando todas las acciones o instrucciones que realiza el usuario y realiza todo el procesamiento para ejecutar y obtener el resultado que ha solicita el usuario.

Figura 2.41
El sistema operativo sirve de enlace, traductor e interprete entre el usuario y el dispositivo (hardware)



Fuente: Elaboración Propia

Figura 2.42
Sistemas Operativos para Dispositivos Móviles

 <p>ANDROID Google. Sistema libre basado en Linux y lanzado en el 2008. La estructura se compone de aplicaciones que se ejecutan sobre el lenguaje Java. La última versión se llama 4.2.2; Jelly Bean y salió el 11 de febrero.</p>	 <p>IOS Apple. Salió el 29 de junio de 2007 y revolucionó el mercado junto con el iPhone. Deriva de Mac OS X y es un sistema propietario. Se basa en gestos multitáctiles. La última versión, 6.1.2, salió el 19 de febrero.</p>	 <p>WINDOWS PHONE Microsoft Se lanzó en el 2010 y es un sistema propietario. Sustituye a Windows Mobile. Se enfoca más en el usuario final que en el empresarial. La última versión es Windows Phone 8.</p>	 <p>BLACKBERRY 10 RIM Es un sistema nuevo (2013) y propietario. Basado en Linux. Se usa en industrias por su eficiencia. Permite correr apps para iOS y Android.</p>
--	---	---	---

Fuente: Elaboración Propia

2.1.4.5. SISTEMA OPERATIVO ANDROID

Es un producto de Google y fue desarrollado bajo la plataforma Linux y en el lenguaje de programación Java, creado con la finalidad de estandarizar y simplificar las tareas de programación de aplicaciones móviles, con la filosofía de desarrollar una aplicación una sola vez y que se pueda emplear en cualquier dispositivo móvil.

El Android apareció con la finalidad de que sea empleado en los teléfonos móviles inteligentes o Smartphone y Tablets

En el futuro Android, será una plataforma de desarrollo gratuita en donde cualquier desarrollador podrá construir sus aplicaciones sin pago de licencia por el empleo del software, busca ser un entorno de desarrollo flexible, simple, económica y portable; convirtiéndose entonces en un gran competidor de Windows Mobile y Symbian.

Figura 2.43
Logotipo de Android



Fuente: Elaboración Propia

Android es un sistema operativo abierto, multitarea que permite a los desarrolladores acceder a las funcionalidades principales del dispositivo mediante API (Interfaz de Programación de Aplicaciones). Cualquier aplicación se puede instalar o puede reemplazar a otras aplicaciones libremente, incluyendo a las que trae por defecto. Android se basa en el kernel de Linux, e incluye su propia máquina virtual Dalvik diseñada para ser usada de manera embebida, por lo que cada aplicación en Android corre en su proceso con su propia instancia de la máquina virtual.

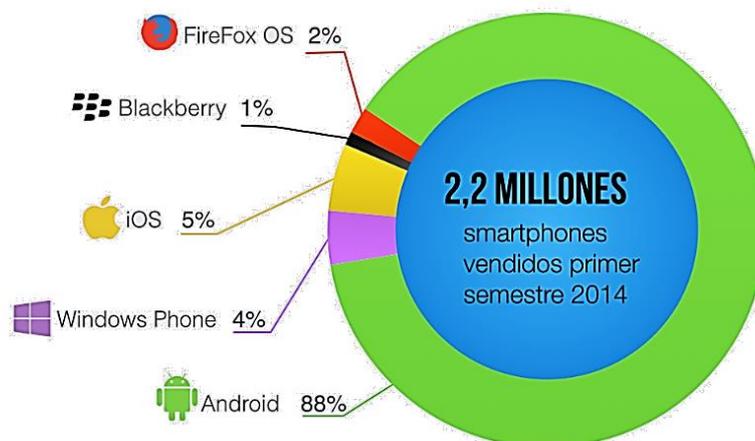
Android constituye una pila de software pensada especialmente para dispositivos móviles y que incluye tanto un sistema operativo, como middleware y diversas aplicaciones de usuario. Representa la primera incursión seria de Google en el mercado móvil y nace con la pretensión de extender su filosofía a dicho sector. Todas las aplicaciones para Android se programan en lenguaje Java y son ejecutadas en una máquina virtual especialmente diseñada para esta plataforma, que ha sido bautizada con el nombre de Dalvik. El núcleo de Android está basado en Linux 2.6.

Según Ponce V. (2012) el sistema operativo Android muestra las siguientes características:

- Las aplicaciones Android son escritas en el lenguaje de programación Java y compilada en la máquina virtual denominada Dalvik.

- Cada aplicación es ejecutada en su propio proceso, con una instancia propia de la máquina virtual Dalvik.
- Dalvik ejecuta archivos DEX (formato ejecutable), que en tiempo de compilación son convertidos de clases estándares a archivos JAR.
- Los desarrolladores tienen acceso completo a todos los frameworks y APIs que utilizan las aplicaciones Android y a las bibliotecas de software desarrolladas por Google.
- La arquitectura de software de Android está diseñada para facilitar el reuso.
- El kit de desarrollo (SDK) de Android permite el desarrollo de aplicaciones con una gran variedad de funcionalidades.
- Puede manejar pantallas táctiles, acelerómetros, gráficos 3D, GPS, así como colaboración entre aplicaciones como correo electrónico, mensajería, calendarios, redes sociales, servicios basados en localización, por mencionar algunos.

Figura 2.44
Sistemas Operativos en Teléfonos Móviles en el Perú

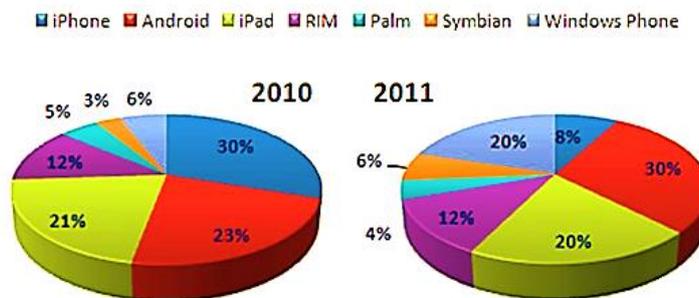


En el 1er Semestre del 2014
Fuente: Netdreams Peru Sell-In Q2 (2014)

2.1.4.6. APLICACIONES MOVILES

Una aplicación móvil o App es una aplicación informática diseñada para ser ejecutada en teléfonos inteligentes, tabletas y otros dispositivos móviles. Por lo general se encuentran disponibles a través de plataformas de distribución, operadas por las compañías propietarias de los sistemas operativos móviles como Android, iOS, BlackBerry OS, Windows Phone, entre otros. Existen aplicaciones móviles gratuitas u otras de pago, donde en promedio el 20-30% del costo de la aplicación se destina al distribuidor y el resto es para el desarrollador.¹ El término App se volvió popular rápidamente, tanto que en 2010 fue listada como Word of the Year (Palabra del Año) por la American Dialect Society.

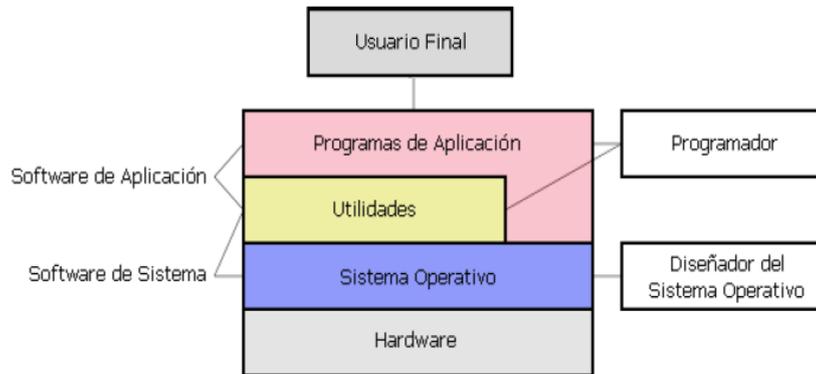
Figura 2.45
Desarrollo de Aplicaciones Móviles por Sistema Operativo



Fuente: Developer Economics. www.DeveloperEconomics.com

Figura 2.46

En la figura se muestra la ubicación y la relación de las aplicaciones con el usuario final



Fuente: Gómez J., Herrera C., Santiago J. Diseño e implementación de Herramientas Básicas de Ingeniería de Comunicaciones y Electrónica para Pocket PC (2009)

Felizmente muchos grandes fabricantes de dispositivos móviles se han puesto de acuerdo para tener una plataforma común, por lo que se puede desarrollar aplicaciones que funcionen en una amplia gama de marcas y modelos.

Son muchos las aplicaciones móviles (también llamados apps) que existen en la actualidad proporcionando múltiples y variados servicios desde mapas geográficos, brújula, pronóstico del clima, noticias, libros, música, videos, realidad aumentada, etc., Y muchas de estas aplicaciones se les pueden descargar de la web de manera gratuita.

Para descarga aplicaciones móviles de la web, se necesita un Smartphone, una tablet o algún otro aparato móvil con acceso a internet. No todas las aplicaciones funcionan en todos los aparatos móviles. Cuando se compra uno de estos aparatos debe usar el sistema operativo y el tipo de aplicaciones que corresponde para ese aparato. Para los dispositivos móviles con sistemas operativos Android, Apple,

Microsoft y BlackBerry hay tiendas de aplicaciones (app stores en inglés) que operan en línea en las cuales se puede buscar y también descargar e instalar las aplicaciones.

Existen en la actualidad una gran variedad de aplicaciones para todos los gustos y necesidades de cualquier persona que necesite en su vida diaria desde el ocio, la oficina, trabajo, comercio, comunicaciones, pensadas en todo tipo de usuario grande o pequeño, desde aplicaciones simples y comunes juegos, agendas, calculadoras, pasando por las aplicaciones tradicionales como son las transacciones comerciales, bancarias, financieras; hasta las aplicaciones más complejas como son las de ubicación, brújulas, mapas geográficos, realidad aumentada, bases de datos, rutas de tránsitos, noticias, ubicaciones de locaciones, seguimiento de los vuelos aéreos, etc.

Figura N° 2.47
Interfaz e iconos de las aplicaciones móviles de un Smartphone



Fuente: Elaboración Propia

2.2. MARCO CONCEPTUAL

2.2.1. SMARTPHONE

Denominado también teléfono inteligente, es un teléfono móvil con características de un computador personal, potencia de cálculo, capacidad de almacenamiento, mejoras en la comunicación, reducción del peso y tamaño, además permiten la instalación de programas para incrementar operatividad lo que mejora su productividad.

Los Smartphone incorporan de manera integrada diversas herramientas como cámara de fotos, videos, multimedia, navegación en internet, manejo de documentación y aplicaciones para el procesamiento de datos e información, lo que convierte al Smartphone en una herramienta empresarial.

Figura 2.39
Los teléfonos móviles modernos integran múltiples dispositivos en uno solo



Fuente: Elaboración Propia

2.2.2. COMPUTACION MOVIL

Ponce V. (2012) Los avances tecnológicos que ha vivido la humanidad en las últimas décadas han venido a revolucionar la forma en que se llevan a cabo las diferentes actividades diarias de los individuos, la manera en que éstos se relacionan y además, han propiciado el surgimiento de nuevas áreas de investigación.

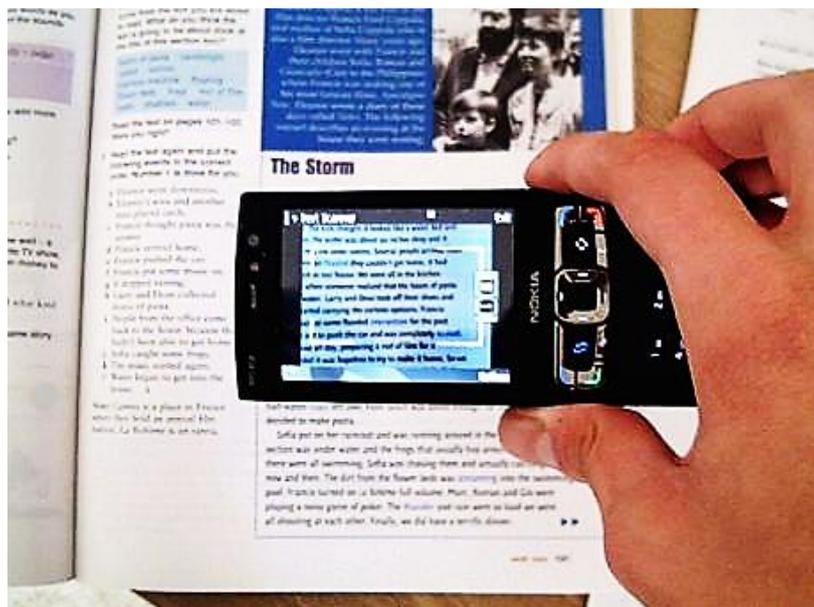
El cómputo móvil es un área que surge gracias a las contribuciones que se han hecho en las tecnologías de comunicación inalámbricas y el área de los sistemas distribuidos. Esta área ha tenido gran auge debido a la necesidad de tener acceso a la información "en cualquier momento y en cualquier lugar, desde cualquier dispositivo". El área de cómputo móvil hace referencia a un amplio conjunto de operaciones que permiten al usuario acceder a la información desde dispositivos portátiles, tales como laptops, PDAs, teléfonos celulares, computadoras de bolsillo, reproductores de música, dispositivos de juegos portátiles, entre otros. El uso de las tecnologías inalámbricas permiten que los usuarios puedan disfrutar de la movilidad de manera tal que su ubicación y la del dispositivo móvil no tenga que estar fija para mantener una conexión a la red; de esta manera el usuario puede realizar cualquier tarea mientras se encuentra en movimiento.

2.2.3. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE CARACTERES EN DISPOSITIVOS MOVILES

Existen en el mercado de los teléfonos móviles algunas implementaciones de sistema de reconocimiento óptico de caracteres, la empresa Nokia en el 2008

implemente uno de estos sistemas en su modelo N95, el sistema de reconocimiento de denomina Nokia MultiScanner. Es un software basado en la tecnología OCR capaz de reconocer los caracteres impresos de un libro, de una revista o desde una tarjeta de presentación. El uso de este software es fácil de realizar como colocar la cámara delante del texto que se desea escanear, es obvio que se necesita muy buena iluminación y definir bien la distancia para que la cámara haga foco. Un detalle a tomar en cuenta es que la tecnología no brinda buenos resultados en la noche.

Figura 2.48
Sistema de Reconocimiento Óptico de Caracteres en Dispositivo Móvil



Fuente: <http://www.mobizen.pe.krtag437>

Figura 2.49
Sistema de Reconocimiento Óptico de Caracteres en Dispositivo Móvil
para la traducción de textos



Fuente:

http://www.quesabesde.com/noticias/google-traductor-texto-voz-tiempo-real_12693

2.2.4. EL PROCESO DE INVENTARIO

2.2.4.1. EL INVENTARIO

Velastegui L. (2011) Los inventarios son bienes tangibles que se tienen para la venta en el curso ordinario del negocio o para ser consumidos en la producción de bienes o servicios para su posterior comercialización. Los inventarios comprenden, además de las materias primas, productos en proceso y productos terminados o mercancías para la venta, los materiales, repuestos y accesorios para ser consumidos en la producción de bienes fabricados para la venta o en la prestación de servicios; empaques y envases y los inventarios en tránsito.

Balabu M., Villavicencio (2006) Los inventarios se definen como la cantidad de artículos, mercaderías y otros recursos económicos que son almacenados o se mantienen inactivos en un instante de tiempo dado.

Velastegui L. (2011) La base de toda empresa comercial es la compra y venta de bienes o servicios; de aquí la importancia del manejo del inventario por parte de la misma. Este manejo contable permitirá a la empresa mantener el control oportunamente, así como también conocer al final del período contable un estado confiable de la situación económica de la empresa.

El inventario constituye las partidas del activo corriente que están listas para la venta, es decir, toda aquella mercancía que posee una empresa en el almacén

valorada al costo de adquisición, para la venta o actividades productivas. Sin embargo, los empresarios en general, deben buscar herramientas para la administración de procesos para el control de inventarios, que les permita manejarlos desde diversos ángulos, y estar preparados para reconsiderar en cualquier momento su uso; siendo conscientes de que estamos en una realidad, donde lo único constante es el cambio y que si no somos consecuentes con esta, la probabilidad de dejar de ser competitivo y salir del mercado es muy amplia.

El inventario es el conjunto de bienes tangibles como muebles e inmuebles que tiene la empresa en un momento determinado para después en otro momento sean consumidos, transformados o comercializados.

El proceso de inventario debe ser gestionado lo cual consiste en el control planeación y manejos de productos, materiales e insumos, en este proceso se emplean metodologías y estrategias con la finalidad de hacer más rentable y productivo la tenencia de dichos bienes.

Realizar un inventario es contar los bienes que se tienen para la venta. En una bodega o almacén se debe tener un control sobre los mismos, debido a que por medio de este se puede establecer la cantidad de producto que se necesita para que haya disponibilidad de todos los artículos evitando no realizar una venta por este motivo.

2.2.4.2. EL INVENTARIO FISICO

Consiste en la revisión visual y tangible de los bienes, productos, artefactos, herramientas o materiales que cuenta las empresas en sus ambientes y almacenes.

Balabu M. et al (2006) explica que los objetivos de del control interno de inventario son:

- Prevenir fraudes de inventario.
- Descubrir robos y subtracciones de inventario
- Obtener información administrativa, contable y financiera confiable de inventario
- Valuar los inventarios con criterio razonable, consistente y conservador.
- Proteger y salvaguardar los inventarios.
- Promover la eficiencia del personal de almacén de inventario.

El control interno de inventarios debe estar enfocado a cubrir varios aspectos, sin embargo el más importante es el de salvaguarda su valor como activo.

