

XIKUA Boletín Científico de la Escuela Superior de Tlahuelilpan
13º Congreso Internacional de Computación
Inteligencia artificial: Presente y futuro
Red Iberoamericana de Computación
Vol. 12, Número Especial (2024) 40-45

Identificación Humana Mediante Inteligencia Artificial: Usando Aprendizaje no Supervisado

Human Identification through Artificial Intelligence: Using Unsupervised Learning

José-Sergio Ruiz-Castilla^a, Edmundo-Daniel Boone-Montero^b, Brenda-Stephnanie Martínez-Medina^c

Abstract:

In Mexico there are thousands of disappeared people. If a person does not appear after 24 or 72 hours, they are reported to the authorities. The authorities request information such as their name, age, gender, clothing, and physical features, as well as a photograph. The authority issues a publication to start the search. The problem arises when after several weeks or months the person does not appear. On the other hand, the authorities find dead people without identification. The authorities generate an identification card and protect the body until their family members are found. When relatives do not appear, the body is buried in a common grave. In this work, the aim is to identify people without identification. For the above, a Physical Characteristics Profile is used. Features range from moles, scars, tattoos, accessories, clothing, and others. 156 images of people were collected from Pinterest. A matrix with 257 characteristics was used for each person. It is intended that the Authorities also generate the Characteristics Profile. With the Orange application, similarities were sought in the characteristic profiles. Using unsupervised learning, the cluster where the person without identification is grouped is searched. In this work, the method was tested with two cases. The results show that a cluster was generated with two elements for each case. It is concluded that the method and tools used have managed to find the wanted people.

Keywords:

Unsupervised learning, Data clustering, Human identification, human characteristics.

Resumen:

En México existen miles de personas desaparecidas. Si una persona no aparece después de 24 o 72 horas se denuncia ante las autoridades. Las autoridades solicitan datos como su nombre, edad, género, vestimenta y rasgos físicos, así como una fotografía. La autoridad emite alguna publicación para iniciar la búsqueda. El problema surge cuando después de varias, semanas o meses la persona no aparece. Por otra parte, las autoridades encuentran a personas muertas sin identificación. Las autoridades generan una Ficha de identificación y resguardan el cadáver hasta encontrar a los familiares. Cuando los familiares no aparecen, el cadáver es sepultado en una fosa común. En este trabajo, se pretende identificar a personas sin identificación. Para lo anterior, se usa un Perfil de características físicas. Las características van desde lunares, cicatrices, tatuajes, accesorios, ropa, y otros. Con 156 imágenes de Pinterest, y una matriz con 257 características. Las Autoridades, también deben generen el Perfil de características. Con los perfiles se buscaron similitudes con la aplicación de Orange. Usando aprendizaje no supervisado se busca el clúster dónde se agrupa la persona sin identificación. En este trabajo, se probó el método en dos casos. Los resultados muestran que se generó un clúster con dos elementos para cada caso. Se concluye que el método y herramientas usadas han logrado encontrar a las personas buscadas.

Palabras Clave:

^a Autor de Correspondencia, Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0000-0001-7821-4912>, Email:

jsruizc@uaemex.mx

^b Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0009-0001-1768-7270>, Email: daniboone123@alumno.uaemex.mx

^c Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0009-0007-8713-1896>, Email bmartinezm469@alumno.uaemex.mx

Aprendizaje no supervisado, Agrupamiento de datos, identificación humana, Características humanas.

1. Introducción

Una Persona buscada (PB) corresponde a un ser humano que no regresó a su hogar. Por otro lado, pasa a ser No localizable. Por lo que se asume que algo le ha sucedido. Los familiares deben acudir a reportar su desaparición ante las autoridades. Las autoridades tienen el deber de iniciar una búsqueda inmediata.

Las autoridades de cualquier nivel pueden encontrar a una persona sin vida y además sin identificación. Lo que la hace una Persona no identificada (PNI). La PNI es recogida y resguardada abriéndose una Carpeta de investigación. Las autoridades recuperan todos los datos forenses y se crea una ficha. Dicha ficha sirve para buscar a sus familiares y entregar del cadáver.

