

MÉTODOS NUMÉRICOS Y REDES NEURONALES EN FÍSICA: UNA ESTRATEGIA PARA LA ENSEÑANZA INNOVADORA

NUMERICAL METHODS AND NEURAL NETWORKS IN PHYSICS: A STRATEGY FOR INNOVATIVE TEACHING

Mateo Marques^a, Mario González^b, Javier Carro^a, Lucas Bessone^{b, c, d}, Julián Ramos^c y José Di-Laccio^{a, e}

^a*Centro Regional de Profesores, CFE, Uruguay, <https://www.cfe.edu.uy/>*

^b*DMEL, CENUR LN, UdelaR, Uruguay, <http://dmel.multisitio.interior.edu.uy/>*

^c*Dpto. del Agua, CENUR LN, UdelaR, Uruguay, <http://agua.unorte.edu.uy/>*

^d*Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Concordia, Concordia, Entre Ríos, Argentina*

^e*Dpto. de Física, CENUR LN, UdelaR, Uruguay, <http://les.edu.uy/fisica/>*

Palabras clave: Física, Métodos numéricos, Redes neuronales, Aprendizaje.

Resumen. Se presenta una experiencia de enseñanza integrada entre Física y Matemática, desarrollada en colaboración entre el Centro Universitario Regional del Litoral Norte (Universidad de la República) y dos Centros Regionales de Profesores del Uruguay. La propuesta aplica métodos numéricos a la resolución de problemas físicos que involucran ecuaciones diferenciales lineales y no lineales. Como caso de estudio, se aborda un sistema masa–resorte amortiguado con interacción magnética, que combina principios de la mecánica clásica y el electromagnetismo. El proyecto integra métodos tradicionales, como Euler y Runge–Kutta de cuarto orden, con estrategias basadas en Redes Neuronales Artificiales y modelos de lenguaje generativos (ChatGPT), promoviendo la reflexión crítica sobre las diferencias entre soluciones manuales y automatizadas.

Keywords: Physics, Numerical methods, Neural networks, Learning.

Abstract. This work presents an integrated teaching experience between Physics and Mathematics, developed in collaboration with the Regional University Center of the North Coast (University of the Republic, Uruguay) and two Regional Teacher Training Centers. The proposal applies numerical methods to the solution of physical problems involving linear and nonlinear differential equations. As a case study, a damped mass–spring system with magnetic interaction is analyzed, combining principles of classical mechanics and electromagnetism. The project integrates traditional methods, such as Euler and fourth-order Runge–Kutta, with strategies based on Artificial Neural Networks and generative language models (ChatGPT), fostering critical reflection on the differences between manually developed and automated solutions.

1. INTRODUCCIÓN

Con la llegada de la inteligencia artificial (IA), la formación en disciplinas como la Física y la Matemática se enfrenta a un desafío crucial: conectar los fundamentos teóricos con las herramientas tecnológicas de vanguardia que la sociedad actual demanda y que los estudiantes, con justa razón, desean conocer. Si bien los Métodos Numéricos son parte de la enseñanza universitaria y, en menor medida, del profesorado de física, las Redes Neuronales, que hoy en día son un tema interesante en la sociedad, no han sido incorporadas en los planes de estudio. Explorar la atención a esta situación resulta desafiante para ofrecer una formación actualizada, pertinente y atractiva (Numa-Sanjuán *et al.*, 2024; Di-Laccio *et al.*, 2023, 2024).

Con el objetivo de responder a esta necesidad, se diseñó un plan de trabajo didáctico, fruto de una colaboración entre docentes del Centro Universitario Regional - Litoral Norte (CENUR-LN) de la Universidad de la República y docentes de dos Centros Regionales de Profesores (CeRP). Este plan propone la enseñanza de los Métodos Numéricos y las Redes Neuronales de manera integrada y significativa, de forma que se brinden varias posibilidades para el aprendizaje. El método se apoya en un enfoque gradual. Se inicia con una situación tomada de la física: la resolución de una ecuación diferencial lineal que describe oscilaciones subamortiguadas, un caso simple, de solución conocida y ejemplar. A partir de allí, se aplican los mismos métodos a una ecuación diferencial no lineal, más compleja, que surge al añadir al sistema de oscilaciones amortiguadas el efecto de la fuerza magnética entre un imán (de neodimio cilíndrico) acoplado a la masa oscilante y otro idéntico ubicado en el piso, cercano a este.

