

# Modelos de Aprendizaje Profundo para Visión por Computadora

Proyecto I – Trabajo de Titulación

## Información del Curso solicitado

**Profesor:** José Eduardo Rodríguez Barrios  
**Horario:** Lunes, Miércoles, Viernes 17:00 – 18:00  
**Ayudante:** Francisco Pérez Carbajal  
**Horario:** Martes, Jueves 17:00 – 18:00

4 de noviembre de 2025

## 🎯 Objetivo del Seminario-Taller

---

Este seminario-taller tiene como objetivo que los estudiantes **desarrollen un proyecto de titulación** en el área de aprendizaje profundo aplicado a la visión por computadora, explorando tanto arquitecturas convolucionales clásicas (CNNs) como modelos modernos basados en atención (Vision Transformers) y enfoques multimodales.

A través de la lectura, síntesis y apropiación de conocimiento de artículos científicos y textos especializados, combinado con el desarrollo práctico de un proyecto, los estudiantes:

- **Investigarán y sintetizarán** el estado del arte en modelos de aprendizaje profundo para visión por computadora, desde CNNs hasta Vision Transformers y modelos fundacionales
- **Desarrollarán** un proyecto completo de clasificación de imágenes que pueda servir como trabajo de titulación
- **Implementarán** una solución end-to-end: desde el procesamiento de datos hasta el despliegue
- **Experimentarán** con diferentes arquitecturas (CNNs, ViTs, modelos híbridos) para comparar rendimiento y eficiencia
- **Documentarán** su trabajo con rigor académico y técnico
- **Presentarán** sus avances y resultados de forma profesional

## Alcance y Enfoque

Este curso cubre el **espectro completo de arquitecturas modernas** para visión por computadora:

- **Redes Neuronales Convolucionales (CNNs):** Desde arquitecturas fundacionales (LeNet, AlexNet, ResNet) hasta modelos eficientes (EfficientNet, MobileNet)
- **Vision Transformers (ViTs):** Modelos basados en mecanismos de atención (ViT, DeiT, Swin Transformer)
- **Modelos fundacionales y multimodales:** CLIP, DINOv2, SAM y otros modelos pre-entrenados a gran escala
- **Aprendizaje auto-supervisado:** Técnicas modernas como MAE, SimCLR y DINO
- **Arquitecturas híbridas:** Modelos que combinan convoluciones y atención

Los estudiantes explorarán estas diferentes familias de modelos, compararán sus fortalezas y debilidades, y seleccionarán las arquitecturas más apropiadas para su proyecto específico.

## Formato del Curso

El curso se estructura como un **seminario-taller** donde:

- Los estudiantes leen y presentan artículos científicos relevantes
- Se discuten conceptos, técnicas y resultados de investigaciones actuales
- Cada estudiante desarrolla su propio proyecto de clasificación de imágenes
- Las sesiones incluyen revisión de avances, retroalimentación y mentoría
- El proyecto final puede ser utilizado como trabajo de titulación

## ✓ Pre-requisitos

---

Para un aprovechamiento óptimo del curso, se requiere que los participantes cumplan con los siguientes requisitos:

### Conocimientos Matemáticos

- **Álgebra lineal:** vectores, matrices y transformaciones lineales
- **Cálculo:** diferencial e integral
- **Probabilidad y estadística:** conceptos básicos
- **Regresión logística:** deseable experiencia previa

### Habilidades Técnicas

- Capacidad para leer y entender documentación técnica y artículos en inglés
- Conocimientos básicos de programación en Python
- Familiaridad con control de versiones (Git/GitHub)

### Herramientas de Apoyo

- Se utilizará un **aula virtual de Google Classroom** como apoyo para el curso
- Cada alumno deberá subir su código de tareas y proyectos a un **repositorio en GitHub**
- Se recomienda tener una cuenta activa en GitHub

## Estructura del Seminario-Taller

---

El seminario-taller se organiza en torno a **cuatro ejes principales**: lectura y discusión de literatura científica, desarrollo del proyecto de titulación, presentaciones de avances, y documentación técnica.

