

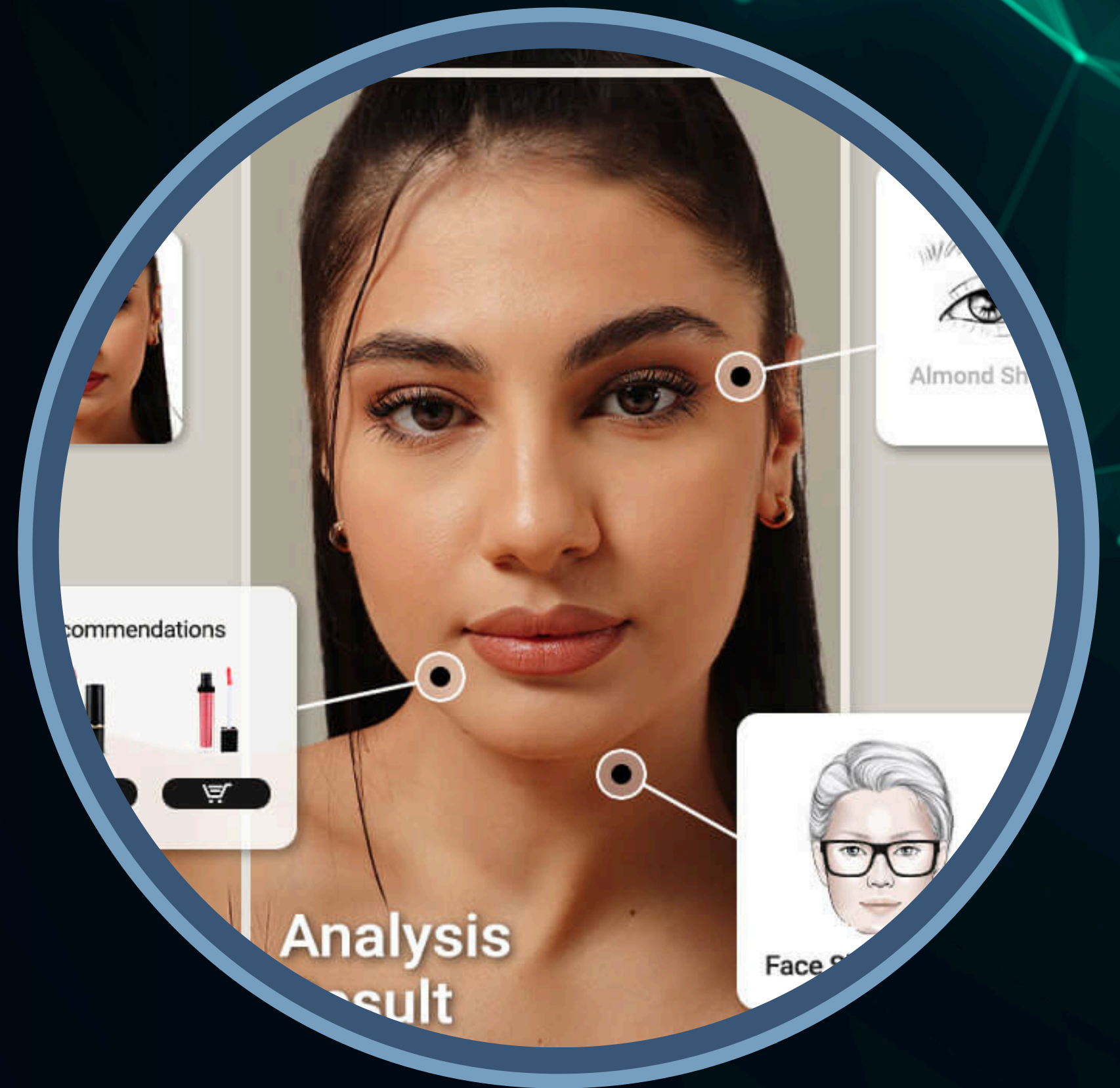
PROYECTO PREDICCIÓN DE FORMA DE ROSTRO CON IMÁGENES

