Enseñando a Decidir: Desarrollo de un Simulador de Estratificación de Riesgo de Osteonecrosis de los Maxilares con Asistencia de Inteligencia Artificial

Teaching Clinical Decision-Making: Development of a Risk Stratification Simulator for Medication-Related Osteonecrosis of the Jaw with the Assistance of Artificial Intelligence

Recibido: 17/08/2026
Aceptado: 14/10/2026

Escudero ND

Universidad de Buenos Aires. Facultad de Odontología. Cátedra de Odontología Integral de Mediana y Alta Complejidad. Buenos Aires, Argentina.

RESUMEN

Introducción: La inteligencia artificial (IA) está transformando la práctica odontológica y la educación. Aunque los modelos de aprendizaje automático pueden apoyar decisiones, requieren bases de datos y presentan limitaciones de interpretabilidad. Los simuladores basados en reglas constituyen una alternativa para enseñar razonamiento clínico, mientras que la IA generativa facilita su desarrollo. La estratificación del riesgo de osteonecrosis de los maxilares asociada a medicamentos (ONMM) continúa siendo un desafío y ofrece un escenario adecuado para estas herramientas. **Objetivo:** Describir el diseño y desarrollo de un simulador pedagógico para estratificar el riesgo de ONMM y enseñar conceptos vinculados con la IA como sistemas de apoyo a la toma de decisiones. **Materiales y métodos:** Se desarrolló una aplicación web interactiva mediante HTML, CSS y JavaScript. El modelo se basó en consensos y bibliografía científica sobre ONMM. Se incorporaron variables agrupadas en dominios farmacológicos, sistémicos, locales y procedimentales, ponderadas mediante puntajes. El código fue generado con IA generativa a partir de especificaciones funcionales y posteriormente verificado. **Resultados:** Se obtuvo un simulador funcional que estratifica el riesgo de ONMM en categorías baja, moderada y alta. Permite explorar escenarios clínicos y visualizar la influencia de múltiples variables sobre el resultado, sin constituir un modelo predictivo. **Conclusiones:** El simulador representa una estrategia innovadora para introducir a los estudiantes en el razonamiento algorítmico aplicado a la estratificación del riesgo. Además, demuestra el potencial de la IA generativa para desarrollar recursos educativos sin reemplazar la reflexión clínica ni el juicio profesional, fundamentos de la toma de decisiones odontológicas.

Palabras clave: inteligencia artificial; inteligencia artificial generativa; odontología; osteonecrosis mandibular relacionada con medicamentos; sistemas de apoyo a la toma de decisiones; simulación educativa.

ABSTRACT

Introduction: Artificial intelligence (AI) is transforming dental practice and education. Although machine learning models can support clinical decisions, they require large datasets and have interpretability limitations. Rule-based simulators offer an alternative for teaching clinical reasoning, while generative AI facilitates their development. Risk stratification of medication-related osteonecrosis of the jaw (MRONJ) remains challenging and provides a suitable scenario for these tools. Objective: To describe the design and development of an educational simulator for MRONJ risk stratification and the teaching of concepts related to AI and clinical decision support systems. **Materials and methods:** An interactive web application was developed using HTML, CSS, and JavaScript. The model was based on recognized consensus statements and scientific literature concerning MRONJ. Clinical variables were grouped into pharmacological, systemic, local, and procedural domains and weighted through scores. The code was generated with generative AI from functional specifications and subsequently verified. **Results:** A functional simulator was obtained that stratifies MRONJ risk into low, moderate, and high categories. It enables users to explore clinical scenarios and visualize the influence of multiple variables on the outcome, without constituting a predictive model. **Conclusions:** The simulator represents an innovative strategy for introducing students to algorithmic reasoning applied to risk stratification. It also demonstrates the potential of generative AI to develop educational resources without replacing clinical reflection or professional judgment, which remain fundamental to decision-making in dentistry.

Keywords: artificial intelligence; generative artificial intelligence; dentistry; medication- related osteonecrosis of the jaw; decision support systems; educational simulation.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el uso de la inteligencia artificial (IA) se ha vuelto cada vez más frecuente tanto en la vida cotidiana como en el ámbito odontológico: se la encuentra en los softwares destinados a la planificación quirúrgica (Vázquez-Sebrango et al, 2025), incorporada en los softwares de los scanners; hasta los sistemas de apoyo a la toma de decisiones clínicas basados en modelos de diversa complejidad. La IA se ha consolidado como una de las tecnologías con mayor impacto en la práctica clínica en ciencias de la salud y representa una herramienta valiosa que complementa a los conocimientos y habilidades clínicas, y resulta de gran interés explorar su integración con los métodos tradicionales de enseñanza (Harte et al, 2025).

Por otra parte, desde la primera descripción de casos de osteonecrosis de los maxilares asociada al uso de bisfosfonatos (BFs) en 2003 (Marx, 2003), la literatura científica sobre esta entidad ha experimentado un crecimiento considerable. A pesar de más de 50 años de uso clínico de los BFs y de los consensos internacionales publicados por la American Association for Bone and Mineral Research ASBMR (Khan et al., 2015), la American Association of Oral and Maxillofacial Surgeons AAOMS (Ruggiero et al, 2022) y el consenso publicado por la Asociación Argentina de Osteología y Metabolismo Mineral AAOMM en conjunto con la Sociedad Argentina de Osteoporosis SAO (Guelman et al, 2020), la decisión de cuándo y qué tipo de intervenciones odontológicas realizar en pacientes medicados con BFs sigue siendo compleja de enseñar.

