

## La cara de la reproducción asistida. Usando análisis facial en selección de donantes

### The face of Assisted Reproduction. The use of facial analysis techniques on donor selection

Dr. Francho Meléndez, Sergio González, Luis Arenaz Villalba  
Fenomatch SL

#### RESUMEN

Las técnicas de análisis facial en la elección de donantes en los procesos de reproducción asistida ya son una realidad. El objetivo ulterior de estas técnicas es incrementar las posibilidades de que los descendientes nacidos de donación de gametos se parezcan a sus progenitores. Presentamos los desafíos a los que se enfrenta este objetivo (el análisis facial y la heredabilidad de los rasgos faciales) y revisamos el estado del arte de los mismos. Prestamos especial interés a los algoritmos que utilizan aprendizaje profundo (*deep learning*) para el análisis facial, la medida de similitud, y la heredabilidad de rasgos faciales, y subrayamos la importancia de los conjuntos de datos apropiados para la tarea específica a resolver.

( Rev. Iberoam. Fert Rep Hum, 2020; **38**; © Revista Iberoamericana de Fertilidad y Reproducción Humana)

**Palabras clave:** *Análisis facial, Inteligencia Artificial, Selección de gametos, Selección de donantes. Reproducción Asistida, Fenomatch.*

Aceptado:17-Marzo-2021  
Correspondencia:Francho Meléndez  
francho.melendez@fenomatch.com  
SOLICITUD REIMPRESIÓN: Email: fertilidad@editorialmedica.com

---

## SUMMARY

The usage of facial analysis techniques on the donor selection in assisted reproduction processes is a reality. The main goal of these techniques is to improve the chances of facial resemblance of the progeny conceived by gamete donation to their parents. We present the main challenges of this goal - facial analysis and features' heritability - and revise their state of the art. We specially focused on deep learning approaches to facial analysis, similarity measurement and heritability of facial features, stressing also the importance of the appropriate datasets for the specific task at hand.

(Rev. Iberoam. Fert Rep Hum, 2020; 38; © Revista Iberoamericana de Fertilidad y Reproducción Humana)

**Key words:** *Facial analysis, Artificial Intelligence, Gamete Selection, Donor Selection, Assisted Reproduction, Fenomatch*

## INTRODUCCIÓN

La cara es sin duda una de las características personales más importantes en la interacción humana. Nos sirve para reconocer a otros, así como su estado de ánimo o sus emociones. Cuando pensamos en alguien de forma visual, pensamos en su cara, y en cierto modo hay una identificación directa entre cara y persona.

A la hora de seleccionar un donante de gametos para un tratamiento de reproducción asistida, intentamos que donantes y pacientes tengan en común una serie de rasgos fenotípicos como el color de ojos, piel, pelo o etnia. De esta manera, se pretende aumentar las posibilidades de que los rasgos fenotípicos faciales de los progenitores se compartan con los de los descendientes. Los servicios de reproducción, con el propósito anteriormente mencionado, empiezan a ofrecer servicios que van más allá, tratando de encontrar características heredables a través del análisis facial. En este artículo analizamos en detalle los diferentes aspectos de dicho análisis, cuáles son los desafíos y cómo los avances en inteligencia artificial pueden ayudar en algunos de estos desafíos.

El objetivo presentado es seleccionar un donante cuyos rasgos faciales sean parecidos a los rasgos del receptor y, además, que se aumente la posibilidad de que dichos rasgos se puedan manifestar en la descendencia. Este objetivo presenta dos desafíos interesantes: Primero, ¿cómo evaluamos que dos personas se parecen o comparten rasgos faciales? y segundo, ¿qué rasgos faciales son hereditarios?.

El proceso de evaluar el parecido entre dos personas es tan automático para nosotros como subjetivo. Es un proceso perceptual muy complejo y poco estudiado, que además resulta muy complicado de definir en los términos matemáticos necesarios para poder crear un algoritmo.

El segundo desafío está relacionado con el aspecto de heredabilidad de los rasgos faciales. Pese a que esta cuestión ha sido de interés para la ciencia durante siglos, sigue siendo

un problema abierto dada la complejidad de los procesos genéticos, así como la dificultad para conseguir datos para estudiarlo.

## Análisis facial

El análisis facial a partir de imágenes ha sufrido una revolución en los últimos años gracias a *Machine Learning* y las redes neuronales convolucionales. Tanto los algoritmos de reconocimiento facial (1-3) como los que son capaces de generar caras arbitrariamente (4, 5) han llegado a unos niveles de precisión a la par o incluso superior a la de sus homólogos humanos. Sin duda dichos algoritmos pueden ser de utilidad para nuestro objetivo, sin embargo, no es del todo claro cómo pueden aplicarse dichos modelos de reconocimiento facial al problema que nos ocupa.