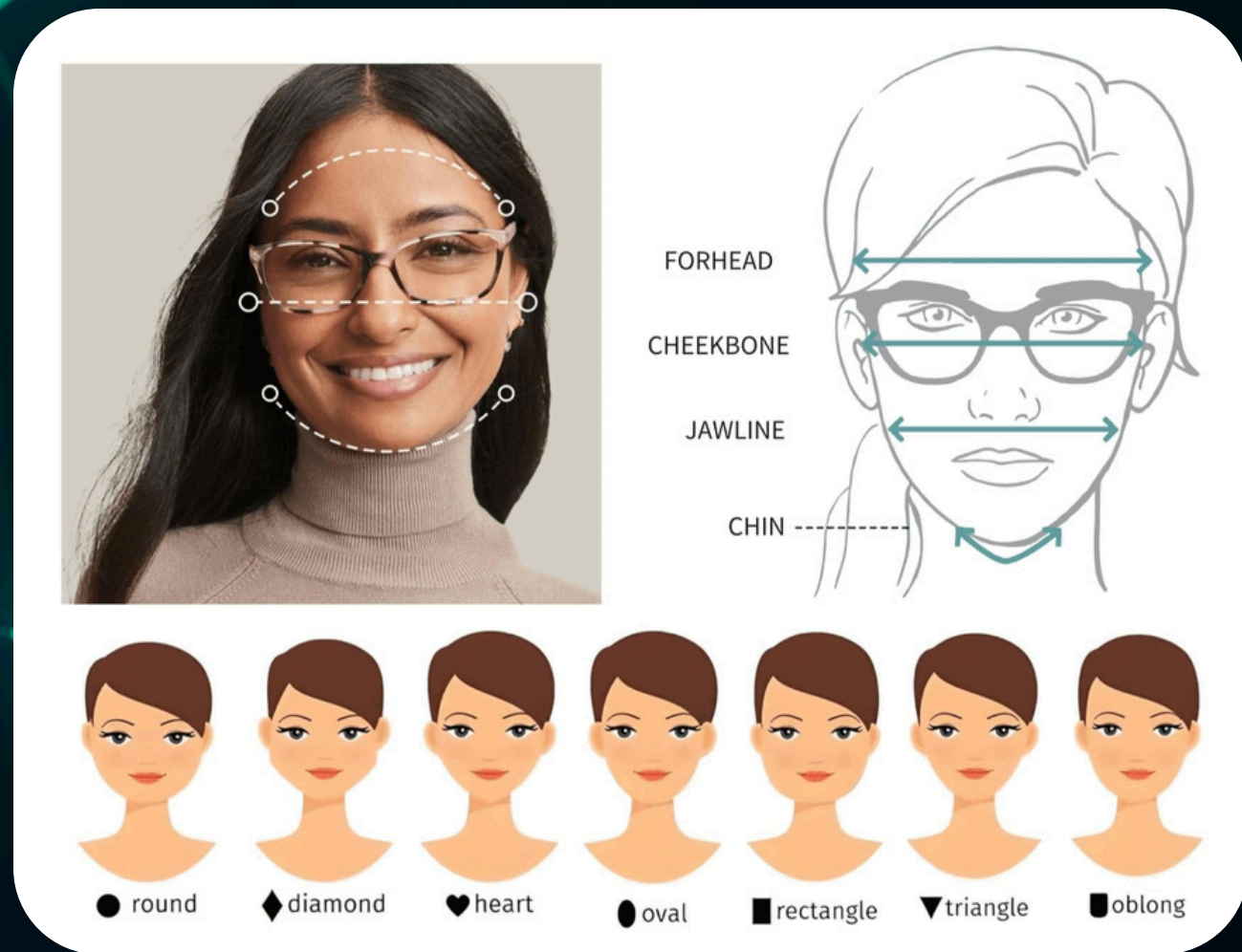
Alumnos:

- JOSÉ ANGEL ORTÍZ MERAZ [353195]
- JOCELYN SOTO ÁVILA [348687]

INTRODUCCIÓN

El campo de la industria cosmética está viviendo una revolución como consecuencia de las aplicaciones de la Inteligencia Artificial y el Machine Learning. Al igual que sucede en otros sectores donde la experiencia física es importante en la toma de decisión de compra, prestigiosas marcas han apostado por la IA y los algoritmos de aprendizaje automático para prestar un mejor servicio al cliente



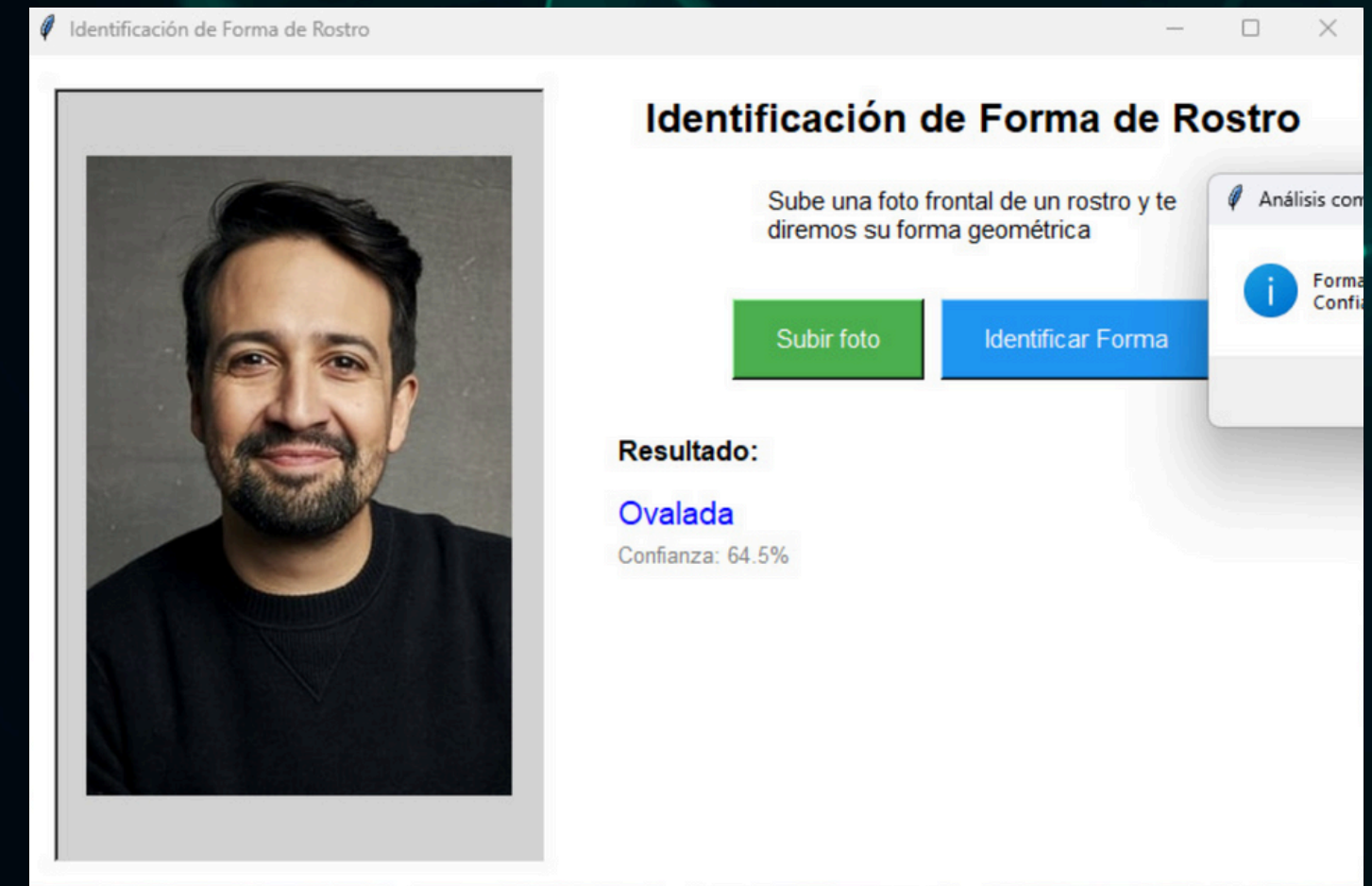


OBJETIVO

Desarrollar un modelo de inteligencia artificial capaz de identificar y clasificar la forma del rostro humano a partir de imágenes, con aplicaciones potenciales en sectores como la belleza, la moda, la seguridad y la experiencia de usuario.

DESCRIPCIÓN DEL MODELO

- Utiliza una red neuronal convolucional (CNN)
- Se entrena con un conjunto de imágenes de rostros etiquetados según su forma (ovalado, cuadrado, redondo, etc.).
- El sistema se despliega en una interfaz gráfica que permite la clasificación en tiempo real.



ESTRUCTURA DEL MODELO

```
model = models.Sequential([
    # Capa 1
    layers.Conv2D(16, (3, 3), activation='relu', input_shape=input_shape),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),
    layers.Dropout(0.25),

    # Capa 2
    layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.MaxPooling2D((2, 2)),
    layers.Dropout(0.25),

    # Capa 3
    layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.Dropout(0.3),

    # Clasificador
    layers.GlobalAveragePooling2D(),
    #layers.Dense(64, activation='relu'),
    layers.Dropout(0.5),
    layers.Dense(num_classes, activation='softmax')
])
return model
```

- Entrada: Imágenes RGB redimensionadas a 64x64 píxeles.
- Capas convolucionales:
 - Conv2D (32) → Conv2D (64) → Conv2D (128) con ReLU.
- Pooling: MaxPooling 2x2 después de cada convolución
- Capa de clasificación:
 - GlobalAveragePooling->Dense(64)->Dense(num_clases,softmax).
- Regularización: Dropout y BatchNormalization

METODOLOGÍA DE ENTRENAMIENTO

- Preprocesamiento:
 - Redimensionamiento
 - Normalización de píxeles
 - Aumento de datos (rotación, traslación, zoom, flip horizontal)
- División de datos:
 - Entrenamiento 80%
 - Validación 20%
- Entrenamiento con callbacks:
 - EarlyStopping
 - ReduceLROnPlateau
 - ModelCheckpoint

)

- Evaluación del modelo:
 - Precisión
 - Matriz de confusión
 - Reporte de clasificación

```
# Configuración para manejar imágenes truncadas
ImageFile.LOAD_TRUNCATED_IMAGES = True # Permite cargar imágenes truncadas

# Definir parámetros
TARGET_SIZE = (64, 64) # Input_shape del modelo
BATCH_SIZE = 16
```

