



Consejo de Estudios de Postgrado
Maestría en Ingeniería Biomédica

MEDICIÓN DE VARIABLES DINÁMICAS
EN UNA EXTREMIDAD SUPERIOR HUMANA
A TRAVÉS DE INFORMACIÓN DE VIDEO MONOCULAR

DONACION

Tesis de Maestría presentada a la Universidad de Los Andes por:

Ing. José David Ávila Paz

Como requisito para optar al título de Magister Scientiae en Ingeniería Biomédica

Realizado con la tutoría del Profesor Gerardo Ceballos Van Grieken

SERBIULA
Tullio Febres Cordero

Diciembre 2012

*Estoy convencido que la mitad de lo que separa a los emprendedores con éxito
y los que no tienen éxito es la pura perseverancia.*

*Es tan difícil, pones tanto de tu vida en esto,
hay momentos tan duros en que la mayoría se da por vencida,
no los culpo, es muy difícil y consume gran parte de tu vida.*

*(...) A menos que tengas mucha pasión en lo que haces no vas a sobrevivir,
vas a darte por vencido.*

Steve Jobs

www.bdigital.ula.ve

Agradecimientos

Gracias a Dios por brindarme salud y sabiduría para alcanzar esta meta. Mi familia y amigos, invaluable compañía que día tras día apuntaron su confianza y brindaron su apoyo incondicional.

Gracias a la Universidad de los Andes, docentes y compañeros miembros del Grupo de Ingeniería Biomédica (GIBULA) cuyas enseñanzas contribuyeron a mejorar mi formación profesional. Muy especialmente, al profesor Gerardo Ceballos por sus valiosas ideas en la solución de problemas, por su compañerismo y pasión por el fútbol.

De igual forma agradezco al Servicio de Neurología del Hospital Universitario de los Andes (IHULA) y al Grupo de Investigación en Biomecánica del Rendimiento Humano (GIBIORH) por su inmensurable contribución y confianza.

Muchas gracias Venezuela por permitirme realizar mis estudios de postgrado.

www.bdigital.ula.ve

Resumen

En este trabajo se introduce un sistema de seguimiento sin la utilización de marcadores anatómicos, cuya finalidad es analizar la ejecución del movimiento de flexo-extensión en una extremidad superior humana. El sistema utiliza para la captura una cámara web de 1,3 Mpx de resolución. Cada cuadro de video adquirido es segmentado y se extrae la curvatura del contorno de la extremidad.

El seguimiento del contorno cuadro a cuadro en el video se realiza por medio del Alineamiento Dinámico Temporal de la curvatura del contorno del cuadro anterior con la del presente. Se detectan dos puntos claves que marcan la articulación del codo y que sirven para dividir la extremidad superior en brazo y antebrazo. A cada segmento, brazo y antebrazo, se le extrae el eje medial. El ángulo entre los ejes mediales será el ángulo de flexo-extensión de la extremidad. Luego de este proceso, se dispone de una curva de ángulos cuya información es utilizada para hacer los cálculos respectivos del rango de movimiento de la extremidad y las velocidades medias con las que se ejecutan los movimientos de flexión y extensión de la extremidad.

Se realizaron mediciones de variables dinámicas en pacientes sanos y pacientes enfermos. Estos últimos diferían en enfermedad, edad, género y evolución de la enfermedad. Los resultados experimentales demuestran que nuestro sistema puede seguir (en el espacio bidimensional) el movimiento de flexo-extensión de una extremidad superior humana con un comportamiento similar al realizado por un experto en fisioterapia con la ayuda de un software semiasistido.

Índice general

1. Introducción	2
1.1. Motivación y Planteamiento del Problema	4
1.2. Solución Propuesta	5
1.3. Objetivos	6
1.3.1. Objetivo General	6
1.3.2. Objetivos Específicos	6
2. Marco Teórico	7
2.1. Introducción	7
2.2. El miembro superior humano y su movilidad	8
2.2.1. Generalidades	8
2.2.2. Ejes, Planos y Movimientos	8
2.2.3. Rango de Movimiento	10
2.3. Segmentación de Imágenes	12
2.3.1. Umbralización	12
2.3.2. Algoritmo de Seguimiento de Contornos	14
2.4. Descriptores de Contornos	16
2.4.1. La Curvatura de un Contorno	17
2.5. Alineamiento Dinámico Temporal	22
2.5.1. Algoritmo <i>DTW</i>	22
2.5.2. Algoritmo de alineamiento local de Smith-Waterman con penalización affine de los espacios y optimización Gotoh	26
2.6. Operaciones Morfológicas	29

2.6.1.	Dilatación	30
2.6.2.	Erosión	32
2.6.3.	Apertura y Cierre	32
2.6.4.	Esqueleto de una Región	33
2.7.	Enfermedades nerviosas	35
2.7.1.	Enfermedad de Parkinson	35
2.7.2.	Corea	36
2.7.3.	Tic	37
3.	Metodología	38
3.1.	Introducción	38
3.2.	Adquisición de Video	39
3.3.	Segmentación de la Extremidad Superior	39
3.4.	Seguimiento del Contorno	41
3.5.	Curvatura del Contorno	41
3.6.	Detección de Puntos Claves en la Extremidad	45
3.7.	Ezqueletonización de la Extremidad	46
3.8.	División de la Extremidad en Brazo y Antebrazo	48
3.9.	Cálculo del Eje Medial del Brazo y del Antebrazo	49
3.9.1.	Eje Medial del Brazo	49
3.9.2.	Eje Medial del Antebrazo	50
3.10.	Medición del Ángulo de Flexo-Extensión	51
3.11.	Medición de Datos Clínicos	53
3.11.1.	Cálculo del ROM de la extremidad	53
3.11.2.	Cálculo de la velocidad	53
4.	Resultados	55
4.1.	Comparación entre Pacientes Enfermos y Pacientes Sanos	55
4.1.1.	Análisis de curvas ángulo de flexo-extensión vs tiempo	57
4.2.	Tiempo de Procesamiento por Cuadro de Video	58

4.3. Comparación entre Algoritmo Automático y Semi-Asistido	60
4.4. Aportes Relevantes de la Investigación	62
5. Conclusiones y Recomendaciones	64
A. Reporte técnico Cámara Web	68

www.bdigital.ula.ve

Índice de figuras

2.1. Regiones y huesos del miembro superior. Tomado de [1].	9
2.2. Ejes y planos del cuerpo humano.	10
2.3. ROM normal de la articulación del codo.	11
2.4. Histograma de una imagen y umbral óptimo.	13
2.5. Ilustración esquemática del algoritmo de seguimiento de contorno. . .	15
2.6. Vecindad etiquetada usando el algoritmo de seguimiento de contorno.	15
2.7. La velocidad, aceleración y sus componentes en un punto indicado por $\vec{p}(t)$. Tomado de [2].	18
2.8. El signo de una curvatura respecto a la concavidad. Modificado de [2]	19
2.9. Indicación de la curvatura basada en el ángulo entre vectores: el vector abajo y arriba respecto $c(n)$ representan $v_i(n)$ y $w_i(n)$ respectivamente.	22
2.10. Alineamiento temporal de dos señales.	23
2.11. Ejemplo de una ruta de alineamiento.	24
2.12. Ejemplo de un alineamiento local.	26
2.13. Matriz de apuntadores.	29
2.14. Elemento estructurante con el origen marcado.	31
2.15. a) Objeto binario; b) Situaciones encontradas durante la operación de dilatación; c) Píxeles dilatados de color gris; y d) El objeto dilatado representado en color negro.	31
2.16. a) Objeto binario; b) Situaciones encontradas durante la operación de erosión; c) Píxeles erosionados (en color gris); d) El objeto erosionado representado en color negro.	33
2.17. Esqueleto de una imagen.	34

3.1. Diagrama de flujo de la metodología desarrollada.	40
3.2. Proceso de segmentación de la extremidad superior.	42
3.3. Seguimiento del contorno de una extremidad superior.	43
3.4. Curvaturas basadas en la ecuación 2.9	44
3.5. Vectores de curvatura.	45
3.6. Cuatro plantillas pertenecientes al diccionario de búsqueda.	46
3.7. Alineamiento de una curvatura con una plantilla.	47
3.8. Proceso de eskeletonización de la extremidad superior.	47
3.9. División de la extremidad en brazo y antebrazo.	48
3.10. Centroides de la región del brazo.	49
3.11. Esqueleto del brazo.	50
3.12. Fragmentación del esqueleto del brazo.	50
3.13. Selección del eje medial de brazo	51
3.14. Eje Medial del Antebrazo.	52
3.15. Ángulo de flexo-extensión.	52
3.16. Cálculo del ROM de una onda de ángulos.	54
3.17. Transición pico-valle y valle-pico en la onda de ángulos.	54
4.1. Curvas ángulo de flexo-extensión de pacientes enfermos.	58
4.2. Curvas ángulo de flexo-extensión de pacientes sanos.	59
4.3. Comparación de resultados entre algoritmo automático y semi-automático.	61
4.4. Puntos claves para determinar el ángulo de flexo-extensión en algoritmo semi-asistido.	62

Índice de Tablas

2.1. Valores tradicionales para ROM normal para articulación del codo de la extremidad superior en adultos.	11
2.2. Propósito del examen de movilidad articular activa.	11
2.3. Parámetros caracterizantes de una curvatura.	17
3.1. Concavidad/Convexidad de una curvatura	44
4.1. Parámetros dinámicos medidos en pacientes	56
A.1. Especificaciones técnicas de cámara web Genius Messenger 310 . . .	68

www.bdigital.ula.ve

Capítulo 1

Introducción

El análisis visual del movimiento del cuerpo humano es una herramienta moderna para la evaluación objetiva de enfermedades [3] [4]. Este análisis se basa en el seguimiento de variables dinámicas que permiten cuantificar el grado de la enfermedad, determinar el origen de la patología, comparar el movimiento con patrones normales, o realizar eficientemente una alineación dinámica de prótesis de miembro inferior o superior [5].

La dinámica del sistema músculo-esquelético, obtenida en el movimiento de flexión y extensión de las articulaciones de codo y rodilla, se evalúa desde las perspectivas cinética y cinemática. Mientras que el análisis cinético cuantifica la energía necesaria para la producción del movimiento, midiendo el torque y potencia, el análisis cinemático describe el desplazamiento de la extremidad, estudiando por ejemplo su variación angular y velocidad. Una vez es obtenida la información cinemática se elabora, junto con la información cinética, un reporte clínico que reúne elementos objetivos de los patrones del movimiento en cuestión. Además, la representación virtual del movimiento complementa la información que se tiene de la enfermedad, permitiendo realizar un diagnóstico preciso de la misma [6].

Los análisis clásicos del movimiento humano se basan fundamentalmente en el uso de la fisioterapia, los cuales dependen de la formación y experticia del terapeuta. Los métodos tradicionales carecen de criterios objetivos estandarizados para evaluar el desempeño de un paciente [5]. Sin embargo, la aplicación de nuevas tecnologías tales

como sistemas de seguimiento de pacientes en estado de rehabilitación [7], el análisis cinemático de la marcha [3] y el análisis visual de datos biomecánicos heterogéneos [8], han dado lugar a un número considerable de tecnologías e investigaciones cuyo objetivo común es la evaluación objetiva y cuantitativa del sistema músculo-esquelético del individuo.

Recientemente, las investigaciones en este ámbito han sido enfocadas en problemas relacionados con la medición de movimientos de la extremidad superior. Algunas de estas investigaciones son realizadas para aplicaciones *HCI* (del Inglés, Human-Computer Interface) [9], [10] y otras para aplicaciones biomédicas. El estado del arte para estas últimas, puede ser clasificado como tecnologías sin-visión, sistemas de seguimiento visuales y rastreo asistido por robot [11].

Los sistemas de seguimiento visuales más recientes pueden clasificarse en dos categorías: 1) sistemas de seguimiento basados en marcadores y 2) sistemas de seguimiento sin marcadores. El uso de marcadores para indicar el objeto, parcialmente simplifica el problema del seguimiento del movimiento humano. Estos sistemas son muy exactos y han sido implementados en muchas áreas como en el análisis del rendimiento deportivo y la captura de movimientos para la animación. Sin embargo, dichos sistemas son costosos y sólo funcionan en ambientes supervisados.

En este sentido, es siempre deseable desarrollar sistemas de seguimiento sin marcadores ya que requieren de una preparación más sencilla y rápida por parte del sujeto bajo análisis. Adicionalmente, estos sistemas resultan ser relativamente económicos, especialmente comparados con los sistemas comerciales, como el Qualisys [12] y VICON [13]. No obstante, el seguimiento visual del movimiento humano constituye un problema no trivial ya que está sujeto a muchas dificultades [14] como la oclusión, la sombra y la iluminación. Para simplificar el problema, muchos algoritmos utilizan suposiciones o conocimiento a priori acerca de la apariencia del objeto a seguir [9].

La mayoría de los algoritmos visuales de seguimiento de los movimientos del cuerpo humano son basados en modelos, estos poseen un alto costo computacional,

normalmente necesitan inicialización manual y el modelo o estructura utilizada es difícil de generalizar [15].

En este trabajo se realiza el seguimiento de una extremidad superior humana sin la utilización de marcadores. El Alineamiento Dinámico Temporal (en Inglés, Dynamic Time Warping) se utiliza como algoritmo computacional para realizar el seguimiento, a través de la curvatura del contorno previamente extraído. El objetivo del seguimiento consiste en detectar dos puntos claves que demarcan la articulación del codo, los cuales se utilizan para fragmentar la extremidad en brazo y antebrazo. Posteriormente, se obtienen los ejes principales de cada fragmento y el ángulo formado entre ellos. Finalmente, se genera una curva de Grados versus Tiempo resultado de cada ángulo medido en cada cuadro de video. En base a dicha curva, se determinan los rangos de movimiento de la extremidad analizada y la velocidad media a lo largo de la ejecución del movimiento de flexo-extensión.

1.1. Motivación y Planteamiento del Problema

El análisis del sistema músculo-esquelético humano se ha convertido en una herramienta moderna de evaluación objetiva de patologías asociadas a parálisis cerebral, accidentes cerebrovasculares, distrofias neuromusculares, accidentes músculo-esquelético, entre otras [4]. Como parte de dicho análisis se encuentra el estudio cinemático de las extremidades humanas, el cual describe el desplazamiento de la extremidad explorando la amplitud del movimiento articular, variación angular y velocidad [6] [16]. El análisis de estas variables dinámicas constituye un dato importante para establecer un diagnóstico correcto y valorar el estado de la rehabilitación del paciente.

En la práctica clínica, la medida del ángulo de flexo-extensión ya sea en extremidad superior o inferior, se evalúa mediante el uso de radiografías o goniómetros, siendo este un proceso tedioso tanto para el experto en salud como para el paciente. La información registrada en estos procedimientos depende de la experticia del fisiatra por lo que generalmente este proceso está sujeto a mediciones subjetivas [17], e

inconsistentes intersesiones que alargan el proceso de medición y diagnóstico.

1.2. Solución Propuesta

El principal objetivo en el desarrollo de este tipo de tecnologías es brindar al experto en salud un apoyo clínico objetivo que le facilite realizar un diagnóstico correcto. El estudio de la movilidad articular del codo en el plano sagital (movimiento de flexión y extensión) es una parte muy importante del análisis cinemático de la extremidad. Es en esta tarea donde el fisiatra debe tomarse un tiempo considerable para hacer las mediciones y registrar los datos.

La solución propuesta divide básicamente el trabajo en tres etapas: *detección, seguimiento y medición*. En la primera, se realiza la segmentación de la extremidad superior, estructuras no pertenecientes a la extremidad son consideradas como ruido y son eliminadas. En la segunda etapa, se hace uso de la *curvatura* del contorno como descriptor de forma para que con ayuda del *Alineamiento Dinámico Temporal* se realice el seguimiento de dos puntos anatómicos referenciales de la articulación del codo; estos puntos son utilizados para dividir la extremidad en brazo y antebrazo. En la última etapa se determinan los ejes medios de cada parte de la extremidad y se calcula el *ángulo de flexo-extensión*. Estos ángulos son almacenados en la medida que avanza la adquisición del video y posteriormente son usados para determinar el rango de movimiento (ROM) y la velocidad angular.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

- Desarrollar un sistema capaz de realizar medición de variables dinámicas en el movimiento de flexo-extensión de una extremidad superior humana, sin la utilización de marcadores anatómicos.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Revisión bibliográfica de los algoritmos utilizados para el seguimiento y medición de variables dinámicas en extremidades humanas.
- Analizar las ventajas y desventajas de cada técnica de procesamiento, para proponer soluciones al problema.
- Estimar los parámetros cuantitativos del movimiento de flexión-extensión en la extremidad superior, los anteriores constituyen el rango de movimiento, ángulos de flexo-extensión, y velocidad angular.
- Diseñar una interfaz/usuario de prueba para implementar el algoritmo de medición.
- Validar del sistema desarrollado.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Introducción

En este capítulo se realiza una descripción de las bases teóricas utilizadas a lo largo del desarrollo del trabajo. A continuación se realiza una descripción de las secciones que componen el capítulo.

En la sección 2.2 se presenta de forma explícita la anatomía y fisiología del miembro superior humano como estructura de estudio. Además, se puede observar la importancia clínica que tiene para el fisiatra, el estudio y evaluación de la movilidad articular pasiva y activa en la ejecución de los movimientos de flexión y extensión.

En las secciones 2.3 a 2.6, se estudian por separado los algoritmos utilizados en la metodología desarrollada. Estos algoritmos están constituidos por: segmentación de imágenes, obtención de contornos y curvatura, Alineamiento Dinámico Temporal y operaciones morfológicas sobre imágenes binarias. La integración de los algoritmos mencionados permite determinar el ángulo de flexo-extensión de la extremidad en cada cuadro de video adquirido.

Por último, en la sección 2.7 se exponen tres enfermedades nerviosas, que son: Enfermedad de Parkinson, Corea y Tics. Estas enfermedades se caracterizan por afectar el movimiento corporal humano, por ende, son objeto de estudio en el desarrollo de este trabajo.

2.2. El miembro superior humano y su movilidad

2.2.1. Generalidades

De acuerdo a [18], el miembro superior humano constituye un miembro «suspendido», a diferencia del miembro inferior, que es un miembro «de carga» o conducción. Está exento habitualmente de toda función de apoyo y locomoción, e interviene en la marcha sólo de forma accesoria mediante el balanceo y el acto de trepar mediante la tracción. La extremidad superior está compuesta por cuatro segmentos que son:

1. **Hombro:** segmento proximal de la extremidad que se superpone con partes del tronco (tórax y dorso) y porción lateral y posterior del tronco.
2. **Brazo:** primer segmento de la porción libre del miembro superior (parte más móvil del miembro superior e independiente del tronco) y es el segmento más largo de la extremidad. Contiene el húmero y se extiende desde el hombro hasta el codo y los conecta.
3. **Antebrazo:** segundo segmento más largo de la extremidad. Se extiende desde el codo hasta la muñeca y los conecta, contiene el cúbito y el radio.
4. **Mano:** parte del miembro superior distal al antebrazo.

En la Figura 2.1 se observa un miembro superior y cada uno de los segmentos y huesos que lo conforman.

2.2.2. Ejes, Planos y Movimientos

La Figura 2.2 muestra los tres ejes y los tres planos asociados al movimiento del cuerpo humano [19]:

1. **Eje longitudinal o vertical**, corresponde al eje y de coordenadas cartesianas. Es perpendicular al suelo y es el más largo del cuerpo. Sobre este eje se realizan los movimientos de rotación.

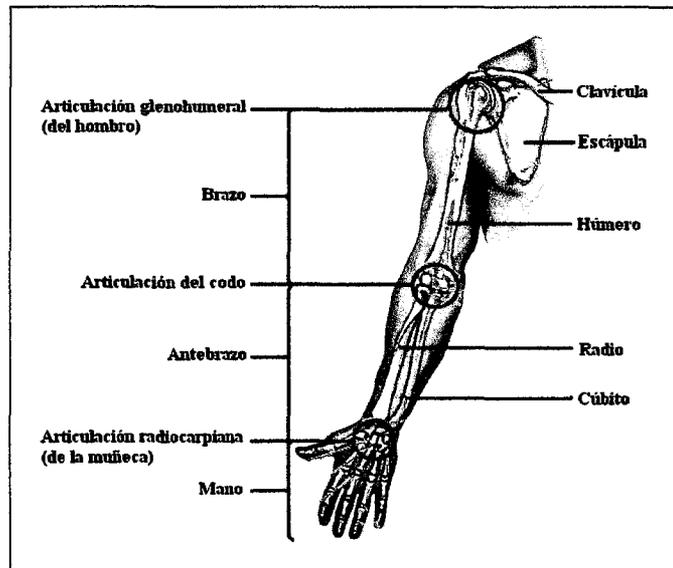


Figura 2.1: Regiones y huesos del miembro superior. Tomado de [1].