En medicina se están utilizando cada vez más los sistemas de aprendizaje automático (AA o Machine learning, que es una rama de la IA) como apoyo para la toma de decisiones. En oncología los algoritmos de AA se utilizan para estimar el riesgo de recurrencia tumoral y apoyar la toma de decisiones terapéuticas (Kim et al, 2019). Recientemente se han publicado estudios que exploran la aplicación de los algoritmos de AA en la osteonecrosis de los maxilares asociada a medicamentos (ONMM). Algunos trabajos se han centrado en el desarrollo de modelos predictivos del riesgo de ONMM en pacientes tratados con BFs o sometidos a procedimientos quirúrgicos dentoalveolares (Kim et al., 2018; Kwack y Park, 2023; Warin et al., 2025), mientras que otros revisan el estado actual y las potenciales aplicaciones de la IA en esta patología (Çoban y Altay, 2024; Mine et al., 2025). En particular, Kim et al. (2018) informaron modelos capaces de predecir el riesgo de ONMM tras exodoncias con sensibilidades entre el 80% y el 100% y especificidades entre el 70% y el 86 %, resultados que ponen de manifiesto el potencial de estas herramientas como apoyo a la toma de decisiones clínicas. Sin embargo, estos modelos dependen de grandes volúmenes de datos correctamente etiquetados, lo que limita su implementación en contextos educativos o institucionales con baja disponibilidad de bases de datos estructuradas. A su vez, muchos de estos sistemas funcionan como cajas negras algorítmicas, en las cuales la relación entre variables de entrada y salida no es fácilmente interpretable por el usuario, por lo que la validez predictiva es buena, pero la validez pedagógica no tanto. Frente a estas limitaciones, los sistemas basados en reglas explícitas constituyen una alternativa útil en el ámbito educativo. Estos modelos permiten representar de manera directa la relación entre variables clínicas y resultados, facilitando la comprensión del razonamiento algorítmico subyacente y promoviendo un aprendizaje activo basado en la exploración de escenarios clínicos simulados.

El objetivo de este trabajo es desarrollar un simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM, como herramienta educativa destinada a entrenar a los estudiantes en la comprensión de la lógica algorítmica y en el uso de la IA como apoyo para la toma de decisiones.

MATERIALES Y MÉTODOS

DISEÑO DEL SIMULADOR BASADO EN REGLAS

Se diseñó un simulador educativo basado en reglas (SBR) destinado a representar, de manera transparente y explicable el proceso de integración de múltiples variables relacionadas con el riesgo de ONMM, concebido como una herramienta pedagógica para la enseñanza del razonamiento clínico y de los principios generales de los sistemas de apoyo a la decisión. A diferencia de los modelos de AA, el simulador no fue entrenado mediante bases de datos clínicas ni construido a partir de algoritmos estadísticos predictivos.

Se utilizó un modelo basado en reglas, en el cual la relación entre las variables ingresadas y el resultado obtenido puede ser identificada y comprendida fácilmente por el usuario, justamente por el fin didáctico que persigue. El resultado final se expresó mediante la estratificación del riesgo en bajo, moderado y alto.

FUNDAMENTO BIBLIOGRÁFICO Y SELECCIÓN DE VARIABLES

El simulador no posee información arbitraria sino que se fundamentó principalmente en los tres documentos de referencia más reconocidos sobre ONMM: el informe del grupo internacional de trabajo de la American Society for Bone and Mineral Research (ASBMR) que trata principalmente sobre ONMM espontánea no necesariamente asociada a maniobras odontológicas (Khan et al., 2015), el documento de posición de la American Association of Oral and Maxillofacial Surgeons (AAOMS) que para nosotros los odontólogos es más relevante (Ruggiero et al., 2022), tanto como el consenso argentino elaborado por la Asociación Argentina de Osteología y Metabolismo Mineral y la Sociedad Argentina de Osteoporosis (AAOMM/SAO) (Guelman et al., 2020) en el cual incluso participaron docentes de la Facultad de Odontología de la Universidad de Buenos Aires. Para aquellos aspectos que no se encontraban contemplados en esos documentos se utilizó bibliografía complementaria. Particularmente, se consideraron estudios sobre las diferencias entre los BFs en cuanto a afinidad por la hidroxiapatita (Lawson et al., 2010; Nancollas et al., 2006).

Las variables fueron seleccionadas según su relevancia dentro de los principales dominios reconocidos en la literatura sobre ONMM:

1. Exposición farmacológica o componente farmacológico.
2. Duración e intensidad del tratamiento.
3. Tiempo transcurrido desde la suspensión.
4. Tipo de procedimiento odontológico.
5. Localización anatómica del procedimiento.
6. Factores sistémicos y locales.

