

Optimización de Formulación de Color mediante Aprendizaje Profundo Inverso y Datos Sintéticos basados en Kubelka-Munk

1-Introducción:

Durante mi pasantía técnica en **PULVERLUX S.A.**, identifiqué un cuello de botella crítico en el departamento de desarrollo de colores. El proceso actual de formulación presenta las siguientes limitaciones:

- 1. Ineficiencia Temporal:** El ajuste de color se realiza mediante iteraciones manuales (prueba y error) que pueden demorar horas o días.
- 2. Costos Operativos:** Cada iteración fallida implica un desperdicio físico de pigmentos y base.
- 3. Subjetividad:** La calidad final depende excesivamente de la percepción visual y experiencia empírica del operario.

2-Solución: Para resolver este problema de optimización no lineal, se desarrolló un modelo de **Aprendizaje Profundo Inverso**. En lugar de mezclar físicamente, se digitalizó la física del color.

2.1- Generación de Datos Sintéticos (Simulación Física):

Dado que la obtención de datos reales masivos es costosa, se creó un "Laboratorio Virtual" en Python con Tecnologías: **TensorFlow/Keras, NumPy, Colorimetría Computacional**.

Se implementó la **Teoría de Kubelka-Munk**, que modela la relación entre los coeficientes de Absorción (K) y Dispersión (S) de los pigmentos.

Se generaron **100,000 muestras sintéticas** de mezclas aleatorias, calculando matemáticamente su color resultante en el espacio CIELAB.

2.2- Arquitectura de Inteligencia Artificial:

Se entrenó una Red Neuronal Densa (DNN) utilizando la librería TensorFlow/Keras.

Input: Coordenadas de color objetivo (L^* , a^* , b^*).

Output: Receta de formulación (% de cada pigmento).

Lógica: La IA aprendió a invertir la función física, deduciendo la receta exacta necesaria para lograr un color específico.

3-Resultados y Validación:

El modelo fue sometido a pruebas de **validación ciega** (con colores que la IA nunca había visto).

Métrica Utilizada: ΔE (Delta E), el estándar industrial para medir la distancia entre dos colores.

Resultado Obtenido: El sistema logró un **error medio** de $\Delta E = 0.76$

3.1. Interpretación del Resultado: En la industria, un $\Delta E < 1.0$ se considera una diferencia imperceptible para el ojo humano. El sistema, por tanto, es capaz de formular colores con **precisión comercial de manera instantánea**, eliminando la necesidad de múltiples correcciones físicas.

4-Conclusión y Potencia:

Este prototipo demuestra que es posible aplicar técnicas modernas de *Data Science* y *Simulación Física* para resolver problemas clásicos de Ingeniería Química. La implementación de este sistema permitiría:

1. **Reducir el Time-to-Market** de nuevos colores.
2. **Estandarizar la calidad**, eliminando la subjetividad.
3. **Ahorro de costos** en materia prima de laboratorio.

[Acceso al Código](#): El código fuente completo, incluyendo el generador de datos sintéticos y el modelo de entrenamiento, está disponible en el siguiente repositorio