

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
FACULTAD DE INGENIERÍA



Proyecto Final

PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMAGENES
IMÁGENES DE ENERGÍA DE MOVIMIENTO MEI

GRUPO

PROFESOR:

DR. BORIS ESCALANTE RAMÍREZ

DIAZ GUERRERO ALAN MAURICIO 316166496

GARCÍA V. KARLA PAULINA 316173670

ZAMORA MORALES ÁNGEL ADRIÁN 316252272

MANUSCRITO RECIBIDO EL 04 DE DICIEMBRE DE 2023; REVISADO EL 04 DE DICIEMBRE DE 2023. PRIMERA PUBLICACIÓN EL 04 DE DICIEMBRE DE 2023.

VERSIÓN ACTUAL PUBLICADA EL 04 DE DICIEMBRE DE 2023. ESTA INVESTIGACIÓN SE PRESENTÓ PARCIALMENTE EN LA FACULTAD DE INGENIERÍA, UNAM, EN LA CLASE DE ANÁLISIS INTELIGENTE DE TEXTOS.

Índice

1. Planteamiento del problema	2
1.1. Abstract	2
1.2. Objetivos	2
2. Análisis del problema	3
2.1. Introducción	3
3. Desarrollo	5
3.1. Estimación del Flujo Óptico	5
3.2. Generación de MEI	5
3.3. Limpieza de MEI	5
3.4. Contorno del MEI	5
3.5. Opcional (Puntos Extra)	6
3.6. Comparación de Descriptores de Forma	6
4. Solución	7
4.1. Requisitos previos	7
4.2. 1. Código Generado	7
4.3. 2. Código Generado	11
4.4. Explicación específica de los programas	14
4.4.1. Funciones Código 1	14
4.4.2. Funciones Código 2	18
4.5. Resultados	25
4.5.1. Resultados: 1. Código	25
4.5.2. Resultados: 2. Código	27
4.6. Tabla de subsecuencias	30
5. Conclusiones	30
5.1. Conclusión General	30
6. Referencias	31



1. Planteamiento del problema

1.1. Abstract

Las Imágenes de Energía de Movimiento (MEI) son elementos cruciales para comprender la dinámica del movimiento en secuencias de vídeo, ofreciendo una representación condensada mediante plantillas binarias que resaltan la presencia o ausencia de movimiento en cada cuadro. Su eficacia se manifiesta especialmente en escenarios con baja resolución, convirtiéndose en herramientas valiosas para aplicaciones como el reconocimiento de patrones y el análisis de vídeo.

En el contexto de un proyecto específico, se tiene la intención de desarrollar un código especializado para la identificación de MEI, aprovechando sus ventajas en diversas aplicaciones prácticas. Este enfoque implica simplificar el proceso de reconocimiento mediante un algoritmo eficiente y adaptable, centrándose en la esencia visual del movimiento capturada por las MEI.

La implementación de esta solución contribuirá significativamente a la capacidad de analizar y comprender el movimiento en entornos con información limitada o condiciones adversas de calidad de imagen. El proyecto busca aprovechar la versatilidad de las MEI como herramienta de procesamiento de vídeo, con el objetivo de facilitar la identificación y análisis eficientes de acciones humanas y patrones de movimiento en diversas aplicaciones prácticas.

1.2. Objetivos

- El objetivo principal de este proyecto es diseñar y desarrollar un código especializado capaz de identificar Imágenes de Energía de Movimiento (MEI) de manera eficiente en secuencias de vídeo.
- Este sistema se enfocará en aprovechar las ventajas de las MEI, que ofrecen representaciones condensadas del movimiento en entornos con baja resolución, y aplicarlas en diversas situaciones prácticas.



2. Análisis del problema

2.1. Introducción

Las Imágenes de Energía de Movimiento (MEI) se han consolidado como herramientas visuales esenciales que capturan de manera intrínseca y dinámica el movimiento presente en secuencias de video. Estas imágenes se distinguen por su enfoque en plantillas binarias, asignando a cada píxel valores discretos de 0 o 1 para resaltar la existencia o ausencia de movimiento en cada posición del cuadro. Su diseño está orientado a la aprehensión de la "forma" de actividades específicas a lo largo de un intervalo definido por el número de cuadros de video considerados, proporcionando así una representación visual condensada y expresiva.

Particularmente eficaces en escenarios con información de baja resolución de movimiento, las MEI ofrecen una representación eficiente de acciones humanas, destacándose en aplicaciones como el reconocimiento de patrones, visión por computadora y análisis de video. Su utilidad se manifiesta especialmente en entornos donde la calidad de la imagen es limitada, como en sistemas de vigilancia por cámaras.

La obtención de información tridimensional del movimiento sigue una técnica común que implica la determinación de la posición tridimensional de un objeto o persona en cada instante temporal mediante un modelo tridimensional. Este ajuste se realiza al minimizar una medida residual entre el modelo proyectado y los contornos del objeto en la imagen, enfocándose especialmente en los bordes del cuerpo. La efectividad de este proceso se maximiza a través de una segmentación sólida entre el primer plano y el fondo, así como entre las distintas partes del cuerpo, facilitando la alineación precisa del modelo tridimensional con la información visual del objeto en movimiento.

En este marco, las Imágenes de Energía de Movimiento (MEI) y las Imágenes de Historia de Movimiento (MHI) desempeñan roles clave como componentes de una imagen vectorial. Esta representación visual busca codificar diversas propiedades de movimiento de manera espacialmente indexada. Aunque existen otros posibles componentes, como la potencia en el movimiento direccional integrado a lo largo del tiempo o la periodicidad espacialmente localizada del movimiento, la simplicidad y eficacia destacadas en los resultados presentados en el artículo se logran utilizando únicamente los componentes MEI y MHI para la representación y el reconocimiento.

$$H_{\tau}(x, y, t) = \begin{cases} \tau & \text{if } D(x, y, t) = 1 \\ \max(0, H_{\tau}(x, y, t - 1) - 1) & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Figura 1: Formula

La fase final del proceso de reconocimiento se centra en la segmentación y el emparejamiento temporal. Durante la etapa de entrenamiento, se establecen parámetros cruciales, como la duración mínima y máxima que puede tener un movimiento. Para abordar variaciones en la velocidad de movimientos de prueba, se emplea una ventana de tiempo variable que retrocede en el tiempo. La implementación de este enfoque se traduce en un algoritmo altamente eficiente que aproxima la búsqueda en un amplio rango temporal, calculando configuraciones de Imágenes de Historia de Movimiento (MHI) en cada paso temporal. La elección de la ventana de tiempo máxima (máx) y la cantidad de ventanas de integración temporal (norte) proporciona flexibilidad en la adaptación del sistema a diferentes velocidades de movimiento. La eficiencia computacional de este operador de reemplazo permite una implementación factible en tiempo real.