2. **Eje transversal u horizontal**, corresponde al eje x de coordenadas cartesianas y es paralelo al suelo. Sobre este eje se realizan los movimientos de flexión-extensión.
3. **Eje sagital o anteroposterior**, corresponde al eje z de coordenadas cartesianas. Es perpendicular a los dos anteriores y se dirige de atrás hacia adelante. Sobre este eje se realizan los movimientos de abducción-aducción.

Los tres planos son:

1. **Plano frontal o coronal**. Divide el cuerpo en una parte *anterior* y otra *posterior*. Este plano contiene los ejes transversal y longitudinal.
2. **Plano transversal u horizontal**. Divide el cuerpo en una parte *superior* y otra *inferior*. Este plano contiene los ejes transversal y sagital.
3. **Plano sagital**. Es perpendicular al suelo. Divide el cuerpo en ~~dos~~ mitades, *derecha* e *izquierda*. Este plano contiene los ejes sagital y longitudinal.

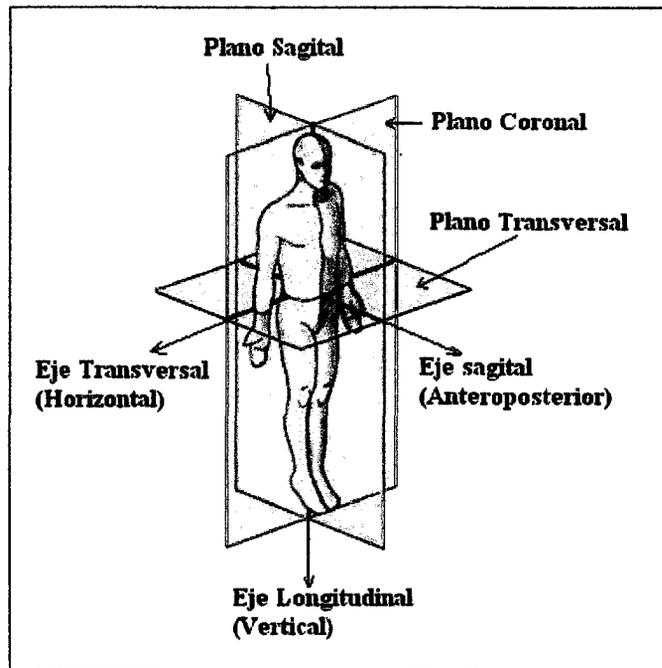


Figura 2.2: Ejes y planos del cuerpo humano.

2.2.3. Rango de Movimiento

Rango de movimiento (ROM) es el arco de movimiento que ocurre en una articulación o serie de articulaciones. Tres sistemas de notación han sido usados para definir ROM: el sistema (0 a 180) grados, el sistema (180 a 0) grados y el sistema 360 grados. Un ROM normalmente comienza en 0 grados y avanza hacia 180 grados. Este sistema de notación 0 a 180 grados, también es llamado *Método Neutral Cero*, el cual es ampliamente utilizado alrededor del mundo [6]. Durante muchas décadas, los valores publicados por la Academia Americana de Cirugía Ortopédica (AAOS) y la Asociación Médica Americana (AMA) respecto al ROM de flexión-extensión normal de la articulación del codo, han sido aceptados y usados por los examinadores [20]. Estos valores publicados por la AAOS y AMA son mostrados en la Tabla 2.1 y reflejados en la Figura 2.3

Movilidad Articular Activa

Tal como lo define J.L Lesmes en [21], “el estudio de la movilidad articular activa permite al fisioterapeuta conocer la implicación de este elemento frente a las ta-

Tabla 2.1: Valores tradicionales para ROM normal para articulación del codo de la extremidad superior en adultos.

Movimiento	AAOS	AMA
Flexión	150 grados	140 grados
Extensión	0 grados	0 grados

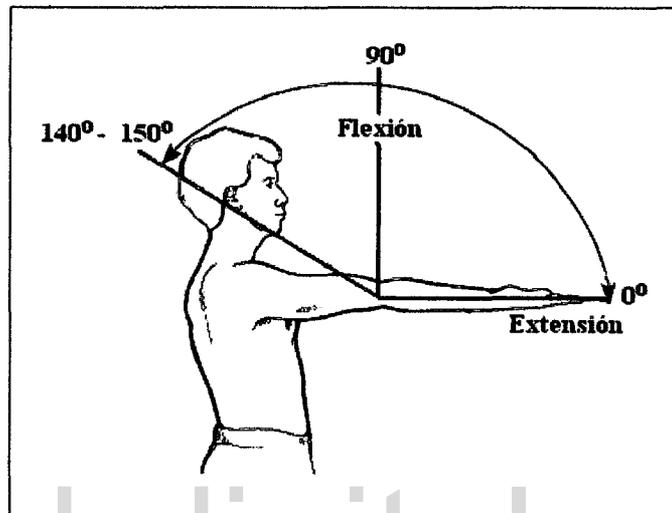


Figura 2.3: ROM normal de la articulación del codo.

reas personales que desarrolla toda persona en su vida cotidiana. Muchas investigaciones han propuesto los ROM requeridos para llevar a cabo actividades de la vida diaria. La estimación de estos rangos ayuda a determinar el nivel funcional de un individuo con discapacidad física”. En la Tabla 2.2 se muestran los principales propósitos del examen de movilidad articular activa, el cual se realiza en una posición que garantice la comodidad para el usuario y no limite la movilidad fisiológica de la articulación o extremidad explorada.

Tabla 2.2: Propósito del examen de movilidad articular activa.

Cuantificar el ROM activo
Determinar el control y calidad del movimiento
Precisar el patrón de restricción del movimiento, si existe
Comprobar la integridad neuromuscular
Reconocer las causas de la deficiencia

Movilidad Articular Pasiva

A diferencia de la prueba anterior, en la prueba de movilidad pasiva el paciente permanece relajado y no juega ningún papel activo en la producción del movimiento. Esta prueba proporciona al examinador información acerca de la integridad de las superficies articulares y la extensibilidad de la capsula articular, ligamentos asociados, músculos y piel [6]. Las comparaciones entre ambas pruebas proporcionan al fisioterapeuta información acerca de cantidad de movimiento permitido por la estructura articular del paciente.

2.3. Segmentación de Imágenes

En las técnicas de procesamiento de imágenes, cada pixel es transformado de un valor a otro. Estos cambios, en su mayoría, se realizan para facilitar la subdivisión de la imagen en áreas de píxeles con significado (objetos). En esta fase la idea es tratar de agrupar los píxeles, por algún criterio de homogeneidad, para particionar la escena en regiones de interés (ROI).

Estas ROI deben tener algún significado físico. Por tanto, la segmentación de una imagen es un proceso de extracción de los objetos de interés insertados en la escena capturada. La agrupación de los píxeles se hace a razón de que sus vecinos tengan atributos similares como luminancia, color, bordes, texturas, etc. Una vez que la imagen ha sido particionada, la unidad mínima de la imagen dejará de ser el píxel para convertirse en la agrupación de píxeles constituyendo un objeto. La imagen estará definida por un conjunto de estos objetos, habiendo pasado de un nivel bajo a otro más elaborado o nivel medio visual. La información estará preparada para el reconocimiento e interpretación de la imagen [22].

2.3.1. Umbralización

En muchas aplicaciones de procesamiento de imágenes, los niveles de gris de píxeles pertenecientes a un objeto son sustancialmente diferentes de los niveles de gris

de los píxeles pertenecientes al fondo. La umbralización se convierte en una simple herramienta para separar objetos del fondo. El resultado de una operación de umbralización es una imagen binaria en la cual un estado indica los objetos segmentados, mientras que el estado complementario corresponde al fondo de la imagen. Dependiendo de la aplicación, los objetos segmentados se representan en color blanco y el fondo de la imagen en color negro o viceversa. Varios factores, tales como la iluminación ambiental, contraste insuficiente, y el tamaño del objeto no acorde con la escena, complican la operación de umbralización [23].

Método de Otsu

El método de Otsu [24] es una de las técnicas más populares de umbralización [22] [25]. En esencia, la técnica de Otsu maximiza la probabilidad de que un umbral óptimo sea escogido de tal manera que separe un objeto del fondo de la imagen, como se ilustra en la Figura 2.4. Esto se logra mediante la selección de un umbral que ofrece la mejor separación de clases, para todos los píxeles de una imagen.

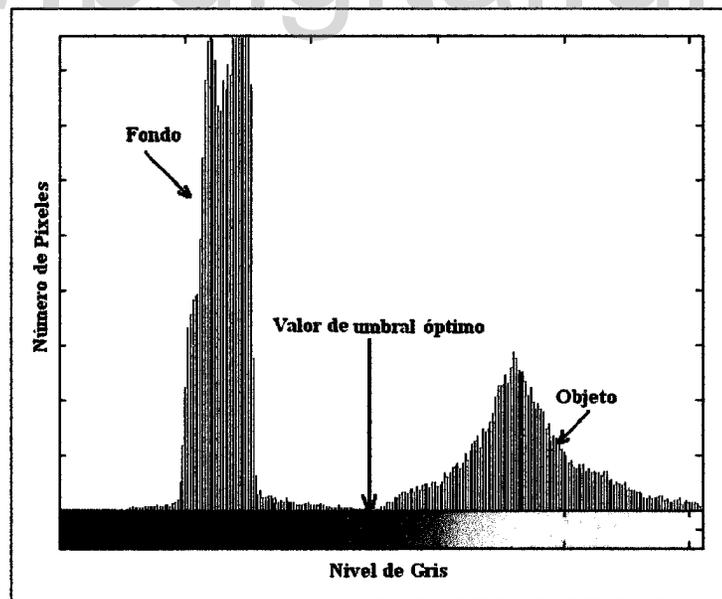


Figura 2.4: *Histograma de una imagen y umbral óptimo.*

La base del algoritmo consiste en el uso del histograma normalizado, donde se divide el número de píxeles en cada nivel de gris ($N_p(l)$) por el número total de píxe-

les presentes en la imagen (N) [26]. Por lo tanto, la distribución de probabilidad de los niveles de intensidad se representa como:

$$p(l) = \frac{N_p(l)}{N} \quad (2.1)$$

Esta ecuación es usada para calcular los momentos acumulativos, de orden 0 y 1, del histograma normalizado hasta el k -ésimo nivel como

$$\omega(k) = \sum_{l=1}^k p(l) \quad (2.2)$$

y

$$\mu(k) = \sum_{l=1}^k l \cdot p(l) \quad (2.3)$$

El nivel medio total de la imagen viene dado como:

$$\mu T = \sum_{l=1}^{N_{\text{máx}}} l \cdot p(l) \quad (2.4)$$

La varianza de la separabilidad entre las clases se define entonces como la relación

$$\sigma_B^2(k) = \frac{(\mu T \cdot \omega(k) - \mu(k))^2}{\omega(k)(1 - \omega(k))} \quad \forall k \in [1, N_{\text{máx}}] \quad (2.5)$$

El umbral óptimo es el valor de k para el cual la varianza de la separabilidad entre las clases alcanza su máximo, es decir, el umbral óptimo T_{opt} cumple

$$T_{opt} = \max_{1 \leq k < N_{\text{máx}}} (\sigma_B^2(k)) \quad (2.6)$$

2.3.2. Algoritmo de Seguimiento de Contornos

Un algoritmo útil para extraer el contorno de un objeto será explicado a continuación. Este algoritmo es usualmente aplicado a imágenes previamente segmentadas. La Figura 2.5 ilustra la idea fundamental de este método.

Primero, un punto inicial perteneciente al contorno externo del objeto debe ser seleccionado. Asumiendo que los píxeles del objeto son negros y que los píxeles del

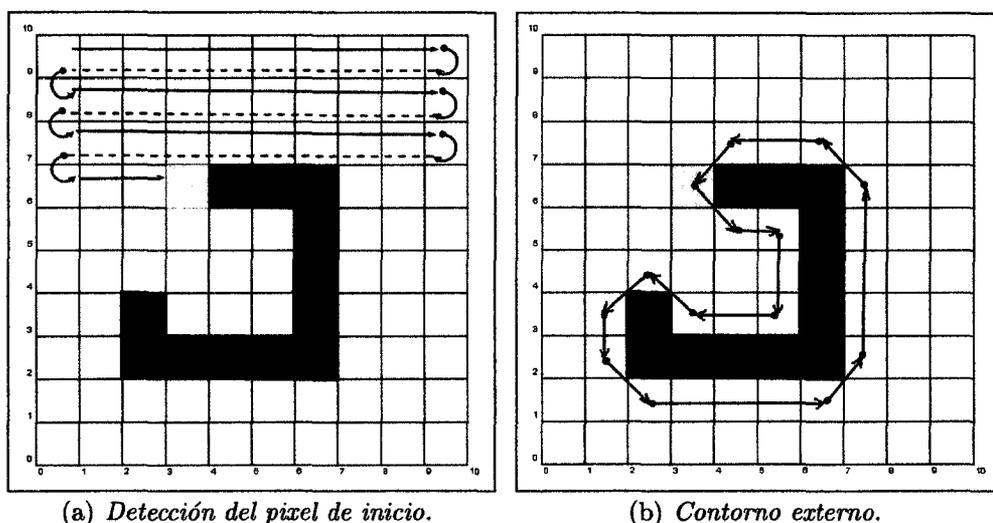


Figura 2.5: *Ilustración esquemática del algoritmo de seguimiento de contorno.*

fondo son blancos, un enfoque simple para implementar este paso inicial consiste en buscar línea a línea (esto es, de izquierda a derecha, y de arriba hacia abajo, como se muestra en la Figura 2.5(a)) hasta que es encontrado el primer píxel blanco que tiene un píxel negro como vecino. Después de identificar el píxel de inicio, el algoritmo circunnavega el contorno del objeto hasta retornar al píxel de inicio, indicando la finalización de la tarea. A modo de ejemplo, véase la Figura 2.5(b). De hecho, con el fin de obtener el contorno, es suficiente con almacenar las coordenadas de los píxeles de la trayectoria de seguimiento a lo largo del contorno externo [2].

Es asumida una vecindad de 8 píxeles para cada píxel P , etiquetadas 0, 1, 2, ..., 7 como se muestra en la Figura 2.6.

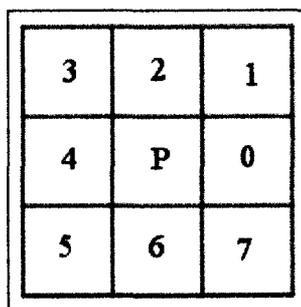


Figura 2.6: *Vecindad etiquetada usando el algoritmo de seguimiento de contorno.*

Una vez que el píxel de inicio ha sido encontrado, el algoritmo decide cuál es el

próximo píxel del contorno. En cada paso, se lleva a cabo una búsqueda (en dirección contraria a las manecillas del reloj) para el píxel vecino mediante la colocación de la máscara de la Figura 2.6, de tal manera que su posición central P se encuentre en los píxeles del contorno actual. El píxel siguiente, será uno de los vecinos etiquetados como 0, 1, 2, ..., 7, que al ser analizados en ese orden sea blanco y el próximo sea negro. En el caso inicial, donde el píxel actual es el píxel de inicio, el algoritmo analiza solamente las posiciones 4, 5, 6 y 7.

2.4. Descriptores de Contornos

Dada una imagen segmentada y su respectivo contorno, una tarea que resulta muy útil para la clasificación de objetos es la caracterización del contorno. Para ello, se analizan las formas geométricas de los contornos de los objetos que conforman la imagen digital usando descriptores, es decir, valoraciones numéricas que permiten identificar y reconocer los objetos en dicha imagen [27].

Los descriptores de contornos deben tener ciertas propiedades deseables:

- Unicidad: Cada objeto debe tener una única representación.
- Invariancia frente a transformaciones geométricas, como traslaciones, rotaciones, cambios de escala y reflexiones.
- Sensibilidad o capacidad para diferenciar objetos casi iguales.
- Abstracción del detalle o capacidad para representar los rasgos característicos básicos de los objetos y abstraer los detalles.

A continuación se describe la *Curvatura* como uno de los descriptores de forma más utilizados.

2.4.1. La Curvatura de un Contorno

Motivación Biológica

Tal como lo define M. Levine en [28], “La curvatura es una de las características más importantes que pueden ser extraídas de un contorno. En efecto, una gran motivación biológica ha sido identificada para el estudio de la curvatura; y es que aparentemente es una característica importante explorada por el sistema visual humano. En lo que concierne al análisis computacional de formas, la curvatura juega un rol muy importante en la identificación de muchas formas geométricas primitivas”. La Tabla siguiente resume algunos aspectos geométricos importantes que pueden ser generalizados por consideración de la curvatura.

Tabla 2.3: *Parámetros caracterizantes de una curvatura.*

Curvatura	Aspecto Geométrico
Valor absoluto máximo	Ángulo genérico
Máximo local positivo	Ángulo convexo
Mínimo local negativo	Ángulo concavo
Constante igual a cero	Segmento de línea recta
Constante diferente de cero	Segmento circular
Cruce por cero	Punto de inflexión

Aproximación Simple de la Curvatura

Se conoce de la mecánica clásica [29] que la segunda derivada de una curva parametrizada $\vec{p}(t)$ definida por la evolución de una partícula, es la *aceleración* respectiva. La aceleración, como la velocidad, es un vector que se descompone cuantitativamente en dos componentes, una paralela a la velocidad $\dot{\vec{p}}(t)$, llamada la *aceleración tangencial* y representada como $\vec{a}_T(t)$, y la otra normal a la velocidad, llamada *aceleración radial* $\vec{a}_R(t)$. Así, $\ddot{\vec{p}}(t) = \vec{a}_T(t) + \vec{a}_R(t)$. Lo anterior se puede observar con mayor detalle en la Figura 2.7.

La aceleración tangencial expresa los cambios de la *magnitud de la velocidad*, y la aceleración radial expresa los cambios de *orientación de la velocidad*. Ahora, sea

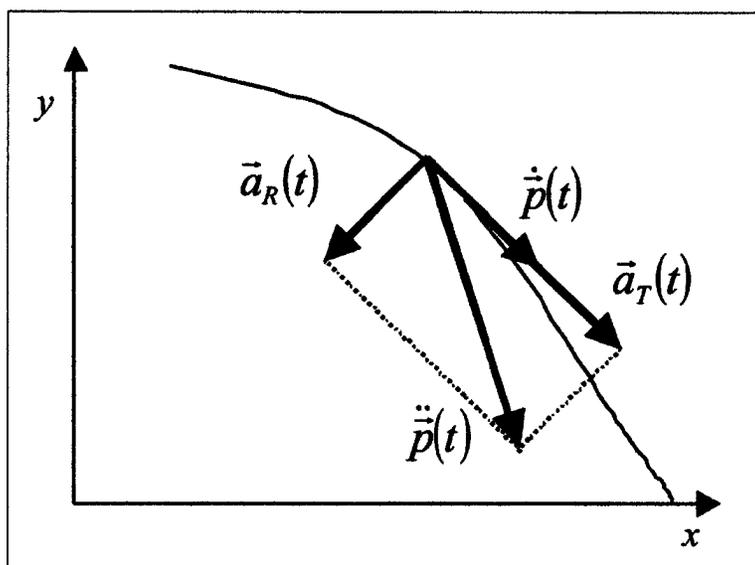


Figura 2.7: La velocidad, aceleración y sus componentes en un punto indicado por $\vec{p}(t)$. Tomado de [2].

