

Uso de redes neuronales artificiales en la predicción de morfología mandibular a través de variables craneomaxilares en una vista posteroanterior

Use of Artificial Neural Networks for Mandibular Morphology Prediction through Craniomaxillary Variables in a Postero-Anterior View

Tania Camila Niño Sandoval

Odontóloga, Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia. Magistra en Odontología, miembro del grupo de investigación en Crecimiento y Desarrollo Craneofacial, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.

Sonia Victoria Guevara Pérez

Odontóloga, especialista en Ortodoncia, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. Magistra en Antropología Biológica, Université Aix Marseille II, Marsella, Francia. Miembro del grupo de investigación en Crecimiento y Desarrollo Craneofacial, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.

Fabio Augusto González

Ingeniero de sistemas, magíster en Matemáticas, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. Magíster y doctor en Ciencias de la Computación, The University of Memphis, Memphis, TN, Estados Unidos. Miembro del Grupo de Investigación MindLab, Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Colombia.

Robinson Andrés Jaque

Ingeniero de sistemas, Fundación Universidad Central, Bogotá, Colombia. Magíster en Ingeniería de Sistemas y Computación, miembro del Grupo de Investigación MindLab, Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.

Clementina Infante Contreras

Odontóloga, especialista en Estadística, magistra en Odontología, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. Especialista en Ortodoncia, Universidad Nacional Autónoma de México, México. Profesora titular y miembro del grupo de investigación en Crecimiento y Desarrollo Craneofacial, Facultad de Odontología, Universidad Nacional de Colombia.

CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO

Niño TC, Guevara SV, González FA, Jaque RA, Infante C. Uso de redes neuronales artificiales en la predicción de morfología mandibular a través de variables craneomaxilares en una vista posteroanterior. Univ Odontol. 2016 Ene-Jun; 35(74): 21-28. <http://dx.doi.org/10.11144/Javeriana.uo35-74.urna>

Recibido para publicación: 28/06/2015

Aceptado para publicación: 10/06/2016

Disponible en: <http://www.javeriana.edu.co/universitasodontologica>

RESUMEN

Antecedentes: La predicción de la morfología mandibular es importante tanto en la reconstrucción facial con fines forenses como en ortodoncia y cirugía maxilofacial. Dicho proceso se ha realizado con métodos paramétricos y lineales basándose en poblaciones caucásicas. Asimismo, dichos análisis se realizan en radiografías de perfil, mas no se tiene en cuenta una predicción mandibular desde una vista posteroanterior. **Propósito:** Predecir, a través de redes neuronales artificiales, la morfología mandibular, empleando medidas craneomaxilares en radiografías posteroanteriores. **Métodos:** Se recolectaron 229 radiografías posteroanteriores estandarizadas de adultos jóvenes colombianos de ambos sexos. Se usaron coordenadas de puntos de referencia óseos craneofaciales para formar medidas mandibulares y craneomaxilares. Se seleccionaron 17 variables predictoras craneomaxilares de entrada, midiendo anchuras, alturas y ángulos. De la misma manera, se seleccionaron 13 medidas mandibulares a predecir, considerando tanto el lado derecho como el izquierdo. Se usaron redes neuronales artificiales para realizar el proceso de predicción y se evaluó, a través de un coeficiente de correlación, por medio de una regresión de arista (*ridge regression*), el valor real y el valor predicho. **Resultados:** Los resultados encontrados dentro del modelo fueron significativos en especial para cinco variables de importancia morfológica dentro del campo forense: la rama mandibular derecha (Cdd-God), el ancho bigoniano (Goi-God), el ancho bicondilar (Cdi-Cdd) y las distancias entre los cóndilos al mentón (Cdd-Me y Cdi-Me). **Conclusión:** Se encontró una capacidad de predicción importante en cinco medidas de importancia forense en pacientes clase I, clase II y clase III esquelética en ambos sexos.

PALABRAS CLAVE

mandíbula; predicción; redes neuronales artificiales

ÁREAS TEMÁTICAS

antropología forense; inteligencia artificial; odontología forense

ABSTRACT

Background: Predicting mandibular morphology is important in facial reconstruction for forensic purposes as in orthodontics and maxillofacial surgery. This process has been performed through parametric and linear methods based on Caucasian populations. Also, these analyzes are performed on lateral cephalograms, but a prediction from a posteroanterior view is not taken into account. **Purpose:** To predict through artificial neural networks the mandibular morphology using craniomaxillary measures in posteroanterior radiographs. **Methods:** 229 standardized posteroanterior radiographs from Colombian young adults of both sexes were collected. Coordinates of craniofacial skeletal landmarks were used to create mandibular and craniomaxillary measures. 17 predictor craniomaxillary input variables were selected, measuring widths, heights, and angles. Similarly, 13 mandibular measures were selected to be predicted, considering both the right and left sides. Artificial neural networks were used for the prediction process and it was evaluated by a correlation coefficient using a ridge regression between real value and the predicted value. **Results:** The results found in the model were significant especially for 5 variables of morphological importance in the forensic field: right mandibular ramus (Cdd-God), bigonial width (Goi-God), bicondylar width (Cdi-Cdd), and distance between the condyles to the menton (Cdd-Me and Cdi-Me). **Conclusions:** An important prediction capacity in 5 measures of forensic importance in patients with skeletal Class I, Class II and Class III was found in both sexes.