La experiencia se enriquece gracias a la sinergia entre las instituciones. Por un lado, los docentes universitarios aportan su experiencia en investigación y en la enseñanza teórica. Por otro, los docentes de los CeRP contribuyen con una perspectiva pedagógica centrada en el estudiante y sustentada en un enfoque competencial. Para lograr esto, se apoyan en estrategias activas y en el uso sistemático de rúbricas, lo que permite a los estudiantes saber desde un inicio qué se espera para su formación.

Esta articulación interinstitucional no solo posibilita el diseño de materiales didácticos con un enfoque genuinamente interdisciplinario, sino que también potencia la innovación educativa. La colaboración genera una retroalimentación continua entre diferentes niveles de enseñanza, fortaleciendo el proceso para todos los involucrados.

El presente trabajo describe el diseño de este plan de trabajo, que integra saberes de Física, Matemática y Computación. Asimismo, se justifica cómo la colaboración interinstitucional ha sido crucial para la creación de un modelo pedagógico que puede inspirar a otras comunidades académicas a articular esfuerzos para modernizar la enseñanza. Es importante señalar que, al momento de la redacción, el plan se encuentra en su fase de diseño. La implementación con los estudiantes y la posterior evaluación de sus resultados constituyen una fase prevista a futuro, la cual permitirá profundizar en los beneficios y aprendizajes de la experiencia colaborativa.

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

El estudio que aquí se presenta se centra en el análisis de un sistema mecánico clásico: el oscilador masa–resorte con amortiguamiento. Este sistema, ampliamente abordado en la literatura de la física, constituye un punto de partida adecuado para la introducción de métodos de resolución de ecuaciones diferenciales debido a su carácter didáctico y a la existencia de soluciones analíticas conocidas y de relativa sencillez en su obtención.

A partir de este escenario inicial, se avanza hacia un modelo más complejo mediante la incorporación de una fuerza magnética que interactúa con la masa oscilante. Este agregado

transforma el problema en un sistema no lineal, cuyo abordaje sugiere la aplicación de técnicas numéricas, que son las que queremos abordar, y ofrece un marco enriquecido para la exploración y comparación de distintos métodos de resolución.

En este contexto, se utilizarán los métodos de Euler y Runge–Kutta como aproximaciones numéricas clásicas, a los que se suma un enfoque contemporáneo basado en redes neuronales. De esta manera, la propuesta combina herramientas tradicionales y modernas, favoreciendo tanto la comprensión conceptual como la apertura hacia nuevas metodologías de análisis en física computacional.

Asimismo, en la plataforma GitHub se ponen a disposición programaciones en MATLAB y Python, desarrolladas con el apoyo de inteligencia artificial a partir de solicitudes específicas (prompts en ChatGPT y Gemini IA) formuladas por el equipo docente, ver sección 3.

2.1. Ecuación diferencial lineal en las oscilaciones amortiguadas

El movimiento de un sistema masa-resorte vertical con amortiguamiento viscoso lineal puede describirse mediante una ecuación diferencial de segundo orden. Si se elige la posición de equilibrio como el origen ($y = 0$), se tiene (French, 1974; Di Laccio, 2024):

$$\ddot{y} + \gamma \dot{y} + \omega_0^2 y = 0 \quad (1)$$

donde, \ddot{y} es la aceleración de la masa, \dot{y} es su velocidad, $\gamma = \frac{b}{m}$ es el coeficiente de amortiguamiento por unidad de masa y $\omega_0 = \sqrt{\frac{k}{m}}$ es la frecuencia natural no amortiguada.

Para el caso de oscilaciones amortiguadas (subamortiguadas), donde $\gamma^2 < 4\omega_0^2$, la solución general para la posición es:

$$y(t) = Ae^{-\frac{\gamma}{2}t} \cos(\omega_d t + \phi), \quad (2)$$

donde: A es la amplitud inicial, ϕ es el ángulo de fase y $\omega_d = \sqrt{\omega_0^2 - (\frac{\gamma}{2})^2}$ es la frecuencia angular amortiguada.

Esta ecuación resulta familiar para los estudiantes, pues ha sido objeto de estudio en cursos anteriores. Por ello, constituye un punto de partida adecuado para ensayar métodos numéricos en un contexto accesible, permitiendo concentrar la atención en las técnicas de resolución sin introducir complejidades adicionales.

