**Identificador de Movimientos Cotidianos en Tiempo Real**

**Preguntas de Interés:**

Estas siguientes preguntas de interés son la guía de nuestro proyecto:

* ¿Qué tan preciso es el seguimiento de las articulaciones clave (cadera, rodillas, muñecas, hombros) en tiempo real utilizando MediaPipe/OpenPose?
* ¿Cómo afecta la velocidad del movimiento (rápido o lento) a la capacidad del sistema para identificar y clasificar actividades correctamente?
* ¿El uso de diferentes modelos de clasificación (SVM vs Random Forest vs XGBoost) afecta significativamente la precisión de la detección de actividades?

**Tipo de problema:**

El problema planteado en este proyecto es de clasificación supervisada dentro del campo del reconocimiento de actividades humanas mediante el movimiento y el seguimiento de articulaciones en videos. Más específicamente, pertenece al área de visión por computadora e inteligencia artificial aplicada a análisis de movimientos. Se requiere capturar patrones de movimiento en tiempo real y clasificarlos en categorías definidas previamente. Además, el análisis en tiempo real implica trabajar con datos continuos (coordenadas y ángulos articulares), lo que lo hace un problema mixto de clasificación y análisis regresivo.

**Metodología:**

#### **1. Recolección de Datos**

* Captura de videos con diferentes personas realizando las actividades de interés (caminar, girar, sentarse, etc.).
* Incluir variaciones en velocidad y trayectoria, para aumentar la generalización del sistema.
* Anotación manual de segmentos clave con herramientas como LabelStudio.

#### **2. Preprocesamiento de Datos**

* **Normalización**: Estandarizar las coordenadas de las articulaciones para eliminar variaciones debidas a la altura de las personas o la distancia de la cámara.
* **Filtrado de Ruido**: Aplicar filtros de suavizado (p. ej., filtro de media móvil o un filtro de Kalman) a las posiciones de las articulaciones.
* **Generación de Características**: Extraer características como la velocidad de las articulaciones, ángulos entre ellas (cadera, rodillas, muñecas, hombros), y la inclinación del tronco.

#### **3. Modelado**

* Usar **MediaPipe** o **OpenPose** para el seguimiento de las articulaciones en tiempo real.
* Para la **clasificación de actividades**, utilizar un modelo supervisado como SVM, Random Forest y XGBoost. Estos modelos son eficientes para clasificar secuencias de movimientos basadas en las características particulares generadas.
* Realizar el **entrenamiento** del modelo con conjuntos de datos de entrenamiento y prueba, asegurando una buena representación de todas las actividades y condiciones de movimiento.

#### **4. Inferencia en Tiempo Real**

* Implementar el seguimiento de articulaciones con visualización en tiempo real de las actividades y los ángulos articulares.
* Visualizar las inclinaciones laterales o posturales usando los datos de los hombros y caderas.

#### **5. Validación y Métricas**

* Comparar las predicciones del sistema con las etiquetas reales en el conjunto de prueba.
* Calcular métricas de rendimiento como precisión, recall y F1-Score para evaluar la calidad del modelo.

**Métricas:**

* Precisión: Mide la exactitud de las predicciones positivas. Es el porcentaje de instancias verdaderamente positivas entre todas las predicciones que el modelo clasificó como positivas.
* Recall: Mide la capacidad del modelo para encontrar todas las instancias positivas. Es el porcentaje de instancias verdaderamente positivas que fueron correctamente identificadas por el modelo.
* F1 Score: Es la media armónica entre Precision y Recall. Se utiliza cuando se busca un equilibrio entre ambas métricas, especialmente si hay un desbalance en las clases (por ejemplo, cuando las clases positivas son menos frecuentes que las negativas).

**Obtención de Datos:**

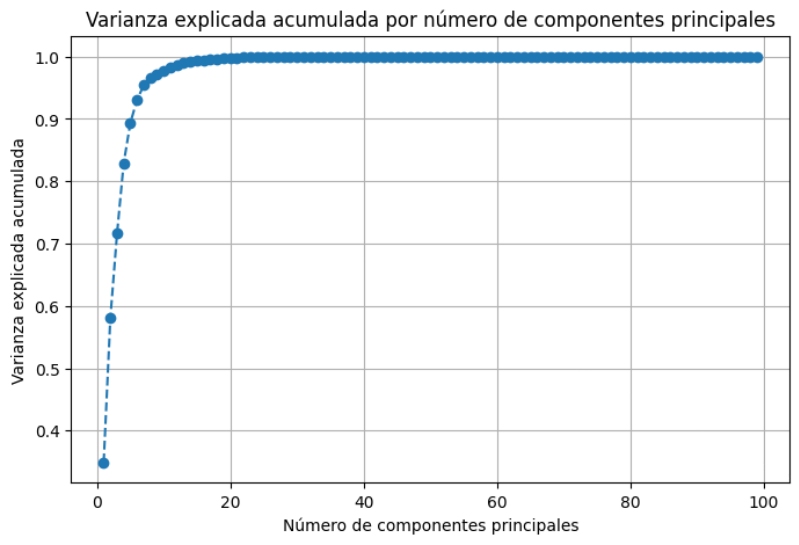
Para esta entrega se realizó una colección de 5 videos con la ayuda de un miembro del grupo y una voluntaria. Estos videos posteriormente se dividieron en 16 videos para favorecer a la alimentación de datos precisos. En los videos se ejecutan acciones precisas a identificar como lo es caminar hacia la cámara, caminar alejándose de la cámara, caminatas laterales, la acción de sentarse, la acción de sentarse y movimientos de articulaciones (muñecas, rodillas, cadera, hombros, codos, etc.).