KEYWORDS

artificial neural networks; mandibular bone; prediction

THEMATIC FIELDS

artificial intelligence; forensic anthropology; forensic dentistry

INTRODUCCIÓN

Los modelos de predicción se utilizan cuando se requiere conocer el comportamiento de datos complejos altamente relacionados. La predicción de estructuras morfológicas, y en especial la mandíbula a partir de variables craneomaxilares (1-3), tiene utilidades odontológicas clínicas e investigativas. Por ejemplo, en casos de traumas (4), patologías (5) y en ciencias forenses (6,7), sobre todo cuando se precise individualizar a una persona desaparecida, utilizando la reconstrucción facial (8).

Colombia es un país que ha vivido bajo un contexto de violencia (9). Según el informe de la Fiscalía General de la Nación en la Subunidad de Búsqueda de Desaparecidos, desde el 2006 y hasta el 2011, fueron exhumadas 3173 fosas comunes, en las cuales se encontraron 3856 cadáveres, y 2667 de estos tenían una identificación circunstancial (10). Aunque la tecnología forense ha tenido un avance importante en la última década, la dificultad de la reconstrucción facial por pérdida del hueso mandibular es persistente (2,11,12), dada la descomposición que tienen los tejidos blandos que la unen al complejo craneomaxilar en restos esqueletizados.

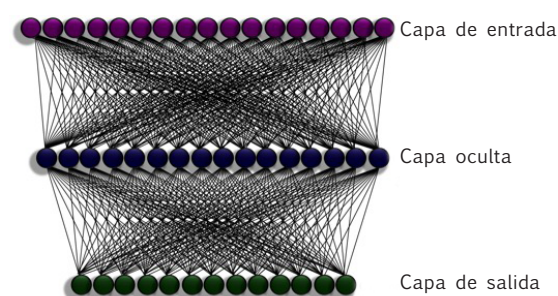
La predicción y reconstrucción facial se realiza a través de metodologías bidimensionales y tridimensionales, por imposición de imágenes, plastilinas, arcillas y tomografía computacional (7,13,14). Muchas de estas técnicas usan programas de computador (*software*) costosos o que siguen métodos uni o multivariados lineales con distribución normal y no tienen en cuenta que los datos relativamente atípicos pueden ser variaciones morfológicas de clase II o clase III esquelética, con un valor importante dentro de la población (15). En el caso de Colombia, el 75,5 % son individuos clase I, el 20,8 % son clase II y el 3,7 % son clase III (16). Adicionalmente, estos métodos limitan la búsqueda de relaciones de variables craneomaxilares con respecto a las mandibulares, y los estudios realizados en radiografías posteroanteriores para predecir estructuras craneofaciales es un campo que necesita explorarse.

Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales (denominadas habitualmente como RNA o en inglés ANN) son modelos matemáticos basados en un principio de aprendizaje cuyo fundamento está en los conceptos de inteligencia artificial y la respuesta biológica del cerebro humano. Así mismo, están implicadas en procesos de

construcción de sistemas que clasifican, modelan y predicen información. Las RNA son modelos no lineales semiparamétricos que integran variables y manejan con facilidad grandes cantidades de datos en relación con los análisis lineales (2,17,18). Tienen unos elementos de procesamiento o neuronas: las unidades del sistema, que pueden ajustarse o entrenarse mediante un proceso de aprendizaje y generalización. La información de cada una de estas neuronas se agrupa y procesa en organizaciones llamadas *nodos*, los cuales se distribuyen en estructuras llamadas *capas* o *matrices* (6,19,20) (figura 1).

FIGURA 1
ESTRUCTURA DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL



Entre las diferentes arquitecturas de las RNA existe la red neuronal unidireccional (RNU, en inglés *feedforward neural networks* o *FFNN*), donde la conexión va de una capa a otra, pero no entre las neuronas de la misma capa. La más comúnmente usada es la perceptrón multicapa, que consiste de una capa de entrada en la cual se introducen los datos a la red para ser analizados; una capa oculta o intermedia (21), donde se agrupan y se asignan los diferentes pesos, a fin de determinar cuáles podrían ser relevantes (19,22); y la capa de salida, en la cual se dan los resultados del análisis (23,24).

Adicionalmente, las RNA emplean algoritmos de aprendizaje, usualmente de tipo supervisado, donde es necesario preestablecer los nodos de salida; estos se controlan para dar un resultado deseado. Para ello se designa un supervisor o maestro, quien ajusta los pesos según las necesidades. El algoritmo más utilizado es el de retropropagación (*backpropagation*), que calcula la diferencia entre la salida obtenida y la salida deseada, con el fin de reducir el rango de error a través de un descenso de gradiente. Si el error es muy grande, el algoritmo devuelve la información al inicio y el maestro ajusta los pesos hasta que el error sea menor de un nivel preestablecido; cuando esto ocurre, se determina que la red ha aprendido la información de entrada (25).