En términos de la metodología de coincidencia para las plantillas temporales, se opta por un enfoque basado en la apariencia, requiriendo la definición de invariantes deseadas para la técnica de comparación. Dada la naturaleza sensible a la vista de este enfoque, se busca una técnica de coincidencia que sea invariable de escala y traducción. Durante la fase de entrenamiento, se recopilan ejemplos de cada movimiento desde diversos ángulos de visión, generando conjuntos de MEI y MHI para cada combinación de vista y movimiento. A través del cálculo de descripciones estadísticas utilizando características basadas en momentos, se seleccionan los 7 momentos H_u , conocidos por proporcionar discriminación de forma razonable e invarianza en términos de traducción y escala.

La creación de modelos estadísticos de los momentos (matrices de media y covarianza) tanto para MEI como para MHI facilita el reconocimiento de movimientos de entrada. La distancia de Mahalanobis entre la descripción del momento de la entrada y cada uno de los movimientos conocidos se utiliza como métrica de coincidencia. Aunque los momentos H_u pueden carecer de interpretación intuitiva, su ventaja computacional al ser poco exigentes permite la implementación en tiempo real. Sin embargo, se destaca que los métodos de comparación para MEI y MHI no necesariamente tienen que ser los mismos, ya que capturan aspectos diferentes del movimiento.



3. Desarrollo

3.1. Estimación del Flujo Óptico

- La estimación del flujo óptico es esencial para comprender el movimiento en secuencias de vídeo. Se propone calcular el flujo óptico durante dos subsecuencias de video interesantes utilizando tanto un método implementado (a elección) como funciones incorporadas de bibliotecas como OpenCV o MATLAB.
- Método Implementado: [Especificar el método implementado y su breve descripción]. Se seleccionará un valor apropiado para el parámetro w (por ejemplo, 10 o 20 frames) para capturar una parte característica de la actividad. Este método se explicará detalladamente en términos de su funcionamiento.
- OpenCV/MATLAB: Se emplearán las funciones de flujo óptico proporcionadas por OpenCV o MATLAB, seleccionando también un valor apropiado para el parámetro w . Estas bibliotecas implementan métodos establecidos para la estimación del flujo óptico, como el método de Lucas-Kanade o el Farnebäck. La comparación de resultados entre el método implementado y las funciones incorporadas ofrecerá una evaluación completa

3.2. Generación de MEI

- Después de calcular el flujo óptico para las subsecuencias seleccionadas, se procederá a generar las Imágenes de Energía de Movimiento (MEI). Se elegirá un valor adecuado para w que capture de manera efectiva la dinámica de la actividad.

3.3. Limpieza de MEI

- Las MEI resultantes, siendo imágenes binarias, se someterán a operaciones morfológicas para eliminar el ruido. Las operaciones morfológicas, como la apertura o el cierre, se seleccionarán y justificarán según sus capacidades para preservar las características esenciales mientras eliminan artefactos no deseados.

3.4. Contorno del MEI

- Se identificarán los contornos en las MEI utilizando un método adecuado, como el algoritmo de detección de contornos de Canny o algoritmos de contornos de



OpenCV o MATLAB. La visualización de los contornos destacarán las regiones de interés y permitirá la comparación entre las dos subsecuencias.

3.5. Opcional (Puntos Extra)

- Para obtener puntos extra, se puede extraer el descriptor de forma de los contornos MEI utilizando descriptores de Fourier, Hu o momentos de Zernike. Este paso adicional permitirá una comparación cuantitativa de las características de forma, proporcionando información adicional sobre la variabilidad en las acciones capturadas.

3.6. Comparación de Descriptores de Forma

Como paso adicional en la investigación, se llevará a cabo una comparación simple de los descriptores de forma extraídos de los contornos MEI correspondientes a las tres acciones seleccionadas. Se utilizarán descriptores de forma específicos, como los momentos Hu, para cuantificar las diferencias entre las acciones.

- Extracción de Descriptores de Forma
 1. Se utilizarán descriptores de forma como los momentos Hu para cada uno de los contornos MEI generados.
 2. La extracción de estos descriptores se realizará mediante funciones especializadas de bibliotecas como OpenCV o MATLAB.
- Comparación de Descriptores
 1. Se realizará una comparación simple entre los descriptores de forma de las tres acciones.
 2. Una medida común podría ser el cálculo del error cuadrático medio (ECM) entre los descriptores Hu de los tres MEI.
 3. Otras medidas de diferencia también pueden ser consideradas según la naturaleza específica de los descriptores utilizados.
- Resultados y Discusión
 1. Los resultados se presentarán visualmente, mostrando las diferencias en los descriptores de forma entre las acciones.
 2. Se discutirá la interpretación de estas diferencias y su relevancia para la discriminación entre las acciones observadas.
 3. Se analizarán posibles patrones o tendencias que puedan surgir de la comparación de descriptores.

4. Solución

4.1. Requisitos previos

El código presentado tiene como objetivo principal la estimación del flujo óptico en secuencias de video y el procesamiento de las imágenes resultantes para la generación de Imágenes de Energía de Movimiento (MEI) y el cómputo del Mapa de Historia de Movimiento (MHI).



Figura 2: Video original con el que se trabajó

Se importarán las librerías correspondientes para trabajar, de igual manera el video se importa en un formato .mp4:

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Importando el video
vc = cv2.VideoCapture("dance2.mp4")
```

4.2. 1. Código Generado

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```




```
# Importando el video
vc = cv2.VideoCapture("dance2.mp4")

#Crear medios para guardar el video del Optic Flow RGB
fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'mp4v')
# Generando el archivo donde se guardara el video
out = cv2.VideoWriter('NuestroOFResultados/NuestroOpticalFlow
.mp4', fourcc, 20.0, (1000, 562))

"""Leyendo el primer frame y sacando medidas"""
_, first_frame = vc.read() # Leer el primer frame

# Reescalando imagen y obteniendo el primer frame
resize_dim = 1000 #Ancho total
max_dim = max(first_frame.shape)
scale = resize_dim/max_dim
first_frame = cv2.resize(first_frame, None, fx=scale, fy=
scale)

# Convierte el primer cuadro a escala de grises
prev_gray = cv2.cvtColor(first_frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

"""Declaracion de variables varias"""
umbral=50 #Umbral de deteccion de movimiento
mask = np.zeros_like(first_frame) #Matriz de zeros para
alojar O.F.
mask[..., 1] = 255 # Nos deshacemos de la saturacion de la
imagen poniendo al maximo
output_folder2="NuestroOFResultados/"
i=0
flow2 = np.zeros((562, 1000))
flow3 = np.zeros((562, 1000))
kernel=np.ones((11,11),np.uint8)

while(vc.isOpened() and _==True):
    # Read a frame from video
    _, frame = vc.read()
    if frame is None:
        print("Fin del video.")
        break