2.2. Ecuación diferencial no lineal en las oscilaciones amortiguadas

Una vez que los estudiantes han abordado los métodos numéricos en el caso lineal y pueden comparar directamente con la solución analítica, el modelo se extiende para incluir una interacción magnética.

Para ello, se fija un imán cilíndrico de neodimio en la base y se coloca otro idéntico en la masa oscilante, como se ve en la figura 1. La fuerza magnética resultante puede ser de atracción o repulsión dependiendo de los polos enfrentados de los imanes y su intensidad depende de la distancia que los separa (Castañer et al., 2006; González, 2017; Ángel F. García, 2025). La intensidad de los campos generados por los imanes de neodimio es significativamente superior a la del campo magnético terrestre, por lo que este último resulta despreciable en el análisis.

Para el análisis se supone que la fuerza magnética en dirección vertical se reduce a medida que aumenta la distancia z entre los polos, siguiendo una ley de tipo $1/z^n$. En el caso de polos del mismo nombre, dicha interacción produce una fuerza de repulsión.

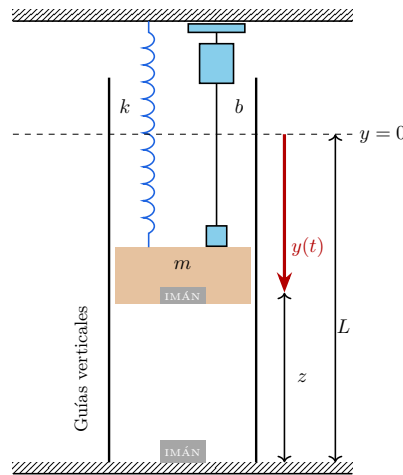


Figura 1: Sistema masa–resorte vertical con amortiguamiento y dos imanes que introducen una interacción magnética.

Definimos L como la distancia desde la posición de equilibrio del imán suspendido (donde $y = 0$) hasta el imán fijo en el suelo, mientras que $y(t)$ representa el desplazamiento del imán desde dicha posición de equilibrio, ver la figura 1. De este modo, la distancia entre ambos imanes en un instante cualquiera es:

$$z = L - y.$$

Por lo tanto, la fuerza magnética de repulsión, F_m , resulta proporcional a:

$$F_m \propto \frac{1}{(L - y)^n}.$$

La ecuación diferencial se expresa como (Jannah *et al.*, 2023):

$$\ddot{y} + \gamma \dot{y} + \omega_0^2 y = -\frac{C}{(L - y)^n}. \quad (3)$$

Las constantes γ y ω_0^2 mantienen su definición original, sustituyéndose la masa oscilante por la masa total del objeto más el imán. El parámetro C incluye la masa, y el signo negativo indica la repulsión entre polos iguales. En la simulación se adopta un exponente $n = 4$ para la fuerza magnética.

La ecuación diferencial resultante es no lineal y no posee solución analítica, por lo que se resuelve mediante métodos numéricos —como Euler o Runge–Kutta— o mediante aproximaciones basadas en redes neuronales.

2.3. Solución Numérica de las Ecuaciones de Movimiento

Para resolver las ecuaciones diferenciales que describen el movimiento del sistema masa-resorte, se emplean métodos numéricos. Estos métodos nos permiten encontrar una solución aproximada en una serie de puntos discretos en el tiempo. Son una herramienta esencial para simular la dinámica del sistema y analizar el comportamiento de las oscilaciones, especialmente en casos no lineales.

Si bien la ecuación lineal (1) es útil como introducción didáctica y para familiarizarse con los métodos numéricos, aquí nos enfocaremos en la resolución de la ecuación no lineal (3), ya que su naturaleza compleja hace inviable una solución analítica cerrada.

