

UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS

Facultad 9



TÍTULO: Propuesta de Algoritmo de reconocimiento de imágenes por comparación de borde para el producto Captura y Catalogación de Medias.

TRABAJO DE DIPLOMA PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE INGENIERO EN INFORMÁTICA

AUTOR: Enmanuel Abelenda Rodríguez.

TUTOR: Ing. Dieter Jackson Rodríguez.

Ciudad de la Habana, 24 de junio de 2010

Año 52 de la Revolución

DEDICATORIA

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres por alumbrarme el camino, por ser mis guías en todo momento, por confiar en mí y lograr a pesar de los obstáculos que haya terminado mis estudios y seguir superándome para ser alguien en la vida. A mi hermana por apoyarme y quererme siempre incondicionalmente. A mi tía por ser mi segunda madre. A mi sobrino que es la luz en mis días tristes. A mi novia por darme todo el amor, ayuda y felicidad del mundo. A mi abuelo, mis tíos y mis primos. A mis amigos.

AGRADECIMIENTOS

AGRADECIMIENTOS

A mis padres por todo lo que han pasado para que yo saliera adelante, por sus consejos, sacrificios, paciencia, tanta dedicación, su amor incondicional y apoyo mientras he estado lejos de casa, que me dieron las fuerzas para seguir adelante y no flaquear. A ellos les debo lo que soy y les estaré eternamente agradecido. A mi familia por ofrecerme tanto amor y comprensión desde pequeño, por lograr que me haya convertido en la hombre que soy hoy, por todos los momentos buenos y malos que nos han tocado vivir y que hemos estado juntos y sobre todo por su apoyo en esos tiempos difíciles que no pude estar con ellos y supieron darme las fuerzas para seguir adelante.

A mi novia por creer siempre en mí y apoyarme en todas mis decisiones.

A mi primo Redney Rodríguez Rodríguez.

A mi tutor y todos mis profesores por brindarme sus conocimientos y ayuda.

A la Universidad de Ciencias Informáticas por darme la posibilidad de convertirme en profesional.

Al profesor Marlon Jorge Remedios González y su novia María Teresa Morell Franco.

Al profesor Jesse Daniel Cano Otero.

Al profesor Rudel Cárdenas Díaz.

A mis amigos, los que están y los que no pueden estar junto a mí en estos momentos de la vida.

A Daikel Echemendía Linares, mi amigo incondicional,

Andy Cañizares Rubio más que un hermano,

Bradier González Méndez mi compañero de batalla,

Alexei Rojas Doimeadios gracias por ayudarme tanto,

Lázaro Márquez Coto por tus servicios,

Humberto Espinosa Martín mi hermano de crianza.

A todos los que de una forma u otra me han brindado su ayuda.

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Declaro que soy el único autor de este trabajo y autorizo al <nombre área> de la Universidad de las Ciencias Informáticas a hacer uso del mismo en su beneficio.

Para que así conste firmo la presente a los ____ días del mes de _____ del año _____.

Enmanuel Abelenda Rodríguez

Dieter Jackson Rodríguez

DATOS DE CONTACTO

DATOS DE CONTACTO

Tutor: Ingeniero en Automática Dieter Jackson Rodríguez.

e-mail: jackson@uci.cu

Asesor: Doctor en Ciencias Miguel Ángel Guevara López.

Centro de trabajo: Laboratorio de Óptica y Mecánica Experimental. Instituto de Ingeniería Mecánica e Industrial. Facultad de Ingeniería de la Universidad de Porto. Porto. Portugal.

e-mail: mguevaral@yahoo.com

Asesor: Máster en Ciencias Redney Rodríguez Rodríguez.

Centro de trabajo: Escuela de Hotelería y Turismo Ciego de Ávila.

e-mail: redney@ehtca.co.cu

RESUMEN

El reconocimiento de patrones en imágenes digitales ha concitado gran interés en las últimas décadas debido a que ha permitido abordar muchos problemas de inspección visual, de reconocimiento de números, letras manuscritas, el reconocimiento de huellas dactilares, de rostro, etc.

En la Universidad de Ciencias Informáticas (UCI), el Departamento de Señales Digitales como método para incrementar el valor y aporte del producto de Captura y Catalogación de Medias, no cuenta con un proceso de reconocimiento de imágenes de forma automática, que permita realizar la búsqueda de imágenes específicas contenidas en una serie de videos, con el objetivo de catalogarlas según el lugar o zona donde se realizó la toma, u objetos que puedan encontrarse dentro de las imágenes que puedan representar situaciones específicas.

El objetivo que se persigue es proponer un algoritmo por comparación de bordes que permita el reconocimiento de imágenes de forma automática en una imagen, o serie de imágenes de un video. Para desarrollar la investigación se hace uso de los métodos teóricos (histórico-lógico, analítico-sintético) y empírico (observación), los cuales se utilizaron para demostrar el valor y aporte que le brinda la propuesta al producto de Captura y Catalogación de Medias.

La propuesta se basa en el estudio de los algoritmos de reconocimiento de patrones por comparación de bordes, así como de las técnicas de reconocimiento a utilizar por dichos algoritmos.

PALABRAS CLAVES

Reconocimiento, imágenes, detección, bordes, correlación, matching, Chamfer, procesamiento, digital, Captura, Catalogación, Medias.

TABLAS Y FIGURAS

Figura 1. Imagen en diferentes resoluciones, pixeles por pulgada.	6
Figura 2. Etapas fundamentos de un sistema de visión artificial.	9
Figura 3. Grafo Dirigido.....	11
Figura 4. Imagen Original. Figura 5. Información del detector de bordes.....	14
Figura 6. Filtrado por Fourier.....	16
Figura 7. Esquema de funcionamiento. Proyecto Aguará.....	20
Figura 8. Lector óptico usado y ejemplo de imágenes obtenidas con el propio lector.	21
Figura 9. Imagen Piramidal.	23
Figura 10. Extracción del Gradiente.....	25
Figura 11. Resultado de aplicar el Algoritmo de Canny.....	34
Figura 12. Máscaras de Sobel.	36
Figura 13. a) Imagen Original. b) Aplicando Sobel.....	37
Figura 14. Plantilla invertida para el operador de Sobel.	37
Figura 15. Alternativas de dirección de bordes.	38
Figura 16. Matriz de Referencia.	40
Figura 17. Matriz de búsqueda.....	40
Figura 18. Diagrama de Acciones.	46
Figura 19. Imagen Piramidal con tres niveles adicionales.	52
Figura 20. Máscaras para la transformación de distancia de Chamfer.	53
Figura 21. Cálculo de la Transformación de Distancia.	54
Figura 22. Cálculo de la transformada de la distancia con Chamfer 3x4.	56
Tabla 1. Criterio de Expertos.....	60

ÍNDICE

Índice

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1: Fundamentación Teórica.....	5
1.1 Introducción.....	5
1.2 Imagen y Video digital.....	5
1.2.1 Imagen Digital.....	5
1.2.1.1 Imagen digital a colores.....	6
1.2.2 Video Digital.....	7
1.3 Procesamiento Digital de Imágenes.....	7
1.3.1 Reconocimiento de Imágenes. Segmentación.....	9
Objeto de Estudio.....	11
1.4 Algoritmos de Extracción de Características.....	11
1.4.1 Métodos de Selección de Características.....	11
1.4.1.1 Métodos que mantienen una solución única. Métodos Secuenciales.....	12
1.4.2 Algoritmos de Detección de Características.....	12
1.4.2.1 Detección de características por textura.....	13
1.4.2.2 Detección de características por color.....	13
1.4.2.3 Detección de Características por Bordes.....	13
1.4.3 Características de los algoritmos de detección de bordes en imágenes a color.....	15
1.4.4 Filtro de Suavizamiento utilizando la Transformada de Fourier.....	15
1.4.4.1 Teorema de la Convolución.....	17
Situación Problemática.....	18
1.5 Análisis de otras soluciones existentes.....	19
1.6 Conclusiones.....	23
CAPÍTULO 2: Algoritmos de Comparación de Bordes.....	24

ÍNDICE

2.1	Introducción.....	24
	Técnicas de detección de bordes.....	24
2.2	Técnicas de detección de bordes basados en técnicas monocromáticas.	24
2.2.1	Técnica de Métodos Gradientes. Algoritmo propuesto por Hedley M. y Yan H. 1992.....	24
2.3	Técnicas de detección de bordes que consideran a las imágenes en color como campos vectoriales.....	27
2.3.1	VDED- Técnica de Detección de bordes basado en dispersión de vectores (Plataniotis y Venetsanopoulos 2000).	28
2.3.2	Técnica de Scharcanski y Venetsanopoulos. Operadores Vectoriales Direccionales.	29
2.4	Detectores de Bordes.....	31
2.4.1	Algoritmo Detector de Bordes de Canny (1986).....	31
2.4.2	Detector de bordes basado en el operador de Laplace.....	34
2.4.3	Detector de bordes de Sobel.	36
2.5	Algoritmos de Correlación (Matching).....	38
2.5.1	Métodos de Correlación Cruzada Normalizada.....	39
2.5.2	Método de Correlación Invariante a la Escala. (SIFT).	41
2.5.3	Localización Piramidal.	43
2.6	Conclusiones parciales.....	44
	CAPÍTULO 3: Solución Propuesta.	45
3.1	Introducción.....	45
3.2	Solución propuesta.....	45
3.3	Características del algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer.	46
3.3.1	Código en Matlab del Detector de Bordes de Sobel.....	47
3.3.2	Código en Matlab Filtro de Suavizamiento de Fourier.....	47
3.3.3	Resolución Piramidal.	51
3.3.4	Transformación de distancia.	52
3.3.5	Estructura de las Plantillas o patrones de identificación.	56
3.3.6	Requisitos de Hardware.....	57
3.4	Validación de la Propuesta.....	57
3.4.1	Selección de Expertos. Método Delphi.....	57

ÍNDICE

3.4.2	Determinar la cantidad de expertos	58
3.4.3	Conformar Listado de Expertos.....	58
3.4.4	Confirmar participación de expertos.....	59
3.4.5	Entrega de encuestas y el procedimiento.	59
3.5	Resultados de la Encuesta.....	59
3.6	Conclusiones.....	60
	CONCLUSIONES GENERALES.....	62
	Recomendaciones	63
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64
	BIBLIOGRAFÍA.....	66
	ANEXOS.....	67
	GLOSARIO DE TÉRMINOS.....	70

INTRODUCCIÓN

INTRODUCCIÓN

A lo largo de la historia el ser humano ha implementado diversos métodos para reconocerse y poder distinguirse entre las demás personas, así como poder reconocer el ambiente que lo rodea. Diariamente las personas tienen que tratar con mucha información como: caras, textos, piezas de música, etc. Sin embargo aunque numerosos son los estudios y técnicas desarrolladas con el fin de obtener una idea de los procesos que lleva a cabo el cerebro humano para realizar comparaciones entre entidades con un alto grado de similitud, hoy en día todavía continúan siendo un misterio en muchos de sus aspectos.

Con la llegada de las computadoras digitales hace treinta años, un nuevo horizonte lleno de posibilidades se abrió para la humanidad. Estas máquinas equipadas con dispositivos sensoriales y conversores, eran capaces de observar el mundo real. Además de almacenar toda esta información y recuperarla luego, también podían establecer relaciones entre observaciones pasadas y presentes. Aquí tomó auge el reconocimiento de patrones que no es más que la ciencia que se ocupa de los procesos sobre ingeniería, computación y matemáticas relacionados con objetos físicos y/o abstractos, con el propósito de extraer información que permita establecer propiedades entre conjuntos de dichos objetos.[1]

El reconocimiento de patrones en imágenes digitales ha concitado gran interés en las últimas décadas debido a que ha permitido abordar problemas de inspección visual, de reconocimiento de números, letras manuscritas, el reconocimiento de huellas dactilares, de rostro, etc.

Numerosos son los métodos que se han desarrollado hasta la actualidad utilizando el reconocimiento de patrones, ejemplo de algunos son: Métodos de Correlación Cruzada, Redes Neuronales, Localización Piramidal, Localización Invariante a la Escala, entre otros. Sus aplicaciones han sido muy diversas, dentro de las más relevantes y utilizadas actualmente se encuentran: previsión meteorológica, reconocimiento de caracteres, reconocimiento de voz, aplicaciones en medicina, reconocimiento de huellas dactilares, reconocimiento de caras, interpretación de fotografías, reconocimiento de objetos, reconocimiento de música, etc.

Con el creciente desarrollo de las tecnologías cada país ha ido incrementando las investigaciones en las técnicas de reconocimiento de patrones. Es un hecho que son ilimitados los logros que se pueden obtener aplicando esta ciencia a cada sector de la sociedad.

INTRODUCCIÓN

En Cuba desde la década del cincuenta se vienen realizando estudios para el reconocimiento de patrones en imágenes digitales. Para ello se crearon centros de investigaciones altamente preparados para el desarrollo de esta rama, entre ellos se encuentra el Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV), El Centro de Química Farmacéutica (CQF), el Centro de Estudio de Energía y Medio Ambiente (CEEMA) en Cienfuegos, entre otros.

En las universidades de Cuba también se han creado numerosos centros investigativos para apoyar el desarrollo tecnológico e incrementar el sector productivo a nivel nacional. Dentro de estas universidades la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) con una fuerte base tecnológica y un amplio perfil productivo garantiza una inmensa capacidad investigativa que facilita las condiciones necesarias para que se convierta en el centro de enseñanza superior de mayor fortaleza científica del país en el área de la informática y tenga un peso importante dentro del sistema científico cubano. En este centro existen varios perfiles de desarrollo de software y varios departamentos productivos donde se llevan a cabo los proyectos de investigación. Dentro de las líneas de investigación de este centro se encuentra: El Procesamiento de Imágenes y Señales, donde el principal encargado de desarrollar esta línea investigativa es el Departamento de Señales Digitales.

En este departamento se lleva a cabo el desarrollo de varios productos con vista al cumplimiento de la línea investigativa de la universidad. Uno de los productos que se ha venido desarrollando en el departamento de Señales Digitales es el de Captura y Catalogación de Medias, el cual consiste principalmente en la captura y grabación de señales de video o audio, para su posterior procesamiento, análisis y catalogación entre las medias almacenadas.

En el producto de Captura y Catalogación de Medias como método para incrementar el valor y aporte del producto, no existe un proceso de reconocimiento de imágenes de forma automática, que permita realizar la búsqueda de imágenes específicas contenidas en una serie de videos, con el objetivo de catalogarlas según criterios identificativos como el lugar o zona donde se realizó la toma, u objetos que puedan encontrarse dentro de las imágenes que puedan representar situaciones específicas.

Ante la **situación problemática** anteriormente descrita surge como problema a resolver la necesidad de reconocer imágenes de forma automática en el producto Captura y Catalogación de Medias.

Para darle solución al problema planteado se establece como **Objeto de Estudio** de la Investigación los algoritmos de comparación de características, que implica un algoritmo por comparación de bordes que permita el reconocimiento de imágenes como campo de acción.

INTRODUCCIÓN

Se concibe como **Objetivo General** proponer un algoritmo que permita el reconocimiento de imágenes por comparación de bordes en el producto Captura y Catalogación de Medias.

A partir de los estudios y las investigaciones realizadas en función de resolver la problemática planteada, surge la **Idea a Defender**: Si se define un algoritmo por comparación de bordes para el producto Captura y Catalogación de Medias, este permitirá el reconocimiento de imágenes para realizar búsquedas en un conjunto de videos o secuencia de imágenes de video.

Con la intención de que se cumplan los objetivos trazados durante la concepción de la investigación se estableció una secuencia de tareas a cumplir que consisten en:

1. Búsqueda y revisión bibliográfica.
2. Definir los algoritmos por comparación de características.
3. Definir los algoritmos por comparación de bordes.
4. Identificar los algoritmos que se ajusten al producto de Captura y Catalogación de Medias.
5. Definir el algoritmo a utilizar en el producto de Captura y Catalogación de Medias.

Con el propósito de darle solución al objetivo general trazado durante la investigación, se pusieron en práctica varios métodos científicos incluyendo métodos teóricos y empíricos:

Los **métodos teóricos** permiten estudiar las características del objeto de investigación que no son observables directamente, facilitan la construcción de modelos e hipótesis de investigación y crean las condiciones para ir más allá de las características fenomenológicas y superficiales de la realidad, contribuyendo al desarrollo de las teorías científicas y para su ejecución se apoyan en el proceso de análisis y síntesis. [2]

Posibilitan el conocimiento del estado del arte del fenómeno, su evolución en una etapa determinada, su relación con otros fenómenos, así como su aislamiento como objeto estudiado. [2]

Los métodos teóricos utilizados en la investigación se presentan a continuación.

- **Método histórico-lógico**: Este método permitió estudiar de forma analítica la trayectoria histórica real del reconocimiento digital de imágenes, su evolución y desarrollo.
- **Método analítico sintético**: Este método permitió buscar la esencia del reconocimiento digital de imágenes, los rasgos que lo caracterizan y lo distinguen. Admitió analizar las teorías, documentos,

INTRODUCCIÓN

etc. Permitiendo la extracción de los elementos más importantes que se relacionan con el reconocimiento digital de imágenes.

Los métodos empíricos: Admitió extraer de los fenómenos analizados, las informaciones que se necesitan sobre ellos a través de observaciones, del uso de técnicas investigativas, y la propia experimentación. [2]

El método empírico utilizado en la investigación se presenta a continuación.