    # Convert new frame format 's to gray scale and resize
```



```
gray frame obtained
    gray = cv2.resize(frame, None, fx=scale, fy=scale)
    gray = cv2.cvtColor(gray, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    gray = cv2.normalize(gray, None, 0, 1.0, cv2.NORM_MINMAX,
dtype=cv2.CV_32F)
    #gray = cv2.bilateralFilter(gray, 9, 75, 75) #Filtrado de
fotograma para eliminar ruido
    gray = cv2.GaussianBlur(gray, (3, 3), 0)

    """Calculo del Optic Flow"""
    diff = abs(prev_gray - gray)
    #np.savetxt('mi_arreglo.csv', diff, delimiter=',')
    cv2.imshow('GRIS-ORIGINAL', gray)
    condicion = diff > umbral/255
    condicion2 = diff <= umbral/255
    diff[condicion] = 255
    diff[condicion2] = 0
    diff = diff.astype(np.uint8)
    cv2.imshow('OF+Original', diff)
    #np.savetxt('mi_arreglo.csv', diff, delimiter=',')
    prev_gray = gray

    """Despliegue Optic Flow"""
    factor_atenuacion = 0.1 # Ajusta este valor segun tus
preferencias
    frame_oscuero = frame.astype(float) * factor_atenuacion
    frame = cv2.resize(frame_oscuero.astype(np.uint8), None,
fx=scale, fy=scale) # Redimension
    diff2 = diff
    diff = cv2.cvtColor(diff, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
    # Anadido y despliegue
    dense_flow = cv2.addWeighted(frame, 1, diff, 2, 0)
    cv2.imshow("Dense optical flow", dense_flow)

    """Generacion MEI imagen"""
    if 50 <= i <= 80:
        flow2 = diff2 + flow2
        #imagen = flow2[:, :, 1]
        imagen_escalada = cv2.normalize(flow2, None, 0, 255,
cv2.NORM_MINMAX)
        # Convertir la imagen a tipo uint8
        imagen_uint8 = imagen_escalada.astype(np.uint8)
        # Mostrar la imagen con cv2
```



```

cv2.imshow('MEI', imagen_uint8)
cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MEI.png',
imagen_uint8)

"""Generacion MHI"""
if 50 <= i <= 80:
    magnitude2=cv2.normalize(diff2, None, 0, 255, cv2.
NORMMINMAX)

    # Aplica la condicion a cada elemento
    condicion = magnitude2 >= 18
    condicion2 = magnitude2 < 18
    # Establece a 255 solo los elementos que cumplen la
condicion

    magnitude2[condicion] = 255
    magnitude2[condicion2] = 0

    flow3=magnitude2+flow3*.8
    #imagen = flow2[:, :, 1]
    imagen_escalada2 = cv2.normalize(flow3, None, 0, 255,
cv2.NORMMINMAX)
    # Convertir la imagen a tipo uint8
    imagen_uint82 = imagen_escalada2.astype(np.uint8)
    # Mostrar la imagen con cv2
    cv2.imshow('MHI', imagen_uint82)
    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MHI.png',
imagen_uint82)

    out.write(dense_flow) #Creacion de video de imagen
original + optic flow rgb
    i=i+1
    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break

for x in range(562):
    for y in range(1000):
        if imagen_escalada[x,y] > 0:
            imagen_escalada[x,y] = 255

        else:
            imagen_escalada[x,y] = 0

cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MEI binaria2.png',

```



```
imagen_escalada)

""" Contorno del MEI/SOBEL """
sobel=cv2.Sobel(imagen_escalada , ddepth=cv2.CV_64F,dx=1,dy=1,
ksize=5)
cv2.imwrite( 'NuestroOFResultados/ContornoDelMEI.png' ,sobel)

vc.release()
cv2.destroyAllWindows()
```

4.3. 2. Código Generado

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Importando el video
vc = cv2.VideoCapture("dance2.mp4")

#Crear medios para guardar el video del Optic Flow RGB
fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'mp4v') # Generando el
archivo donde se guardara el video
out = cv2.VideoWriter( 'NuestroOFResultados/NuestroOpticalFlow
.mp4', fourcc , 20.0, (1000, 562))

""" Leyendo el primer frame y sacando medidas """
_, first_frame = vc.read() # Leer el primer frame

# Reescalando imagen y obteniendo el primer frame
resize_dim = 1000 #Ancho total
max_dim = max(first_frame.shape)
scale = resize_dim/max_dim
first_frame = cv2.resize(first_frame , None, fx=scale , fy=
scale)

# Convierte el primer cuadro a escala de grises
prev_gray = cv2.cvtColor(first_frame , cv2.COLOR_BGR2GRAY)

""" Declaracion de variables varias """
umbral=50 #Umbral de deteccion de movimiento
mask = np.zeros_like(first_frame) #Matriz de zeros para
alojar O.F.
```



```
mask[... , 1] = 255 # Nos deshacemos de la saturacion de la
imagen poniendo al maximo
output_folder2="NuestroOFResultados/"
i=0
flow2 = np.zeros((562, 1000))
flow3 = np.zeros((562, 1000))
kernel=np.ones((11,11),np.uint8)

while(vc.isOpened() and _==True):
    # Read a frame from video
    _, frame = vc.read()
    if frame is None:
        print("Fin del video.")
        break

    # Convert new frame format's to gray scale and resize
gray frame obtained
    gray = cv2.resize(frame, None, fx=scale, fy=scale)
    gray = cv2.cvtColor(gray, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    gray = cv2.normalize(gray, None, 0, 1.0, cv2.NORM_MINMAX,
dtype=cv2.CV_32F)
    #gray = cv2.bilateralFilter(gray,9,75,75) #Filtrado de
fotograma para eliminar ruido
    gray = cv2.GaussianBlur(gray,(3,3),0)

    """Calculo del Optic Flow"""
    diff = abs(prev_gray-gray)
    #np.savetxt('mi_arreglo.csv', diff, delimiter=',')
    cv2.imshow('GRIS-ORIGINAL', gray)
    condicion= diff> umbral/255
    condicion2= diff<= umbral/255
    diff[condicion] = 255
    diff[condicion2] = 0
    diff = diff.astype(np.uint8)
    cv2.imshow('OF+Original', diff)
    #np.savetxt('mi_arreglo.csv', diff, delimiter=',')
    prev_gray=gray

    """Despliegue Optic Flow"""
    factor_atenuacion = 0.1 # Ajusta este valor segun tus
preferencias
    frame_oscuero = frame.astype(float) * factor_atenuacion
    frame = cv2.resize(frame_oscuero.astype(np.uint8), None,
```



```
fx=scale , fy=scale) # Redimension
diff2=diff
diff = cv2.cvtColor(diff , cv2.COLOR_GRAY2BGR)
# Anadido y despliegue
dense_flow = cv2.addWeighted(frame , 1,diff , 2, 0)
cv2.imshow("Dense optical flow" , dense_flow)

""" Generacion MEI imagen"""
if 50 <= i <= 80:
    flow2=diff2+flow2
    #imagen = flow2[:, :, 1]
    imagen_escalada = cv2.normalize(flow2 , None, 0, 255,
cv2.NORMMINMAX)
    # Convertir la imagen a tipo uint8
    imagen_uint8 = imagen_escalada.astype(np.uint8)
    # Mostrar la imagen con cv2
    cv2.imshow('MEI' , imagen_uint8)
    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MEI.png' ,
imagen_uint8)

""" Generacion MHI"""
if 50 <= i <= 80:
    magnitude2=cv2.normalize(diff2 , None, 0, 255, cv2.
NORMMINMAX)
    # Aplica la condicion a cada elemento
    condicion = magnitude2 >= 18
    condicion2 = magnitude2 < 18
    # Establece a 255 solo los elementos que cumplen la
condicion
    magnitude2[condicion] = 255
    magnitude2[condicion2] = 0
    flow3=magnitude2+flow2*.8
    #imagen = flow2[:, :, 1]
    imagen_escalada2 = cv2.normalize(flow3 , None, 0, 255,
cv2.NORMMINMAX)
    # Convertir la imagen a tipo uint8
    imagen_uint82 = imagen_escalada2.astype(np.uint8)
    # Mostrar la imagen con cv2
    cv2.imshow('MHI' , imagen_uint82)
    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MHI.png' ,
imagen_uint82)

out.write(dense_flow) #Creacion de video de imagen
```



```
original + optic flow rgb
    i=i+1
    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break

    for x in range(562):
        for y in range(1000):
            if imagen_escalada[x,y] > 0:
                imagen_escalada[x,y] = 255
            else:
                imagen_escalada[x,y] = 0

    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MEI binaria2.png',
imagen_escalada)

    """Contorno del MEI/SOBEL"""
    sobel=cv2.Sobel(imagen_escalada , ddepth=cv2.CV_64F,dx=1,dy=1,
ksize=5)
    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/ContornoDelMEI.png',sobel)

    vc.release()
    cv2.destroyAllWindows()
```

