



Acta de Otorrinolaringología & Cirugía de Cabeza y Cuello

www.revista.acorl.org.co



Trabajos originales

Desarrollo de una app móvil para la evaluación preoperatoria de la tomografía de senos paranasales: un paso hacia la inteligencia artificial

Development of a Movil App for the Preoperative Evaluation of Sinus CT Scan: One Step Towards Artificial Intelligence

Javier Ospina*, Cristhian Forigua Díaz**, Andrés Hernández Celis**, Nicolás Ayobi Mendoza**, Tomás Correa García***, Augusto Peñaranda****, Arif Janjua*****

* Otorrinolaringólogo/rinólogo, Sección de rinología y base de cráneo, Departamento de Otorrinolaringología, Fundación Santa Fe de Bogotá, Instituto Nacional de Cancerología. Bogotá, Colombia.

** Ingeniero Biomédico, Center for Research and Formation in Artificial Intelligence (CINFONIA), Universidad de los Andes. Bogotá, Colombia.

*** Ingeniero Biomédico, Universidad de los Andes. Bogotá, Colombia.

**** Otorrinolaringólogo, otólogo y epidemiólogo, Departamento de Otorrinolaringología, Fundación Santa Fe de Bogotá. Bogotá, Colombia.

***** Profesor clínico asociado, Rinología, Cirugía endoscópica de los senos paranasales y la base del cráneo. División de Otorrinolaringología - Cirugía de Cabeza y Cuello, Universidad de Columbia Británica. Vancouver, Canadá.

Forma de citar: Ospina J, Forigua Díaz C, Hernández Celis A, Ayobi Mendoza N, Correa García T, Peñaranda A, Janjua A. Desarrollo de una app móvil para la evaluación preoperatoria de la tomografía de senos paranasales: un paso hacia la inteligencia artificial. Acta otorrinolaringol. cir. cabeza cuello. 2022;50(2): 124-132. DOI.10.37076/acorl.v50i2.687

INFORMACIÓN DEL ARTÍCULO

Historia del artículo:

Recibido: 18 de julio de 2022

Evaluado: 20 de julio 2022

Aceptado: 21 de julio 2022

Palabras clave (DeCS):

Senos paranasales, Tomografía, Inteligencia Artificial, Programas Informáticos,

RESUMEN

Introducción: la revolución tecnológica que hemos vivido en los últimos años ha generado un extendido uso de la inteligencia artificial (IA) como tecnología de base para el desarrollo de diversos sistemas y soluciones en medicina. En el campo de la otorrinolaringología, estamos viendo hasta ahora los primeros esfuerzos para aprovechar este surgimiento. **Objetivo:** el presente proyecto busca describir el proceso de desarrollo de una app móvil creada gracias al trabajo colaborativo entre otorrinolaringólogos e ingenieros biomédicos, que tiene la intención de optimizar la evaluación preoperatoria de la tomografía de senos paranasales (TC de SPN). **Métodos:** el desarrollo de la app siguió el método de priorización para especificaciones de MoSCoW. Utilizamos la información recolectada de encuestas realizadas a 29

Correspondencia:

Ospina Diaz Javier Andres

E-mail: jospinadiaz@gmail.com

Dirección: Calle 119 No. 7-14 Cons. 825

Teléfono: 2360652

expertos en rinología de diferentes partes del mundo, quienes evaluaron variantes anatómicas en la tomografía y se utilizaron dos modelos de regresión para la predicción de dificultad y riesgo a partir de herramientas de aprendizaje estadístico. *Conclusión:* hemos desarrollado una herramienta y un modelo estadístico que es fácil de utilizar y que idealmente ayudará al cirujano en el proceso de evaluación preoperatoria de TC de SPN. Este es un ejercicio que permite demostrar la eficacia de un desarrollo colaborativo para lograr soluciones en nuestra especialidad y un acercamiento hacia la IA.

ABSTRACT

Key words (MeSH):

Paranasal Sinuses, Tomography, Artificial Intelligence, Software

Introduction: The recent technology revolution that we have experienced has generated extensive interest in the use of artificial intelligence (AI) in the development of various systems and solutions in medicine. In the field of Otorhinolaryngology, we are seeing the first efforts to take advantage of this flourishing area. *Objective:* We sought to describe the development process of a mobile app created through a collaborative effort between ENT surgeons and biomedical engineers. This app has the intention to optimize the preoperative evaluation of paranasal sinus tomography (CT) to improve safety and outcomes in Endoscopic Sinus Surgery (ESS). *Methods:* The development of the app followed the prioritization method for MoSCoW specifications. We used the information collected from surveys of 29 Rhinology experts from different parts of the world, who evaluated anatomical variants on sinus CT scans. Two regression models were used to predict difficulty and risk using statistical learning. *Conclusion:* Via statistical modelling, we have developed a user-friendly tool that will ideally help surgeons assess the risk and difficulty of ESS based on the pre-operative CT scan of the sinuses. This is an exercise that demonstrates the efficacy of the collaborative efforts between surgeons and engineers to leverage AI tools and promote better solutions for our patients.

