

TÍTULO: Introducción a la Neurociencia Teórica y Computacional			
AÑO: 2026	CUATRIMESTRE: 1°	N° DE CRÉDITOS:	VIGENCIA: 3 años
CARGA HORARIA: 60 horas de teoría			
CARRERA/S:			

FUNDAMENTOS

Vivimos un momento singular y profundamente disruptivo de la historia humana, en el que las neurociencias nos permiten comprender con creciente precisión el funcionamiento de la mente y del cerebro, mientras que las neurotecnologías, junto con las nuevas capacidades de registro e intervención sobre el sistema nervioso, transforman de manera radical todos los aspectos de nuestra vida y actividad. Esta convergencia entre biología, computación, matemática, física e ingeniería no sólo redefine las fronteras del conocimiento científico, sino que también plantea nuevos interrogantes sobre la naturaleza misma de la cognición, la conciencia y la inteligencia. En este escenario, la neurociencia teórica y la neurociencia computacional se han convertido en componentes esenciales del esfuerzo contemporáneo por construir una comprensión integrada del sistema nervioso.

La neurociencia computacional busca desarrollar modelos matemáticos y algoritmos que describen la dinámica de neuronas, redes neuronales y sistemas cognitivos, permitiendo simular, analizar y predecir comportamientos complejos. Al mismo tiempo, explora las analogías entre los principios del procesamiento biológico de la información y los sistemas artificiales de aprendizaje automático neuronal, estableciendo puentes entre la biología y la inteligencia artificial.

La neurociencia teórica, por su parte, se orienta a formular principios generales y marcos conceptuales que permitan articular los distintos niveles de descripción del sistema nervioso —desde los mecanismos biofísicos de la excitabilidad neuronal hasta los fenómenos emergentes de la percepción, la memoria y la toma de decisiones. Su propósito es generar una comprensión unificada, capaz de integrar datos experimentales dispersos en modelos explicativos coherentes.

El curso “Introducción a la neurociencia teórica y computacional” busca ofrecer ese puente formativo: un espacio de aprendizaje donde los estudiantes puedan aproximarse, con herramientas accesibles pero rigurosas, a los principios fundamentales del modelado neuronal, la simulación computacional y la formalización teórica de los procesos cerebrales y cognitivos.

Para los doctorandos en neurociencias provenientes de disciplinas como la psicología, la medicina, la biología, la filosofía o las ciencias sociales, entre otras, adquirir una formación básica en estos enfoques resulta hoy indispensable. No se trata de una capacitación técnica avanzada, sino de una alfabetización conceptual y metodológica que permita comprender modelos, interpretar resultados y participar activamente en el diálogo interdisciplinario que caracteriza a la neurociencia actual.

Es importante destacar que este curso está orientado principalmente, aunque no de manera exclusiva, a los estudiantes del Doctorado en Neurociencias de la Universidad Nacional de Córdoba, programa del cual la Facultad de Matemática, Astronomía, Física y Computación (FaMAF) es parte y fundadora.

Cada doctorando elige una de las cinco áreas de orientación para elaborar su proyecto de tesis (biología de la neurona, sistemas neurobiológicos, neurociencias cognitivas, neurociencias computacionales y teóricas y neuropatologías) y debe completar dos de los cuatro cursos introductorios que no están vinculados con el campo de su trabajo de tesis. Por este motivo, los estudiantes del doctorado en neurociencias que desarrollan sus

investigaciones en el área de Neurociencia Computacional y Teórica no tendrán reconocido este curso como uno de los dos cursos introductorios obligatorios de su doctorado. Como se detalla más adelante, el enfoque conceptual adoptado hace que la propuesta esté dirigida a estudiantes que no provienen de las áreas de matemática, física, astronomía, computación, ingeniería o ciencias económicas, sino de disciplinas como la psicología, la medicina, la biología, la química o las ciencias sociales, entre otras.

OBJETIVOS

El curso tiene como propósito introducir a los estudiantes de doctorado en neurociencias a los fundamentos conceptuales, metodológicos y epistemológicos de la neurociencia computacional y teórica.

Entre sus objetivos específicos se destacan:

1. Comprender los principios básicos del modelado neuronal y de redes neuronales, tanto desde una perspectiva biológica como computacional.
2. Familiarizarse con los principales tipos de modelos teóricos, desde los biológicamente detallados (como los de Hodgkin-Huxley e Integrate-and-Fire) hasta los modelos de sistemas neuronales simplificados utilizados para comprender fenómenos de memoria, aprendizaje y percepción.
3. Desarrollar competencias básicas en el uso de representaciones matemáticas y computacionales, de manera accesible para quienes no poseen formación previa en matemática, computación, física o ingeniería.
4. Explorar las conexiones entre neurociencia e inteligencia artificial, analizando cómo los modelos inspirados en el cerebro han contribuido al desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático, y cómo estos, a su vez, ofrecen nuevas herramientas para el estudio de la función cerebral.
5. Promover una mirada crítica y reflexiva sobre los modelos, su poder explicativo y sus límites, fomentando la integración entre aproximaciones experimentales y teóricas.
6. Estimular el pensamiento interdisciplinario, facilitando el diálogo entre neurobiología, psicología, ciencias cognitivas y ciencias de la computación.
7. Desarrollar competencias básicas en el uso de representaciones matemáticas y computacionales, de manera accesible para quienes no poseen formación previa en matemática, física o ingeniería.