CONSTRUCCIÓN DEL SISTEMA DE PONDERACIÓN

Se desarrolló un sistema de puntajes para representar la contribución relativa de las diferentes variables al resultado final que arroja el SBR. Para la asignación de los puntajes se consideraron: la consistencia de la evidencia disponible (por ejemplo, los esquemas de BFs para oncología se relacionan con riesgo mayor de ONMM que los esquemas para el tratamiento de la osteoporosis), la magnitud con la que cada factor se asocia al riesgo de ONMM (los glucocorticoides concomitantes tienen más relación que el tabaquismo) y su relevancia clínica dentro del conjunto de variables que se analizaron. Los puntajes no fueron asignados mediante modelos de regresión, técnicas de AA ni otro tipo de análisis.

Las variables 1 a 7 fueron organizadas en componentes que podían actuar como valores basales, modificadores acumulativos, reductores de la exposición residual o criterios de exclusión. Cada grupo de variables y sus puntajes fueron organizados en tablas y se escribieron instrucciones operativas para cada una de ellas. La combinación de los componentes de las diferentes tablas con sus puntajes permitió obtener una puntuación global y asignar cada escenario simulado a una categoría de riesgo como se describiera más arriba.

Las cuestiones matemáticas relacionadas con ponderaciones numéricas, las operaciones internas con los grupos de puntajes y los puntos de corte exactos forman parte de la especificación operativa del SBR.

1. Componente farmacológico

La ponderación farmacológica se construyó mediante la integración de diferentes dimensiones relacionadas con las características de los BFs y con su modalidad de utilización.

Se consideró la potencia antirresortiva relativa de cada fármaco: los BFs de mayor potencia recibieron un puntaje superior a aquellos con menor efecto antirresortivo.

Se contemplaron las propiedades farmacocinéticas relacionadas con la afinidad por la hidroxiapatita: esta característica influye sobre la captación del BF por el tejido óseo y su acumulación esquelética. Los fármacos con mayor afinidad y retención ósea fueron considerados de mayor riesgo.

La vía de administración no se consideró de forma aislada como determinante de riesgo. Aunque la administración intravenosa se encuentra frecuentemente asociada a situaciones de mayor riesgo, esto se relaciona principalmente con el tipo de fármaco, la dosis, la frecuencia de administración y el contexto terapéutico. En consecuencia, el modelo utilizó combinaciones farmacológicas clínicamente posibles, integrando medicamento, vía de administración e indicación terapéutica (un ejemplo de esto es el ibandronato, que en la administración mensual de 1 comprimido de 150 mg representa el mismo riesgo de ONMM que la administración IV de 3 mg cada 3 meses).

La herramienta permite seleccionar únicamente esquemas terapéuticos clínicamente plausibles, con el propósito de evitar combinaciones incompatibles entre el fármaco, la vía de administración y la indicación. Por ejemplo, no admite la combinación de alendronato, administración intravenosa e indicación

oncológica, ya que este fármaco se utiliza por vía oral y no forma parte de los esquemas habituales de tratamiento oncológico.

2. Duración e intensidad de la exposición

La duración del tratamiento fue incorporada como un indicador indirecto de exposición acumulada.

En los tratamientos destinados a osteoporosis u otras enfermedades benignas, la exposición se organizó en intervalos progresivos de duración. A medida que aumentaba el tiempo de tratamiento, se incrementaba el puntaje correspondiente, con diferencias según el fármaco utilizado y sus características farmacológicas.

En los tratamientos oncológicos, la intensidad de la exposición se representó principalmente mediante la cantidad acumulada de administraciones. Se establecieron diferentes niveles de exposición en función del número de dosis recibidas, considerando que los esquemas oncológicos presentan una frecuencia y una intensidad considerablemente mayores que los tratamientos para osteoporosis.

Los puntajes relacionados con duración del tratamiento o cantidad de dosis funcionaron como modificadores del componente farmacológico basal (punto 1). Estas variables no se aplicaron simultáneamente: el simulador selecciona automáticamente la modalidad correspondiente según el contexto terapéutico previamente elegido (oncológico vs osteoporosis).

3. Tiempo transcurrido desde la suspensión

El tiempo transcurrido desde la suspensión se registra con fines didácticos, pero no modifica el puntaje, ya que la AAOMS considera controvertido su efecto sobre el riesgo de ONMM y no establece períodos validados de reducción del riesgo para los BFs. Si bien en tratamientos para osteoporosis, la exposición farmacológica y el riesgo basal son considerablemente menores que en los esquemas oncológicos y que el efecto residual puede disminuir después de la suspensión y varía según el BF; la evidencia aún no permite asignar una reducción del riesgo de ONMM (Aboalela et al., 2022; Ruggiero et al., 2022).

De hecho, está publicado por Rodan et al. (2004) en un modelo farmacocinético sobre las *drug holidays* que luego de 10 años de suspensión del BF alendronato en una dosis de 70 mg por semana, el tejido óseo continúa liberando aproximadamente un equivalente al 25% de la dosis absorbida por el paciente cuando se encontraba en tratamiento activo.

4. Tipo de procedimiento odontológico

Los procedimientos odontológicos fueron incorporados como variables independientes debido a su posible función como factores desencadenantes de ONMM.