Introducción

Los recientes avances tecnológicos han impactado profundamente la forma de en que vivimos y cómo solucionamos los problemas cotidianos, desde lo más simple, hasta lo más complejo. La cuarta revolución industrial es ahora una realidad, pues está transformado nuestros comportamientos, la forma de comunicarnos, las interacciones entre las personas e incluso los modelos económicos (1). Como parte de esta revolución, la inteligencia artificial (IA) aparece como una tecnología de base para el desarrollo de diferentes sistemas y soluciones en un sin número de disciplinas. La medicina, por supuesto, no es la excepción y en el campo de la otorrinolaringología estamos hasta ahora comenzando a ver estos avances en la creación de algoritmos, sistematización, automatización de procesos y soluciones (2).

El desarrollo de historias clínicas digitales, el uso creciente de métodos diagnósticos, registros automatizados en el sistema, la telemedicina y el uso de aplicaciones móviles en salud, son solo algunos de los ejemplos del rápido progreso que estamos viviendo en este campo. Es por esto por lo que se hace indispensable familiarizarnos con este nuevo lenguaje que sin duda afectará y transformará de una manera poderosa y disruptiva, la forma en la que desempeñamos nuestra práctica médica.

El aprendizaje de máquinas o aprendizaje automatizado (*machine learning*) es una rama de la IA que busca desarro-

llar técnicas matemáticas que permitan a los computadores aprender autónomamente sobre un conjunto de datos (3); de esta manera, se busca crear herramientas computacionales que puedan comprender e interpretar un tipo de dato por su cuenta. Varios algoritmos de *machine learning* como las máquinas de soporte vectorial, los bosques aleatorios y los perceptrones multicapa (redes neuronales) han demostrado un excelente desempeño en tareas de regresión donde se busca estimar un número específico u obtener una distribución de probabilidad. Por otro lado, el aumento exponencial en las capacidades computacionales ha permitido el uso de algoritmos mucho más complejos, llevando así a un subtipo del aprendizaje automático conocido como aprendizaje profundo (*deep learning*) (3). Algunas arquitecturas de aprendizaje profundo, como las redes neuronales profundas, las redes neuronales profundas convolucionales y los mecanismos de auto-atención, se han aplicado de forma exitosa en campos como la visión por computador y el procesamiento automático del lenguaje natural. En años recientes, estas tecnologías se han venido implementando en diferentes áreas de la medicina, y el campo de la otorrinolaringología es una especialidad en la que se ha demostrado un creciente incremento de aplicaciones novedosas (2, 4, 5).

En rinología el uso de las imágenes diagnósticas se ha convertido en una herramienta fundamental para el diagnóstico y la planeación preoperatoria de las patologías que comprometen la nariz y los senos paranasales (SPN). La correcta

identificación de las variantes anatómicas y las situaciones de riesgo quirúrgico que presuponen los diferentes hallazgos anatómicos en la tomografía, son de vital importancia para prevenir complicaciones y asegurar cirugías más completas. Es por este motivo que se han desarrollado listas de chequeo para la revisión de imágenes preoperatorias en cirugía endoscópica de SPN que buscan mejorar la seguridad de estos procedimientos y que pueden utilizarse también como una herramienta educativa para los especialistas en formación (6).

Como resultado de esta la necesidad de evaluar de forma adecuada, sistemática, estandarizada e integral de las imágenes, hemos diseñado una lista de chequeo para la revisión pre-operatoria de la TC de SPN. Con este desarrollo, y con los recursos que ofrece la ingeniería computacional, creamos una aplicación móvil que busca ser fácilmente utilizada como herramienta para obtener una evaluación muy completa de la TC preoperatoria, que busque predecir la posibilidad de riesgo quirúrgico y la dificultad en las cirugías funcionales de SPN.

El objetivo de este proyecto es describir el trabajo creativo y colaborativo entre otorrinolaringólogos e ingenieros biomédicos para buscar una solución mediante herramientas de tecnologías tecnológicas de vanguardia, y así brindar un acercamiento inicial a la IA en nuestra especialidad.

Materiales y métodos

El primer paso de este proyecto consistió en diseñar una lista de chequeo para la evaluación de imágenes de TC de SPN pre-operatoria. Hace aproximadamente cinco años diseñamos esta herramienta la diseñamos inicialmente hace aproximadamente 5 años (Dr. Liu, Dr. Janjua y Dr. Ospina)

na) y la hemos venido utilizado antes de nuestras cirugías funcionales de SPN. Se ha ido mejorando conforme se han implementado nuevas clasificaciones de las distintas variables anatómicas (como por ejemplo las variables anatómicas en el receso del seno frontal) y la hemos usado no sólo como una lista que busca mejorar la seguridad de la cirugía, sino también como una herramienta de enseñanza para los especialistas en entrenamiento (Tabla 1).

El siguiente paso fue identificar las variables anatómicas en TC que están incluidas en la lista de chequeo y que podrían llegar a suponer un grado de mayor riesgo de complicaciones o mayor dificultad quirúrgica. Se desarrollaron entonces encuestas para asignarle a estas variables un valor de 0 a 10 de acuerdo al con el grado de riesgo de complicación y dificultad quirúrgica. Las encuestas fueron distribuidas a especialistas en otorrinolaringología de diferentes partes del mundo, quienes tienen una mayor práctica en rinología y base de cráneo o que tienen una segunda especialidad en esta área. El listado de las variables que fueron incluidas en las encuestas se encuentra en la Tabla 2.

