



Proyecto Final Integrado

Machine Learning - Deep Learning
Máster Universitario en Inteligencia Artificial
Curso académico 2025/2026

Diego Canales Aguilera

Antonio M. Durán Rosal

Proyecto Final Integrado

1. Introducción

En la industria actual, los modelos más robustos rara vez dependen de una sola fuente de datos. La capacidad de integrar información heterogénea, combinando la estructura de los **datos tabulares** con la riqueza semántica de las **imágenes**, es una habilidad crítica para un profesional en este campo.

El objetivo de esta práctica es diseñar, entrenar y comparar arquitecturas que fusionen técnicas de **Machine Learning Clásico** (KNN, Regresiones, Trees, Ensembles...) con **Deep Learning** (CNNs, Transfer Learning...).

El trabajo deberá ser resuelto en grupos de tres personas.

2. Dataset

Para realizar la práctica, debéis seleccionar un dataset que contenga obligatoriamente **imágenes** y **datos tabulares** (metadatos) asociados a esas imágenes para predecir un objetivo (*Target*).

Tenéis dos opciones:

1. Elegir uno de los recomendados:

- **Real Estate:** Predecir precio de casas usando características (habitaciones, zona) + fotos. ejemplo 1, ejemplo 2
- **PetFinder:** Predecir adopción de mascotas usando ficha técnica + fotos. dataset
- **ISIC Melanoma:** Clasificación de lesiones cutáneas usando datos del paciente + dermatoscopia. dataset

2. Propuesta propia:

Podéis buscar vuestro propio dataset (Kaggle, UCI, etc.) siempre que cumpla con los requisitos mixtos. *Deberá ser validado brevemente por los profesores antes de empezar.*

3. Desarrollo Teórico

El proyecto debe estructurarse en dos bloques de experimentación incremental:

3.1. Bloque A: Modelos Unimodales (Benchmarks)

Antes de fusionar, debéis establecer la línea base de rendimiento por separado.

- **Solo ML (Tabular):** Preprocesamiento de datos (Cleaning, Encoding, Scaling) y entrenamiento de modelos clásicos (KNN, Regresiones, Árboles de Decisión, Random Forest, XGBoost, LightGBM, etc.).
- **Solo DL (Imágenes):** Entrenamiento de una Red Neuronal Convolutacional (CNN). Se valora el uso de *Transfer Learning* (ResNet, EfficientNet, VGG) frente a entrenar desde cero, dada la limitación de datos.

3.2. Bloque B: Arquitecturas Híbridas (Fusión)

Debéis implementar y comparar **al menos DOS** de las siguientes estrategias de fusión:

1. **Fusión Temprana (Feature Extraction):** Usar la CNN (sin la capa de clasificación) para extraer un vector de características (*embedding*) de cada imagen. Añadir este vector como nuevas columnas al dataset tabular y entrenar un modelo potente de ML (ej. Gradient Boosting) con todo junto.
2. **Fusión Tardía (Ensembling):** Entrenar los modelos de Tabular y de Imagen por separado y combinar sus predicciones finales (probabilidades) mediante media ponderada, votación o un meta-modelo (*Stacking*).
3. **Red Neuronal Mixta (End-to-End):** Crear una arquitectura en PyTorch con dos ramas de entrada (Inputs numéricos + Inputs de imagen) que se concatenen en capas ocultas densas y se entrenen simultáneamente.

4. Entregables

4.1. Notebook de Código (Python)

Debe ser ejecutable, estar bien documentado y mostrar el flujo de trabajo:

- Carga de datos y EDA (*Análisis Exploratorio*) rápido: ¿Aportan las imágenes información visual obvia que no esté en la tabla?
- Preprocesamiento diferenciado para tabular e imágenes.
- Implementación de modelos A y B.
- Comparación de métricas.