4.4. Explicación específica de los programas

4.4.1. Funciones Codigo 1

- Estimación de Flujo Óptico

Se emplea una técnica de diferenciación de frames para detectar cambios significativos, marcando las regiones de movimiento en blanco. El flujo óptico se calcula mediante la detección de cambios de intensidad entre frames consecutivos:

```
diff = abs(prev_gray-gray)
#np.savetxt('mi_arreglo.csv', diff, delimiter=',')
cv2.imshow('GRIS-ORIGINAL', gray)
condicion= diff> umbral/255
condicion2= diff<= umbral/255
diff[condicion] = 255
diff[condicion2] = 0
```



- Preprocesamiento

Se aplica un filtrado bilateral y un desenfoque gaussiano para reducir el ruido y mejorar la robustez del flujo óptico.

```
#gray = cv2.bilateralFilter(gray,9,75,75)
#Filtrado de fotograma para eliminar ruido
gray = cv2.GaussianBlur(gray,(3,3),0)
```

- Visualización

La representación visual del flujo óptico se superpone en la imagen original, destacando las áreas de movimiento.

```
#Anadido y despliegue
dense_flow = cv2.addWeighted(frame, 1,diff, 2, 0)
cv2.imshow("Dense optical flow", dense_flow)
```

- Generación de Imágenes de Energía de Movimiento (MEI)

Proceso de Generación: Se acumulan las regiones de movimiento detectadas durante un intervalo específico para obtener una Imagen de Energía de Movimiento (MEI).

```
""" Generacion MEI imagen """
if 50 <= i <= 80:
    flow2=diff2+flow2
    #imagen = flow2[:, :, 1]
    imagen_escalada = cv2.normalize(flow2, None, 0, 255, cv2.
NORMMINMAX)
    # Convertir la imagen a tipo uint8
    imagen_uint8 = imagen_escalada.astype(np.uint8)
    # Mostrar la imagen con cv2
    cv2.imshow('MEI', imagen_uint8)
    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MEI.png',imagen_uint8)
```

- Limpieza de Ruido

Se aplican operaciones morfológicas, como la apertura y cierre, para eliminar posibles ruidos en la MEI.



- Mapa de Historia de Movimiento (MHI)

Proceso de Generación: Similar a MEI, se acumulan las magnitudes de movimiento, generando el Mapa de Historia de Movimiento (MHI).

```
if 50 <= i <= 80:
    magnitude2=cv2.normalize(diff2, None, 0, 255, cv2.NORMMINMAX
)

# Aplica la condicion a cada elemento
condicion = magnitude2 >= 18
condicion2 = magnitude2 < 18
# Establece a 255 solo los elementos que cumplen la condicion
magnitude2[condicion] = 255
magnitude2[condicion2] = 0

flow3=magnitude2+flow3*.8
#imagen = flow2[:, :, 1]
imagen_escalada2 = cv2.normalize(flow3, None, 0, 255, cv2.
NORMMINMAX)
# Convertir la imagen a tipo uint8
imagen_uint82 = imagen_escalada2.astype(np.uint8)
# Mostrar la imagen con cv2
cv2.imshow('MHI', imagen_uint82)
cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MHI.png',imagen_uint82)
```

- Binarización de la Imagen de Energía de Movimiento (MEI)

Esta parte del código se encarga de realizar una binarización de la imagen ‘imagen_escalada’ y luego guardarla en un archivo llamado ‘MEI binaria2.png’. La binarización implica convertir la imagen en una imagen binaria, donde todos los píxeles se establecen en blanco (255 en escala de grises) si su valor original es mayor que 0, y en negro (0 en escala de grises) si su valor original es igual a 0.

Recorrido de píxeles:

- El bucle ‘for x in range(562)’ itera sobre las filas de la imagen.
- El bucle ‘for y in range(1000)’ itera sobre las columnas de la imagen.

Binarización:



- Para cada píxel en la posición '(x, y)' de la imagen 'imagen-escalada', se verifica si el valor original ('imagen-escalada[x, y]') es mayor que 0.
- Si el valor es mayor que 0, se establece el píxel en blanco (255).
- Si el valor es igual a 0, se establece el píxel en negro (0).

Guardado de la imagen binaria

- Finalmente, después de recorrer todos los píxeles y realizar la binarización, se guarda la imagen resultante en el archivo 'MEI binaria2.png' utilizando la función 'cv2.imwrite()'.

```
for x in range(562):  
    for y in range(1000):  
        if imagen_escalada[x,y] > 0:  
            imagen_escalada[x,y] = 255  
        else:  
            imagen_escalada[x,y] = 0  
    cv2.imwrite('NuestroOFResultados/MEI binaria2.png',  
imagen_escalada)
```

■ Contorno del MEI y Sobel

Generación del Contorno: Se aplica el operador Sobel al MEI binarizado para resaltar los contornos de las regiones de movimiento.

```
sobel=cv2.Sobel(imagen_escalada, ddepth=cv2.CV_64F, dx=1, dy=1,  
ksize=5)  
cv2.imwrite('NuestroOFResultados/ContornoDelMEI.png', sobel)
```

■ Video de Resultados

Generación del Video: Se crea un video que combina la imagen original con la representación visual del flujo óptico.

```
out.write(dense_flow) #Creacion de video de imagen original +  
optic flow rgb
```



4.4.2. Funciones Codigo 2

El flujo óptico denso es una técnica crucial en visión por computadora que permite entender el movimiento en un video al analizar el desplazamiento de los píxeles entre cuadros consecutivos.