Las RNA utilizan parámetros como la tasa de aprendizaje (*learning rate*), que determina cuánto se cambian los pesos en cada paso, y el impulso (*momentum*), que adiciona una fracción del peso anterior al actual (19,26,27). Existen métodos de evaluación de la red, y uno de estos se denomina *validación por partición* (*split validation*), donde la parte de entrenamiento usa un porcentaje de la muestra y el otro porcentaje se utiliza para probar el sistema. Esto se determina de manera aleatoria para asegurar que la muestra de entrenamiento no hará parte de la muestra de prueba (28).

Esta investigación utilizó RNA para predecir la morfología mandibular a través de variables craneomaxilares, desde una vista posteroanterior, a efectos de robustecer el análisis con una alta dimensionalidad, de una forma rápida y económica.

MATERIALES Y MÉTODOS

Muestra

La muestra consistió de radiografías posteroanteriores de pacientes colombianos entre 18 a 25 años de edad y ambos sexos. El muestreo fue no probabilístico de conveniencia. Se incluyeron pacientes con buena salud general, dentición permanente completa con terceros molares o sin estos y padres y abuelos colombianos con un patrón ancestral similar. Se excluyeron los pacientes con rehabilitación oral, tratamientos ortodónticos y ortognáticos, cirugía ortopédica o estética, hábitos severos parafuncionales y malformaciones congénitas o adquiridas. Todos fueron individuos que participaron en el programa Diagnóstico de Maloclusiones Craneofaciales, del Proyecto de Biometría de la línea de investigación en Crecimiento y Desarrollo Craneofacial de la Maestría en Odontología de la Universidad Nacional de Colombia (15).

Se tuvieron en cuenta las consideraciones éticas para la obtención de radiografías, de acuerdo con la Resolución 008430 de 1993, la Ley 84 de 1989 y la Constitución Nacional de Colombia (29). El manejo de la información resultante de este estudio cumplió las leyes nacionales e internacionales de investigación clínica. Este estudio fue aceptado por el Comité de Ética de la Facultad de Odontología de la Universidad Nacional de Colombia (30).

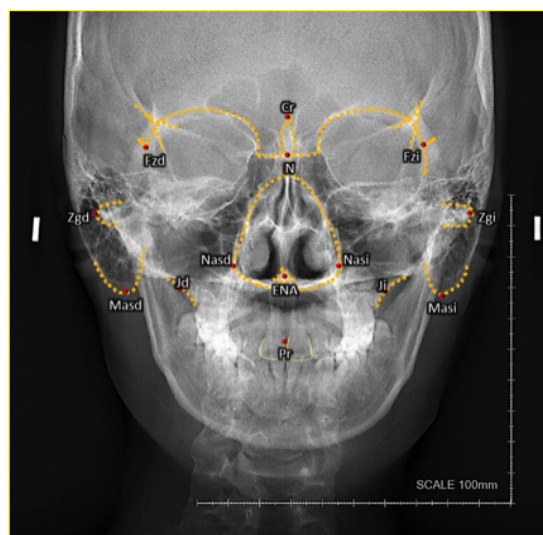
Inicialmente, los pacientes se seleccionaron con una rápida visualización de la clasificación de Angle molar y canina y el perfil clínico. Aquellos quienes cumplieron con los criterios de inclusión y firmaron el consentimiento

informado se remitieron al centro radiológico. Las radiografías tomadas cumplían con una rigurosa estandarización: se usó el mismo equipo de rayos X, una distancia estándar de sujeto a película de 15 cm y de cono a película de 150 cm. Las radiografías se tomaron con posición natural de cabeza y oclusión habitual, con testigo métrico, al 100 %. Conjuntamente, el equipo radiográfico contaba con un programa de digitalización. Se tomaron 2 radiografías por paciente: una de perfil, para hacer la clasificación esquelética, y una posteroanterior, para el proceso de predicción.