Todas las personas tienen características físicas correspondientes a la edad, estatura, peso, tipo y color de: piel, cabello, ojos, nariz, boca, cejas, etc. Por otro lado, existen características internas como la dentadura, y alguna prótesis producto de una cirugía. Finalmente, las características externas como los zapatos, ropa y accesorios.

En este trabajo, se denomina Perfil de identificación humana (PIH) al conjunto de características de la persona viva o muerta. Dicho perfil corresponde a una vector de características. Las personas pueden tener cientos de características.

En la inteligencia artificial existen técnicas como Aprendizaje supervisado, No supervisado e incluso Reforzado. En este trabajo, se usa Aprendizaje no supervisado mediante la aplicación de Orange. El Aprendizaje no supervisado recolecta características y clasifica sin la ayuda del experto. En este caso, los registros carecen de una Etiqueta.

Orange ha sido desarrollado por Bioinformatics Lab de la Universidad de Ljubljana Slovenia, en colaboración con la Comunidad de código abierto. Orange es un proyecto de código abierto [1].

En la metodología se caracterizaron cientos de personas partiendo de una fotografía. Se crearon perfiles de dos personas para probar el método. Para crear el perfil se tomaron en cuenta las características generando un vector. Los vectores fueron clasificados con Aprendizaje no supervisado. Como resultado las personas buscadas y encontradas comparten el mismo clúster. Por lo tanto, el método ha resultado exitoso para la Identificación humana.

2. Trabajos relacionados

Se encontraron trabajos ocupados en la búsqueda de personas de diversos países como: Colombia, Perú y Chile. El trabajo de Pedroza propone un Sistema de biometría facial para la búsqueda de personas desaparecidas. Para la identificación se usaron fotos de antes de desaparecer y después de haberse encontrado sin vida. El inconveniente es que en muchos casos no se cuenta con ambas imágenes [2]. En el trabajo de Cardoza se enfoca en la Antropología forense en la búsqueda de personas desaparecidas en Perú. Primero se recogen datos de características físicas de la persona y otras de vestimenta. Luego se analizan hallazgos forenses. Finalmente, se busca la coincidencia para confirmar la identidad [3]. Además, en Chile, Sferazza propone cambios en las estrategias administrativas ya que en Chile se usan métodos tradicionales de investigación e identificación [4].

Se encontraron trabajos que usan características físicas para encontrar personas desaparecidas como el trabajo de Jindan y Mohamed que proponen imágenes de rayos X para la identificación de una persona postmortem. En este caso, se deben tener imágenes de rayos X antemortem y postmortem. Igual que en otros casos el inconveniente es cuando no se cuenta con alguna o ambas imágenes [5].

Por supuesto se encontraron trabajos con métodos populares como la huella digital, como el trabajo de Kaushal y Kaushal. En dicho trabajo, se propone obtener las huellas digitales antemortem y postmortem y encontrar similitudes. Igual que en otros casos existe el inconveniente de contar con las huellas digitales [6].

En el trabajo de Kaiwei et al. proponen el uso de Hierarchical clustering para la reidentificación de personas desaparecidas. En este caso, se recogen videos de cámaras instaladas en la ciudad. De las cuales se obtienen imágenes de personas. Dichas imágenes sirven para clasificar las imágenes que corresponden a la misma persona. Logrando una precisión de hasta el 95.2% [7].

Se encontró otro trabajo de Sinaga y Yang donde se usa K-means y algoritmos de clustering. En dicho trabajo, se analiza su eficiencia clasificando varios Datasets de imágenes, logrando resultados de hasta el 92% y algunos casos del 100%. De cada Dataset se extraen características y se aplican los algoritmos de K-means [8].