La ponderación se estableció considerando el grado de invasividad, la posibilidad de exposición del tejido óseo y la magnitud de dicha manipulación. Las exodoncias fueron consideradas dentro del grupo de mayor relevancia, debido a que constituyen el antecedente odontológico desencadenante más frecuentemente descrito en los documentos de consenso. La instalación de implantes y otros procedimientos quirúrgicos con manipulación ósea, fueron ubicados en un nivel relativo intermedio de puntaje de acuerdo con los consensos, aunque la evidencia no es contundente al respecto.

Los tratamientos periodontales no quirúrgicos recibieron una ponderación menor. Los procedimientos conservadores que no implican exposición ni manipulación quirúrgica del hueso (como operatoria, endodoncia, ortodoncia y rehabilitación prótetica fija) no modificaron el puntaje del simulador.

5. Localización anatómica del procedimiento

La localización fue incorporada como modificador del punto anterior (4). Se diferenció entre intervenciones en maxilar superior y en mandíbula, considerando la mayor frecuencia de casos de ONMM reportada en la mandíbula (75% vs 25% en maxilar superior). En los procedimientos invasivos, la localización mandibular incrementó la ponderación relativa. En los procedimientos no invasivos, se indicó al algoritmo que no modifique el riesgo adicional por localización. La localización fue solicitada sistemáticamente en la interfaz, incluso en aquellos procedimientos en los que no afectaba la puntuación.

6. Factores sistémicos y locales

El simulador incorporó factores sistémicos y locales descritos en la literatura, como posibles modificadores del riesgo de ONMM. Entre los factores sistémicos se consideraron: edad avanzada, diabetes mellitus, grado de control metabólico de la diabetes, tratamiento concomitante con glucocorticoides, tratamiento con medicamentos inmunosupresores. Entre los factores locales se incluyeron: tabaquismo, presencia de enfermedad periodontal. Las ponderaciones de estas variables se establecieron considerando tanto la consistencia de la evidencia como la magnitud relativa de su posible efecto. Los factores con evidencia más consistente o mayor impacto esperado recibieron una ponderación relativa superior a aquellos cuya asociación ha sido menos uniforme o de menor magnitud. Estas variables funcionaron como modificadores acumulativos, debido a que un mismo escenario podía presentar simultáneamente varios factores sistémicos o locales.

En las situaciones que representaban diferentes estados de una misma condición, se incorporaron reglas de exclusión. Por ejemplo, las opciones correspondientes a diabetes controlada y diabetes no controlada fueron mutuamente excluyentes para evitar que ambas se contabilizaran simultáneamente.

No se incluyeron factores cuya asociación con la ONMM haya sido informada de manera débil o inconsistente, como la anemia, que aparece principalmente en pacientes oncológicos y puede estar

relacionada con la enfermedad de base y otros factores concomitantes (Ruggiero et al., 2022).

INTEGRACIÓN DE LAS REGLAS DE DECISIÓN

El algoritmo integró las diferentes variables en un score mediante un conjunto de reglas explícitas definidas previamente, que determinan la interacción entre dichas variables y la obtención del resultado final (Figura 1).

En primer lugar, el usuario selecciona una combinación farmacológica: el BF, la vía de administración y el contexto terapéutico.

Según el contexto seleccionado, luego se activa el modificador correspondiente a duración del tratamiento o exposición acumulada. Posteriormente se registra el tiempo transcurrido desde la última dosis (que no modifica el score).

El componente farmacológico resultante se combina con el tipo de procedimiento odontológico y su localización anatómica. A continuación, se incorporan de manera acumulativa los factores sistémicos y locales seleccionados.

La puntuación global resultante se compara con intervalos preestablecidos para estratificar el escenario en una de las tres categorías de riesgo (bajo, moderado y alto).

El sistema fue diseñado para mantener la coherencia de las combinaciones ingresadas e impedir la duplicación de variables excluyentes.

PRESENTACIÓN DEL RESULTADO

El resultado es presentado mediante una interfaz gráfica que identifica las categorías de riesgo bajo, moderado y alto y lo asocia con colores (verde, amarillo y rojo). Junto con un desglose de las variables seleccionadas y explica cuáles han contribuido al resultado. Esta característica fue incorporada para favorecer la transparencia del sistema y permitir que el estudiante reconozca la relación entre los datos ingresados y la clasificación obtenida y constituye una parte central de la finalidad pedagógica del simulador. No se buscó que el alumno acepte automáticamente la salida del sistema, sino que pueda analizarla, cuestionarla y contrastarla con los consensos y con su propio razonamiento clínico.

Se recomienda realizar sistemáticamente la interconsulta con el médico tratante a fin de enseñar al alumno la necesidad de conocer el estado sistémico del paciente y favorecer un abordaje interdisciplinario.