## Reconocimiento Facial

El reconocimiento facial es una de las áreas más estudiadas en visión por computador, y se han publicado multitud de algoritmos desde los años 60 (6). Desde esos primeros métodos donde se debían marcar manualmente puntos en los extremos de los ojos o las comisuras de los labios, hasta los algoritmos actuales que usan redes neuronales profundas, los algoritmos han evolucionado en automatización, precisión, y en la reducción de limitaciones, como por ejemplo el correcto funcionamiento con imágenes de cámaras de seguridad de baja calidad.

Una de las ventajas de usar *deep learning* para el reconocimiento facial es que no necesitamos definir las características faciales de forma manual, sino que el propio algoritmo es capaz de aprender dichas características para realizar la tarea para la que se ha entrenado. Este hecho hace que los algoritmos sean más precisos al ser capaces de encontrar características en los datos del problema a resolver que escapan a nuestro entendimiento. Sin embargo, también hace que perdamos control y conocimiento sobre qué características utiliza el algoritmo para evaluar si dos caras son de la

---

misma persona. Lo que sí sabemos es que el algoritmo optimiza los parámetros para obtener el mejor resultado posible para la tarea de reconocer a una persona que intenta resolver, pero en general, dichos parámetros dejarán de ser apropiados para una tarea diferente.

Un ejemplo ilustrativo por el que estos algoritmos no son adecuados para otras tareas sería el caso de un algoritmo de reconocimiento facial contra otro de evaluación de similitud facial. Pongamos el caso de dos fotografías de unos gemelos idénticos. Un algoritmo de reconocimiento facial optimizará características que diferencian a uno de otro, por ejemplo una marca de nacimiento o un tatuaje, y le dará un peso alto a dichos rasgos a fin de poder diferenciar entre los dos gemelos. Sin embargo, un algoritmo que mide la similitud de las caras y de sus posibles rasgos heredables debería ignorar los rasgos diferenciadores específicos y dar mucho peso a los rasgos comunes, consiguiendo una similitud máxima. En este caso concreto, estos algoritmos son, de alguna forma, opuestos. Obviamente tienen aspectos en común; ambos algoritmos han de crear una representación interna de la cara, encontrar rasgos comunes y diferenciar personas diferentes, pero en última instancia están resolviendo tareas distintas y han de ser optimizados para esa tarea en cuestión, lo cual requiere diferentes conjuntos de datos.

Otras tareas específicas relacionadas con el reconocimiento facial son la evaluación de la edad, sexo (7), o expresiones faciales (8). Además, dos de las tareas intrínsecamente relacionadas con el problema que planteamos acerca de encontrar el mayor parecido posible entre el donante y el receptor son el reconocimiento de parentesco (9-11), que intenta identificar a través de los rasgos faciales si dos personas son familiares y su relación, y la evaluación de similitud entre caras (12), la cual intenta medir si dos personas se parecen en un concepto a priori más subjetivo.

## Parentesco

La verificación de parentesco tiene diversas aplicaciones en multitud de ámbitos, desde la anotación automática de árboles genealógicos, análisis en redes sociales (13), hasta encontrar hijos perdidos o adopción (14). Estos algoritmos tratan de encontrar rasgos comunes en una familia, y puede aprender cómo dichos rasgos se comparten entre las diferentes relaciones familiares.

El reconocimiento de parentesco tiene mucha relación con el objetivo que nos ocupa. Pese a que en estos algoritmos de verificación de la similitud facial, la fotografía con la que comparamos es la de los donantes y no la del futuro descendiente, está claro que una métrica que nos proporciona la probabilidad de un donante a pertenecer a la familia de los receptores, puede aportar información muy interesante.

Así, las bases de datos que se utilizan en estos casos proporcionan información sobre relaciones familiares y sobre cómo se transmiten los rasgos faciales, lo cual puede ayudar a aprender sobre la heredabilidad de rasgos. Este es un campo de investigación en auge y ha habido un aumento importante de bases de datos públicas, pero los resultados y el acceso a datos todavía son limitados, especialmente dados los requerimientos actuales de los algoritmos de *deep learning*.

## Similitud

Otra área de investigación relevante es la medición de similitud entre imágenes, y en particular entre caras. Amir Sadvnik y Andrew Gallagher, investigan en su publicación (12) el caso específico de la similitud entre caras, y evalúan las diferencias entre reconocimiento facial y similitud facial, concluyendo que ambas tareas no son intercambiables. En este caso, la red neuronal aprende criterios de similitud aportados por personas. Este artículo presenta de manera muy interesante las dificultades para crear este tipo de conjunto de datos, así como las discrepancias de criterio entre los sujetos que anotan dichos datos. En relación con la anotación de datos, existen diversas métricas denominadas perceptuales que buscan evaluar la similitud entre estímulos visuales de forma similar a la que lo hace un ser humano (15). Así pues, estudios recientes muestran que las redes neuronales son efectivas para realizar este tipo de tareas.