Con la información obtenida de las encuestas que se distribuyeron entre los expertos y la lista de chequeo previamente desarrollada, continuamos con el diseño e implementación de la aplicación (app) móvil siguiendo el método de especificaciones de MoSCoW (*must have, should have, could have and will not have*). De esta forma, se definieron las siguientes categorías:

- Tiene que tener (**Must have**): interface amigable para llenar la lista de chequeo; tener un set completo de variables para analizar las TC de SPN; tener descripciones de cada variable en la lista que permita ser usada por cirujanos novatos y alta accesibilidad del *software*.

	Coronal	Sagittal	Axial
Access	Septum STR or deviated, details: _____		Evidence of previous NSR? Y N
Difficult? <input type="checkbox"/>	M Turbinate: Concha R: True IL L: True IL Partially Resected? R L Lateralized? R L Paradoxical? R L		IT Hypertrophy? R: Y N L: Y N
OMC /Maxillary	Max Pneumatization: Normal Hypoplastic Haller? R: Sm Lrg L: Sm Lrg	At risk V2 position? R L No	Ant acc os? R L None Post acc os? R L None
Danger? <input type="checkbox"/>	Uncinate Type R: A B C L: A B C Uncinate plastered? R: Y N L: Y N		Post medial bulge? R L None Internal max septation? R L None
Ethmoids	Max:post ethmoid height < 2:1 2-3:1 > 3:1 Keros: I II III IV Danger? Assym or Sloped	SB slope? Flat Mod Good/easy Any down slope?? NO YES [DANGER!]	PE Cells: R: Tightly packed Sparse L: Tightly packed Sparse
Danger? <input type="checkbox"/>	Ant eth art L: in SB / Hanging R: in SB / Hanging Hyperostotic Bony septations? Y N		Lamina R: Intact Dehis: L: Intact Dehis:
Sphenoid	Spheno-ethmoidal cell? R L None Optic nerve dehisc? R: Y N L: Y N Hyperostotic Bone? Y N	Spheno-ethmoidal cell? R L	Parsons ? R: A B C D L: A B C D Intersinus septum? Cent R L Severe? Carotid dehisc? R: Y N L: Y N
Frontal	Intersinus septum? Midline R L Severe? Frontal IS Septal Cell? N Right Left Supraorbital Ethmoid Cell? Right Left If SO cells exists: R: SOEC > = < Frontal L: SOEC > = < Frontal Hyperostotic Bone? Y N	A/P dimension of FSDP R Narrow Medium Wide L: Narrow Medium Wide Narrowing of FSOT: SupraAgger cells? No Right Left SupraAgger frontal (K3)? No Right Left Supra-Bulla cells? No Right Left Supra-Bulla frontal? No Right Left Ant Post table dehisc? None	Scroll to confirm path of suspected Frontal sinus outflow tract Comments:

Tabla 1. Lista de chequeo para revisión de tomografía de senos paranasales pre-operatoria desarrollada por Dr. Liu, Dr. Ospina y Dr. Janjua. La lista evalúa las imágenes en tres planos diferentes : Coronal, axial y sagital, así como el acceso quirúrgico y cada uno de los senos paranasales de forma individual.

Tabla 2. Variables que fueron utilizadas en las encuestas y calificadas por los especialistas con un valor de 0 a 10 de acuerdo al grado de dificultad y 0 a 10 de acuerdo al riesgo quirúrgico de cada una.

Cirugías previas
Evidencia de cirugía septal previa
Evidencia de cirugía de senos paranasales previa
Cambios inflamatorios en tomografía
Lund-Mackay 0 a 10
Lund-Mackay 11 a 20
Lund-Mackay > 20
Acceso quirúrgico
Concha Cornete Medio (concha bullosa)
Cornete medio parcialmente resecao
Cornete medio lateralizado
Cornete medio paradójico
Inserción de Unciforme tipo A
Inserción de Unciforme tipo B
Inserción de Unciforme tipo C
Unciforme atelectásica o deprimida
Seno Etmoidal
Keros I
Keros II
Keros III
Keros asimétrico
Keros (inclinado)
Arteria etmoidal anterior en base de cráneo
Arteria etmoidal anterior colgante
Celdillas retromaxilares
Septaciones hiperostóticas
Celdillas etmoidales posteriores muy unidas (compactas)
Celdillas etmoidales posteriores dispersas
Lamina papirácea intacta
Lamina papirácea dehiscente
Relación de la alturaa del Seno Maxilar : Etmoides posterior <2:1
Relación de la alturaa del Seno Maxilar : Etmoides posterior 2-3:1
Relación de la alturaa del Seno Maxilar : Etmoides posterior >3:1
Seno Maxilar
Hipopláxico
Celdilla infraorbitaria (Haller)
Abombamiento posterior y medial
Silente
Seno esfenoidal
Severa desviación del septo intersinus esfenoidal
Dehiscencia de la Carótida interna
Dehiscencia del nervio óptico

Hueso hiperostótico
Celdilla esenoetmoidal (Onodi)
Seno Frontal
Dimensión AP del receso frontal < 5 mm
Dimensión AP del receso frontal 6 a 10 mm
Dimensión AP del receso frontal > 10 mm
Celdillas supra agger
Celdillas Supra agger frontal
Celdillas supra bulla
Celdillas supra bulla frontal
Dehiscencia de la tabla posterior del frontal
Celdilla intersinus frontal
Cedilla supra-orbitaria etmoidal
hueso hiperostótico
neumatización normal
neumatización hipoplásico

- Debería tener (*should have*): funcionalidades de aprendizaje de máquinas o machine learning para predecir el riesgo y la dificultad en una cirugía de SPN; mapas de calor para identificar las zonas de riesgo o de mayor dificultad (figura 1) y evaluación postoperatoria con factores de riesgo y recomendaciones predecibles para la cirugía.
- Podría tener (*could have*): estadística de cirugía para cada usuario; una sección de patrocinadores de posibles compañías interesadas en el proyecto y evaluación automatizada de la evaluación preoperatoria con el uso de algoritmos visuales de computador.
- No tendrá (*will not have*): brechas en la seguridad de la información de los pacientes (se desarrollaron funcionalidades de seguridad para mantener la información de los pacientes protegidos); información sensible de los pacientes; integración con información del hospital e integración con otras listas de chequeo.