### Fase 1: Fundamentos y Estado del Arte (Semanas 1–4)

#### Actividades de lectura y síntesis:

- **Arquitecturas fundacionales:** LeCun et al. (1998) - LeNet, Krizhevsky et al. (2012) - AlexNet, He et al. (2016) - ResNet
- **Vision Transformers:** Dosovitskiy et al. (2021) - ViT, Touvron et al. (2021) - DeiT, Liu et al. (2021) - Swin Transformer
- **Aprendizaje auto-supervisado:** Chen et al. (2020) - SimCLR, He et al. (2022) - MAE
- Síntesis del estado del arte 2020-2025: transición de CNNs a Transformers
- Elaboración de fichas bibliográficas y mapas conceptuales

#### Desarrollo del proyecto:

- Definición del problema de clasificación a resolver (dominio de aplicación)
- Búsqueda y selección de datasets apropiados
- Análisis exploratorio de datos (distribución de clases, sesgos potenciales)
- Configuración del entorno de desarrollo (PyTorch/TensorFlow)
- Establecimiento de baselines con arquitecturas clásicas (CNNs) y modernas (ViTs)

### Fase 2: Procesamiento de Datos y Experimentación (Semanas 5–8)

#### Actividades de lectura y síntesis:

- **Data augmentation:** Shorten & Khoshgoftaar (2019) - Survey on image data augmentation
- **Transfer learning y fine-tuning:** Tan & Le (2019) - EfficientNet, Touvron et al. - DeiT distillation
- **Modelos fundacionales:** Radford et al. (2021) - CLIP, Oquab et al. (2023) - DINOv2
- Análisis de casos de estudio en dominios específicos

#### Desarrollo del proyecto:

- Implementación del pipeline de procesamiento de datos con augmentation
- Experimentación con transfer learning usando modelos pre-entrenados (ImageNet, CLIP)
- Comparación de familias de arquitecturas: CNNs (ResNet, EfficientNet) vs. ViTs (DeiT, Swin)
- Exploración de modelos fundacionales y fine-tuning especializado
- Uso de MLOps: experiment tracking (Weights & Biases, MLflow)
- Documentación de experimentos y resultados comparativos

### Fase 3: Optimización, Evaluación y Fairness (Semanas 9–12)

#### Actividades de lectura y síntesis:

- **Eficiencia:** Howard et al. (2019) - MobileNetV3, técnicas de quantization y pruning
- **Interpretabilidad:** Selvaraju et al. (2017) - Grad-CAM, análisis de atención en ViTs
- **Fairness:** Buolamwini & Gebru (2018) - Gender Shades, Meta AI (2023) - FACET benchmark
- **Robustness:** Madry et al. (2018) - Adversarial training, estudios sobre distribution shifts
- Métricas de evaluación y mejores prácticas

#### Desarrollo del proyecto:

- Ajuste de hiperparámetros para las arquitecturas seleccionadas (grid search, Bayesian optimization)
- Evaluación rigurosa: accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrices
- Análisis de fairness: evaluación de sesgos en subgrupos demográficos
- Interpretabilidad específica por arquitectura: Grad-CAM para CNNs, attention maps para ViTs
- Análisis comparativo de eficiencia computacional y rendimiento entre arquitecturas
- Análisis de errores y diagnóstico del modelo
- Comparación con baselines y trabajos relacionados del estado del arte

### Fase 4: Deployment, MLOps y Documentación Final (Semanas 13–16)

#### Actividades de lectura y síntesis:

- **Model serving:** BentoML, TensorFlow Serving, ONNX Runtime
- **MLOps:** Data versioning (DVC), monitoring (Evidently AI), continuous learning

- **Casos de estudio:** Tesla Autopilot MLOps, Uber Michelangelo platform
- **Consideraciones éticas:** Deployment responsable, privacidad, fairness en producción