- Funciones de Procesamiento

El código implementa dos funciones para el procesamiento de imágenes: ‘flujo-to-image’ y ‘high-pass-filter’.

- 1.flujo-to-image‘

Esta función toma un flujo óptico (un arreglo bidimensional que representa el desplazamiento de píxeles entre dos cuadros consecutivos) y devuelve una imagen en tonos de gris que representa la magnitud del flujo óptico normalizada entre 0 y 255.

Entrada:

flujo: Un arreglo bidimensional que representa el flujo óptico.

Proceso:

Calcula la magnitud del flujo óptico utilizando la fórmula de la norma euclidiana (‘np.sqrt(np.sum(flujo**2, axis=-1))’). Normaliza la magnitud del flujo a valores entre 0 y 255 utilizando la función ‘cv2.normalize’. Crea una imagen en tonos de gris utilizando el arreglo de magnitudes normalizadas.

Salida:

‘magnitud-normalizada’: Una imagen en tonos de gris que representa la magnitud del flujo óptico normalizada.

```
def flujo_to_image(flujo):  
    # Convertir el flujo a valores entre 0 y 255 para su  
    visualizacion  
    magnitud = np.sqrt(np.sum(flujo**2, axis=-1))  
    magnitud_normalizada = cv2.normalize(magnitud, None, 0, 255,  
    cv2.NORM_MINMAX)  
    # Crear una imagen en tonos de gris  
    imagen_flujo = np.zeros_like(flujo)  
    imagen_flujo[..., 0] = magnitud_normalizada  
    return magnitud_normalizada
```



■ 2.high-pass-filter

Esta función implementa un filtro pasa altas en el dominio de la frecuencia utilizando la transformada de Fourier. El filtro pasa altas se utiliza para resaltar las frecuencias de alta magnitud en la imagen.

Entrada

- image: Una imagen de entrada.
- cutoff-frequency: La frecuencia de corte que determina qué tan "altas" deben ser las frecuencias para ser conservadas.

Proceso

- Aplica la transformada de Fourier 2D a la imagen de entrada.
- Desplaza el componente de baja frecuencia al centro de la imagen utilizando `np.fft.fftshift`.
- Crea un filtro pasa altas en forma de un círculo con valores 0 en el centro y 1 en las regiones externas.
- Multiplica el filtro pasa altas con la transformada de Fourier desplazada.
- Deshace el desplazamiento y aplica la transformada inversa para obtener la imagen filtrada.

Salida

- image-filtered': Una imagen filtrada que resalta las frecuencias de alta magnitud

```
def high_pass_filter(image, cutoff_frequency):  
    # Transformada de Fourier 2D  
    f_transform = np.fft.fft2(image)  
  
    # Desplazamos el componente de baja frecuencia al centro  
    f_transform_shifted = np.fft.fftshift(f_transform)  
  
    # Dimensiones de la imagen  
    rows, cols = image.shape  
    crow, ccol = rows // 2, cols // 2  
  
    # Creamos un filtro pasa altas  
    mask = np.ones((rows, cols), np.uint8)
```



```

r = cutoff_frequency
center = [crow, ccol]
x, y = np.ogrid[:rows, :cols]
mask_area = (x - center[0])**2 + (y - center[1])**2 <= r*r
mask[mask_area] = 0

# Aplicamos el filtro pasa altas multiplicando con la
transformada de Fourier
f_transform_shifted_filtered = f_transform_shifted * mask

# Deshacemos el desplazamiento
f_transform_filtered = np.fft.ifftshift(
f_transform_shifted_filtered)

# Aplicamos la transformada inversa para obtener la imagen
filtrada
image_filtered = np.fft.ifft2(f_transform_filtered)
image_filtered = np.abs(image_filtered)

return image_filtered

```

■ Configuración Inicial

Comienza abriendo un archivo de video llamado "dance2.mp4" configura un objeto 'cv2.VideoWriter' para almacenar el resultado del procesamiento. El primer cuadro se escala y convierte a escala de grises para establecer una referencia inicial.

```

vc = cv2.VideoCapture("dance2.mp4")
fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'mp4v') # Generando el
archivo donde se guardara el video
out = cv2.VideoWriter('dense_optical_flow_output.mp4', fourcc
, 20.0, (1000, 562))
# Read first frame
_, first_frame = vc.read()
# Scale and resize image
resize_dim = 1000
max_dim = max(first_frame.shape)
scale = resize_dim/max_dim
first_frame = cv2.resize(first_frame, None, fx=scale, fy=
scale)

# Convierte el primer cuadro a escala de grises
prev_gray = cv2.cvtColor(first_frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

```



```
# Create mask
mask = np.zeros_like(first_frame)
# Set image saturation to maximum value as we do not need it
mask[..., 1] = 255
i=0
output_folder="frames-opticflow/"
kernel=np.ones((11,11),np.uint8)
mei_accumulator = np.zeros_like(prev_gray, dtype=np.float32)
mei_accumulator2 = np.zeros_like(prev_gray, dtype=np.float32)
flow2 = np.zeros((562, 1000))
flow3 = np.zeros((562, 1000))
threshold=30
```

- Proceso Principal

Cálculo del Flujo Óptico: Dentro de un bucle principal, cada cuadro del video se procesa mediante el método de Farneback para calcular el flujo óptico denso. Se visualiza y guarda la magnitud del flujo óptico como imágenes individuales en la carpeta 'frames-opticflow'.

```
while(vc.isOpened() and _==True):
# Read a frame from video
_, frame = vc.read()

# Convert new frame format's to gray scale and resize gray
frame obtained
gray = cv2.resize(frame, None, fx=scale, fy=scale)
gray = cv2.cvtColor(gray, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

cv2.imshow('gray',gray)
# Calculate dense optical flow by Farneback method
flow = cv2.calcOpticalFlowFarneback(prev_gray, gray, None,
pyr_scale = 0.5, levels = 3, winsize = 15, iterations = 3, poly_n = 5,
poly_sigma = 1.2, flags = 0)

filename = f'{output_folder}opticflow-{i}.png'
cv2.imwrite(filename, flujo_to_image(flow))
```

- Generación del MEI RGB

Se genera una representación visual del flujo óptico utilizando el modelo de color