Todos los enfoques presentados hasta ahora, ven el rostro como un todo. Es decir, analizan el rostro de forma global y proporcionan una métrica para el conjunto de rasgos. Un aspecto interesante a la hora de encontrar el parecido entre dos personas es que un rasgo específico puede ser determinante en la percepción de similitud, especialmente cuando hablamos de parentesco. El típico argumento de “tiene tu nariz” puede ser más importante para un padre o una madre, que una similitud general de la cara. Esto hace que el estudio específico por diferentes partes de la cara sea una oportunidad para mejorar la experiencia en la selección de donantes. Investigaciones como la de Fuentes-Hurtado y colaboradores (16) buscan clasificar automáticamente rasgos faciales por su apariencia, encontrando grupos que intentan identificar tipos de nariz, ojos, boca y cejas. Este tipo de procesado y segmentación de caras de forma automática también ha avanzado considerablemente en los últimos años (17).

## Generación de caras sintéticas

Por último, deberíamos destacar en esta sección de análisis facial, los avances de la inteligencia artificial en la generación de imágenes de caras fotorrealistas. Como hemos ido

argumentando anteriormente en relación a los algoritmos, los datos que usamos para el entrenamiento de redes neuronales son cruciales para que el algoritmo sea efectivo y sea aplicable a nuevos datos. De hecho, la experiencia generalizada es que los datos son más relevantes que el modelo específico de red neuronal. Sin embargo, la recolección de datos y su anotación es una tarea ardua que muchas veces se ve limitada por la protección de datos. Es por esto que la posibilidad de generar datos de forma sintética es de gran utilidad.

En el caso de la generación de rostros, los algoritmos recientes como *StyleGAN* (4) y otros relacionados con la codificación automática (5), son capaces de generar caras realistas con una gran calidad. El control de este proceso generativo es a día de hoy un área muy activa de investigación que han sido explotadas comercialmente por multitud de aplicaciones, permitiendo por ejemplo generar imágenes predictivas del rostro de una persona en su vejez o si fuera del sexo opuesto (7).

Tener la habilidad de generar datos para entrenar nuestros algoritmos, puede acelerar los procesos. Así mismo, estos algoritmos de generación crean una representación intrínseca de diferentes características, véase edad o género, y contienen un entendimiento que parece ser cercano al nuestro, al menos de forma perceptual. Es posible que dichas representaciones puedan ser utilizadas para evaluar los parecidos entre personas de una forma similar a la del cerebro humano.

### **Heredabilidad de rasgos faciales**

Una vez evaluado el desafío de la evaluación en la similitud del rostro, hemos de evaluar el segundo desafío relacionado con la heredabilidad de los rasgos faciales.

Desde mediados del siglo XX, la investigación científica antropométrica sobre la semejanza entre padres e hijos y la concordancia entre gemelos ha confirmado que la variación en la morfología del rostro humano es impulsada por la genética (18, 19).

Se han encontrado, por ejemplo, heredabilidad moderada en las distancias entre nasión-basión y nasión-silla, la posición de la mandíbula inferior y la altura nasal. Estudios más recientes utilizan fotografías faciales, debido a la simplicidad con la que se pueden obtener las imágenes en comparación con otros datos, pero en general los resultados con estas fotografías no han sido consistentes, o presentan evidencias de heredabilidad por debajo de lo esperado. Rasgos comunes como la altura del labio superior, la amplitud nasal y la distancia vertical del ojo solo resultaron ser moderadamente heredables, al extraerlos de fotografías estándar, lo cual sorprende teniendo en cuenta la semejanza entre gemelos idénticos.

El estudio de Dimosthenis Tsagkrasoulis y colaboradores (20) identificó dichas inconsistencias, y lo asoció al uso de datos bidimensionales, así como a la escasez de características medidas. Utilizando en su lugar digitalizaciones en tres dimensiones de las caras e identificando miles de distancias sobre la superficie facial, se encontraron áreas faciales con alta heredabilidad. También llevaron a cabo estudios de distancias faciales en tres dimensiones, con estimaciones similares a las reflejadas en la literatura existente.