2.2.4.3. EL PROCESO DE CONTROL DE INVENTARIO

Guillen F. (2005) El proceso de control de inventarios contempla la realización de un inventario físico en almacén pudiendo ser el último día hábil de cada mes para efectos de control de inventario, ajustes y controles contables. Este inventario físico genera información para el reporte de comparativo de costeo de inventario contra el mes anterior y contra el mismo mes del año anterior que revela el comportamiento del costo total del inventario. Por una parte, se registran las diferencias entre inventario físico y teórico para establecer si se están operando

eficientemente los documentos o si existe mal manejo de los productos para identificar las causas y corregirlas inmediatamente. Por otro lado, el reporte comparativo de inventario entre meses demuestra si el inventario ha aumentado, disminuido y si el proceso de control de inventarios y compras es adecuado, así como para revisar si las cantidades de reorden y saldos mínimos están bien establecidos.

2.2.4.4. OBJETIVOS DEL PROCESO DE CONTROL DE INVENTARIO

Guillen F. (2005) El objetivo del proceso de control de inventarios es registrar todas las entradas, salidas, devoluciones, ajustes, actualización de saldos y comparación contra los saldos mínimos establecidos por medio de una base de datos para controlar eficientemente el inventario de productos que se manejan en los almacenes centrales y así tener información actualizada del monto económico que representa el inventario en cualquier momento que se necesite calcular. El proceso de control de inventarios debe ser sencillo, práctico y funcional, para que facilite el registro de las entradas y salidas de productos de la bodega central. El control de inventarios debe contar con la capacidad de registrar eficientemente los siguientes movimientos: Ingresos, Salidas, Devoluciones, Ajustes, Actualización y comparación de saldos contra mínimos establecidos.

Balabu M. et al (2006) Un objetivo muy importante de la contabilización de los inventarios es la imputación de los costos a los ingresos para asegurar la medición

apropiada de las utilidades de acuerdo a los principios de la contabilidad generalmente aceptados.

Balabu M. et al (2006) detalla los objetivos de la administración de inventarios;

- Determinar la inversión óptima de inventarios de acuerdo a las posibilidades financieras de la empresa
- Hacer coincidir los intereses y posibilidades de producción, ventas y finanzas, armonizando capacidades de producción, penetración en el mercado y capacidad financiera.
- Rotar adecuadamente las existencias para evitar deterioros, obsolescencia, mermas o bien desperdicios.
- Contar con las existencias suficientes para hacer frente a las demandas de los clientes
- Evitar al máximo el dejar de realizar ventas por faltas de mercancías
- Eliminar la posibilidad de detener la producción por falta de materia prima con los consiguientes costos al desaprovechar la capacidad instalada

2.2.4.5. SISTEMAS DE INVENTARIO

Es un conjunto de elementos organizados y relacionados que interactúan entre sí para lograr el control de inventario. Un buen manejo y control de inventario necesita contar con la información idónea como: Existencia de bienes o productos,

Rotación de productos, Cantidad y fecha de recepción de nuevos productos, materiales e insumos, Tamaño del lote e inventario de seguridad.

Entre los sistemas existentes tenemos:

- Sistema de máximos y mínimos en inventario
- Sistema de regulación de stock de seguridad
- Sistema de control de inventarios alto, medio y bajo valor
- Sistema de punto de re-orden
- Sistema de control de entrada y salida de almacenes

2.2.4.6. TECNOLOGIAS PARA LA CAPTURA DE DATOS EN EL PROCESO DE INVENTARIO

Entre las tecnologías para la captura de datos en el proceso de inventario tenemos:

- RFID (Identificación por radiofrecuencia)

Sistema de identificación por radio frecuencia, es una tecnología que emplea ondas electromagnéticas comúnmente de radio de baja frecuencia (en otros casos en alta frecuencia) para la transmisión de datos desde la etiqueta de inventario (etiqueta RFID) empleando un lector hacia un dispositivo de procesamiento o almacenamiento como un servidor o computador.

En esta tecnología se requiere de la implementación de elementos electrónicos para su funcionamiento como: antenas, etiquetas con chip, memorias, circuitos electrónicos, lectores de código.

Esta tecnología permite el rastreo automático de los artículos a través de una red de abastecimiento. La razón principal de tener identificado a cada producto es conocer su ubicación exacta, cantidad disponible y en tránsito, así como su historial, para poder tomar decisiones sobre él, en cualquier momento.

- ROC (Reconocimiento óptico de caracteres)

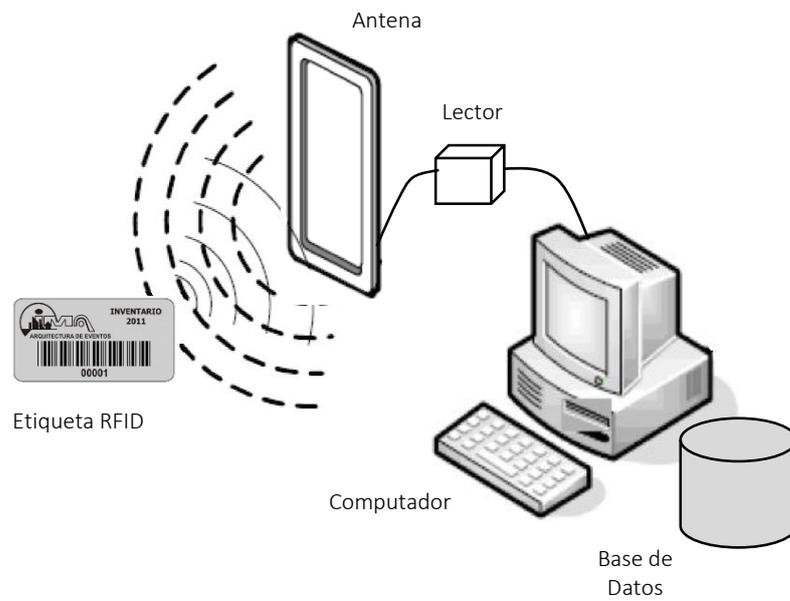
Sistema de identificación de los códigos mediante la captura de la imagen (etiqueta de inventario impresa o manuscrita) que contiene los códigos mediante algún dispositivo como una cámara fotográfica o escáner.

La tecnología emplea programas el cual incorpora un conjunto de algoritmos para la digitalización de la imagen, reconocimiento de los bordes del código, segmentación del código en sus elementos (letras y dígitos), clasificación e identificación de las letras y dígitos del código. Finalmente se obtiene el código como información digital, las letras y dígitos del código es código ASCII.

El resultado de la aplicación del reconocimiento óptico de caracteres es que se obtiene el código en formato digital, el cual facilita su procesamiento por

cualquier dispositivo digital, por tanto es fácil; almacenarlo, procesarlo y transmitirlo por medios informáticos.

Figura 2.50
Arquitectura de la Tecnología RFID



Fuente: Elaboración Propia

Figura 2.51
Arquitectura de la Tecnología RFID



Fuente: Elaboración Propia

Tabla 2.6
Comparación entre las tecnologías RFID y ROC

Tipo	RFID	Reconocimiento Óptico de Caracteres
Rubro		
Eficiencia	Alta eficiencia en el reconocimiento de los códigos	Algunas dificultades en el reconociendo exacto de las letras y dígitos
Fiabilidad	Alta	Alta – Regular
Costo	Alto	Bajo
Seguridad	Dificultades	Alta
Implementación	Compleja	Poca complejidad
Empleo	Fácil	Fácil
Procesamiento	Lectura de varios códigos al mismo tiempo	Lectura individual de cada código a la vez

Fuente: Elaboración Propia

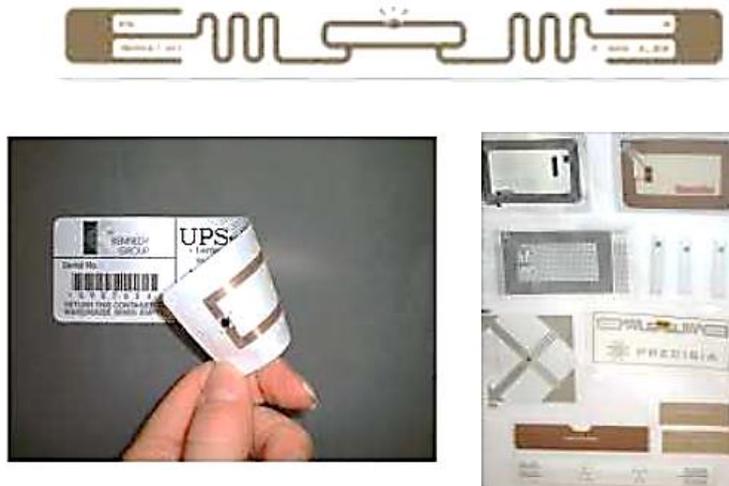
2.2.4.7. ETIQUETAS EN EL PROCESO DE INVENTARIO

- Etiqueta RFID

Chang, D. (2013) Una etiqueta RFID contiene un chip embebido en una antena a modo de bobinado laminado y dependiendo de su aplicación o el ambiente donde va a ser instalado o el tipo de material al que se van a adherir, pueden variar en la composición de su material externo, es decir que su diseño va a variar de acuerdo al ambiente y tienen la capacidad para soportar el agua, variaciones de temperatura, polvo, etc. La etiqueta hace la función de transmisión y recepción por lo que también se le da el nombre de transponder.

Figura 2.52

Etiquetas RFID



Fuente: Chang, D. Desarrollo e Implementación de un Sistema para el Control del Inventario utilizando tecnología RIFD (2013)

- Etiquetas de Código de Barras

Chang, D. (2013) Los códigos de barra, son figuras rectangulares formadas por líneas paralelas de color negro que mantienen un espacio entre ellas, el grosor de las mismas es el que identifica la información que contienen. Se debe contar con un lector especial, el cual es el encargado de enviar la información que captura hacia la computadora ya que a simple vista no es posible descifrarlos. La manera en que son descifrados por los lectores es por números binarios, es decir, los lectores convierten las líneas negras en unos y los espacios o líneas blancas en ceros. El grosor no es siempre el mismo pero la barra más angosta siempre será un divisor de la más ancha.

Estos códigos fueron especialmente diseñados para evitar los errores al momento de realizar un registro de manera manual. Además ofrecieron una gran cantidad de beneficios en los que vale resaltar, como la disminución en

el tiempo que tomaba marcar los precios lo cual redujo el tiempo en fila y la obtención de información más confiable. La Organización de Estándares Internacionales, es la responsable de codificarlos para su lectura.

Figura 2.53
Clases de Código de Barras
UPC (Código de Producto Universal)
EAN (Asociación europea de Numeración)
CodaBar



Fuente: Chang, D. *Desarrollo e Implementación de un Sistema para el Control del Inventario utilizando tecnología RIFD* (2013)

Se trata del sistema de identificación en productos más utilizado. Su identificación se basa en la utilización de un código binario que comprende una serie de barras y espacios configurados paralelamente, la secuencia se puede interpretar de forma numérica o alfanumérica, para ser leída es necesario contar con un escáner óptico láser, posteriormente, la información es procesada y manipulada en una computadora. La lectura se realiza a causa de la diferente reflexión que sufre la luz láser por las barras negras y los espacios en blanco.

Figura 2.54
Estructura del Código de Barra EPC



Fuente: Chang, S. Estructura e implementación de un sistema para el Control del Inventario utilizando tecnología RIFD (2013)

El código de barras constituye una forma de entrada de datos; es un arreglo en paralelo de barras y espacios que contiene información codificada. Esta información puede ser leída por dispositivos ópticos, los cuales envían la información leída hacia una computadora tal como si se hubiera tecleado.

- Etiquetas Impresas

Las etiquetas de inventarios son la manera fácil y sencilla de controlar y gestionar los bienes de una entidad, son baratos, económicos y fácil de emplear. La particularidad es que deben tener la capacidad de adherirse o pegarse en cualquier superficie de cualquier material.

El inventario físico mediante etiquetado se concreta tanto en la asignación y pegado de una etiqueta en aquellos elementos que no la tengan, mobiliario,

equipos de oficina, etc., como en la anotación de la etiqueta de todos aquellos elementos que ya poseen una pegada, como pueden ser los equipos de informática, bien porque los departamentos de informática ya los tengan inventariados o bien porque el fabricante incorpora una etiqueta con número de equipo, número de serie, cuya etiqueta es visible y cuenta con un código de barras compatible con los lectores utilizados. Las características mínimas a tener en cuenta en este tipo de etiquetas para que cumplan con su propósito son: Fuerte adhesivo, que no se despeguen con facilidad y Resistentes a productos químicos de limpieza.

No todos los bienes inventariables son etiquetables, principalmente debido a las siguientes causas: Imposibilidad de pegar la etiqueta en el activo físico (alfombras, lámparas de techo muy altas, focos que se calientan y quemaría su etiqueta.), Inexistencia física del activo (software, propiedad intelectual, propiedad industrial...), Inexistencia de un lugar adecuado para su etiquetado (herramientas, obras de arte...), No necesitar identificación de los mismos mediante etiquetas identificativas (terrenos, edificios...)

En este tipo de etiqueta el código es generado por algún dispositivo de impresión, por lo que el código es impreso. Es recomendable que en las etiquetas de inventario impreso o manuscrito debe mostrar los siguientes datos:

1) Folio: se numerarán las hojas correlativamente a partir del No. 1.

- 2) Lugar: se indicará el nombre de la oficina o departamento, aula, etc. donde se encuentran los bienes muebles a inventariar.
- 3) Código: es un número asignado a cada oficina, departamento, aula, almacén, etc.
- 4) Fecha: se escritura día, mes y año en que se efectúa el relevamiento.
- 5) Número de inventario: se compone de partes;

Los 3 primeros dígitos (uno en cada casillero del formulario) corresponde al código del lugar, si el número asignado a la oficina fuere de dos dígitos, se antepone un cero. Los 5 dígitos siguientes corresponden al código de artículo; y los últimos 2 o 3 casilleros son para el número ordinal del artículo. Si el código consta de menos de 5 dígitos se completa con ceros.

Por ejemplo: Si se trata del relevamiento de la sillas de metal del aula 30, y suponiendo que haya 20 sillas, deberá escriturarse de la siguiente manera:

0 3 0 . 3 2 6 11 4 . 0 1

0 3 0 . 3 2 6 11 4 . 0 2

0 3 0 . 3 2 6 11 4 . 0 3

0 3 0 . 3 2 6 11 4 . 0 4

y así sucesivamente

Es decir: 030 corresponde al aula 30;

326114 Corresponde al código de “silla de metal” y luego 01, 02, 03, 04,.....

Correspondería a cada una de las sillas respectivamente.

6) Descripción del bien: Se indicará alguna/s características relevantes del bien, que complemente la definición aportada por el código. Por ejemplo el color, material, modelo, marca, etc.

7) Estado de conservación /funcionamiento: bastará con indicar con una cruz (X) el correspondiente estado de conservación y/o funcionamiento del bien inventariado, el que puede ser: muy bueno, bueno, regular, o malo.

8) En Uso: Se escriturará "SI", en caso que el bien se encuentre afectado al uso de la instalación (aula, oficina, almacén, etc.) en el momento de efectuar el inventario; en caso contrario (es decir si está en desuso), se escriturará "NO".

9) Observaciones: en este espacio el responsable podrá anotar en forma resumida los motivos por los cuales no se utiliza el bien consignado en la columna, los desperfectos del mismo si los tuviere, o cualquier otro detalle que estimes necesario o conveniente aclarar.

Otro ejemplo de codificación se muestra a continuación:

Código: **001-040317-MB001**

Donde

001 : Área Ventas

040317 : Año 2004 mes marzo día 17

MB : Mobiliario

001 : Escritorio # 1

En otro caso tenemos como ejemplo el formato:

9999-99-999-999-9999

La composición es: Año adquisición 9999, mes adquisición 99, tipo de mobiliario 999, clase de mobiliario 999, correlativo 9999. Como es un identificador único, en la base de datos se registra todos los movimientos que sean necesarios como el área en donde se supone que debe estar.

La codificación y la definición de los números es propia y según las necesidades de cada empresa.

- **Etiquetas Manuscritas**

Las etiquetas manuscritas cumplen la misma función que las etiquetas impresas y tienen la misma codificación, las mismas características, poseen las mismas ventajas y desventajas. La única diferencia es que el código del bien es escrito de manera manual en la etiqueta mediante un bolígrafo.

Cuadro 2.7
Comparación entre las Etiquetas de Inventario

Tipo	RFID	Código de Barras	Etiqueta Impresa	Etiqueta Manuscrita
Rubro				
Datos	Identifica a un conjunto de Productos	Identifica a un solo producto	Identifica a un solo producto	Identifica a un solo producto
Flexibilidad	Posibilidad de modificar la	Información estática	Información estática	Información estática

	información			
Costo	Alto	Regular	Bajo	Bajo
Implementación	Complejo	Regular	Fácil	Fácil
Fiabilidad	Menos susceptibles a daños físicos	Poca posibilidad de daños físicos	Alta posibilidad de daños físicos	Alta posibilidad de daños físicos

Fuente: Elaboración Propia

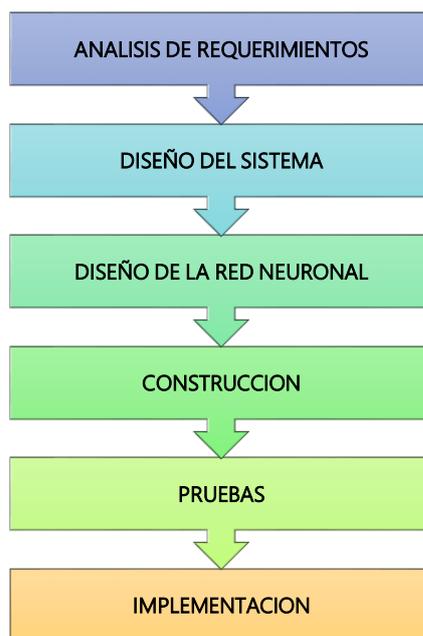
CAPITULO 3.