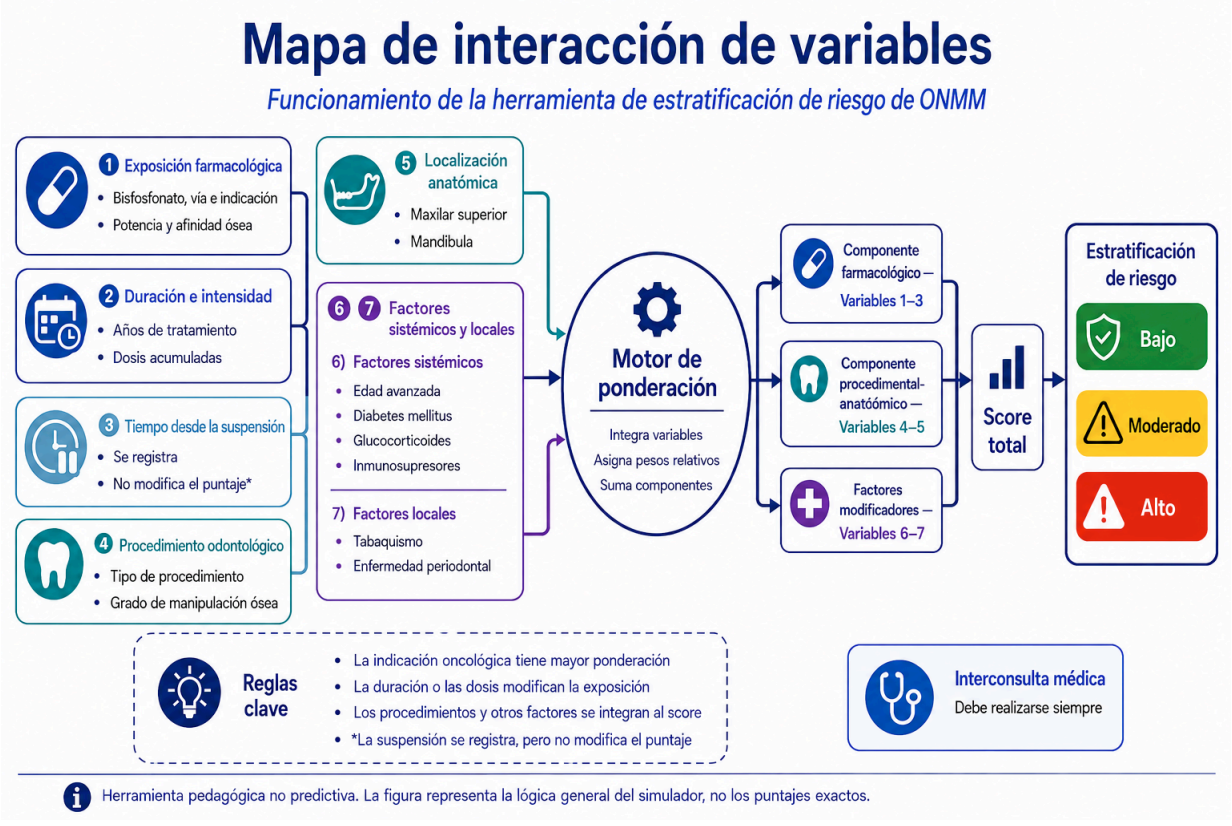


FIGURA 1. Resumen gráfico del funcionamiento de la herramienta: variables, motor algorítmico de ponderación, generación del score y estratificación. Fuente: Interfaz capturada de Simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM, por Escudero, N. 2026. https://estratificacionriesgoonmm.netlify.app/

DESARROLLO DEL CÓDIGO CON ASISTENCIA DE IA GENERATIVA

El desarrollo del código se realizó con asistencia de IA generativa mediante ChatGPT, modelo GPT-5.6 Thinking, de OpenAI. Previamente a la generación del código, se le proporcionaron al sistema una serie de instrucciones de funciones elaboradas previamente: la finalidad educativa del simulador, las variables y las relaciones entre ellas, las reglas de acumulación, criterios de exclusión, categorías de riesgo y la necesidad de explicar el resultado obtenido.

La IA generativa tradujo esas especificaciones clínicas y de funcionamiento a código informático. La selección de la bibliografía, la definición de las variables, la construcción de los puntajes, las reglas y la evaluación de su coherencia fueron responsabilidad de la autora y no de la IA.

La versión principal fue implementada como una aplicación web interactiva mediante HTML (HyperText Markup Language) para definir la estructura (botones, campos, etc.), CSS (Cascading Style Sheets) para los colores, tipografía, posicionamiento de los elementos y JavaScript implementó la lógica de aplicación y ejecución del algoritmo en respuesta a las variables introducidas por el usuario. Esta modalidad permitió obtener un archivo ejecutable en navegadores convencionales sin necesidad de instalación de programas adicionales.

Las variables, reglas y ponderaciones fueron estructuradas de manera que pudieran ser modificadas ante la aparición de nueva evidencia, nuevas versiones de los consensos, o la posibilidad de incorporar otro fármaco que se relacione con la ONMM (por ejemplo, denosumab o romosozumab) sin necesidad de reconstruir íntegramente la arquitectura del programa.

REVISIÓN Y VERIFICACIÓN

Una vez generado el código, su funcionamiento fue verificado y probado. La revisión tuvo como objetivo comprobar la correspondencia entre las reglas previamente definidas y el comportamiento del programa.

ALCANCE Y MEDIDAS DE SEGURIDAD

La herramienta fue desarrollada como un simulador educativo y no constituye un modelo predictivo, no ha sido clínicamente validado aún y no estima la probabilidad individual de desarrollar ONMM ni para indicar, contraindicar o modificar procedimientos odontológicos. Por ello en la interfaz se incluyó una advertencia explícita sobre estas limitaciones.