Se encontró otro trabajo de Rimachi, en el cual plantea un análisis de datos de menores desaparecidos. Para dicho fin, se recolectan las características físicas. Con el Dataset

de características físicas se aplicó el algoritmo K-Means. Las características incluidas fueron: Tipo de sangre, cabello, de estatura, raza, boca, ojos, y nariz. Otros datos incluidos fueron la vestimenta y lugar de desaparición. Se presentaron hasta 6 clústeres usando Aprendizaje no supervisado [9].

Un trabajo más fue el de Ruiz y González en el cual se aborda el tema de personas mayores encontradas reportadas como desaparecidas. Para dicho fin, se usó Aprendizaje automático supervisado. Se aplicó un modelo de una Máquina de refuerzo de gradiente ligero (Light gradient boosting machine). En el resultado se muestra un logro del 71% de precisión [10]

3. Metodología propuesta

Para resolver el problema planteado se ha determinado un proceso que incluye una serie de pasos que se detallan a través de diagrama de flujo véase en las figuras 1, 2 y 4.

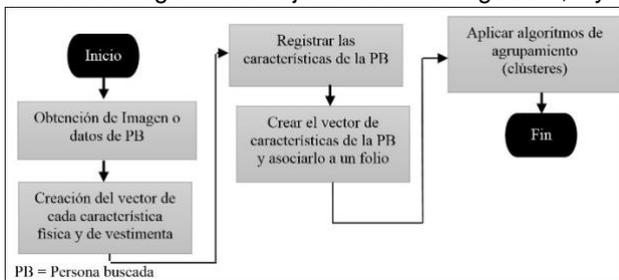


Figura 1. Registro de una Persona buscada (PB)

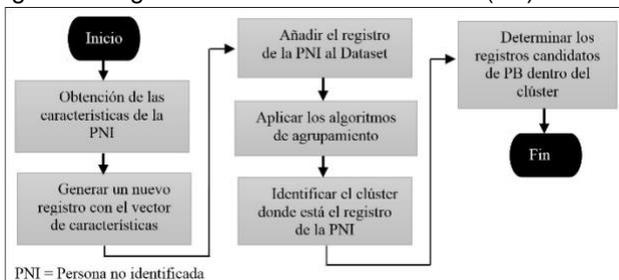


Figura 2. Búsqueda de la Persona no identificada

3.1 Obtención de las imágenes

Las imágenes se obtuvieron de Pinterest, una red social que permite a los usuarios compartir visualmente y descubrir nuevos intereses al publicar imágenes o videos, las imágenes recopiladas de las personas poseían características físicas muy variadas en cuanto a edad, peso, altura, género, color de piel, forma de rostro, tipo de cabello, forma y color de ojos, tatuajes, prótesis, cicatrices, etcétera.

En cuanto a vestimenta también se pretendió encontrar atuendos variados, así como diferentes accesorios, tales como camisas, pantalones de vestir, vestidos, sacos, collares, aretes, pulseras, zapatos, zapatillas, cinturones, anteojos, abrigos, etcétera.



Figura 3. Galería de tipo de imágenes usadas en el Dataset

En la figura 3, se muestran 12 fotografías de las 156 imágenes del Dataset. Las imágenes son la fuente de características. Para la extracción de características se usa el método de la Figura 4.

3.2 Creación de la matriz de características

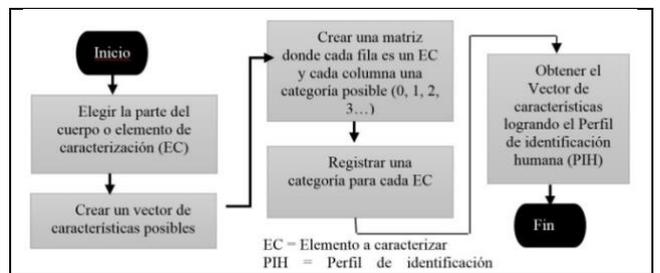


Figura 4. Método para obtener el PIH

Se tomaron en cuenta múltiples características físicas y de vestimenta, en cada característica se asigna un valor numérico correspondiente a la posición de la hilera. En este caso el número es una categoría.