DESARROLLO DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS

3.1. ETAPAS DEL DESARROLLO

En el presente proyecto se desarrollara un sistema de reconocimiento optico de digitos que funcionara en dispositivos moviles; se desarrollara una aplicación movil; las etapas del desarrollo se muestra a continuacion:

Figura 3.1
Etapa de desarrollo del Sistema de Reconocimiento Optico de Digitos



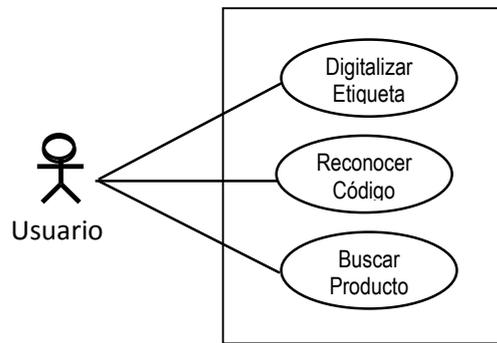
Fuente: Elaboración propia

3.2. ANALISIS DE REQUERIMIENTOS

3.2.1. REQUISITOS FUNCIONALES

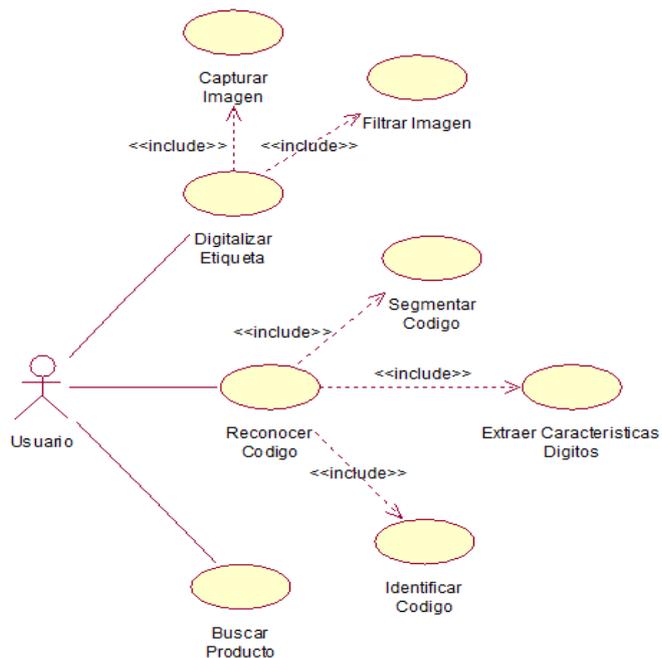
El sistema de reconocimiento óptico de dígitos debe realizar los siguientes requerimientos funcionales.

Figura 3.2
Requerimientos



Fuente: Elaboración Propia

Figura 3.3
Requerimiento del Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos
Para el procesamiento de Etiquetas de Inventario



Fuente: Elaboración Propia

3.3. DISEÑO DEL SISTEMA

3.3.1. MODULOS DEL SISTEMA

Módulo 1: Digitalización de la etiqueta de Inventario

Este módulo es el encargado de capturar la imagen de la etiqueta de inventario mediante cámara fotográfica. La imagen es digitalizada, posteriormente se le aplica filtro de color para convertir en una imagen digital en blanco y negro, por lo tanto se filtra la imagen por color negro los demás colores no se toman en cuenta. Se debe considerar que el código manuscrito debe estar escrito en las etiquetas en color negro.

Módulo 2: Segmentación del código

En este módulo, se busca y se delimita el código manuscrito enmarcando el código, mediante la búsqueda de conjunto de píxeles negros, encontrándose los límites superior, inferior, izquierdo y derecho del código. Luego, se segmenta el código, enmarcándose cada dígito del código en su respectiva casilla.

Módulo 3: Extraer características de los dígitos

Por cada dígito enmarcado o delimitado se extrae su patrón correspondiente mediante la binarización de cada dígito. El espacio (cuadrícula) que ocupa cada dígito es dividido en cuadrículas de 6 columnas x 8 columnas cada cuadrícula es

convertido a cero 0 o en uno 1, este valor se asigna si la cuadrícula contiene píxeles negros en su mayor parte se asigna el 1 uno, si en cambio la cuadrícula tienen menos píxeles negros que blancos entonces se asigna el 0 cero. Al final de este módulo se genera una serie de ceros y unos, el cual corresponde es el patrón del dígito evaluado.

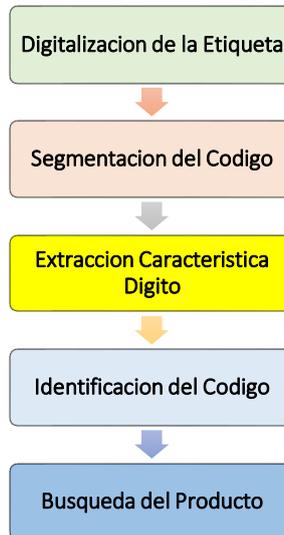
Módulo 4: Identificación del código

El patrón generado consistente en una secuencia de 48 dígitos binarios de ceros y unos en el módulo anterior es ingresado a la red neuronal para su respectiva clasificación e identificación del dígito correspondiente. Este módulo identifica los dígitos uno a uno del código. Al final se obtiene el código numérico en formato digital convertido desde el código manuscrito en la etiqueta.

Módulo 5: Búsqueda del producto

Obtenido el código en formato digital del módulo anterior, se utiliza el código para buscarlo en la base de datos; para obtener el nombre del producto al cual corresponden el código.

Figura 3.4
Módulos del Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos



Fuente: Elaboración propia

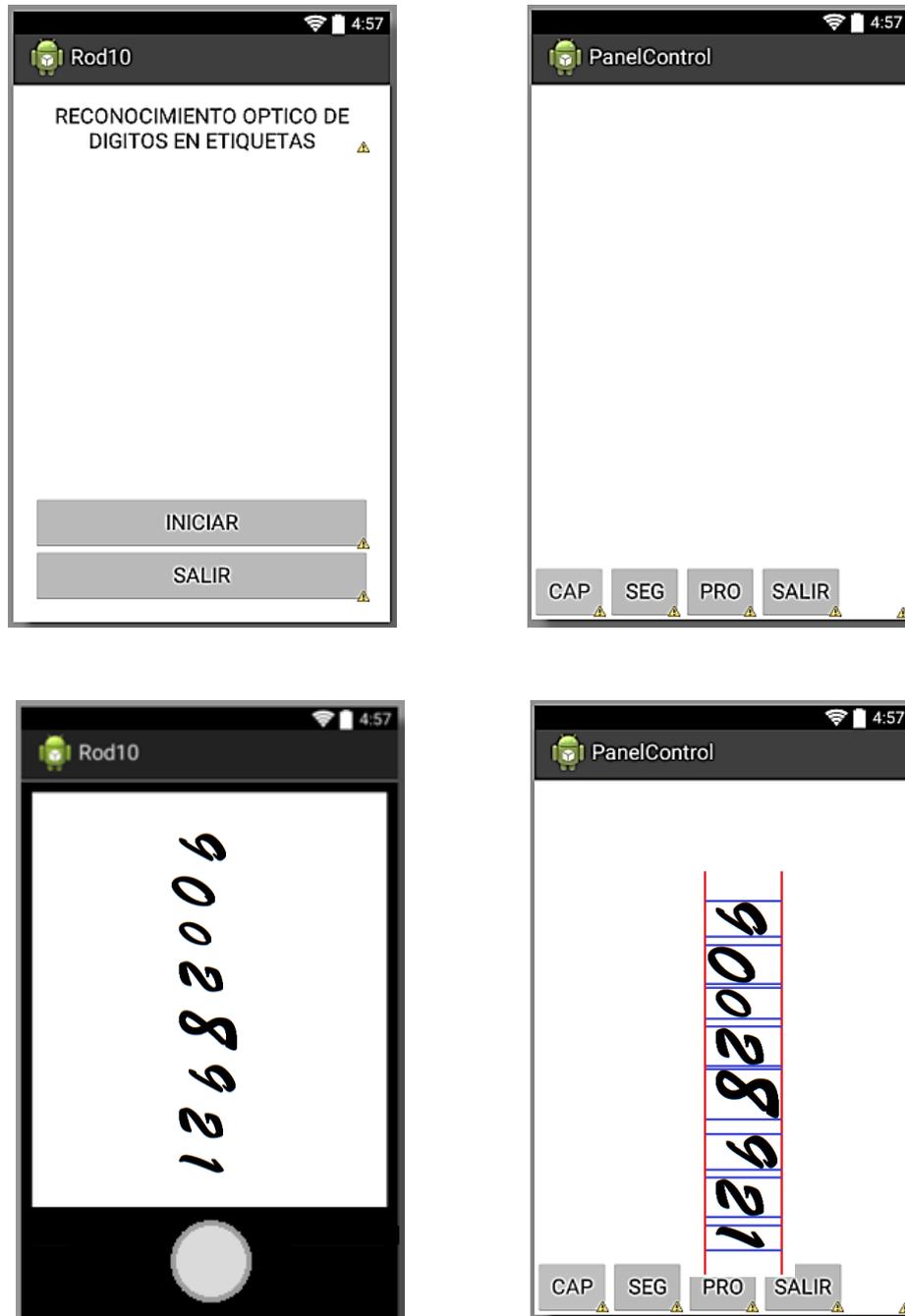
3.3.2. DISEÑO DE LOS PROCESOS

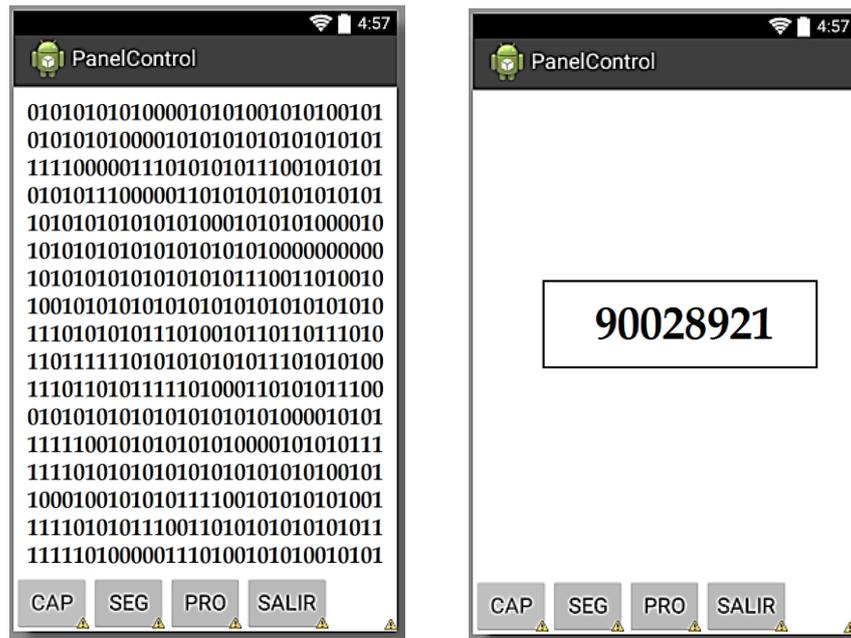
PROCESO MODULO	ACTIVIDADES	PROCEDIMIENTO	HERRAMIENTAS TECNICAS	RESULTADO
Digitalización de la Etiqueta	i. Captura de la imagen	<ol style="list-style-type: none"> 1. Se toma fotografía de la etiquetas 2. Se captura la zona del código manuscrito 	Cámara fotográfica del dispositivo móvil	Imagen digitalizada en colores
	ii. Filtrado de la Imagen	<ol style="list-style-type: none"> 3. De la imagen digitalizada a colores, se filtran los colores 4. Se convierte la imagen en pixeles de blanco y negro 	Filtrado de los pixeles por colores	<p>Imagen digitalizada en blanco y negro.</p> <p>Solo aparece el código manuscrito en negro con fondo blanco</p>
Segmentación del Código	iii. Detección de los límites del código	<ol style="list-style-type: none"> 5. Se detectan los bordes del código, borde superior, inferior, izquierdo y derecho. 6. Se enmarca el código 	Detección de grupos de pixeles color negro	Código digitalizado delimitado
	iv. Segmentación de los dígitos	<ol style="list-style-type: none"> 7. Se detectan los límites o bordes de cada digito del código. 8. Se ajustan los límites de cada digito. 9. Cada digito está enmarcada en su propio cuadro 	Detección de espacios entre dígitos, pixeles de color blanco	Código segmentado en sus dígitos elementales

Extracción de características	v. Creación del patrón	<p>10. Por cada dígito enmarcado y delimitado, se divide en 6 x 8 columnas.</p> <p>11. Se genera 48 cuadrículas pequeñas. Cada cuadrícula es convertida en 0 o 1</p>	Técnica del pixel más cercano	Patrón binarizado de cada dígito
Identificación del código	vi. Identificación de los dígitos	<p>12. Cada patrón es ingresado es clasificado en la red neuronal el cual determina que dígito es.</p> <p>13. Se clasifica todos los dígitos uno a uno hasta obtener el código completo</p>	Red neuronal Base de conocimiento	Código digitalizado
Búsqueda del Producto	vii. Consulta en la base de datos	14. Se busca el código en la base de datos y se muestra el nombre del producto	Base de datos	Nombre del producto encontrado

3.3.3. DISEÑO DE LAS INTERFACES

Figura 3.5
Interfaces del Prototipo

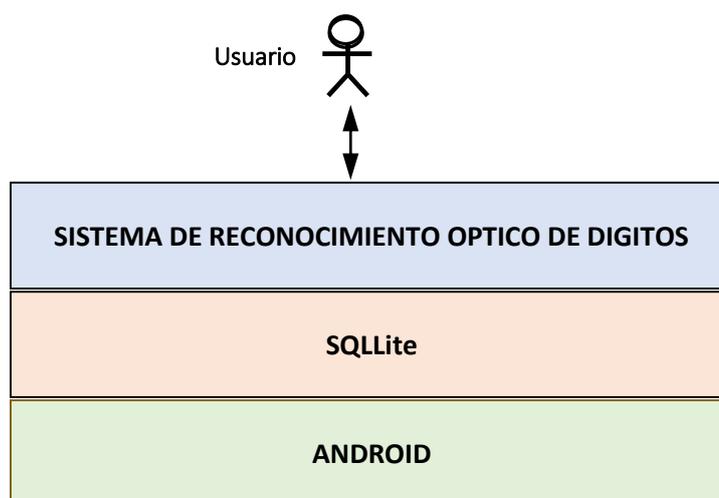




Fuente: Elaboración Propia

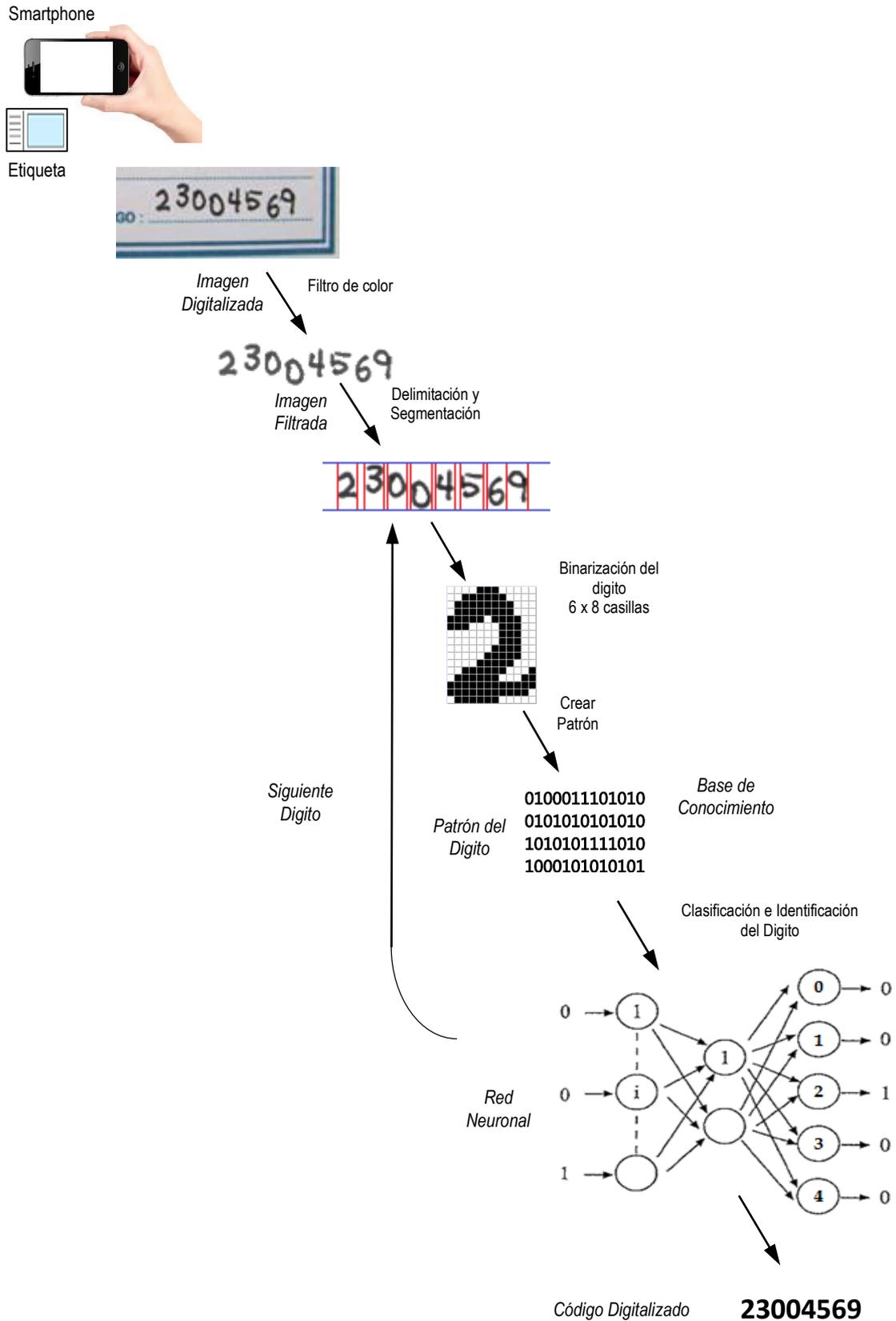
3.3.4. ARQUITECTURA DEL SISTEMA

Figura 3.6
Arquitectura del prototipo



Fuente: Elaboración Propia

Figura 3.7
 Funcionamiento del Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos

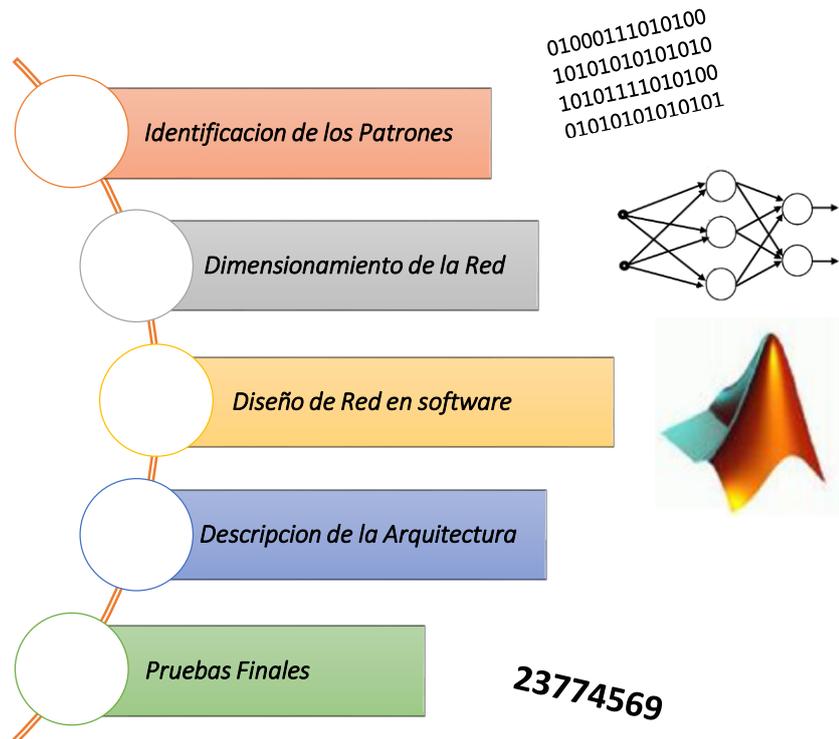


Fuente: Elaboración Propia

3.3.5. DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

A continuación, se explica el proceso del diseño de la red neuronal artificial para el sistema del reconocimiento óptico de dígitos.