Desarrollo del modelo de predicción:

Con el fin de estimar el riesgo de complicaciones y dificultad quirúrgica, usamos un modelo estadístico de regresión. Como un primer acercamiento, se utilizó una combinación lineal de pesos pre-computados a manera de función de regresión multivariable. Para ello, se definió previamente un peso específico para cada una de las variables en la lista de chequeo según su influencia en el riesgo de complicación y la dificultad quirúrgica. Posteriormente, estos pesos son utilizados para realizar una suma ponderada de los valores que se seleccionan para cada variable en la lista de chequeo, obteniendo así una estimación para el riesgo y otra para la dificultad. Los pesos se definieron fueron definidos utilizando las encuestas realizadas y se computaron mediante el promedio general de los valores otorgados en cada respuesta a la encuesta. De esta manera, se creó una función de regresión que permite realizar una primera predicción del riesgo y la

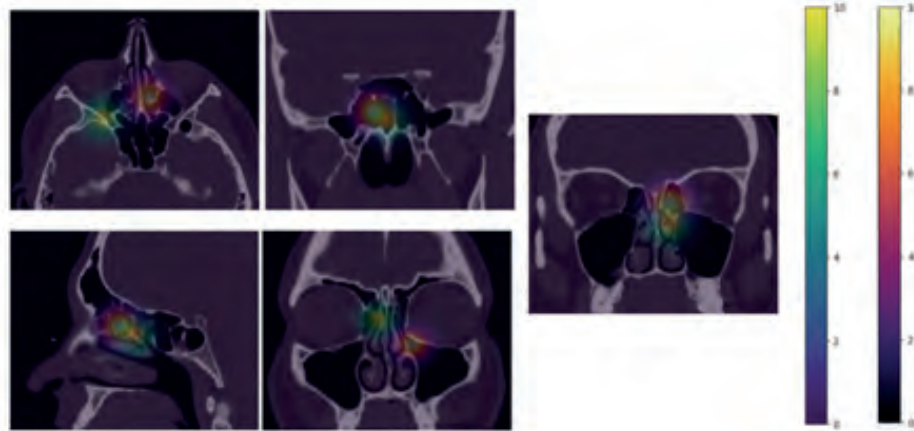


Figura 1. Mapa de calor que ilustra gráficamente cortes tomográficos en cortes coronal, axial y sagital las zonas de mayor riesgo quirúrgico (en tonalidades rojo) y dificultad quirúrgica (en tonalidades verdes). Fuente: propiedad de los autores.

dificultad quirúrgica y sienta las bases para un algoritmo más complejo.

Del mismo modo, el uso de la aplicación permitirá la recolección de datos reales que permitan el aprendizaje automático. Para ello, se utilizará un perceptrón multi-capa (Multy-Layer Perceptron, en inglés o MLP), que es un modelo de regresión basado en las redes neuronales artificiales. Gracias a su capacidad robusta, su amplia gama de posibilidades de diseño y su gran poder predictivo estos modelos son ampliamente utilizados en la actualidad. En este caso, se busca estimar números entre 0 y 1 que corresponden a la predicción del riesgo y la dificultad. Los MLP son modelos de aprendizaje supervisado que aprenden una función no lineal f que mapea un vector de entrada x con el valor de todas las n variables descriptivas, hacia una salida h con el tamaño de la predicción deseada. En este caso, nuestro tipo de dato en cuestión son las listas de chequeo y las variables descriptivas son las respuestas a cada uno de los posibles puntos de la lista. Así mismo, la salida h es un vector de dos números correspondientes a la estimación de riesgo y dificultad (7).

La estructura MLP consiste en una capa de entrada, algunas capas intermedias (o escondidas) y la capa de salida. Cada capa consiste en cierto número de neuronas. Además, cada neurona es computada como una combinación lineal de capas previas de neuronas como w seguido de una función de activación no lineal que mapea w a un dominio restringido que se utiliza de entrada para la siguiente capa. Al final, la combinación de todas las capas computa una salida final, que en nuestro caso significa la predicción del riesgo y la dificultad en cirugía. Para el correcto entrenamiento del MLP se utilizan los datos recolectados por la aplicación junto a una anotación provista por el médico sobre el riesgo y la dificultad reales observados (7).

Consideraciones éticas

En mayo de 2021 se publicó el Marco Ético para la Inteligencia Artificial en Colombia, con el cual el Gobierno busca priorizar la implementación ética de proyectos de IA en el

sector público. Esto surge como una prioridad para limitar los riesgos y maximizar las oportunidades de esta tecnología. Nuestro proyecto se adhiere a las recomendaciones realizadas en este marco ético (3).