$\vec{u}(t) = (x(t), y(t))$ una curva paramétrica, de tal manera que su primera derivada $\dot{\vec{u}}(t) = (\dot{x}(t), \dot{y}(t))$ define un vector tangencial unitario. Ya que la magnitud de la velocidad es siempre unitaria, la aceleración tangencial es cero, y $\ddot{u}(t) = \vec{a}_R(t)$ expresa el cambio de orientación en el vector tangencial unitario. El respectivo vector normal unitario en el valor de t para el cual $|\ddot{\vec{p}}(t)| \neq 0$ puede ser obtenido como:

$$\vec{n}(t) = \frac{\ddot{\vec{p}}(t)}{|\ddot{\vec{p}}(t)|} \quad (2.7)$$

donde $|\ddot{\vec{p}}(t)|$, es llamada la *curvatura* de la curva en t .

Obsérvese que esta expresión siempre produce un valor positivo de curvatura. Para aplicar signos a la curvatura se considera el sistema estándar de coordenadas $(\hat{i}, \hat{j}, \hat{k})$ de \mathbb{R}^3 . En este sentido, la *curvatura signada* $k(t)$ se calcula como:

$$k(t) = \text{sgn}\{\langle \dot{\vec{p}}(t) \times \vec{n}(t), \hat{i} \times \hat{j} \rangle\} \cdot |\ddot{\vec{p}}(t)| \quad (2.8)$$

De acuerdo a la Ecuación 2.8, la curvatura del contorno será positiva si el vector resultante de $\dot{\vec{p}}(t) \times \vec{n}(t)$ está en el mismo sentido del vector unitario resultante

de $\hat{i} \times \hat{j}$, y será negativa si ocurre lo contrario. En la Figura 2.8 se muestran los cambios de signo de la curvatura respecto a la concavidad del contorno.

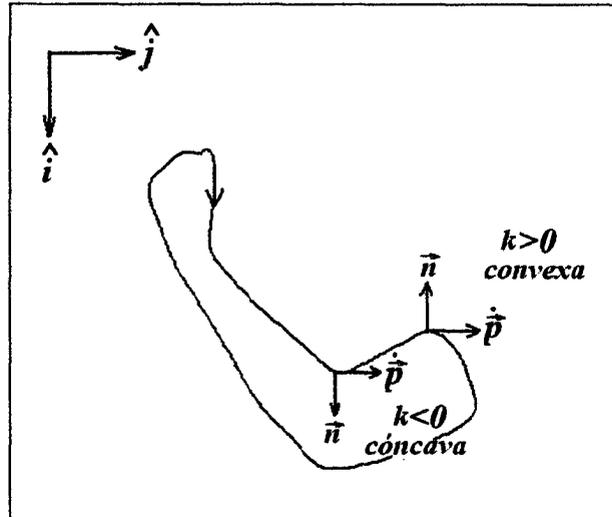


Figura 2.8: El signo de una curvatura respecto a la concavidad. Modificado de [2]

En casos generales, la curvatura de un contorno puede ser calculada a través de diferencias finitas, tal como lo expresa la Ecuación 2.9.

$$k(t) = \frac{\dot{x}(t)\ddot{y}(t) - \ddot{x}(t)\dot{y}(t)}{[\dot{x}^2(t) + \dot{y}^2(t)]^{\frac{3}{2}}} \quad (2.9)$$

La señal de curvatura calculada por la ecuación (2.9) puede ser positiva o negativa, indicando la respectiva concavidad local del contorno.

Otras características de interés respecto a la curvatura es que esta es invariante a la rotación, traslación y reflexión del contorno. Por lo que la hace muy útil para preservar la esencia de la forma frente a transformaciones de este tipo. Metodologías alternativas para medir la señal de curvatura son:

- Interpolación de $x(t)$ y $y(t)$ y diferenciación de la curva interpolada.
- Medición de la curvatura basada en el ángulo entre vectores.

Caso I: Interpolación de $x(t)$ e $y(t)$ y diferenciación de la curva interpolada

Existen diferentes enfoques para aproximar o interpolar el contorno con el fin de determinar analíticamente las derivadas asociadas a la Ecuación (2.9). El enfoque más simple consiste en aproximar las derivadas de $x(n)$ y de $y(n)$ en términos de diferencias finitas, esto es:

$$\begin{aligned}\dot{x}(n) &= x(n) - x(n-1) \\ \dot{y}(n) &= y(n) - y(n-1) \\ \ddot{x}(n) &= \dot{x}(n) - \dot{x}(n-1) \\ \ddot{y}(n) &= \dot{y}(n) - \dot{y}(n-1)\end{aligned}$$

La curvatura puede ser entonces calculada sustituyendo los valores anteriores en la ecuación (2.9). Aunque este simple enfoque puede ser fácilmente implementado, es muy sensible al ruido. Una técnica más elaborada fue propuesta por *Medioni* y *Yasumoto* en [30], la cual se basa en dividir el contorno en segmentos uniformes y aproximarlos en términos de B-Spline cúbicos. La aproximación de dos puntos del contorno a través de un polinomio paramétrico en t , con $t \in [0, 1]$ se obtiene como:

$$\begin{aligned}x(t) &= a_1 t^3 + b_1 t^2 + c_1 t + d_1, \\ y(t) &= a_2 t^3 + b_2 t^2 + c_2 t + d_2,\end{aligned}\tag{2.10}$$

donde a , b , c y d son los parámetros del polinomio de aproximación. Al sustituir las respectivas derivadas de la Ecuación (2.10) en la Ecuación (2.9), y evaluando en $t = 0$ se obtiene:

$$k = 2 \frac{c_1 b_2 - c_2 b_1}{(c_1^2 + c_2^2)^{\frac{3}{2}}}\tag{2.11}$$

Los segmentos de la curva paramétrica pueden ser ajustados usando un B-spline cúbico, con nodos igualmente espaciados. Estos segmentos están dados por:

$$\begin{aligned}x(t) &= \frac{1}{6}T \cdot M \cdot P_x, \\ y(t) &= \frac{1}{6}T \cdot M \cdot P_y,\end{aligned}$$

con

$$T = [t^3 \quad t^2 \quad t \quad 1]$$

$$M = \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$P_x = [x(n-1) \quad x(n) \quad x(n+1) \quad x(n+2)]^T$$

$$P_y = [y(n-1) \quad y(n) \quad y(n+1) \quad y(n+2)]^T$$

donde $(x(n), y(n))$ son las coordenadas del n-ésimo punto del contorno. Los coeficientes anteriores (b_1, c_1, b_2, c_2) pueden ser calculados como sigue:

$$b_1 = 0,5(x(n-1) + x(n+1)) - x(n)$$

$$b_2 = 0,5(y(n-1) + y(n+1)) - y(n)$$

$$c_1 = 0,5(x(n-1) - x(n+1))$$

$$c_2 = 0,5(y(n-1) - y(n+1))$$

La curvatura es entonces calculada sustituyendo los anteriores coeficientes en la Ecuación (2.11).

Caso II: Medición de la curvatura basada en el ángulo entre vectores

Este enfoque estima la curvatura de un contorno basado en el ángulo definido por dos vectores opuestos ubicados a lo largo de dicho contorno. Dada una curva discreta $c(n) = (x(n), y(n))$, estos vectores pueden ser definidos como:

$$v_i(n) = [x(n) - x(n-i), y(n) - y(n-i)]$$

$$w_i(n) = [x(n) - x(n+i), y(n) - y(n+i)]$$

Los cuales son definidos desde $c(n)$ (el punto actual) y el i-ésimo vecino de $c(n)$ a la izquierda y a la derecha (ver la Figura (2.9)).

La curvatura $r_i(n)$ de cada punto del contorno $c(n)$ se define por:

$$r_i(n) = \frac{\langle v_i(n), w_i(n) \rangle}{|v_i(n)| |w_i(n)|} \quad (2.12)$$

donde $r_i(n)$ representa el ángulo entre los dos vectores [31]. De este modo, se tiene que $-1 \leq r_i(n) \leq 1$, con $r_i(n) = -1$ para las líneas rectas, $r_i(n) = 0$ para ángulos

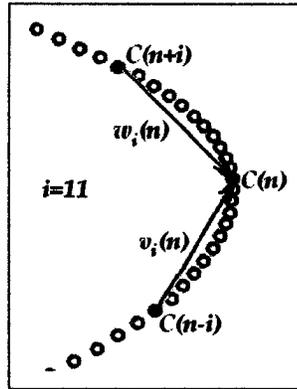


Figura 2.9: Indicación de la curvatura basada en el ángulo entre vectores: el vector abajo y arriba respecto $c(n)$ representan $v_i(n)$ y $w_i(n)$ respectivamente.

rectos y $r_i(n) = 1$ cuando el ángulo es cero grados (ángulo menos posible). La desventaja de este enfoque es que se pierde información de concavidad, ya que las concavidades y convexidades del contorno adquieren el mismo valor.

2.5. Alineamiento Dinámico Temporal

El Alineamiento Dinámico Temporal (en inglés, Dynamic Time Warping - *DTW*) es una técnica de emparejamiento no lineal que usualmente ha sido utilizada en el reconocimiento de patrones de voz. Esta técnica mide la similitud entre dos señales, emparejando datos similares y despreciando las diferencias [32]. A modo de ejemplo, la Figura 2.10(a) muestra dos señales (prueba y referencia) que son similares pero que no están alineadas.

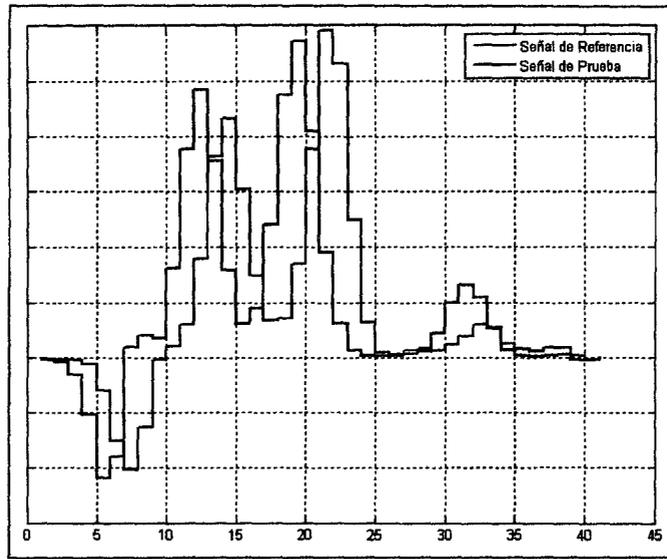
Este algoritmo siempre intenta compensar las diferencias entre ambas señales haciendo que un dato de la señal de referencia coincida con uno de la señal de prueba. En la Figura 2.10(b) se evidencia este hecho.

2.5.1. Algoritmo *DTW*

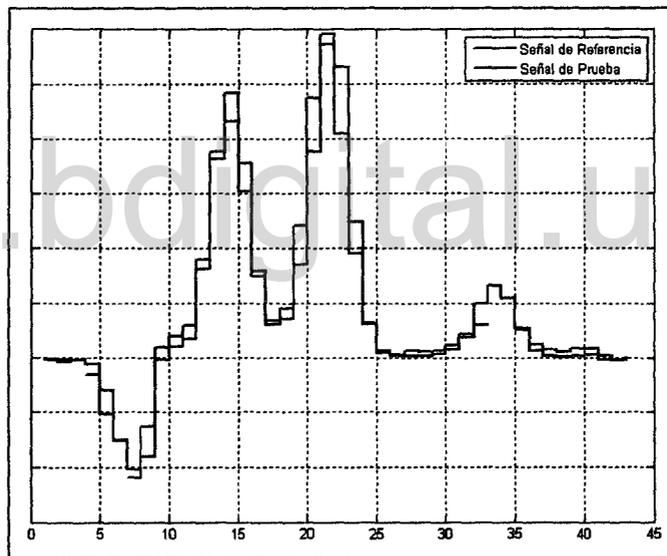
Dadas dos series de tiempo X e Y , de longitudes M y N respectivamente, donde:

$$\begin{aligned} X &= (x_1, x_2, \dots, x_M) \\ Y &= (y_1, y_2, \dots, y_N) \end{aligned}$$

Para alinear las dos secuencias usando *DTW*, se debe construir una matriz de



(a) Señales desalineadas.



(b) Señales alineadas.

Figura 2.10: Alineamiento temporal de dos señales.

similaridad de $N \times M$ donde el $(i\text{-ésimo}, j\text{-ésimo})$ elemento de la matriz contiene la distancia d medida entre los dos puntos x_i e y_j (típicamente se usa la distancia Euclidiana), de forma que $d(x_i, y_j) = (x_i - y_j)^2$. En este trabajo se utilizó la distancia de similitud definida por:

$$d(i, j) = \frac{\alpha}{1 + |x_i - y_j|}, \quad (2.13)$$

de modo que $d(i, j)$ adquiere un valor próximo a α cuando x_i es similar a y_j , y un va-

lor cercano a cero cuando ocurre lo contrario.

La Figura 2.11 muestra una *ruta de alineamiento* W , la cual constituye un conjunto continuo de elementos que definen un emparejamiento entre X e Y . El k -ésimo elemento de W se define como $w_k = (i, j)_k$, de esta forma se tiene que:

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_K) \quad (2.14)$$

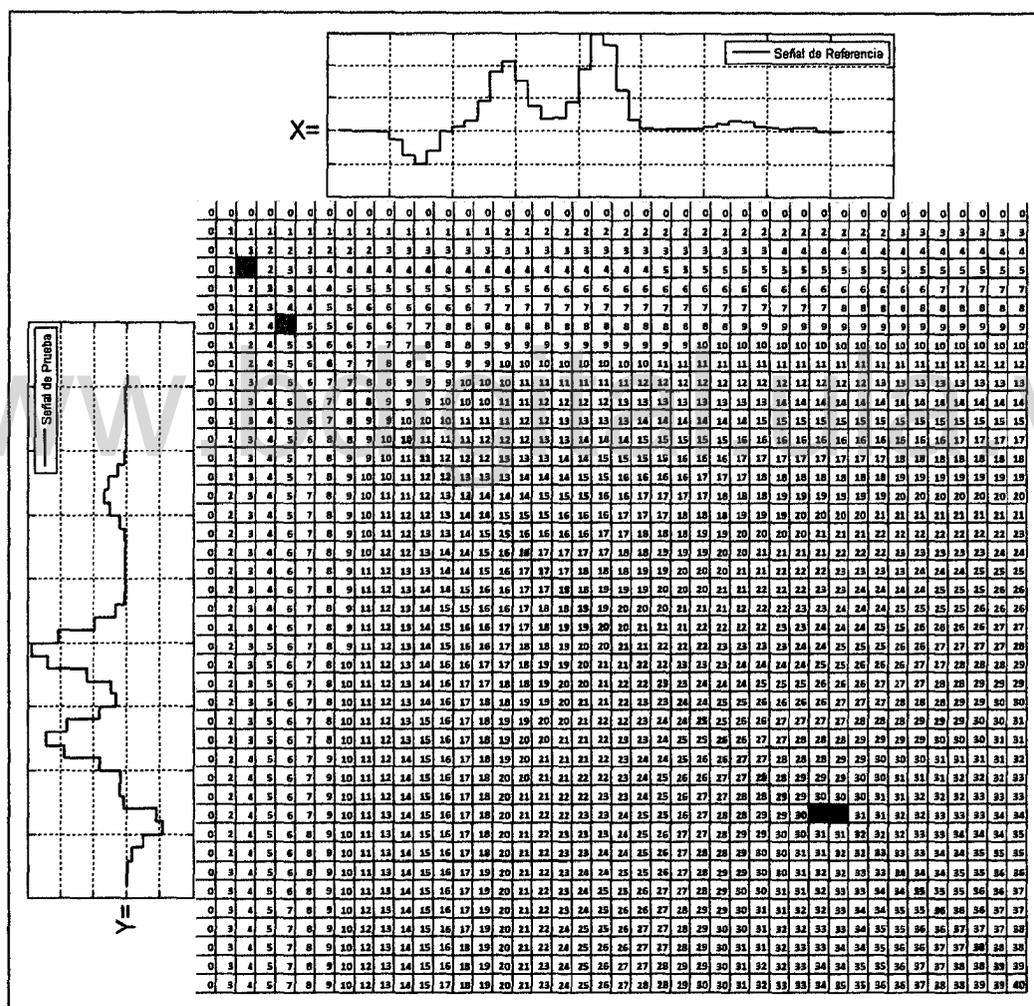


Figura 2.11: *Ejemplo de una ruta de alineamiento.*

En la Figura 2.11, las celdas marcadas en amarillo, azul y verde representan el camino de reconstrucción óptimo para el alineamiento. El color amarillo (predominante) es el resultado de alinear $x(i)$ con $y(i)$; el color azul representa inserciones de

espacio en la señal X y el color azul corresponde a inserciones de espacio en la señal Y . Dichas inserciones de espacio, son indispensables para lograr el alineamiento entre ambas señales. Este tema será explicado con mayor detalle en la siguiente subsección.

La *ruta de alineamiento* debe cumplir los siguientes criterios:

Condición de frontera $w_1 = (1, 1)$ y $w_K = (N, M)$. Los puntos de inicio y final de la *ruta de alineamiento* deben ser el primer punto y el último de las secuencias alineadas.

Monotonicidad Dado $w_K = (a, b)$, entonces $w_{K-1} = (a', b')$ donde $a - a' \geq 0$ y $b - b' \geq 0$. Esto obliga a que el conjunto de puntos de W estén temporalmente ordenados.

Continuidad Dado $w_K = (a, b)$, entonces $w_{K-1} = (a', b')$ donde $a - a' \leq 1$ y $b - b' \leq 1$. Esto impide que la *ruta de alineamiento* tome pasos escalonados en el tiempo.

Existen muchas *rutas de alineamiento* que pueden satisfacer las anteriores condiciones, sin embargo se debe considerar sólo la ruta que maximice la similitud total del alineamiento, es decir,

$$DTW(X, Y) = \max \left\{ \frac{1}{K} \sqrt{\sum_{k=1}^K d(w_k)} \right\} \quad (2.15)$$

Esta ruta puede ser encontrada eficientemente utilizando *Programación Dinámica*. En este trabajo, se utiliza el algoritmo de alineamiento local de Smith-Waterman [33] con penalización *affine* de los espacios, optimizado por Gotoh [34].

La *programación dinámica*, tal como lo define G. Ceballos en [35], “es una técnica que permite resolver problemas complejos de optimización que se pueden descomponer en subproblemas relativamente más sencillos de la misma naturaleza. Las soluciones de los subproblemas se almacenan en una tabla o matriz de programación dinámica, la cual permite la reutilización de los subresultados para hallar la solución total, evitando así el cálculo repetitivo y redundante”

2.5.2. Algoritmo de alineamiento local de Smith-Waterman con penalización affine de los espacios y optimización Gotoh

En la Figura 2.12 se muestra el alineamiento local de dos señales X e Y . En dicha Figura se observan tres marcas, las cuales indican la inserción de un espacio (**InSp**) y la extensión de espacio (**ExSp**), donde **ExSp** representa la sucesión de dos o más espacios simples.

Nota: De aquí en adelante, se llamará como **coincidencia** al resultado de alinear un dato de $x(i)$ con uno de $y(j)$.

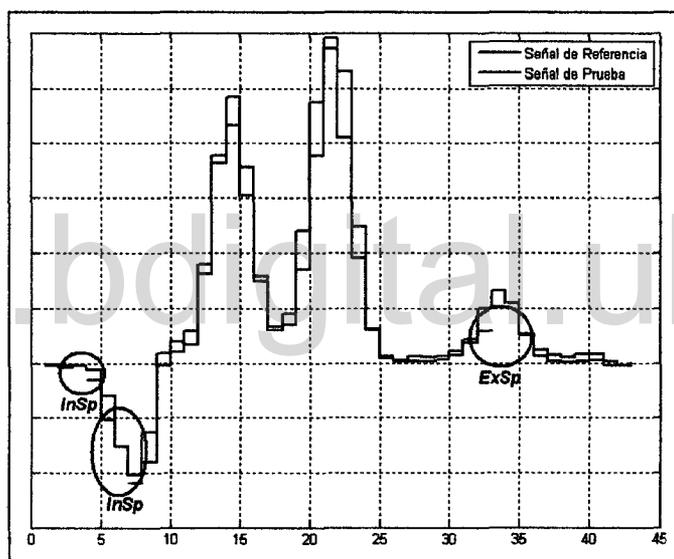


Figura 2.12: Ejemplo de un alineamiento local.