4.2. Informe de Resultados (PDF)

Una de las finalidades de estas asignaturas es saber **interpretar los resultados** obtenidos y **justificar las decisiones** adoptadas durante el proceso de modelado y evaluación. Por ello, la calificación de esta práctica valorará tanto la **calidad del código desarrollado** como la **claridad y profundidad de las explicaciones** incluidas en cada apartado solicitado. Al menos, el análisis debe incluir:

- **Tabla Resumen:** Comparad las métricas que consideréis oportunas: *Solo Tabular* vs. *Solo Imagen* vs. *Modelos Híbridos*.
- **Discusión Crítica:**
 - ¿Mejora el modelo híbrido a los modelos por separado? ¿Por qué?
 - ¿Qué estrategia de fusión funcionó mejor?
 - Coste computacional vs. Ganancia de rendimiento.
 - Todo lo que hayáis aprendido en ambas asignaturas.

5. Evaluación

Esta práctica supone un máximo de un 30 % de las asignaturas Machine Learning y Deep Learning. La evaluación se llevará a cabo aplicando la siguiente fórmula:

$$Nota = 60 \% \cdot Profesor + HC(20 \% Coevaluacion) + HA(20 \% Autoevaluacion)$$

siendo HC la ponderación de la Heteroevaluación con respecto a la evaluación de vuestros compañeros, y HA con respecto a vosotros mismos. Será 1 si la diferencia de vuestra nota con respecto a la mía es menor o igual a 1 punto, 0.5 si la diferencia está en el intervalo (1, 2.5], o 0 si es mayor a 2.5.

5.1. Justificación del modelo de evaluación

El modelo de evaluación propuesto es especialmente adecuado en el contexto de un máster universitario en Inteligencia Artificial (IA), y en particular en asignaturas como *Machine Learning* y *Deep Learning*, por las siguientes razones:

- **Alineación con competencias avanzadas:** En un máster de IA no solo se evalúa el dominio técnico, sino también competencias transversales como el pensamiento crítico, la capacidad de autoanálisis, la evaluación de soluciones ajenas y la responsabilidad profesional. La combinación de evaluación del profesor, coevaluación y autoevaluación permite medir estas dimensiones de forma integrada.
- **Simulación de contextos profesionales y científicos:** En el ámbito de la IA, los estudiantes deberán justificar modelos, revisar trabajos de otros investigadores (peer review) y evaluar su propio desempeño en proyectos complejos. Este sistema reproduce dinámicas reales del entorno académico y profesional.
- **Control del sesgo y rigor académico:** El uso de los coeficientes HC y HA introduce un mecanismo corrector que premia la objetividad y penaliza desviaciones excesivas respecto a la evaluación del profesor, garantizando rigor y evitando inflaciones injustificadas de la nota.
- **Aprendizaje colaborativo:** La coevaluación obliga a los estudiantes a analizar críticamente el trabajo de sus compañeros, lo que refuerza la comprensión de los criterios de calidad en modelos, experimentos y resultados en IA.

5.2. Ejemplo de mala evaluación

Supongamos un estudiante que entrega una práctica de *Deep Learning* con los siguientes problemas:

- Arquitectura del modelo mal justificada.
- Errores conceptuales en la función de pérdida.
- Resultados no reproducibles y sin análisis estadístico.

El profesor asigna una nota de 4,5. Sin embargo:

- El propio estudiante se autoevalúa con un 9.
- Sus compañeros le asignan una media de 8,5 sin un análisis crítico real.

La diferencia con la nota del profesor es mayor de 2,5 puntos, por lo que:

$$HA = 0, \quad HC = 0$$

La nota final queda fuertemente determinada por la evaluación del profesor, evidenciando que la autoevaluación y coevaluación no han sido objetivas. Este caso ejemplifica una **mala evaluación**, basada en percepciones infladas y falta de criterio técnico.

5.3. Ejemplo de buena evaluación

Consideremos ahora una práctica bien desarrollada:

- Modelo correctamente diseñado y justificado.
- Experimentos reproducibles con validación cruzada.
- Análisis crítico de resultados y limitaciones.

El profesor asigna una nota de 8,0. En este caso:

- El estudiante se autoevalúa con un 7,8.
- La coevaluación media de sus compañeros es 8,2, con comentarios técnicos detallados.

La diferencia con la nota del profesor es menor o igual a 1 punto, por lo que:

$$HA = 1, \quad HC = 1$$

La nota final refleja coherencia entre las distintas fuentes de evaluación. Este escenario representa una **buenas evaluación**, caracterizada por objetividad, madurez académica y alineación con los estándares de un máster en IA.