Variables

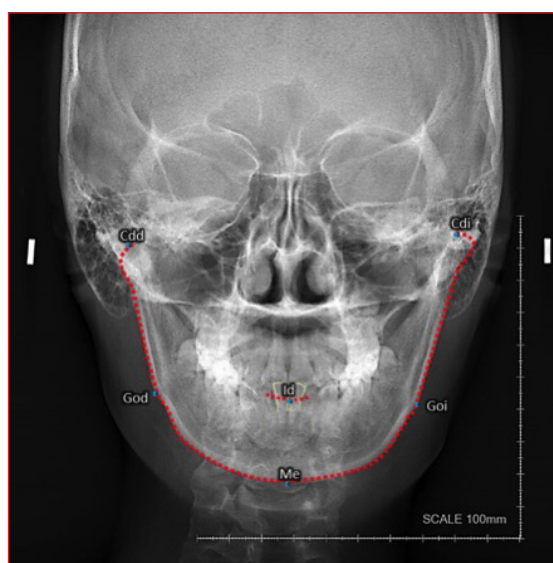
Para la ubicación de los puntos de referencia anatómicos se utilizó el programa Tpsdig2®. Los protocolos usados se encuentran detallados en el estudio *Modelo de identificación de patrones del tercio medio facial en clase I, II y III esquelética: un análisis morfogeométrico*, el cual también contiene los resultados de las pruebas de repetibilidad que validan estos datos (15). Los puntos de referencia craneomaxilares fueron: cristagalli (Cr), nasion (N), espina nasal anterior (ENA), prosthion (Pr), y los puntos de referencia derechos e izquierdos del frontozigomático (Fzd, Fzi), zygon (Zgd, Zgi), mastoideo (Masd, Masi), yugal (Jd, Ji) y ancho nasal (Nasd, Nasi) (figura 2). Por otro lado, los puntos de referencia mandibulares fueron: mentón (Me) e infradental (Id), y los puntos de referencia derechos e izquierdos de condilión (Cdd, Cdi) y gonión (God, Goi) (figura 3).

FIGURA 2
UBICACIÓN DE PUNTOS DE REFERENCIA CRANEOMAXILARES



Cr: cristagalli; N: nasion; ENA: espina nasal anterior; Pr: prosthion; Fzd y Fzi: frontozigomático derecho e izquierdo; Zgd y Zgi: zygon derecho e izquierdo; Masd y Masi: mastoideo derecho e izquierdo; Jd y Ji: yugal derecho e izquierdo; Nasd y Nasi: ancho nasal derecho e izquierdo.

FIGURA 3
UBICACIÓN DE PUNTOS DE REFERENCIA MANDIBULARES



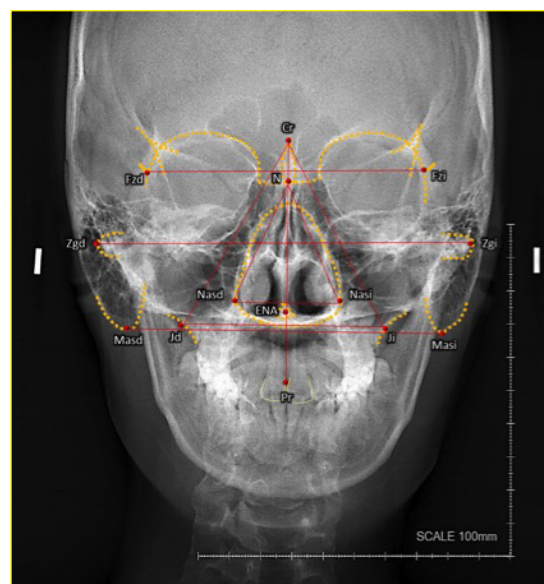
Me: mentón; Id: infradental; Cdd y Cdi: condilión derecho e izquierdo; God y Goi: goniión derecho e izquierdo.

Cada punto de referencia estaba compuesto por una coordenada en el eje X y una en el eje Y. Las coordenadas obtenidas se enviaron a un archivo de Excel® con una extensión .csv para ser computados en el programa Matlab®. Posteriormente, esos valores se agruparon con otros para formar todas las combinaciones de medidas lineales representadas por unidades adimensionales y de medidas angulares, representadas por radianes.

Se midió el ángulo ANB de cada radiografía de perfil con el programa Matlab® y se clasificó cada individuo según los valores establecidos por Steiner (31). Se recolectó la información de 229 pacientes: 103 clase I: 45 mujeres y 58 hombres; 55 clase II: 24 mujeres y 31 hombres, y 71 clase III: 26 mujeres y 45 hombres.

Para determinar las variables de entrada se excluyeron los puntos de referencia mandibulares y se unieron en un solo archivo todas las medidas craneomaxilares. Se obtuvieron 8126 variables por paciente, resultantes de todas las combinaciones posibles de líneas y ángulos que se podrían obtener con los puntos de referencia craneomaxilares. De esas 8126 variables se seleccionaron 17 de importancia antropométrica, las cuales se utilizan en análisis cefalométricos de radiografías posteroanteriores reportadas en la literatura (32-34) (figura 4). Por otro lado, las variables mandibulares que se iban a predecir definen la morfología de este hueso y son comúnmente usadas en los análisis ortodónticos. Teniendo en cuenta la literatura se seleccionaron 13 variables de salida (32,33) (figura 5).