Para aplicar estos métodos, es necesario reducir la ecuación diferencial de segundo orden a un sistema de ecuaciones de primer orden. Si definimos la posición como $y_1 = y$ y la velocidad como $y_2 = \dot{y}$, la ecuación de movimiento se transforma en el siguiente sistema de primer orden, listo para ser resuelto numéricamente:

$$\begin{aligned}\dot{y}_1 &= y_2 \\ \dot{y}_2 &= -\gamma y_2 - \omega_0^2 y_1 + \frac{1}{m} F_m(y_1)\end{aligned}$$

2.3.1. Método de Euler

Para el problema de valor inicial (PVI):

$$\dot{y}(t) = f(t, y), \quad y(t_0) = y_0 \quad (4)$$

se busca aproximar $y(t)$ en puntos discretos $t_n = t_0 + nh$ con paso $h > 0$. Integrando la ecuación (4), se obtiene:

$$y(t_{n+1}) = y(t_n) + \int_{t_n}^{t_{n+1}} f(t, y(t)) dt. \quad (5)$$

Aproximando la integral mediante una regla del rectángulo, el método de Euler hacia adelante (FE) resulta:

$$y_{n+1} = y_n + hf(t_n, y_n), \quad y_0 = y(t_0) \quad (6)$$

Este esquema corresponde a una aproximación de diferencias finitas hacia adelante, con *error de truncamiento local* $\mathcal{O}(h^2)$ y *error global* $\mathcal{O}(h)$.

2.3.2. Métodos de Runge-Kutta

El método de Euler es simple de implementar, pero su precisión es baja. Para lograr resultados más precisos, se prefieren los métodos de mayor orden como los métodos de Runge-Kutta. La idea detrás de estos métodos es mejorar la aproximación de la integral usando promedios ponderados de varias pendientes dentro del intervalo.

2.3.3. Método de Heun (RK2).

Este esquema se basa en la regla del trapecio para aproximar la integral. La estrategia consiste en un paso *predictor* para estimar el siguiente valor y un paso *corrector* para refinar la aproximación:

$$\begin{aligned}y^* &= y_n + hf(t_n, y_n), \\ y_{n+1} &= y_n + \frac{h}{2} [f(t_n, y_n) + f(t_{n+1}, y^*)].\end{aligned} \quad (7)$$

En este caso, el *error local de truncamiento* es de orden $\mathcal{O}(h^3)$, mientras que el *error global* es de orden $\mathcal{O}(h^2)$.

2.3.4. Método de Runge-Kutta de cuarto orden (RK4).

Para mejorar aún más la precisión, generalmente se utiliza el método de cuarto orden, ya que su costo computacional es razonable (cuatro evaluaciones de la función f por paso) y su

precisión es superior. El método consiste en calcular:

$$\begin{aligned} k_1 &= f(t_n, y_n), \\ k_2 &= f\left(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}k_1\right), \\ k_3 &= f\left(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}k_2\right), \\ k_4 &= f(t_n + h, y_n + hk_3), \end{aligned} \quad (8)$$

y luego combinar estos valores como

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{6} (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4). \quad (9)$$

Aquí el *error local de truncamiento* es de orden $\mathcal{O}(h^5)$ y el *error global* es de orden $\mathcal{O}(h^4)$, lo que explica su amplio uso en la práctica. No obstante, más allá de estos métodos clásicos de integración, en los últimos años se han desarrollado enfoques alternativos, como el uso de redes neuronales, capaces de aproximar soluciones a ecuaciones diferenciales de manera flexible y eficiente.

2.4. Redes Neuronales para la Solución de Ecuaciones Diferenciales

Si bien los métodos numéricos clásicos descritos en 2.3.1 a 2.3.4 son herramientas adecuadas para resolver ecuaciones diferenciales, un enfoque alternativo es el uso de Redes Neuronales (RN). Estas redes, inspiradas en la estructura del cerebro, son capaces de aprender a aproximar funciones complejas, lo que las hace candidatas ideales para encontrar soluciones a ecuaciones como la que describe el movimiento del sistema masa–resorte con interacción magnética.

La idea central es entrenar una red neuronal para que «aprenda» la función de solución $y(t)$ de la ecuación diferencial (Navarro et al., 2023). Para ello, se formula un problema de optimización en el que se minimiza la diferencia entre la ecuación diferencial y la solución propuesta por la red neuronal. Es decir, se busca que la red neuronal cumpla con la ecuación en todos los puntos del dominio de interés. El proceso puede resumirse en los siguientes pasos:

- Se diseña una red neuronal con una capa de entrada (para el tiempo t) y una capa de salida (para la solución $y(t)$). Las capas intermedias, o capas ocultas, permiten a la red aprender relaciones no lineales complejas.
- Se define una función de costo que penaliza el error de la red si su salida no satisface la ecuación diferencial. Por ejemplo, para la ecuación

$$\ddot{y} + \gamma \dot{y} + \omega_0^2 y = \frac{1}{m} F_m(y), \quad (10)$$

la red produce una aproximación $y_\theta(t)$, donde θ denota los parámetros de la red (pesos y sesgos). La función de costo puede escribirse como:

$$\mathcal{L}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\ddot{y}_\theta(t_i) + \gamma \dot{y}_\theta(t_i) + \omega_0^2 y_\theta(t_i) - \frac{1}{m} F_m(y_\theta(t_i)) \right)^2 + \lambda \mathcal{L}_{CI}, \quad (11)$$

donde \mathcal{L}_{CI} es un término adicional que penaliza el incumplimiento de las condiciones iniciales, y λ es un parámetro que regula la importancia de este término.

- Se utiliza un algoritmo de optimización (como el descenso de gradiente) para ajustar los parámetros θ , minimizando la función de costo. De esta forma, la red se adapta para aproximar la función de solución que satisface la ecuación diferencial y las condiciones iniciales.

El uso de redes neuronales en este contexto abre la puerta a la exploración de la resolución de ecuaciones en las que los parámetros del sistema (como la fuerza magnética) no se conocen con precisión. En este caso, la red neuronal podría usarse para inferir la forma de la fuerza magnética a partir de datos experimentales, ofreciendo una poderosa herramienta para el análisis de sistemas dinámicos no lineales.

3. IA EN LA IMPLEMENTACIÓN DE MÉTODOS NUMÉRICOS

La incorporación de IA en la resolución de ecuaciones diferenciales no lineales ofrece una oportunidad para vincular fundamentos teóricos con herramientas tecnológicas avanzadas. En este proyecto se plantea el uso de modelos de lenguaje generativos, como ChatGPT (OpenAI, 2025) y Gemini IA (Google DeepMind, 2025), como asistentes para la generación automática de códigos.

En particular, los ejemplos se presentan en MATLAB (MathWorks, 2015) y Python (Python Software Foundation, 2025), por ser herramientas de uso común en el ámbito académico. No obstante, los estudiantes pueden emplear otras plataformas de programación con las que estén familiarizados, ya que los principios de implementación son análogos.

Los códigos desarrollados con el apoyo de inteligencia artificial se encuentran disponibles en: https://github.com/mago876/ecdif_pinn. Se ofrecen únicamente como ejemplo, a modo de una posible solución que podrían elaborar los estudiantes familiarizados con estas tecnologías.

Es fundamental que los códigos sean revisados críticamente, contrastándolos con los fundamentos teóricos y los conceptos matemáticos abordados en la temática, así como usados éticamente (Gallent Torres et al., 2023). Esta revisión fomenta la capacidad de análisis, la verificación de resultados y la identificación de limitaciones o errores que pueden surgir del uso automatizado de la IA.

En este sentido, la utilización de herramientas de IA no sólo contribuye a desarrollar competencias en programación y simulación, sino que también promueve una actitud reflexiva sobre la validez y aplicabilidad de las soluciones generadas, fortaleciendo la integración entre la teoría y la práctica computacional.

4. METODOLOGÍA Y DISEÑO DE LA SECUENCIA DIDÁCTICA

Este proyecto presenta una secuencia didáctica interdisciplinaria que integra Física, Matemática y Tecnologías Digitales en la enseñanza superior. Está dirigida a estudiantes del segundo año del Ciclo Inicial en Matemática (CIM) del CENUR Litoral Norte y adaptada para el cuarto año del Profesorado de Física en los CeRP, en unidades como Laboratorios de Fenómenos Clásicos o Proyecto de Física. La formación previa en asignaturas vinculadas a tecnologías y modelización computacional les brinda las competencias necesarias para aplicar herramientas numéricas e inteligencia artificial en la resolución de problemas físicos.

Su desarrollo exige la coordinación entre docentes de distintas regiones del país, centrada en el diseño teórico, didáctico y pedagógico. Dada la dispersión geográfica, el trabajo virtual será esencial para consolidar una comunidad interinstitucional de aprendizaje (Gairín, 2006).