- **Observación:** Mediante este método se recogió la información de cada uno de los algoritmos de reconocimiento de patrones por comparación de bordes, y de las técnicas de reconocimiento que pueden utilizar cada uno de estos algoritmos.

Estructura de la investigación.

El contenido de este trabajo se encuentra estructurado en tres capítulos, los que se definen de la siguiente manera:

-En el capítulo 1: Búsqueda y revisión bibliográfica que sustenta la investigación, así como definir los algoritmos por comparación de características que se deben analizar donde se obtiene todo lo relacionado con los algoritmos por comparación de bordes.

-En el capítulo 2: Se realiza un estudio donde se identifican los algoritmos que se ajusten al producto de Captura y Catalogación de Medias.

-En el capítulo 3: Propuesta del algoritmo a utilizar en el producto de Captura y Catalogación de Medias.

CAPÍTULO 1: Fundamentación Teórica.

1.1 Introducción.

El producto de Captura y Catalogación de Medias para poder realizar la búsqueda de una imagen debe realizar un proceso de reconocimiento de esta para su posterior identificación, lo cual significa que trata de identificar o clasificar una imagen mediante el análisis de sus características.

Para poder llegar al proceso que se debe realizar para el reconocimiento de la imagen, así como del algoritmo a utilizar en dicho proceso, se necesitan analizar algunos conceptos y estudios realizados con el fin de dar entendimiento al objetivo que se desea cumplir.

Conceptos asociados al dominio del problema.

1.2 Imagen y Video digital.

Para captar una imagen digital para su posterior procesamiento, lo primero es obtener de un video la imagen digital que se desea procesar. Por lo tanto es importante conocer primeramente que es una imagen y un video digital.

1.2.1 Imagen Digital.

La imagen digital es cualquier imagen, fija o en movimiento, que se capture en un medio electrónico y que se represente como un archivo de información leído como una serie de pulsos eléctricos. Es una imagen dividida en una cuadrícula hecha de pequeños puntos llamados píxeles, está definida por dos características específicas, resolución y profundidad del color. [3]

- **Resolución.**

Es la relación entre las dimensiones y la calidad visual de la imagen (ver figura 1). Cuando se trata de reconocer imágenes, la resolución es un factor a tener en cuenta producto de que si no tiene buena calidad visual sería muy difícil distinguir la imagen y por ende realizar correctamente los procesos de reconocimiento. Ella misma incluye dos aspectos: La cantidad de puntos que componen efectivamente la imagen y la densidad de los puntos en la visualización o la impresión.



Figura 1. Imagen en diferentes resoluciones, pixeles por pulgada.

- **Profundidad del color.**

Es el número de bits que se utilizan para guardar cada uno de los números que corresponden a la imagen en la memoria del ordenador. [4]

Define el número de colores que puede mostrarse en cada pixel. Una imagen de un bit puede visualizar blanco o negro. Con 8 bits podemos visualizar doscientos cincuenta y seis colores. Por norma general, a partir de 8 bits por canal, la calidad ya es más que suficiente para apreciar una imagen con una gama tonal muy rica y definida, muy cercana a la realidad.

1.2.1.1 Imagen digital a colores.

Con el paso de los años y el desarrollo de las tecnologías el mundo ha ido dejando atrás las imágenes monocromáticas y se ha dirigido a evolucionar cada vez más el mundo digital a colores.

La percepción del color es un acto subjetivo realizado en el cerebro humano tras procesar la información que le llega de ambas retinas. Sin duda alguna las imágenes digitales a colores brindan gran facilidad a los sistemas de reconocimiento por la clara identidad que le ofrecen a cada objeto. Entre los modelos más usados para representar el color en las imágenes se encuentra el RGB. [5]

• **RGB:**

Es un sistema aditivo de colores generados por una fuente de luz que se emplea en las pantallas de TV, en las cámaras digitales, en los escáner, etc. Los colores básicos son rojo, verde y azul (RGB= Red, Green y Blue), el resto de los colores se obtiene por combinación de los básicos. A diferencia de las imágenes en escala de grises, las imágenes a color requieren de la combinación de las tres bandas de color, para representar el color de un pixel. [5]

Este modelo de representación de colores producto de que es un sistema que usa pocos canales, utiliza menos espacio en memoria, y brinda una amplia gama de colores.

1.2.2 Video Digital.

Con la inminente tendencia a desarrollar las tecnologías en cuanto a televisión digital, es imposible separar el Video Digital de los sistemas actuales de reconocimiento de imágenes, tanto sea para identificar objetos en una secuencia de video, como para reconocer logos o medios propagandísticos que obstruyen la visión del mismo.

El vídeo digital es un tipo de sistema de grabación de vídeo que funciona usando una representación digital de la señal de vídeo. Es el resultado de la combinación de secuencias de imágenes, audio, texto y movimiento que se obtienen por muestreo y cuantificación de la señal de video analógica. Está compuesto por fotogramas, que son cada una de las imágenes individuales de una secuencia o animación, por tomas, que son las secuencias de imágenes realizadas en un mismo plano y por escenas, que representan un conjunto de tomas relacionadas entre sí. [6]

1.3 Procesamiento Digital de Imágenes.

La revolución tecnológica ha permitido diseñar cámaras y ordenadores cada vez más potentes, lo cual ha provocado la aparición y desarrollo de los sistemas de visión artificial que pretenden desarrollar dos actividades estrechamente relacionadas:

- El análisis de imágenes digitales que tiene como objetivo la descripción y reconocimiento del contenido de una imagen digital.
- La visión computacional que pretende dotar a los ordenadores de la capacidad de poder simular la visión humana.

Para poder realizar estas actividades los sistemas de visión artificial necesitan utilizar el procesamiento digital de imágenes, el cual consiste básicamente en la transformación de una imagen del mundo real a un formato digital que pueda ser leído por un ordenador, y su posterior procesamiento por parte de este. [7]

Los objetivos fundamentales del procesamiento de imágenes son:

- Mejorar la calidad visual de las imágenes para permitir la interpretación humana. [8]
- Extraer información de las imágenes en un formato entendible por el ordenador. [8]

CAPÍTULO 1: FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

El procesamiento digital de imágenes consta de varias etapas que se ejecutan consecutivamente para obtener los resultados esperados a partir de la imagen original.

- Digitalización.
- Preprocesamiento.
- Segmentación.
- Representación y descripción.
- Reconocimiento e interpretación.

La primera etapa se denomina Digitalización, la labor que realiza es la de captar una imagen real mediante un dispositivo adecuado, y utilizando un conversor analógico digital realiza la conversión de la imagen captada a un formato digital que pueda ser leído por el ordenador.

A la digitalización le sigue otra etapa llamada Preprocesamiento la cual se encarga de contrarrestar alguna degradación que pudo haber sido introducida por el sistema de captura como pueden ser, ruido, pérdida de la definición de la imagen, etc. De esta forma se evita que en las siguientes etapas se trabaje directamente sobre la imagen degradada.

La tercera etapa se nombra Segmentación, y su objetivo fundamental es la extracción la información contenida en la imagen. Dicha extracción se realiza mediante una descomposición de la imagen en unidades o partes que son homogéneas con respecto a una o más características, y que tienen una fuerte relación con objetos o áreas del mundo real.

La salida generada por la segmentación suele ser una imagen binaria. Para que el ordenador pueda seguir realizando las siguientes etapas, se hace necesario describirle la salida del proceso de segmentación de una forma adecuada. Por consiguiente la imagen binaria resultante del proceso de segmentación representa o bien el contorno de los objetos hallados, o bien la región que abarca cada objeto. Esta etapa es conocida como Representación y viene acompañada de la Descripción, la cual extrae información de la representación elegida, obteniéndose las características que permitirán la posterior clasificación de los objetos. Entre estas características se encuentran, el perímetro del contorno, el área, el número de huecos, y los puntos más significativos o relevantes.

Por último, existen dos etapas denominadas Reconocimiento e Interpretación, de las cuales el reconocimiento se encarga de etiquetar o clasificar los diferentes objetivos de la imagen y agruparlos según sus características en una misma clase. Y finalmente la Interpretación se encarga de darle un significado a los grupos de objetos reconocidos. [8]

En la figura 2 se muestran las etapas de un sistema de visión artificial.

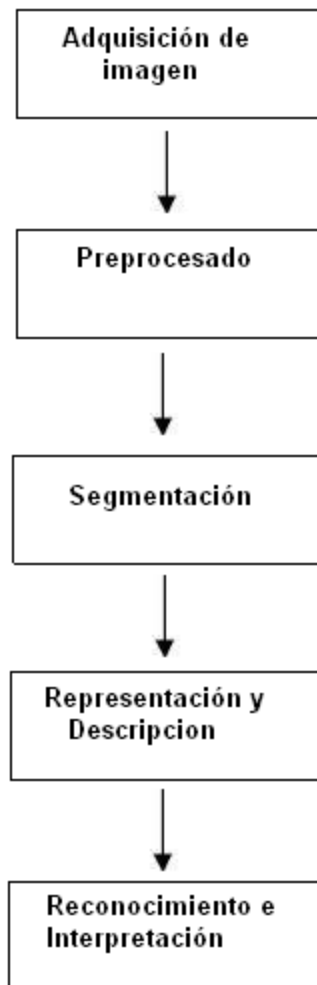


Figura 2. Etapas fundamentales de un sistema de visión artificial.

1.3.1 Reconocimiento de Imágenes. Segmentación.

Crear un algoritmo de segmentación de imágenes que se pueda utilizar en cada una de las aplicaciones tecnológicas existentes en la actualidad, aún es un sueño para los investigadores.

Los métodos para llevar a cabo las segmentaciones varían ampliamente dependiendo de la aplicación específica, tipo de la imagen, y otros factores. También el ruido, volúmenes parciales, y movimientos en la imagen pueden tener consecuencias significativas en el desempeño de los

algoritmos de segmentación. No existen métodos que sean generales y que puedan ser aplicados a cualquier variedad de datos. De cualquier forma, los métodos que son especializados para aplicaciones particulares, pueden obtener mejores resultados tomando en cuenta conocimiento a priori [9]. Por lo tanto, la selección de un método apropiado para un problema de segmentación puede ser muy difícil.

La segmentación subdivide una imagen en partes u objetos. Vincula la división o separación de la imagen en regiones de atributos similares, considerando el atributo más básico de segmentación, la amplitud, aunque los contornos y la textura de la imagen también han de ser considerados. [9]

Su objetivo fundamental es extraer información contenida en la imagen representada, o bien el contorno de los objetos hallados, o bien la región que abarca cada objeto. [9]

Dentro de los métodos más utilizados se pueden citar, los métodos basados en colores, los cuales realizan la segmentación dependiendo del color que se le especifique, extraen de la imagen captada la región que cumpla con las características del color especificadas. Otro de los métodos más utilizados son los basados en la forma de la imagen.

Métodos basados en la forma de la imagen.

Consiste en correlacionar los contornos de figuras patrones, con los bordes de la imagen, en los distintos niveles que se esté analizando.

Los métodos de análisis de forma se pueden clasificar atendiendo al tipo de puntos de la imagen que utilicen, dentro de los más utilizados se encuentran los métodos basados en el contorno o métodos externos. [10]

Métodos basados en el contorno o métodos externos: Solo utilizan los puntos que forman parte de la frontera o bordes del objeto para obtener la estructura del objeto.

El contorno de un objeto se puede obtener utilizando un algoritmo de segmentación. Esta es una de las etapas más difíciles del procesamiento digital de imágenes debido a las siguientes causas. [7]

- Ambigüedad de la imagen.
- Presencia del ruido.

La detección de bordes ha sido la técnica de segmentación más utilizada por los algoritmos de reconocimiento de imágenes basados en los contornos, producto de que su objetivo es localizar la frontera o contorno de la imagen. [11]

Objeto de Estudio.

1.4 Algoritmos de Extracción de Características.

El problema de selección de características es equivalente a buscar en un grafo dirigido (ver figura 3), donde el nodo raíz corresponde al conjunto de todas las características. En el grafo, cada nodo corresponde a un subconjunto de características y cada rama representa la inclusión del subconjunto. Los subconjuntos se codifican como tiras binarias, donde el entero 1 indica que una característica está presente en un subconjunto y 0 indica que la característica está ausente [12]

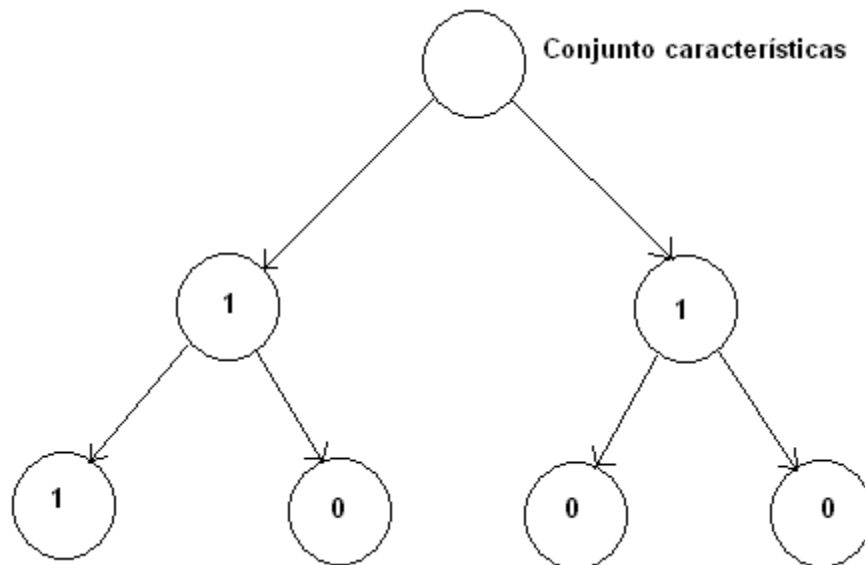


Figura 3. Grafo Dirigido.

1.4.1 Métodos de Selección de Características.

La extracción de características realiza la extracción de los rasgos que resultan en alguna información cuantitativa de interés, o características que son básicas para diferenciar una clase de objetos con otra. [13]

Un método de selección de características típicamente requiere lo siguiente:

- Un criterio de evaluación para comparar subconjuntos de características.
- Un procedimiento de búsqueda.

➤ Un criterio de detención, típicamente un umbral de significancia o la dimensión del espacio final de características. [14]

Según Cover y Van Campenhout ningún procedimiento secuencial de selección de características puede garantizar la obtención del subconjunto óptimo, salvo la búsqueda exhaustiva. Estos autores encontraron que cualquier ordenamiento de las probabilidades de error de cada uno de los subconjuntos de características es posible. Esto quiere decir, por ejemplo, que el mejor subconjunto de características no necesariamente está compuesto por las mejores características individuales. Dentro de los métodos de búsqueda exhaustiva que mantienen una solución única se encuentran los métodos secuenciales.

1.4.1.1 Métodos que mantienen una solución única. Métodos Secuenciales.

Estos métodos agregan o eliminan características iterativamente hasta satisfacer algún criterio de detención. Tienen dos categorías.

1- **Los métodos hacia delante (forward).** Comienzan con el conjunto vacío y van agregando características.

2- **Los métodos hacia atrás (backward).** Comienzan con todas las características disponibles y van eliminando una a una.

Estos métodos son sub-óptimos, y sufren del problema de que las características descartadas en el método de búsqueda hacia atrás, no pueden volver a seleccionarse. Del mismo modo, una vez seleccionadas las características en el método de búsqueda hacia adelante, éstas no pueden ser descartadas posteriormente. [14]

Si se utilizan las dos en un mismo sistema resulta muy eficiente, y toma el nombre de método de búsqueda secuencial del flotante, brindando la posibilidad de añadir y extraer características de forma dinámica, hasta un criterio de detección.

1.4.2 Algoritmos de Detección de Características.

La extracción de características orientada a la identificación de patrones presenta múltiples alternativas en el procesamiento de imágenes. Entre los métodos más usuales se encuentra, la detección de bordes, de texturas y de color.

1.4.2.1 Detección de características por textura.

La textura es una de las propiedades visuales fundamentales en todos los objetos que nos rodean y es factor importante para su reconocimiento o clasificación. El análisis de textura tradicionalmente se clasifica en dos ramas importantes, el análisis estadístico y el análisis estructural. En el primero se intenta obtener ciertas características de la textura a partir de la relación de intensidad de un pixel con otro en una posición específica. Diversas medidas o características son calculadas a partir de las distribuciones de probabilidad de esas relaciones. El análisis estructural comienza por la detección del elemento básico de la imagen.

1.4.2.2 Detección de características por color.

Con el cambio actual de las imágenes de monocromáticas a color. El color en las imágenes ha sido de gran utilidad para los métodos de búsqueda y detección de características, puesto que permite realizar la búsqueda de imágenes dado un color específico, y permite detectar una imagen debido a su color.

El método consiste en comparar entre cada pixel de la imagen su color, y dado el lugar de mayor concentración del color, se puede detectar el objeto deseado.

Estos métodos tienen su mayor utilidad en los buscadores web como Google, Xcavator, entre otros para buscar las imágenes que contengan la mayor cantidad de píxeles de un color deseado, y para detectar señales que contengan un color específico, como las señales de tránsito.

1.4.2.3 Detección de Características por Bordes.

La importancia de las técnicas de detección de bordes radica en el hecho de que muchas tareas de procesamiento digital de imágenes como son la segmentación de imágenes, compresión de imágenes, reconocimiento de objetos, entre otros, dependen de la precisión con la que los bordes de los objetos sean obtenidos. Al utilizar una técnica de detección de bordes, se está asumiendo que los bordes contienen una información esencial de la imagen, como son los límites de la imagen, que pueden ser utilizados para el análisis, detección de la imagen, y para aplicaciones de filtrado. Estos algoritmos tratan de extraer los objetos de la imagen localizando sus contornos o fronteras. Un detector de bordes recibe como entrada una imagen digitalizada y produce como salida un mapa de bordes (ver figura 3, 4 y anexos).