HSV. La dirección del flujo determina el tono, mientras que la magnitud influye en la intensidad y saturación de la imagen. La imagen resultante se muestra junto con la imagen original.

```

""" Calculo del MEI RGB """
# Compute the magnitude and angle of the 2D vectors
magnitude, angle = cv2.cartToPolar(flow[... , 0], flow
[... , 1])
# Set image hue according to the optical flow direction
mask[... , 0] = angle * 180 / np.pi / 2
# Set image value according to the optical flow magnitude
(normalized)
mask[... , 2] = cv2.normalize(magnitude, None, 0, 255, cv2
.NORMMINMAX)
# Convert HSV to RGB (BGR) color representation
rgb = cv2.cvtColor(mask, cv2.COLOR_HSV2BGR)
# Ajustar la intensidad de la imagen original para
hacerla mas oscura
factor_atenuacion = 0.1 # Ajusta este valor segun tus
preferencias
frame_oscuero = frame.astype(float) * factor_atenuacion
# Resize frame size to match dimensions
frame = cv2.resize(frame_oscuero.astype(np.uint8), None,
fx=scale, fy=scale)
# Open a new window and displays the output frame
dense_flow = cv2.addWeighted(frame, 1, rgb, 2, 0)
cv2.imshow("Dense optical flow", dense_flow)

```

■ Generación del MEI y MHI

Durante un intervalo específico del video (cuadros 50 a 80), se acumulan las magnitudes del flujo óptico para generar el MEI y se calcula la magnitud del hueco de información (MHI). Ambas imágenes se escalan y normalizan para su visualización.

```

""" Generacion MHI """
if 50 <= i <= 80:
    magnitude2=cv2.normalize(magnitude, None, 0, 255, cv2
.NORMMINMAX)

    # Aplica la condicion a cada elemento

```



```

        condicion = magnitude2 >= 18
        condicion2 = magnitude2 < 18
        # Establece a 255 solo los elementos que cumplen la
condicion
        magnitude2[condicion] = 255
        magnitude2[condicion2] = 0

        flow3=magnitude2+flow3*.8
        #imagen = flow2[:, :, 1]
        imagen_escalada2 = cv2.normalize(flow3, None, 0, 255,
cv2.NORMMINMAX)
        # Convertir la imagen a tipo uint8
        imagen_uint82 = imagen_escalada2.astype(np.uint8)
        # Mostrar la imagen con cv2
        cv2.imshow('Imagen2', imagen_uint82)
        cv2.imwrite('MHI.png',imagen_uint82)

        out.write(dense_flow) #Creacion de video de imagen
original + optic flow rgb
        prev_gray = gray # Update previous frame
        i=i+1
        # Frame are read by intervals of 10 millisecond. The
programs breaks out of the while loop when the user presses the q key
        if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
            break

```

- Escritura de Resultados

Cada cuadro procesado se agrega al video de salida, que combina la imagen original con la representación visual del flujo óptico. Se actualiza el cuadro anterior y se verifica si el usuario presiona la tecla 'q' para salir del bucle.

- Postprocesamiento

Limpieza del MEI: Se aplica erosión y dilatación al MEI para mejorar su representación y se binariza para resaltar las áreas de interés.

```

"""Limpieza del MEI"""
        imagen_erodida = cv2.erode(imagen_escalada, kernel,
iterations=2)

```




```
imagen_escalada = cv2.dilate(imagen_erodida, kernel,
iterations=2)
for x in range(562):
    for y in range(1000):
        if imagen_escalada[x,y] >= 23:
            imagen_escalada[x,y] = 255

        else:
            imagen_escalada[x,y] = 0

cv2.imwrite('MEI binaria2.png',imagen_escalada)
```

- Contorno del MEI

Se utiliza el operador de Sobel para obtener el contorno del MEI y se guarda como una imagen separada.

```
""" Contorno del MEI/SOBEL """
sobel=cv2.Sobel(imagen_escalada, ddepth=cv2.CV_64F,dx=1,dy=1,
ksize=5)
cv2.imwrite('ContornoDelMEI.png',sobel)
```

4.5. Resultados

4.5.1. Resultados: 1. Código

- Generación de Imágenes de Energía de Movimiento (MEI)

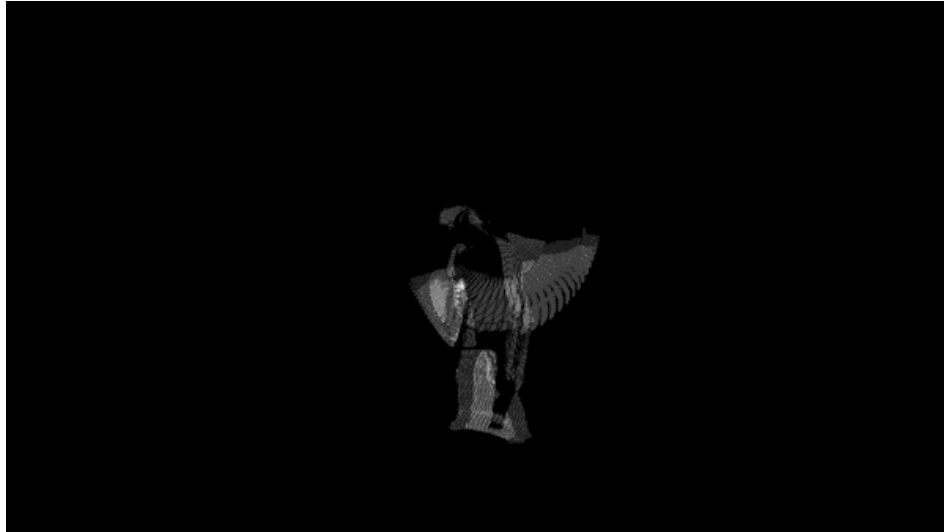


Figura 3: Imagen MEI de un frame del video

- Mapa de Historia de Movimiento (MHI)

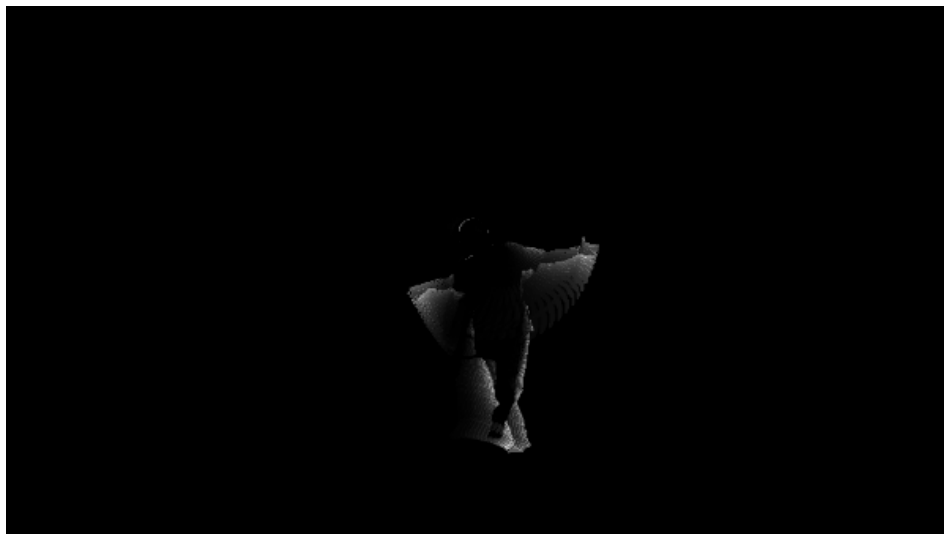


Figura 4: Imagen MHI de un frame del video.