PUBLICACIÓN Y ALOJAMIENTO WEB

La aplicación se almacenó en un repositorio GitHub y se publicó como sitio web estático mediante la app Netlify, permitiendo el acceso desde un navegador sin instalación local.

RESULTADOS

La versión en HTML produce un archivo ejecutable local que puede utilizarse en cualquier navegador web sin requerir instalación adicional y la URL es https://estratificacionriesgoonmm.netlify.app/



FIGURA 2. Pantalla de inicio del simulador. Fuente. Interfaz capturada de *Simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM*, por Escudero, N. 2026. https://estratificacionriesgoonmm.netlify.app/

En la parte superior de la interfaz (Figura 2) se describe que es una aplicación educativa. El título se observa en tipografía clara “Simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM: exploración de escenarios clínicos mediante reglas explícitas”, figura el nombre de la autora y desarrolladora (Dra. Natalia Escudero) y la filiación institucional. En tres tarjetas se describe el alcance educativo, recomendaciones sobre el tratamiento farmacológico y la naturaleza del modelo.

La interfaz en el sector donde interactúa el usuario (Figura 3) incorpora menús desplegables, botones de opción (radio buttons) y casillas de verificación (checkboxes), organizados en tres dominios clínicos. Además, incluye ayudas contextuales y reglas de habilitación progresiva de los campos, guiando al usuario durante la construcción del escenario.

El resultado del proceso se muestra fundamentado, para que (al contrario de los algoritmos de AA que sí predicen) no actúe como una caja negra. Cada escenario es mostrado en colores para hacerlo más didáctico (Figura 4). El resultado puede copiarse o imprimirse para utilización en actividades docentes o de discusiones de casos. Con fines didácticos para el entrenamiento de trabajo en equipo con el médico que prescribió o controla el tratamiento con BFs, se estableció que debajo de la estratificación el alumno tenga una leyenda que le recomienda la interconsulta.

La última tarjeta muestra el marco bibliográfico del simulador que son los tres consensos mencionados a lo largo de este trabajo (Figura 5).



FIGURA 3. Interfaz principal donde interactúa el usuario. Fuente. Interfaz capturada de Simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM, por Escudero, N. 2026. https://estratificacionriesgoonmm.netlify.app/

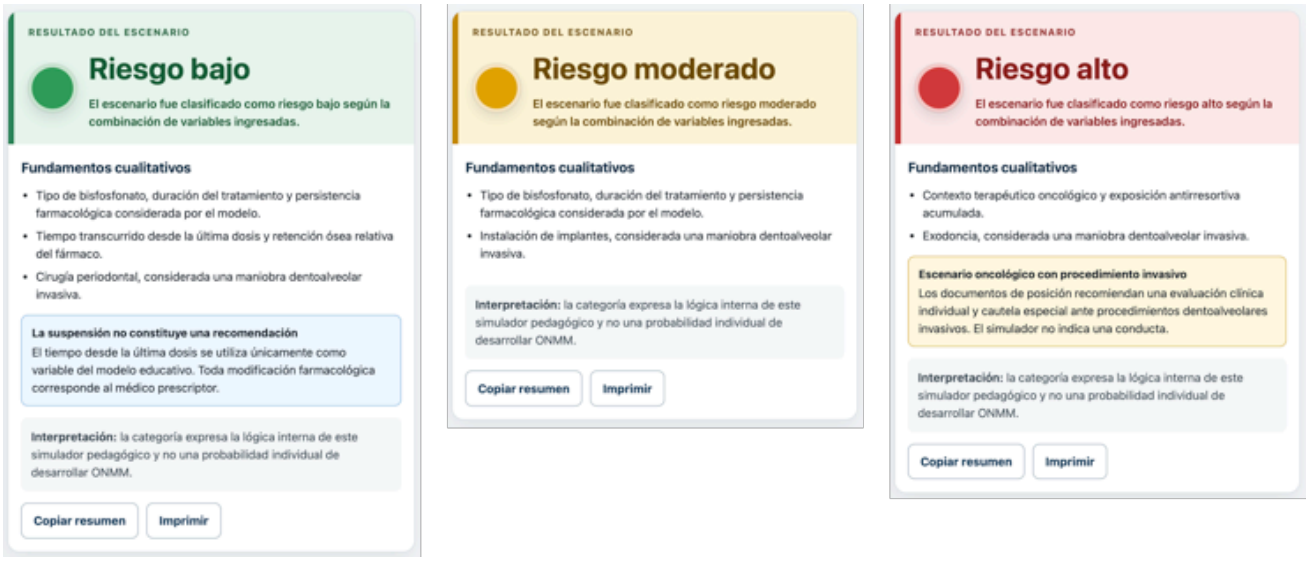


FIGURA 4. Ejemplos de las salidas generadas por el simulador para escenarios clasificados como riesgo bajo, moderado y alto. Fuente. Interfaz capturada de Simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM, por Escudero, N. 2026. https://estratificacionriesgoonmm.netlify.app/