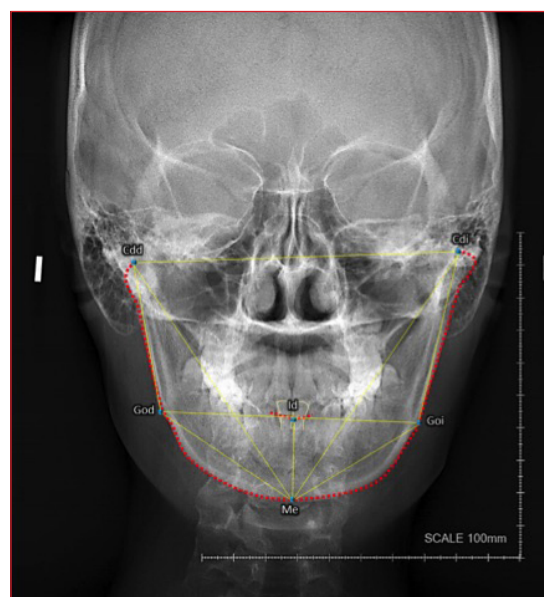
FIGURA 4
VARIABLES CRANEOMAXILARES



Cr: cristagalli; N: nasion; ENA: espina nasal anterior; Pr: prostion; Fzd y Fzi: frontozigomático derecho e izquierdo; Zgd y Zgi: zigión derecho e izquierdo; Masd y Masi: mastoideo derecho e izquierdo; Jd y Ji: yugal derecho e izquierdo; Nasd y Nasi: ancho nasal derecho e izquierdo.

Nota: las variables de entrada están constituidas por las medidas lineales Fzd-Fzi, Zgd-Zgi, Masd-Masi, Jd-Ji, Cr-ENA, Cr-Jd, Cr-Ji, ENA-Pr, N-Nasd, N-Nasi y Nasd-Nasi, y los ángulos Jd-Cr-Ji, Jd-Ji-Cr, Cr-Jd-Ji, Nasd-N-Nasi, Nasi-Nasd-N y N-Nasi-Nasd.

FIGURA 5
VARIABLES MANDIBULARES



Me: mentón; Id: infradental; Cdd y Cdi: condilión derecho e izquierdo; God y Goi: goniión derecho e izquierdo.

Nota: las variables de salida están constituidas por las medidas lineales Cdd-God, Cdd-Me, Cdi-Cdd, Cdi-Goi, Cdi-Me, God-Me, Goi-God, Goi-Me y Me-Id, y los ángulos Cdd-God-Me, Cdi-Goi-Me, Cdi-Me-Cdd y Goi-Me-God.

El análisis con RNA se realizó por medio del programa Rapidminer®. Debido al reducido número de individuos en el grupo de clase II (55 individuos), se balancearon las clases usando una técnica de aprendizaje automatizado, denominada máquinas de vectores de soporte con un núcleo (*kernel*) lineal, con el fin de evitar ruido en los datos, causado por un número mayor de individuos en las otras clases; por lo tanto, se eligieron 57 individuos para la clase I (23 mujeres y 34 hombres) y 57 individuos para la clase III (22 mujeres y 35 hombres), para un total de 169 individuos escogidos aleatoriamente por el sistema.

Para dicha predicción se usó una RNA con 500 ciclos, tasa de aprendizaje de 0,3, un impulso de 0,2 y una arquitectura perceptrón multicapa con algoritmo de retropropagación. Mediante el método de validación por partición (*split validation*), la muestra total se dividió aleatoriamente en un 70 % para entrenamiento y en un 30 % para prueba. Los valores reales se correlacionaron con los de predicción, mediante una regresión de arista (*ridge regression*), a fin de evaluar la efectividad del análisis. Los coeficientes generales más cercanos al uno mostraron una mayor capacidad de predicción para todos los pacientes, teniendo en cuenta su sexo y su clasificación esquelética (figura 6).

FIGURA 6
EJEMPLO DEL ANÁLISIS DE RESULTADOS
EN EL PROGRAMA RAPIDMINER

Código	Cdi-Me	prediction(Cdi-Me)	
PFI017	636.421	636.200	Femenino Clase I
PFI045	771.418	769.250	
PMI001	735.441	735.564	Masculino Clase I
PMI002	728.600	728.118	
PFI001	740.909	740.340	Femenino Clase II
PFI002	666.550	665.497	
PMI009	827.551	827.945	Masculino Clase II
PMI013	746.947	746.359	
PFI017	669.802	669.866	Femenino Clase III
PFI024	725.898	725.800	
PMI024	752.455	751.887	Masculino Clase III
PMI025	715.291	715.579	

Nota: la primera columna muestra la codificación de algunos de los 169 pacientes para proteger su identidad; la segunda columna, los valores reales adimensionales de una medida (en este caso de condilión izquierdo a mentón), y la tercera columna, los valores de predicción obtenidos.

RESULTADOS

El sistema predijo la morfología mandibular para pacientes de sexo femenino y masculino, con lo cual se diferenció entre las tres clases esqueléticas. Se encontraron coeficientes de 0,42 para la altura del

cuerpo mandibular (Me-Id), de 0,46 para el ángulo goniaco derecho (Cdd-God-Me), de 0,53 para la longitud del cuerpo mandibular izquierdo (Goi-Me), de 0,54 para la longitud del cuerpo mandibular derecho (God-Me), de 0,57 para el ángulo goniaco izquierdo (Cdi-Goi-Me), de 0,62 tanto para el ángulo bigoniaco (Goi-Me-God) como para el ángulo bicondilar (Cdi-Me-Cdd) y de 0,64 para la altura de la rama mandibular izquierda (Cdi-Goi).

