Inteligencia artificial en biometría ocular

Artificial intelligence in ocular biometry

M. Chang- Sotomayor, X. Corretger-Ruhí

Resumen

La inteligencia artificial (IA) ha revolucionado el cálculo de la potencia de las lentes intraoculares (LIO) al aprovechar grandes conjuntos de datos, aplicar técnicas de aprendizaje automático, integrar tecnologías de imagen avanzadas, proporcionar predicciones personalizadas e incorporar bucles de retroalimentación. Estos avances tienen el potencial de mejorar la precisión de la selección de potencia de LIO, mejorar los resultados visuales y aumentar la satisfacción del paciente en la cirugía de cataratas.

Palabras clave: Biometría óptica. Fórmula. Lente intraocular. Cálculo.

Resum

La IA ha revolucionat el càlcul de la potència de les LIO en aprofitar grans conjunts de dades, aplicar tècniques d'aprenentatge automàtic, integrar tecnologies d'imatge avançades, proporcionar prediccions personalitzades i incorporar bucles de retroalimentació. Aquests avenços tenen el potencial de millorar la precisió de la selecció de potència de LIO, millorar els resultats visuals i augmentar la satisfacció del pacient a la cirurgia de cataractes.

Paraules clau: Biometria òptica. Fórmula. Lent intraocular. Càlcul.

Abstract

Artificial intelligence has revolutionized the calculation of intraocular lenses (IOL) power by leveraging large data sets, applying machine learning techniques, integrating advanced imaging technologies, providing personalized predictions, and incorporating feedback loops. These advances have the potential to improve the accuracy of IOL power selection, improve visual outcomes, and increase patient satisfaction in cataract surgery.

Key words: Optical biometry. Formula. Intraocular lens. Calculation.

2.1. Inteligencia artificial en biometría ocular

Artificial intelligence in ocular biometry

M. Chang-Sotomayor, X. Corretger-Ruhí

Institut Clínic de Oftalmologia (ICOF). Hospital Clínic de Barcelona. Universitat de Barcelona. Barcelona.

Correspondencia:

Meilin Chang

E-mail: CHANG@clinic.cat

Introducción

Al planificar la cirugía de cataratas, existen muchas fórmulas y métodos disponibles para calcular el poder refractivo de una LIO. Estos métodos de cálculo se pueden dividir en tres grandes grupos, basados en la óptica de haz gaussiano, el trazado de rayos o los algoritmos de IA.

Según las proyecciones la Organización Mundial de la Salud, aproximadamente 32 millones de cirugías de cataratas se realizarán anualmente a partir del año 2020, lo que la convierte en la cirugía más común en el campo de la oftalmología¹. Si bien el objetivo de la cirugía de cataratas es mejorar la función visual general del paciente, una adecuada selección de LIO nos permite realizar una cirugía refractiva, en el caso de lograrse el resultado refractivo deseado.

La cirugía de cataratas y los cálculos de LIO son ideales para la aplicación de IA y el aprendizaje profundo. El procedimiento es preciso, sistematizable, y el resultado es matemático, además de arrojar resultados muy precisos tras solo varias semanas después de la implantación de la prótesis elegida.

Métodos propuestos, áreas de aplicación y ejemplos

Las fórmulas de cálculo de LIO que actualmente disponemos que utilizan como método de cálculo la IA son las siguientes: Hill-RBF,

Método de Kane, Método Pearl-DGS, FullMonte IOL software system y Ladas Super Formula AI.

El método Hill-RBF se introdujo en junio de 2016 (v. 1.0) y después de un aumento significativo en la base de datos de hasta 12.400 casos para la versión 2, se actualizó a la versión 3.0 en diciembre del 2020. El método Hill-RBF utiliza la función de base radial como modelo de aprendizaje. Fundamentalmente, esta es una fórmula de "regresión" que utiliza el aprendizaje profundo para "calcular de nuevo" un resultado previsto a partir de un conjunto de datos conocido. También hay una función que describe un cálculo como "dentro de los límites" o "fuera de los límites".