Con objeto de controlar la inserción o extensión de espacios, este algoritmo de alineamiento incluye penalizaciones por inserción o extensión de espacios (identificadas como P_{in} y P_{ex} respectivamente). Estas penalizaciones constituyen valores numéricos utilizados como “castigo” cuando se incorporan espacios en el alineamiento. En nuestro caso, la penalización por extensión de espacio adquiere un “castigo” más severo que la penalización por inserción de espacio.

Adicional a estos conceptos, el algoritmo incluye un concepto adicional llama-

do puntuación del alineamiento P , este valor se calcula por la ecuación siguiente:

$$P = \sum \text{coincidencias} + N_{InSp}P_{in} + N_{ExSp}P_{ex} \quad (2.16)$$

donde N_{InSp} y N_{ExSp} es el número de inserciones y extensiones de espacio respectivamente.

Continuando con el algoritmo, se deben construir cinco matrices:

- tres *matrices de seguimiento* A , B y C ,
- una *matriz de programación dinámica* M , y
- una *matriz de apuntadores* P_{tr} .

Todas estas matrices poseen dimensión $(N + 1) \times (M + 1)$ y son inicializadas de la misma manera, esto es, llenando con ceros la primera fila y la primera columna de cada una de ellas.

Matrices de seguimiento (A, B y C): El dato correspondiente a la posición (i, j) de cada matriz se logra analizando la vecindad (diagonal, arriba e izquierda) de cada matriz en dicha coordenada, de acuerdo a la regla siguiente:

$$A(i, j) = \max \left\{ \begin{array}{l} A(i-1, j-1) + d(i, j) \\ B(i-1, j-1) + d(i, j) \\ C(i-1, j-1) + d(i, j) \\ 0 \end{array} \right\}$$

$$B(i, j) = \max \left\{ \begin{array}{l} A(i, j-1) + P_{in} \\ B(i, j-1) + P_{ex} \\ 0 \end{array} \right\} \quad (2.17)$$

$$C(i, j) = \max \left\{ \begin{array}{l} A(i-1, j) + P_{in} \\ C(i-1, j) + P_{ex} \\ 0 \end{array} \right\}$$

En A cada posición (i, j) representa la *Puntuación* de alineamiento de las secuencias (x_i con y_j); en B se almacenan las puntuaciones de alinear un espacio ("-") con y_j , y en C se almacenan las puntuaciones de alinear x_i con un espacio.

Matriz de programación dinámica (M): Esta matriz se llena a partir de los máximos generados por las matrices de seguimiento, de la forma:

$$M(i, j) = \max \left\{ \begin{array}{l} A(i, j) \\ B(i, j) \\ C(i, j) \end{array} \right\} \quad (2.18)$$

Matriz de apuntadores (P_{tr}): En la medida que se va llenando M , se necesita almacenar la procedencia de cada movimiento. Esto se logra a través de apuntadores que indican movimiento diagonal, izquierda o arriba según sea el caso, tal como se muestra a continuación:

$$P_{tr}(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{si el movimiento viene de diagonal, es decir,} \\ & \text{si el movimiento de } M(i, j) \text{ proviene de } A(i, j) \\ 2, & \text{si el movimiento viene de izquierda, es decir,} \\ & \text{si el movimiento de } M(i, j) \text{ proviene de } B(i, j) \\ 3, & \text{si el movimiento viene de arriba, es decir,} \\ & \text{si el movimiento de } M(i, j) \text{ proviene de } C(i, j) \end{cases} \quad (2.19)$$

Reconstrucción del camino óptimo: La puntuación, correspondiente al alineamiento óptimo, será el máximo valor encontrado en M el cual puede ubicarse en cualquier posición (r, s) de M . El alineamiento de X con Y se obtiene haciendo un seguimiento de los apuntadores a partir de $P_{tr}(r, s)$ finalizando en el elemento que apunta a una celda con elemento cero.

En la Figura 2.13 se muestra un ejemplo de una matriz de apuntadores. El número 1 indica movimiento diagonal (coincidencia entre x_i y y_j); el número 2 indica movimiento hacia la izquierda (inserción de espacio en x_i) y el número 3 indica movimiento hacia arriba (inserción de espacio en y_i).

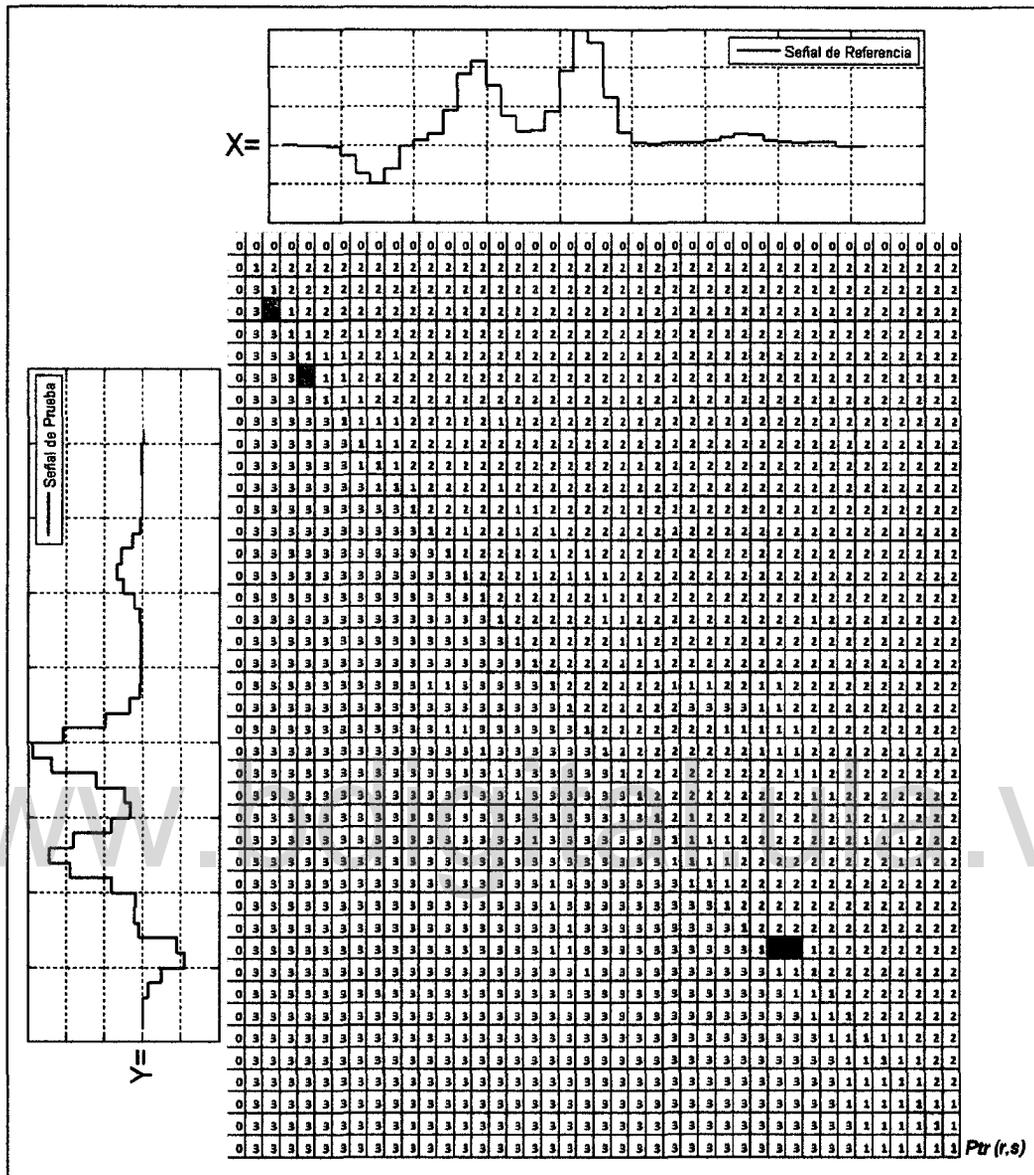


Figura 2.13: *Matriz de apuntadores.*

2.6. Operaciones Morfológicas

En esta sección se muestra una clase de operaciones de vecindad aplicadas sobre imágenes binarias, esto es, operadores morfológicos que modifican la forma de los objetos.

2.6.1. Dilatación

La mayoría de las operaciones de morfología matemática involucra una imagen binaria (bw), para ser procesada con un *elemento estructurante* (s). Elementos estructurantes diferentes definen diferentes respuestas para el mismo objeto procesado. La primera operación morfológica matemática es llamada *dilatación*, la cual tiene el efecto de expandir o dilatar el objeto binario.

La dilatación puede ser considerada como una operación donde el elemento estructurante es trasladado sobre cada píxel de la imagen. Si la intersección entre el elemento estructurante trasladado y la imagen es no-vacía, entonces el píxel actual es considerado válido. Sea $p = (p_1, p_2)$ el píxel actual y s_p el elemento estructurante trasladado, esto es, s está centrado con el origen en p . Fontoura en [2] define la dilatación de una imagen binaria como:

$$\delta_s(bw) = \{p | s_p \cap bw \neq \emptyset\} \quad (2.20)$$

Para comprender más en detalle esta operación, se considera el siguiente ejemplo. Sea s el elemento estructurante mostrado en la Figura 2.14. La Figura 2.15 muestra un objeto binario hipotético para ser dilatado con el elemento estructurante de la Figura 2.14.

El elemento estructurante puede ser representado por la siguiente matriz binaria:

$$s = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

El “1” ubicado en la posición (2, 2) representa el origen del elemento estructurante, el cual es denotado como “O” en la Figura 2.14.

La dilatación de un objeto en una imagen digital, puede ser entendida en términos del siguiente procedimiento conceptual: el elemento estructurante es desplazado hasta que el origen pasa a través de cada píxel del objeto. En cada posición, los píxeles cubiertos por el valor de “1” del elemento estructurante son colocados en “1”. La

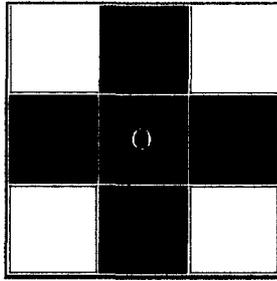


Figura 2.14: *Elemento estructurante con el origen marcado.*

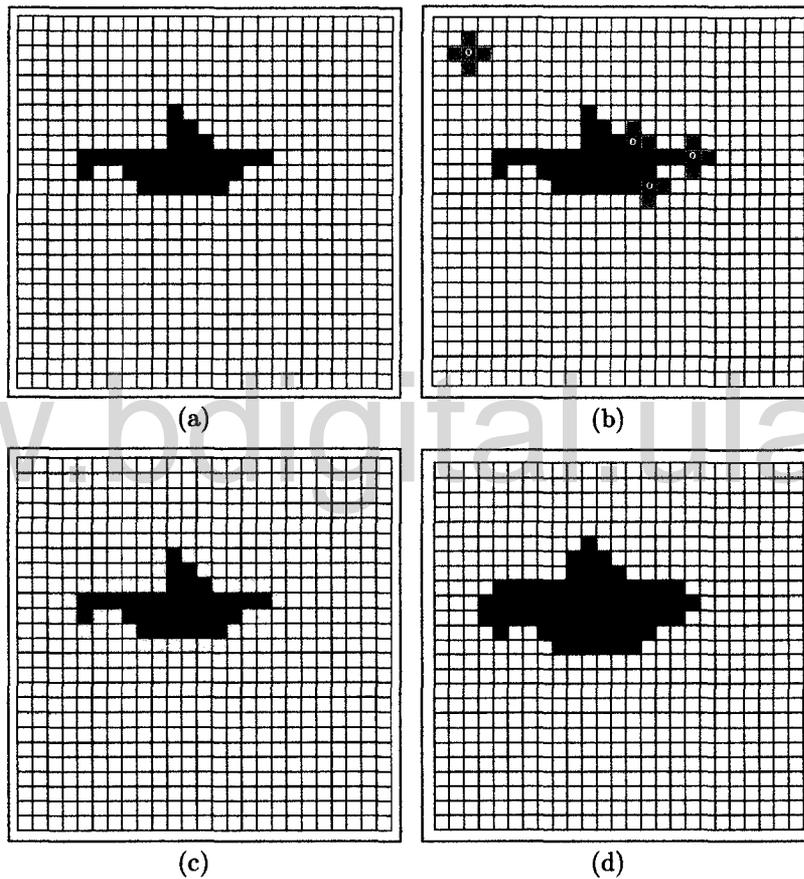


Figura 2.15: *a) Objeto binario; b) Situaciones encontradas durante la operación de dilatación; c) Píxeles dilatados de color gris; y d) El objeto dilatado representado en color negro.*

Figura 2.15(b) ilustra algunos ejemplos de esta situación. Los píxeles resultantes de la dilatación son mostrados en color gris en la Figura 2.15(c), mientras que la Figura 2.15(d) presenta el objeto dilatado.

2.6.2. Erosión

Como en el caso de la dilatación, la *erosión* morfológica involucra una imagen binaria (bw), para ser procesada con un *elemento estructurante* (s). El efecto particular de la erosión consiste en encoger o adelgazar el objeto presente en la imagen [2].

La erosión se considera como una operación en la que el elemento estructurante es trasladado sobre cada píxel del objeto: si el elemento estructurante trasladado está completamente contenido en el objeto, entonces el píxel actual es colocado en “1”. Sea $p = (p_1, p_2)$ el píxel actual y s_p el elemento estructurante trasladado, esto es, s está centrado con el origen en p . De esta forma, la operación de erosión se define como:

$$\varepsilon_s(bw) = \{p \mid s_p \subset bw\} \quad (2.21)$$

Se presenta a continuación un ejemplo análogo al mostrado en la sección anterior, se utiliza el mismo elemento estructurante, el cual se muestra en la Figura 2.14. La Figura 2.16(a) muestra un objeto hipotético dispuesto para ser erosionado. La erosión se entiende de acuerdo al siguiente procedimiento intuitivo: el elemento estructurante es desplazado hasta que el origen es localizado en cada píxel del objeto. En cada posición, si todos los píxeles del elemento estructurante identificados con “1” son correspondidos con píxeles “1” del objeto, entonces el píxel de la imagen ubicado en la posición de origen del elemento estructurante es colocado en 1, en otro caso es puesto en “0”. La Figura 2.16(b) ilustra este proceso. En la Figura 2.16(c) se muestran en color gris los píxeles de la imagen original que han sido erosionados, y en la Figura 2.16(d) se observa el resultado de la erosión.

2.6.3. Apertura y Cierre

Como se ha visto que la *dilatación* expande un objeto y la *erosión* lo contrae. Ahora, se incorporan otros dos operadores morfológicos de importancia: apertura y cierre. La *apertura* se utiliza para suavizar el contorno de un objeto y eliminar salientes delgadas. El *cierre* también tiende a suavizar el contorno pero, como es opuesto

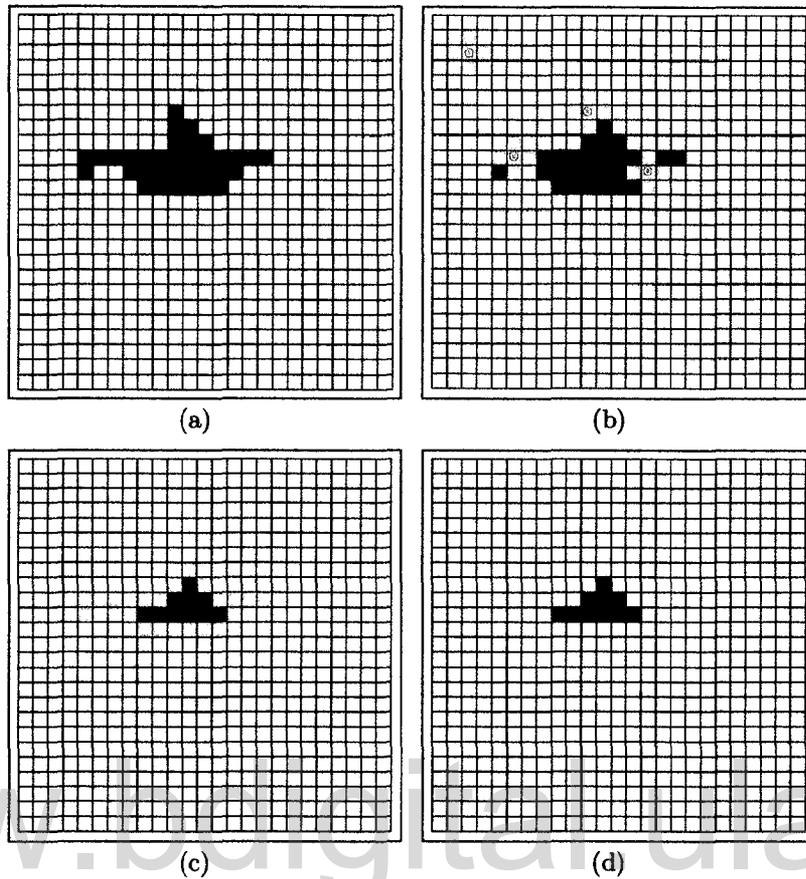


Figura 2.16: a) Objeto binario; b) Situaciones encontradas durante la operación de erosión; c) Píxeles erosionados (en color gris); d) El objeto erosionado representado en color negro.

a la apertura, rellena grietas pequeñas y elimina pequeños huecos [36]. Las ecuaciones 2.22 y 2.23 definen la apertura y cierre de una imagen binaria (bw), con un elemento estructurante (s).

$$o_s(bw) = \delta_s(\varepsilon_s(bw)) \quad (2.22)$$

$$\chi_s(bw) = \varepsilon_s(\delta_s(bw)) \quad (2.23)$$

2.6.4. Esqueleto de una Región

Una aproximación importante para representar la forma de una región plana (objeto) es simplificarla a un grafo llamado *esqueleto*. En la Figura 2.17 se muestra un ejemplo de un objeto esqueletizado. El esqueleto es importante para la representación y reconocimiento de objetos en diferentes áreas, tales como la recuperación de

gráficos e imágenes por ordenador, reconocimiento de caracteres, procesamiento de imágenes y análisis de imágenes médicas [37].

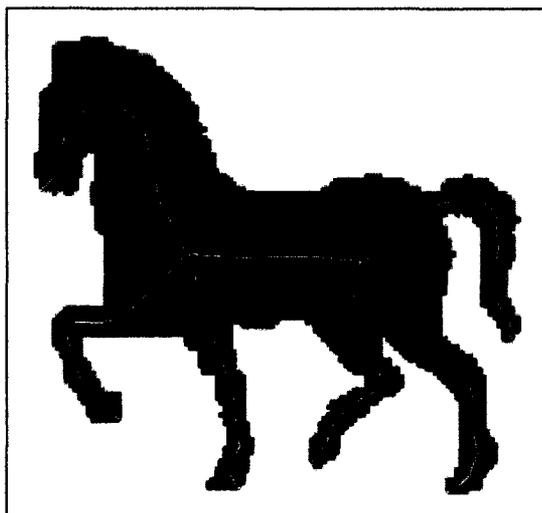


Figura 2.17: *Esqueleto de una imagen.*

En la literatura existen diferentes métodos para determinar el esqueleto de una región [38]. Usualmente, el esqueleto se compone de un conjunto de puntos que están igualmente distantes a dos o más puntos cercanos pertenecientes a la frontera (contorno) del objeto [36]. Una aproximación razonable del esqueleto de una imagen binaria bw , puede ser expresado en términos de erosiones y aperturas [39]. Esto es,

$$\zeta(bw) = \bigcup_{k=0}^K \zeta_k(bw) \quad (2.24)$$

con

$$\zeta_k(bw) = \varepsilon_{ks}(bw) - o_s(\varepsilon_{ks}(bw)) \quad (2.25)$$

donde s es el elemento estructurante, y $\varepsilon_{ks}(bw)$ indica k sucesivas erosiones de bw . K es la última iteración antes de que la erosión de bw sea un conjunto vacío, en otras palabras, $K = \max \{k | \varepsilon_{ks}(bw) \neq \emptyset\}$.

Hasta el momento se han estudiado las bases teóricas que constituyen el funcionamiento de los algoritmos desarrollados para realizar el seguimiento, medición y

análisis del ángulo de flexo-extensión de una extremidad superior. En la siguiente sección, se presentará una descripción de tres enfermedades nerviosas, las cuales se caracterizan por afectar la motricidad de la persona que la padece. Se hace referencia a estas enfermedades porque son padecidas por los sujetos estudiados en este trabajo.