Los valores mandibulares que mostraron una relación cercana con las 17 variables morfológicas craneomaxilares fueron los anchos mandibulares y las distancias condilares con respecto al mentón. Ello demostró una alta capacidad predictiva con coeficientes de 0,72 para la altura de la rama mandibular derecha (Cdd-God), de 0,76 para el ancho bigoniaco (Goi-God), de 0,77 para el ancho bicondilar (Cdi-Cdd), de 0,82 para la distancia entre el condilión derecho y el mentón (Cdd-Me) y de 0,86 (Cdi-Me) para la distancia entre el condilión izquierdo y el mentón.

DISCUSIÓN

La predicción de estructuras mandibulares con fines forenses desde una vista posteroanterior, a través de solo variables craneomaxilares, es un tema de escasa exploración, a pesar de su justificación (2). Los estudios de cefalogramas posteroanteriores son útiles en el campo de la ortodoncia y la cirugía maxilofacial para el diagnóstico de asimetrías faciales; sin embargo, en estos estudios es común emplear una metodología que involucra una combinación de medidas mandibulares y craneomaxilares (35) y resulta no ser aplicable en el caso de la ausencia de la mandíbula o también para determinar patrones esqueléticos faciales a partir de variables craneomaxilares.

En el presente artículo se incorporaron las RNA, un sistema estadístico robusto que permite una exploración más profunda en variables complejas que no siguen una distribución normal, con una preparación estandarizada de los datos y un análisis rápido, práctico y económico. En ciencias biomédicas, el uso de las redes neuronales abarca observaciones en imágenes diagnósticas para clasificar enfermedades de alto riesgo y su pronóstico (36), crear modelos para confirmar y generalizar diagnósticos, así como para tomar decisiones de tratamiento más precisas (37) y para caracterizar la variabilidad morfológica de estructuras anatómicas, con fines antropológicos y forenses (20).

En este estudio, los resultados encontrados fueron significativos, en especial para cinco variables de importancia morfológica dentro del campo forense: la rama mandibular derecha (Cdd-God), el ancho bigoniaco (Goi-God), el ancho bicondilar (Cdi-Cdd) y las distancias entre los cóndilos y el mentón (Cdd-Me y Cdi-Me), medidas usadas en especial para determinar el dimorfismo sexual (38). No obstante, este es un estudio sin precedentes que permitió predecir la morfología mandibular en pacientes clase I, clase II y clase III esquelética en ambos sexos.

Uno de los rasgos más llamativos de los resultados fue el que hubiera una diferencia importante entre la altura de la rama mandibular izquierda, con un coeficiente de 0,64, y la altura de la rama mandibular derecha, con un coeficiente de 0,72. Esta diferencia podría darse por factores que incluyen la asimetría existente en la altura condilar, que es una característica en pacientes con problemas internos de la articulación temporomandibular (39). En muchos casos es también común encontrar valores asimétricos importantes en los ángulos goniacos y la distancia del mentón al ángulo goniaco, que no se evidenciaron dentro de los hallazgos de este estudio (40).

Por otra parte, se observó que las medidas craneomaxilares encontradas dentro de la literatura tienen una gran capacidad de predicción de la morfología mandibular en muchas medidas lineales; pero no en medidas angulares. Esto lleva a considerar la creación de variables sintéticas o nuevas variables que no estén dentro de la literatura con los puntos de referencia ya establecidos (figura 2), con el fin de descubrir nuevas relaciones craneomaxilares y mandibulares para mejorar los coeficientes dados, en especial para los ángulos mandibulares.

CONCLUSIONES

El modelo construido con RNA permitió predecir cinco medidas morfológicas mandibulares, a partir de 17 variables craneomaxilares en radiografías posteroanteriores, en pacientes clases I, II y III esqueléticas. Tal aproximación es clave para la reconstrucción facial forense en ausencia del hueso mandibular a partir de medidas craneomaxilares específicas y podría ser base para utilizarse en sistemas tridimensionales.

RECOMENDACIONES

Teniendo en cuenta los resultados, se recomienda explorar otras medidas que no están en la literatura, por medio de máquinas de vectores de soporte, para que asignen pesos entre todas las 8126 variables, a fin de establecer cuáles podrían ser relevantes en la predicción. Adicionalmente, se recomienda llevar a cabo análisis de asimetría facial que permitan saber si hay influencia de esta en la predicción de las variables mandibulares derecha e izquierda.

AGRADECIMIENTOS

A la Maestría en Odontología, a la Facultad de Odontología y a los miembros del área de Salud de Bienestar Universitario, de la Universidad Nacional de Colombia, por la ayuda prestada en la recolección de la muestra.