Figura 3.8.
Etapas para el Diseño de la red Neuronal



Fuentes: Elaboración Propia

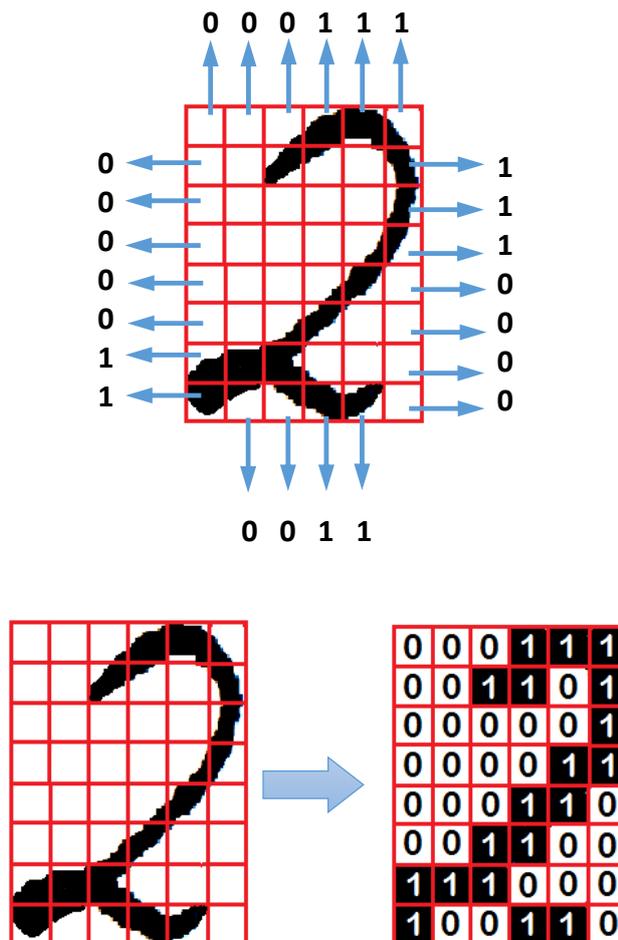
Identificación de los patrones de entrada

La primera etapa consiste en identificar los patrones de cada dígito manuscrito con todas sus variantes, los patrones son convertidos en binario, en donde cada dígito es dividido en 6 columnas x 8 filas obteniéndose 48 casillas, cada casilla tendrá un valor que es el cero 0 o el uno 1. La casilla valdrá 0 si en la casilla no hay píxeles color negro, es decir que no abarca parte del dígito y vale 1 cuando la casilla

contiene en su mayoría píxeles negros es decir que la casilla cubre un área del dígito.

Al finalizar esta etapa se obtiene un conjunto de patrones que corresponde a cada dígito manuscrito, cada patrón está constituido por 48 elementos constituidos por 1 y 0. La división de la imagen según se muestra en la siguiente figura del dígito manuscrito se realiza de manera independiente del tamaño y dimensión del código y del cada dígito.

Figura 3.9
Construcción del patrón del dígito manuscrito



Fuente: Elaboración Propia

Dimensionamiento de la Red

De la etapa anterior determinamos que la red neuronal tendrá 48 neuronas en la capa de entrada.

En esta segunda etapa, al tratarse de una Red Neuronal Multicapa se necesita encontrar la cantidad de capas ocultas y la cantidad de neuronas que debe contener cada capa oculta de la red.

En su tesis de grado Manuel Monge (2008) describe el Teorema de Aproximación Universal que fundamenta de manera matemática el cálculo de la cantidad del número de capas y la cantidad de neuronas que debe contener cada capa de la red que a continuación se describe.

Sea $\varphi()$ una función continua no constante, acotada y monótonamente creciente. Sea \mathbf{I}_p el espacio p -dimensional unitario $[0,1]^p$ y $\mathbf{C}(\mathbf{I}_p)$ el espacio de funciones continuas sobre \mathbf{I}_p . Entonces dada la función $f \in \mathbf{C}(\mathbf{I}_p)$ y $\varepsilon > 0$ existe un entero M y un grupo de constantes reales α_i , θ_i y w_{ij} donde $i \in [1, M]$ y $j \in [1, p]$ con lo que podemos definir

$$F(x_1, \dots, x_p) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \varphi \left(\sum_{j=1}^p w_{ij} x_j - \theta_i \right)$$

Como una aproximación de la función $f()$ tal que:

$$|F(x_1, \dots, x_p) - f(x_1, \dots, x_p)| < \varepsilon$$

Para todo $\{x_1, \dots, x_p\} \in \mathbf{I}_p$

Monge M. (2008) Esta definición se ajusta perfectamente a una red perceptron multicapa con una capa oculta, pues cuenta con p entradas, M neuronas en la capa oculta, pesos sinápticos w_{ij} y umbrales b_i una función de activación **sigmoide** que cumple con lo anterior y la salida que es una función lineal de las salidas de las neuronas ocultas. Hay que tener en cuenta que el teorema no dice que utilizar una única capa oculta sea lo más óptimo, pero nos garantiza la existencia de una solución.

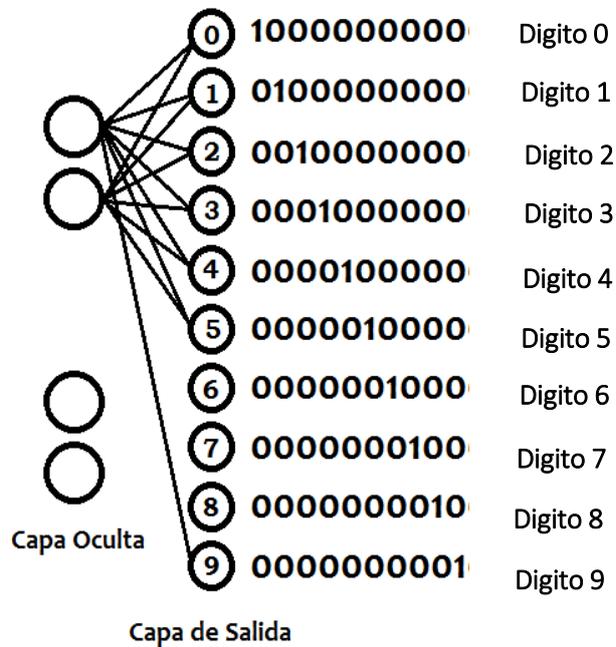
Monge M. (2008) Además, la cantidad de neuronas en la capa oculta debe ser escogida según cumpla los requerimientos establecidos. Esto quiere decir que el diseño puede empezar con dos neuronas en la capa oculta, generar la red neuronal y verificar si cumple lo determinado. Caso contrario, se aumenta la cantidad de neuronas hasta cumplir con los requerimientos. Es importante mencionar que se debe buscar, en lo posible, el menor número de neuronas para esta capa, pues de no ser así estaríamos perdiendo la capacidad de generalización de la red neuronal, pues el sistema estaría aprendiendo también el ruido presente en las imágenes de entrenamiento. De esta forma, se empieza el diseño escogiendo una sola capa oculta con una cantidad de neuronas intermedia entre el número de entradas y el número de salidas.

Monge M. (2008) Tras obtener un diseño satisfactorio, se describe la arquitectura para la red diseñada. En esta etapa hay que tener en cuenta las dimensiones de la red, de sus pesos sinápticos, de la función de activación utilizada y de los formatos utilizados tanto en la entrada como en la salida. Un factor determinante es escoger

la representación numérica adecuada y su resolución pues de ello depende el diseño de los posteriores bloques del sistema.

La red neuronal artificial tendrá una capa de salida con 10 neuronas, correspondiendo una por cada dígito. Dando como resultado un vector de valores binario, correspondiendo una para cada dígito correspondiente.

Figura 3.10
Capa de Salida de la red Neuronal



Fuente: Elaboración Propia

La red neuronal a utilizar es una red perceptron multicapa, y el algoritmo de entrenamiento es el de backpropagation; por lo cual la función de activación requerida por el algoritmo es una función diferenciable, pues se utiliza su gradiente para la actualización de los pesos sinápticos. La magnitud de los pesos obtenidos en este proceso determina la cantidad de bits así como el formato de la representación numérica. También, la cantidad de neuronas y la cantidad de capas

ocultas tienen implicancia en la cantidad de recursos lógicos a utilizar. Las salidas de la red neuronal serán validadas comparando los resultados con los rangos esperados para un correcto reconocimiento. De esta forma se eleva el porcentaje de eficiencia del sistema al incorporar una etapa de verificación.

Finalmente, el sistema debe tener una confiabilidad aceptable, pues realiza una tarea crítica dentro del sistema de reconocimiento óptico de dígito. De este modo, se espera una eficiencia que supere el 90% en la etapa de test.

En resumen los parámetros para el diseño de la red neuronal se muestran a continuación:

- Número de Capas : 03
- Número de Neuronas en la Capa de Entrada : 48
- Número de Capas Ocultas : 01
- Número de Neuronas en la Capa Oculta : 28 (Se explica a continuación)
- Número de Neuronas en la Capa de Salida : 10
- Función de Activación : Sigmoide en todas
- Umbralización : 100 ($> 100 = 1$, $< 100 = 0$)

Determinación de la Cantidad de Neuronas en la Capa de Salida

El diseño de la red neuronal se realizó mediante software Matlab con la finalidad de obtener una eficiencia cercana al 90% teniendo como entrada la base de datos de los patrones de los dígitos manuscritos. El empleo del software facilita el diseño de la red neuronal, especialmente para determinar la cantidad de neuronas en la capa oculta, que como hemos visto en los párrafos anteriores no existe una fórmula que determine la cantidad exacta de neuronas para que la red sea eficiente, si no que se debe realizar diferentes pruebas mediante ensayo y error hasta encontrar la

red más eficiente que muestre el error más bajo y la efectividad más alta para el caso del reconocimiento óptico de dígitos y en especial en la red backpropagation.

Es mediante el software que se realiza el dimensionamiento de la red, el entrenamiento de la misma y la etapa de prueba con la identificación de los pesos y los umbrales. Por tanto se escogió la mejor red para cumplir con los requerimientos establecidos.

Con todos los patrones de los dígitos manuscritos almacenados en vectores unidimensionales se procedió a entrenar la red mediante el algoritmo backpropagation. Lo que permitió encontrar la arquitectura de red más adecuado para nuestro interés.

Monge M. (2008) menciona a Demuth H., Beale M., Hagan M. (2007) para la recomendación de los parámetros del proceso de entrenamiento se deben escoger según las recomendaciones hechas por los desarrolladores de la herramienta en software. De esta manera, los únicos factores importantes a decidir son la cantidad de veces que los datos pasan por la red para que los pesos y umbrales sean modificados (epochs) y la función de entrenamiento, que determina el algoritmo a seguir para el proceso y el tiempo de convergencia de la red neuronal según los parámetros establecidos para el entrenamiento. Para una aplicación de reconocimiento, la mejor opción como función de entrenamiento es el algoritmo “Resilient Backpropagation”, cuya función de entrenamiento es llamada “trainrp”. Un factor importante en el proceso, y que se relaciona directamente con la eficiencia del sistema es la medida de la función de desempeño (performance

function). En este caso, dicha función es la del error cuadrático medio (mse) y nos indicará que cerca se está de conseguir un error promedio de cero.

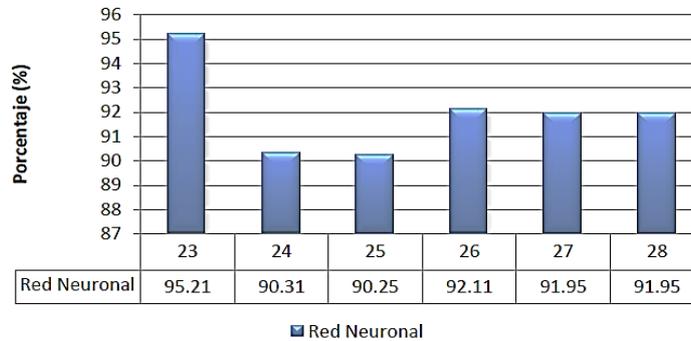
Monge M. (2008) en su tesis de grado cuyo objetivo fue el: *diseño genérico y modular de una red neuronal artificial perceptron multicapa MLP orientada al reconocimiento de dígitos manuscritos*, sustenta que la mejor arquitectura de la red neuronal para el reconocimiento de dígitos es de la forma 49-25-10, es decir 49 neuronas en la capa de entrada, 25 neuronas en la capa intermedia y 10 neuronas en la capa de salida. Esta red provee una buena eficiencia (92.11%), pesos sinápticos manejables y una adecuada cantidad de datos y neuronas. Se muestra a continuación las tablas con los datos según el referido autor.

Figura 3.11
Parámetros recomendados para el diseño de la arquitectura de la red neuronal

Red Neuronal	#bits / entrada	Neuronas en la capa de entrada	Neuronas en la capa oculta	Neuronas en la capa de salida
23	4	196	50	10
24	16	49	15	10
25	16	49	20	10
26	16	49	25	10
27	16	49	30	10
28	16	49	35	10

Fuente: Monge M. Diseño de una Arquitectura para una Red Neuronal Artificial Perceptron Multicapa sobre un FPGA aplicada al reconocimiento de Caracteres (2008)

Figura 3.12
 Eficiencia de las redes neuronales según el número de neuronas en la capa oculta
Eficiencia



Fuente: Monge M. Diseño de una Arquitectura para una Red Neuronal Artificial Perceptron Multicapa sobre un FPGA aplicada al reconocimiento de Caracteres (2008)

Castillo, P.A.; Castellano, J.G.; Merelo, J.J.; Prieto, (2001) la inicialización de los pesos de la red neuronal es clave para obtener una convergencia rápida en el Perceptron Multicapa ya que, dependiendo del punto del espacio de búsqueda del que se parta (y ese punto está determinado por el conjunto de pesos) se obtendrá mejores o peores soluciones al llevar a cabo el entrenamiento de la red neuronal. En la bibliografía se pueden encontrar diversos métodos de inicialización de los pesos. El más simple de todos se basa en hacer una inicialización aleatoria, que resulta sencillo y generalmente produce múltiples soluciones. Otros métodos más elaborados requieren un análisis estadístico de los datos de entrenamiento lo cual lo hace poco eficiente.

En el presente proyecto para el diseño de nuestra red neuronal para el sistema de reconocimiento de dígitos, se empleó el software JOONE para el entrenamiento y aprendizaje se identificaron los pesos sinápticos y los umbrales que se necesitan.

Diseño de la Red Neuronal Artificial mediante Software

Para el diseño de la red neuronal se empleó el software llamado JOONE. Joone significa JOONE (Java Object Oriented Neural Engine). Es un framework realizado en JAVA, para la construcción y desarrollo de aplicaciones basadas en redes neuronales. Las aplicaciones de Joone pueden ser construidas en una máquina local. Se empleó en el presente proyecto por ser gratuito.

Joone es un completo framework para crear, diseñar y probar Redes Neuronales, sus principales características:

- Su arquitectura es 100% Java
- Permite implementar nuevos algoritmos de aprendizaje y/o nuevas arquitecturas
- Es escalable y MultiThread
- Es Open Source

Con los parámetros recomendados se aplicó en el software para obtener la arquitectura de nuestra red neuronal. Los resultados obtenidos se muestran a continuación.