2.7. Enfermedades nerviosas

2.7.1. Enfermedad de Parkinson

La enfermedad de Parkinson (EP) es un desorden neurodegenerativo asociado con la pérdida de producción de dopamina de las neuronas pigmentadas de la sustancia negra. Esta enfermedad fue descubierta por James Parkinson en 1817, y su descripción sigue siendo notablemente exacta. Los cuatro signos motores de EP son temblor en reposo, bradicinesia, rigidez e inestabilidad postural [40].

Temblor en reposo

El tipo de temblor que aparece en pacientes con enfermedad de Parkinson consiste en una especie de agitación que aparece cuando el paciente está en reposo pero que disminuye cuando el paciente está realizando alguna actividad o durante el sueño. La enfermedad puede aparecer con una ligera contracción en la cual el temblor suele afectar al brazo, la mano o los dedos conocido como “movimiento de contar moneda” que se caracteriza por un movimiento de desplazamiento hacia adelante y atrás de los dedos pulgar e índice. Los síntomas de temblor afectan inicialmente un sólo lado del cuerpo [41].

Bradicinesia

La bradicinesia se define como la lentitud para iniciar y ejecutar un movimiento voluntario. Este signo presenta varios aspectos que incluyen la disminución de la amplitud en la ejecución de movimientos de precisión. Cuando la enfermedad avanza,

el paciente puede necesitar un tiempo de reacción prolongado para iniciar un movimiento, para detenerlo, para cambiarlo, así como también para realizar varias actividades motoras al mismo tiempo [41].

Rigidez

Se muestra como una resistencia involuntaria para mover pasivamente una extremidad. Se presenta, al ejecutar los movimientos de flexión y/o extensión. En la enfermedad de Parkinson, la resistencia puede presentarse como oposiciones breves e intermitentes, fenómeno que se conoce con el nombre de “signo de la rueda dentada”, o bien puede presentarse un aumento del tono muscular que produce un incremento de la resistencia al iniciar un movimiento, la cual al ser vencida produce una aceleración súbita del movimiento. Este fenómeno se conoce como “muelle de navaja” [41].

Inestabilidad postural

La inestabilidad postural es uno de los signos más graves y discapacitantes. Se presenta tardíamente en el curso de la enfermedad. Con la evolución de la enfermedad, el paciente puede presentar dificultad para emprender la marcha y mantener la postura durante la misma [41].

2.7.2. Corea

Tal como lo define K.M Shannon en [42], “El término corea se deriva de la palabra griega *choreia*, la cual significa “baile.” Los movimientos coreicos son rápidos, aleatorios e inútiles, apareciendo a fluir de una parte del cuerpo a otra. Los pacientes con corea con frecuencia se muestran inquietos y nerviosos, demuestran impersistencia motora (inhabilidad para iniciar una actividad motriz). Los síntomas de la impersistencia motora incluyen inhabilidad para finalizar una actividad, dejar caer las cosas o dificultad para mantener la lengua afuera”.

2.7.3. Tic

Un tic es un problema en el cual una parte del cuerpo se mueve repetidamente, rápidamente, repentinamente y sin control. Los tics pueden ocurrir en cualquier parte del cuerpo, así como la cara, los hombros, las manos o las piernas. Se pueden parar voluntariamente en períodos cortos [43].

Los tics pueden ser rítmicos a arrítmicos, pueden involucrar tonos posturales, breves sacudidas, y pueden incluir un movimiento simple o una secuencia de movimientos y sonidos. A diferencia de otros trastornos de movimientos como corea, la naturaleza estereotípica de los tics pueden ser fácilmente reconocibles [44].

En el siguiente capítulo se mostrará en detalle la metodología empleada para realizar la medición del ángulo de flexo-extensión en una extremidad superior humana, la cual se fundamenta en primera instancia, en las bases teóricas de los algoritmos estudiados en este capítulo, así como en la fisiología y anatomía del miembro superior humano.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Introducción

En el diagrama de flujo mostrado en la Figura 3.1 se presenta la metodología utilizada en este trabajo para el alcance de los objetivos propuestos. El objetivo fundamental de este trabajo consiste en la medición de variables dinámicas asociadas al movimiento de flexo-extensión de una extremidad superior.

El diagrama de flujo mostrado en la Figura 3.1 se puede simplificar en cinco etapas fundamentales. En la primera etapa, se realiza el proceso de adquisición de los cuadros de video y la respectiva segmentación del objeto de interés (OI), que en este caso corresponde a la extremidad superior. Este último procedimiento, se realiza a través de del método de segmentación por umbralización planteado por Otsu en [24].

En la segunda etapa se extraen las coordenadas del contorno del OI, las cuales posteriormente son utilizadas para determinar la señal de curvatura. Esta señal, además de describir la forma del OI, posee un par de *puntos claves* que demarcan la articulación del codo en la extremidad superior.

En la tercera etapa, se emplea el *Alineamiento Dinámico Temporal* como herramienta fundamental para realizar el seguimiento, en el transcurso de la adquisición del video, de los dos *puntos claves* marcados en la extremidad superior.

En la cuarta etapa, se emplean los *puntos claves* para dividir la extremidad en dos regiones: brazo y antebrazo. A cada región se le determina el eje medial usando un algoritmo de esqueletonización. Los ejes mediales son interceptados en un punto me-

dio de la articulación del codo, para luego determinar el ángulo de flexo-extensión de la extremidad. A medida que el sujeto va ejecutando el movimiento de flexo-extensión, se va almacenado en un arreglo el ángulo medido hasta que se finalice la adquisición.

Finalmente, en la quinta etapa se dispone de una *curva de ángulos* generada a partir de los datos almacenados en el arreglo generado en la etapa anterior. Estos datos son utilizados para hacer los cálculos correspondientes al *rango de movimiento* de la extremidad y las velocidades medias con las que se ejecutan el movimiento de flexión y extensión.

A continuación, se explicará en detalle cada bloque mostrado en la Figura 3.1.

3.2. Adquisición de Video

La adquisición de video se realiza a través de una cámara web comercial (refiérase al apéndice A.1) conectada a un computador portátil Centrino Duo de 1,73 GHz y 1,0 GBytes de RAM. Los algoritmos empleados se desarrollaron bajo el ambiente de Matlab[®]. Cada cuadro de video es tomado a una velocidad de 30 *cuadros/s*, a una resolución espacial de (352x288 píxeles) en el espacio de color RGB (Rojo, Verde, Azul) con una resolución por píxel de 8 bits.

La adquisición y procesamiento del video se realizó en modo offline, en el cual, los cuadros de video son adquiridos de forma continua a frecuencia de 30 *cuadros/s*.

3.3. Segmentación de la Extremidad Superior

Para mejorar el proceso de segmentación se utilizó un ambiente controlado, construido de la siguiente manera:

- Fondo del video adquirido de color blanco.
- Un brazalete de color blanco para separar la extremidad analizada del resto del cuerpo.

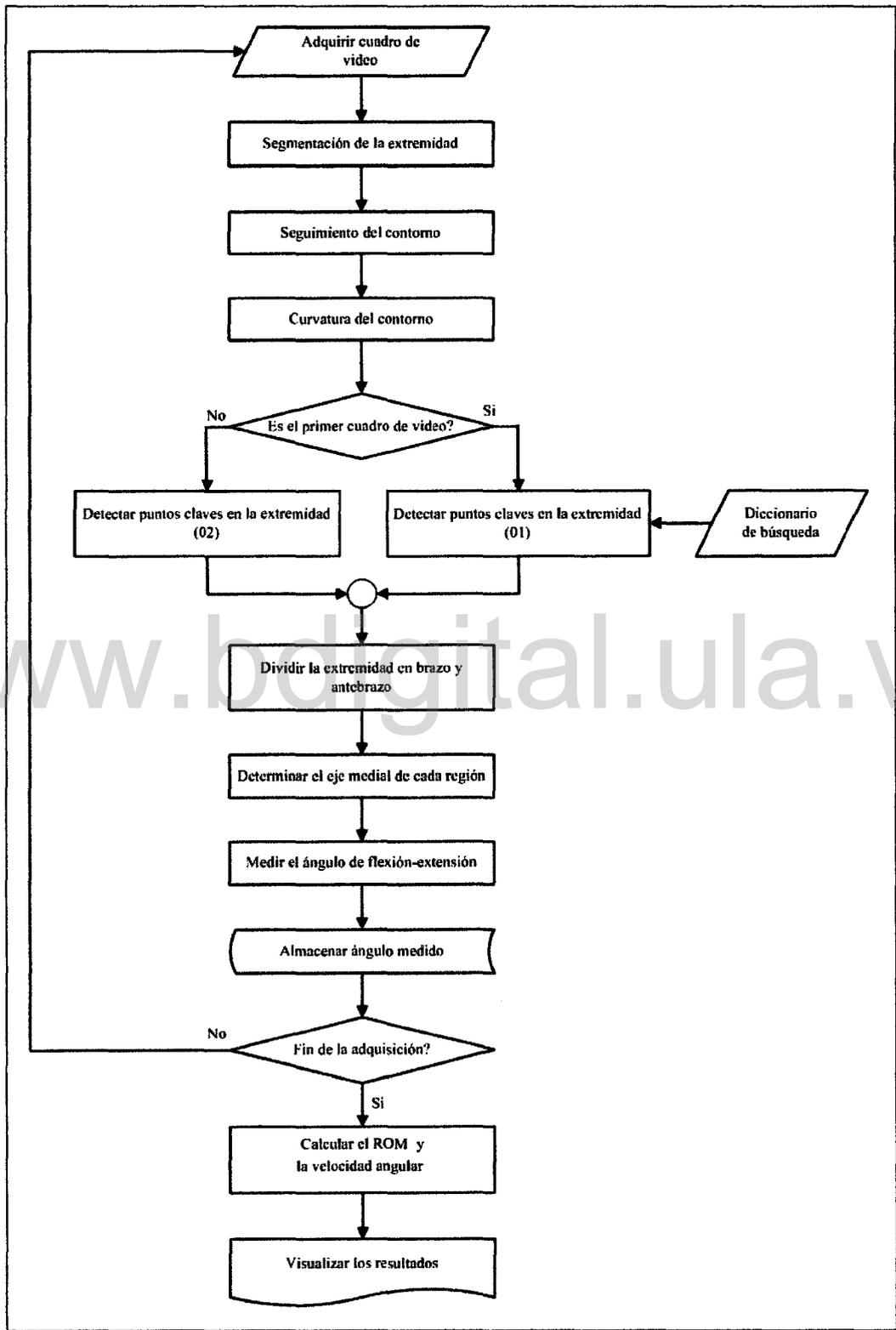


Figura 3.1: Diagrama de flujo de la metodología desarrollada.

- Iluminación ubicada en frente del paciente, de modo que la sombra de la extremidad analizada quede paralela a la misma.
- El paciente debe ser ubicado de modo que la extremidad analizada quede lo más próximo al centro del campo de visión de la cámara web.

El método implementado para la segmentación de la extremidad superior fue el propuesto por Otsu en [24]. Una vez aplicado el algoritmo, el método produce una imagen de salida con múltiples regiones compuestas por píxeles conexos que definen objetos. Algunas de estas regiones representan ruido en la imagen (regiones de área muy pequeña); estos son eliminados en la imagen a través de un discriminante de área con un umbral de 1000 píxeles.

Se aplicó el método planteado por Haralick y Col. en [45] para enumerar y etiquetar los objetos presentes en la imagen. Una vez etiquetada la imagen, se selecciona el objeto cuyo centroide esté más próximo al centro de la imagen, tal como se evidencia en la Figura 3.2.

3.4. Seguimiento del Contorno

Una vez segmentada la extremidad superior, se procede a encontrar las coordenadas del contorno en forma organizada. Esta tarea fue cumplida mediante la utilización del algoritmo de seguimiento de contornos explicado en en la sección 2.3. Las coordenadas (x, y) del contorno fueron promediadas usando una ventana deslizante de 20 muestras y seguidamente fueron sub-muestreadas uniformemente con un factor de 2 con el fin de agilizar el proceso de medición del ángulo de flexión-extensión. En la Figura 3.3 se ilustra el contorno original y suavizado de la extremidad.

3.5. Curvatura del Contorno

En la sección 2.4 se presentaron dos métodos para determinar la curvatura de un mismo contorno. Las curvaturas obtenidas con estos métodos se muestran en la Figura 3.4 (b y c).

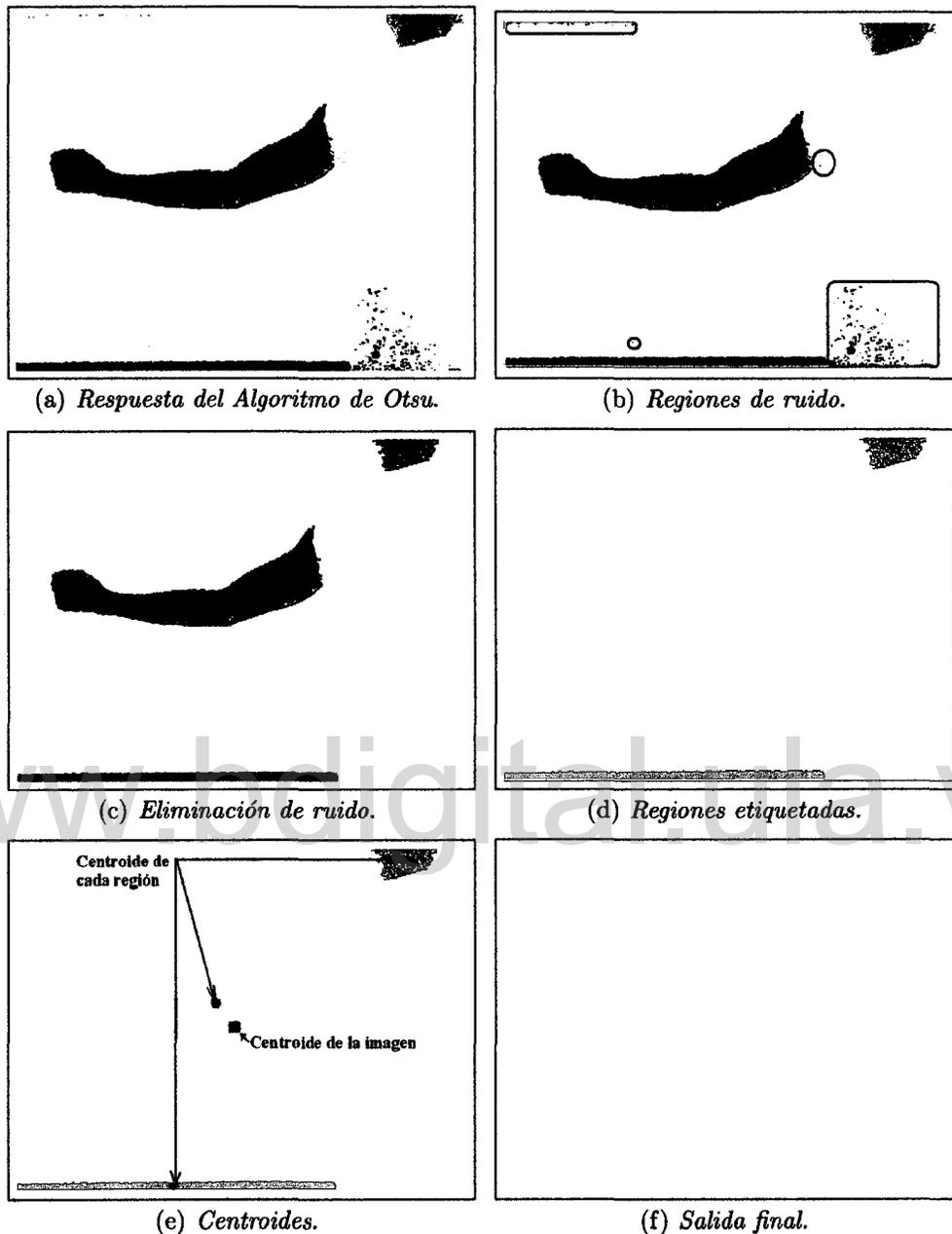


Figura 3.2: *Proceso de segmentación de la extremidad superior.*

En este trabajo, se calcula la curvatura del contorno combinando la Ecuación 2.8 con la Ecuación 2.12, es decir, se le aplica signo a la curvatura obtenida por la Ecuación 2.12 a través de la expresión $\text{sgn}\{(\dot{\vec{p}}(t) \times \vec{n}(t), \hat{i} \times \hat{j})\}$ de la Ecuación 2.8. La ecuación resultante se muestra a continuación:

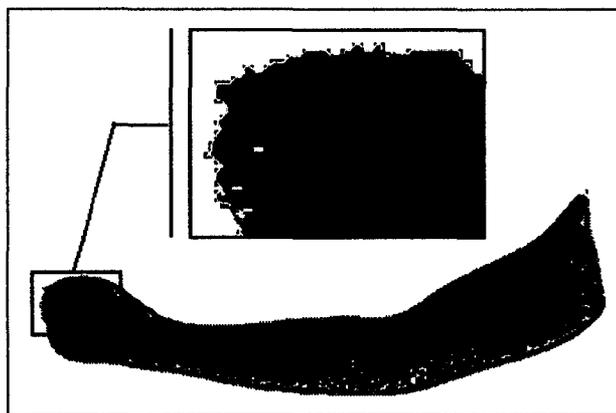


Figura 3.3: Seguimiento del contorno de una extremidad superior.

$$r(n) = \text{sgn}\{\langle \dot{\vec{p}}(n) \times \vec{n}(n), \hat{i} \times \hat{j} \rangle\} \cdot \frac{\langle v_i(n), w_i(n) \rangle}{|v_i(n)||w_i(n)|} \quad (3.1)$$

Donde n expresa cada uno de los puntos del contorno. Como $\vec{n}(n)$ tiene el mismo sentido de $\dot{\vec{p}}(n)$, la Ecuación 3.1 se puede reescribir de la siguiente forma:

$$r(n) = \text{sgn}\{\langle \dot{\vec{p}}(n) \times \ddot{\vec{p}}(n), \hat{i} \times \hat{j} \rangle\} \cdot \frac{\langle v_i(n), w_i(n) \rangle}{|v_i(n)||w_i(n)|} \quad (3.2)$$

donde:

$$\begin{aligned} (\dot{x}(n), \dot{y}(n)) &= (x(n + \delta) - x(n), y(n + \delta) - y(n)) \\ (\ddot{x}(n), \ddot{y}(n)) &= (\dot{x}(n + \delta) - \dot{x}(n), \dot{y}(n + \delta) - \dot{y}(n)) \\ \dot{\vec{p}}(n) &= [\dot{x}(n), \dot{y}(n), 0] \\ \ddot{\vec{p}}(n) &= [\ddot{x}(n), \ddot{y}(n), 0] \\ v(n) &= [x(n) - x(n - \delta), y(n) - y(n - \delta)] \\ w(n) &= -[\dot{x}(n), \dot{y}(n)] \end{aligned}$$

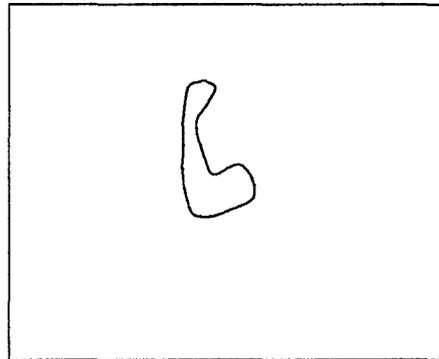
El valor de δ (equivalente a i en la Figura 2.9) se ajusta con respecto a la longitud (número de elementos) del contorno; se obtuvieron resultados satisfactorios fijando $\delta = \lceil \text{longitud}(x(n), y(n)) \rceil / 50$.

La ventaja de tener una curvatura signada es que este signo provee información de concavidad/convexidad en cada punto de la curva. La concavidad/convexidad se manifiesta de acuerdo a la Tabla 3.1.