A la Dirección de Investigación, sede Bogotá, de la Universidad Nacional de Colombia, por la financiación del estudio por medio de la convocatoria *Apoyo de la DIB a tesis de investigación en posgrados* (Quipu 202010017642).

A la doctora Nancy Castro, por su ayuda en la recolección de la muestra y localización de las coordenadas de los puntos de referencia craneofaciales.

A la doctora Mireya Suárez y el Centro de Radiología Digital Galerías, por la toma radiológica bajo condiciones de estandarización.

REFERENCIAS

1. Infante Contreras C, López LA. Uso de técnicas multivariadas para la clasificación de estructuras óseas craneanas: una aplicación en medicina forense. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia; 2003.
2. Guevara S, Infante-Contreras C, González FA. Uso de redes neuronales en la predicción de la morfología mandibular: aplicación forense. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia; 2006.
3. Sanggarnjanavanich S, Sekiya T, Nomura Y, Nakayama T, Hanada N, Nakamura Y. Cranial-base morphology in adults with skeletal Class III malocclusion. *Am J Orthod Dentofacial Orthoped*. 2014 Jul; 146(1): 82-91.
4. Lu CH, Ko EW, Liu L. Improving the video imaging prediction of postsurgical facial profiles with an artificial neural network. *J Dent Sci*. 2009 Sep; 4(3): 118-29.

5. Pathak KA, Agarwal R, Deshpande MS. Marginal mandibulectomy for lateral sulcus tumours. *Eur J Surg Oncol*. 2004 Sep; 30(7): 804-6.
6. Corsini MM, Schmitt A, Bruzek J. Aging process variability on the human skeleton: artificial network as an appropriate tool for age at death assessment. *Forensic Sci Int*. 2005 Mar; 148(2-3): 163-7.
7. Huete MI, Ibáñez O, Wilkinson C, Kahana T. Past, present, and future of craniofacial superimposition: Literature and international surveys. *Leg Med*. 2015 Jul; 17(4): 267-78.
8. Coughlan KM. Simulating craniofacial growth. Ottawa, Canada: Université d'Ottawa; 1992.
9. Equipo Colombiano Interdisciplinario de Trabajo Forense y Asistencia Psicosocial. Apreciaciones a las exhumaciones e investigaciones forenses realizadas por la Unidad Nacional de Justicia y Paz de la Fiscalía General de la Nación. Bogotá, Colombia: Fiscalía General de la Nación; 2006.
10. Morales V, Martínez WA, Molano CP, Novoa NA, González CM, Pineda MT, et al. Informe de rendición de cuentas a los ciudadanos año 2011. Fiscalía General de la Nación. Bogotá, Colombia: Imprenta Nacional; 2012.
11. Bilge Y, Kedici PS, Alakoç YD, Ülküer KÜ, Ilkyaz YY. The identification of a dismembered human body: a multidisciplinary approach. *Forensic Sci Int*. 2003 Nov; 137(2-3): 141-6.
12. Benazzi S, Fantini M, De Crescenzo F, Mallegni G, Mallegni F, Persiani F, Gruppioni F. The face of the poet Dante Alighieri reconstructed by virtual modelling and forensic anthropology techniques. *J Archaeol Sci*. 2009 Feb; 36(2): 278-83.
13. Aulsebrook WA, Iscan MY, Slabbert JH, Becker P. Superimposition and reconstruction in forensic facial identification: a survey. *Forensic Sci Int*. 1995 Oct; 75(2-3): 101-20.
14. De Greef S, Claes P, Vandermeulen D, Mollemans W, Suetens P, Willems G. Large-scale in-vivo Caucasian facial soft tissue thickness database for craniofacial reconstruction. *Forensic Sci Int*. 2006 May; 159(Suppl 1): S126-46.
15. Castro N, Infante-Contreras C, Muñoz J. Modelo de identificación de patrones del tercio medio facial en clase I, II y III esquelética: un análisis morfogeométrico. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia; 2012.
16. Thilander B, Pena L, Infante C, Parada SS, de Mayorca C. Prevalence of malocclusion and orthodontic treatment need in children and adolescents in Bogota, Colombia: An epidemiological study related to different stages of dental development. *Eur J Orthod*. 2001 Apr; 23(2): 153-67.
17. Claes P, Vandermeulen D, De Greef S, Willems G, Clement JG, Suetens P. Computerized craniofacial reconstruction: Conceptual framework and review. *Forensic Sci Int*. 2010 Sep; 201(1-3): 138-45.
18. Lin C-C, Ou Y-K, Chen S-H, Liu Y-C, Lin J. Comparison of artificial neural network and logistic regression models for predicting mortality in elderly patients with hip fracture. *Injury*. 2010 Aug; 41(8): 869-73.
19. Jiang J, Trundle P, Ren J. Medical image analysis with artificial neural networks. *Comput Med Imag Graph*. 2010 Dec; 34(8): 617-31.
20. Prescher A, Meyers A, Keyserlingk DGv. Neural net applied to anthropological material: A methodical study on the human nasal skeleton. *Ann Anat*. 2005 Jul; 187(3): 261-9.
21. Egmont-Petersen M, de Ridder D, Handels H. Image processing with neural networks-a review. *Pattern Recogn*. 2002 Oct; 35(10): 2279-301.
22. Wen UP, Lan KM, Shih HS. A review of Hopfield neural networks for solving mathematical programming problems. *Eur J Oper Res*. 2009 Nov; 198(3): 675-87.
23. Giraldo MD, Hoyos JG. Control por redes neuronales de base radial y planos deslizantes. *Scientia et Technica*. 2004 Dic; 10(26): 43-6.
24. Ferreyra A. Redes Neuronales difusas para modelado vía agrupamiento en línea: aplicación a un condensador de aspiración. México, DF: Instituto Politécnico Nacional; 2005.
25. Glüge S, Böck R, Palm G, Wendemuth A. Learning long-term dependencies in segmented-memory recurrent neural networks with backpropagation of error. *Neurocomputing*. 2014 Oct; 141(0): 54-64.
26. Wei JT, Zhang Z, Barnhill SD, Madyastha KR, Zhang H, Oesterling JE. Understanding artificial neural networks and exploring their potential applications for the practicing urologist. *Urol*. 1998 Aug; 52(2): 161-72.
27. Resino S, Seoane JA, Bellon JM, Dorado J, Martin-Sanchez F, Alvarez E, Cosín J, López JC, López G, Miralles P, Berenguer J. An artificial neural network improves the non-invasive diagnosis of significant fibrosis in HIV/HCV coinfecting patients. *J Infect*. 2011 Jan; 62(1): 77-86.
28. Bloedorn E, Mani I. Using NLP for machine learning of user profiles. *Intell Data Anal*. 1998 Jan; 2(1-4): 3-18.
29. República de Colombia, Ministerio de Salud. Normas científicas, técnicas y administrativas para la investigación en salud. Resolución 008430 de 1993. Ley 84 de 1989. Constitución Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia: Ministerio de Salud; 1993.
30. Niño-Sandoval TC, Guevara S, González F, Jaque A, Infante C. Uso de técnicas de aprendizaje automatizado para predicción de morfología mandibular en