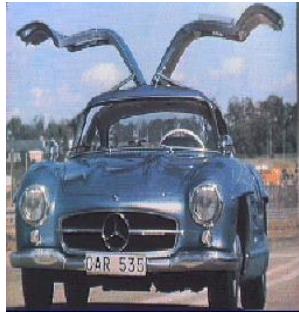


Figura 4. Imagen Original.



Figura 5. Información del detector de bordes.

Un atributo que se debe tener muy en cuenta para la detección de bordes es el color, y ocurre producto de que una imagen en color, suministra más información que una imagen monocromática. En una imagen monocromática, no se puede distinguir los bordes entre dos objetos de una misma imagen, si tienen diferentes tonos de color y una misma intensidad luminosa. [15]

Debido a la información adicional que brinda la imagen a color para la detección de los contornos es el gran valor e importancia que se le da a este atributo. Para demostrar su importancia se tienen:

- El color representa un potente descriptor que facilita la identificación de una imagen específica y su extracción de la escena. [7]
- Cuando las imágenes tienen bajo nivel de contraste la imagen en color proporciona más información que la imagen monocromática. [7]
- El progreso tecnológico como las cámaras, procesadores y memorias facilitan el eficiente trabajo del procesamiento de imágenes. [7]

Existen varios tipos de bordes, algunos son para imágenes monocromáticas y otros para imágenes a color.

Tipos de bordes para imágenes a color.

El borde de una imagen a color puede ser una discontinuidad en el espacio tridimensional de color, la cual puede ser producida por cambios, en uno o varios componentes del espacio de color. [7]

Los bordes en imágenes en color se clasifican, según su origen, según los cambios en un campo vectorial, y según la información de color de su alrededor. [7]

Se encuentran:

Bordes provocados según su origen.

- Bordes provocados por formas geométricas.
- Bordes provocados por reflejos.
- Bordes provocados por sombras.
- Bordes provocados por cambios materiales.

1.4.3 Características de los algoritmos de detección de bordes en imágenes a color.

Los algoritmos de detección de bordes se componen fundamentalmente por el espacio de color que utilizan, el filtro de suavización, y los fundamentos teóricos.

- **Espacio de color que utilizan:** La mayoría se pueden utilizar en cualquier espacio de color, pero algunos han sido diseñados para ser aplicados a un espacio de color en concreto.
- **Fundamentos teóricos en que se basan:** Se han utilizado diversas técnicas para detectar los bordes en imágenes en color. Algunas de ellas son variantes de técnicas monocromáticas, y otras han sido diseñadas específicamente para imágenes en color.

En la detección de bordes, se buscan operadores que nos den lo más preciso posible los valores de la amplitud del borde, y el de un punto en concreto. Dada esta característica, una buena detección de bordes, es fundamental para la visión artificial orientada al reconocimiento de imágenes. Si la detección es pobre o devuelve bordes en donde no los hay, pueden existir problemas, como error en la detección, error en la localización, o múltiples respuestas. [16]

- **El filtro de Suavizamiento para disminuir el ruido:** Todos los detectores de borde pueden ser complementados con una fase previa de suavización, que permita disminuir el ruido a la vez que se preservan los bordes. Uno de los filtros más usados para este proceso es el filtro utilizando la transformada de Fourier.

1.4.4 Filtro de Suavizamiento utilizando la Transformada de Fourier.

La Transformada de Fourier es una herramienta matemática que hace corresponder a una función f con valores reales o complejos. Tiene un uso muy amplio en lo referente al tratamiento digital de imágenes y señales, se encuentra implementado bajo la forma de dispositivos electrónicos de reconocimiento de voz e imagen; puede ser aplicada a varios campos como análisis espectral, ecuaciones diferenciales, etc.

CAPÍTULO 1: FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

Es una serie infinita que converge puntualmente a una función continua y periódica. Se emplea para analizar funciones periódicas, a través de la descomposición de dicha función en una suma infinitesimal de funciones senoidales como combinación de senos y cosenos con frecuencias enteras. Su uso en la descripción de objetos consiste, en que generalmente con los primeros valores que devuelve permite diferenciar distintos objetos de forma rápida y precisa. [17]

Los pasos a seguir para el filtrado se muestran a continuación ver figura 6.

Se realiza una transformación de la imagen al dominio de la frecuencia mediante la transformada de Fourier.

Esto permite que el filtrado sea más sencillo (multiplicación) y pueda ser más *preciso* en frecuencia.

- Se aplica la Transformada de Fourier
- Se aplica el filtro
- Se aplica la transformada inversa

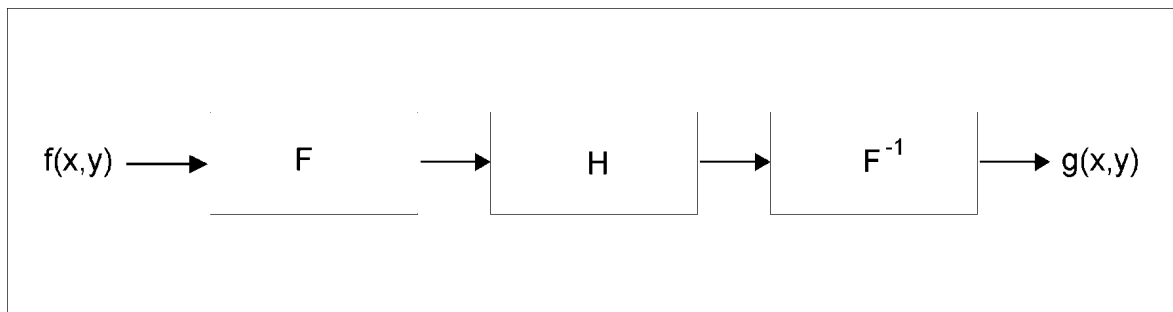


Figura 6. Filtrado por Fourier.

Las series de Fourier tienen la forma.

$$F(u) = \int f(x) e^{[-j2\pi ux]} dx$$

Transformada inversa.

$$f(x) = \int F(u) e^{[j2\pi ux]} du$$

Para el caso de una imagen se requiere aplicar la transformación en 2-D.

Transformado de Fourier.

$$F(u) = \int \int f(x, y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy$$

Transformada inversa

$$f(x) = \int \int F(u, v) e^{j2\pi(ux+vy)} du dv$$

Propiedades de la Transformada de Fourier.

- Separabilidad: se puede separar la transformada en cada dimensión, de forma que se puede calcular en renglones y luego en las columnas de la imagen.
- Traslación: Multiplicación por un exponencial corresponde a traslación en frecuencia (y viceversa). Se hace uso de esta propiedad para desplazar F al centro de la imagen:
- Rotación: Rotando f por un ángulo se produce el mismo rotación en F (y viceversa).
- Periodicidad y simetría: La transformada de Fourier y su inversa son simétricas respecto al origen y periódica con un periodo N .
- Convolución: En el dominio espacial corresponde a una multiplicación en el dominio de la frecuencia (y viceversa).

La transformada de Fourier es un método simple y sencillo de implementar, es utilizado para filtrar las características de la imagen teniendo en cuenta sus propiedades geométricas, como el escalado, la rotación, traslación y punto de comienzo, logra filtrar el contorno o borde de la imagen de manera muy eficiente, ya que presenta buenos resultados cerca de las regiones de alta curvatura. Contiene una fácil asociación del concepto de frecuencia con ciertas características de la imagen, como cambios de tonalidad y cambios bruscos. Proporciona flexibilidad en el diseño de soluciones de filtrado. Es un método muy rápido en el filtrado puesto que utiliza el teorema de la convolución.

1.4.4.1 Teorema de la Convolución.

El Teorema de Convolución implica que podemos calcular un producto de convolución de dos funciones multiplicando sus correspondientes Transformadas de Fourier, y al resultado aplicarle la

Transformada de Fourier inversa. En el caso de señales discretas, las distintas longitudes que pudieran tener las sucesiones de puntos de cada una de las funciones, son posibles causas de errores en el cálculo final de la convolución, es por ello que ambas funciones han de definirse en una misma cantidad de puntos por cada eje.

Proceso de Convolución ó Filtro de Convolución.

Un Filtro de Convolución, para una imagen digital, en el espacio real (X, Y), puede representarse como una matriz cuadrada o rectangular (matriz de convolución), de dimensiones (M, N) mucho más pequeñas que las de la imagen. La matriz de convolución se desplaza sobre la imagen de tal forma que, el elemento central de la matriz de convolución coincida con cada uno de los píxeles de la imagen. En cada posición, se multiplica el valor de cada píxel de la imagen, que coincide en posición con un elemento de la matriz de convolución, por el valor de éste. El píxel de la imagen, que coincide con el elemento central de la matriz de convolución, es substituido por la suma de los productos. [18]

Situación Problemática.

El Departamento de Señales Digitales tiene como fuente de trabajo el desarrollo de productos que respondan las demandas de la línea investigativa clasificada como Procesamiento de Imágenes y Señales, dentro de la Universidad de Ciencias Informáticas(UCI).

El Producto de Captura y Catalogación de Medias (SCCM) es uno de los productos que se ha venido desarrollando dentro del Departamento de Señales Digitales desde el año 2009. Su surgimiento está dado producto de que en la actualidad varios sectores, como son industrias, corporaciones e instituciones públicas, presentan necesidades crecientes de documentación, y de archivos de contenidos audiovisuales. En muchas de ellas se presentan necesidades similares relacionadas con la grabación, almacenamiento, y gestión eficiente de grandes volúmenes de archivos multimedia, que en algunos casos incluye además la digitalización de archivos audiovisuales.

Dentro de los objetivos específicos del Producto de Captura y Catalogación de Medias se encuentra, desarrollar una herramienta en software libre, que permita realizar el análisis automatizado de los contenidos almacenados de las medias.

Este producto se inicia al captar una imagen de un video o una serie de videos, y luego procesarla para su posterior catalogación. El procesado de la imagen consiste en realizar el reconocimiento de una imagen u objeto específico dentro del video, o de una foto tomada del propio video.

En su fase inicial el Producto cuenta con una herramienta la cual realiza, una serie de cambios de plano de la media de video, que permiten resumir de forma gráfica, rápida y cómoda la acción del video, es decir obtiene un resumen del video procesado.

Con vista a incrementar el valor y aporte del producto Captura y Catalogación de Medias, se hace necesario un algoritmo de reconocimiento automático de imágenes, que permita la búsqueda de imágenes como monumentos, estatuas, torres, fuentes, plazas, etc, contenidas en una serie de videos, las cuales brinden información del lugar donde se realizó la toma. Permitiendo así la clasificación de la media por lugares o zonas del mundo, u objetos que puedan encontrarse dentro de las imágenes que puedan representar situaciones específicas.

Una posible solución a este problema sería la propuesta, de un algoritmo de reconocimiento de imágenes por comparación de bordes, que utilice plantillas con objetos de referencia.

Estos algoritmos son los más utilizados en el reconocimiento de imágenes, producto de su rápido tiempo de procesamiento, y es su factibilidad en cuanto a costo.

1.5 Análisis de otras soluciones existentes.

A medida que se han ido desarrollando las tecnologías en la rama de la inteligencia artificial se han incrementado cada vez más las aplicaciones sobre el reconocimiento de imágenes, las cuales brindan maravillosos resultados. Algunas de ellas son:

Proyecto Aguará sobre reconocimiento automático de caras. Octubre 2006.

Autores: Cecilia Aguerrebere Otegui, Germán Capdehourat Longres, Mauricio Delbracio Bentancor, Matías Mateu Graside.

Desarrollado en: Facultad de Ingeniería, Universidad de la República. Montevideo, Uruguay.

Este proyecto se presenta para un sistema biométrico de reconocimiento, orientado a una aplicación de control de acceso, utilizando como característica biométrica una imagen digital del rostro de la persona. Utiliza como método de extracción de características y estimador de desplazamiento los métodos basados en búsqueda exhaustiva, tanto en una pequeña región como en direcciones particulares. Las características faciales las obtiene utilizando un método por comparación de bordes

que devuelve los puntos por coordenadas de la imagen. En este trabajo la representación de la cara fue enfocada a características locales. Esto apunta a utilizar explícitamente el hecho de estar trabajando con una cara. Se concentró esfuerzos en estudiar uno en particular, los Wavelets de Gabor y su utilización a través de las ideas básicas del algoritmo de Reconocimiento de Caras. Esta aplicación también procesa la imagen y la compara con las existentes en una base de datos para obtener los resultados. En la Figura 7 se muestra un esquema de su funcionamiento. [19]

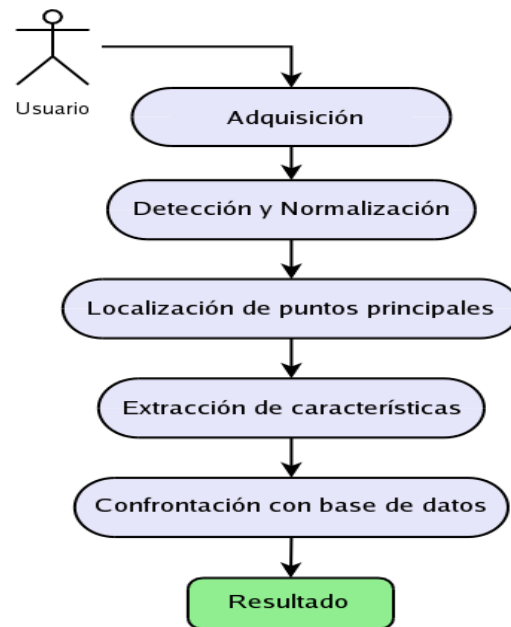


Figura 7. Esquema de funcionamiento. Proyecto Aguará.

Reconocimiento de Huellas Dactilares Usando Características Locales. Junio 2008.

Autores: Gualberto Aguilar, Gabriel Sánchez, Karina Toscano, Mariko Nakano, Héctor Pérez

Desarrollado en: ESIME Culhuacan, Instituto Politécnico Nacional. Av. Santa Ana 1000, 04430 México D.F.

Este proyecto se creó para la detección y el reconocimiento de huellas dactilares con el objetivo de aumentar la seguridad en los sistemas restringidos. Se realizó un sistema para reconocimiento de huella dactilar usando combinación de Transformada Rápida de Fourier (FFT) con Filtros de Gabor para aclarar la imagen y después un novedoso método para el reconocimiento usando características locales el que se basa principalmente en analizar las bifurcaciones y terminaciones de los borde. Para

CAPÍTULO 1: FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

este trabajo se utilizó un lector con superficie óptica. Debemos tener presente que en una imagen entre mayor sea su calidad, menor es la probabilidad de encontrar puntos falsos, debido a que un punto falso es creado en muchas ocasiones por una mala calidad de la imagen de entrada. El sistema consiste de dos etapas importantes. La primera etapa consiste en una combinación de dos algoritmos para aclarar y reconstruir la información de la imagen. La segunda etapa consiste en usar minucias para el reconocimiento y en algunos casos una etapa de discriminación de imágenes parecidas con el fin de que el sistema nos entregue a la salida una sola imagen. El sistema consiste de siete pasos: Adquisición, Etapa de Preprocesamiento, Aclaración, Adelgazamiento, Extracción de Minucias, Reconocimiento y algunas veces una etapa de Verificación. [20]



Figura 8. Lector óptico usado y ejemplo de imágenes obtenidas con el propio lector.

Las pruebas realizadas consistieron en el reconocimiento de 100 personas. Cada persona realizó cinco pruebas y los resultados se presentan a continuación.

El Porcentaje usando solamente FFT, obtuvo una identificación verdadera de 93.1%, 3.8% de identificación falsa, y 3.1% sin identificación.

Porcentaje usando solamente Gabor, obtuvo 94.1% de identificación verdadera, 3.3% de identificación falsa, y 2.6% sin identificación.

El porcentaje total utilizando los dos filtros obtuvo una identificación verdadera de 95.9%, un 2.5% de identificación falsa, y 1.6% sin identificación.

La implementación del sistema con estas características es muy aceptable debido a que presenta un alto porcentaje de identificación y 0.1% de falsa identificación, el 1,6% sin identificación no es un

problema ya que el usuario solamente tendrá que poner nuevamente su huella para que el sistema lo reconozca correctamente.

Detención y Reconocimiento de Señales de Tránsito. Junio 2007.

Autores: Cristián Arriagada García, Diego Aracena-Pizarro

Desarrollado en: Facultad de Ingeniería, Universidad de Tarapacá, Chile

Este proyecto presenta un prototipo que permite ayudar a un conductor de un vehículo a colocar atención a las señales del tránsito que estén en la vía, pretendiendo asistir al conductor, y por ende evitar infracciones o accidentes. El prototipo desarrollado con técnicas de visión computacional permite detectar y reconocer las señales presentes en la vía e informar su naturaleza al conductor mediante una señal audible o proyección visual.

La investigación se centró principalmente en las fases de detección inicial; con el fin de contar con una heurística rápida, aprovechando la segmentación por color, y detección inicial por bordes, utilizando el algoritmo de Chamfer, así cuando la detección por color falla se pasa automáticamente a la detección por contornos. Para finalmente detectar y reconocer los símbolos de la señal, utilizaron técnicas de transformación distancia y Transformación Jerárquica de Chamfer acondicionadas para este tipo de aplicación, el cual realiza la comparación de los puntos de borde u otras características de bajo nivel de un patrón, si están presentes en una imagen digital.