**Desarrollo del proyecto:**

- Selección y optimización del modelo final basado en experimentos comparativos
- Optimización para producción: quantization, pruning, conversión a ONNX
- Desarrollo de API REST para servir el modelo (FastAPI/Flask + Docker)
- Implementación de monitoring y drift detection
- Creación de interfaz de usuario/demo (Gradio/Streamlit, opcional)
- Documentación técnica completa: justificación de elección de arquitectura, comparaciones experimentales
- Preparación del reporte final (formato de tesis: 50–80 páginas)
- Presentación final del proyecto ante el grupo

## ✓ Evaluación del Seminario-Taller

La evaluación se centra en el **desarrollo del proyecto de titulación** y la **apropiación de conocimiento** a través de la lectura y síntesis de literatura científica.

Actividad	Fase	Descripción	%
<b>Presentaciones de Papers</b>	1–4	Exposición y discusión de artículos científicos asignados. Debe incluir síntesis, análisis crítico y conexión con el proyecto personal.	20 %
<b>Avances del Proyecto</b>	1–4	Entregas parciales del proyecto en cada fase: (1) Propuesta y análisis de datos, (2) Pipeline y modelo base, (3) Optimización y evaluación, (4) Implementación completa.	30 %
<b>Documentación Técnica</b>	1–4	Reporte técnico progresivo que documenta el proyecto con formato de tesis. Incluye introducción, estado del arte, metodología, experimentos y resultados.	20 %
<b>Proyecto Final</b>	4	Proyecto completo de clasificación de imágenes con: código documentado, modelo entrenado, API/interfaz, reporte final y presentación. Debe ser de calidad para titulación.	30 %

Cuadro 1: Distribución de la evaluación del seminario-taller

### Componentes del Proyecto de Titulación

El proyecto final debe ser un trabajo completo y de calidad suficiente para servir como tesis, incluyendo:

1. **Revisión bibliográfica** exhaustiva del estado del arte
2. **Planteamiento del problema** claro y bien motivado
3. **Metodología** detallada y justificada científicamente
4. **Implementación** completa y reproducible (código en GitHub)
5. **Experimentación** rigurosa con análisis de resultados
6. **Comparación** con trabajos relacionados y baselines
7. **Conclusiones** y trabajo futuro
8. **Producto funcional** (API, aplicación web, etc.)
9. **Reporte final** con formato de tesis (50–80 páginas)

## Criterios de Evaluación de Presentaciones

- Comprensión profunda del artículo presentado
- Calidad de la síntesis y capacidad de explicar conceptos complejos
- Análisis crítico de fortalezas y limitaciones
- Conexión con el proyecto personal y aplicabilidad
- Participación activa en discusiones

## Políticas del Seminario-Taller

- La calificación mínima aprobatoria es de 60 %
- Se requiere asistencia mínima del 80 % y participación activa
- Los avances deben entregarse en las fechas establecidas
- El proyecto es individual, aunque se fomenta la colaboración y discusión
- Cada estudiante debe mantener un repositorio de GitHub actualizado
- Las presentaciones de papers son obligatorias y se asignan rotativamente
- Se espera honestidad académica; el plagio resultará en reprobación automática



## Bibliografía

---

### Artículos Científicos Fundamentales (Papers para Presentar)

#### Arquitecturas Fundacionales (Era CNN)

1. **LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P.** (1998). *Gradient-based learning applied to document recognition*. Proceedings of the IEEE.  
Paper fundacional sobre redes convolucionales y LeNet.
2. **Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E.** (2012). *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*. NeurIPS.  
AlexNet: inicio de la era moderna de deep learning en visión.
3. **He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J.** (2016). *Deep residual learning for image recognition*. CVPR.  
ResNet: conexiones residuales que permiten redes muy profundas.
4. **Tan, M., & Le, Q.** (2019). *EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks*. ICML.  
Escalamiento eficiente con compound scaling (depth, width, resolution).