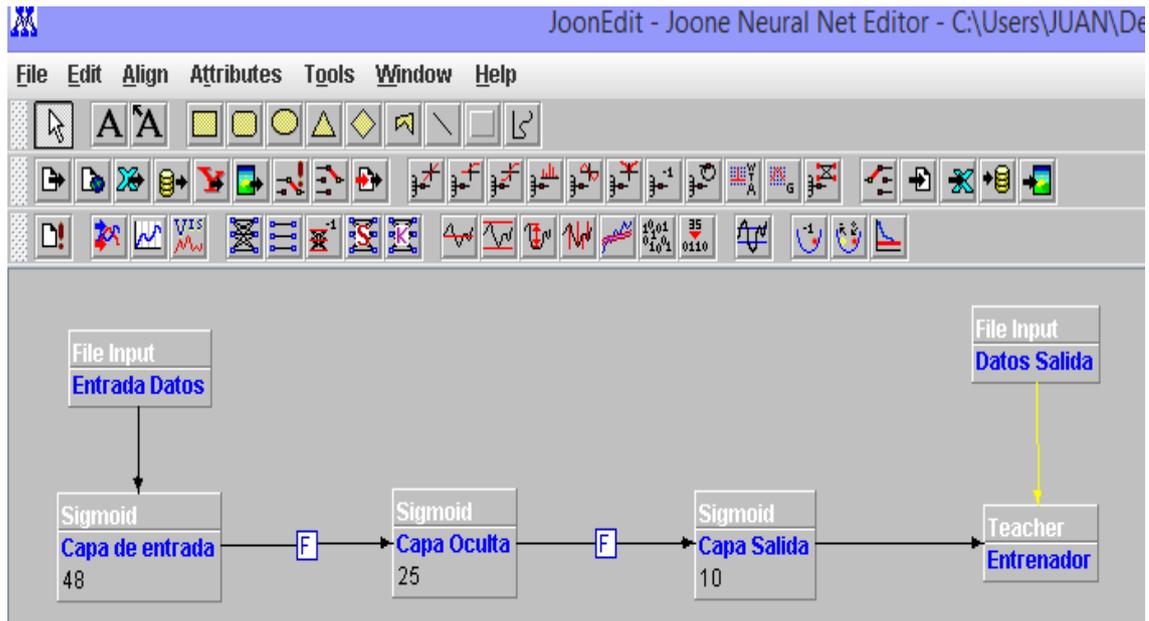


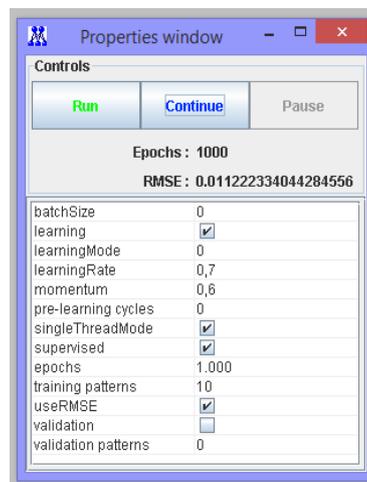
Figura 3.13
Diseño de la Red Neuronal con aprendizaje supervisado
Mediante el Software FrameWork JOONE

Fuente: Elaboración Propia

Podemos observar según los resultados obtenidos:

La red neuronal tiene una sumatoria de errores de 0.0112233 calculado con 1000 épocas, por lo que es un error muy bajo.

Figura 3.14
Error de la Red Neuronal



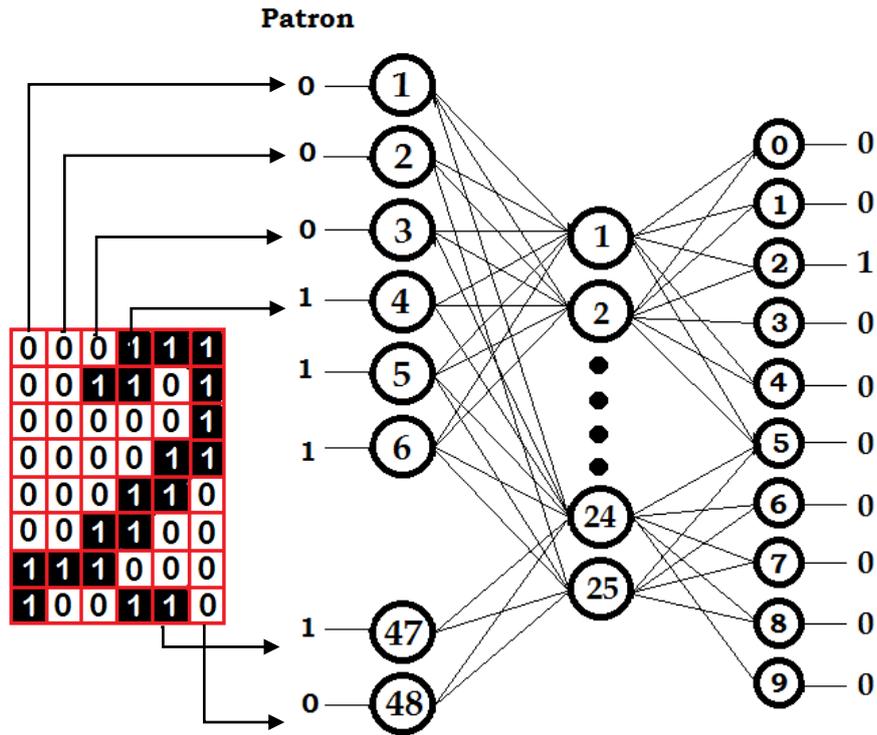
Fuente: Elaboración propia

Por tal motivo la mejor arquitectura para nuestra red neuronal para el sistema de reconocimiento óptico de dígitos manuscritos es: 48 - 25 - 10, el cual significa que nuestra red neuronal está conformada por 48 neuronas en la capa de entrada, 25 neuronas en la capa oculta y 10 neuronas en la capa de salida.

Descripción de la Arquitectura de la Red Neuronal

En el siguiente grafico se muestra la arquitectura de la red neuronal empleada en nuestro proyecto para el reconocimiento de los dígitos manuscritos.

Figura 3.15
Arquitectura de la Red Neuronal Artificial



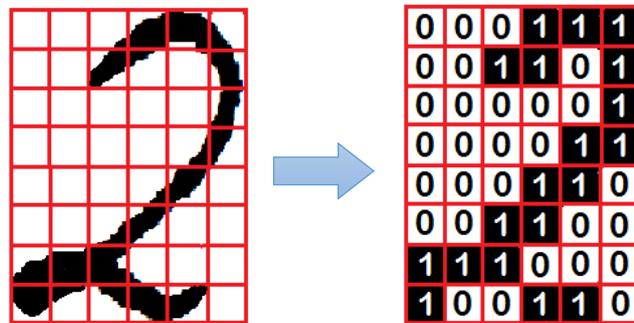
Fuente: Elaboración Propia

3.3.6. ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Castillo, P.A.; et al (2001) El entrenamiento de una red neuronal artificial se suele formular como la minimización de una función de error entre las salidas esperadas y las que ofrece la red al tiempo que se van ajustando dichos pesos.

La red neuronal fue entrenada con los patrones obtenidos desde los dígitos manuscritos en las etiquetas, según se explicó en el apartado “Identificación de los patrones de Entrada”, con lo cual se consiguió un conjunto de patrones almacenados en vectores unidimensionales. A cada dígito le corresponde un conjunto de patrones de 50 vectores en promedio.

Figura 3.16
 Patrón (extracción de las características) del dígito 2 manuscrito
 $\text{Patron2}[0] = \{000111001101000001000011000110001100111000100110\}$



Fuente: Elaboración Propia

Se elaboró una base de datos con los vectores que contienen los patrones para empezar el proceso de entrenamiento. Dichos vectores que contiene los patrones fueron obtenidos de los dígitos manuscritos que se encuentran en las etiquetas.

Para el entrenamiento de la Red Neuronal se empleó el Software Framework JOONE, se estableció los programas necesarios para la umbralización, para la extracción de las características de los dígitos manuscritos, para obtener la red neuronal, su entrenamiento fue con los códigos manuscritos de las etiquetas de inventario así como la posterior etapa de test. Asimismo se generó programas para los archivos que contienen los pesos y umbrales resultados del proceso de aprendizaje.

Figura 3.17
 Patrones de entrada a la red

JoonEdit - Joone Neural Net Editor - C:\Users\JUAN\Desktop

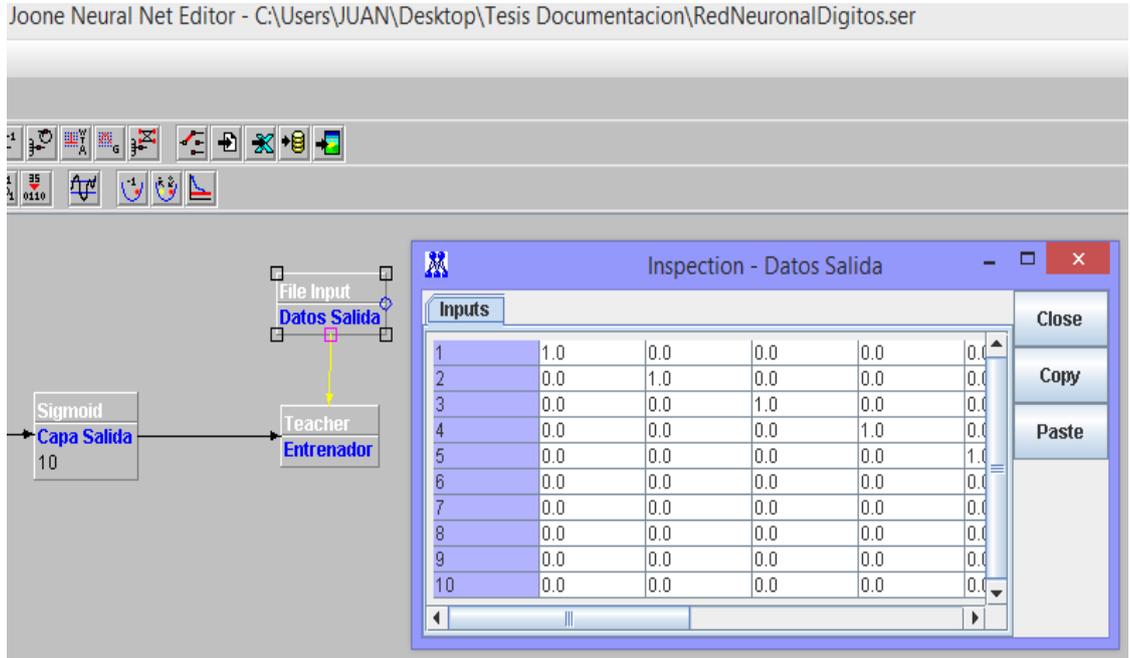
File Edit Align Attributes Tools Window Help

The screenshot shows the JoonEdit interface. On the left, a neural network diagram includes a 'File Input' block labeled 'Entrada Datos' connected to a 'Sigmoid' block labeled 'Capa de entrada' with 48 nodes. On the right, an 'Inspection - Entrada Datos' window displays a table of 10 input patterns, each with 7 columns of values (0.0 or 1.0). The window also features 'Close', 'Copy', and 'Paste' buttons.

Inputs							
1	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	
2	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	
3	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	
4	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	
5	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
6	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	
7	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	
8	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	
9	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	
10	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	

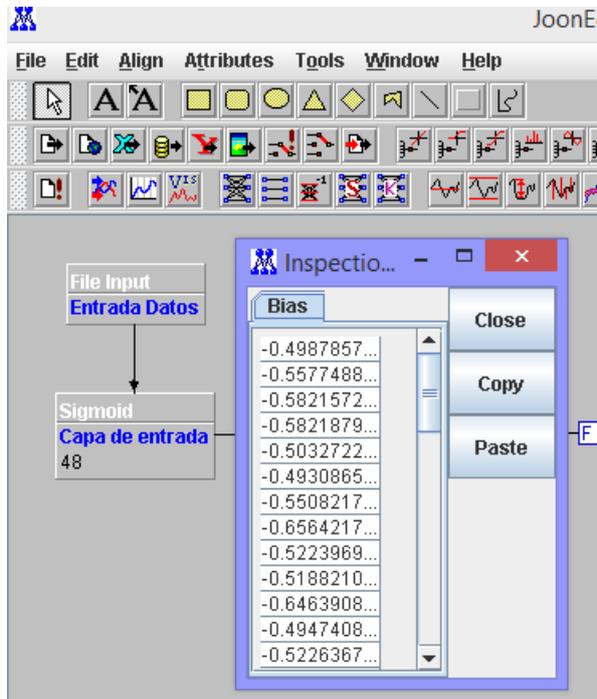
Fuente: Elaboración propia

Figura 3.18
 Patrones de salida entrenamiento con aprendizaje supervisado



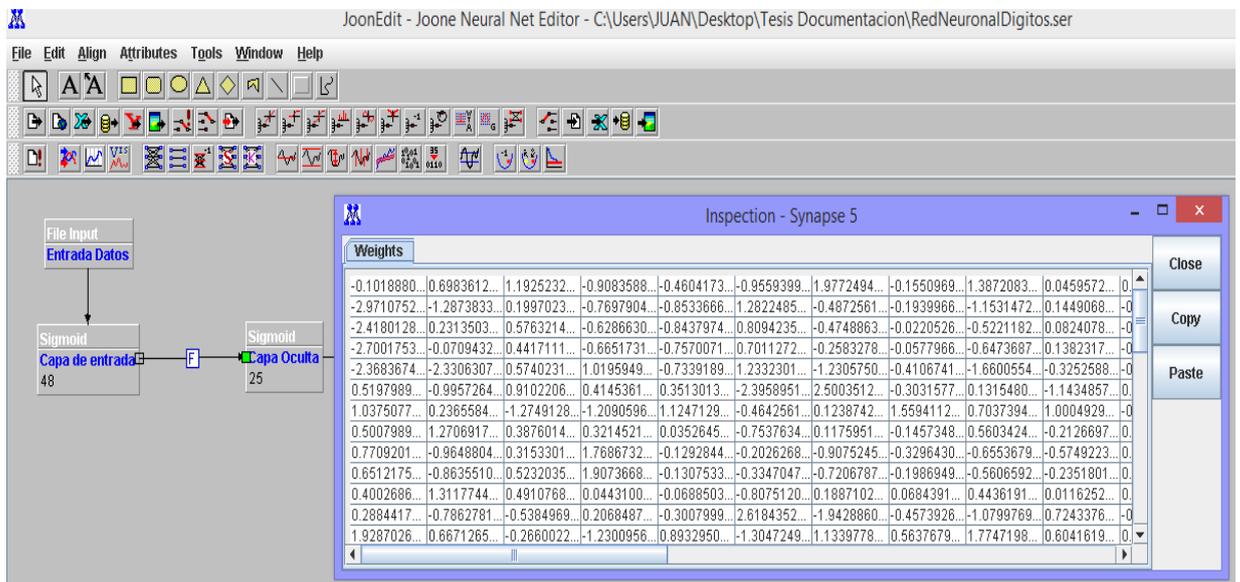
Fuente: Elaboración propia

Figura 3.19
 BIAS de la Capa de Entrada



Fuente: Elaboración propia

Figura 3.20
Pesos de las Neuronas de la Capa de Entrada



Fuente: Elaboración propia

3.3.7. PRUEBAS DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Realizado los cálculos respectivos con los valores generados en la red neuronal por el software:

- Bias de la capa de entrada
- Pesos de la capa de entrada
- Bias de la capa intermedia
- Pesos de la capa oculta
- Bias de la capa de salida

Empleando la función sigmoial, los cálculos para la prueba de la red neuronal se realizó en Microsoft Excel.