Al final, se genera un vector con las categorías correspondientes al VC. El VC contiene valores enteros correspondientes a una categoría. Por ejemplo, en la cuarta fila de la VC tenemos un valor 2 que corresponda a la categoría de femenino. Tabla 1 muestra algunas categorías.

Tabla 1. Muestra parcial de la Matriz de características.

| VC | EC | Categorías | | |
|----|-------------------------|---------------|----------------|-------------------------|
| | | 0 | 1 | 2 |
| 11 | Estatura (cm) | No disponible | Menos de 70 | De 71 a 80 |
| 6 | Peso (kg) | No disponible | Menos de 10 | De 11 a 20 |
| 6 | Edad (años) | No disponible | Menos de 5 | De 6 a 10 |
| 2 | Género | No disponible | Masculino | Femenino |
| 0 | Falta de Miembros | Sin Falta | Mama | Órgano masculino 0.5 cm |
| 7 | Cabello-Largo | Sin Cabello | Rasurado | |
| 2 | Cabello-Tipo | No disponible | Liso | Ondulado |
| 0 | Cabello-Color Natural | No disponible | Negro | Castaño Oscuro |
| 5 | Cabello-Color Procesado | Sin Proceso | Decolorado | Negro |
| 0 | Flequillo | Sin Flequillo | Largo y Tupido | De lado |
| 1 | Rostro | No disponible | Ovalado | Redondo |
| 2 | Ojos-Formas | No disponible | Almendrados | Juntos |
| 4 | Ojos-Color | No disponible | Marrón Claro | Estrechos |
| 0 | Ojos-Condiciones | No disponible | Glaucoma | Marrón Oscuro |
| | | | | Pterigión |

| | | | | |
|---|-----------------|---------------|-----------|----------|
| 2 | Pestañas | Sin pestañas | Naturales | Postizas |
| 1 | Pestañas-Tipo | No disponible | Chinas | Caídas |
| 2 | Pestañas-Tamaño | No disponible | Cortas | Largas |
| 3 | Cejas-Tipo | Sin ceja | Natural | Tatuadas |
| 1 | Cejas-Forma | No disponible | Finas | Pobladas |

3.3. Caracterización de cada persona

La caracterización se llevó a cabo con las siguientes características: edad, peso, altura, género, color de piel, forma de rostro, tipo de cabello, forma y color de ojos, tatuajes, prótesis, cicatrices, piezas dentales, lunares, bigotes, barba, entre otras. Se consideró, algún padecimiento que altere la descripción de la piel por ejemplo vitiligo. En otro caso, en los ojos que podría ser Glaucoma. También se toman en cuenta detalles artificiales como: pestañas y tinte de cabello.

En cuanto a la vestimenta se toman en cuenta múltiples prendas, tales como camisas, pantalones de vestir, vestidos, sacos, zapatos, zapatillas, abrigos, etcétera. Además, accesorios como: collares, aretes, pulseras, cinturones, anteojos, relojes, anillos, extensiones, diademas, etcétera. ID es el identificador de archivo de cada imagen caracterizada. En la Tabla 2 se puede ver parcialmente la matriz de vectores de características.

Tabla 2. Muestra de vectores de características.

| ID | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 | C7 | C8 | C9 | C10 | C11 | C12 |
|---------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|
| CMV2M01 | 11 | 8 | 5 | 1 | 0 | 4 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5 |
| CMV2M02 | 10 | 8 | 10 | 1 | 1 | 3 | 1 | 6 | 0 | 0 | 3 | 6 |
| CMV2M03 | 1 | 8 | 2 | 1 | 0 | 5 | 3 | 5 | 0 | 0 | 1 | 14 |
| CMV2M04 | 13 | 8 | 5 | 1 | 0 | 5 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5 |
| CMV2M05 | 1 | 5 | 2 | 1 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4 |
| CMV2M06 | 12 | 11 | 5 | 1 | 0 | 3 | 4 | 1 | 0 | 0 | 8 | 6 |
| CMV2M07 | 1 | 3 | 1 | 1 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 | 8 |
| CMV2M08 | 10 | 9 | 9 | 1 | 0 | 3 | 0 | 6 | 0 | 0 | 7 | 3 |
| CMV2M09 | 13 | 7 | 5 | 1 | 0 | 5 | 2 | 2 | 0 | 0 | 7 | 6 |
| CMV2M10 | 2 | 4 | 2 | 1 | 0 | 4 | 4 | 1 | 0 | 0 | 6 | 6 |