PROGRAMA

Unidad I: De la neurona al algoritmo: historia conceptual de la neurociencia teórica y computacional

Los orígenes de la neurociencia moderna. Descubrimiento de la neurona: Ramón y Cajal, la doctrina neuronal y la estructura del tejido nervioso. Modelos tempranos de excitabilidad: Integrate-and-Fire y Hodgkin y Huxley, el impulso nervioso y la descripción biofísica de la membrana. Primeras formulaciones teóricas del sistema nervioso como red dinámica. Del sistema nervioso al cálculo simbólico. Cibernética y teoría de la información: Wiener, Shannon y el cerebro como procesador de señales. El modelo de McCulloch y Pitts: neuronas formales y la idea de cómputo lógico. Hebb y la plasticidad sináptica. Aprendizaje como cambio estructural. Modelos de redes y emergencia del aprendizaje automático. Rosenblatt y el perceptrón: aprendizaje estadístico y clasificación. Críticas y redescubrimiento: Minsky, Papert y el renacimiento conexionista. Hopfield y la memoria asociativa: física estadística y dinámica

de redes. Del cerebro al algoritmo: el auge del aprendizaje profundo. La revolución de los años ochenta del siglo pasado. El algoritmo de retropropagación en redes neuronales. El rol de la arquitectura neuronal. Aprendizaje profundo y neurociencia contemporánea: paralelismos, tensiones y límites.

Unidad II: Conceptos centrales de sistemas dinámicos aplicados a la neurociencia

La idea del modelado cuantitativo. El concepto de razón de cambios. La derivada. Las ecuaciones diferencias ordinarias. Los sistemas de ecuaciones diferenciales ordinarias. Sistemas autónomos y no autónomos. Sistemas de primer orden y de orden superior. El concepto atractor. El efecto de la dimensionalidad del sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias. Atractores puntos fijos y el análisis lineal de su estabilidad lineal. El caso bidimensional. Oscilaciones, ciclos límites y sincronización neuronal. El caso tridimensional. La aparición de atractores caóticos. El concepto de sensibilidad a las condiciones iniciales. La teoría de bifurcaciones como forma de modelar las transiciones en la excitabilidad. Dinámica caótica en sistemas neuronales: implicancias funcionales

Unidad III: El modelado neuronal

De la biofísica al modelo matemático. El potencial de membrana y las corrientes iónicas: base experimental del modelado. Analogía eléctrica: capacitores, resistencias y corrientes inyectadas. La ecuación diferencial ordinaria para modelar la dinámica del potencial de membrana: interpretación física y geométrica. Espacio de estados y flujos: nociones básicas de dinámica de sistemas biológicos. El modelo de Hodgkin–Huxley como sistema dinámico. Formulación general y significado de las variables y parámetros. Equilibrio, estabilidad y aparición de la excitabilidad como bifurcación dinámica. Análisis cualitativo: diagramas de fase, ciclos límites y umbrales de disparo. Reducción dimensional: de Hodgkin–Huxley al modelo de Izhikevich. Modelos simplificados y su dinámica característica. El modelo de FitzHugh–Nagumo: oscilaciones, pulsos y relajación. Leaky Integrate-and-Fire: potencial subumbral, disparo y reinicio. Interpretación geométrica: dinámica en el plano de fase. Diferencias conceptuales entre modelos continuos y de evento discreto.

Unidad IV: De la neurona a las redes neuronales

Fundamentos del modelado continuo en neurociencias. De la neurona individual al sistema acoplado: ecuaciones diferenciales como descripción del tiempo neuronal. Interacciones sinápticas y acoplamiento de osciladores. Emergencia de patrones colectivos: sincronización, ondas, ritmos. Modelos de poblaciones neuronales y su dinámica global. Conexión con la teoría de redes complejas y la autoorganización. Modelos dinámicos en cronobiología. Osciladores neuronales y ritmos circadianos: el núcleo supraquiasmático como marcapasos biológico. Modelos de Goodwin y Forger–Jewett: retroalimentación negativa y generación de ritmos. Acoplamiento de osciladores: sincronización y ajuste de fase. Respuesta a señales externas (zeitgebers): modelado del arrastre lumínico. Aplicaciones: desincronización circadiana, jet lag, cronoterapia y ritmos ultradianos. Modelos continuos de la visión. Modelos dinámicos de la retina: células bipolares, ganglionares y adaptación. Ecuaciones de interacción lateral: contraste, inhibición y realce espacial. Modelos de campo cortical: orientación selectiva y mapas retinotópicos. Dinámica de la percepción visual. Conexión con

modelos de aprendizaje y codificación predictiva. Herramientas conceptuales y computacionales Resolución numérica de EDOs: métodos de Euler y Runge–Kutta. Simulación y visualización de ritmos, sincronización y adaptación sensorial. Interpretación de parámetros biológicos: constantes de tiempo, acoplamiento, ganancia y ruido. Reflexiones conceptuales. Ventajas y límites de los modelos continuos frente a los modelos de eventos discretos. El papel de la dinámica temporal en la percepción y la cognición. Hacia una integración entre modelos biofísicos, poblacionales y de aprendizaje profundo.

