

## DEFINICIÓN DEL MODELO PRINCIPAL

### Arquitectura del Modelo

#### **MODELO PRINCIPAL** - *Random Forest Classifier*

```
model = RandomForestClassifier(  
    n_estimators=200,      # 200 árboles en el ensemble  
    max_depth=15,         # Profundidad máxima de 15 niveles  
    min_samples_split=5,  # Mínimo 5 muestras para dividir un nodo  
    min_samples_leaf=2,   # Mínimo 2 muestras en nodos hoja  
    max_features='sqrt',  # Características: raíz cuadrada del total  
    class_weight='balanced', # Balance automático de clases  
    random_state=SEED,    # Semilla para reproducibilidad  
    bootstrap=True,       # Muestreo bootstrap activado  
    criterion='gini'      # Criterio de división: índice Gini  
)
```



#### **Parámetros Optimizados**

Parámetro	Valor	Descripción
n_estimators	200	Número de árboles en el bosque
max_depth	15	Controla sobreajuste limitando profundidad
min_samples_split	5	Evita divisiones con pocas muestras
min_samples_leaf	2	Garantiza hojas con muestras suficientes
max_features	sqrt	$\sqrt{(n\_features)}$ para diversidad
class_weight	balanced	Compensa desbalanceo de clases

### Características de Entrada

El modelo utiliza **10 características** extraídas de las imágenes:

python

```
caracteristicas_compatibles = [  
'intensidad_promedio',  # Intensidad promedio de píxeles  
'contraste',            # Desviación estándar de intensidades  
'entropia',             # Medida de desorden/textura  
'asimetria',            # Simetría de la distribución  
'curtosis',             # Medida de "picudez" de la distribución
```

```
'densidad_bordes',      # Proporción de píxeles de borde
'magnitud_gradiente_promedio', # Promedio de gradientes
'hu_momento_1',         # Momento de Hu 1 (dispersión)
'hu_momento_2',         # Momento de Hu 2 (elongación)
'heterogeneidad'        # Contraste/Intensidad (textura)
]
```

### **Preprocesamiento de Características**

```
python
# Estandarización de características
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X_compatible)

# Codificación de etiquetas
le = LabelEncoder()
y_encoded = le.fit_transform(y) # malignant:0, benign:1, normal:2
```

### **Esquema de Clasificación**

```
python
# CLASES DE SALIDA
CLASES = ["malignant", "benign", "normal"]
```

```
# ESTRUCTURA DE SALIDA
# Probabilidades: [P(malignant), P(benign), P(normal)]
# Diagnóstico: Clase con mayor probabilidad
# Confianza: Máxima probabilidad obtenida
```

### **Métricas de Evaluación**

El modelo se evalúa con:

```
python
métricas = {
'accuracy': accuracy_score(y_test, y_pred),
'precision': precision_score(y_test, y_pred, average='weighted'),
'recall': recall_score(y_test, y_pred, average='weighted'),
'f1_score': f1_score(y_test, y_pred, average='weighted'),
'confusion_matrix': confusion_matrix(y_test, y_pred)
}
```

### **Proceso de Entrenamiento**

```
python
def entrenar_modelo_completo(X, y):
    """Flujo completo de entrenamiento"""
```

```
# 1. Preparar características
```

```
X_features = extraer_caracteristicas(X)
```

```
# 2. Preprocesar
```

```
scaler = StandardScaler()
```

```
X_scaled = scaler.fit_transform(X_features)
```

```
# 3. Codificar etiquetas
```

```
le = LabelEncoder()
```

```
y_encoded = le.fit_transform(y)
```

```
# 4. Entrenar modelo
```

```
model = RandomForestClassifier(
```

```
    n_estimators=200,
```

```
    max_depth=15,
```

```
    min_samples_split=5,
```

```
    min_samples_leaf=2,
```

```
    class_weight='balanced',
```

```
    random_state=SEED
```

```
)
```

```
model.fit(X_scaled, y_encoded)
```

```
return model, scaler, le
```

### **Características Técnicas**

- **Algoritmo:** Ensemble Learning (Random Forest)
- **Tipo:** Clasificación multiclase (3 clases)
- **Entrada:** 10 características numéricas
- **Salida:** Probabilidades para 3 clases
- **Regularización:** Parámetros de profundidad y muestras mínimas
- **Balanceo:** class\_weight='balanced' para datos desbalanceados

### **Ventajas del Modelo Elegido**

1. **Robusto** a overfitting por parámetros conservadores
2. **Balanceado** automáticamente para datos desbalanceados
3. **Interpretable** importancia de características disponible
4. **Estable** gracias a ensemble y random state
5. **Eficiente** en entrenamiento y predicción
- 6.

Este modelo fue seleccionado después de optimización con RandomizedSearchCV y demostró el mejor balance entre precisión, equidad y robustez en el análisis de imágenes tiroideas.