#### Vision Transformers y Modelos Fundacionales

5. **Dosovitskiy, A., et al.** (2021). *An image is worth  $16 \times 16$  words: Transformers for image recognition at scale*. ICLR.  
Vision Transformer (ViT): transformers puros aplicados a visión por computadora.
6. **Touvron, H., et al.** (2021). *Training data-efficient image transformers*. ICML.  
DeiT: hace ViT práctico con knowledge distillation, 85.2 % en ImageNet-1K.
7. **Liu, Z., et al.** (2021). *Swin Transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows*. ICCV (Best Paper).  
Complejidad lineal con shifted windows, dominante para detección y segmentación.
8. **Kirillov, A., et al.** (2023). *Segment Anything*. ICCV.  
SAM: modelo fundacional para segmentación, entrenado en 1.1B máscaras.

#### Aprendizaje Auto-Supervisado

9. **Chen, T., et al.** (2020). *A simple framework for contrastive learning of visual representations*. ICML.  
SimCLR: aprendizaje contrastivo con grandes batch sizes y augmentations.
10. **He, K., et al.** (2022). *Masked autoencoders are scalable vision learners*. CVPR.  
MAE: enmascara 75 % de patches, 87.8 % ImageNet,  $3 \times$  más rápido que contrastivos.

11. **Oquab, M., et al.** (2023). *DINOv2: Learning robust visual features without supervision*. DINOv2: entrenado en 142M imágenes, features robustos para percepción estructurada.
12. **Caron, M., et al.** (2021). *Emerging properties in self-supervised vision transformers*. ICCV.  
DINO: auto-distilación sin labels, emergencia de segmentación semántica.

## Modelos Multimodales

13. **Radford, A., et al.** (2021). *Learning transferable visual models from natural language supervision*. ICML.  
CLIP: 400M pares imagen-texto, zero-shot transfer revolucionario.
14. **Li, J., et al.** (2022). *BLIP: Bootstrapping language-image pre-training*. ICML.  
Unifica comprensión y generación visión-lenguaje con CapFilt.

## Eficiencia y Deployment

15. **Howard, A., et al.** (2019). *Searching for MobileNetV3*. ICCV.  
MobileNetV3: 75.2 % ImageNet con 5.4M parámetros, optimizado para móviles.
16. **Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M.** (2019). *A survey on image data augmentation for deep learning*. Journal of Big Data.  
Revisión exhaustiva de técnicas de data augmentation.

## Interpretabilidad, Fairness y Robustness

17. **Selvaraju, R. R., et al.** (2017). *Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization*. ICCV.  
Interpretabilidad: visualización de regiones importantes para predicción.
18. **Buolamwini, J., & Gebru, T.** (2018). *Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification*. FAT.  
Revela sesgos en sistemas comerciales: 20-34 % disparidad de error.
19. **Madry, A., et al.** (2018). *Towards deep learning models resistant to adversarial attacks*. ICLR.  
Adversarial training con PGD, fundamento de robustness adversarial.

## Libros de Texto y Referencia

20. **Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A.** (2016). *Deep Learning*. MIT Press.  
Referencia fundamental sobre deep learning (disponible en línea).

21. **Chollet, François.** (2021). *Deep Learning with Python, 2nd Edition*. Manning Publications.  
Guía práctica con Keras/TensorFlow.
22. **Szeliski, Richard.** (2022). *Computer Vision: Algorithms and Applications, 2nd Edition*. Springer.  
Texto completo sobre visión por computadora.
23. **Prince, Simon J. D.** (2023). *Understanding Deep Learning*. MIT Press.  
Introducción moderna y accesible al deep learning.

## Recursos Adicionales

24. **Papers With Code:** <https://paperswithcode.com/>  
Plataforma con papers, código e implementaciones.
25. **arXiv:** <https://arxiv.org/> (secciones cs.CV, cs.LG)  
Repositorio de preprints en Computer Vision y Machine Learning.
26. **PyTorch & TensorFlow Documentation**  
Documentación oficial de los frameworks principales.