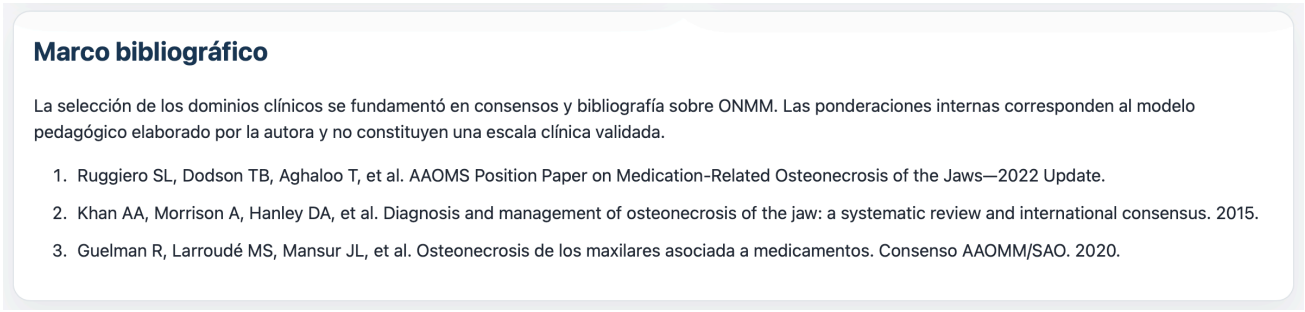


FIGURA 5. Marco bibliográfico de referencia principal para el desarrollo de la herramienta. Fuente. Interfaz capturada de Simulador pedagógico para la estratificación del riesgo de ONMM, por Escudero, N. 2026. https://estratificacionriesgoonmm.netlify.app/

DISCUSIÓN

El simulador desarrollado constituye una herramienta educativa basada en reglas explícitas que permite integrar múltiples variables relacionadas con el riesgo de ONMM y visualizar su influencia sobre la estratificación final. A diferencia de los modelos de AA, su funcionamiento es transparente y permite al estudiante explorar distintos escenarios clínicos, característica compatible con los principios del aprendizaje mediante simulación en ciencias de la salud (Issenberg et al., 2005).

Las variables incorporadas fueron seleccionadas a partir de factores reconocidos por los principales consensos sobre ONMM, (Guelman et al., 2020; Khan et al., 2015; Ruggiero et al., 2022). Sin embargo, estos documentos no establecen ponderaciones cuantitativas para cada factor. Por ello, los puntajes utilizados constituyen una ponderación heurística y no son coeficientes predictivos derivados de la clínica. Por ello, la herramienta no estima probabilidades individuales.

En esta versión de la herramienta no se incluyeron otros fármacos asociados con la ONMM cuya incorporación podría ser objeto de desarrollos posteriores.

La utilización de IA generativa permitió traducir de forma muy eficiente las reglas definidas a un código informático funcional, reduciendo las barreras técnicas para el desarrollo de recursos educativos digitales. La selección de las variables, la definición de las reglas y la revisión del producto final permanecieron bajo supervisión humana. Una etapa posterior deberá evaluar el comportamiento del instrumento frente a casos clínicos reales y determinar la necesidad de ajustar sus ponderaciones o criterios de estratificación.

CONCLUSIÓN

Este simulador integra elementos de IA, mostrando cómo un modelo simple puede contribuir a la construcción de herramientas educativas, mientras que la reflexión clínica y el juicio profesional siguen siendo los pilares fundamentales de la toma de decisión, irremplazables hasta el momento por la tecnología.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al Dr. Ariel Schwartzman por sus valiosas observaciones sobre los requerimientos de datos para el desarrollo de modelos de aprendizaje automático que contribuyeron a la decisión de desarrollar la herramienta presentada en este trabajo. Asimismo agradezco a la Dra. Patricia Mandalunis por la lectura crítica de este manuscrito.

REFERENCIAS

Aboalela, A. A., Farook, F. F., Alqahtani, A. S., Almousa, M. A., Alanazi, R. T., y Almohammadi, D. S. (2022). The effect of antiresorptive drug holidays on medication-related osteonecrosis of the jaw: a systematic review and meta-analysis. *Cureus, 14*(10), e30485. https://doi.org/10.7759/cureus.30485

Çoban, E., y Altay, B. (2024). Assessing the potential role of artificial intelligence in medication-related osteonecrosis of the jaw information sharing. *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 82*(6), 699–705. https://doi.org/10.1016/j.joms.2024.03.001

Guelman, R., Larroudé, M. S., Mansur, J. L., Sánchez, A., Vega, E., Zanchetta, M. B., Picardo, S. N., Rodríguez Genta, S. A. y Rey, E. A. (2020). Osteonecrosis de los maxilares asociada a medicamentos (ONMM): guía redactada por expertos invitados por la Asociación Argentina de Osteología y Metabolismo Mineral y por la Sociedad Argentina de Osteoporosis. *Actualizaciones en Osteología, 16*(3), 232–252. https://ojs.osteologia.org.ar/ojs33010/index.php/osteologia/article/view/124

Harte, M., Carey, B., Feng, Q. J., Alqarni, A., y Albuquerque, R. (2025). Transforming undergraduate dental education: the impact of artificial intelligence. *British Dental Journal, 238*(1), 57–60. https://doi.org/10.1038/s41415-024-7788-7