El desarrollo de la aplicación se centra en la predicción de riesgo y dificultad de la cirugía; por esto, una predicción errónea del riesgo en una región puede causar un sesgo en las áreas en las que el cirujano se enfoca durante el procedimiento quirúrgico. Esto podría causar que se omitan potenciales zonas de riesgo. Por ende, recalamos que nuestra aplicación es únicamente un sistema de apoyo a la evaluación preoperatoria y el criterio final sigue en manos del profesional encargado. Este trabajo no recoge información de pacientes y no realiza intervenciones o procedimientos en población, por lo cual no fue sometido al Comité de ética. Una vez la aplicación pueda usarse para la evaluación de pacientes, esta deberá presentarse en los comités de ética correspondientes para cada usuario. Los mecanismos de tratamiento y manipulación de datos sensibles se establecieron bajo los estándares de la reglamentación HL7 (8-10).

Resultados

Se enviaron 80 encuestas a otorrinolaringólogos de diferentes partes del mundo que cuentan con una segunda especialidad en rinología o que han desarrollado su carrera profesional especialmente en el área de rinología y base de cráneo. Se obtuvieron 29 encuestas respondidas (36 %). La mayoría de los encuestados fueron especialistas canadienses (15 personas); seguido de colombianos (4 personas) y brasileros (3 personas). 25 de los 29 encuestados (86 %) realizaron una segunda especialidad en rinología y base de cráneo, con un tiempo promedio de que han trabajado como especialistas en otorrinolaringología de 11,9 años, desde tres años hasta 45 años de experiencia como especialistas. Los centros que fueron encuestados y la experiencia de los especialistas se describe en la Figura 2 y Tabla 3.

Las variables que se incluyeron para la evaluación por los expertos encuestados están representadas en la Tabla 2,

Figura 2. Número de encuestas respondidas por expertos de diferentes partes del mundo.

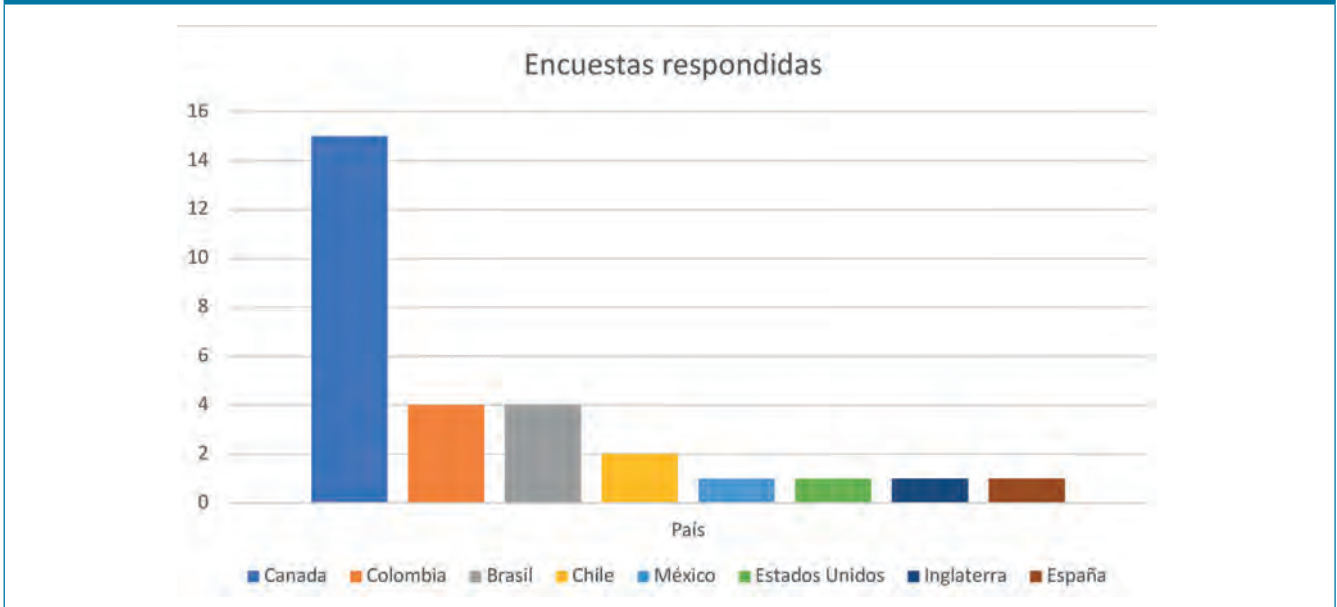


Tabla 3. Experiencia como especialistas en rinología de los cirujanos encuestados.