Figura 3.21
Prueba de la red neuronal para el reconocimiento del dígito cero

		M18									
		✕ ✓ <i>f_x</i>									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1											
2			1	2	3	4	5	6		RESULTADOS	
3	1	0	0	1	1	0	0			DIGITO	VALOR
4	2	0	1	0	0	1	0			0	0.9539022108
5	3	1	0	0	0	0	1			1	0.0023927323
6	4	1	0	0	0	0	1			2	0.0112394834
7	5	1	0	0	0	0	1			3	0.0343344332
8	6	1	0	0	0	0	1			4	0.0002323231
9	7	0	1	0	0	1	0			5	0.0454039434
10	8	0	0	1	1	0	0			6	0.0654303943
11										7	0.0043921766
12										8	0.0652001033
13										9	0.0730993212

Fuente: Elaboración propia

Figura 3.22
Prueba de la red neuronal para el reconocimiento del dígito dos

		K18									
		✕ ✓ <i>f_x</i>									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1											
2			1	2	3	4	5	6		RESULTADOS	
3	1	0	0	1	1	0	0			DIGITO	VALOR
4	2	0	1	0	0	1	0			0	0.0503302201
5	3	1	1	0	0	1	1			1	0.0012310921
6	4	1	0	0	0	1	1			2	0.9293401102
7	5	0	0	0	1	1	1			3	0.0700123012
8	6	0	0	1	1	0	0			4	0.0021392812
9	7	0	1	1	0	0	0			5	0.0089238001
10	8	0	1	1	1	1	1			6	0.0038928923
11										7	0.0087277211
12										8	0.0239482233
13										9	0.0892382620

Fuente: Elaboración propia

Figura 3.23
Prueba de la red neuronal para el reconocimiento del dígito seis

		H18									
		✕ ✓ <i>f_x</i>									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1											
2			1	2	3	4	5	6		RESULTADOS	
3	1	0	1	1	1	1	0			DIGITO	VALOR
4	2	1	1	0	0	1	1			0	0.2930293202
5	3	1	1	0	0	0	1			1	0.0032348210
6	4	1	0	0	0	0	0			2	0.0812019214
7	5	1	1	1	1	1	0			3	0.0690929320
8	6	1	1	0	0	1	1			4	0.0034278721
9	7	1	1	0	0	1	1			5	0.4059039391
10	8	0	1	1	1	1	0			6	0.9830291203
11										7	0.0392948221
12										8	0.0239239761
13										9	0.0439938321

Fuente: Elaboración propia

3.4. CONSTRUCCION DEL SISTEMA

Para la programación del Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos se empleó las siguientes herramientas:

Hardware

Computador

Fabricante	: Lenovo
Modelo	: Laptop
Microprocesador	: Core i3
Memoria	: 2 GB
Disco Duro	: 500 GB

Smartphone

Fabricante	: Samsung
Modelo	: Galaxy Pocket Neo
Memoria	: 1 GB
Almacenamiento	: 1 GB
Sistema Operativo	: Android
Versión S.O.	: 4.1.2.
Cámara	: 1600 x 1200 pixeles

Software

Sistema Operativo

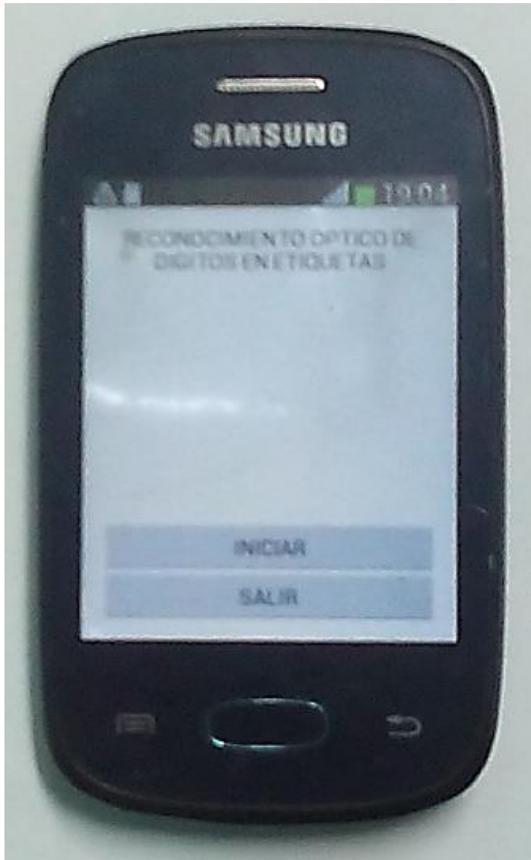
Fabricante : Windows

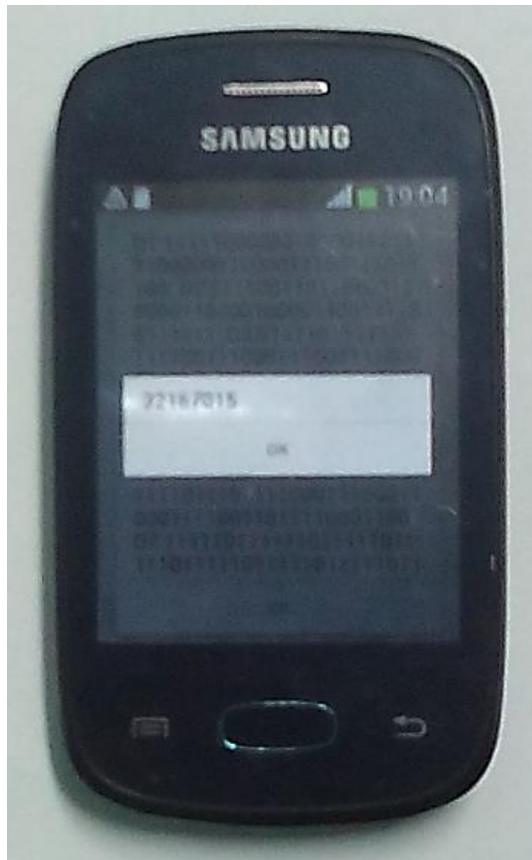
Versión S.O. : 8.1. Single Language

Entorno de Desarrollo

IDE : Eclipse

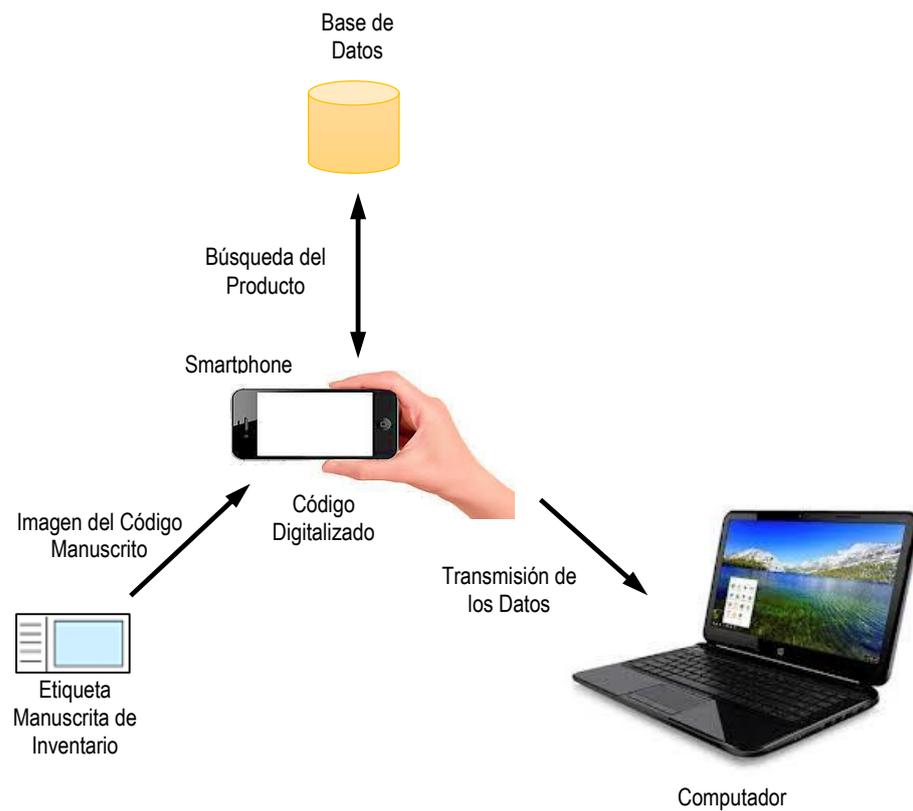
3.5. PRUEBAS DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS





3.6. ARQUITECTURA DE LA TECNOLOGIA EMPLEADA

Figura
Arquitectura de la arquitectura empleada



Fuente: Elaboración Propia

CAPITULO 4.

HIPOTESIS

4.1. HIPOTESIS

4.1.1. HIPOTESIS PRINCIPAL

El empleo del sistema del reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles mejorara el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario

VARIABLE INDEPENDIENTE

Sistema de reconocimiento óptico de dígitos en dispositivo móvil

VARIABLE DEPENDIENTE

Procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario

4.1.2. HIPOTESIS SECUNDARIAS

HIPOTESIS SECUNDARIA 1

El empleo del sistema reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reducirá el tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario

VARIABLE INDEPENDIENTE

Sistema de reconocimiento óptico de dígitos en dispositivo móvil

VARIABLE DEPENDIENTE

Tiempo del procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario

HIPOTESIS SECUNDARIA 2

El empleo de una red neuronal artificial para el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles permitirá identificar correctamente los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario

VARIABLE INDEPENDIENTE

Red neuronal para el reconocimiento óptico de dígitos

VARIABLE DEPENDIENTE

Efectividad en el reconocimiento de los códigos de las etiquetas

CAPITULO 5.

METODO

5.1. TIPO DE INVESTIGACION

La investigación es aplicada y cuantitativa; es aplicada porque busca solucionar un problema práctico. Es cuantitativa porque se emplea información de tipo cuantitativo.

Se realizó una investigación aplicada en la que se desarrolló e implemento una aplicación móvil que utiliza una red neuronal artificial que aprende, clasifica e identifica los patrones de las formas de los dígitos manuscritos de los códigos en las etiquetas de inventario y los identifique de manera correcta y eficiente para convertirlo en información digital.

5.2. NIVEL DE LA INVESTIGACION

En la presente investigación el nivel es descriptivo y explicativo. Es descriptivo porque analiza el objeto de estudio (procesamiento eficiente de las etiquetas manuscritas) describiendo sus características, atributos y propiedades. Es explicativo por que explica el comportamiento y cómo influye la variable dependiente con respecto a la variable independiente, por ser un estudio de causa efecto.

5.3. DISEÑO DE LA INVESTIGACION

El diseño es correlacional y experimental. Es correlacional, porque relaciona dos variables midiendo los efectos de la aplicación de reconocimiento óptico de dígitos mediante dispositivos móviles sobre la eficiente en el procesamiento de las etiquetas manuscritas

El diseño es experimental porque se requiere probar la hipótesis; se basa en un modelo general que se muestra a continuación:

$$\mathbf{R \ G_1 \ X \ O_1}$$
$$\mathbf{R \ G_2 \ - \ O_2}$$

Se conforma aleatoriamente (R) un grupo constituido por un conjunto representativo de etiquetas manuscritas (G₁) que se le aplica el tratamiento experimental; el Reconocimiento Óptico de Dígitos (X) luego se le aplica una prueba posterior al tratamiento (O₁). A un segundo grupo; conformado aleatoriamente (R), al que no se le aplica el tratamiento experimental (G₂) que sirve como grupo de control que en forma paralela se le aplica postprueba (O₂).

5.4. ESTRATEGIA DE PRUEBA DE HIPOTESIS

Para la prueba de la hipótesis se seleccionó una muestra de etiquetas con código manuscrito, luego se le aplico el sistema de reconocimiento óptico de dígitos, se midió la capacidad del sistema de reconocer e identificar eficientemente los códigos manuscritos.

Cuando se consiguió que el sistema este ajustado para el reconocimiento efectivo, fue sometido a la prueba de reconocer los códigos manuscritos en las etiquetas, si en esta

prueba el sistema logramos tener un margen de error menor al 5% entonces se establece que se ha alcanzado el objetivo y que la hipótesis ha sido demostrada.

5.5. VARIABLES DE ESTUDIO

5.5.1. VARIABLES DE LA HIPOTESIS GENERAL

VARIABLE INDEPENDIENTE: Reconocimiento óptico de dígitos en dispositivo móvil

VARIABLE DEPENDIENTE: Procesamiento eficiente de los códigos de etiquetas manuscritas en la elaboración del Inventario

5.5.2. OPERACIONALIZACION DE LAS VARIABLES

HIPOTESIS PRINCIPAL	
El empleo del sistema del reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles mejorara el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario	
VARIABLE INDEPENDIENTE Reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles	
DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERATIVA
Conjunto de técnicas, que se complementan entre sí, para distinguir e identificar de forma automática los diferentes dígitos existentes en un texto que puede ser impreso o manuscrito, estos caracteres identificados son convertidos en datos digitales disponibles para su almacenamiento o procesamiento posterior mediante algún medio informático.	La aplicación del reconocimiento óptico de dígitos tiene 2 objetivos: 1. Identificar los dígitos impresos o manuscritos de manera efectiva 2. Identificar los dígitos manuscritos con un rendimiento aceptable
VARIABLE DEPENDIENTE Procesamiento de etiquetas manuscritas de inventario	
DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERATIVA

Lectura automática de los códigos manuscritos desde las etiquetas de inventario de los bienes, para digitalizarlos, identificarlos y buscarlos mediante el reconocimiento óptico de dígitos.	Procesamiento de las etiquetas manuscritas en el control del inventario de manera eficiente 1. Efectividad del procesamiento 2. Tiempo del procesamiento
--	--

HIPOTESIS SECUNDARIA 1			
El empleo del sistema reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reducirá el tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario			
VARIABLE INDEPENDIENTE X ₁		VARIABLE DEPENDIENTE Y ₁	
Sistema reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles		Tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario	
INDICADORES	INDICE	INDICADORES	INDICES
Digitalización de la imagen	<input type="checkbox"/> Tiempo de digitalización del código	Tiempo de procesamiento de las etiquetas	<input type="checkbox"/> Tasa de respuesta

$$Tasa Respuesta = \frac{N^{\circ} \text{ de Codigos Reconocidos}}{\text{Segundos}}$$

HIPOTESIS SECUNDARIA 2			
El empleo de una red neuronal artificial para el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles permitirá identificar correctamente los códigos manuscritos en las etiquetas de inventario			
VARIABLE INDEPENDIENTE X ₂		VARIABLE DEPENDIENTE Y ₂	
Red neuronal artificial		Reconocimiento correcto de los códigos manuscritos en las etiquetas	
INDICADORES	INDICE	INDICADORES	INDICES
		Reconocimiento efectivo de los códigos manuscritos	Tasa de efectividad

$$Tasa de Efectividad = \frac{N^{\circ} \text{ de Codigos Reconocidos Correctamente}}{N^{\circ} \text{ de Codigos Digitalizados}} \times 100$$

5.6. POBLACION

La población de la investigación está conformado por todas las etiquetas de inventario que contiene los códigos manuscritos de los bienes a los cuales se les aplicara el sistema de reconocimiento óptico de dígitos. El total de bienes registrados en la empresa con las etiquetas es de 6,239.

5.7. MUESTRA

Se realizó un muestreo probabilístico, considerando que todas las etiquetas de la población tienen la misma posibilidad de ser seleccionados y además de que se trata de una población finita. Con el fin de obtener mayor representatividad de los resultados, para la obtención de la muestra se trabajó con una muestra aleatoria o al azar. Para el cálculo del tamaño de la muestra se emplea la ecuación que a continuación se muestra.

$$n = \frac{p * q * Z^2 * N}{EE^2 * (N - 1) + p * q * Z^2}$$

Donde:

<i>n</i>	Tamaño de la muestra que se toma en cuenta
<i>p, q</i>	Representa la probabilidad de la población de estar o no incluidas en la muestra. Se asume que p y q tiene el valor de 0.5 cada uno.
<i>Z</i>	Desviación estándar en la curva normal define una probabilidad de error = 5% (0.05) lo que equivale un intervalo de confianza de 95% en la estimación de la muestra. $Z = 1.96$
<i>N</i>	Total de la población
<i>EE</i>	Representa el error estándar de la estimación. En este caso se ha tomado 5%

$$n = \frac{0.5 * 0.5 * 1.96^2 * 6239}{0.05^2 * (6239 - 1) + 0.5 * 0.5 * 1.96^2}$$

$$n = \frac{5991,94}{15,60 + 0,9604}$$

$$n = \frac{5991,94}{16,56}$$

$$n = 361,83$$

5.8. TECNICAS DE INVESTIGACION

En la presente investigación se consiguió los datos y la información mediante las siguientes maneras:

- Información Indirecta

Consistió en la búsqueda y recopilación de la información provenientes de fuentes bibliográficas (permite el análisis de conceptos generales sobre el tema de la investigación que se desarrolla), hemerográficas y fuentes estadísticas; las fuentes fueron: libros, tesis, revistas especializadas escritos por autores expertos y páginas web de internet.

- Información Directa

Consistió en la captura de la información y resultados obtenidos por la aplicación del prototipo mediante la técnica de la observación en el momento de la ejecución del sistema, los resultados obtenidos se registraron manualmente en los instrumentos de investigación cuyo formato se muestran en los anexos.

5.9. INSTRUMENTOS DE RECOLECCION DE DATOS

Siguiendo los pasos de una investigación científica aplicada, precisamos encontrar los medios de recolección de información para luego procesarlas, analizarlas y posteriormente extraer las conclusiones sobre la base de la información recolectada, aplicando las técnicas e instrumentos pertinentes como la observación, revisión documental y técnicas estadísticas. En la presente investigación se empleó las siguientes técnicas para la recolección de datos:

I. Ordenamiento y clasificación

Esta técnica se aplicara para tratar la información cuantitativa en forma ordenada para interpretarla de la mejor manera

II. Observación

La observación se empleó cuando se aplicó el sistema de reconocimiento óptico de dígitos en el dispositivo móvil para la toma de las muestras y observar los resultados generados por el sistema en cada toma.

III. Registro manual

Esta técnica se aplica para registrar los resultados obtenidos cuando se aplica el sistema de reconocimiento óptico de dígitos

IV. Proceso computarizado con SPSS

Esta técnica se aplicó para el procesamiento y análisis de los resultados obtenidos lo que permite determinar indicadores, promedios, relación y asociación entre las variables.

Los instrumentos de recolección de datos empleados en la presente investigación se muestran en los anexos.