clase I, II y III esquelética. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia; 2012.

31. Steiner C. The use of cephalometrics as an aid to planning and assessing orthodontic treatment. *Am J Orthod Dentofacial Orthoped*. 1960 Oct; 46(10): 721-35.
32. Grummons DC, Kappeyne van de Coppello MA. A frontal asymmetry analysis. *J Clin Orthod*. 1987 Jul; 21(7): 448-65.
33. Rubio G, Zapata A. Fundamentos de la odontología: ortodoncia. Bogotá, Colombia: Pontificia Universidad Javeriana; 2002.
34. Yoon YJ, Perkiomaki MR, Tallents RH, Barillas I, Herrera-Guido R, Fong CT, Kyrkanides S. Transverse craniofacial features and their genetic predisposition in families with nonsyndromic unilateral cleft lip and palate. *Cleft Palate Craniofac J*. 2004 May; 41(3): 256-61.
35. Trpkova B, Prasad NG, Lam EWN, Raboud D, Glover KE, Major PW. Assessment of facial asymmetries from posteroanterior cephalograms: validity of reference lines. *Am J Orthod Dentofacial Orthoped*. 2003 May; 123(5): 512-20.
36. Lisboa PJ, Taktak AF. The use of artificial neural networks in decision support in cancer: A systematic review. *Neural Network*. 2006 May; 19(4): 408-15.
37. Mario MC, Abe JM, Ortega NR, Del Santo M, Jr. Paraconsistent artificial neural network as auxiliary in cephalometric diagnosis. *Artif Organs*. 2010 Jul; 34(7): E215-21.
38. Kano T, Oritani S, Michiue T, Ishikawa T, Hishmat AM, Sogawa N, et al. Postmortem CT morphometry with a proposal of novel parameters for sex discrimination of the mandible using Japanese adult data. *Leg Med*. 2015 May; 17(3): 167-71.
39. Ahn SJ, Lee SP, Nahm DS. Relationship between temporomandibular joint internal derangement and facial asymmetry in women. *Am J Orthod Dentofac Orthop*. 2005 Nov; 128(5): 583-91.
40. Pușoru M, Forna N, Fătu AM, Fătu R, Fătu C. Analysis of mandibular variability in humans of different geographic areas. *Ann Anat*. 2006 Nov; 188(6): 547-54.

CORRESPONDENCIA

Tania Camila Niño Sandoval
kotc2578@gmail.com

Sonia Victoria Guevara Pérez
svguevarap@unal.edu.co

Fabio Augusto González
fagonzalezo@unal.edu.co

Robinson Andrés Jaque
rajaquep@unal.edu.co

Clementina Infante Contreras
ccontrerasi@una.edu.co