País	Ciudad	Fellowship en rinología y Base de cráneo	Tiempo como especialista (años)
Colombia	Bogotá	Si	10
Méjico	Ciudad de Méjico	Si	8
Chile	Santiago	Si	22
UK	Cambridge	Si	4
Spain	Santander	Si	16
Canada	London	Si	15
Canada	Ottawa	SI	13
Canada	Montreal	SI	2
Canada	Hamilton	No	20
Canada	Charlottetown	SI	9
Canada	Calgary	SI	14
Canada	Montreal	No	45
Canada	London	SI	10
Canada	Halifax	SI	2
Canada	Vancouver	Si	4
Brazil	Rio de Janeiro	Si	10
Colombia	Bogota	No	30
United States	Evans	Si	6
Colombia	Medellín	Si	10
Colombia	Bogotá	No	22
Canada	Edmonton	Si	10
Brazil	Campinas	Si	1

Canada	Vancouver	Si	24
Canada	Québec	SI	6
Canada	Winnipeg	Si	3
Brasil	São Paulo	Si	15
Chile	Santiago	Si	8
Canada	Saint John	Si	5
Brazil	São Paulo	SI	3

y se obtuvieron puntajes de 0 a 10 de acuerdo al con el grado de dificultad o riesgo quirúrgico que puede suponer cada una de las variables anatómicas. De esta forma, una misma variable podría tener un puntaje para riesgo de complicación diferente al puntaje de dificultad quirúrgica. Por ejemplo, la arteria etmoidal colgante por debajo de la base del cráneo puede suponer 7 puntos para riesgo de complicación, pero 0 puntos para dificultad, mientras que septaciones hiperostóticas en el etmoides podría suponer 2 puntos para riesgo quirúrgico, pero 7 puntos para dificultad al ejecutar el procedimiento. Con base en estos resultados se diseñó un algoritmo de predicción de riesgo y dificultad que se integró en la aplicación móvil.

El proceso de diseño incluyó repetidas varias iteraciones del prototipo de aplicación. El prototipo inicial fue simple, incluyó pantallas de registro, la lista de chequeo original (una copia digital de la lista de chequeo impresa) y una pantalla de predicción básica. Posteriormente se integraron diferentes funcionalidades que paulatinamente se añadieron-fueron siendo adicionadas paulatinamente a cada iteración del prototipo. En este proceso se destacaron 3 puntos de diseño importantes que están representados en la figura 3 .

El primero es la inclusión de los datos de los pacientes al algoritmo y la creación de un perfil para el usuario o ci-



Figura 3. Evolución del diseño de la aplicación móvil con las diferentes iteraciones en el proceso de desarrollo.

rujano que le permite tener un registro de cirugías previas (resultados y estadísticas propias). El segundo es la descripción de cada una de las variables anatómicas que permite al usuario un fácil reconocimiento de los términos utilizados en la lista de chequeo y finalmente el modelo de predicción de dificultad y riesgo operatorio que se representa en porcentaje y en un mapa de calor para una fácil identificación en cortes tomográficos.

El resultado final de este ejercicio llevó a la creación de una aplicación móvil que permite al usuario realizar de forma sistematizada, una evaluación integral de la anatomía quirúrgica relevante en la TC de SPN pre-operatoria para cirugía endoscópica de SPN. La herramienta es fácil de utilizar por el usuario y permite una evaluación organizada y rápida. La aplicación también permite que el usuario registre al finalizar la cirugía, su percepción del grado de dificultad quirúrgica del procedimiento y las complicaciones intra o postoperatorias. Con esta información y con la ayuda de algoritmos de IA, la aplicación tecnológica podrá alimentarse de nueva información para mejorar la capacidad de predicción, basándose en datos reales y no en percepciones subjetivas del panel de expertos que fueron entrevistados durante la fase inicial de este proyecto.

Discusion

En el año 2009, el programa de “cirugías seguras salvan vidas”, de la Organización Mundial de la salud (OMS) publicó un artículo en el que evaluaron 3733 pacientes que fueron llevados a cirugía no cardíaca en 8 ciudades de diferentes países del mundo. En estos pacientes se implementó una lista de chequeo desarrollada por este grupo de expertos y se demostró una reducción del 36 %, en promedio, de complicaciones y muertes postoperatorias (11). Esta investigación trascendental ha sido la base sobre la cual se implementan con mayor frecuencia listas de chequeo en el área quirúrgica, las pausas de seguridad antes de las cirugías y una gran variedad de procesos clínicos que buscan reducir la tasa de complicaciones evitables.

En el campo de la otorrinolaringología - rinología, se han desarrollado varios proyectos de investigación que utilizan

listas de chequeo que buscando disminuir las complicaciones evitables, específicamente en relación con la evaluación pre-operatoria de imágenes. Wormald y colaboradores (12), describieron en 2010 una forma fácil y rápida de memorizar la evaluación preoperatoria de en situaciones de alto riesgo quirúrgico con un acrónimo denominado “CLOSE” por sus siglas en inglés que corresponden a:

- “C:” lamina cribosa (*cribiform plate*);
- “L:” lámina papirácea;
- “O:” por cedilla de Onodi y dehiscencia del nervio óptico;
- “S:” por base de cráneo (*Skull base*), y
- “E:” por seno esfenoidal..

Esta es una de las listas de chequeo cortas que se utiliza frecuentemente en rinología. Este acrónimo ha sido utilizado por radiólogos para incorporar estos hallazgos en los reportes de TC de SPN y proveer una información más acertada al cirujano para la planeación quirúrgica (13).

Spielman y cols colaboradores (6), por su parte, publicaron en 2019 una lista de chequeo más estructurada y completa para la cirugía endoscópica de SPN, que evalúa en detalle las diferentes regiones anatómicas que están involucradas en la cirugía endoscópica. En esta publicación los autores describen que el uso de estas listas mejora la adherencia de protocolos de seguridad y aumenta la posibilidad del usuario para detectar variantes anatómicas de alto riesgo quirúrgico. Una lista de chequeo similar con algunas variantes adicionales, ha sido utilizada rutinariamente en la cirugía funcional de SPN por los autores (AF y JO) en la evaluación preoperatoria de los pacientes y ha sido utilizada como la base para identificar las variantes anatómicas de riesgo/dificultad en este proyecto.