5.10. PRESENTACION DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS

LECTURA, PROCESAMIENTO Y RECONOCIMIENTO DE LOS CODIGOS DE LAS ETIQUETAS MEDIANTE EL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS (Procesamiento mediante el Sistema de ROD)

N ^a	RECONOCIMIENTO EFICIENTE		TIEMPO Segundos
	SI	NO	
1	✓		13
2	✓		12
3	✓		13
4	✓		12
5	✓		12
6	✓		11
7	✓		14
8	✓		13
9		✓	10
10	✓		12
11	✓		14
12	✓		12
13	✓		12
14	✓		13
15	✓		13
16	✓		13
17	✓		12
18	✓		11
19	✓		12
20	✓		12
21	✓		12
22	✓		11
23	✓		10
24	✓		13
25	✓		13
26	✓		14
27		✓	13
28	✓		12
29	✓		11
30	✓		11
31	✓		11
32	✓		14
33	✓		12
34	✓		10
35	✓		11
36	✓		10
37	✓		11
38	✓		12
39	✓		12
40	✓		11
41	✓		11
42	✓		12
43		✓	12
44	✓		13
45	✓		11
46	✓		11
47	✓		12
48	✓		11
49	✓		10
50	✓		11

N ^a	RECONOCIMIENTO EFICIENTE		TIEMPO Segundos
	SI	NO	
51	✓		11
52	✓		11
53	✓		10
54	✓		11
55	✓		12
56	✓		12
57	✓		11
58	✓		11
59	✓		12
60	✓		12
61	✓		13
62		✓	12
63	✓		10
64	✓		11
65	✓		11
66	✓		11
67	✓		13
68	✓		12
69	✓		10
70	✓		11
71	✓		10
72	✓		10
73	✓		12
74	✓		11
75	✓		13
76		✓	11
77	✓		12
78	✓		13
79	✓		13
80	✓		10
81	✓		11
82	✓		12
83	✓		13
84	✓		13
85	✓		12
86	✓		12
87	✓		13
88	✓		12
89	✓		12
90	✓		12
91	✓		11
92	✓		10
93	✓		11
94	✓		12
95	✓		12
96	✓		12
97	✓		11
98		✓	11
99	✓		10
100	✓		11

N ^a	RECONOCIMIENTO EFICIENTE		TIEMPO Segundos
	SI	NO	
101	✓		12
102	✓		11
103	✓		12
104	✓		10
105	✓		11
106	✓		12
107	✓		13
108	✓		12
109		✓	13
110	✓		10
111	✓		13
112	✓		13
113	✓		12
114	✓		12
115	✓		11
116	✓		13
117	✓		13
118	✓		12
119	✓		13
120	✓		13
121	✓		14
122	✓		12
123	✓		11
124	✓		12
125	✓		13
126		✓	13
127	✓		13
128	✓		12
129	✓		14
130	✓		11
131	✓		12
132	✓		12
133	✓		12
134	✓		11
135		✓	13
136	✓		12
137	✓		11
138	✓		11
139	✓		12
140	✓		11
141	✓		12
142	✓		12
143		✓	12
144	✓		12
145	✓		11
146	✓		12
147	✓		13
148	✓		11
149	✓		12
150	✓		13

Nº	RECONOCIMIENTO EFICIENTE		TIEMPO Segundos
	SI	NO	
151	✓		13
152	✓		12
153	✓		13
154	✓		11
155	✓		11
156	✓		10
157	✓		11
158	✓		12
159			11
160	✓		11
161	✓		12
162	✓		12
163	✓	X	11
164	✓		12
165	✓		10
166	✓		11
167	✓		12
168	✓		11
169	✓		10
170	✓		12
171	✓		10
172	✓		12
173	✓		10
174	✓		11
175	✓		12
176	✓		10
177	✓		10
178		✓	11
179	✓		11
180	✓		12
181	✓		11
182	✓		10
183	✓		10
184	✓		10
185	✓		10
186	✓		11
187		✓	11
188	✓		11
189	✓		12
190	✓		10
191	✓		11
192	✓		10
193			10
194	✓		10
195	✓		11
196	✓		11
197	✓		12
198	✓		11
199	✓		13
200	✓		12

Nº	RECONOCIMIENTO EFICIENTE		TIEMPO Segundos
	SI	NO	
201	✓		11
202	✓		11
203	✓		11
204	✓		11
205	✓		10
206	✓		10
207	✓		10
208	✓		11
209			10
210	✓	X	12
211	✓		11
212	✓		11
213	✓		11
214	✓		11
215	✓		11
216		✓	12
217	✓		10
218	✓		11
219	✓		12
220	✓		10
221	✓		12
222	✓		10
223	✓		11
224	✓		11
225	✓		10
226		✓	11
227	✓		12
228	✓		11
229	✓		11
230	✓		12
231	✓		13
232	✓		10
233	✓		10
234	✓		11
235	✓		12
236	✓		12
237	✓		11
238	✓		13
239	✓		11
240	✓		12
241		✓	11
242	✓		11
243	✓		11
244	✓		11
245	✓		12
246	✓		12
247	✓		11
248	✓		13
249	✓		12
250	✓		11

Nº	RECONOCIMIENTO EFICIENTE		TIEMPO Segundos
	SI	NO	
251	✓		11
252	✓		11
253	✓		11
254	✓		11
255		✓	12
256	✓		11
257	✓		11
258	✓		11
259	✓		11
260	✓		11
261	✓		10
262	✓		11
263	✓		12
264	✓		13
265	✓		13
266	✓		12
267	✓		12
268	✓		12
269	✓		11
270	✓		12
271	✓		11
272		✓	11
273	✓		12
274	✓		12
275	✓		12
276	✓		12
277	✓		11
278	✓		11
279	✓		12
280	✓		12
281	✓		11
282	✓		12
283	✓		11
284	✓		11
285	✓		13
286		✓	13
287	✓		11
288	✓		10
289	✓		12
290	✓		13
291	✓		12
292	✓		12
293	✓		12
294	✓		11
295	✓		11
296	✓		11
297	✓		10
298	✓		11
299	✓		12
300	✓		12

LECTURA DE LOS CODIGOS, REGISTRO MANUAL Y DIGITACION DE LOS CODIGOS (Procesamiento Manual)

Nª	TIEMPO Segundo s	Nª	TIEMPO Segundo s	Nª	TIEMPO Segundo s	Nª	TIEMPO Segundos
1	20	51	22	101	20	151	21
2	23	52	22	102	21	152	21
3	22	53	21	103	22	153	20
4	24	54	24	104	20	154	21
5	21	55	22	105	22	155	20
6	20	56	21	106	21	156	20
7	20	57	21	107	22	157	20
8	21	58	23	108	21	158	21
9	21	59	21	109	23	159	21
10	19	60	19	110	21	160	20
11	21	61	23	111	21	161	19
12	22	62	21	112	22	162	19
13	22	63	23	113	19	163	21
14	23	64	21	114	21	164	23
15	24	65	24	115	20	165	19
16	21	66	22	116	24	166	19
17	21	67	24	117	23	167	21
18	24	68	21	118	23	168	19
19	23	69	23	119	20	169	23
20	20	70	21	120	19	170	18
21	18	71	20	121	19	171	19
22	22	72	19	122	20	172	20
23	23	73	20	123	20	173	19
24	24	74	21	124	21	174	21
25	25	75	21	125	21	175	20
26	22	76	23	126	20	176	20
27	23	77	22	127	21	177	19
28	20	78	21	128	19	178	21
29	22	79	20	129	21	179	20
30	21	80	21	130	21	180	19
31	20	81	18	131	22	181	23
32	21	82	20	132	21	182	20
33	21	83	21	133	21	183	22
34	20	84	22	134	21	184	18
35	21	85	20	135	19	185	23
36	21	86	21	136	20	186	19
37	23	87	20	137	21	187	20
38	23	88	20	138	19	188	18
39	21	89	22	139	20	189	20
40	22	90	21	140	21	190	19
41	21	91	21	141	19	191	20
42	22	92	21	142	19	192	20
43	23	93	19	143	21	193	21
44	21	94	23	144	20	194	19
45	20	95	19	145	21	195	20
46	23	96	21	146	20	196	20
47	24	97	20	147	19	197	21
48	21	98	22	148	19	198	21
49	22	99	21	149	21	199	19
50	20	100	20	150	20	200	23

Nº	TIEMPO Segundo s
201	19
202	19
203	18
204	20
205	21
206	19
207	20
208	20
209	18
210	19
211	21
212	19
213	20
214	18
215	17
216	23
217	22
218	18
219	20
220	21
221	20
222	20
223	19
224	20
225	21
226	21
227	20
228	18
229	20
230	20
231	19
232	18
233	20
234	18
235	20
236	20
237	21
238	19
239	19
240	21
241	20
242	17
243	22
244	21
245	21
246	22
247	18
248	19
249	19
250	21

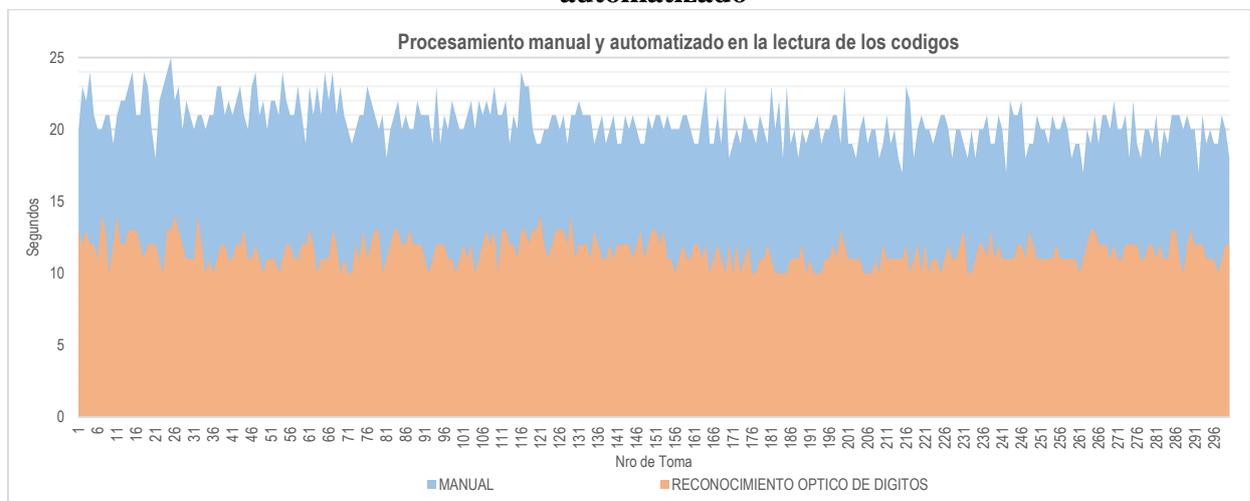
Nº	TIEMPO Segundo s
251	20
252	20
253	19
254	21
255	20
256	20
257	21
258	20
259	18
260	19
261	19
262	17
263	20
264	19
265	21
266	19
267	21
268	21
269	20
270	22
271	20
272	20
273	21
274	18
275	22
276	19
277	18
278	20
279	20
280	19
281	21
282	18
283	20
284	19
285	21
286	21
287	21
288	20
289	21
290	20
291	20
292	17
293	21
294	19
295	20
296	19
297	19
298	21
299	20
300	18

5.11. PROCESAMIENTO Y ANALISIS DE LOS DATOS

Se trata de comparar el procesamiento manual de los códigos de las etiquetas con el procesamiento automatizado de los códigos de las etiquetas.

El procesamiento manual consiste en la lectura de los códigos, registro manual y digitación de los códigos mientras el procesamiento automatizado consiste en la lectura, procesamiento y reconocimiento de los códigos de las etiquetas mediante el sistema de reconocimiento óptico de dígitos

Grafico 5.1
Cuadro comparativo del procesamiento de los códigos de etiquetas manual y automatizado



Fuente: Elaboración propia

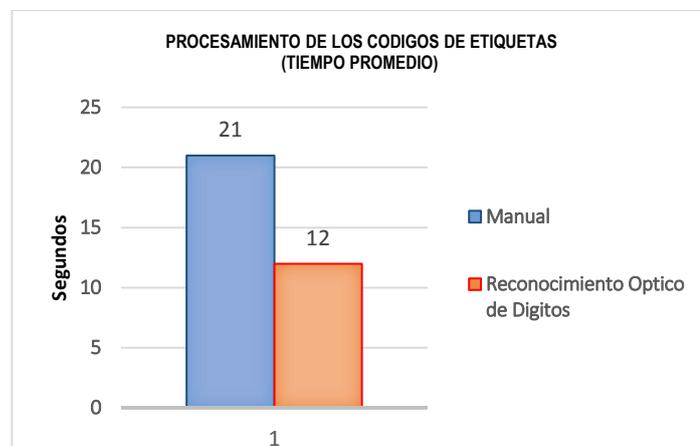
En el grafico anterior se muestran los tiempos en segundos registrados en el procesamiento de los códigos de las 300 etiquetas tanto de forma manual como de forma automatizada.

En el siguiente grafico se muestra el promedio en segundos de las dos formas de procesamiento, obteniéndose como resultado:

Procesamiento manual : 21 segundos

Procesamiento mediante el sistema : 12 segundos

Grafico 5.2
Cuadro comparativo entre Procesamiento Manual y el Procesamiento con el Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos
Tiempo Promedio



Fuente: Elaboración propia

En el siguiente grafico se muestra la eficiencia del sistema de reconocimiento óptico de dígitos. Se obtuvo un 93% de acierto la cual se considera aceptable, el acierto consiste en la identificación correcta de los 8 dígitos que comprende el código.

En el caso de los desaciertos 7%, consiste en que el sistema no reconoció de manera correcta 1 dígito del código en todos los casos errados (los otros 7 dígitos si fueron reconocidos eficientemente). En este caso se vuelve a tomar el código para su procesamiento. Según el experimento realizado los códigos que no fueron reconocidos en la primera toma, si son reconocidos en la segunda toma, solo en una ocasión se tuvo que realizar 2 tomas cuando el código no fue reconocido la primera vez.

Según las pruebas realizadas con el sistema y como se muestra en el gráfico 5.1 el procesamiento de los códigos no lleva el mismo tiempo, se pudo notar que el sistema de reconocimiento demora más en identificar uno dígitos que otros (los dígitos 8, 6 y 7 son los que más tiempo llevan).

En el caso de los desaciertos, el sistema no identificó correctamente un dígito de los 8 que comprende el código, confundiéndolo con otro dígito, según las pruebas realizadas con el sistema en su etapa de programación y prueba, se identificó que los dígitos manuscritos en la cual el sistema se confunde con más frecuencia son: El dígito 8 se confunde con el 6 y el cero. El dígito 4 se confunde con el 9 y el 7. El dígito 6 se confunde con el dígito 5 y viceversa.

Gráfico 5.3
Eficiencia del sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos
En la Lectura de los Códigos de Etiquetas



Fuente: Elaboración propia

CAPITULO 6.

PRESENTACION DE LOS RESULTADOS

6.1. CONTRASTACION DE HIPOTESIS

MUESTRA DE LAS ETIQUETAS A PROCESAR

Para probar la hipótesis de tomo una muestra de 300 etiquetas de inventario elegido al azar. Se tuvo el apoyo de un personal de la organización quien realizo el procesamiento manual y automatizado de los códigos de las etiquetas.

El personal de apoyo realizo el procesamiento manual el cual consiste en la lectura de los código, escribirlos manualmente en un registro para posteriormente digitarlos en el computador (lo que se realiza para la preparación del inventario) y luego empleo el sistema de reconocimiento óptico de dígitos mediante un dispositivo móvil con la aplicación.

EFICIENCIA DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS

Se tiene que en la toma de datos por el sistema de reconocimiento óptico de dígitos, esta aplicación tuvo un acierto del 93% y un desacierto del 7%, lo cual se considera aceptable.

Tabla 6.1
Eficiencia del Sistema de Reconocimiento Óptico de Dígitos

EFICIENCIA DEL SISTEMA DEL ROD		
RESULTADOS	VECES	PORCENTAJE
ACIERTO	280	93%
DESACIERTO	20	7%
TOTAL	300	100%

Fuente: Elaboración Propia

DATOS OBTENIDOS DEL PROCESAMIENTO DE LOS CODIGOS DE ETIQUETAS

Los resultados que a continuación se muestran son los tiempos promedios en segundo del procesamiento manual y del procesamiento automatizado de los códigos de etiquetas de la muestra

Tabla 6.2
Tiempo promedio del procesamiento de los códigos

PROCESAMIENTO	TIEMPO PROMEDIO Segundo
Manual	21
Sistema ROD	12

Fuente: Elaboración propia

6.2. ANALISIS E INTERPRETACION

En la organización tienen 6,000 etiquetas de códigos por lo que en total se demoran en digitar los códigos para la elaboración del inventario 6,000 etiquetas x 21 segundos lo que da 126,000 segundos en el procesamiento manual.

Traducidos en horas de trabajo los 126,000 segundos corresponden a 2,100 minutos lo que a su vez corresponde a 35 horas de trabajo (solo digitar los códigos en un computador cuando se realiza el inventario).

En cambio con el empleo del sistema de reconocimiento óptico de dígitos se tiene que: 6,000 etiquetas x 12 segundos lo que da un total de 72,000 segundos que a su vez equivale a 1,200 minutos lo que corresponde a 20 horas de trabajo.

Por tanto en el procesamiento de los códigos de las etiquetas en el proceso de inventario se llega a tener un ahorro de 35 horas – 20 horas = 15 horas de trabajo.

Tabla 6.3
Ahorro de tiempo promedio en el procesamiento de códigos de etiquetas

	Tiempo Promedio en el Procesamiento de los Códigos de Etiquetas		
	Segundos	Minutos	Horas
Manual	126,000	2,100	35
Sistema de Reconocimiento Óptico	72,000	1,200	20
Ahorro			15

Fuente: Elaboración propia

De la tabla 6.3. Se observa que el sistema de reconocimiento óptico de dígitos reduce el tiempo en el procesamiento de los códigos de las etiquetas en el proceso de inventario.

CAPITULO 7.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

7.1. CONCLUSIONES

1. Al finalizar el presente trabajo se concluye que el empleo del sistema de reconocimiento óptico de dígitos basado en redes neuronales y que opera en dispositivos móviles en la empresa EMAPA CAÑETE S.A. le permite disminuir en 15 horas la lectura de los códigos de las etiquetas en la elaboración de su inventario que si lo hiciera de manera manual.
2. El sistema de reconocimiento óptico de dígitos en dispositivo móvil que fue desarrollado e implementado permite el reconocimiento automático de los códigos en las etiquetas de inventario, eliminando de esta manera la digitación manual de dichos códigos, por lo que se mejora el proceso de inventario en la empresa EMAPA CAÑETE S.A.
3. El sistema de reconocimiento óptico de dígitos basado en una red neuronal perceptron con 48 neuronas en la capa de entrada, 25 neuronas en la capa oculta y 10 neuronas en la capa de salida demostró una efectividad del 93% en el reconocimiento correcto de los dígitos en los códigos, lo que se considera aceptable, según los autores consultados en la revisión de la bibliografía.