Como una manera de minimizar el tiempo de demora del proceso de correlación de contornos, emplearon la técnica de Chamfer anexando la técnica de resolución piramidal, la cual permite realizar la operación de correlación desde una imagen de menor tamaño a una de mayor tamaño, es decir, de acuerdo a la técnica desde un mayor nivel hasta la original que es la de menor nivel (Figura. 9).

Para la extracción de las características de los bordes utilizan un algoritmo secuencial de dos pasadas sobre la imagen, "forward" y "backward".

Los resultados de las pruebas realizadas son bastante aceptables, ya que entregaban localizaciones muy exactas de la señal de tránsito detectada, y que junto a la resolución piramidal y la detección por color o por bordes, demuestra la eficacia y exactitud del algoritmo de Chamfer empleado. [21]

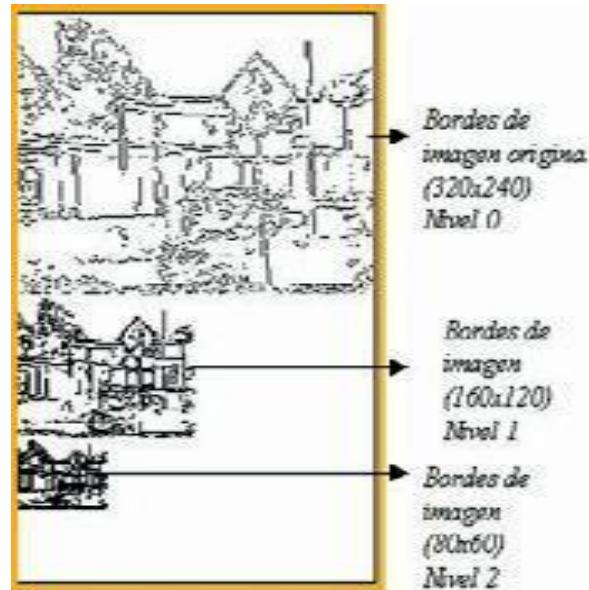


Figura 9. Imagen Piramidal.

1.6 Conclusiones.

La fundamentación teórica se encausó a mostrar que el reconocimiento de patrones en imágenes digitales tiene gran importancia dentro de la rama de inteligencia artificial. Demostrando la gran variedad de técnicas que se han desarrollado, como son el reconocimiento de caras, reconocimiento de textos, símbolos, señales, huellas dactilares, etc.

Se presentan algunas de las aplicaciones más utilizadas a nivel mundial dando a conocer hasta que punto de la inteligencia artificial ha llegado el reconocimiento de imágenes.

Al efectuar la investigación se pudo conocer la información que brindan los algoritmos de extracción de características, principalmente los algoritmos de extracción de características por bordes.

También se puede percibir la gran variedad de bibliografía existente sobre el reconocimiento de patrones en imágenes digitales.

CAPÍTULO 2: Algoritmos de Comparación de Bordes.

2.1 Introducción.

Obtener un algoritmo por comparación de bordes para aplicarlo a un producto que necesite un proceso de reconocimiento de imágenes no es algo sencillo. Se debe realizar un estudio de los algoritmos que puedan dar solución al problema, para después identificar cual de ellos se ajusta al producto que se desea utilizar.

Los algoritmos de reconocimiento de imágenes a color deben contar con un buen algoritmo de detección de bordes, un algoritmo de búsqueda de características, y un proceso de correlación con la imagen a identificar. Solo con la combinación de estas características se logra un satisfactorio reconocimiento de la imagen.

Los algoritmos de detección de bordes en imágenes en color utilizan dos técnicas principales, las técnicas de detección de bordes basadas en técnicas monocromáticas y las técnicas de detección de bordes que consideran a las imágenes en color como campos vectoriales.

Técnicas de detección de bordes.

2.2 Técnicas de detección de bordes basados en técnicas monocromáticas.

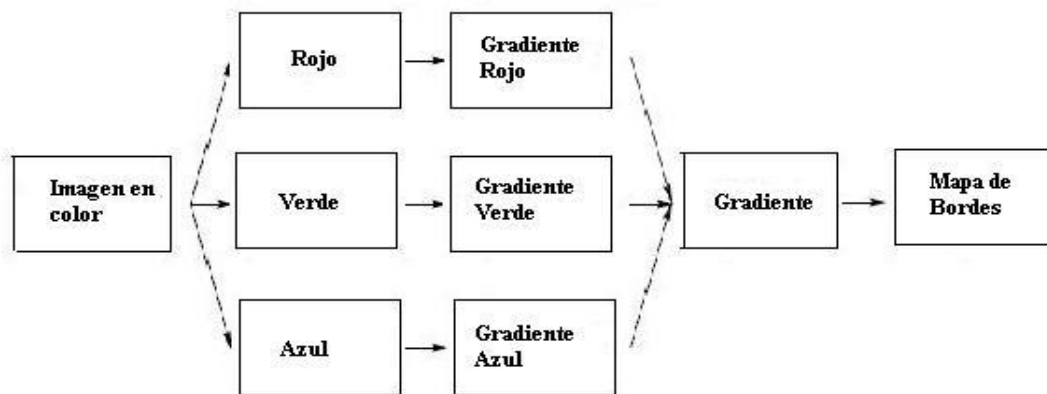
Son técnicas de detección de bordes en imágenes monocromáticas utilizadas para diseñar diferentes detectores de bordes en imágenes a color. Los más utilizados son los detectores basados en los gradientes monocromáticos. [16]

2.2.1 Técnica de Métodos Gradientes. Algoritmo propuesto por Hedley M. y Yan H. 1992.

Este algoritmo esta basado en los gradientes monocromáticos. Se caracteriza primeramente por descomponer la imagen en sus componentes de color, luego estima el gradiente monocromático a cada una de las componentes de la imagen en color, después combina los gradientes monocromáticos para calcular el gradiente de la imagen en color, y finalmente identifica los bordes mediante umbralización.

Utiliza el espacio de colores RGB. En la figura 10 se muestra el proceso de extracción del gradiente monocromático a imágenes definidas en el espacio de color RGB. [16]

CAPÍTULO 2: ALGORITMOS DE COMPARACIÓN DE BORDES



Descomposición Operador de gradiente monocromático Combinación Identificación

Figura 10. Extracción del Gradiente.

El gradiente es un vector, en donde sus componentes miden la rapidez en que los valores de los píxeles cambian en la distancia y en las direcciones x e y, dx y dy son las distancias en las direcciones x e y respectivamente, en términos de número de píxel entre dos puntos.

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \Delta_x = \frac{f(x+d_x,y) - f(x,y)}{dx}$$

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = \Delta_y = \frac{f(x,d_y+y) - f(x,y)}{dy}$$

En orden de detectar la presencia de una discontinuidad en el gradiente, se debe calcular el cambio en el gradiente en el punto (i, j). Esto se puede hacer referenciando la medida aportada por la magnitud del gradiente y su dirección.

$$M = \sqrt{\Delta_x^2 + \Delta_y^2}$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta_y}{\Delta_x}\right)$$

CAPÍTULO 2: ALGORITMOS DE COMPARACIÓN DE BORDES

En imágenes discretas se puede considerar dx y dy en términos del número de píxeles entre dos puntos. Así, cuando $dx=dy=1$ y el punto donde vamos a medir el gradiente tiene coordenadas (i, j) tenemos que:

En orden de detectar la presencia de una discontinuidad en el gradiente, debemos calcular el cambio en el gradiente en el punto (i, j) . Esto se puede hacer referenciando la medida aportada por la magnitud del gradiente y su dirección. [16]

$$\begin{aligned}\Delta_x &= f(i+1, j) - f(i, j) \\ \Delta_y &= f(i, j+1) - f(i, j)\end{aligned}$$

Para la implementación y computación del gradiente se utilizan máscaras o filtros que representan o equivalen a dichas ecuaciones. En este caso, computar el gradiente sobre toda una imagen con las condiciones de que $dx=dy=1$ consiste en convolucionar la imagen con unas máscaras del tipo:

$$\Delta_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \Delta_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Estos algoritmos pueden utilizar determinados operadores para aumentar la capacidad de las máscaras para detectar los gradientes. Lo que significa que además determinar el gradiente a lo largo de las direcciones x e y también pueden detectarlos en las direcciones de 45° y 135° , utilizando máscaras de tamaño 3×3 o incluso mas grandes. [16]

La ventaja de utilizar máscaras grandes es que los errores producidos por efectos del ruido son reducidos mediante medias locales tomadas en los puntos en donde se superpone la máscara. Por otro lado, las máscaras normalmente tienen tamaños impares, de forma que los operadores se encuentran centrados sobre los puntos en donde se calculan los gradientes. [16]

Su principal problema radica en como combinar los gradientes de componentes de color en un único gradiente. Algunos de los posibles métodos para resolver estos problemas son el propuesto por (Hedley y Yan. 1992). El cual consiste en:

Sumar los gradientes de cada una de las componentes.

$$\vec{\nabla} f(x, y) = \vec{\nabla} R(x, y) + \vec{\nabla} G(x, y) + \vec{\nabla} B(x, y)$$

Estimar la magnitud del gradiente como el máximo de las magnitudes de los gradientes monocromáticos.

$$\|\vec{\nabla}f(x, y)\| = \max\{\|\vec{\nabla}R(x, y)\|, \|\vec{\nabla}G(x, y)\|, \|\vec{\nabla}B(x, y)\|\}$$

Estimar la magnitud del gradiente como la raíz cuadrada de la suma de los cuadros de las magnitudes de los gradientes monocromáticos.

$$\|\vec{\nabla}f(x, y)\| = \sqrt{\|\vec{\nabla}R(x, y)\|^2 + \|\vec{\nabla}G(x, y)\|^2 + \|\vec{\nabla}B(x, y)\|^2}$$

Estimar la magnitud del gradiente como la suma de las magnitudes de los gradientes monocromáticos.

$$\|\vec{\nabla}f(x, y)\| = \|\vec{\nabla}R(x, y)\| + \|\vec{\nabla}G(x, y)\| + \|\vec{\nabla}B(x, y)\|$$

Por los estudios realizados este método se considera como insatisfactorio debido a que no tiene en cuenta la correlación entre las componentes del espacio de color. Si se utiliza la suma de los gradientes monocromáticos para estimar el gradiente del color puede ocurrir que no se detecten todos los bordes o pueden detectarse falsos bordes.

2.3 Técnicas de detección de bordes que consideran a las imágenes en color como campos vectoriales.

Se han desarrollado muchas técnicas de detección de bordes que consideran las imágenes en color como campos vectoriales que asocian a cada punto un vector que tiene como componentes sus valores en cada uno de los planos del espacio de color. Estos algoritmos tratan de utilizar de forma conjunta la información suministrada por cada una de las componentes del espacio de color.

Algunas técnicas y conceptos utilizados por los detectores de bordes en imágenes en color que consideran a las imágenes en color como campos vectoriales son la Reducción de las dimensiones de la imagen mediante la proyección de los vectores sobre un eje, Ordenamiento de vectores, Derivadas de segundo orden, Entropía, Técnicas de Clustering, Histogramas, polinomios ortogonales, entre otras. [16]

2.3.1 VDED- Técnica de Detección de bordes basado en dispersión de vectores (Plataniotis y Venetsanopoulos 2000).

El método más simple de reordenamiento para detectar bordes en color es el VR (Rango de los vectores).

$$VR = \|\vec{X}^{(n)} - \vec{X}^{(1)}\|$$

VR representa la desviación que hay entre el vector aislado de mayor rango y el vector mediana en una ventana W . El valor VR obtenido en cada ventana W es asignada al punto central de la misma. Cuando la distancia entre los vectores de W sea cercana el valor de VR será pequeño, lo que significa que W esta situada sobre una región uniforme, es decir con poca variación. Sin embargo cuando hay presencia de un borde en W la respuesta de VR será mayor, ya que $\vec{X}^{(1)}$ pertenecerá a un lado del borde en el que los niveles de color de los puntos son muy diferentes a los del otro lado del borde donde esta situado $\vec{X}^{(n)}$. Por consiguiente, los bordes pueden ser obtenidos umbralizando los valores asignados por VR en cada punto. [22]

Este método es muy sensible al ruido, principalmente al ruido de tipo impulsivo ya que generalmente los vectores aislados corresponden a puntos contaminados con ruido.

Para solucionar este problema Plataniotis y Venetsanopoulos propusieron una serie de medidas de dispersión que ofrecen unos cálculos más robustos en presencia del ruido. Una de estas medidas es el denominado VDED (Detector de bodes basado en dispersión de vectores) que utiliza combinaciones lineales de vectores ordenados

$$\begin{aligned} VDED &= OSO \left(\|\sum_{i=1}^n \alpha_{i1} \vec{X}^{(i)}\|, \|\sum_{i=1}^n \alpha_{i2} \vec{X}^{(i)}\|, \dots, \|\sum_{i=1}^n \alpha_{ik} \vec{X}^{(i)}\| \right) \\ &= OSO_j \left(\|\sum_{i=1}^n \alpha_{ij} \vec{X}^{(i)}\| \right), j = 1, 2, \dots, k \end{aligned}$$

Donde $\| \cdot \|$ es una norma apropiada y OSO representa un operador estadístico basado en la ordenación. A partir de la elección de de los coeficientes α_{ij} y de OSO se pueden definir diferentes detectores de bordes en color. Un ejemplo simple es:

$$VDED = \left\| \sum_{i=1}^n \alpha_i \vec{X}^{(i)} \right\|$$

El detector VR es un caso especial de esta medida si se eligen los siguientes coeficientes:

$$\alpha_1 = -1, \alpha_n = 1 \text{ y } \alpha_i = 0, \forall i \in \{2, \dots, n-1\}.$$

Con los estudios realizados se puede confirmar que estos métodos presentan una gran dificultad desde el punto de vista matemático, y es que no cumplen con dos de los requisitos fundamentales que debería tener un detector de bordes, que son, ser insensible al ruido y que debe responder apropiadamente a bordes en forma de pendiente, asignando un valor mayor a los puntos del borde que a los situados alrededor. Para mejorar estas deficiencias se tendría que implementar otros algoritmos matemáticos más complejos lo cual haría la ejecución de este detector mucho más difícil, lo cual provoca un trabajo computacional sumamente complejo. [22]

2.3.2 Técnica de Scharcanski y Venetsanopoulos. Operadores Vectoriales Direccionales.

Estos algoritmos obtienen el vector gradiente de una imagen mediante el uso de operadores vectoriales direccionales. Estos operadores vectoriales direccionales pueden ser considerados como generalizaciones de los operadores básicos como el operador de Prewitt.

$$\Delta H = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Delta V = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Los operadores horizontales y verticales poseen una componente positiva y otra negativa.

Para operadores de tamaño $(2W+1) \times (2W+1)$, la configuración es la siguiente.

$$\Delta H = [H_- \ 0 \ |H_+], \quad \Delta V = \begin{bmatrix} V_- \\ 0 \\ V_+ \end{bmatrix}$$

Donde el parámetro W es un número entero positivo. Estas componentes negativas y positivas H_- , H_+ , V_- y V_+ son denominadas núcleos de convolución, que generan vectores que se corresponden con el promedio local de los colores. Para estimar el gradiente en el punto (X_0, Y_0) , las salidas de estas componentes son calculadas mediante las siguientes expresiones:

$$\vec{H}_+(x_0, y_0) = \frac{1}{w(2w + 1)} \sum_{y=y_0-w}^{y_0+w} \sum_{x=x_0+1}^{x_0+w} \vec{f}(x, y)$$

$$\vec{H}_-(x_0, y_0) = \frac{1}{w(2w + 1)} \sum_{y=y_0-w}^{y_0+w} \sum_{x=x_0-1}^{x_0-w} \vec{f}(x, y)$$

$$\vec{V}_+(x_0, y_0) = \frac{1}{w(2w + 1)} \sum_{y=y_0+1}^{y_0+w} \sum_{x=x_0-w}^{x_0+w} \vec{f}(x, y)$$

$$\vec{V}_-(x_0, y_0) = \frac{1}{w(2w + 1)} \sum_{y=y_0-1}^{y_0-w} \sum_{x=x_0-w}^{x_0+w} \vec{f}(x, y)$$

Donde $\vec{f}(x, y)$ representa el color $(R(x, y), G(x, y), B(x, y))$ en el punto de la imagen (x, y) .