4. Resultados

Se usó la aplicación de Orange. Utilizando el Dataset que incluye mujeres y hombres, se construyó un modelo para Clasificación no supervisada. Ver la Figura 5. Se incluyen perfiles de mujeres y de hombres, en este caso son las PB, además de dos perfiles una de una mujer y el otro de un hombre que corresponderían a las PNI.

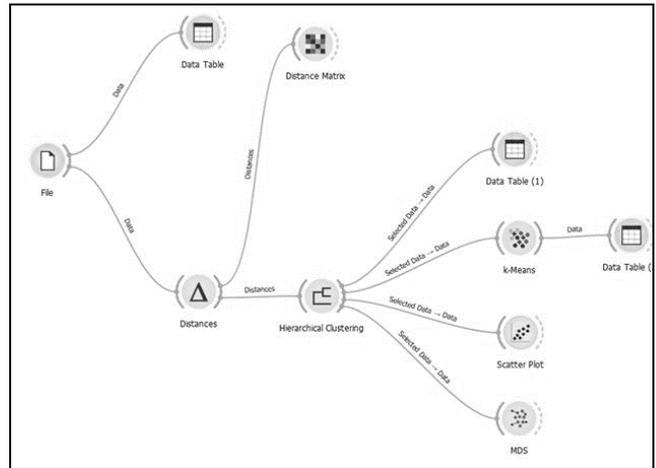


Figura 5. Modelo diseñado y aplicado hecho en Orange

El Dataset se colocó en la carpeta “Dataset HM”. La carpeta contiene el archivo Dataset HM.csv. El Dataset está en el formato csv. Un archivo .csv contiene datos separados por comas que puede leerse desde Microsoft Excel.

Se agregó la Herramienta Distance, que permite calcular la distancia entre renglones y columnas en el Dataset. La distancia puede medirse con distancia Euclidean, Manhattan, Cosine metric, Jaccard, entre otras. Además, se usó Hierarchical Clustering para mostrar un Hierarchical clustering con los clústeres generados. Se colocaron otras herramientas para visualizar los datos y la evaluación del modelo: Distance matrix, k-Means, Scatter plot y MDS.

Para medir la distancia entre dos clústeres utilizando Hierarchical clustering es necesaria la siguiente fórmula:

$$d_{\min}(C_i, C_j) = \text{avg } d(p, q) \tag{1}$$

Dónde $p \in C_i, q \in C_j$, d_{\min} es la distancia mínima y avg d es el promedio de distancias. [11]

En la figura 6 se muestra la aplicación de dicha fórmula.

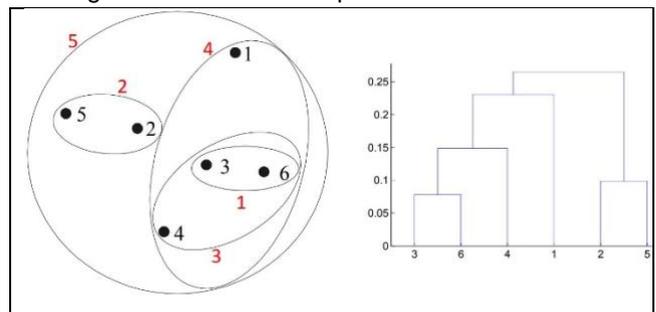


Figura 6. Ejemplo de Hierarchical clustering donde se muestra un clúster anidado y un dendrograma

En la Figura 7, se muestra el Hierarchical clustering. Se muestra una parte de este, por cuestiones de espacio. En el Hierarchical clustering se pueden ver los casos probados previamente seleccionados.