Estos videos fueron posteriormente procesados para ser etiquetados mediante el uso de Label Estudio y procesados por Media Pipe para la generación de los landmarks y creación de nuestro dataframe usado en esta primera entrega.

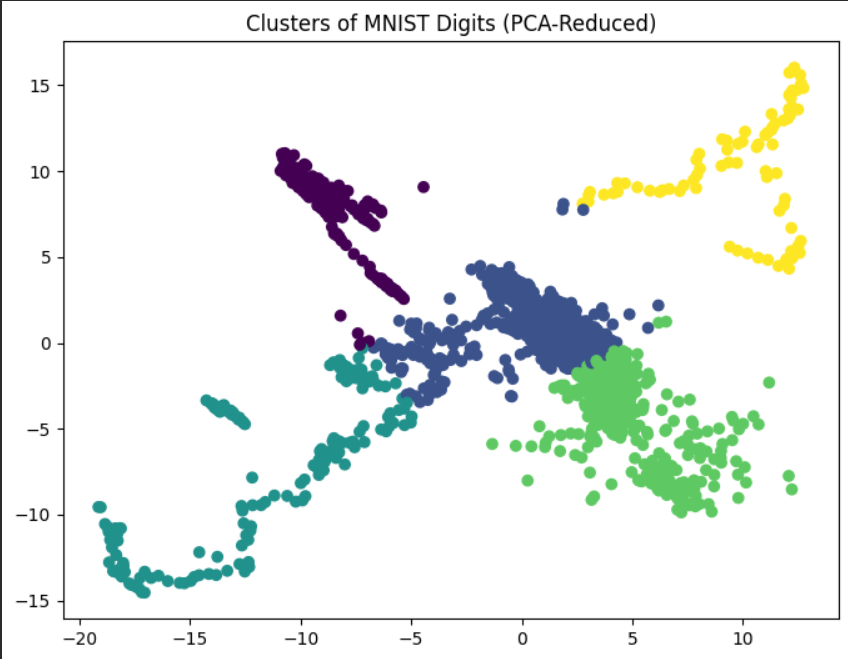
**EDA:**

Para el análisis exploratorio de datos generamos un nuestro dataframe con los labels y landmarks generados por el procesamiento de nuestros videos. Contamos con un total de 33 landmarks por cada uno de los frames de video llevando un registro preciso y completo de todas las partes del cuerpo que nos interesa identificar.

El análisis de componentes principales (PCA) se utilizó para reducir la dimensionalidad de los datos manteniendo la mayor cantidad de varianza posible. A través de la gráfica de varianza explicada acumulada, observamos que más del 90% de la varianza se explica con solo los primeros 10 componentes. Esto sugiere que es posible una reducción significativa de la dimensionalidad sin comprometer la integridad de los datos.



Después de reducir la dimensionalidad de los datos a dos componentes principales mediante PCA, se aplicó el algoritmo KMeans para agrupar los datos en 5 clusters. La visualización resultante muestra que los dígitos pueden ser separados en distintos grupos, indicando que los patrones presentes en los datos originales aún son distinguibles tras la reducción de dimensionalidad. Esto refuerza la efectividad de PCA para preservar información relevante mientras reduce el número de dimensiones.



**Aspectos Éticos:**

En el desarrollo de este proyecto es crucial considerar el impacto ético relacionado con la privacidad y el tratamiento de los datos de las personas que participan en la recolección de videos. Dado que el proyecto involucra la captura de videos de individuos realizando actividades específicas, debemos implementar políticas de consentimiento informado. Los participantes deben estar plenamente conscientes de cómo se utilizarán sus datos, el alcance del análisis que se realizará, y el tiempo durante el cual se almacenarán sus videos.

Además, es esencial garantizar el anonimato de los datos. Aunque el enfoque se centra en identificar movimientos y articulaciones, el procesamiento de imágenes personales puede exponer información sensible. Por eso mismo, deben existir protocolos claros sobre quién tendrá acceso a estos datos y bajo qué condiciones.

Finalmente, el uso de sistemas de IA que monitorean movimientos humanos puede abrir la puerta a su utilización en contextos donde se tomen decisiones automatizadas, como en el ámbito laboral o de salud. Esto plantea interrogantes sobre la transparencia y responsabilidad en la toma de decisiones basadas en estas tecnologías, por lo que es necesario asegurar que el sistema sea una herramienta de apoyo, no una sustitución de la intervención humana.