Para estimar las variaciones locales en las direcciones horizontal y vertical, se calculan las siguientes diferencias de vectores. (23)

$$\Delta \vec{H}(x_0, y_0) = \vec{H}_+(x_0, y_0) - \vec{H}_-(x_0, y_0)$$

$$\Delta \vec{V}(x_0, y_0) = \vec{V}_+(x_0, y_0) - \vec{V}_-(x_0, y_0)$$

Los valores escalares $\|\Delta \vec{H}(x_0, y_0)\|$ y $\|\Delta \vec{V}(x_0, y_0)\|$ reflejan las variaciones en las direcciones horizontal y vertical, respectivamente. Los puntos locales en los canales o planos de color no pueden obtenerse mediante la suma de los componentes de $\Delta \vec{H}(x_0, y_0)$ y $\Delta \vec{V}(x_0, y_0)$ debido a que puede producirse mutua compensación de sus valores en algunas situaciones como cuando las variaciones del mismo contraste se encuentran en direcciones opuestas. Aunque se puede determinar la variación local del color considerando que las componentes son independientes y calculando la magnitud y la dirección del vector resultante de la siguiente manera. [23]

$$\|\vec{\nabla} f(x_0, y_0)\| = \sqrt{\|\Delta \vec{H}(x_0, y_0)\|^2 + \|\Delta \vec{V}(x_0, y_0)\|^2}$$

$$\theta = \arctan \left[\frac{\Delta V'(x_0, y_0)}{\Delta H'(x_0, y_0)} \right] + k\pi$$

Donde k es un entero y:

$$\Delta V'(x_0, y_0) = \begin{cases} \|\Delta \vec{V}(x_0, y_0)\| & \text{Si } \|\vec{V}_+(x_0, y_0)\| \geq \|\vec{V}_-(x_0, y_0)\| \\ -\|\Delta \vec{V}(x_0, y_0)\| & \text{En otro caso} \end{cases}$$

$$\Delta H'(x_0, y_0) = \begin{cases} \|\Delta \vec{H}(x_0, y_0)\| & \text{Si } \|\vec{H}_+(x_0, y_0)\| \geq \|\vec{H}_-(x_0, y_0)\| \\ -\|\Delta \vec{H}(x_0, y_0)\| & \text{En otro caso} \end{cases}$$

Donde $\|\cdot\|$ representa la norma euclídea.

Por los estudios realizados aunque este algoritmo no presenta problemas con el ruido, si presenta la dificultad que el contraste del color no tiene signo, lo cual provoca ambigüedades en la dirección de los vectores. Aunque existen algunos métodos matemáticos que han tratado de eliminar este problema hasta ahora ninguno ha tenido total éxito, por lo que no es computacionalmente eficiente.

2.4 Detectores de Bordes.

2.4.1 Algoritmo Detector de Bordes de Canny (1986).

El algoritmo de Canny es usado para detectar todos los bordes existentes en una imagen. Este algoritmo esta considerado como uno de los mejores métodos de detección de contornos que emplea máscaras de convolución y esta basado en la primera derivada.

Este algoritmo se basa fundamentalmente en un criterio de detección que expresa el hecho de evitar la eliminación de bordes importantes y no suministrar falsos bordes, un criterio de localización, que establece que la distancia entre la posición real y la localizada del borde se debe minimizar, un criterio de una respuesta que integre las respuestas múltiples correspondientes a un único borde.

El algoritmo de Canny consiste en tres grandes pasos:

- 1- Obtención del gradiente: en este paso se calcula la magnitud y orientación del vector gradiente en cada píxel.
- 2- Supresión no máxima: en este paso se logra el adelgazamiento del ancho de los bordes, obtenidos con el gradiente, hasta lograr bordes de un píxel de ancho.
- 3- Histéresis de umbral: en este paso se aplica una función de histéresis basada en dos umbrales; con este proceso se pretende reducir la posibilidad de aparición de contornos falsos.

Para la obtención del gradiente, lo primero que se realiza es la aplicación de un filtro gaussiano a la imagen original con el objetivo de suavizar la imagen y tratar de eliminar el posible ruido existente. Este suavizado se obtiene promediando los valores de intensidad de los píxeles en el entorno de vecindad con una máscara de convolución de media cero y desviación estándar. [24]

Una vez que se suaviza la imagen, para cada píxel se obtiene la orientación del gradiente, obteniendo así dos imágenes.

Las dos imágenes generadas sirven de entrada para generar una imagen con los bordes adelgazados. El procedimiento es el siguiente: se consideran cuatro direcciones identificadas por las orientaciones de 0° , 45° , 90° y 135° con respecto al eje horizontal. Para cada píxel se encuentra la dirección que mejor se aproxime a la dirección del ángulo de gradiente.

El algoritmo para determinar el gradiente consiste en lo siguiente.

Entrada: imagen I , máscara de convolución H , con media cero y desviación estándar.

Salida: imagen E_m de la magnitud del gradiente, imagen E_o de la orientación del gradiente

A - Suavizar la imagen I con H mediante un filtro gaussiano y obtener J como imagen de salida.

B - Para cada píxel (i, j) en J , obtener la magnitud y orientación del gradiente basándose en las siguientes expresiones:

El gradiente de una imagen $f(x, y)$ en un punto (x, y) se define como un vector bidimensional dado por la ecuación:

$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \end{bmatrix}$$

Siendo un vector perpendicular al borde, donde el vector G apunta en la dirección de variación máxima de f en el punto (x, y) por unidad de distancia, con la magnitud y dirección dadas por:

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = |G_x| + |G_y|, \quad \phi(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x}$$

C - Obtener E_m a partir de la magnitud de gradiente y E_o a partir de la orientación, de acuerdo a las expresiones anteriores.

Posteriormente se observa si el valor de la magnitud del gradiente es más pequeño que al menos uno de sus dos vecinos en la dirección del ángulo obtenida en el paso interior. De ser así se asigna el valor 0 a dicho píxel, en caso contrario se asigna el valor que tenga la magnitud del gradiente.

La salida de este segundo paso es la imagen I_n con los bordes adelgazados, es decir, $E_m(i, j)$, después de la supresión no máxima de puntos de borde. [24]

Este método luego de obtener la imagen suele tener máximos locales creados por el ruido. El algoritmo utiliza para solucionar este problema la histéresis del umbral, lo cual consiste en tomar la imagen, la orientación de los puntos de borde de la imagen y tomar dos umbrales, el primero menor que el segundo. Para cada punto de la imagen se debe localizar el siguiente punto de borde no explorado que sea mayor al segundo umbral. Luego a partir de dicho punto seguir las cadenas de máximos locales conectados en ambas direcciones perpendiculares a la normal del borde siempre que sean mayores al primer umbral, logrando así marcar todos los puntos explorados y almacenar la lista de todos los puntos en el contorno conectado.

El algoritmo para la supresión del ruido funciona de la siguiente manera.

Entrada: imagen E_m de la magnitud del gradiente, imagen E_o de la orientación del gradiente.

Salida: imagen n .

Considerar: Cuatro direcciones 1 d, 2 d, 3 d, 4 d identificadas por las direcciones de 0° , 45° , 90° y 135° con respecto al eje horizontal.

Para cada píxel (i, j) :

Primero encontrar la dirección d que mejor se aproxima a la dirección $E_o(i, j)$, que viene a ser la perpendicular al borde.

Segundo Si $E_m(i, j)$ es más pequeño que al menos uno de sus dos vecinos en la dirección d , al píxel (i, j) de I_n se le asigna el valor 0, $I_n(i, j) = 0$ (supresión), de otro modo $I_n(i, j) = E_m(i, j)$.

Tercero Devolver I_n .

El algoritmo de Canny por ultimo procede a cerrar los contornos que pudiesen haber quedado abiertos por problemas de ruido. El procedimiento consiste en buscar para cada píxel uno de los ocho patrones posibles que delimitan la continuación del contorno en tres direcciones posibles. Esto se logra con la convolución de cada píxel con una máscara específica. Cuando alguno de los tres puntos es ya un píxel de borde se entiende que el borde se ha cerrado, de lo contrario se elige el píxel con el valor máximo de gradiente y se marca como nuevo píxel de borde y se aplica nuevamente la convolución. Estos pasos se repiten para todo extremo abierto hasta encontrar su cierre o hasta llegar a cierto número de iteraciones determinado.



Figura 11. Resultado de aplicar el Algoritmo de Canny.

El método de Canny es un método que aplica métodos de diferencias finitas basados en la primera derivada, así como utiliza también los métodos gradientes mencionados antes. Y aunque es un método sencillo que contiene gran adaptabilidad para ser utilizado, presenta como desventaja que en el proceso de suavizamiento de la imagen si se le incrementan las máscaras con el objetivo de reducir el ruido se desvanecen los bordes, y se pierde calidad en el momento de calcular la orientación, su principal uso es en la detección de imágenes con forma geométrica, pero para la detección de otros tipos de imágenes se considera ineficiente. [24]

2.4.2 Detector de bordes basado en el operador de Laplace.

Uno de los detectores de borde más usados es el operador de Laplace. Surge a partir de las derivadas de segundo orden, ya que en una función 2D, $f(x; y)$.

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

En la versión discreta, tenemos que:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + 2f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y + 1) + f(x, y - 1) + 2f(x, y)$$

Lo que da como resultado.

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y + 1) + f(x, y - 1) - 4f(x, y)$$

La máscara del filtro usada para la convolución es entonces:

$$\mathbf{L}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

La idea intuitiva es la siguiente, si el coeficiente del centro es positivo los coeficientes alrededor del centro deben de ser negativos y de esta manera la suma de los coeficientes es cero. Es decir el resultado de la convolución de esta máscara es cero cuando existe un cambio de signo en la imagen. La máscara anterior nos da un Laplaciano isotrópico a 90 grados, si se desea tener un Laplaciano isotrópico a 45 grados se puede utilizar:

$$\mathbf{L}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Además, es común encontrar que se utilizan las máscaras anteriores con los signos de los coeficientes cambiados (positivo en el centro y negativo en los alrededores).

Aunque presenta la ventaja que los bordes detectados no dependen de la rotación de los mismos y usa una sola máscara para detectar todos los bordes, tiene como desventajas que produce bordes dobles, es sensible al ruido y no es posible detectar la dirección del borde a partir de la imagen de resultado.

2.4.3 Detector de bordes de Sobel.

El operador Sobel es usado en el procesamiento de imágenes, para la detección de bordes fundamentalmente. Este es un operador diferencial que calcula una aproximación al gradiente de la función intensidad de una imagen. Representa una primera aproximación imprecisa del gradiente de la imagen, pero es de calidad suficiente para ser de uso práctico en muchas aplicaciones.

Este operador utiliza sólo valores de intensidad en una región de 3x3 alrededor de cada punto analizado para calcular el gradiente correspondiente, además de que utiliza sólo números enteros para los coeficientes que indican la aproximación del gradiente. También utiliza dos máscaras de 3x3 elementos para aplicar convolución a la imagen original con el objetivo de calcular las aproximaciones a las derivadas. Uno de estos es empleado en los cambios horizontales mientras que el segundo para los verticales.

Se define a M_x y M_y como las máscaras que representan las derivadas de la intensidad ver (figura 12).

<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td style="padding: 5px;">1</td><td style="padding: 5px;">0</td><td style="padding: 5px;">-1</td></tr> <tr><td style="padding: 5px;">2</td><td style="padding: 5px;">0</td><td style="padding: 5px;">-2</td></tr> <tr><td style="padding: 5px;">1</td><td style="padding: 5px;">0</td><td style="padding: 5px;">-1</td></tr> </table>	1	0	-1	2	0	-2	1	0	-1	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td style="padding: 5px;">1</td><td style="padding: 5px;">2</td><td style="padding: 5px;">1</td></tr> <tr><td style="padding: 5px;">0</td><td style="padding: 5px;">0</td><td style="padding: 5px;">0</td></tr> <tr><td style="padding: 5px;">-1</td><td style="padding: 5px;">-2</td><td style="padding: 5px;">-1</td></tr> </table>	1	2	1	0	0	0	-1	-2	-1
1	0	-1																	
2	0	-2																	
1	0	-1																	
1	2	1																	
0	0	0																	
-1	-2	-1																	
(a) M_x	(b) M_y																		

Figura 12. Máscaras de Sobel.

En cada punto de la imagen, los resultados de las aproximaciones de los gradientes horizontal y vertical pueden ser combinados para obtener la magnitud del gradiente, mediante:

$$M = \sqrt{M_x(x, y)^2 + M_y(x, y)^2}$$

Con esta información, podemos calcular también la dirección del gradiente:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{M_y(x, y)}{M_x(x, y)} \right)$$

Donde θ es 0 para bordes verticales con puntos más oscuros al lado izquierdo.

CAPÍTULO 2: ALGORITMOS DE COMPARACIÓN DE BORDES

Este proceso es representado imagen siguiente, a) Imagen original, b) imagen aplicando el operador de Sobel:



Figura 13. a) Imagen Original.

b) Aplicando Sobel.

Cuando el peso a los píxeles centrales, se duplica, da la ventaja famoso operador de Sobel de detección que se compone de dos máscaras para determinar el borde en forma vectorial.

Los datos sobre la dirección del borde de Sobel se pueden cambiar de diferentes maneras. Si las plantillas se invierten el sentido del borde será invertido en torno a dos ejes. Si sólo una de las plantillas se invierte, entonces la medida de dirección del borde será invertida sobre el eje elegido. Esto le da cuatro posibles direcciones para la medición de la dirección del borde proporcionada por el operador Sobel. En la figura 14 se muestra como quedaría la plantilla invertida para el operador de Sobe, y en la figura 15 se muestran las alternativas de dirección de bordes.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) $-M_x$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b) $-M_y$

Figura 14. Plantilla invertida para el operador de Sobel.

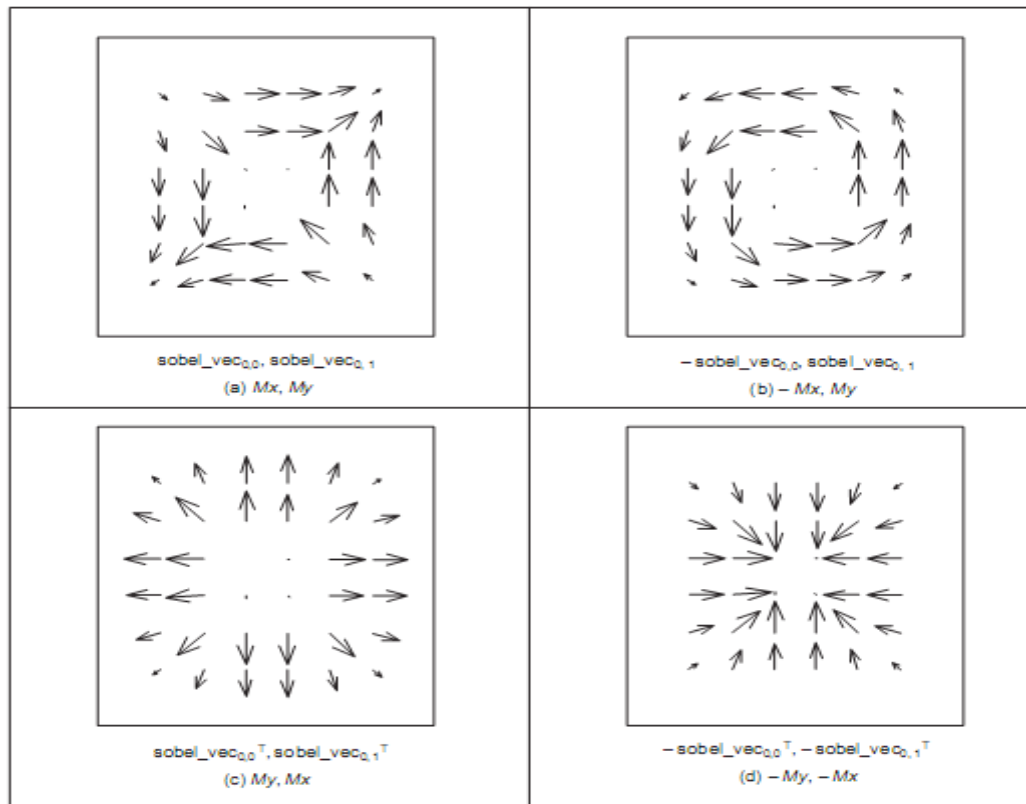


Figura 15. Alternativas de dirección de bordes.

Cambiando las plantillas de Sobel, la dirección borde medidos pueden ser dispuestos para ser normales hasta el borde mismo (en contraposición a los datos situados a lo largo del borde).

Algoritmos para el reconocimiento

2.5 Algoritmos de Correlación (Matching).

El producto de Captura y Catalogación de Medias luego de realizar la detección de las características de la imagen, debe realizar el reconocimiento de la misma con las imágenes o plantillas que existan como referencia. Este proceso se realiza tratando de correlacionar la imagen captada con las que se encuentran en la base de información.

En la actualidad existen varios métodos de correlación, dentro de los más usados se encuentran, los métodos de Correlación Cruzada Normalizada, los métodos de Correlación Invariante a la Escala, y los métodos de Correlación Piramidal.

2.5.1 Métodos de Correlación Cruzada Normalizada.

La Correlación Cruzada Normalizada es la forma más común de encontrar una plantilla en una imagen. Su mecanismo está basado en una serie de multiplicaciones, proceso el cual consume bastante tiempo. Con el uso de las nuevas tecnologías y la existencia de las multiplicaciones en paralelo se puede reducir el tiempo de procesamiento. Este método para incrementar su velocidad en el proceso de correlación debe reducir la imagen y restringir la región de búsqueda en la misma. El proceso de correlación para este método, es mover la plantilla o sub-imagen a través del área de la imagen hasta establecer un valor entre las dos imágenes en esa área. Ese proceso envuelve multiplicaciones de cada píxel de la imagen que se traslapa y entonces sumando todos los resultados, el máximo valor entre las dos imágenes indica la posición donde hacen mejor calce.

Características del método.

Como medida de similitud emplea el coeficiente de correlación cruzada dado por:

$$r = \frac{\sum g_r g_b - n \cdot \overline{g_r} \overline{g_b}}{\sqrt{(\sum g_r^2 - n \cdot \overline{g_r}^2)(\sum g_b^2 - n \cdot \overline{g_b}^2)}}$$

Donde:

n: número de píxeles de las matrices de referencia y de búsqueda.

gr: cada uno de los valores de la matriz de referencia.

gb: cada uno de los valores de la matriz de búsqueda.

g-r: valor medio de los valores de la matriz de referencia.

g-b: valor medio de los valores de la matriz de búsqueda.

r: valor de correlación. Su valor absoluto está comprendido entre 1 cuando las dos matrices son idénticas y 0 cuando son distintas.