- Binarización de la Imagen de Energía de Movimiento (MEI)

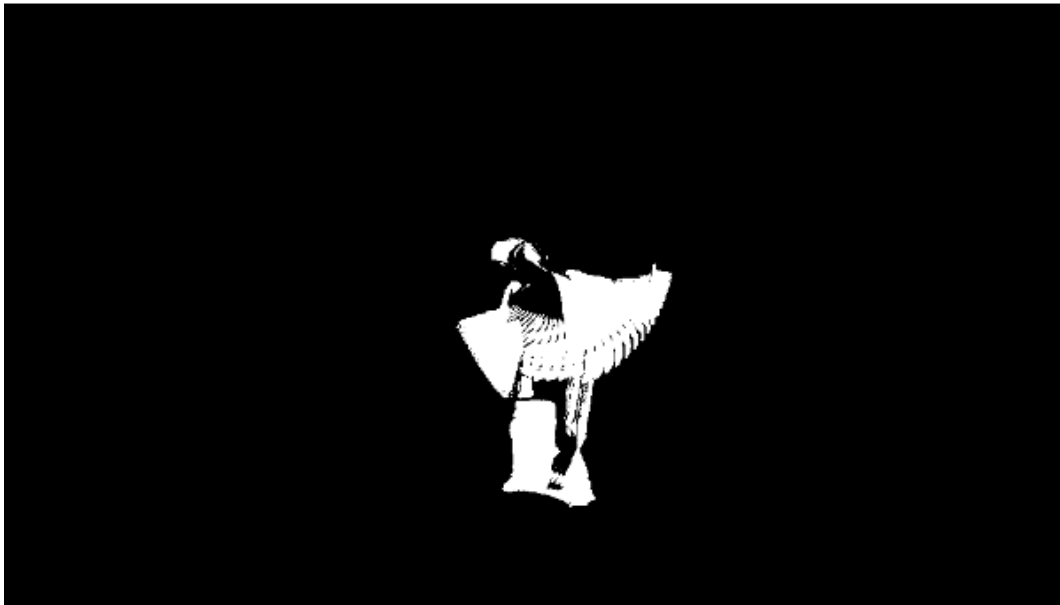


Figura 5: Binarización de la imagen.

- Contorno del MEI y Sobel



Figura 6: Contorno del MEI.

- Video de Resultados

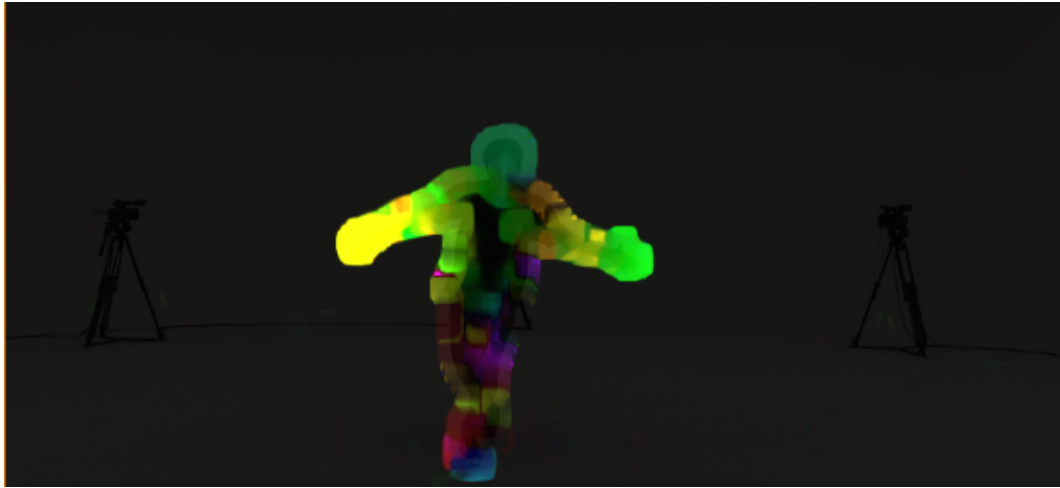


Figura 7: Vídeo creado.

4.5.2. Resultados: 2. Código

- Generación de Imágenes de Energía de Movimiento (MEI)



Figura 8: Imagen MEI de un frame del video

- Mapa de Historia de Movimiento (MHI)

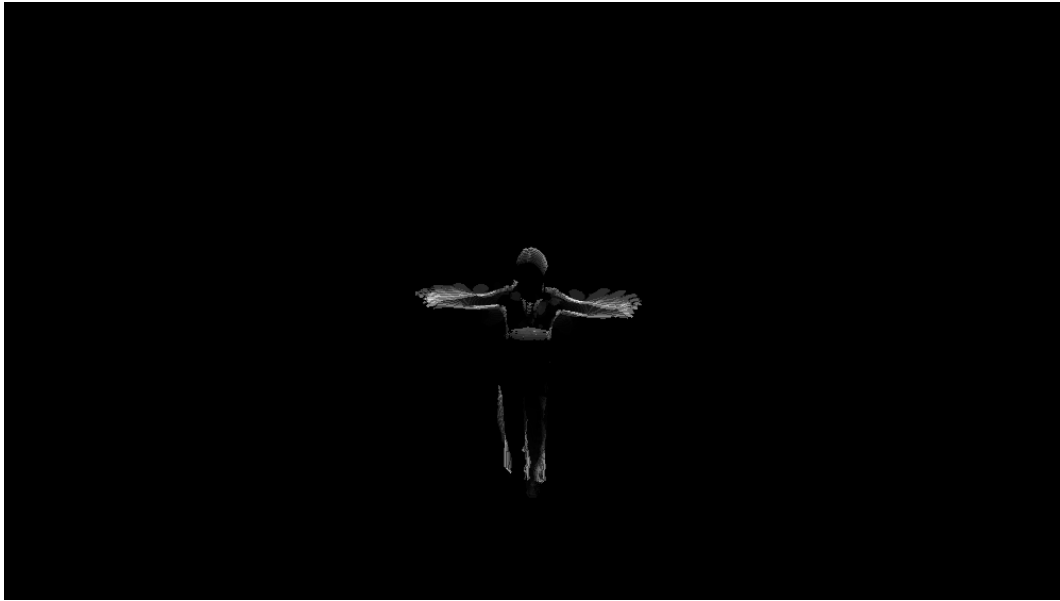


Figura 9: Imagen MHI de un frame del video.