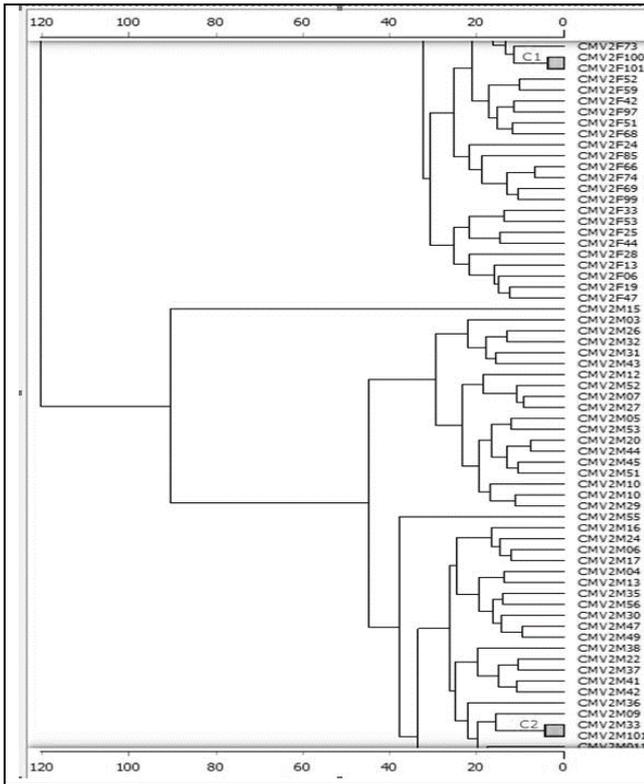


Figura 7. Hierarchical clustering que muestra los clústeres.

Al revisar el Hierarchical clustering se puede observar al perfil CMV2F100 y al CMV2F101 en el C1 (Clúster 1). Estos perfiles corresponden a una mujer. Por otro lado, se observa al perfil CMV2M101 y al CMV2M33 en el C2 (Clúster 2) Estos últimos perfiles corresponden a un hombre. Al revisar las fuentes de datos se encontró que se trata de la misma mujer y del mismo hombre. El Hierarchical clustering ha agrupado a las PB y las PNI en dos clústeres, que se muestran en la Figura 8.

| | C | Cluster | C1 | C2 | C3 | C |
|---|----------|---------|----|----|----|---|
| 1 | CMV2M33 | C2 | 12 | 8 | 6 | 1 |
| 2 | CMV2F100 | C1 | 12 | 6 | 5 | 2 |
| 3 | CMV2F101 | C1 | 11 | 7 | 5 | 2 |
| 4 | CMV2M101 | C2 | 12 | 7 | 7 | 1 |

Figura 8. C1 y C2 (Clúster 1 y Clúster 2)

Al revisar el Dataset se encuentran las fotografías correspondientes a las personas buscadas (PB) y a las personas no identificada (PNI). En este caso, se es la misma fotografía. En un contexto real, podría suceder que la persona portara otra ropa. El cambio de ropa afectará en algunas características, pero el resultado seguirá siendo el esperado. Figura 9.



Figura 9. Fotografías de las PB y PNI.

En la Figura 10. Se muestran los clústeres o regiones la Escala multidimensional (MDS). MDS permite mostrar los clústeres o regiones de acuerdo con la selección en el Hierarchical clustering.