Matriz de referencia. El objetivo de la correlación es localizar la posición de esta matriz en la matriz de búsqueda (ver figura 16 y 17).

CAPÍTULO 2: ALGORITMOS DE COMPARACIÓN DE BORDES

23	25	31	17
21	32	17	14
25	35	36	21
21	25	32	21

Figura 16. Matriz de Referencia.

5	67	34	65	23	25	31	17	23	43	31	17	23	25	31	17
21	43	67	65	21	32	17	34	21	32	51	14	21	32	17	14
24	14	32	43	25	35	36	21	25	35	36	21	25	45	36	21
21	56	31	15	21	25	21	26	31	15	32	21	21	25	32	21
21	32	67	12	21	32	21	32	18	12	31	17	23	25	31	17
76	34	86	20	25	35	23	34	39	20	17	14	87	88	76	14
18	46	34	22	21	25	18	23	34	22	54	21	25	35	36	21
14	25	67	23	25	31	17	23	21	25	32	43	21	25	32	21
78	65	24	21	32	17	14	21	24	25	31	17	23	25	31	17
45	34	42	23	43	36	67	31	21	65	47	14	89	32	17	14
23	22	12	21	25	56	21	21	25	35	36	56	25	35	36	21
23	45	66	78	89	91	12	56	21	25	32	21	21	25	32	21

Figura 17. Matriz de búsqueda.

Sobre la matriz de búsqueda se van tomando matrices del mismo tamaño que la de referencia, y calculando para cada posición el valor de "r". Obtendremos el valor máximo en la zona sombreada, que es la imagen homóloga de la de referencia.

Una vez seleccionado la posición del valor máximo de correlación, realiza un ajuste por mínimos cuadrados con éste valor y los valores de las posiciones vecinas para conseguir una localización subpíxel.

Este método presenta como desventaja que los valores de correlación no son muy exactos en los bordes de la imagen, puesto que es muy sensitiva a cambios de amplitud (intensidad) en la imagen y en la plantilla. Teniendo en cuenta que con el objetivo que se desea lograr para el producto de

Captura y Catalogación de Medias es el reconocimiento de imágenes como estatuas, monumentos, torres, etc, y estas imágenes reflejan altos grados de intensidad de luz, así como también requieren una correlación lo más exacta posible entre la imagen captada y la imagen a comparar; aunque se pueden agregar algunos términos matemáticos en la normalización para mejorar la correlación entre los bordes, este algoritmo es ineficiente para ser usado en el producto, dado que si se agregan mecanismos matemáticos haría que el algoritmo utilizara un mayor tiempo de ejecución.

2.5.2 Método de Correlación Invariante a la Escala. (SIFT).

El término SIFT proviene de Scale-Invariant Feature Transform. Es decir, es una transformación de la información que proporciona una imagen en coordenadas invariantes a la escala en el ámbito local. A partir de las características locales, se busca conseguir invariancia a la escala, orientación, parcialmente a cambios de iluminación, etc. También se puede utilizar para buscar correspondencias entre diferentes puntos de vista de una misma escena. Estas características locales se almacenan en los denominados descriptores, los cuales como su nombre indica, tratan de describir localmente zonas importantes de la imagen con determinadas variables, entre ellas el gradiente.

El algoritmo está estructurado en cuatro fases bien diferenciadas:

- Detección extrema del espacio de escala.
- Localización de los puntos de interés.
- Orientación de los puntos de interés.
- Descripción de los puntos de interés

La primera fase del algoritmo es la encargada de buscar un primer conjunto de puntos de interés de la imagen, los cuales se irán descartando a medida que se vaya pasando de fase producto de que algunos no cumple ciertos requisitos

La búsqueda se realiza sobre todas las localizaciones y todas las escalas de la imagen, ya que son características muy importantes en el momento de ver un objeto desde diferentes vistas. Para detectar localizaciones invariantes a cambios de escala, utiliza la función continua conocida como *scale-space*: $L(x, y, o)$.

Para obtener la función $L(x, y, o)$ a partir de la imagen original $I(x, y)$, utiliza una función gaussiana de la forma: $L(x, y, o) = G(x, x, y) * I(x, y)$.

La segunda fase del método SIFT se centra principalmente en almacenar toda la información disponible de cada punto de interés. Los puntos que no cumplan con el bajo contraste, y que se

encuentren localizados a lo largo de los bordes, serán descartados puesto que no son de interés, debido a que serían muy sensibles al ruido. Para eliminar estos puntos utiliza la expresión de Taylor de la función diferencia gaussiana $D(x, y, \sigma)$, hasta el término cuadrático, la cual se define como:

Si definimos un punto p de los seleccionados como punto de interés tal que $p = (x, y, \sigma)$ elevado a T , se obtiene la expresión:

$$D(p) = D + \frac{\partial D^T}{\partial p} p + \frac{1}{2} p^T \frac{\partial^2 D}{\partial p^2} p$$

Determinamos el extremo \hat{p} derivando la expresión e igualando a cero. De tal manera obtenemos:

$$\hat{p} = - \left(\frac{\partial^2 D}{\partial p^2} \right)^{-1} \cdot \frac{\partial D}{\partial p} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \end{bmatrix}$$

El vector \hat{p} resultado de la operación se definirá como offset del punto. A partir de este offset, podremos calcular el contraste de su punto de interés correspondiente.

En la tercera etapa el método se centra en calcular las orientaciones de cada punto de interés. Una vez que las obtengan se podrán construir los descriptores. Luego de detectadas las orientaciones se agrupa la información en forma de histograma, uno para cada punto de interés. De tal forma, cada histograma de orientaciones estará formado para cubrir el rango total de 360° . Los picos más altos de cada histograma son las direcciones dominantes de los gradientes locales, y por lo tanto la orientación final del punto de interés.

Los parámetros calculados hasta ahora forman un sistema de coordenadas 2D que describe localmente cada región de la imagen, y por tanto proporciona invariancia a esos mismos parámetros. El siguiente paso es, utilizando toda esa información, obtener un descriptor para cada zona de interés.

Luego de terminadas las cuatro etapas del algoritmo se procede al proceso de correlación. Por lo tanto si dos imágenes contienen descriptores muy similares, es probable que ambos estén describiendo una misma zona y por tanto sean correspondientes. Para calcular el grado de similitud entre ellos utiliza ellas, la diferencia euclídea, la cual tiene la forma:

$$dif_i = \sqrt{(a_i - b_i)^2}$$
$$dif_total = \sum_1^{128} dif_i$$

Donde dif_i es la diferencia euclídea entre el elemento a_i de un descriptor de la imagen A, y b_i su correspondiente de un descriptor de la imagen B. La variable dif_total es la suma de las diferencias euclídeas que hay entre los elementos de ambos descriptores.

Realizando esta serie de operaciones entre cada descriptor de la imagen A con cada uno de la imagen B, es capaces de decidir cuales son correspondientes con mayor probabilidad, eligiendo siempre el que haya dado una diferencia euclídea total menor.

Este algoritmo posee como desventaja que cuenta con un gran costo computacional, lo que lo hace ineficiente en tiempo de ejecución.

2.5.3 Localización Piramidal.

Estos métodos contienen como principal característica, que a manera de reducir el tiempo de búsqueda, la localización piramidal crea dos versiones comprimidas del patrón y el área de búsqueda. La compresión se basa en la reducción del tamaño hasta de cuatro veces el tamaño original ambas imágenes. La correlación primero se realiza en las imágenes reducidas y posteriormente se analiza la imagen original, pero solo en el área en donde la primera correlación encontró el máximo.

Teniendo en cuenta que los métodos de Correlación (Matching), tienen que correlacionar una la imagen detectada con muchas otras imágenes o plantillas; el método de localización piramidal es uno de los métodos a utilizar en el algoritmo propuesto para el producto de Captura y Catalogación de Medias, dado la rapidez en tiempo de ejecución que le brinda al sistema de reconocimiento.

2.6 Conclusiones parciales.

En este capítulo se analizaron los principales métodos que se utilizan en la actualidad sobre reconocimiento de patrones en imágenes digitales. Luego de analizadas las ventajas que pueden brindar cada uno de estos métodos analizados, se concluyó que el método a utilizar por el algoritmo para el producto de Captura y Catalogación de Medias, es el método de Localización Piramidal.

CAPÍTULO 3: Solución Propuesta.

3.1 Introducción

En este capítulo se caracteriza y describe el algoritmo de reconocimiento de imágenes por comparación de borde, basado en los métodos de localización Piramidal para dar solución al problema planteado. Se explican los beneficios que se pueden obtener con el uso del algoritmo, lo cual fundamenta la elección realizada.

3.2 Solución propuesta.

Basándose en los estudios e investigaciones realizadas en el capítulo anterior se propone como algoritmo de reconocimiento de imágenes a utilizar en el producto de Captura y Catalogación de Medias para la búsqueda específica de imágenes dentro de una serie de videos el algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer.

Para ajustar el algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer al uso que requiere el producto de Captura y Catalogación de Medias, y para una mejor efectividad del mismo, se propone que además de utilizar las propiedades del propio algoritmo sobre la transformación de distancia y la resolución piramidal, utilice como método de detección de bordes el operador de Sobel. Teniendo en cuenta que es un detector basado en técnicas monocromáticas, y su principal uso es en el espacio de color RGB, debe utilizar como técnica de detección de bordes, la Técnica de Métodos Gradientes propuesta por Hedley M. y Yan H. 1992, la cual se describe en el capítulo anterior. Como filtro de suavizamiento la Transformada de Fourier, dadas las facultades que brinda la misma como la rotación y escalado de la imagen, el rápido y eficaz filtraje de los bordes detectados aunque contengan numerosos puntos de curvaturas.

En los próximos epígrafes del capítulo se mostrará cada una de las características propuestas para utilizar en el Algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer.

En la figura 18 se muestra como quedarían las acciones a seguir por el algoritmo luego de adquirir la imagen.

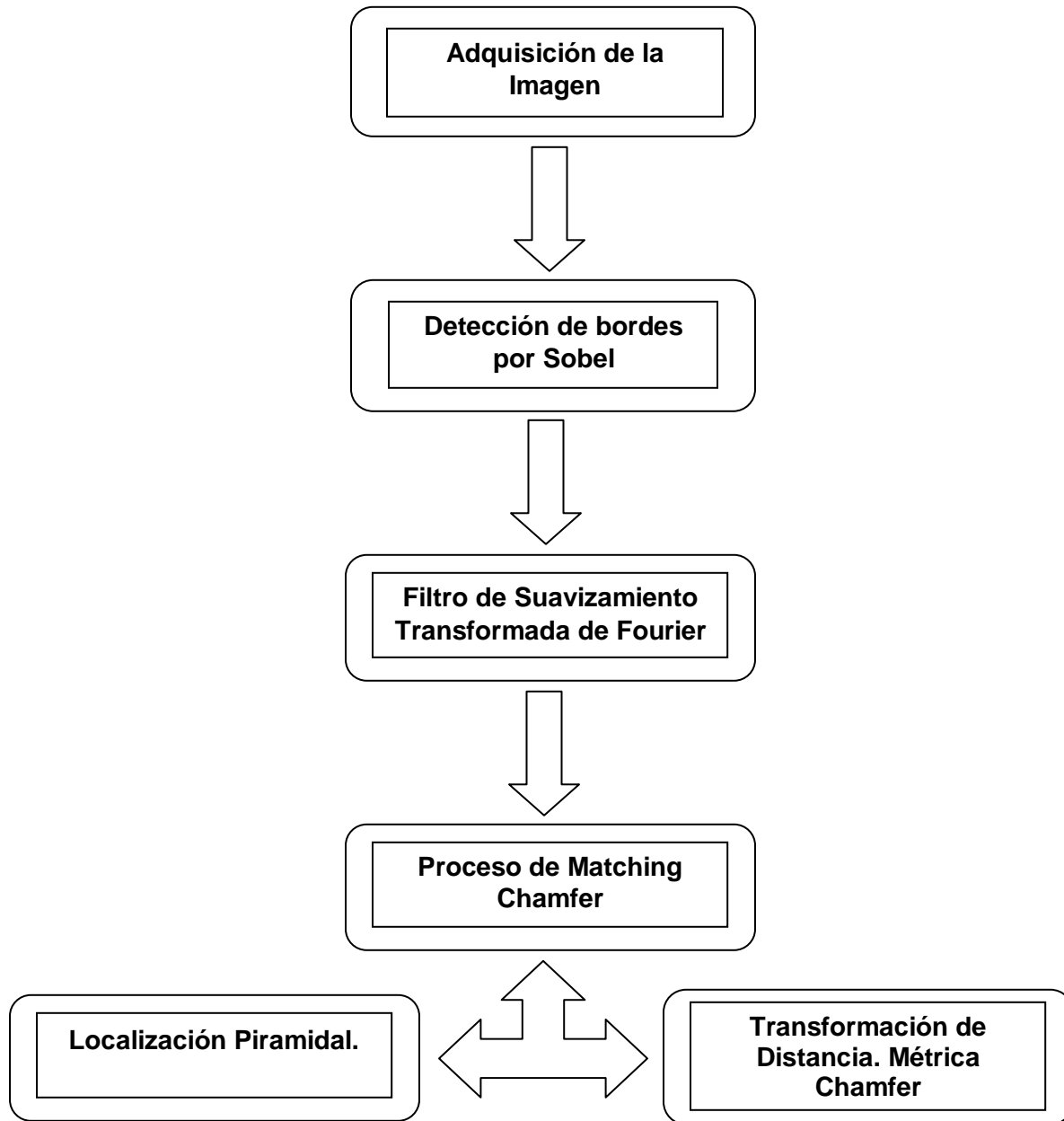


Figura 18. Diagrama de Acciones.

3.3 Características del algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer.

El algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer se basa en la búsqueda de los mínimos factor distancia entre cada posición de la imagen y la plantilla de investigación.

Utiliza una técnica de resolución piramidal que permite realizar la operación de correlación desde una imagen de menor tamaño a una de mayor tamaño, es decir, de acuerdo a la técnica desde un mayor nivel hasta la original que es la de menor nivel. También utiliza una técnica de transformación de distancia para obtener el valor de los píxeles más cercanos a un borde. [21]

Utiliza como detector de bordes de la imagen el operador de Sobel.

3.3.1 Código en Matlab del Detector de Bordes de Sobel.

```
function [E Mx My]= GSobel (img, Wsize)
for i=1: Wsize
    Sx (i)=factorial ((Wsize-1))/ ((factorial ((Wsize-1)-(i-1)))*(factorial (i-1)));
    Dx (i)=Pasc (i-1, Wsize-2)-Pasc (i-2, Wsize-2);
end
Sy=Sx';
Dy=Dx';
Mx=Sy (:)*Dx;
My=Mx';
Ey=imfilter (double (img), My,'symmetric');
Ex=imfilter (double (img), Mx,'symmetric');
E=sqrt (Ex.^2+Ey.^2);
figure, imshow (img, []), title ('Original Image');
figure, imshow (E, []), title ('Edge Image');
```

```
function P=Pasc (k, n)
if (k>=0)&&(k<=n)
    P=factorial(n)/ (factorial(n-k)*factorial (k));
else
    P=0; end
```

3.3.2 Código en Matlab Filtro de Suavizamiento de Fourier.

```
function [B, Ap, As]=firs1(N, fp, fs, fm, type, wtype)
1- Determinar los coeficientes de la ventana
```

SOLUCIÓN PROPUESTA

```
odd=rem(N+1,2);
wnd=wtype(1:4);
ft=type(1:2);
if (ft=='bs' | ft=='hp') & odd==0,
    disp('Para los filtros parabanda y pasaalta el orden del filtro debe ser par');
    return
end
if wnd=='boxc',
    w=boxcar(N+1);
elseif wnd=='hamm',
    w=hamming(N+1);
elseif wnd=='hann',
    w=hanning(N+1);
elseif wnd=='blac',
    w=blackman(N+1);
else,
    disp('Error. Ventana desconocida');return
end
```

2- Transformar las frecuencias a frecuencias digitales

- De pasobajo

```
FFp=fp/fm;FFs=fs/fm;
```

```
if ft=='lp',
```

```
    Fp=FFp;Fs=FFs;tipo=1;
```

- Filtro Pasobajo

```
elseif ft=='bp'
```

3- Hay que hacer que la pasabanda y la parabanda tenga la misma frecuencia central

- Filtro Pasabanda

```
    F0=(FFp(1)+FFp(2))/2;
```

4- Habrá que modificar alguno de las especificaciones para obtener una misma frecuencia

- Con la menor banda de transición

SOLUCIÓN PROPUESTA

```
[minimum,idx]=min([FFp(1)-FFs(1) FFs(2)-FFp(2)]);
if idx==1,
    FFs(2)=FFp(2)+minimum;
else
    FFs(1)=FFp(1)-minimum;
end
Fp=(FFp(2)-FFp(1))/2;Fs=(FFs(2)-FFs(1))/2;
elseif ft=='hp'
    Fp=FFs;Fs=FFp;
elseif ft=='bs'
    5- Lo mismo que en el caso de pasabanda
        • Filtro Parabanda
    F0=(FFs(2)+FFs(1))/2;
    [minimum,idx]=min([FFs(1)-FFp(1) FFp(2)-FFs(2)]);
    if idx==1,
        FFp(2)=FFs(2)+minimum;
    else
        FFp(1)=FFs(1)-minimum;
    end
    Fp=(FFs(2)-FFs(1))/2;Fs=(FFp(2)-FFp(1))/2;
else
    disp('Error. Tipo de filtro desconocido');return
end
```