El plan de enseñanza se estructura en una secuencia de seis semanas, con un total de 24 horas de trabajo sincrónico distribuido en dos sesiones semanales de dos horas. La progresión con-

ceptual y metodológica se diseñó para que los estudiantes inicien con los fundamentos teóricos (física y matemática) y avancen hacia la aplicación práctica de implementación de soluciones a través de códigos y la reflexión crítica sobre los mismos. Para guiar el proceso y la producción final de los estudiantes, se generará una rúbrica de evaluación, con el objetivo de transparentar los criterios y orientar el trabajo hacia los resultados esperados. Las fases son las siguientes:

Fase 1 (Semanas 1–2): Introducción a las ecuaciones diferenciales de movimiento y al método de Euler aplicado al caso físico, destacando la lógica iterativa y la aproximación numérica.

Fase 2 (Semanas 3–4): Estudio de los métodos Runge–Kutta (RK2 y RK4) y comparación de su precisión y eficiencia frente al método de Euler.

Fase 3 (Semanas 5–6): Aplicación de redes neuronales a ecuaciones diferenciales y análisis crítico de enfoques manuales, numéricos e IA. Cierre con infografía y exposición oral.

4.1. Roles y Funciones del Equipo Interdisciplinario

El diseño y la creación del plan de aula se basan en un modelo de colaboración disciplinar, donde cada docente asume un rol específico, como se detalla en la Tabla 2.

Docente	Funciones	Material de soporte
Física	<ul style="list-style-type: none"> – Selección y contextualización de problemas físicos. – Explicación de fundamentos y validación de modelos. – Relación entre teoría, resultados numéricos e IA. 	<ul style="list-style-type: none"> – Guías teóricas. – Problemas contextualizados para aplicar métodos numéricos y redes neuronales.
Matemática	<ul style="list-style-type: none"> – Fundamentación de métodos numéricos (Euler, RK2, RK4). – Formalización de ecuaciones diferenciales. – Análisis de errores y precisión. 	<ul style="list-style-type: none"> – Material teórico y ejercicios con soluciones elaborados por los estudiantes.
Tecnologías Digitales	<ul style="list-style-type: none"> – Aplicación de redes neuronales a ecuaciones diferenciales. – Guía práctica en MATLAB y Python. – Uso de IA (ChatGPT, Gemini). 	<ul style="list-style-type: none"> – Ejemplos resueltos y comparaciones de resultados.
Formadores de profesores	<ul style="list-style-type: none"> – Diseño de la secuencia didáctica. – Elaboración de rúbricas y coordinación del trabajo colaborativo. 	<ul style="list-style-type: none"> – Plan de aula interdisciplinario y rúbricas. – Guía metodológica y coevaluación del equipo docente.

Tabla 2: Roles, funciones y productos realizados por el equipo docente.

Este enfoque busca asegurar la coherencia y la rigurosidad en cada componente de la propuesta, desde la contextualización de los problemas físicos hasta la formalización de los méto-

dos matemáticos y la aplicación de tecnologías.

La propuesta apunta al desarrollo de competencias profesionales en coherencia con el plan de formación docente 2023 (CFE, 2023). Se orienta al aprendizaje permanente, la comunicación en distintos lenguajes y la construcción de comunidades de aprendizaje. Desde un enfoque competencial (Valle y Manso, 2013), busca que los estudiantes comprendan los fundamentos de los métodos numéricos y reflexionen sobre su aplicación en la resolución de problemas físicos, integrando las dimensiones cognitiva e instrumental.

5. SOBRE LA COLABORACIÓN ENTRE INSTITUCIONES Y SABERES

La experiencia desarrollada con esta propuesta interdisciplinaria ha evidenciado múltiples beneficios para los docentes involucrados. La planificación y diseño de actividades que integran Física, Matemática y Computación ha favorecido un enfoque más holístico de los problemas, al mismo tiempo que ha estimulado la creatividad pedagógica mediante la construcción colaborativa de materiales innovadores. Los docentes destacan también la oportunidad de salir de su zona de confort profesional, trabajando junto a colegas de distintas formaciones y perfiles, lo que ha promovido el intercambio de perspectivas y el enriquecimiento de la reflexión pedagógica. La interacción interinstitucional ha generado un espacio de discusión valioso, en el que se comparten enfoques diversos y se construyen estrategias didácticas de manera conjunta.

En un futuro cercano se prevé la implementación de la propuesta en el aula, lo que permitirá evaluar los resultados de su primera aplicación y realizar los ajustes necesarios para potenciar el aprendizaje de los estudiantes. Esta retroalimentación contribuirá a optimizar contenidos, secuencias de enseñanza y recursos didácticos, consolidando así la formación docente continua y fortaleciendo las competencias profesionales de quienes participan en el proyecto.