Issenberg, S. B., McGaghie, W. C., Petrusa, E. R., Lee Gordon, D., y Scalese, R. J. (2005). Features and uses of high-fidelity medical simulations that lead to effective learning: a BEME systematic review. *Medical Teacher, 27*(1), 10–28. https://doi.org/10.1080/01421590500046924

Khan, A. A., Morrison, A., Hanley, D. A., Felsenberg, D., McCauley, L. K., O'Ryan, F., Reid, I. R., Ruggiero, S. L., Taguchi, A., Tetradis, S., Watts, N. B., Brandi, M. L., Peters, E., Guise, T., Eastell, R., Cheung, A. M., Morin, S. N., Masri, B., Cooper, C., Morgan, S. L., … International Task Force on Osteonecrosis of the Jaw (2015). Diagnosis and management of osteonecrosis of the jaw: a systematic review and international consensus. *Journal of Bone and Mineral Research, 30*(1), 3–23. https://doi.org/10.1002/jbmr.2405

Kim, D. W., Kim, H., Nam, W., Kim, H. J., y Cha, I. H. (2018). Machine learning to predict the occurrence of bisphosphonate-related osteonecrosis of the jaw associated with dental extraction: A preliminary report. *Bone, 116*, 207–214. https://doi.org/10.1016/j.bone.2018.04.020

Kim, I., Choi, H. J., Ryu, J. M., Lee, S. K., Yu, J. H., Kim, S. W., Nam, S. J., y Lee, J. E. (2019). A predictive model for high/low risk group according to oncotype DX recurrence score using machine learning. *European Journal of Surgical Oncology, 45*(2), 134–140. https://doi.org/10.1016/j.ejso.2018.09.011

Kwack, D. W., y Park, S. M. (2023). Prediction of medication-related osteonecrosis of the jaw (MRONJ) using automated machine learning in patients with osteoporosis associated with dental extraction and implantation: a retrospective study. *Journal of the Korean Association of Oral and Maxillofacial Surgeons, 49*(3), 135–141. https://doi.org/10.5125/jkaoms.2023.49.3.135

Lawson, M. A., Xia, Z., Barnett, B. L., Triffitt, J. T., Phipps, R. J., Dunford, J. E., Locklin, R. M., Ebetino, F. H., y Russell, R. G. (2010). Differences between bisphosphonates in binding affinities for hydroxyapatite. *Journal of biomedical materials research. Part B, Applied Biomaterials, 92*(1), 149–155. https://doi.org/10.1002/jbm.b.31500

Marx R. E. (2003). Pamidronate (Aredia) and zoledronate (Zometa) induced avascular necrosis of the jaws: a growing epidemic. *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 61*(9), 1115–1117. https://doi.org/10.1016/s0278-2391(03)00720-1

Mine, Y., Okazaki, S., Yamasaki, S., Kakimoto, N., Yanamoto, S., y Murayama, T. (2025). Artificial intelligence for medication-related osteonecrosis of the jaw: a scoping review. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology, 140*(4), 405–415. https://doi.org/10.1016/j.oooo.2025.03.004

Nancollas, G. H., Tang, R., Phipps, R. J., Henneman, Z., Gulde, S., Wu, W., Mangood, A., Russell, R. G., y Ebetino, F. H. (2006). Novel insights into actions of bisphosphonates on bone: differences in interactions with hydroxyapatite. *Bone, 38*(5), 617–627. https://doi.org/10.1016/j.bone.2005.05.003

Rodan, G., Reszka, A., Golub, E., y Rizzoli, R. (2004). Bone safety of long-term bisphosphonate treatment. *Current Medical Research and Opinion, 20*(8), 1291–1300. https://doi.org/10.1185/030079904125004475

Ruggiero, S. L., Dodson, T. B., Aghaloo, T., Carlson, E. R., Ward, B. B., & Kademani, D. (2022). American Association of Oral and Maxillofacial Surgeons' position paper on medication-related osteonecrosis of the jaws-2022 update. *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 80*(5), 920–943. https://doi.org/10.1016/j.joms.2022.02.008

Vázquez-Sebrango, G., Anitua, E., Macía, I., y Arganda-Carreras, I. (2025). The role of artificial intelligence in implant dentistry: a systematic review. *International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 54*(11), 1098–1122. https://doi.org/10.1016/j.ijom.2025.04.005

Warin, K., Lochanachit, S., Pavarangkoon, P., Techapanurak, E., y Somyanonthanakul, R. (2025). Prediction of medication-related osteonecrosis of the jaw in patients receiving antiresorptive therapy using machine learning models. *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 83*(3), 353–365. https://doi.org/10.1016/j.joms.2024.11.013

CONFLICTOS DE INTERÉS

La autora declara no tener ningún conflicto de interés.

Dirección para correspondencia
Cátedra de Odontología Integral de Mediana y Alta Complejidad
Facultad de Odontología
Universidad de Buenos Aires
Marcelo T de Alvear 2142, Piso 10 Sector A
Ciudad Autónoma de Buenos Aires, (C1122AAH)
natalia.escudero@odontologia.uba.ar

La Revista de la Facultad de Odontología de la Universidad de Buenos Aires se encuentra bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0