6- Cálculo de coeficientes del filtro pasabajo ideal

- Tomamos una frecuencia de corte

$$F_c = F_p + 0.2(F_s - F_p) = 0.8F_p + 0.2F_s$$

$$F_c = 0.8F_p + 0.2F_s;$$

$$n = [-(N/2):N/2];$$

$$h_{LP} = 2F_c \text{sinc}(2nF_c);$$

SOLUCIÓN PROPUESTA

7- Pasar al filtro requerido con la ventana espectral especificada

```
unos=ones(1,N+1);
if ft=='lp', % Pasobajo
    B=hLP.*w;
elseif ft=='bp', % Pasabanda
    B=2*cos(2*pi*n*F0).*hLP.*w;
elseif ft=='hp', % Pasoalto
    delta=zeros(1,N+1);delta((N+2)/2)=1;
    B=(delta-hLP).*w;
elseif ft=='bs', % Parabanda
    delta=zeros(1,N+1);delta((N+2)/2)=1;
    B=(delta-2*cos(2*pi*n*F0).*hLP).*w;
end
[H,F]=freqz(B,1,500,fm);
Hdb=20*log10(abs(H));
plot(F,Hdb);grid;zoom;hold on;
A=freqz(B,1,[fp fs],fm);
A=-20*log10(abs(A));
if (ft=='lp' | ft=='hp'),
    Ap=A(1);As=A(2);
    plot([fp fs],[-Ap As],'r*');
else
    Ap=A(1:2);As=A(3:4);
    plot([fp fs],[-Ap As],'r*');
end
hold off;

return
```

3.3.3 Resolución Piramidal.

La resolución piramidal además de minimizar el tiempo de demora de la correlación, condiciona el proceso de búsqueda de un plantilla dentro de una imagen de menor resolución, el cual debe cumplir con la siguiente condición $0 < FD_x, y < TH_i$ donde FD es la medida de confianza utilizada por el método de matching de Chamfer. Para pasar al siguiente nivel de resolución y así sucesivamente, hasta los niveles de mayor resolución. En el caso que la condición se cumpla en los K niveles de la pirámide, se puede afirmar que existe una correlación exitosa. Cabe hacer notar que es necesario establecer un valor umbral (threshold, TH) para cada nivel de la pirámide, ya que al bajar de nivel los valores de FD van en aumento debido a que en una imagen de mayor tamaño, un píxel va a tener mayor distancia de un punto de borde, que en un nivel superior o de menor resolución. Esto es si hay k niveles en la pirámide, entonces habrán TH_1, TH_2, \dots, TH_k valores de umbral utilizados.

Una transformación importante es la del patrón base en cada uno de los niveles de la resolución piramidal, para esto cada una de las coordenadas de la plantilla original son escaladas de la siguiente manera:

$$y = \frac{y_{template} + 2^{nivel\ ImagPirámide}}{2^{nivel\ ImagPirámide}}$$

$$x = \frac{x_{template} + 2^{nivel\ ImagPirámide}}{2^{nivel\ ImagPirámide}}$$

Donde nivel $ImagPirámide$ es el nivel de la imagen de trabajo en la pirámide y $(x_{template}, y_{template})$ son las coordenadas de puntos de bordes de la plantilla.

El proceso de detección por bordes o contornos, junto a la resolución piramidal se convierten en una poderosa herramientas de ahorro de tiempo de procesamiento a medida que la cantidad de plantillas va en aumento, con lo cual se pueden procesar mas imágenes por unidad de tiempo, evitando la no detección de imágenes por ineficacia del sistema de detección. Esta característica del algoritmo, hace más eficiente realizar la búsqueda de imágenes para el Producto de Captura y Catalogación de Medias.

En la fig.19. Se muestra un ejemplo de una imagen con resolución piramidal.

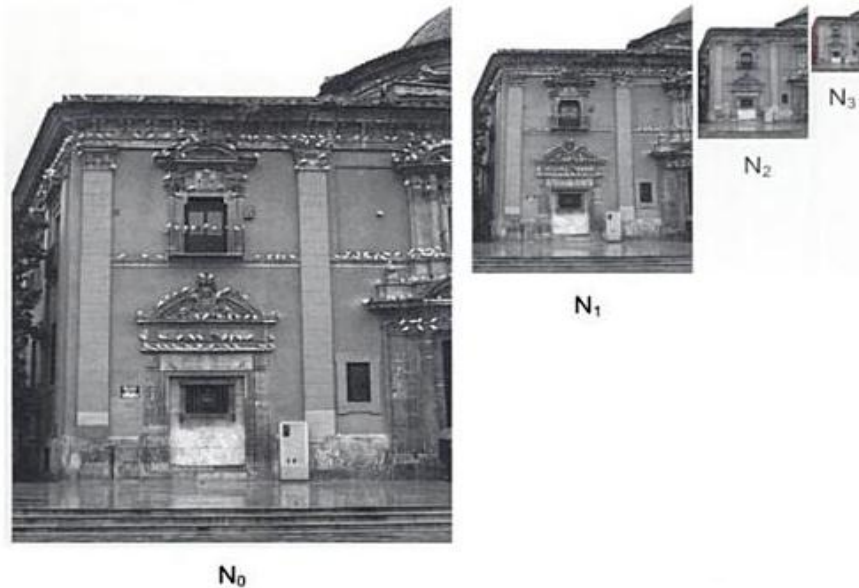


Figura 19. Imagen Piramidal con tres niveles adicionales.

3.3.4 Transformación de distancia.

La Transformación de Distancia (TD) es un proceso en el cual a partir de una imagen binaria, con píxeles de borde y fondo, se crea otra, donde cada píxel posee un valor que indica la distancia al píxel más cercano a un borde. Las distancias globales se aproximan por propagación a las distancias locales es decir, distancias entre píxeles vecinos. Los algoritmos de Transformación de Distancia normalmente utilizan rastreo de la imagen con una máscara de forma y tamaño fijo para la propagación de las distancias, independiente de las posiciones de los píxeles de borde. Las distancias calculadas son una aproximación de la distancia Euclidiana. Este algoritmo utiliza la aproximación por la métrica Chamfer. [21]

Una imagen binaria original, a la cual le sería aplicada la transformada de la distancia, consiste de píxeles característicos con valor inicial de 0, y píxeles no característicos con valor inicial en infinito, esto es, un número convenientemente grande que por los estudios realizados sobre la practica en algunas aplicaciones, se propone que para el producto Captura y Catalogación de Medias se comience por 255.

En la figura 20 se presentan las máscaras empleadas en el algoritmo. Cada casilla de las máscaras, tiene asignado un valor entero aproximado a la distancia local que sería propagada sobre la imagen.

SOLUCIÓN PROPUESTA

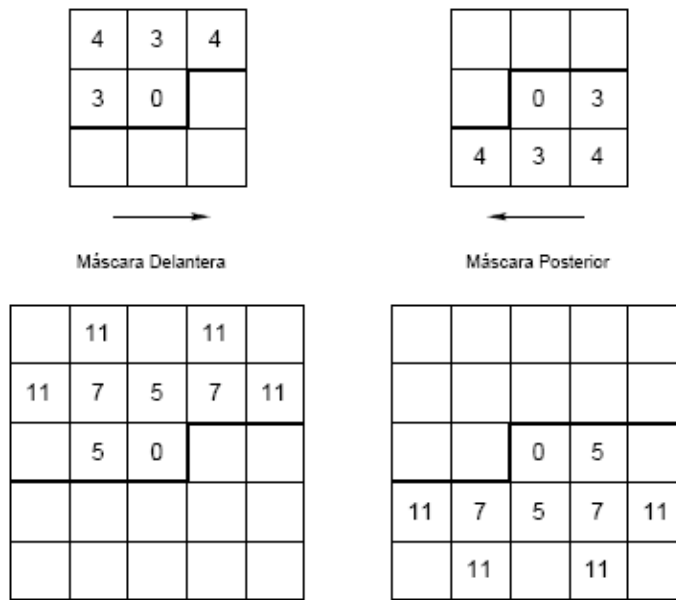


Figura 20. Máscaras para la transformación de distancia de Chamfer.

El algoritmo entonces inicia a partir de la imagen cuyos píxeles sólo tienen valores de 0 ó 255. Las máscaras son pasadas sobre la imagen, una a la vez, de la siguiente manera: la máscara delantera, de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo; y la máscara posterior, de derecha a izquierda y de abajo hacia arriba. En las barridas, las máscaras son colocadas de manera que la casilla central se sitúe sobre cada píxel de la imagen. Entonces, para cada casilla k de la máscara, se calcula como la suma de su valor de distancia local, c_k , con el valor del píxel que se encuentra “debajo” de tal casilla. El nuevo valor del píxel “central” en la imagen (el píxel sobre el que se situó la casilla central), es el valor mínimo de las sumas calculadas anteriormente. Después de las dos pasadas, la transformada de la distancia se ha calculado completamente.

Calcular la correlación entre T e I involucra calcular la TD de la imagen I . La plantilla T es posicionada sobre la TD de I ; la correlación calculada dependerá de los valores de píxel de la TD que están bajo los píxeles “encendidos” de T (ver figura 21).

SOLUCIÓN PROPUESTA

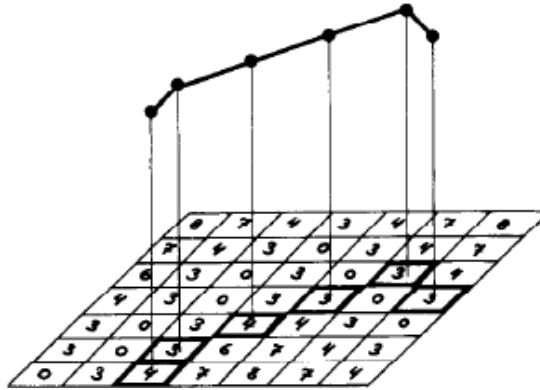


Figura 21. Cálculo de la Transformación de Distancia.

Estos valores de píxel forman una distribución de distancias que relacionan la imagen I y la plantilla T. La más baja de estas distancias será la posición del calce entre la plantilla y la imagen. Una forma de medir la correlación sobre esta distribución es utilizar la Distancia de Chamfer.

$$D_{\text{chamfer}}(T, I) = \left(\frac{1}{|T|} \right) \sum_{t \in T} d_i(t)$$

Donde $|T|$ es el número de píxeles de T y $d_i(t)$ denota la distancia entre la característica t en T y la más cercana característica en I. Normalmente se dice que una plantilla se correlaciona con la imagen en una localización de la pirámide, cuando la distancia $D_{\text{chamfer}}(T, I)$ es menor a un valor umbral.

Si el DT se calcula por la propagación de las distancias en paralelo local, entonces en cada iteración cada píxel obtiene un nuevo valor mediante la expresión:

$$v_{i,j}^k = \text{minimum} (v_{i-1,j-1}^{k-1} + 4, v_{i-1,j}^{k-1} + 3, \\ v_{i-1,j+1}^{k-1} + 4, \\ v_{i,j-1}^{k-1} + 3, v_{i,j}^{k-1}, v_{i,j+1}^{k-1} + 3, \\ v_{i+1,j-1}^{k-1} + 4, v_{i+1,j}^{k-1} + 3, \\ v_{i+1,j+1}^{k-1} + 4),$$

SOLUCIÓN PROPUESTA

Donde $v_{i,j}^k$ es el valor del píxel en la posición (i, j) en la iteración k. Las iteraciones continúan hasta que no haya cambios en los valores. El número de iteraciones es proporcional a la distancia más larga que se produce en la imagen.

El campo de potencial basado en el mapa de distancias a los bordes verticales se obtiene de:

$$P_{dist_bordes_vert}(x, y) = dist_{CHAMFER}((x, y), P_{borde_vert})$$

Para las distancias a los ejes de simetría se utiliza:

$$P_{dist_sim_vert}(x, y) = dist_{CHAMFER}((x, y), P_{ejes_vert})$$

Estas fórmulas restringen más el área de la imagen a la cual realizar la transformación de distancia.

El método para determinar las distancias utiliza un algoritmo secuencial de dos pasadas sobre la imagen, "forward" y "backward", de la siguiente manera. [21]

Procedimiento 1: Cálculo de la transformada de la distancia.

Entrada: La imagen binaria imgIN, de dimensiones rows x cols y las máscaras delantera, FWDmask, y posterior, BCKmask.

Salida: La transformada de la distancia de la imagen, imgDT.

Los índices de la imagen van de 0 a rows - 1, en las filas, y de 0 a cols - 1 en las columnas

```
{Barrida hacia adelante}
for i = 1 to rows - 2 do
  for j = 1 to cols - 2 do
    for k = 0 to 1 do
      for l = 0 to 2 do
        matrixk,l = imgINi-1+k,j-1+l + FWDmaskk,l
        imgDTi,j = min(matrix)
```

```
{Barrida hacia atrás}
for i = rows - 2 to 1 do
  for j = cols - 2 to 1 do
    for k = 0 to 1 do
      for l = 0 to 2 do
        matrixk,l = imgINi+k,j-1+l + BCKmaskk,l
        imgDTi,j = min(matrix)
```

SOLUCIÓN PROPUESTA

En la figura 14 se muestra como quedarían las mascararas después de realizarle las dos barridas.

Imagen Original	Después de la barrida hacia adelante	Después de las dos barridas
- - - - -	- - - - -	- - - - -
- - - - -	- - - - -	- 8 7 6 7 8 -
- - - - -	- - - - -	- 7 4 3 4 7 -
- - - * - - -	- - - 0 3 6 -	- 6 3 0 3 6 -
- - - - -	- - 4 3 4 7 -	- 7 4 3 4 7 -
- - - - -	- 8 7 6 7 8 -	- 8 7 6 7 8 -
- - - - -	- - - - -	- - - - -

Figura 22. Cálculo de la transformada de la distancia con Chamfer 3x4.

Seudocódigo de la Transformación de Distancia.

Considere una imagen de referencia A de tamaño MxN, y una plantilla de imagen B de tamaño Oxp con elementos $a_{m,n}$ y $b_{o,p}$ respectivamente. Supóngase que $A \geq B$; $m=1,2,\dots,M$; $n=1,2,\dots,N$; $o=1,2,\dots,O$; $p=1,2,\dots,P$; Rango 1 > Rango 2. Podemos definir C de modo que:

$C = \{c_{o,p} \mid o \in O, p \in P\}$ Para todos los O y P.

```

for q=0: m-o
  for r=0: n-p
    C = {o ∈ O, p ∈ P} [ao+q,p+r]-B
    Measure = rms average [o ∈ O, p ∈ P [co,p]]
  end
end
end
    
```

3.3.5 Estructura de las Plantillas o patrones de identificación.

Adopta la estructura tipo árbol jerárquico almacenado en forma permanente en disco, ésta es transferida a una estructura en memoria principal. Las plantillas son agrupadas, basándose en las características de similaridad existentes entre ellos. Esta subdivisión en grupos tiene como finalidad minimizar la cantidad de patrones a utilizar en el proceso y con esto el tiempo de procesamiento. La utilización de este agrupamiento en el proceso de correlación se hace necesario crear plantillas

prototipo por cada grupo, el cual contiene las características comunes de los patrones originales pertenecientes al grupo.

Por tanto, el proceso de correlación se inicia con las plantillas prototipos. Si uno de estos provoca un calce, entonces se procederá a realizar de nuevo este proceso con cada uno de las plantillas pertenecientes al grupo, hasta que se tenga éxito en la correlación o en el peor de los casos se descarte, volviendo la correlación inicial. [21]

3.3.6 Requisitos de Hardware.

Una de las ventajas que brinda el algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer es que no necesita tecnología de hardware costosa. Su mayor necesidad radica en que debe realizar muchas comparaciones por segundos entre la imagen captada, y las imágenes existentes en la base de conocimiento, por lo que se recomienda un procesador de más de 2.0 GHz.

3.4 Validación de la Propuesta.

Una vez concluido el procedimiento propuesto para el producto de Captura y Catalogación de Medias, se procede a validar y dar aceptación a la eficiencia del mismo. Dicha validación se hará mediante la de técnica Evaluación de Expertos ya que es considerado uno de los métodos subjetivos de pronosticación más confiable. Este panel de expertos se conformó con especialistas que poseen conocimientos acerca de reconocimiento de imágenes.

3.4.1 Selección de Expertos. Método Delphi.

Se entiende por experto a una persona que tiene conocimiento y experiencia en un campo. Un especialista en una materia. Es capaz de interpretar correctamente las informaciones sobre dicho campo, de ofrecer valoraciones conclusivas de un problema en cuestión y hacer recomendaciones al respecto. En el desarrollo de este proceso se consideraron tres etapas cruciales:

- Determinar la cantidad de expertos.
- Conformar el listado de los expertos.
- Confirmar la participación de los expertos.

Se tiene en cuenta que ningún experto conoce las identidades y respuestas de los otros que componen el grupo, para lograr así que cada uno defienda sus opiniones y en caso de ser erróneas, no habrá pérdida de su prestigio.

3.4.2 Determinar la cantidad de expertos

Respecto al número de expertos que deben configurar el panel, aunque no se provee un número óptimo, si existen estudios relacionados sobre el porcentaje de errores que se introducen en dependencia del número de expertos; sobre este porcentaje se tiene:

En relación con la cantidad de expertos se puede señalar que:

Un número pequeño crea una hipertrofia, es decir exagera el papel de cada uno de ellos. Un número muy grande hace difícil el logro de concordancia de opiniones.