El método de Kane ha estado disponible desde septiembre de 2017 (utilizando datos de aproximadamente 30.000 pacientes) con base en óptica teórica, análisis de regresión e IA. En su versión online, además de los datos biométricos convencionales, también permite introducir el grosor de la córnea (dato opcional), el grosor del cristalino (dato opcional) y el sexo del paciente (dato obligatorio).

El método Pearl-DGS se basa en IA y cálculos ópticos. Según los autores, "mejora de la precisión mediante IA y alineamiento de los resultados". Esto aplica un modelo de aprendizaje automático, que depende de los datos de entrada. Este método también es capaz de modificar la potencia de la LIO del segundo ojo operado, basándose en el error de refracción postoperatorio del primer ojo.

Ladas Super Formula AI trabaja sobre un algoritmo que funciona con cualquier fórmula, y la ajusta en función de los algoritmos de aprendizaje supervisado por máquina que se desarrollaron para predecir el error entre el resultado previsto de cualquier fórmula y el resultado real.

La Tabla 1, publicada en el estudio Nemeth *et al.*² muestra todos los artículos revisados por pares con algunos datos sobre la precisión de la predicción, en los que se evaluaron al menos dos tipos de métodos de cálculo de potencia de LIO por fórmulas de IA. En cinco de estos nueve artículos, el resultado más preciso se logró con el método de Kane. Sin embargo, esta ventaja fue clínicamente mínima (entre el 0,8 y el 2,6%) en comparación con el segundo y el tercero más precisos, que fueron los métodos BUII y Hill-RBF, respectivamente, en población de pacientes con un amplio rango de LA. En la población hipermetrope, el método de Kane funcionó mejor. Solo un artículo mostró una ventaja clínica mínima del método Hill-RBF y otro artículo mostró los datos más precisos de la fórmula BUII² en tal comparación. La diferente población, el dispositivo biométrico distinto y otros factores desconocidos pueden explicar la superioridad de Hill-RBF 2.0.

Con el advenimiento del poder de las computadoras y los grandes bancos de datos, surgió un mayor interés en usar IA en los cálculos biométricos. Desde un punto de vista teórico, hay dos formas de

abordar este problema. Usar un conjunto fijo de datos y luego construir un algoritmo directamente a partir de estos datos, o utilizar datos para ajustar un algoritmo existente.

Machine learning (aprendizaje automático)

Hay dos categorías de aprendizaje automático, y ambas podrían aplicarse a la cirugía de cataratas y los cálculos de LIO. Estos incluyen el aprendizaje supervisado y no supervisado.

El aprendizaje no supervisado utiliza datos de entrada para descubrir similitudes entre conjuntos de datos. Por ejemplo, con suficientes datos, uno podría intentar encontrar las características específicas de los ojos con parámetros en riesgo de obtener un resultado refractivo subóptimo.

El aprendizaje supervisado es la otra rama del aprendizaje automático que utiliza datos de resultados, además de las variables de entrada, para desarrollar un modelo predictivo. Se puede subdividir en clasificación y regresión. El aprendizaje supervisado basado en regresión utiliza algoritmos específicos para establecer la relación entre las variables de entrada y el resultado. Langenbucher *et al.*³ describió un modelo que utilizó este tipo de aprendizaje para predecir la posición efectiva de la LIO basada

	n	Barret Universal II formula %	Hill-RBF method %	Kane method %	Pearl-DGS method %	FullMonte method %	Ladas Super Formula AI %	AL
Kane <i>et al.</i> ²	3.122	72,8	(v.1.0) 69,6			66,6		Broad AL range
Cornell and Kane ⁶	846	75,2	(v. 2.0) 75,3	77,9				Broad AL range
Melles <i>et al.</i> ⁷	18.501	80,8	(v.2.0) ~78	83,1				Broad AL range
Darcy <i>et al.</i> ³	10.930	70,7	(v.2.0) 71,2	72				Broad AL range
Savini <i>et al.</i> ⁵	150	88	(v. 2.0) 90,67	90				Broad AL range
Kane y Melles ⁸	182	36,8	(v. 2.0) 43,9	58,8				IOL >30,0D, AL range: 18,86-22,45 mm
Savini <i>et al.</i> ⁴	200	85,5	85	86,5	84,5			Broad AL range
Taroni <i>et al.</i> ¹²	91	86,81	85,71	85,71	86,81		85,71	Broad AL range
Carmona-González <i>et al.</i> ¹³	481	85,03	76,09	80,04			78,83	Broad AL range
Present study	114	80,11	85,22	79,97	80,11			Broad AL range