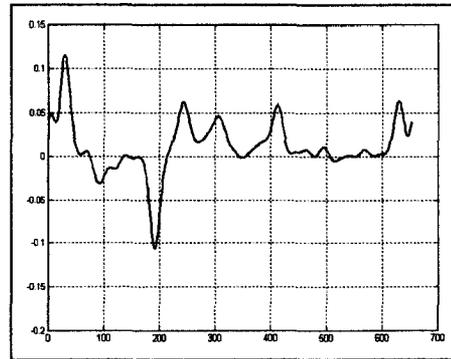
La curvatura obtenida a partir de la ecuación 3.1 se observa en la Figura 3.4(d). La razón fundamental por la cual se optó por trabajar con ésta definición de curva-

Tabla 3.1: *Concavidad/Converidad de una curvatura*

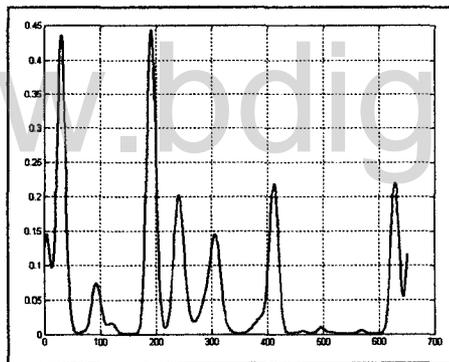
$r(n) < 0$	Cóncava
$r(n) > 0$	Convexa
$r(n) = 0$	Punto de Inflexión



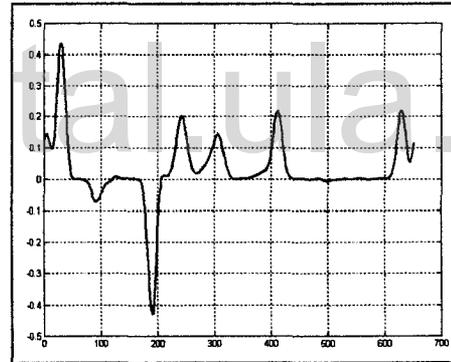
(a) *Contorno de ejemplo*



(b) *Curvatura basada en interpolación B-spline cúbico*



(c) *Curvatura basada en el ángulo entre vectores*



(d) *Curvatura basada en el ángulo entre vectores con definición de concavidad/converidad*

Figura 3.4: *Curvaturas basadas en la ecuación 2.9*

tura, se debe a que logra definir regiones cóncavas y convexas del contorno sin muchas oscilaciones como ocurren en el método basado en interpolación b-spline (véase la Figura 3.4(b)).

Los vectores de curvatura pueden de este modo ser observados en la Figura 3.5 como una representación adicional del concepto de curvatura. En dicha Figura, P_i es el punto de inicio para generar la curvatura del contorno.



Figura 3.5: *Vectores de curvatura.*

3.6. Detección de Puntos Claves en la Extremidad

Una vez obtenida la curvatura del contorno de la extremidad (*curvatura inicial*), el algoritmo debe marcar los puntos claves sobre la señal de curvatura y luego transferirlos al contorno. Esta tarea se realiza siguiendo los pasos siguientes:

Paso 1: Crear el diccionario de búsqueda. El diccionario está compuesto por un conjunto finito de curvaturas (*plantillas*) que representan la extremidad de una persona sana en diferentes posiciones del movimiento de flexión-extensión. Cada plantilla tiene dos puntos claves marcados de forma manual los cuales sirven de referencia para delimitar la articulación del codo (ver la Figura 3.6).

Paso 2: Alineamiento de la curvatura inicial con la plantilla. La *curvatura inicial* corresponde a la primera curvatura adquirida por el algoritmo. En este paso, el algoritmo realiza una búsqueda exhaustiva en el diccionario formado por potenciales formas de ondas de curvaturas, las cuales se registraron para adaptarse mejor a la forma de onda de la *curvatura inicial*. Se selecciona la plantilla que tenga mayor similitud con la forma de onda examinada, para ello se escoge el alineamiento con mayor puntuación. En la Figura 3.7 se muestra un alineamiento entre una plantilla perteneciente al diccionario y una señal de *curvatura inicial*. Adicionalmente, se pueden observar los dos *puntos claves* demarcadores de la articulación del codo, tan-

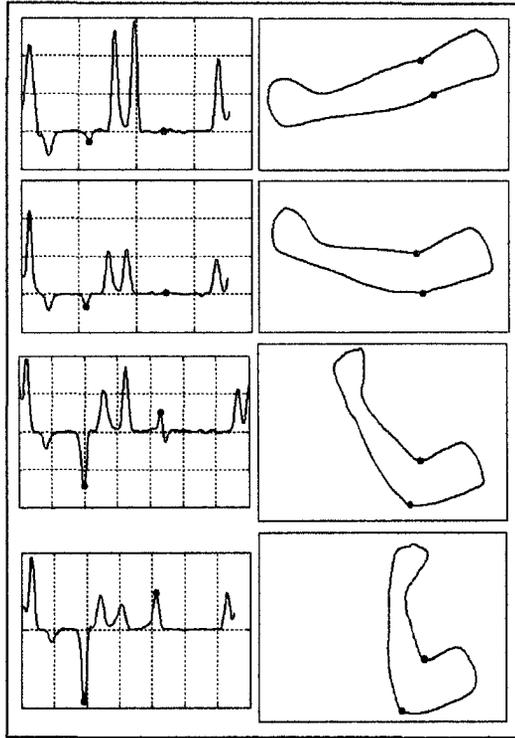


Figura 3.6: Cuatro plantillas pertenecientes al diccionario de búsqueda.

to en el contorno como en la curvatura correspondiente.

Paso 3: Alineamiento con plantilla actualizada. La continuidad del algoritmo, en lo que respecta al seguimiento de curvaturas, se realiza convirtiendo la señal de curvatura presente en *plantilla*, para ser utilizada como patrón en el siguiente alineamiento de curvaturas. En este sentido, el diccionario de búsqueda sólo es utilizado para inicializar el proceso de seguimiento. En el siguiente algoritmo se explica este paso.

<p>P: plantilla C_t: curvatura presente</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Leer C_t 2. Alinear P con C_t 3. $P = C_t$ y retornar a 1

3.7. Esqueletonización de la Extremidad

La extremidad es esqueletonizada a través del algoritmo citado por Pratt en [39]. Como se mencionó en el capítulo 2, este enfoque utiliza operaciones sucesivas de ero-

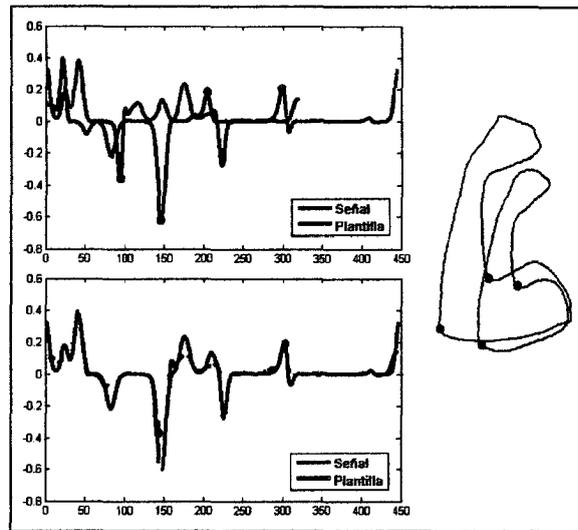


Figura 3.7: *Alineamiento de una curvatura con una plantilla.*

sión y apertura hasta que el objeto quede reducido al esqueleto. Con fines de disminuir el costo computacional de este procedimiento, el esqueleto se calcula sobre una imagen reescalada a la mitad, obteniéndose una imagen de 176x144 píxeles (Figura 3.8(b)).

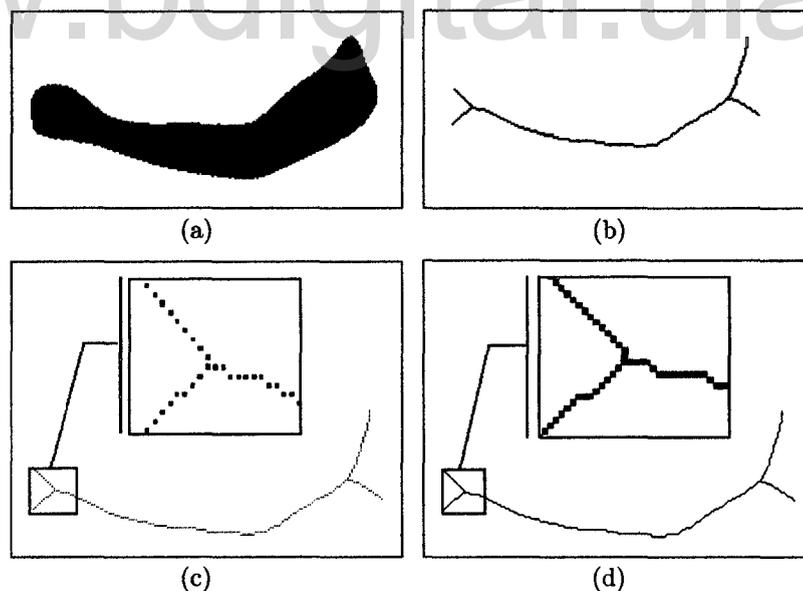


Figura 3.8: *Proceso de eskeletonización de la extremidad superior.*

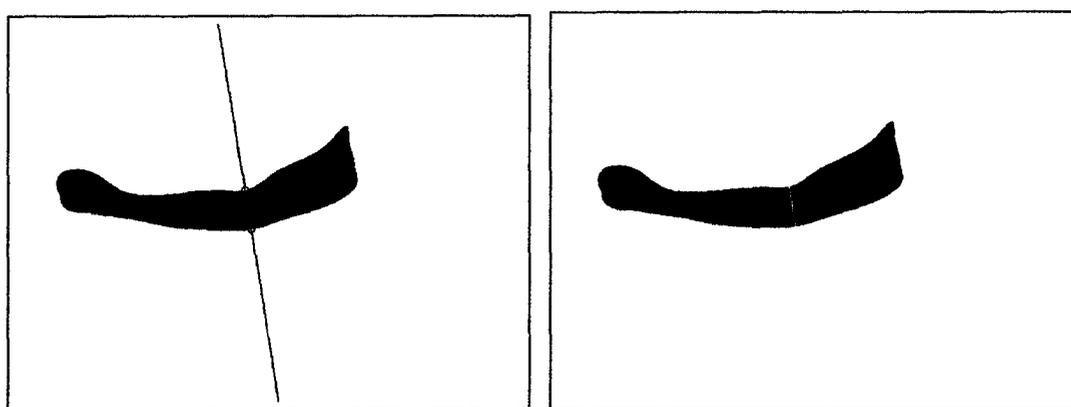
Las coordenadas de los píxeles que componen la imagen esqueleto se multiplican por factor de 2 para llevar dicha imagen a su escala original (352x288 píxeles). De este modo, el esqueleto a escala original se visualiza con píxeles separados (ver la

Figura 3.8(c)). Para lograr continuidad entre ellos, se realiza una *operación de dilatación* con un elemento estructurante construido a partir de una máscara 3x3 cuyos elementos valen 1. Luego, la imagen de salida se le ejecuta una doble *operación de adelgazamiento* para garantizar que el esqueleto resultante tenga un ancho máximo de 1 píxel (Figura 3.8(d)).

3.8. División de la Extremidad en Brazo y Antebrazo

Esta tarea se realiza porque se dispone de dos métodos distintos para el cálculo del eje del brazo y antebrazo. Se determinó una recta divisoria a partir de los puntos claves (articulación del codo) detectados en el contorno. La ecuación de la recta divisoria se evalúa desde 1 hasta 352 (todas las filas de la imagen); los valores calculados son luego redondeados al entero más próximo, para finalmente obtener una recta divisoria formada por píxeles. En la Figura 3.9 se ilustra este hecho.

Para diferenciar entre brazo y antebrazo, se calculó el área (número de píxeles) de cada parte. El elemento cuya área es mayor corresponde al antebrazo.



(a) Recta divisoria de la extremidad.

(b) Evaluación de los puntos de la recta sobre la imagen.

Figura 3.9: División de la extremidad en brazo y antebrazo.

3.9. Cálculo del Eje Medial del Brazo y del Antebrazo

Como el brazo y antebrazo son dos estructuras diferentes (el antebrazo está unido a la mano), se emplearon técnicas diferentes para determinar el eje medial de cada uno. Aún así, existe una similitud entre ellas, ya que ambos algoritmos se basan en el esqueleto.

3.9.1. Eje Medial del Brazo

Se determinó el eje medio del brazo siguiendo los pasos siguientes:

Paso 1: Hallar el centroide. El centroide del brazo se calcula como la coordenada promedio que conforman la región del mismo (ver la Figura 3.10).

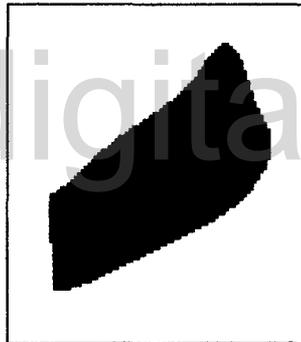


Figura 3.10: *Centroide de la región del brazo.*

Paso 2: Determinar el esqueleto. El esqueleto del brazo se consigue a través de la multiplicación binaria de la imagen que contiene el esqueleto total de la extremidad por la imagen que contiene la región del brazo. La multiplicación binaria entre dos imágenes se entiende como una operación de intersección, en la cual la imagen resultante se representa por el conjunto de píxeles que pertenecen a ambas imágenes. En la Figura 3.11 se observa el esqueleto del brazo como resultado de la multiplicación de dos imágenes binarias.

Paso 3: Fragmentación del esqueleto. La fragmentación del esqueleto consiste en separar las ramas del tronco principal. Para lograrlo se convoluciona la ima-

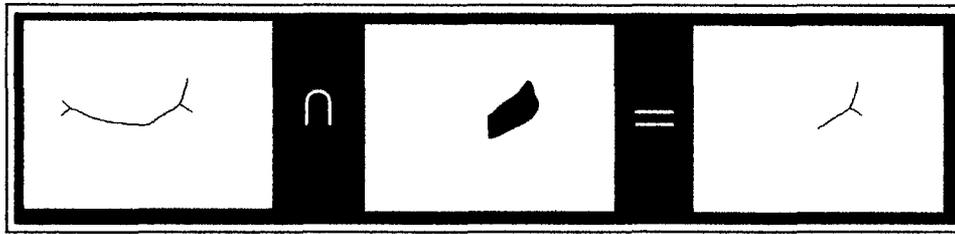


Figura 3.11: *Esqueleto del brazo.*

gen esqueleto del brazo contra la máscara mostrada a continuación:

$$m = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Esta operación de convolución produce una imagen cuyo valor de píxel depende del número de vecinos que tiene. De este modo, es posible identificar los puntos de intercepción de las ramas (presentes en el esqueleto del brazo) mediante la búsqueda de todos aquellos píxeles cuyo valor excedan la unidad. Los píxeles que cumplan con este criterio, son eliminados del esqueleto. En la Figura 3.12 se observa el esqueleto del brazo ramificado.

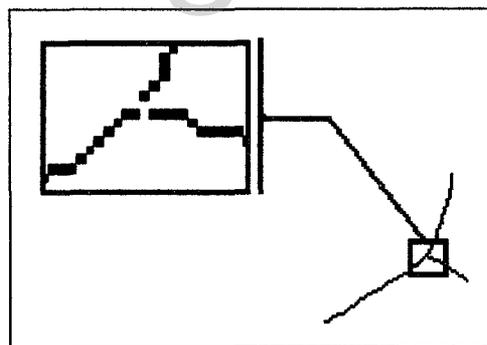


Figura 3.12: *Fragmentación del esqueleto del brazo.*

Paso 4: Detección del eje medial. El eje medial del brazo se selecciona como el fragmento de esqueleto más cercano al centroide del brazo (calculado en el paso 1). Ver la Figura 3.13.

3.9.2. Eje Medial del Antebrazo

Se determinó el eje medial del antebrazo siguiendo los pasos siguientes:

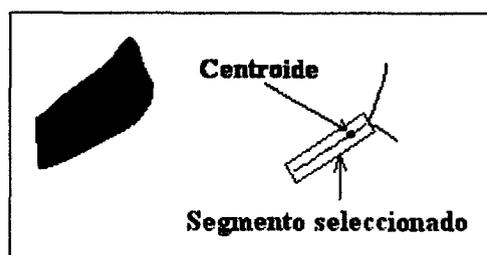


Figura 3.13: Selección del eje medial de brazo

Los pasos 1, 2 y 3 son los mismos empleados en el cálculo del eje medial del brazo, claro está, aplicados en esta oportunidad a la región del antebrazo. Estos tres pasos se ejemplifican en la Figura 3.14(a).

Paso 4: Recorte del tronco principal. En la Figura 3.14(b) se puede notar que el tronco principal resultante puede presentar una ligera o grave desviación debido al movimiento de la mano. Por ello, con objeto de obtener un eje principal lo más lineal posible, resulta necesario eliminar la porción del esqueleto perteneciente a la mano. Se tomaron 10 sujetos de diferente contextura para medir la relación entre la longitud del esqueleto de la mano respecto a la del antebrazo, los valores obtenidos fueron promediados, obteniéndose una relación aproximada de 1 : 3.

Las coordenadas organizadas de los píxeles componentes del tronco principal (desde el extremo distal hasta el proximal) son almacenadas en el arreglo T . Posteriormente, se descartaron los píxeles desde la posición 1 hasta la $0,3 * NumeroElementos(T)$. En la Figura 3.14(b) se observan los píxeles pertenecientes a la mano etiquetados con color azul. Finalmente, los píxeles remanentes luego del recorte, son tomados como el eje medial del antebrazo (ver la Figura 3.14(c)).

3.10. Medición del Ángulo de Flexo-Extensión

Los ejes medios del brazo y antebrazo son ahora aproximados por dos rectas dirigidas desde los píxeles extremos de cada eje hasta un punto de referencia (P_{ref}) calculado como el promedio entre los dos puntos claves de la articulación del codo (ver la Figura 3.15). Sea θ el ángulo formado entre estas dos rectas. El ángulo de flexo-

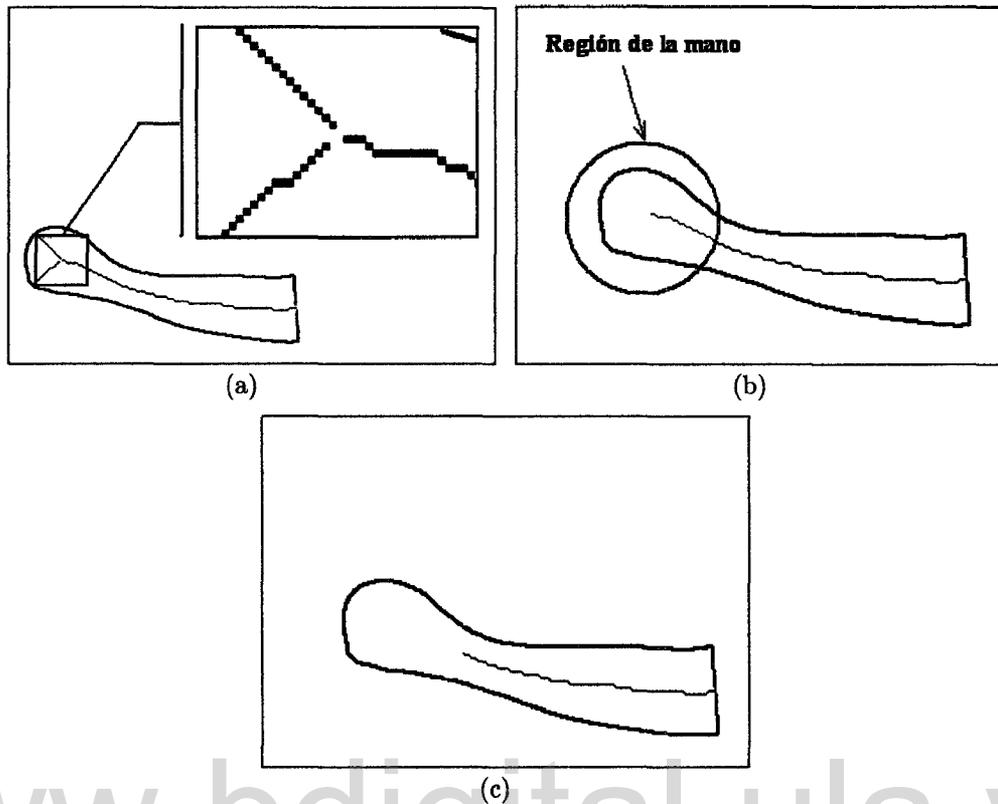


Figura 3.14: *Eje Medial del Antebrazo.*

extensión es entonces calculado como $180^\circ - \theta$. Los ángulos medidos poseen una precisión de 2 cifras decimales y son almacenados en un arreglo hasta que finalice la adquisición. En la Figura 3.15 se observa una medición del ángulo de flexo-extensión.