En Colombia, recientemente fue publicado un trabajo colaborativo entre otorrinolaringólogos y neurocirujanos de diferentes hospitales en Bogotá, en el que se describió la implementación de una lista de chequeo para la evaluación pre operatoria de pacientes que van a ser llevados a una cirugía endoscópica de hipófisis (14). Esto refuerza la importancia de estas herramientas que buscan mejorar la seguridad de los procedimientos quirúrgicos complejos.

Es claro, entonces, que una correcta y meticulosa exploración de la TC de SPN es indispensable para la evaluación pre-operatoria de los pacientes que son llevados a cirugía de senos paranasales. No solo es útil para definir el impacto inflamatorio de la enfermedad, sino que también permite planear los abordajes quirúrgicos e identificar las variables anatómicas que pueden conllevar a un mayor riesgo o dificultad del procedimiento.

Sin embargo, la interpretación de las imágenes puede ser variable de acuerdo con la experiencia del examinador y la lectura de las imágenes puede no ser la más precisa para el cirujano. Por este motivo, se han realizado esfuerzos con el fin de mitigar estos errores de interpretación utilizando recursos de la IA. En una publicación del 2019, Chowdhury y colaboradores (4), desarrollaron un algoritmo de red neuronal para identificar la permeabilidad del complejo ostiomeatal (COM) utilizando el clasificador de imágenes Google's inception-V3 (Google, Mountain View, CA). En este estudio encontraron que el algoritmo obtuvo una precisión del 85 % para evaluar esta variable y fue el primer modelo de red neuronal aplicado para evaluar la anatomía de los SPN.

En otro estudio, Liu y colaboradores (5), utilizaron herramientas de aprendizaje profundo para diferenciar los papilomas invertidos nasosinuales benignos de los papilomas invertidos con transformación maligna mediante la evaluación de resonancia magnética y redes neuronales convolucionales en 3D. Los autores encontraron una sensibilidad del 66,7 % y una especificidad de 81,5 % con una precisión global del algoritmo del 77,9 %, con lo que demostraron que estas herramientas pueden llegar a ser una alternativa útil para predecir el riesgo de malignización en el papiloma invertido, pero que aún requiere refinamiento y mejoras para lograr el valor predictivo que alcanza la evaluación realizada por el radiólogo.

Por otra parte, las apps de los teléfonos inteligentes, se han implementado en años recientes en diferentes áreas de la medicina, lo que muestran un crecimiento exponencial en su desarrollo. Para el 2018, se estima que 325.000 aplicaciones relacionadas con salud estaban disponibles para los usuarios en todo el mundo, con un aproximado de 200 apps de salud lanzándose todos los días. En efecto, en nuestra especialidad, estas herramientas se utilizan cada vez con mayor frecuencia, lo que permite que el médico monitoree a los pacientes y se comunique con ellos de una forma más eficiente permitiendo monitorizar y comunicar de una forma más eficiente al médico con los pacientes (15). Un ejemplo de ello, son las apps interactivas que se han desarrollado para monitorizar a pacientes con rinitis y asma, que han demostrado ser un recurso útil para pacientes y cuidadores (7).

Nuestro proyecto, describe el desarrollo de una aplicación móvil que pretende predecir el grado de dificultad y de riesgo quirúrgico en una cirugía endoscópica funcional de SPN. Eventualmente con la implementación de IA en esta herramienta, permitirá aprender de la información registrada por los usuarios para mejorar su capacidad de predicción. Creemos que esta es la primera herramienta desarrollada con

esta funcionalidad en el campo de rinología y podrá ser aplicada a otras áreas de nuestra especialidad.

Consideramos que este proyecto contiene varias fortalezas. En primer lugar, describe el trabajo colaborativo entre diferentes disciplinas y el proceso de cómo puede abordarse un problema complejo mediante la interacción del conocimiento entre medicina e ingeniería biomédica. Además, describe también el esfuerzo entre especialistas en otorrinolaringología de diferentes países, buscando determinar el nivel de riesgo y dificultad basándose en hallazgos tomográficos pre-operatorios. El ejercicio aquí expuesto pretende ser apenas uno de los pasos iniciales para incursionar en un mundo de novedosas soluciones tecnológicas que nos permitirán tener más y mejores herramientas para proveer mejores servicios a nuestros pacientes.

Sin embargo, este proyecto tiene varias limitaciones. Primero, las variables anatómicas que se utilizaron en la lista de chequeo inicial y que fueron utilizadas para las encuestas realizadas a los expertos, fueron obtenidas o obtuvieron de la experiencia de los autores y de listas de chequeo previamente publicadas. Algunas variables pueden no estar incluidas y pueden ser importantes para predecir el riesgo/dificultad en la cirugía. Teniendo en cuenta esto, los desarrolladores somos conscientes de que las variables faltantes podrán ser ingresadas en la aplicación a medida que se fortalezca con la información que suministrarán los usuarios y con la creación de nuevas iteraciones. Segundo, la herramienta que desarrollamos utiliza como punto de partida la percepción subjetiva que cada uno de los especialistas asignó a las variables anatómicas y esto no necesariamente se correlaciona con la frecuencia de complicaciones intraoperatorias. Deben realizarse más estudios deben hacerse con este objetivo para determinar si la herramienta puede predecir de forma precisa el riesgo de complicaciones.