Por estos estudios, parece evidente que la complejidad facial no puede ser exclusivamente evaluada por una pequeña serie de mediciones interfaciales. Esta conclusión puede extraerse también de las técnicas de análisis facial presentadas anteriormente, donde se ha observado un gran salto cualitativo entre los resultados al pasar de un análisis con descriptores puntuales a un análisis con redes neuronales convolucionales, generando estos últimos una jerarquía completa entre diferentes aspectos del rostro.

Un algoritmo que intente encontrar donantes para que los hijos tengan mayor probabilidad de poseer rasgos faciales similares a los padres, debe tener en cuenta los mapas de heredabilidad resultado de estos estudios. Vistos estos avances, realizar fotografías en tres dimensiones también parece ser el paso natural para intentar encontrar rasgos heredables en el rostro.

### **CONCLUSIÓN**

Las clínicas cada vez utilizan y ponen a la disposición de sus pacientes herramientas que permiten seleccionar el donante adecuado y aumentar las posibilidades de que los descendientes se parezcan a los receptores.

Las herramientas que permiten afrontar este tipo de desafíos tienen en cuenta tanto la similitud fenotípica de los rasgos faciales, como la heredabilidad de los mismos, tomando en cuenta diferentes métricas clave.

Además, este tipo de algoritmos de análisis de la similitud facial se diferencian claramente de los algoritmos de reconocimiento facial, ya que se ocupan de tareas totalmente opuestas.

Finalmente, tomando todos estos argumentos como base, Fenomatch ha desarrollado un algoritmo de análisis facial para encontrar las similitudes faciales específicamente diseñado para procesos de reproducción asistida, ayudando así a pacientes a encontrar el donante más parecido y aumentando las posibilidades de parecido facial entre ellos y su descendencia.

### **BIBLIOGRAFÍA**

1. Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato, and L. Wolf. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification. In Proc-

- 
- dings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2014.
2. **F. Schroff, D. Kalenichenko, and J. Philbin. Facenet:** A unified embedding for face recognition and clustering. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
  3. **O. M. Parkhi, A. Vedaldi, and A. Zisserman.** Deep face recognition. In British Machine Vision Conference, 2015.
  4. **T. Karras, S. Laine, and T. Aila.** "A style-based generator architecture for generative adversarial networks," in CVPR, 2019
  5. **S. Pidhorskyi, D. A. Adjeroh, and G. Doretto.** Adversarial latent autoencoders. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.
  6. **W. W. Bledsoe.** The model method in facial recognition. Panoramic Research Inc., 1966.
  7. **Y. Shen, Y. Yujun, et al.** "Interfacegan: Interpreting the disentangled face representation learned by gans." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020.
  8. **Ming, Zuheng, et al.** "Dynamic multi-task learning for face recognition with facial expression." arXiv preprint arXiv:1911.03281, 2019.
  9. **J. P. Robinson, M. Shao, Y. Wu, H. Liu, T. Gillis, Y. Fu,** Visual Kinship Recognition of Families in the Wild, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018
  10. **X. Qin, X. Tan, S. Chen,** Tri-Subject Kinship Verification: Understanding the Core of A Family, IEEE Transactions on Multimedia, 2015
  11. **Q. Duan, L. Zhang, W. Zuo,** From Face Recognition to Kinship Verification: An Adaptation Approach, 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2017.
  12. **A. Sadovnik, W. Gharbi, T. Vu, A. Gallagher,** Finding your Look-alike: Measuring Face Similarity Rather than Face Identity, 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2018.
  13. **Z. Xu, Y. Zhang, L. Cao,** Social image analysis from a non-iid perspective, IEEE Transactions on Multimedia, 2014.
  14. **G. Guo, X. Wang,** Kinship measurement on salient facial features, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 61 (8) (2012)
  15. **R. Zhang and P. Isola and A. A. Efros and E. Shechtman and O. Wang,** The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric, 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
  16. **Fuentes-Hurtado, Felix and Diego-Mas, Jose A and Naranjo, Valery and Alcañiz, Mariano,** Automatic classification of human facial features based on their appearance, PloS one, 2019.
  17. **Lin, Yiming, et al.** "RoI Tanh-polar Transformer Network for Face Parsing in the Wild." arXiv preprint arXiv:2102.02717, 2021.
  18. **Vandenberg, S. G. & Strandskov, H. H.** A comparison of identical and fraternal twins on some anthropometric measures. Human biology, 1964.
  19. **Devor, E. J.** Transmission of human craniofacial dimensions. Journal of craniofacial genetics and developmental biology, 1986.
  20. **Dimosthenis Tsagkrasoulis, Pirro Hysi, Tim Spector & Giovanni Montana,** "Heritability maps of human face morphology through large-scale automated three-dimensional phenotyping." Scientific reports, 2017.
-