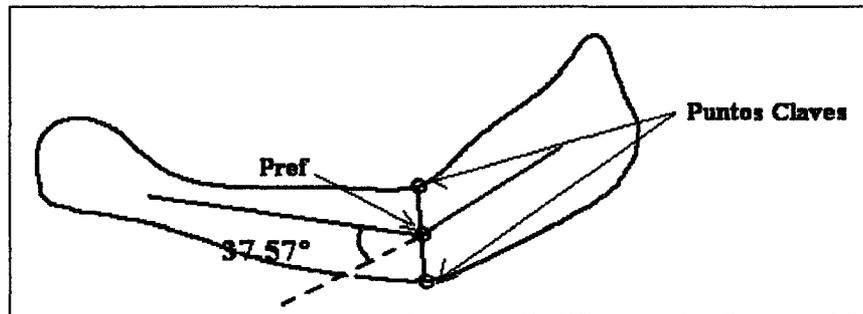


Figura 3.15: *Ángulo de flexo-extensión.*

3.11. Medición de Datos Clínicos

Los datos clínicos medidos en este trabajo son el Rango de *Movimiento de la extremidad (ROM)* y la *velocidad* con que se ejecuta el movimiento de flexión y extensión. A continuación se explicará el procedimiento utilizado para calcular cada uno.

3.11.1. Cálculo del ROM de la extremidad

Debido a que la onda de ángulos medidos posee varios ciclos repetitivos, resultado del movimiento de flexo-extensión, se optó por calcular el rango de movimiento para flexión y extensión promediando los picos y valles de la onda. Estos valores representan máximos y mínimos locales, los cuales son discriminados a través de umbralización, esto es, se utiliza un umbral U_p para determinar los picos y un umbral U_v para determinar los valles de la onda (ver la Figura 3.16 para mayor detalle). De este modo, U_p puede definirse como el valor medio de la señal mas 30 % del rango de la señal y U_v como el valor medio de la señal menos 30 % del rango de la señal.

3.11.2. Cálculo de la velocidad

La transición pico-valle y valle-pico en la onda de ángulos hacen referencia al movimiento de extensión y flexión respectivamente. Este principio se utilizó para separar los movimientos y posteriormente calcular la velocidad de cada uno. Para ello, se utiliza la fórmula $v(t) = \Delta\theta(t)/\Delta t$, donde el diferencial de tiempo es el tiempo de muestreo con el cual se adquieren los cuadros de video (ver la Figura 3.17). Los valores de velocidad en flexión y extensión se calculan como el promedio de las velocidades medidas en cada ciclo de movimiento respectivo.

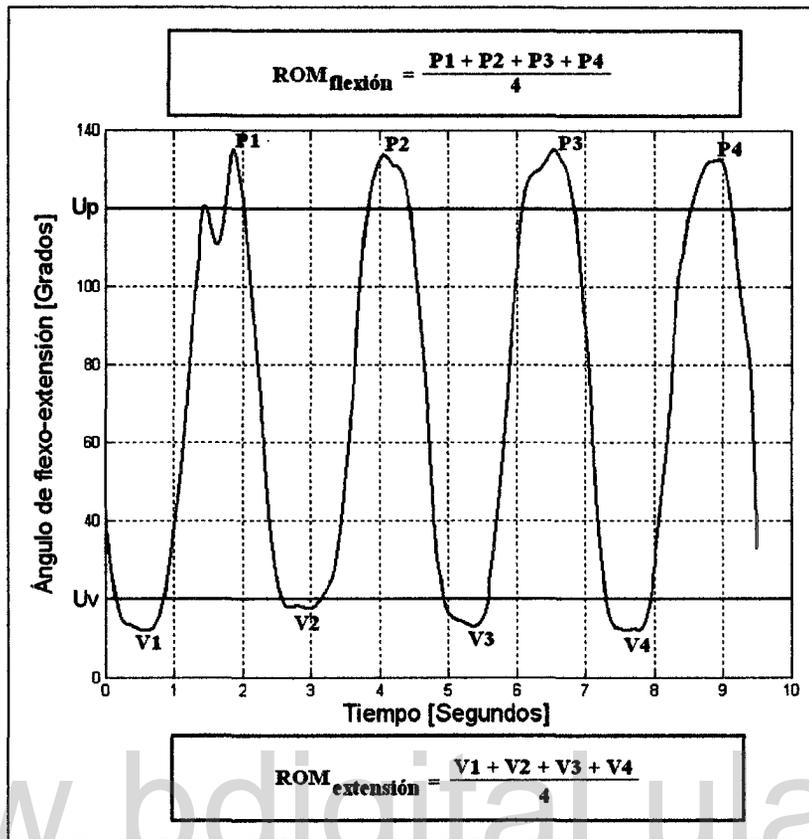


Figura 3.16: Cálculo del ROM de una onda de ángulos.

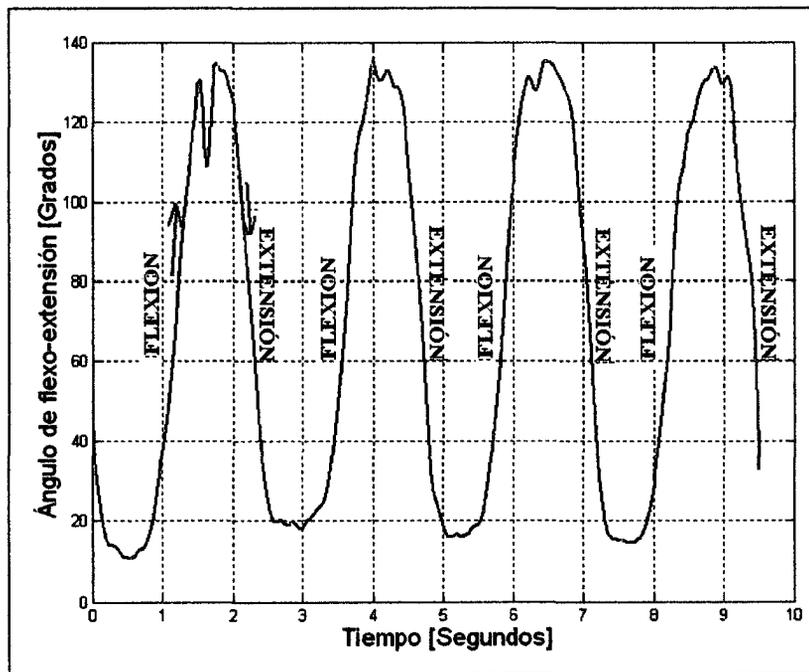


Figura 3.17: Transición pico-valle y valle-pico en la onda de ángulos.

Capítulo 4

Resultados

En este capítulo se mostrarán los resultados más significativos luego de la evaluación de la Metodología planteada, haciendo énfasis en los siguientes puntos:

- Comparación entre pacientes enfermos y pacientes sanos.
- Tiempo de procesamiento por cuadro de video.
- Análisis en la precisión del algoritmo desarrollado.
- Aportes relevantes de la investigación.

4.1. Comparación entre Pacientes Enfermos y Pacientes Sanos

La metodología propuesta fue evaluada en cuatro pacientes del servicio de Neurología del Hospital de la Universidad de Los Andes y en tres personas sanas. La Tabla 4.1 muestra el rango de flexión, rango de extensión, la velocidad media de flexión y la velocidad media de extensión medida de manera automática en los siete sujetos.

En la Tabla 4.1, Parkinson, Corea y Tic son nombres de patologías que afectan el control motor de las extremidades. De dicha Tabla se puede apreciar lo siguiente:

- A pesar que p1 y p2 poseen la misma enfermedad, se nota una evolución mayor de la misma en p2. Lo anterior se contrasta al observar la rigidez de p2 al eje-

Tabla 4.1: *Parámetros dinámicos medidos en pacientes*

No.	Edad (Años)	Género	Enfermedad	ROM (grados)		Velocidad (grados/seg)	
				Extensión	Flexión	V_{ext}	V_{flex}
p1	33	F	Parkinson	3,87	133,61	68,27	57,50
p2	68	M	Parkinson	14,17	134,19	92,42	89,80
p3	30	F	Corea	12,23	119,79	69,04	73,23
p4	19	F	Tic	-2,18	115,92	73,60	86,49
p5	28	M	Ninguna	3,19	119,91	66,06	45,13
p6	30	F	Ninguna	1,62	123,67	137,56	94,74
p7	29	M	Ninguna	9,67	123,64	104,65	87,72

cutar el movimiento de extensión. Adicionalmente, podemos notar que las velocidades de ejecución del movimiento son mayores en p2 lo que nos indica un escaso control autónomo de la extremidad. **Nota:** Estas afirmaciones concuerdan con las observaciones por parte de los médicos especialistas presentes durante la ejecución del experimento en el laboratorio de Neurología.

- p2 presenta una limitación de 14,17 grados en la extensión.
- p3 presenta una limitación de 12,23 grados en la extensión.
- p4 posee una hiperlaxitud (extensión inferior a los 0 grados) de -2,18 grados y una limitación en la flexión de 115,92 grados.
- Al promediar los rangos de extensión y flexión de pacientes enfermos y sanos, se obtiene: 7,02 y 4,82 para extensión, 125,87 y 122,40 para flexión. De acuerdo a esto, se puede decir que la diferencia principal al analizar pacientes enfermos frente a sanos, en cuanto a enfermedades nerviosas que involucren desórdenes de movimiento, se manifiesta con más detalles en el rango de movimiento de extensión. Los valores de velocidad pueden oscilar incluso entre pacientes sanos. Los valores de velocidad de flexión y extensión no son adecuados para comparar entre pacientes y personas normales pues no se tiene una base temporal de referencia, a las personas bajo estudio no se les indica en el momento de la prue-

ba con que velocidad deben procurar realizar el movimiento. Pudiera incorporarse al sistema algún tipo de señal visual o sonora que pueda guiar al sujeto en cuanto a la velocidad de flexo-extensión que debe seguir.

Es posible que la rigidez muscular de estos pacientes les impida realizar tareas tan simples como por ejemplo, cepillarse los dientes u otras más complejas como practicar algún deporte que involucre mayor complejidad en el control de movimiento de la extremidad. Estas observaciones sólo pretenden ilustrar la utilidad que pudiera ofrecer la implementación de este tipo de mediciones automáticas. Para hacer clasificación de patologías y correlacionar los datos haría falta complementar el estudio con una prueba de movilidad articular pasiva, en la cual el paciente realiza los movimientos de flexión y extensión con la ayuda del fisiatra.

4.1.1. Análisis de curvas ángulo de flexo-extensión vs tiempo

En las Figuras 4.1 y 4.2 se puede observar el comportamiento de las curvas correspondientes al movimiento de flexo-extensión de los pacientes enfermos y sanos respectivamente.

Las curvas mostradas en la Figura 4.1 y 4.2 presentan las siguientes características:

- El movimiento característico es del tipo sinusoidal, en el cual los tramos valle-pico y pico-valle corresponden al movimiento de flexión y extensión respectivamente.
- Cambios suaves y abruptos en las vecindades de picos y valles son representativos del comportamiento de los pacientes en las posiciones máximas de flexión y extensión.
- Los rizados presentes en las ondas (p1, p2, p5 y p6) son debidos a problemas en el alineamiento y por ende a la ubicación de los puntos claves en la articulación del codo. El ejemplo más crítico se presenta en el primer pico de p2, ya la curva desciende súbitamente hasta aproximadamente 110 grados. A pesar de

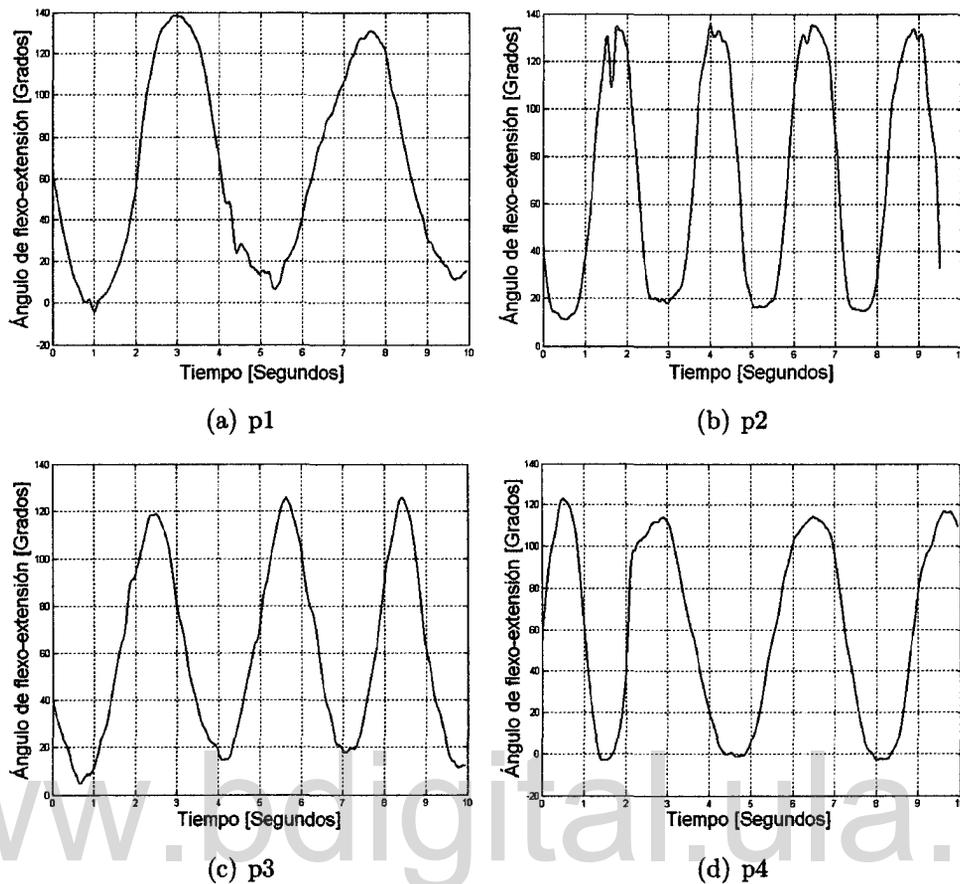


Figura 4.1: *Curvas ángulo de flexo-extensión de pacientes enfermos.*

esto, el algoritmo desarrollado tuvo la capacidad para controlar dicha desviación y seguir la trayectoria adecuada.

- Los ritmos variantes en las curvas representan cambios de velocidad en la ejecución del movimiento de flexo-extensión.

4.2. Tiempo de Procesamiento por Cuadro de Video

Existe una notable diferencia entre la ejecución del algoritmo en modo *online* y *offline*, la cual se manifiesta en la resolución temporal del video adquirido. Cuando el algoritmo se trabaja en modo online, el tiempo entre cada cuadro de video es influenciado por tres factores que son:

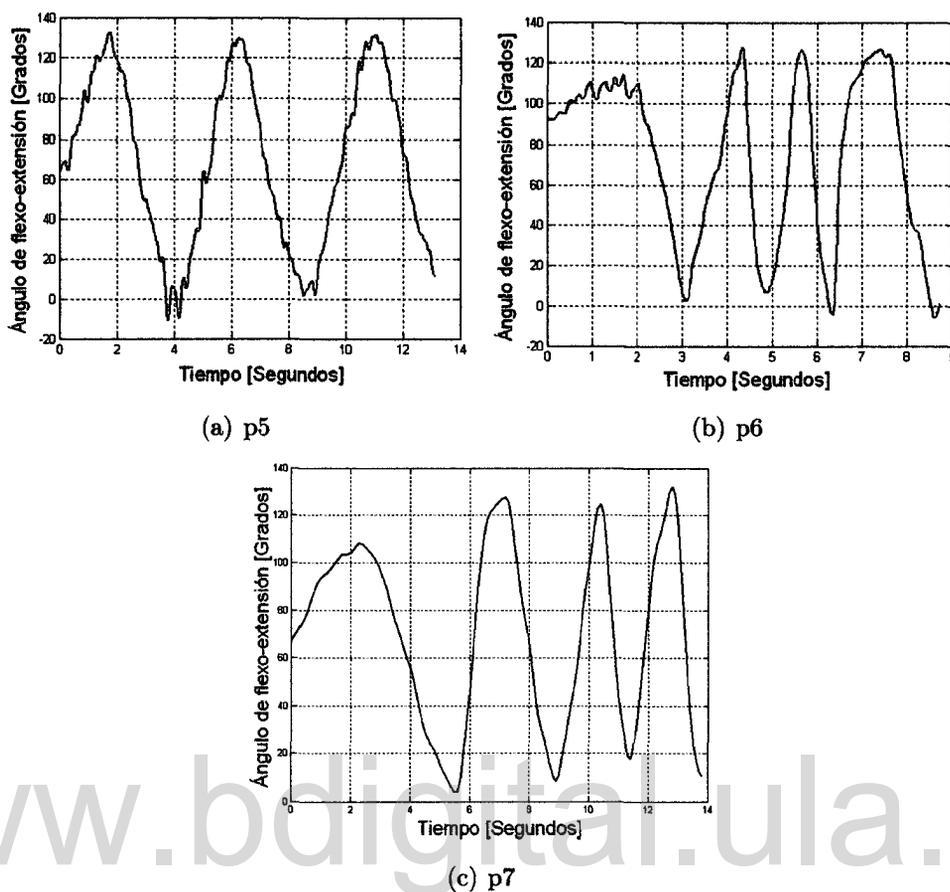


Figura 4.2: *Curvas ángulo de flexo-extensión de pacientes sanos.*

1. Tiempo de captura de cada cuadro de video: Con los equipos utilizados, este osciló alrededor de 33 ms.
2. Tiempo de procesamiento: Este tiempo depende de características inmersas en el cuadro de video analizado, como por ejemplo, el área del objeto segmentado. Dicho tiempo puede oscilar entre 0,53 s y 0,58 s.
3. Tiempo de visualización: Constituye el tiempo que emplea la interfaz desarrollada para visualizar en pantalla los datos adquiridos y procesados. Oscila entre 15 ms y 26 ms.

De acuerdo a lo anterior, cuando la interfaz desarrollada es operada en modo *online*, la frecuencia de muestreo de la cámara se reduce de 30 cuadros/s a 1,5 cuadros/s. Estos tiempos imposibilitan el procesamiento en línea, por lo cual se optó a realizar

las mediciones en modo *offline*. En este modo, el intervalo de tiempo entre cada cuadro de video se mantiene constante dependiendo únicamente del tiempo de muestreo de la cámara de video. De manera, que se tiene una mejor resolución temporal de los datos adquiridos y procesados.

4.3. Comparación entre Algoritmo Automático y Semi-Asistido

En la Figura 4.3 se pueden observar cuatro ejemplos de segmentos de curvas de grados de flexión versus tiempo. Estas curvas fueron obtenidas por el método automático propuesto y por el método semi-asistido. El método semi-asistido consiste en la utilización de un computador por parte de un fisiatra¹ quien marca en cada imagen tres puntos claves de la extremidad (ver la Figura 4.4) para realizar la medición del ángulo de flexo-extensión, de acuerdo a sus conocimientos anatómicos y procedimentales.

Es notable en la Figura 4.3(b) que el algoritmo automático pierde la trayectoria seguida. Esto se debe a la incorrecta ubicación de los puntos claves en la articulación del codo durante el seguimiento de extremidad. Sin embargo, es posible observar que a pesar de este problema, el algoritmo retoma el control y continua con el seguimiento de forma correcta.

Los criterios de ubicación de los puntos claves por parte del fisiatra son los siguientes:

- P_1 : Se coloca en dirección paralela al húmero.
- P_2 : Se coloca en el epicóndilo medial del húmero.
- P_3 : Se coloca en la epífisis del cúbito.