AL: axial length; IOL: intraocular lens; n: case number.
Percentage of eyes within +/- 0,5 D prediction errors are presented. Bold numbers indicate the best accuracy results in the selected paper.
Tabla extraída de Nemeth *et al.*².

Tabla 1. Datos de la literatura en orden cronológico, en los que se evaluaron las predicciones de potencia de la lente intraocular con el uso de al menos dos métodos disponibles libremente utilizando inteligencia artificial.

en las medidas biométricas preoperatorias, comprobando los resultados postoperatorios con un OCT de segmento anterior de alta resolución. Este estudio se encontró limitado por utilizar una base de datos de solo 249 pacientes, sin embargo, esto será una limitación cada vez menos frecuente en la era de los grandes bancos de datos.

Hay algunos principios que regirán la velocidad de adopción de nuevas fórmulas de lentes: la precisión, la cantidad de datos y la confiabilidad de estos. Primero, los conjuntos de datos más grandes pueden permitir que un algoritmo tenga en cuenta los valores atípicos que están mal representados en conjuntos de datos más pequeños. Los algoritmos de aprendizaje automático existentes se entrenan en decenas de miles de ojos. La creación potencial de un conjunto de datos públicos de mayor magnitud podría ayudarnos a diseñar mejores fórmulas. Este enfoque podría evolucionar con el tiempo y convertirse en una "fórmula viva" que mejora continuamente a medida que se agregan nuevos datos.

Otra forma de lograr el objetivo de obtener grandes cantidades de datos precisos es automatizar el proceso. De hecho, los datos de resultados en los que se basa la IA, la refracción manifiesta, a menudo son subóptimos, debido a la variabilidad de la técnica, la longitud de la sala, la participación subjetiva del paciente y el tiempo necesario para realizar las mediciones. El uso de datos de frente de onda o autorrefracción postoperatoria puede ayudar potencialmente a eliminar la mayoría de estos problemas.

Además, con "grandes datos" almacenados dentro de un refractor automatizado, uno podría caracterizar un ojo como uno con parámetros "estándar" o uno con parámetros "inusuales". Por lo tanto, la IA podría detectar ojos con medidas fuera de los rangos normales preoperatoriamente, con lo cual, tras la personalización necesaria, se podrían obtener cálculos más precisos en estos casos.

Conclusión

Los avances propuestos de IA en los cálculos de LIO seguirá creciendo, y la capacidad de acumular datos de resultados fiables aumentará exponencialmente en los próximos años, optimizando las estrategias de elección de la lente basadas en mediciones biométricas precisas y personalizadas.

El efecto de comparar fórmulas en red cambiará la forma en que estas se desarrollan, alimentan y evolucionan.

Bibliografía

1. World Health Organization. Blindness: vision 2020— control of major blinding diseases and disorders. WHO. [Acceso Ene 2020]. Disponible en: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs214/en/>
2. Nemeth G, Kemeny-Beke A, Modis L Jr. Comparison of accuracy of different intraocular lens power calculation methods using artificial intelligence. *Eur J Ophthalmol.* 2022;32(1):235-241. doi:10.1177/1120672121994720.
3. Langenbacher A, Szentmáry N, Wendelstein J, Hoffmann P. Artificial Intelligence, Machine Learning and Calculation of Intraocular Lens Power. Künstliche Intelligenz, maschinelles Lernen und Intraokularlinsenberechnung. *Klin Monbl Augenheilkd.* 2020;237(12):1430-7.