7.2. RECOMENDACIONES

1. Se recomienda el empleo de la red neuronal perceptron el cual es una herramienta para los problemas en que se necesiten detectar e identificar patrones como reconocimiento de voz, huella digital, etc, por ser una herramienta útil con la que se obtiene resultados aceptables con un pequeño margen de error
2. Se recomienda tener paciencia y mucho cuidado en la selección de los patrones que se emplean como muestra en el entrenamiento de la red neuronal, así como realizar verificaciones permanentes para obtener un margen de error aceptable.
3. Se recomienda poner mucha atención en el proceso de entrenamiento de la red neuronal por lo que el empleo de software para el diseño y prueba es fundamental. Existen varios software gratuitos de código libre que se pueden emplear.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

1. Aciti C., Marone, J, Capra, J., Capra, (2012). *Una aplicación móvil para el reconocimiento automático de matrículas de automóviles argentinos.*
2. Aristizabal M. (2006) Evaluación asimétrica de una red neuronal artificial: Aplicación al caso de la inflación en Colombia. Tesis de Pregrado. Universidad EAFIT.
3. Balabu M., Villavicencio Y. (2006) Modelo de gestión para optimizar el control de inventario de compras y suministros en la U.S.B. Tesis de Grado. Universidad Simon Bolivar. Venezuela.
4. Basogain X. (2010). Redes Neuronales Artificiales y sus Aplicaciones. Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao. España.
5. Bertona, L. (2005) Entrenamiento de Redes Neuronales basados en Algoritmos Evolutivos. Tesis de Grado. Facultad de Ingeniería. Universidad de Buenos Aires.
6. Cabello, E. (2004) Técnicas de Reconocimiento Facial mediante Redes Neuronales, Tesis Doctoral. Universidad Politécnica de Madrid.
7. Cadena D. y Romero L. (2011). *Diseño e Implementación de un Sistema de Control de Inventario Electrónico a través de Internet Basado en la Tecnología RIFD.* Tesis de Grado. Escuela Politécnica del Ejército. Ecuador
8. Casillas N. (2012). *Sistema Basado en Redes Neuronales para el Reconocimiento de Dígitos Manuscritos.* Proyecto de Fin de Carrera. Universidad Carlos III de Madrid. España
9. Castillo, P.A.; Castellano, J.G.; Merelo, J.J.; Prieto, (2001) A. Diseño de Redes Neuronales Artificiales mediante algoritmos evolutivos Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, vol. 5, núm. 14, otoño, 2001, pp. 2- 32. Asociación Española para la Inteligencia Artificial. Valencia, España
10. Chang, D. (2013). *Desarrollo e Implementación de un Sistema para el Control del Inventario utilizando tecnología RIFD para la Biblioteca de la UPS sede Guayaquil.* Tesis de Grado. Universidad Politécnica Salesiana de Guayaquil. Ecuador.
11. Cisneros, H. (2007). *Conversión de Texto Manuscrito a Formato Digital utilizando Máquinas de Soporte Vectorial.* Tesis Magistral, Centro de Investigación Computacional, Instituto Politécnico Nacional de México.
12. Collao C. (2008). *Sistema de Soporte para Control de Inventarios Mediante RFID.* Universidad de Chile. Santiago de Chile.
13. Constenla, G. R. (2010). *Reconocimiento Óptico de Dígitos con Redes Neuronales.* Tesis de Pre Grado, Facultad de Tecnología Informática Ingeniería en Informática, Universidad de Belgrano.
14. Cruz L., Acevedo M. (2008) Reconocimiento de Voz usando Redes Neuronales Artificiales Backpropagation y Coeficientes LPC. SEPI-Telecomunicaciones ESIME IPN Unidad Profesional "Adolfo López Mateos". Col. Lindavista, 07738, México. D. F
15. De Moya F., Herrero V., Guerrero V. (2010) Aplicación de las Redes Neuronales Artificiales a la recuperación de la Información. Universidad de Granada. España.
16. Dos Santos (1999). *La Tributación Frente a las Relaciones Internacionales y la Utilización de las Nuevas Tecnologías.* Centro Interamericano de Administración Tributaria, Portugal.
17. Duran M. (2009). *Reconocimiento Óptico de Caracteres OCR por medio de Correlación y Redes Neuronales.* Tesis de Grado, Facultad de Ingeniería Electrónica, Universidad Pontificia Bolivariana.
18. Galindo W. y Toro J. (2011). *Elaboración de un sistema de control de inventario con reconocimiento óptico de caracteres para la empresa "Proatlethic's Production 2021 c.a..* Tesis de Grado, Instituto Universitario de Tecnología, Caracas.
19. García, F. (2003) Redes Neuronales Artificiales para la Gestión de Sistemas de Energía Eléctrica. Tesis doctoral, Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática, Universidad de Málaga. España.
20. García P. (2013) Reconocimiento de imágenes utilizando redes neuronales artificiales. Investigación en Informática, Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid.

21. Garrido E. (2010). *Diseño e Implementación de un Módulo de reconocimiento de Números Manuscritos*. Tesis de Grado, Facultad de Ciencias e Ingeniería, Pontificia Universidad Católica del Perú.
22. Gestal M. (2010) Introducción a las redes neuronales artificiales. Dpto. de las tecnologías de la información y comunicación. Universidad la Coruña. España.
23. Gómez S., Gutiérrez S. (2011). *Desarrollo de un Sistema Prototipo de Reconocimiento de Dígitos usando Momentos Invariantes*. Tesis de Grado, Facultad de Ciencias de la Computación, Universidad Tecnológica de Pereira.
24. Gómez J., Herrera C., Santiago J. (2009) Diseño e implementación de Herramientas Básicas de Ingeniería de Comunicaciones y Electrónica para Pocket PC. Tesis de Grado. Instituto Politécnico Nacional. México.
25. Guillen F. (2005) Implementación de Procesos de Control de Inventarios, Depósitos, Compras y Mantenimiento Preventivo de Máquinas en el Departamento de Operaciones de una Empresa dedicada a la venta de Alimentos y Bebidas Basadas en Café. Tesis de Grado. Universidad de San Carlos de Guatemala. Guatemala.
26. Guzmán R. (2008). *Implantación de Código de Barras en un Almacén de Electrodomésticos*. Tesis de Grado. Universidad Nacional Autónoma de México. México
27. Hilera González, J.; Martínez Hernando, V. (1995). *Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones*. Madrid: RA-MA.
28. Howard Demuth, Mark Beale, Martin Hagan. (2007) "Neural Network Toolbox 5 User's Guide", The MathWorks, Matlab
29. Koontz, H. y Wehrich, H. (2004). *Administración una Perspectiva Global* (11a. ed.). México: Mc Graw Hill.
30. Larragaña P., Inza I. (2012) *Redes Neuronales*. Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. Universidad del País Vasco. España
31. Ledesma S. (2010) *Las Redes Neuronales Implementación y Consideraciones Practicas*. Facultad de Ingeniería. Universidad de Guanajuato. México.
32. Luzardo A. (2009) *Diseño de la Interfaz Gráfica Web en Función de los Dispositivos Móviles*. Universidad de Palermo. Buenos Aires. Argentina.
33. Martínez A. (2013). *Desarrollo e Innovación del Control de Inventario*. Tesis de Grado, Universidad Tecnológica de Querétaro, Querétaro, México.
34. Matich D. (2001) *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Facultad Regional Rosario. Universidad Tecnológica Nacional. Argentina.
35. Monge M. (2008) *Diseño de una Arquitectura para una Red Neuronal Artificial Perceptron Multicapa sobre un FPGA aplicada al reconocimiento de Caracteres*. Tesis de Grado. Pontificia Universidad Católica del Perú. Perú.
36. Montaña J. (2002) *Redes Neuronales Artificiales aplicadas al Análisis de Datos*. Tesis Doctoral. Facultad de Psicología. Universitat de les Illes Balears. España.
37. Muñoz P., Iburguen F., Cardona J. (2006). *Sistema para el Reconocimiento Fuera de Línea de Caracteres Manuscritos*.
www.blade1.uniquindio.edu.co/uniquindio/.../adjuntos/pdf/5744_N1712.pdf
38. Ordoñez J. (2010). *Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR) con Redes Neuronales*, Estado del Arte.
39. Palacios E. y Rivero A. (2012). *Una Aplicación para Reconocimiento Óptico de Caracteres bajo el Enfoque de Computación en la Nube*. Tesis de Grado. Universidad Central de Venezuela.
40. Palacios R. y Gupta A. (2003). *Sistema de Reconocimiento de Caracteres para la Lectura Automática de Cheques*.
41. Palmer, A. y Montaña, J.J. (1999). *¿Qué son las redes neuronales artificiales? Aplicaciones realizadas en el ámbito de las adicciones*. Facultad de Psicología. Universitat de les Illes Balears. España.
42. Paneque L., Leonard, L., Katrib M. (2007). *Motor para el Reconocimiento Óptico de Caracteres en Net.OCR*. *Revista doNetMania*. 3(41), 23-30. Recuperado de:

- www.sergiogonzalezc.files.wordpress.com/2011/04/dnm041.pdf
43. Ponce V. (2012) Activación Multimodal de Servicios en Dispositivos Móviles. Tesis de Maestría. Instituto Politécnico Nacional. Mexico.
 44. Seijas L. (2011). Reconocimiento de Patrones utilizando Técnicas Estadísticas y Conexionistas Aplicadas a la Clasificación de Dígitos Manuscritos, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires.
 45. Santana A. (2011) Una infraestructura de comunicaciones Cliente Servidor para Aplicaciones Móviles. Tesis de Maestría. Instituto Politécnico Nacional. Mexico.
 46. Segui F. (2010). Análisis y desarrollo de sistemas, Unidad de Sistemas, Instituto Nacional de estadística INE de Uruguay. Montevideo.
 47. Serrano A., Soria E., Martín J., (2010) Redes Neuronales Artificiales. Programa de Doctorado. Departamento de Ingeniería Electrónica. Universidad de Valencia. España.
 48. Socorro S., Morales G., Cedillo P. (2012). Los problemas de identificación de caracteres OCR para la recuperación de texto en el libro antiguo: un análisis de caso en el Fondo Antiguo de la Biblioteca Central, UNAM
 49. Tablada C., Torres G., (2010) Redes Neuronales Artificiales. Facultad de Matemática. Universidad Nacional de Córdoba. Argentina
 50. Tasiguano, C. (2011). *Desarrollo de Algoritmos de Reconocimientos de Placas de Vehículos*. Tesis de Grado. Escuela Politecnica Nacional. Quito, Ecuador.
 51. Toscano K., Sossa H., Barrón R., y Sánchez G. (2009). Reconocimiento de Caracteres Manuscritos Mediante Información del Proceso Inverso en la Realización de su Trazo. *Revista de Ingeniería de la Universidad de Antioquia*. (49), 173-184.
 52. Toselli A. (2004). *Reconocimiento de Texto Manuscrito Continuo*. Tesis Doctoral. Universidad Politécnica de valencia. España.
 53. Valencia M., Yañez C., Sanchez L. (2006) Algoritmo Backpropagation para Redes Neuronales: Conceptos y Aplicaciones. Conceptos y Aplicaciones. Instituto Politécnico Nacional. México.
 54. Fuente: Villalba D., Gómez I, Laier J. (2012) Detección de daño en vigas utilizando redes
 55. neuronales artificiales y parámetros dinámicos. *Rev. Fac. Ing. Univ. Antioquia* N.º 63 pp. 141-153. Junio, 2012.
 56. Velastegui L. (2011). "Diseño de procesos para el manejo de inventarios en la empresa GRYA ingeniería y sistemas Cía. Ltda.". Tesis de Grado. Universidad Tecnológica Equinoccial. Quito. Ecuador
 57. Velasquez C., Eddy. (2005). *La Aplicación de Reconocimiento Óptico de Caracteres en la Industria del Procesamiento Masivo de la información*. Tesis de Grado, Facultad de Ingeniería, Universidad de san Carlos de Guatemala.

ANEXO: A
MATRIZ DE CONSISTENCIA
SISTEMA DE RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS EN DISPOSITIVOS MOVILES PARA MEJORAR EL PROCESAMIENTO DE ETIQUETAS MANUSCRITAS DE INVENTARIO

PROBLEMA	OBJETIVO	HIPOTESIS	VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	INDICES	METODO
<p>¿En qué medida el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles influye en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario?</p> <p>PROBLEMAS ESPECIFICOS</p> <p>¿El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce el tiempo de procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario?</p> <p>¿El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce los costos de procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario?</p> <p>¿El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce los errores en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario?</p>	<p>Determinar en qué medida el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles influye en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario</p> <p>OBJETIVOS ESPECIFICOS</p> <p>Determinar en qué medida el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce el tiempo de procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario.</p> <p>Determinar en qué medida el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce los costos de procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario.</p> <p>Determinar en qué medida el reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce los errores en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario.</p>	<p>El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles procesa eficientemente las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario</p> <p>HIPOTESIS ESPECIFICAS</p> <p>El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce el tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario</p> <p>El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce el costo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario</p> <p>El reconocimiento óptico de dígitos en dispositivos móviles reduce los errores en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del inventario</p>	<p>VARIABLE INDEPENDIENTE</p> <p>Reconocimiento óptico de dígitos en dispositivo móvil</p>	Efectividad	Reconocimiento Efectivo de Dígitos	<input checked="" type="checkbox"/> Tasa de Efectividad	<p>Tipo Investigación Aplicada - Cuantitativa</p> <p>Nivel Descriptiva, Explicativo</p> <p>Método Correlacional Experimental</p> <p>Diseño de la Investigación R G1 x O1 R G2 – O2</p>
			Rendimiento	Tiempo Identificación de Dígitos	<input checked="" type="checkbox"/> Tasa de Respuesta		
			<p>VARIABLE DEPENDIENTE:</p> <p>Procesamiento eficiente de las etiquetas manuscritas en la elaboración del Inventario</p> <p>VARIABLES DE LAS HIPOTESIS ESPECIFICAS</p> <p>VARIABLE DEPENDIENTE (Hipótesis Especifica 1): Reducción de tiempo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del Inventario</p> <p>VARIABLE DEPENDIENTE (Hipótesis Especifica 2): Reducción de costo en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del Inventario</p> <p>VARIABLE DEPENDIENTE (Hipótesis Especifica 3): Reducción de errores en el procesamiento de las etiquetas manuscritas en la elaboración del Inventario</p>	Eficiencia	Efectividad	<input checked="" type="checkbox"/> Tasa de Efectividad de en el procesamiento de etiquetas manuscritas	
					Tiempo	<input checked="" type="checkbox"/> Tasa de Respuesta en el procesamiento de etiquetas manuscritas	
				Costo	<input checked="" type="checkbox"/> Costo de procesamiento de las etiquetas manuscritas		

ANEXO: B

INSTRUMENTOS DE INVESTIGACION

VARIABLE INDEPENDIENTE

VARIABLE INDEPENDIENTE Reconocimiento Óptico de Caracteres en Dispositivo Móvil				
DIMENSIONES	INDICADORES	INDICES	ITEMS	ESCALA
Efectividad	Reconocimiento efectivo de dígitos	<ul style="list-style-type: none"> • Tasa de Efectividad 	<ul style="list-style-type: none"> • N° de Dígitos Reconocidos Correctamente • N° de Dígitos Digitalizados 	<ul style="list-style-type: none"> • > 90% Aceptable • Entre 80% y 90% Regular • < 80% Malo
Rendimiento	Tiempo de Identificación de dígitos	<ul style="list-style-type: none"> • Tasa de Respuesta 	<ul style="list-style-type: none"> • N° de Dígitos Reconocidos Correctamente • Segundos 	<ul style="list-style-type: none"> • < 3 segundos: Aceptable • Entre 3 y 5: Regular • > 5 segundos: Malo

$$Tasa\ de\ Efectividad = \frac{N^{\circ}\ de\ Dígitos\ Reconocidos\ Correctamente}{N^{\circ}\ de\ Dígitos\ Digitalizados}$$

$$Tasa\ Respuesta = \frac{N^{\circ}\ de\ Dígitos\ Reconocidos\ Correctamente}{Segundos}$$

REGISTRO DE OBSERVACION

Observaciones	N° de Dígitos Digitalizados	N° de Dígitos Reconocidos Correctamente	Segundos	Tasa de Efectividad	Escala	Tiempo de Respuesta	Escala
01							
02							
03							
04							
05							
06							
07							
08							
09							
10							
11							
12							
13							
14							
15							
16							
17							
18							

VARIABLE DEPENDIENTE

DIMENSIONES	INDICADORES	INDICES	ESCALA
Eficiencia	Efectividad	Tasa de Efectividad en el procesamiento de Etiquetas Manuscritas	> 94% Bueno < 94% Malo
	Tiempo	Tasas de Respuesta en el procesamiento de Etiquetas Manuscritas	< 5 Segundo Bueno > 5 Segundo Malo
	Costo	Costo del procesamiento de las Etiquetas Manuscritas	

$$Tasa\ de\ Efectividad = \frac{N^{\circ}\ de\ Etiquetas\ Reconocidas\ Correctamente}{N^{\circ}\ de\ Etiquetas\ Digitalizadas}$$

$$Tasa\ de\ Respuesta = \frac{N^{\circ}\ de\ Etiquetas\ Reconocidas\ Correctamente}{Segundos}$$

REGISTRO DE OBSERVACION

Observaciones	Nº de Etiquetas Digitalizados	Nº de Etiquetas Reconocidas Correctamente	Segundos	Tasa de Efectividad	Escala	Tiempo de Respuesta	Escala
01							
02							
03							
04							
05							
06							
07							
08							
09							
10							
11							
12							
13							
14							
15							
16							
17							
18							
19							
20							

REGISTRO DE OBSERVACION

PROCESO DE INVENTARIO CUADRO COMPARATIVO						
CANTIDAD	SIN RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS		CON RECONOCIMIENTO OPTICO DE DIGITOS		DIFERENCIAS	
	TIEMPOS SEGUNDOS	COSTOS SOLES	TIEMPOS SEGUNDOS	COSTOS SOLES	UNIDADES	%
01						
02						
03						
04						
05						
06						
07						
08						
09						
10						
11						
12						
13						
14						
15						
16						
17						
18						
19						
20						