Futuras aplicaciones

Los datos obtenidos con esta app podrían utilizarse en el desarrollo de un programa más complejo para utilizar técnicas de visión de computador avanzada que permita la lectura de tomografías automáticas y la predicción de riesgo/complicación sin la intervención de un especialista en lectura de las imágenes.

Además, este desarrollo puede promover la digitación y aplicación de fácil uso, de otras listas de chequeo pre-operatorias usadas de forma rutinaria en todos los escenarios quirúrgicos, como las pausas de seguridad antes de una cirugía.

Finalmente, se podría integrar la información obtenida en esta herramienta con los sistemas de navegación intraoperatoria para reconocer las áreas de riesgo en cirugía y alertar al cirujano de una zona de posible complicación quirúrgica.

Conclusiones

El trabajo colaborativo entre otorrinolaringólogos e ingenieros biomédicos permite encontrar soluciones novedosas

a problemas complejos y comunes. El desarrollo de algoritmos y la aplicación de tecnologías informáticas como la IA, han permitido encontrar alternativas eficaces a situaciones difíciles en nuestra especialidad.

Este proyecto describe el proceso de desarrollo de una alternativa ingeniosa para lograr sistematizar la evaluación pre-operatoria de tomografía mediante el uso de una aplicación móvil, la cual intenta, además, predecir el riesgo de complicaciones y la dificultad quirúrgica en la cirugía endoscópica de SPN. Este ejercicio se constituye así, en uno de los primeros acercamientos de nuestra especialidad hacia la IA en Colombia.

REFERENCIAS

1. Jotterand F, Bosco C. Artificial Intelligence in Medicine: A Sword of Damocles? *J Med Syst.* 2022;46(1):1-5. doi: 10.1007/s10916-021-01796-7
2. Crowson MG, Ranisau J, Eskander A, et al. A contemporary review of machine learning in otolaryngology–head and neck surgery. *Laryngoscope.* 2020;130(1):45-51. doi: 10.1002/lary.27850
3. Dapre.presidencia.gov.co. Marco ético para la inteligencia artificial en Colombia [Internet]. Gobierno de Colombia. 2021 [citado falta la fecha]. Disponible en: <https://dapre.presidencia.gov.co/TD/MARCO-ETICO-PARA-LA-INTELIGENCIA-ARTIFICIAL-EN-COLOMBIA-2021.pdf>
4. Chowdhury NI, Smith TL, Chandra RK TJ. Automated classification of osteomeatal complex inflammation on CT using convolutional neural networks. *Int Forum Allergy Rhinol.* 2019;176(5):139-148. doi: 10.1002/alr.22196.
5. Liu GS, Bs AY, Ba DK, et al. Deep learning classification of inverted papilloma malignant transformation using 3D convolutional neural networks and magnetic resonance imaging. 2022;(September 2021):1-9. doi: 10.1002/alr.22958
6. Spielman DB, Gudis DA. How I Do It Preoperative Sinus Computed Tomography Scan Review Checklist. 2020;(December):706-708. doi: 10.1002/lary.28444
7. Kagen S, Garland A. Asthma and Allergy Mobile Apps in 2018. *Curr Allergy Asthma Rep.* 2019;19(1):6. doi: 10.1007/s11882-019-0840-z
8. Dolin RH, Alschuler L, Boyer S, Beebe C, Behlen FM, Biron PV, et al. HL7 Clinical Document Architecture, Release 2. *J Am Med Inform Assoc.* 2006;13(1):30-9. doi: 10.1197/jamia.M1888
9. Goossen W, Langford LH. Exchanging care records using HL7 V3 care provision messages. *J Am Med Inform Assoc.* 2014;21(e2):e363-8. doi: 10.1136/amiajnl-2013-002264
10. Dolin RH, Alschuler L, Beebe C, Biron PV, Boyer SL, Essin D, et al. The HL7 Clinical Document Architecture. *J Am Med Inform Assoc.* 2001;8(6):552-69. doi: 10.1136/jamia.2001.0080552
11. Haynes AB, Weiser TG, Berry WR, Lipsitz SR. A Surgical Safety Checklist to Reduce Morbidity and Mortality in a Global Population. *N Engl J Med.* 2010;360(5):491-499. doi: 10.1056/NEJMs0810119
12. Tewfik MA, Wormald PJ. Ten Pearls for Safe Endoscopic Sinus Surgery. *Otolaryngol Clin North Am.* 2010;43(4):933-944. doi: 10.1016/j.otc.2010.04.017
13. O'Brien WT, Hamelin S, Weitzel EK. The preoperative sinus CT: Avoiding a “cLOSE” call with surgical complications. *Radiology.* 2016;281(1):10-21. doi: 10.1148/radiol.2016152230
14. García-Chabur MA, Peñaranda D, Pinzón M, et al. Lista de chequeo preoperatorio para la cirugía endoscópica de hipófisis Preoperative checklist for endoscopic pituitary surgery. *Acta Otorrinolaringol Cirugía Cabeza y Cuello.* 2020:322-330. doi: 10.37076/acorlv48i4.562
15. Liquid-state.com. Digital Health App Trends to Consider for 2018 [Internet]. *Digital Health Trends.* 2018 Disponible en: <https://liquid-state.com/digital-health-app-trends-2018/>