Unidad V: Redes neuronales y aprendizaje automático: del cerebro a las máquinas inteligentes

Motivaciones históricas: de McCulloch y Pitts a Rosenblatt. Funciones de activación, pesos y sesgos. Redes feed-forward: estructura jerárquica y propagación de la información. Analogías y límites de la comparación con la biología neuronal. Aprendizaje y optimización. Aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo. Función de costo y minimización por gradiente descendente. Algoritmo de retropropagación del error: idea fundamental y motivación biológica. Regularización, generalización y sobreajuste: interpretación estadística. Arquitecturas clásicas del aprendizaje profundo. Redes feed-forward profundas: representación jerárquica y abstracción progresiva. Redes convolucionales: convolución, invariancia y visión artificial; paralelismos con la corteza visual. Redes recurrentes: dinámica temporal, memoria y lenguaje; variantes LSTM y GRU. Transformadores: atención, codificadores-decodificadores y procesamiento paralelo; fundamentos del procesamiento del lenguaje natural y los modelos generativos actuales. Procesamiento de lenguaje natural y grandes modelos de lenguaje. Agentes y RAG.

Unidad VI: El modelado de la percepción y la conciencia

Percepción como inferencia: el cerebro predictivo. Fundamentos de la codificación predictiva (predictive coding) y el cerebro bayesiano. Jerarquías sensoriales y modelos generativos: de la percepción visual a la cognición abstracta. Error de predicción, atención y actualización del modelo interno. Correspondencias con redes neuronales profundas y transformadores: aprendizaje jerárquico y representación latente. Modelos dinámicos de percepción. Redes de atracción y estados metastables como bases de la percepción. Dinámica de acoplamiento entre áreas corticales y oscilaciones gamma, beta y alfa. Modelos de codificación temporal y sincronización como correlatos de integración perceptiva. Modelos contemporáneos de conciencia. Teoría del espacio de trabajo global (Global Workspace Theory, GWT): difusión global de la información y acceso consciente. Teoría de la información integrada (IIT): integración, complejidad y medida Φ . Modelos dinámicos y de fase: sincronización neuronal como correlato de estados conscientes. Comparación crítica entre teorías: funcionalismo, emergencia y mecanismos neuronales. Percepción, representación y aprendizaje profundo. Redes generativas profundas (VAEs, GANs) como modelos de percepción imaginativa. Atención y conciencia en arquitecturas de IA: transformers y modelos multimodales. Limitaciones del aprendizaje profundo para reproducir la cognición humana. Perspectivas de convergencia: neurociencia teórica y modelos artificiales de conciencia. Perspectivas filosóficas y éticas. Mente, subjetividad y modelado computacional: alcances y límites. ¿Puede un modelo simular la experiencia? Distinción entre correlatos y constituyentes. Neurotecnologías, IA y ética de la conciencia artificial.

PRÁCTICAS

No habrá actividades prácticas, pero sí habrá seminarios de profesores invitados (seis) para contar experiencias de investigación tanto en el campo de la neurociencia computacional como de la neurociencia teórica.

BIBLIOGRAFÍA

1. Sejnowski, T. J. (2020). The Unreasonable Effectiveness of Deep Learning in Artificial Intelligence. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(48), 30033–30038.
2. Abbott, L. F. (2008). Theoretical Neuroscience Rising. *Neuron*, 60(3), 489–495.
3. Dayan, P., & Abbott, L. F. (2001). *Theoretical Neuroscience: Computational and Mathematical Modeling of Neural Systems*. MIT Press.
4. Strogatz, S. H. (2018). *Nonlinear Dynamics and Chaos: With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering* (2nd ed.). CRC Press.
5. Izhikevich, E. M. (2004). Which Model to Use for Cortical Spiking Neurons? *IEEE Transactions on Neural Networks*, 15(5), 1063–1070.
6. Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
7. Nielsen, M. A. (2015). *Neural Networks and Deep Learning*. Determination Press.
8. Seth, A. K. (2021). *Being You: A New Science of Consciousness*. Faber & Faber.
9. Rolls, E. T. (2014). *Emotion and Decision-Making Explained*. Oxford University Press.
10. Pessoa, L. (2022). *The Entangled Brain: How Perception, Cognition, and Emotion Are Woven Together*. MIT Press.

MODALIDAD DE EVALUACIÓN

Los estudiantes deberán aprobar

- Aprobar dos parciales escritos. Cada parcial se evaluará entre cero (0) y diez (10).
- Estudiar, presentar, defender y un trabajo científico (de otros autores) el cual se acordará con el profesor. Esta defensa se evaluará entre cero (0) y diez (10).
- Asistir al menos al 80% de las clases.

REQUERIMIENTOS PARA EL CURSADO

El curso está preparado para un público general, de cualquier carrera de la universidad.