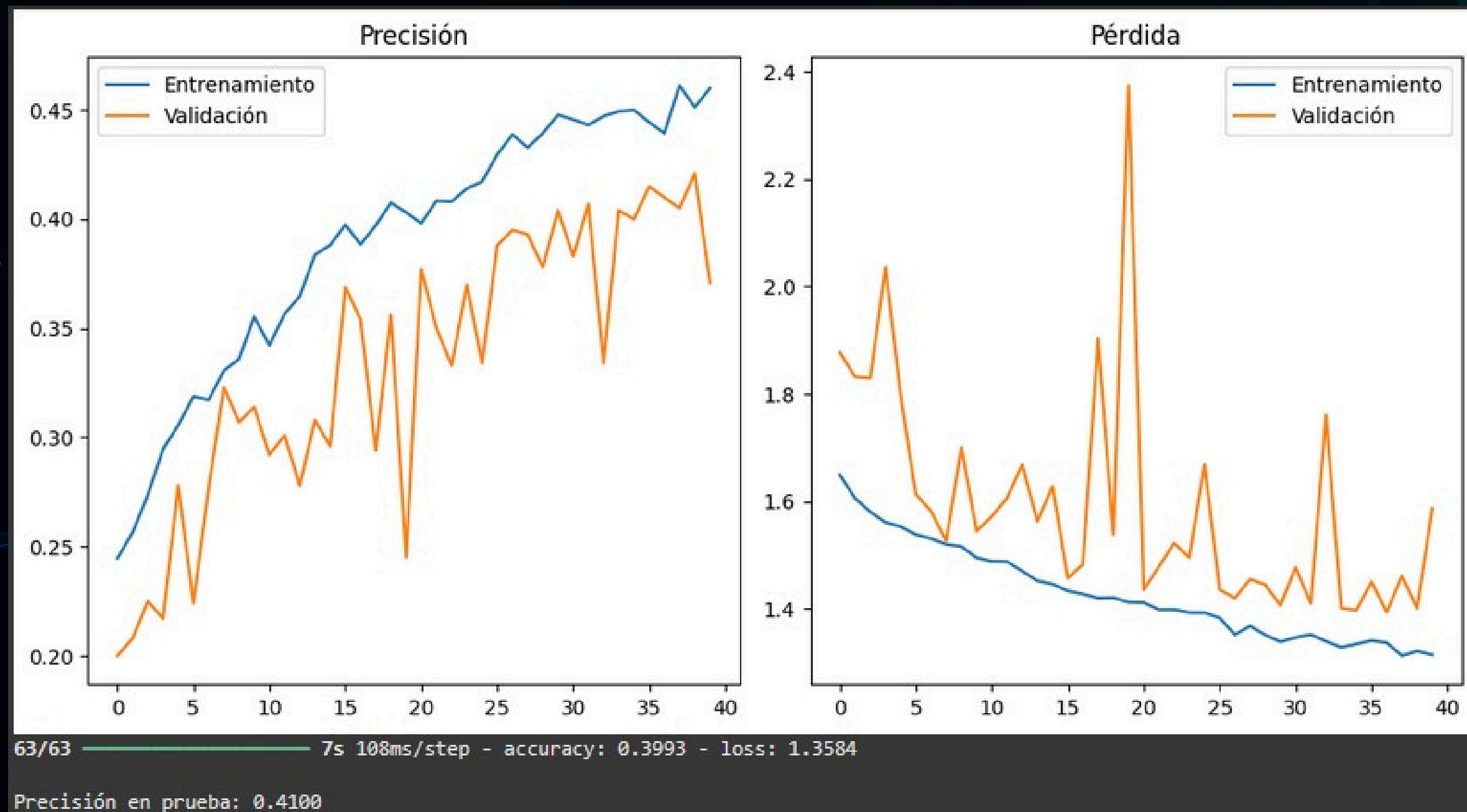
RESULTADOS

- Precisión de entrenamiento : alrededor de 40%
- Precisión en validación: inferior a 40%
- Precisión en pruebas: inferior a 40%

Esto demuestra que el modelo no logra generalizar con precisión suficiente, aunque detecta ciertos patrones.

Las gráficas de entrenamiento muestra dificultades para distinguir entre clases similares.

El rendimiento sugiere problemas de sobreajuste y posible ambigüedad en el etiquetado.



CONCLUSIÓN

Aunque el modelo logró identificar algunos patrones, su precisión general fue baja lo que limita su aplicación real.

Reconocer formas de rostro es difícil incluso para humanos y puede generar sesgos en IA.

Para mejorar esto se podría optar por usar datasets más diversos, modelos preentrenados y/o auditorías para reducir sesgos.