¹Yira Victoria Ruiz Barragan, Fisioterapeuta Graduada en la Universidad Simón Bolívar (Barranquilla - Col), Matrícula profesional número 356 registrada en el Departamento Administrativo de Seguridad Social DASSALUD

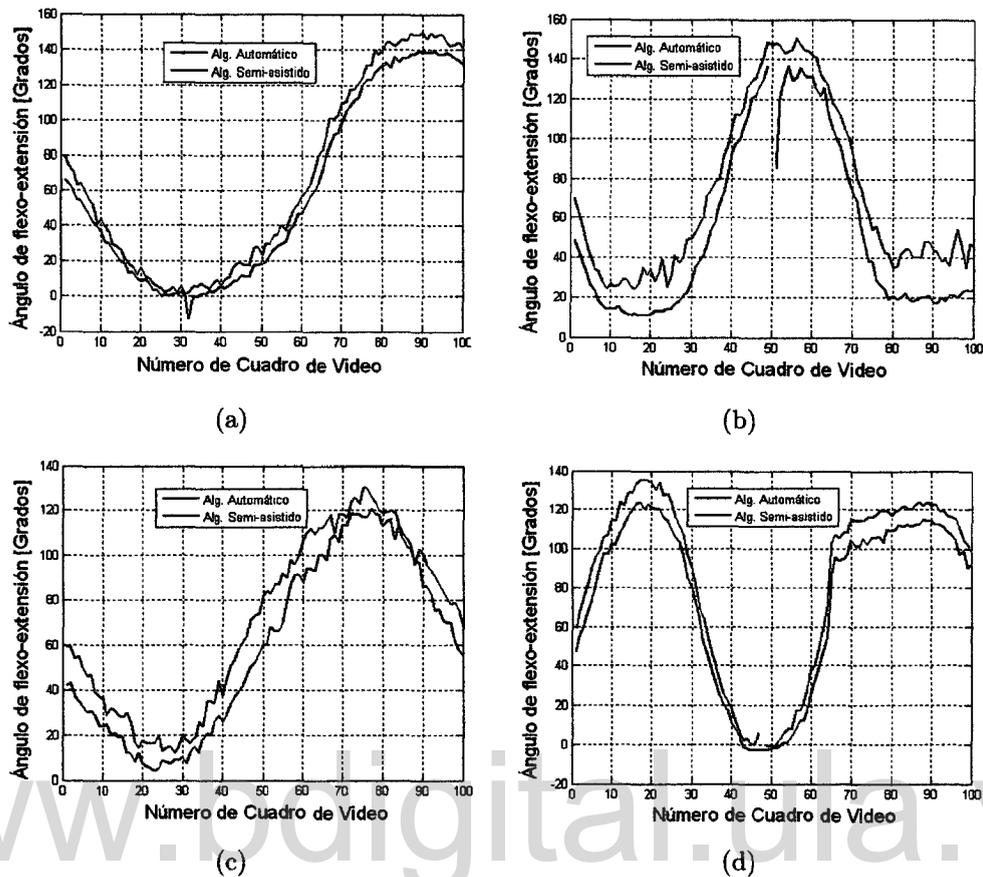


Figura 4.3: Comparación de resultados entre algoritmo automático y semi-automático.

Aunque se observan conductas similares en las curvas, es evidente un margen de error (no estacionario) entre ambas curvas, debido a que las metodologías utilizadas por el algoritmo automático y semi-asistido difieren entre sí.

En el ejemplo de la Figura 4.3 apreciamos que las curvas resultado del proceso automático presentan una tendencia a representar grados de flexión menores a los medidos por el método semi-asistido. Un factor que pudiera influenciar sobre la medida automática y que pensamos será digno de tratar en futuras investigaciones es el efecto que producen los pliegues entre brazo y antebrazo que se forman en la cara anterior del codo, los cuales pueden desviar los ejes medios de su ubicación ideal en el proceso de esqueletonización. La orientación ideal de los ejes medios debería ser siguiendo las estructuras óseas.

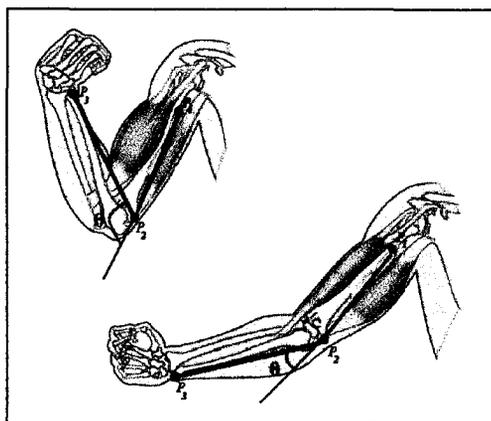


Figura 4.4: *Puntos claves para determinar el ángulo de flexo-extensión en algoritmo semi-asistido.*

A pesar de que la ubicación de los puntos difieren entre ambos métodos (semi-asistido y automático) se puede observar que el comportamiento o trayectoria seguida por ambas curvas es la misma. Lo cual demuestra que el método automático arroja muy buenos resultados.

4.4. Aportes Relevantes de la Investigación

La continuidad de este trabajo espera alcanzar el desarrollo de nuevas tecnologías enfocadas a la medición de variables dinámicas que involucren el movimiento del cuerpo humano, a través del análisis y procesamiento de información de video sin la utilización de marcadores anatómicos. Este tipo de herramientas resulta muy útil al personal clínico a la hora de realizar el análisis y evaluación de pacientes que involucren problemas en el sistema motor.

El aporte más relevante de la investigación se centra en la incorporación de signos a la curvatura basada en el ángulo entre vectores, con lo cual es posible obtener información respecto a los cambios de concavidad de la forma examinada. Esta metodología arrojó un comportamiento similar al que se podría obtener a través del uso de métodos basados en diferencias finitas. La diferencia fundamental consiste en que las curvaturas obtenidas con el método desarrollado son más robustas respecto al ruido, logrando una mejor definición de las regiones de la estructura analizada. El

alineamiento de las señales de curvatura, a través de un algoritmo de alineamiento dinámico temporal, constituye una pieza clave en lo que corresponde al seguimiento de la extremidad en la medida que el sujeto bajo análisis ejecuta el movimiento de flexo-extensión. Las señales de curvatura se alinean por medio de un criterio de similitud basado en la distancia Euclidiana.

www.bdigital.ula.ve

Capítulo 5

Conclusiones y Recomendaciones

Los resultados obtenidos demuestran que la implementación de sistemas basados en esta metodología sirven de ayuda en la valoración de pacientes con enfermedades neurológicas que afecten el sistema motor del individuo, ya que brindan la posibilidad de hacer un seguimiento objetivo de la evolución de la enfermedad o el mejoramiento ante el tratamiento.

Sería posible llevar un registro en días y meses de la evolución del paciente en cuanto al rango de movilidad en flexión y extensión, de la velocidad de flexión y extensión y de otras variables extraíbles de la curva grados de flexión versus tiempo.

El hecho de no usar marcadores para el reconocimiento de puntos claves en la imagen representa una ventaja al reducir el tiempo de preparación del paciente para tomar el video. Sin embargo, se requiere de un estudio más específico para contrastar nuestro método con otros que si usan marcadores y así analizar en detalle las ventajas y desventajas de una modalidad sobre la otra. Sería muy interesante realizar un análisis morfológico de la curva grados versus tiempo y tratar de detectar y clasificar patologías neuromusculares. Una evolución de este trabajo podría ser el estudio de las imágenes morfológicas del brazo usando métodos de aprendizaje basados en máquinas de soporte vectorial y realizar el entrenamiento de las mismas de modo que puedan reconocer, de mejor manera, la ubicación de los puntos referenciales que utiliza un fisiatra en el momento de hacer una medición del ángulo de flexo-extensión.

Este tipo de herramienta podría ser utilizada en la valoración de la movilidad articular de pacientes con lesión en articulación de codo, muñeca, dedos, tobillo y rodilla. Las prácticas convencionales resultan en muchas ocasiones incómodas tanto para el sujeto estudiado como para el fisiatra/clínico. Este método facilita la medición en cuanto a la comodidad del paciente y del operador, y garantiza la obtención de resultados objetivos.

La utilización de la *curvatura signada* de un contorno permite solucionar problemas en los cuales se requiere rastrear la trayectoria de un objeto que cambia su forma de manera gradual a lo largo del tiempo. Con el desarrollo de este trabajo se ha logrado seguir el movimiento de flexo-extensión de una extremidad superior humana, aplicando algoritmos que permiten enlazar el procesamiento de imágenes con el de señales como son la *curvatura signada basada en el ángulo entre dos vectores* y *Alineamiento Dinámico Temporal*.

El hecho de que en un cuadro de video el punto de inicio de seguimiento del contorno esté en una posición anatómica distinta a la del cuadro anterior pudiera considerarse como un problema, debido a que por ejemplo, ondas de la curvatura que aparecen al comienzo de una de las señales tendrán su correspondiente al final de la otra señal de curvatura. Lo anterior se solucionó calculando el punto de inicio de la curvatura como el punto del contorno más distante al punto medio entre los puntos claves (ubicados en la articulación del codo). Con este requerimiento se consigue que el punto de inicio de la curvatura siempre inicie en la región más protuberante de la mano.

La integración de la metodología desarrollada fue aplicada en el análisis de pacientes con enfermedad de Parkinson, trastorno de corea y tics. Posibilitó la detección de rigidez muscular en tres de los cuatro pacientes analizados. En el paciente número 2 (Enfermo con Parkinson) presentó rigidez en extensión de 14,17 grados; el paciente número 3 (Enfermo con Corea) presentó rigidez de 12,23 grados y 119,79 grados para extensión y flexión respectivamente; y el paciente número 4 (Enfermo con Tic) presentó rigidez en flexión de 115,92 grados e hiperlaxitud de -2,18 grados (revisado).

sar la Tabla 4.1). Los valores almacenados en ésta misma tabla correspondientes a la velocidad angular de ejecución del movimiento de flexión y extensión no son de mucha ayuda cuando se intenta realizar un estudio comparativo entre pacientes. Dichos valores, resultan ser más interesantes cuando se evalúa la extremidad derecha frente a la izquierda, contribuyendo al estudio del paciente en los dos hemisferios.

El conocimiento a priori de las diversas formas y tamaños que puede tomar el objeto a seguir, es un buen punto de partida para inicializar el algoritmo de seguimiento de forma automática. Para ello, resulta muy útil el empleo de un diccionario de búsqueda con plantillas indexadas, construidas a través de curvaturas que reflejan diversas posiciones de la extremidad a lo largo del movimiento de flexo-extensión.

La curvatura signada basada en el ángulo entre dos vectores, al ser comparada con algoritmos basados en derivadas, ofrece mejores resultados ya que las curvas obtenidas por este método ofrecen mejores características en cuanto a oscilaciones indeseadas, una definición de línea base en 0 grados e información de concavidad/convexidad se refiere.

El algoritmo de eskeletonización planteado por Pratt en [39] requiere alto costo computacional. Este procedimiento se puede optimizar realizándolo sobre la imagen reescalada a la mitad de los píxeles originales y posteriormente a la imagen resultante, se le realiza otro reescalado con factor de 2 (para ser llevada a su tamaño original), una dilatación con máscara 3x3 (para interconectar los píxeles del esqueleto) y un doble adelgazamiento (para garantizar el espesor del esqueleto a un píxel).

La reducción de los problemas causados por la iluminación no balanceada en el proceso de segmentación se solucionó con el uso de iluminación controlada ubicada paralelamente al paciente, un fondo de color blanco, una banda (de color blanco) que delimite la extremidad y que la extremidad analizada sea ubicada en el centro del campo de visión de la cámara, la cual debe ser colocada paralela al sujeto a una distancia aproximada de 1 metro.

La interfaz trabajada en modo *online*, alcanza una frecuencia de muestreo máxima de 1,5 *cuadros/s*, siendo este valor insuficiente para hacer mediciones en línea. El incremento de la frecuencia de muestreo podría realizarse optimizando los algoritmos empleados e implementarlos en lenguajes de programación tales como C++ o Java.

Las curvas *ángulos vs tiempo* obtenidas por la interfaz desarrollada presentan la tendencia a representar grados de flexo-extensión menores a los medidos por el método semi-asistido. Los factores que evidenciamos en este hecho se deben a que el procedimiento que utiliza el fisiatra se rige por las prominencias y estructuras óseas, y el nuestro al eje medial de la extremidad. En este sentido y con el objeto de obtener resultados más parecidos a los medidos por un fisiatra, se podría utilizar una cámaras de video de mayor resolución y procesar las imágenes a través de algoritmos más evolucionados, como por ejemplo las Máquinas de Soporte Vectorial para identificar estructuras óseas como el epicóndilo medial del húmero y la epífisis del cúbito, los cuales constituyen puntos claves en la medición del ángulo de flexo-extensión.

Apéndice A

Reporte técnico Cámara Web

Tabla A.1: *Especificaciones técnicas de cámara web Genius Messenger 310*

General Device Type: Web camera Still image format: JPEG Digital Video Format: WMV
Camera Type: Color - Fixed Max Digital Video Resolution: 640 x 480 Video Capture: 640 x 480 , 352 x 288 Max. 30 cuadros/s Still Image JPEG: 352 x 288 , 320 x 240 , 176 x 144 , 1280 x 960 , 160 x 120 , 640 x 480 Audio Support Yes: Built-in microphone
Lens Construction Focus: Adjustment Manual
Interfaces Computer Interface: USB
Power Power Device: None Battery: None
Software / System Requirements OS Required: Microsoft Windows Vista , Microsoft Windows 98SE/2000/ME/XP Min Processor Type: 800.0 MHz

Bibliografía

- [1] K.L. Moore, II Arthur F. Dalley, and A.M.R. Agur. *Clinically Oriented Anatomy: North American Edition*. Clinically Oriented Anatomy. Wolter Kluwer Health/Lippincott Williams & Wilkins, 2010.
- [2] L. Da Fontoura Costa and J. Roberto Marcondes Cesar. *Shape Classification And Analysis: Theory And Practice*. Image Processing Series. CRC PressINC, 2009.
- [3] F. Martínez, F. Gómez, and E. Romero. Análisis de video para estimación del movimiento humano. *rev.fac.med [online]*, 17(1):95–106, 2009.
- [4] Kinescan/IBV. Tecnología biomecánica. Technical report, Instituto de Biomecánica de Valencia, 2010.
- [5] K. Sweeting and M. Mock. Gait and posture. assessment in general practice. *Australian Family Physician*, 36:398–405, 2007.
- [6] C.C. Norkin and D.J. White. *Measurement of joint motion: a guide to goniometry*. G - Reference, Information and Interdisciplinary Subjects Series. F.A. Davis, 2009.
- [7] H. Zhou and H. Hu. A survey - human movement tracking and stroke rehabilitation. *Biomedical Signal Processing and Control*, 3(1):1–18, 2004.
- [8] S. Sint Jan, Viceconti, and G. Clapworthy. Modern visualisation tools for research and education in biomechanics. In *Eighth International Conference on Information Visualisation*, pages 9–14, 2004.

- [9] T. Moeslund and E. Granum. Pose estimation of a human arm using kinematic constraints. In *12th Scandinavian conference on image analysis*, pages 11–14, 2001.
- [10] S. Salti, O. Schreer, and L.D. Stefano. Real-time 3d arm pose estimation from monocular video for enhanced hci. In *Proceeding of the 1st ACM workshop on Vision networks for behavior analysis*, pages 1–8, 2008.
- [11] H. Zhou and H. Hu. Inertial motion tracking of human arm movements in stroke rehabilitation. In *International Conference on Mechatronics and Automation*, pages 1306–1311, 2005.
- [12] www.qualisys.com. Último acceso: Mayo, 2011.
- [13] www.vicon.com/applications/life_sciences.html. Último acceso: Mayo, 2011.
- [14] H. Fujiyoshi et al. Real-time human motion analysis by image esqueletonization. *IEICE TRANS*, E87-D(1), 2004.
- [15] Y. Tao and H. Hu. 3d arm motion tracking for home-based rehabilitation. In *Proceedings of the 3rd Cambridge Workshop on Universal Access and Assistive Technology*, pages 10–12, 2006.
- [16] L. Palmer, M.E. Epler, and M.F. Epler. *Fundamentals of Musculoskeletal Assessment Techniques, 2e*. Fundamentals of Musculoskeletal Assessment Techniques. Lippincott-Raven, 1998.
- [17] C.F. Collin R.C. Loureiro and W.S. Harwin. Robot aided therapy: Challenges ahead for upper limb stroke rehabilitation. In *The Fifth International Conference on Disability*, 2004.
- [18] H. Rouvière, A. Delmas, and V. Delmas. *Anatomía humana: descriptiva, topográfica y funcional*. Number v. 4; v. 11 in *Anatomía humana: descriptiva, topográfica y funcional*. Masson, 2005.

- [19] M.L. Pérez, A. Merí, and D. Ruano. *Manual y Atlas Fotográfico de Anatomía del Aparato Locomotor*. Médica Panamericana, 2004.
- [20] N.B. Reese, P.D. William D. Bandy, and P.D. Charlotte Yates. *Joint Range of Motion and Muscle Length Testing*. Elsevier Science Health Science Division, 2009.
- [21] J.D. Lesmes. *Evaluación clínico-funcional del movimiento corporal humano*. Editorial Médica Panamericana, 2007.
- [22] P. Sahoo. A survey of thresholding techniques, computer vision, graphics and image processing. *Journal of Electronic Imaging*, 41:233–260, 1998.
- [23] M. Sezgin and B. Sankur. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1):146–168, 2004.
- [24] N. Otsu. A threshold selection method from gray level histograms. *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, 9(1):62–66, 1979.
- [25] C. Glasbey. An analysis of histogram-based thresholding algorithms. *CVGIP-Graphical Models and Image Processing*, 55(6):532–537, 1993.
- [26] M. Nixon and A.S. Aguado. *Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision*. Elsevier Science, 2012.
- [27] www.lcc.uma.es/~munozp/. Último acceso: Febrero, 2011.
- [28] M.D. Levine. *Vision in Man and Machine*. McGraw Hill, 1985.
- [29] J. Marion and S. Thornton. *Classical Dynamics of Particles and Systems*. Saunders College Publishing, 1995.
- [30] G. Medioni and Y. Yasumoto. Corner detection and curve representation using cubic b-splines. *Computer Vision Graphics and Image Process*, 39(3):267–278, 1987.

- [31] T Sun. K-cosine corner detection. *Journal of Computers*, 3(7), 2008.
- [32] D. Xiao-Li, G. Cheng-Kui, and W. Zheng-Ou. A local segmented dynamic time warping distance measure algorithm for time series data mining. In *Machine Learning and Cybernetics*, pages 1247–1252, 2006.
- [33] T. Smith and M. Waterman. Identification of common molecular subsequences. *J Mol Biol.*, 147(1):195–197, 1981.
- [34] O. Gotoh. An improved algorithm for matching biological sequences. *Journal of Molecular Biology*, 162(3):705–708, 1982.
- [35] G. Ceballos. Reconocimiento de patrones en electroforesis capilar utilizando análisis multiresolucional y programación dinámica. Master's thesis, Universidad de los Andes, 1995.
- [36] R. Gonzalez and R. Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hal, second edition, 2008.
- [37] H. Blum. Biological shape and visual science (part i). *Journal of Theoretical Biology*, 38(2):205–287, 1973.
- [38] X. Bai, L. Lateki, and W. Liu. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(3):449–462, 2007.
- [39] W.K. Pratt. *Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside*. Wiley, 2007.
- [40] T.A Zessiewicz and R.A Hauser. Medical treatment of motor and nonmotor features of parkinson's disease. *American Academian of Neurology*, 3(1):12–38, 2007.
- [41] F.E. Micheli. *Enfermedad de Parkinson y Trastornos Relacionados. 2aedición*. Médica Panamericana, 2006.
- [42] K.M Shannon. Treatment of chorea. *American Academian of Neurology*, 3(1):72–92, 2007.

- [43] American Academy of Child and Adolescent Psychiatry. *Facts for Families*. Technical Report 35, 2004.
- [44] T.D. Sanger. Tic disorders and tourette syndrome in children. *American Academician of Neurology*, 3(1):139–152, 2007.
- [45] R.M. Haralick and L.G. Shapiro. *Computer and robot vision*. Number v. 2 in *Computer and Robot Vision*. Addison-Wesley Pub. Co., 1993.

www.bdigital.ula.ve