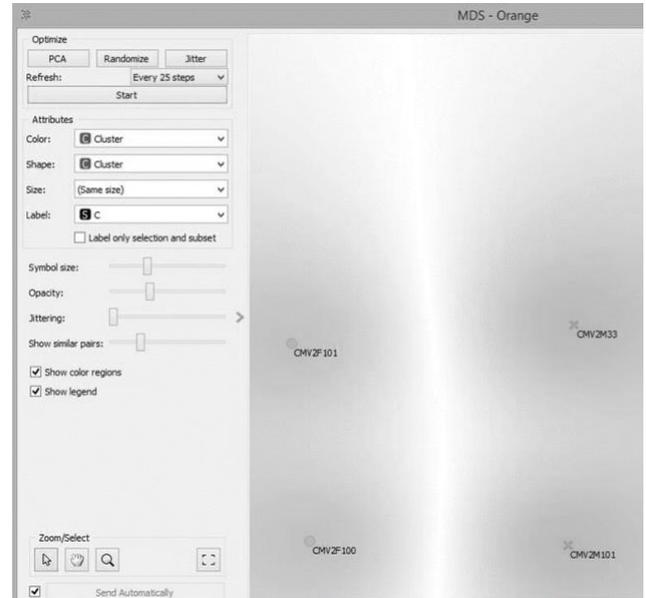


Figura 10. Gráfica MDS que muestra clústeres o regiones.

Por otro lado, en la Matriz de distancias (Distance matrix) permite ver la distancia entre los datos. En la esquina inferior derecha tenemos los valores 3.500 que corresponde al valor de distancia mínima entre el Perfil 156 y 157. Figura 11.

| | 146 | 147 | 148 | 149 | 150 | 151 | 152 | 153 | 154 | 155 | 156 | 157 |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 144 | 55.292 | 45.083 | 39.583 | 46.583 | 47.583 | 48.583 | 45.500 | 43.333 | 48.750 | 44.708 | 41.333 | 42.833 |
| 145 | 46.458 | 37.917 | 27.583 | 44.250 | 35.417 | 36.417 | 37.333 | 31.000 | 37.583 | 33.375 | 30.000 | 33.500 |
| 146 | | 23.042 | 25.875 | 17.208 | 22.542 | 18.042 | 16.125 | 24.792 | 20.708 | 21.250 | 21.292 | 20.792 |
| 147 | 23.042 | | 17.333 | 19.167 | 14.833 | 21.000 | 19.417 | 20.417 | 20.667 | 21.042 | 22.250 | 21.750 |
| 148 | 25.875 | 17.333 | | 18.667 | 18.333 | 18.833 | 19.417 | 11.417 | 19.667 | 12.792 | 13.750 | 14.250 |
| 149 | 17.208 | 19.167 | 18.667 | | 21.167 | 16.167 | 20.583 | 20.250 | 23.833 | 22.708 | 24.417 | 21.917 |
| 150 | 22.542 | 14.833 | 18.333 | 21.167 | | 24.833 | 17.750 | 19.750 | 25.667 | 19.875 | 21.250 | 20.750 |
| 151 | 18.042 | 21.000 | 18.833 | 16.167 | 24.833 | | 17.417 | 12.417 | 14.667 | 24.542 | 21.750 | 24.250 |
| 152 | 16.125 | 19.417 | 19.417 | 20.583 | 17.750 | 17.417 | | 16.500 | 15.250 | 18.125 | 14.667 | 17.167 |
| 153 | 24.792 | 20.417 | 11.417 | 20.250 | 19.750 | 12.417 | 16.500 | | 17.750 | 13.125 | 13.167 | 15.667 |
| 154 | 20.708 | 20.667 | 19.667 | 23.833 | 25.667 | 14.667 | 15.250 | 17.750 | | 22.375 | 16.250 | 18.750 |
| 155 | 21.250 | 21.042 | 12.792 | 22.708 | 19.875 | 24.542 | 18.125 | 13.125 | 22.375 | | 16.542 | 16.042 |
| 156 | 21.292 | 22.250 | 13.750 | 24.417 | 21.250 | 21.750 | 14.667 | 13.167 | 16.250 | 16.542 | | 3.500 |
| 157 | 20.792 | 21.750 | 14.250 | 21.917 | 20.750 | 24.250 | 17.167 | 15.667 | 18.750 | 16.042 | 3.500 | |

Figura 11. Distancia mínima entre valores de filas y columnas.