- Binarización de la Imagen de Energía de Movimiento (MEI)



Figura 10: Binarización de la imagen.

- Contorno del MEI

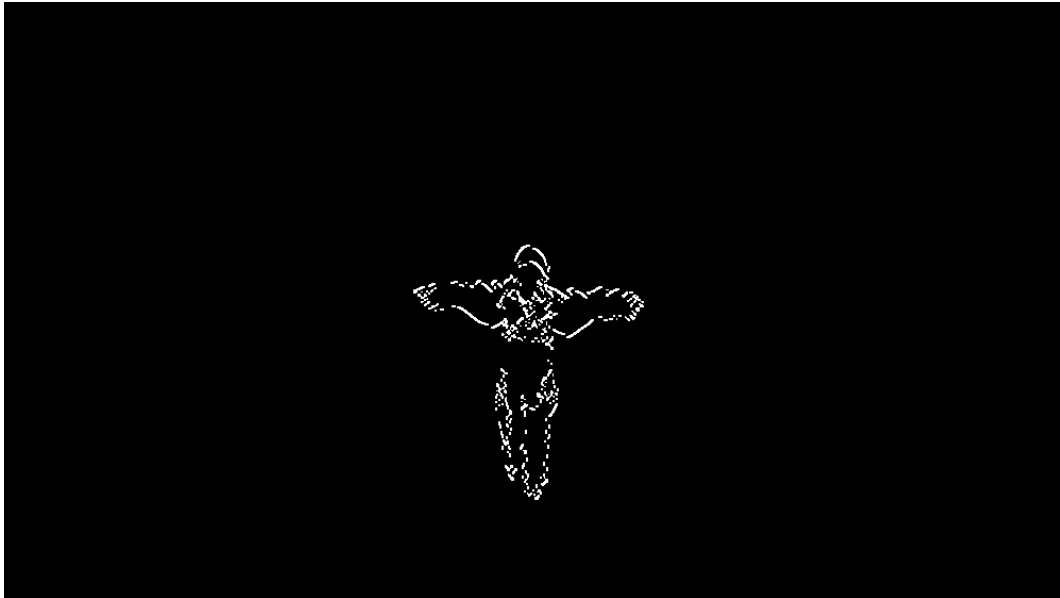


Figura 11: Contorno del MEI.

- Video de Resultados

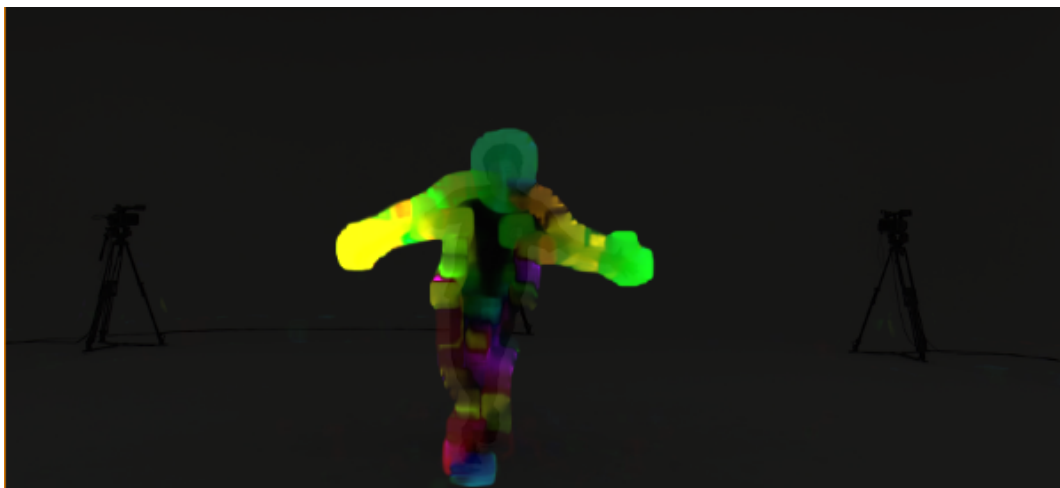


Figura 12: Vídeo creado.

4.6. Tabla de subsecuencias

Video	SUBSECUENCIA 1/Video 1				SUBSECUENCIA 2/Video 2			
Metodo	NUESTRO METODO		METODO CV2		NUESTRO METODO		METODO CV2	
#frames	20 fps	30 fps	20 fps	30 fps	20 fps	30 fps	20 fps	30 fps
Flujo Óptico	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
MEI	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
MHI	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Limpieza del MEI	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Contorno del MEI	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

Figura 13: Tabla de subsecuencias

5. Conclusiones

5.1. Conclusión General

En términos de eficiencia, el código presenta una implementación robusta y eficaz para la estimación de flujo óptico y la generación de imágenes de movimiento. Aunque se logra un rendimiento en tiempo real, existe margen para explorar optimizaciones adicionales que puedan mejorar aún más la velocidad de procesamiento, asegurando una ejecución más fluida en diversas configuraciones.

En cuanto a la adaptabilidad, es importante destacar que el código está actualmente diseñado para trabajar con un video específico ("dance2.mp4"). Sería altamente beneficioso avanzar hacia una implementación más general que permita trabajar con diferentes secuencias de video. Esto proporcionaría una mayor versatilidad y utilidad del código en diversos contextos.

Una mejora significativa podría introducirse mediante la interactividad del programa. La capacidad de seleccionar intervalos de interés para la generación de Imágenes de Energía de Movimiento (MEI) y Mapas de Historia de Movimiento (MHI) a través de parámetros de entrada sería valiosa. Esto haría que la aplicación sea más flexible y adaptable a las necesidades específicas del usuario, permitiendo un análisis más detallado y personalizado de las secuencias de video.

Adicionalmente, una característica sugerida para una mayor interactividad sería la capacidad de utilizar la cámara en tiempo real en lugar de depender de un archivo de video pregrabado. Esto convertiría la aplicación en una herramienta aún más dinámica



y práctica, abriendo posibilidades para aplicaciones en tiempo real y escenarios donde la interacción en vivo sea esencial.

6. Referencias

- Bobick, A. F., Davis, J. W. (2001). The recognition of human movement using temporal templates. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(3), 257-267.
<https://doi.org/10.1109/34.910878>
- Nicolai Nielsen. (2021, 29 septiembre). Motion Detection made easy: Optical flow in OpenCV Python [Vídeo]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=WrlH5hHv0gE>
- Tsuchida, S. (s. f.-a). AIST Dance Video Database (AIST Dance DB).
<https://aistdancedb.ongaaccel.jp/>
- Tsuchida, S. (s. f.-b). Database download - AIST Dance Video Database (AIST Dance DB). https://aistdancedb.ongaaccel.jp/database_download/