La experiencia muestra que la colaboración interinstitucional fortalece la enseñanza de Física y Matemática. La integración de métodos numéricos y redes neuronales favorece un aprendizaje significativo, mientras que el uso de IA y recursos digitales aporta una oportunidad innovadora sujeta a análisis crítico.

REFERENCIAS

- Castañer R., Medina J.M., y Cuesta-Bolao M.J. The magnetic dipole interaction as measured by spring dynamometers. *American Journal of Physics*, 74(6):510–513, 2006. <http://doi.org/10.1119/1.2180286>.
- CFE. Marco curricular de la formación de grado de los educadores 2023. 2023. Accedido: 2025-09-08.
- Di Laccio J.L. *Aprendizaje de Física en cursos universitarios*, 2024. Publicado en el marco de un proyecto para la elaboración de manuales didácticos.
- Di-Laccio J.L., Di-Laccio A., Vitale G., Ramos J., y Bessone L. Columpio: Integración de física experimental y métodos numéricos / swing: Integration of experimental physics and numerical methods. *Mecánica Computacional*, XLI:1223–1232, 2024. <http://doi.org/10.70567/mc.v41i23.120>. Antecedente: Congreso ENIEF/MECOM, Rosario, 5-8 Nov 2024. Asociación Argentina de Mecánica Computacional.
- Di-Laccio J.L., Monetta A., Ramos J., y Bessone L. Métodos numéricos en la enseñanza de la física / numerical methods in physics education. *Mecánica Computacional*, XL:1527–1537, 2023. Asociación Argentina de Mecánica Computacional. ENIEF 2023, Concordia, 6–9 de noviembre de 2023.
- French A.P. *Vibraciones y ondas*. Curso de Física del M.I.T. Reverté, Barcelona, España,

- reimpresión ilustrada edición, 1974. ISBN 8429140980.
- Gairín J. Las comunidades virtuales de aprendizaje. *EDUCAR*, 37:41–64, 2006. <http://doi.org/10.5565/rev/educar.188>.
- Gallent Torres C., Zapata González A., y Ortego Hernando J.L. El impacto de la inteligencia artificial generativa en educación superior: una mirada desde la ética y la integridad académica. *RELIEVE - Revista Electrónica de Investigación y Evaluación Educativa*, 29(2), 2023. <http://doi.org/10.30827/relieve.v29i2.29134>.
- González M.I. Forces between permanent magnets: experiments and model. *European Journal of Physics*, 38(2):025202, 2017. <http://doi.org/10.1088/1361-6404/38/2/025202>. Published 15 December 2016.
- Google DeepMind. Gemini, modelo de lenguaje multimodal. Disponible en: <https://gemini.google/>, 2025. Consultado: 5 de septiembre de 2025.
- Jannah W., Syafwan M., y Muhafzan. Modeling of a magnet-spring system with damping. *International Journal of Progressive Sciences and Technologies (IJPSAT)*, 38(2):78–82, 2023. ISSN 2509-0119.
- MathWorks. Matlab. 2015. Lanzamiento: 9 de septiembre de 2015.
- Navarro L.M., Moreno L.M., y Rodrigo S.G. Solving differential equations with deep learning: a beginner's guide. *arXiv preprint arXiv:2307.11237*, 2023.
- Numa-Sanjuán N., Díaz-Guecha L.Y., y Peñaloza-Tarazona M.E. Importancia de la inteligencia artificial en la educación del siglo xxi. *AiBi Revista de Investigación, Administración e Ingeniería*, 12(2):49–62, 2024. <http://doi.org/10.15649/2346030X.3776>.
- OpenAI. Chatgpt, modelo de lenguaje generativo. Disponible en: <https://chat.openai.com/>, 2025. Consultado: 5 de septiembre de 2025.
- Python Software Foundation. Python: Official website. <https://www.python.org/>, 2025. Accedido en septiembre de 2025.
- Valle J. y Manso J. *Competencias clave como tendencia de la política educativa supranacional de la Unión Europea: Key competences as a trend in the supranational educational policies of the European Union*. Ministerio de Educación, 2013.
- Ángel F. García. Curso interactivo de física en internet. Sitio web educativo de la Universidad del País Vasco, 2025. Accedido: 2025-09-05.