5. Conclusiones

Después de probar la metodología se puede concluir que es posible generar un Perfil humano a partir de las características físicas y no físicas de una persona. El perfil puede incluir cientos de características. Las características pueden estructurarse en un vector de características (VC). Que a cada Persona buscada o persona no identificada le corresponde su propio VC. Si contamos con los perfiles es posible encontrar el match a

través de Aprendizaje no supervisado. La aplicación de Orange permite aplicar algoritmos de búsqueda y generar un Agrupamiento para encontrar las personas desaparecidas. Para lo anterior, se requiere que se genere un Perfil humano PH a cada PB, así como a cada PNI. Lo anterior podría servir para encontrar a una persona desaparecida. Una vez encontrada se podría indicar a los familiares el lugar donde está físicamente y hacer el reclamo del cadáver.

6. Discusión

Es posible encontrar a una persona desaparecida con sus datos personales o fotografías, sin embargo, no siempre es posible contar con los datos o fotografías. Por lo anterior, resulta muy difícil lograr la localización, También, es posible encontrar a una persona desaparecida y a sus familiares mediante una prueba genética. Esto último es caro, porque implica pagar las pruebas de laboratorio. Nuestra propuesta solo requiere llenar el perfil de características. Finalmente, agregar que es posible encontrar a una persona desde otra región o país. Lo anterior, si la herramienta está en un sitio Web donde sea posible hacer la captura de perfil y hacer la búsqueda. Como trabajo futuro, se pretenden obtener las características automáticamente a partir de imágenes del rostro y cuerpo completo. Por otro lado, de otras fuentes de datos como pueden ser las redes sociales. Incluso, de las características generales de familiares cercanos como hermanos o padres.

7. Referencias

- [1] J. Demsar, T. Curk, A. Erjavec, C. Gorup, M. Milutinovic, M. Mozina, M. Polajnar, M. Toplak, A. Staric, M. Stajdohar, L. Umek, L. Zagar, J. Zbontar, M. Zitnik y B. Zupan, Orange: Data Mining Toolbox in Python, *Journal of machine learning Research*, vol. 14, pp. 2349-2353 (2013)
- [2] R.-E. Pedroza M.: Diseño e implementación de un sistema de biometría facial para la búsqueda de personas desaparecidas en Colombia, Universidad de Cartagena, Cartagena, Colombia (2019)
- [3] C.-R. Pedroza: Investigación antropológica forense y memoria en la búsqueda de personas desaparecidas en contextos de violaciones de derechos humanos en el Perú, *Memorias*, n° 1, pp. 69-85 (2017)
- [4] P. Sferazza: La búsqueda de personas desaparecidas en Chile: ¿Necesidad de un complemento humanitario? *Revista Mexicana de Ciencias Políticas y Sociales*, n° 243, pp. 79-108 (2021)
- [5] Z. Jindan y A.-M. Mohamed: A content- based system for human identification based on bitewing dental X-ray images, *Pattern Recognition*, n° 38, pp. 2132-2142 (2005)
- [6] N. Kaushal y P. Kaushal: Human identification and fingerprints: a Review, *Journal of biometrics and biostatistics*, vol. 2, n° 4, pp. 2-4 (2011)
- [7] Z. Kaiwei, N. Munan, W. Yaohua y G. Yang: Hierarchical clustering with hard-batch triplet loss for person re-identification, 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 13654-13662 (2020)
- [8] K. Sinaga y M.-S. Yang: Unsupervised k-means clustering algorithm, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 80716-80727 (2020)
- [9] R.-J. Rimachi-Costillas: Detección de patrones de personas desaparecidas mediante técnicas de aprendizaje no supervisado, Cusco, Perú: Universidad Andina del Cusco (2022)
- [10] A. L. Ruiz Rizzo y J. González Veloza: Factores de predicción de la aparición de personas mayores reportadas como desaparecidas, a partir de modelos de aprendizaje automático supervisado, Bogotá, Colombia: Universidad Los libertadores (2021)
- [11] G. Jing: Clustering Lecture 3: Hierarchical Methods. Obtenido de: https://cse.buffalo.edu/~jing/cse601/fa12/materials/clustering_hierarchical.pdf