Se ha demostrado que:

- Si el número de expertos es 5 se comete un error del 20%
- Si el número de expertos es 10 se comete el error del 10%
- Si el número de expertos es 15 se comete un error del 5%
- Si el número de expertos es 20 se comete el error del 2.5%
- Si el número de expertos es 30 se comete un error del 1%

En este trabajo se contó con un número de 5 expertos para la confección del panel el cual puede incluir una posibilidad de error del 20%, teniendo en cuenta, el nivel de complejidad y profundidad del contenido del procedimiento a evaluar.

3.4.3 Conformar Listado de Expertos

La confección del listado de expertos se realizó atendiendo a la posibilidad real de participación de los candidatos, pues todos son profesionales con vasta experiencia.

Asimismo tienen gran vínculo con el tema que se evaluará pues desempeñan actividades relacionadas con el procedimiento a valorar. Poseen además, amplios conocimientos en temas como:

- Procesamiento digital de imágenes.
- Reconocimiento de patrones en imágenes digitales.

Existe una serie de cualidades propias de estos especialistas seleccionados, que se tuvieron en cuenta por parte del autor de esta investigación para la confección del listado. A continuación se relacionan.

- Seriedad.
- Honestidad.
- Sinceridad.
- Responsabilidad.
- Creatividad.

3.4.4 Confirmar participación de expertos.

Una vez conformado el listado, se invitó a cada experto elegido para participar en la evaluación. Se les explicó en qué consistía el trabajo en general, la propuesta a evaluar y el objetivo de la realización de la encuesta, así como el plazo de entrega. Una vez recibida la confirmación de participación, se estableció el listado final de los expertos, informando a cada especialista su inclusión en el proceso a evaluar y las instrucciones necesarias para contestar las preguntas. De esta forma, culmina el proceso de selección, logrando la participación de los 4 expertos escogidos.

3.4.5 Entrega de encuestas y el procedimiento.

Para la elaboración de la encuesta se tuvieron en cuenta los objetivos que debería cumplir el procedimiento propuesto para su implantación en el producto de Captura y Catalogación de Medias. Se les facilitó a los expertos la posibilidad de modificar aspectos que ellos consideraban necesarios cambiar y presentar su opinión general, a favor o en contra del procedimiento propuesto, con la libertad de expresar todo lo que se pudo obviar en la encuesta. El autor del trabajo le explicó detalladamente a cada experto los objetivos y resultados de la propuesta, luego se les dio la encuesta y el procedimiento propuesto con un plazo de tiempo para entregarlos. La encuesta establece una serie de preguntas que permiten visualizar la posibilidad real de aplicar la propuesta a validar (ver anexos " ").

3.5 Resultados de la Encuesta.

Después de obtenidas las encuestas, en la encuesta 1 se pudo constatar el nivel de conocimiento de los expertos sobre el tema enumerados del 1 al 10.

De la encuesta se obtiene que de los 5 expertos participantes, 2 de los expertos se calificaron con un nivel de 10, 1 de los expertos con 7, y los demás se calificaron con 5.

Luego de aplicada la encuesta 2 se determina que los expertos estuvieron de acuerdo en que es importante incrementar el valor y aporte del producto Captura y Catalogación de Medias.

SOLUCIÓN PROPUESTA

Además, se analizó a fondo la propuesta, donde los expertos evaluaron el mismo, emitiendo los siguientes criterios:

- El 100 % de los expertos consideran que el algoritmo propuesto está a la altura de resolver la problemática planteada. Confirman que es correcta la secuencia de los pasos a seguir por el algoritmo luego de adquirir la imagen.
- El 100% de los expertos considera que algoritmo propuesto puede incrementar el valor y aporte del producto de Captura y Catalogación de Medias.
- El 100% de los expertos considera que es factible el algoritmo propuesto para la aplicación que se desea utilizar.

En la última pregunta aplicada a los expertos (ver anexo " "), se evalúan una serie de criterios, dándoles una categoría de 2 a 5, donde 2 es el mínimo y 5 el máximo. La siguiente tabla muestra los resultados de la misma.

Criterio/Experto	Experto 1	Experto 2	Experto 3	Experto 4	Experto 5
Incremento del valor y aporte del producto.	4	3	4	5	4
Adaptabilidad al producto.	5	5	5	4	4
Mejora del producto Captura y Catalogación de Medias.	5	5	5	5	4
Posibilidad de aplicación.	5	3	4	5	4

Tabla 1. Criterio de Expertos.

Como se evidencia en la tabla anterior, los expertos en sentido general consideran que la investigación realizada se considera como satisfactoria. Todos los expertos concuerdan en que el algoritmo propuesto brinda una mejora para el producto Captura y Catalogación de Medias. Uno de los expertos considera la calificación de 3 puntos a incrementar el valor y aporte del producto, así como la posibilidad de aplicación de la misma.

3.6 Conclusiones

Como parte de este capítulo se definió las características que componen la propuesta, se efectuó la validación y aceptación de la propuesta del algoritmo de reconocimiento de imágenes por

SOLUCIÓN PROPUESTA

comparación de bordes para el producto Captura y Catalogación de Medias. La validación del mismo se desarrolló a través de la técnica del Panel de Expertos. Además, se realizó una descripción de los pasos utilizados en la selección del panel y así como las aptitudes y competencias que poseen los expertos con los que se contó para la validación del procedimiento propuesto en esta investigación. Y por último se analizaron los datos obtenidos en las encuestas a los expertos. Luego del análisis de los resultados que arrojaron las encuestas aplicadas a los expertos se concluye que el procedimiento cumple con los objetivos propuestos, el cual fue evaluado satisfactoriamente por el 100 % de los encuestados.

CONCLUSIONES GENERALES.

Se realizó un análisis del estado del arte sobre los diferentes algoritmos de reconocimiento digital de imágenes.

- Se profundizó en cada uno de los pasos que conllevan al funcionamiento de estos algoritmos.
 - Suavizamiento de la imagen para eliminar el ruido por el Filtro de suavizamiento de Fourier.
 - Segmentación por Bordes.
 - Correlación por Localización Piramidal.
- Se mostraron algunas de las aplicaciones más utilizadas en la actualidad desarrolladas con tecnologías de reconocimiento de patrones en imágenes digitales.
 - Proyecto Aguará sobre reconocimiento automático de caras. Uruguay, Octubre 2006.
 - Reconocimiento de Huellas Dactilares Usando Características Locales. México, Junio 2008.
 - Detención y Reconocimiento de Señales de Tránsito. Chile, Junio 2007.
- Se definió el algoritmo a utilizar en el producto Captura y Catalogación de Medias, así como cada una de las características que lo componen.
 - Se propuso el método de Matching Jerárquico de Chamfer, dada la rapidez y porcentaje de acertamiento analizado en las aplicaciones analizadas en el capítulo 1.
- A través de la validación de la propuesta se demostró que la propuesta está a la altura de las necesidades del producto. Se utilizó la técnica del panel de expertos, método Delphi. Contando con la aprobación del 100% de los expertos encuestados.

Recomendaciones

Aunque los objetivos propuestos de la investigación fueron cumplidos, durante el transcurso de su desarrollo, surgió como recomendación para futuras versiones basadas en la utilidad que pueda tener; por lo cual se encomienda:

Aplicar el algoritmo propuesto en el producto de Captura y Catalogación de Medias para incrementar su valor y aporte.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. **Fernández, Santiago Aja.** *Introducción al Reconocimiento de Patrones, Curso 2005/06.*
2. **Pérez Martinto, MSc. Pedro Carlos.** *El diseño metodológico de la investigación científica. Teoría de Muestreo: población y muestra. Diseño experimental y métodos. Universidad de las Ciencias Informáticas.*
3. **Martínez, Javier.** Definición de Imagen digital http://www.fototeca-tachira.org.ve/curso_foto/definicion_digital.htm. [Online]
4. **Marín, Lucía Rodríguez.** http://www.fotopunto.com/articulo-la-profundidad-de-color_10. [Online]
5. <http://barcelonaphotobloggers.org/2006/05/15/notas-sobre-gestion-de-color-ii-espacios/>. [Online]
6. **Rafael C. González, Richard E. Woods.** *Libro Tratamiento Digital de Imágenes.*
7. **Fraga, Luis Gerardo de la.** Introducción Curso: Procesamiento Digital de Imágenes. <http://delta.cs.cinvestav.mx/~fraga/Cursos/PDI/cap1.pdf>. . [Online] 7 de mayo de 2001.
8. **Abdou, I. E.** "Quantitative methods of edge detection" *Technical Report 830, Image Processing Institute. University of Souththern California.* 1978.
9. **Jesús Angulo, Jean Serra.** *Segmentación de imágenes en color utilizando histogramas.* Centre de Morphologie Mathematique, Ecole des Mines de Paris, FRANCIA: s.n., Artículo recibido en Mayo 15, 2003; aceptado en Febrero 25, 2005.
10. **Sing-Tze Bow, Dekker.** "Pattern Recognition and Image Preprocessing". 1992.
11. **Valiente González, José M., Agustí, Manuel and Gómis, José M^a.** *ESTUDIO DE TÉCNICAS DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES EN COLOR APLICADAS AL DISEÑO TEXTIL.* Carretero, Mayka., Universidad Politécnica de Valencia., Departamento de Informática de Sistemas y Computadores (DISCA): s.n.
12. **Valencia, Pablo Estévez.** *SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS PARA CLASIFICADORES NEURONALES,* Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile. 2002.
13. **Fraga, Luis Gerardo de la.** *Curso: Introducción al Procesamiento Digital de Imágenes.* 7 de mayo de 2001.
14. **Cover, T. and Van Campenhout, J.** *On the Possible Orderings in the Measurement Selection Problem,* *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics,* Sept. 1977. pp. 657-661. Vols. SMC-7.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

15. **Russ, John C.** *"The Image Processing Handbook"*, IEEE Press. 1995.
16. **García, Nicolás Luis Fernández.** *Contribución al Reconocimiento de Objetos 2d mediante detección de bordes en imágenes a color.* 2007.
17. **James, J.** *Student's Guide to Fourier Transforms.* EE.UU. Cambridge University Press: s.n., 2003.
18. **González R.C. y Wintz P.** *Digital Image Processing.* Addison-Wesley Publishing Company, London. 431 p.
19. **Aracena-Pizarro, Cristián Arriagada García y Diego.** Chile: s.n., 2007.
20. **J-Tovar-Pecador, D. Pozo Vázquez, P. Luke Escamilla y M. I Ramos-Galán.** España: s.n., 2001.
21. **C. Aguerrebere, G. Capdehourat, M. Delbracio y M. Mateu.** Chile: s.n., 2006.
22. **Plataniotis, K. N. y Venetsanopoulos, A.N.** *"Color Image Processing and Applications" Digital Signal Processing Series Springer.* 2000.
23. **Scharcanski, J. y Venetsanopoulos, A. N.** *"Edge detection of color images using directional operators"*. S.I.: IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1997. Vol. 7(2):397-401.
24. **Rebaza, Jorge Valverde.** *Detección de bordes mediante el algoritmo de Canny.* Escuela Académico Profesional de Informática, Universidad Nacional de Trujillo: s.n., 1986.

BIBLIOGRAFÍA

1. **Fernández, Santiago Aja.** *Introducción al Reconocimiento de Patrones, Curso 2005/06.*
2. **Rafael C. González, Richard E. Woods.** *Libro Tratamiento Digital de Imágenes.*
3. **Fraga, Luis Gerardo de la.** *Introducción Curso: Procesamiento Digital de Imágenes.*
http://delta.cs.cinvestav.mx/~fraga/Cursos/PDI/cap1.pdf. . [Online] 7 de mayo de 2001.
4. **Abdou, I. E.** "Quantitative methods of edge detection" *Technical Report 830, Image Processing Institute. University of Souththorn California.* 1978.
5. **Jesús Angulo, Jean Serra.** *Segmentación de imágenes en color utilizando histogramas.* Centre de Morphologie Mathematique, Ecole des Mines de Paris, FRANCIA: s.n., Artículo recibido en Mayo 15, 2003; aceptado en Febrero 25, 2005.
6. **Sing-Tze Bow, Dekker.** "Pattern Recognition and Image Preprocessing". 1992.
7. **Valencia, Pablo Estévez.** *SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS PARA CLASIFICADORES NEURONALES, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile.*
8. **Fraga, Luis Gerardo de la.** *Curso: Introducción al Procesamiento Digital de Imágenes.* 7 de mayo de 2001.
9. **Cover, T. and Van Campenhout, J.** *On the Possible Orderings in the Measurement Selection Problem, IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics,* Sept. 1977. pp. 657-661. Vols. SMC-7.
10. **Russ, John C.** "The Image Processing Handbook", *IEEE Press.* 1995.
11. **García, Nicolás Luis Fernández.** *Contribución al Reconocimiento de Objetos 2d mediante detección de bordes en imágenes a color.* 2007.
12. **C. Aguerrebere, G. Capdehourat, M. Delbracio y M. Mateu.** Chile: s.n., 2006.
13. "Segmentation of color images using spatial and color pace information", *Journal of Electronics Imaging.* H., **Hedley M. y Yan.** Vol. 1:374, p. 380.
14. **Scharcanski, J. y Venetsanopoulos, A. N.** "Edge detection of color images using directional operators". S.I.: *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,* 1997. Vol. 7(2):397-401.

ANEXOS

Encuesta realizada a los expertos.

Encuesta para la selección del los expertos.

Encuesta 1.

Compañero:

En la investigación que se lleva a cabo para obtener el grado académico de Ingeniería en Ciencias Informáticas y que tiene como objetivo: “proponer un algoritmo que permita el reconocimiento de imágenes por comparación de bordes en el producto Captura y Catalogación de Medias”, se requiere someter la propuesta al criterio de expertos.

¿Usted desea participar en la evaluación del procedimiento y ser integrante del panel de expertos?

Sí_____

No_____ ¡Gracias por el tiempo prestado!

Como usted ha confirmado su disponibilidad debe facilitar algunos de sus datos y responder ciertas preguntas que se requieren para la confirmación de sus conocimientos sobre temas relacionados con la investigación.

Nombre: _____

Centro de trabajo: _____

Cargo que ocupa: _____

Categoría científica: _____

¿Sabe usted?

1. Marque con una cruz, en una escala CRECIENTE del 1 al 10, el valor que corresponde con el grado de conocimiento o información que tiene sobre reconocimiento de imágenes en inteligencia artificial.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Encuesta 2.

Encuesta para la validación de la propuesta mediante la técnica de Panel de Expertos.

Estimado(a) colega:

Como usted conoce, con el creciente desarrollo de las tecnologías cada país ha ido incrementando las investigaciones en las técnicas de reconocimiento de patrones ya que es un hecho, que son ilimitados los logros que se pueden obtener aplicando esta ciencia a cada sector de la sociedad.

El Departamento de Señales Digitales tiene como fuente de trabajo el desarrollo de productos que respondan las demandas de la línea investigativa clasificada como Procesamiento de Imágenes y Señales, dentro de la Universidad de Ciencias Informáticas(UCI).

El Producto de Captura y Catalogación de Medias (SCCM) es uno de los productos que se ha venido desarrollando dentro del Departamento de Señales Digitales desde el año 2009.

Dentro de los objetivos específicos del Producto de Captura y Catalogación de Medias se encuentra, desarrollar una herramienta en software libre, que permita realizar el análisis automatizado de los contenidos almacenados de las medias.

En su fase inicial el Producto cuenta con una herramienta la cual realiza, una serie de cambios de plano de la media de video, que permiten resumir de forma gráfica, rápida y cómoda la acción del video, es decir obtiene un resumen del video procesado.

Con vista a incrementar el valor y aporte del producto Captura y Catalogación de Medias, se hace necesario un algoritmo de reconocimiento automático de imágenes, que permita la búsqueda de imágenes como monumentos, estatuas, torres, fuentes, plazas, etc, contenidas en una serie de videos, las cuales brinden información del lugar donde se realizó la toma. Permitiendo así la clasificación de la media por lugares o zonas del mundo, u objetos que puedan encontrarse dentro de las imágenes que puedan representar situaciones específicas.

Se propone como algoritmo de reconocimiento de imágenes a utilizar en el producto de Captura y Catalogación de Medias para la búsqueda específica de imágenes dentro de una serie de videos el algoritmo de Matching Jerárquico de Chamfer.

Se propone que además de utilizar las propiedades del propio algoritmo sobre la transformación de distancia y la resolución piramidal, utilice como método de detección de bordes el operador de Sobel, y como filtro de suavizamiento la Transformada de Fourier.

¡Por adelantado gracias por su colaboración!

Los autores

1.) ¿Considera usted que el algoritmo propuesto está a la altura de incrementar el valor y aporte del producto de Captura y Catalogación de Medias?

Sí___ No___ ¿Por qué?

2.) ¿Usted cree que sea factible el algoritmo para la aplicación que se desea utilizar?

Sí___ No___

3.) En una escala del 1 al 5 conceda una evaluación a la propuesta según los siguientes criterios:

___ Satisfacción a las necesidades del producto.

___ Adaptabilidad al producto.

___ Mejora del producto Captura y Catalogación de Medias.

___ Posibilidad de aplicación.

GLOSARIO DE TÉRMINOS

GLOSARIO DE TÉRMINOS

Matching: Correlación.

Template: Plantilla.

Filtro de Convolución: Matriz cuadrada o rectangular.