**DATA SOURCES** 

Iteration: 1

### **PREDICTION TASK**



- Es un tipo de problema de clasificación supervisada multiclase, donde el modelo debe asignar una de cuatro categorías de emoción a un fragmento musical.
- La entidad sobre la que se hacen predicciones es cada fragmento musical de 30 segundos, representado por sus características acústicas.
- Las etiquetas de salida (outcomes) son cuatro emociones musicales: relax, happy, sad, angry.
- Los outcomes se observan inmediatamente después de que el sistema analiza un fragmento de audio. En el dataset, las etiquetas ya están definidas, mientras que en un caso real se obtendrían: al clasificar un nuevo archivo musical, o al integrarse en tiempo real en una plataforma de streaming que evalúa canciones a medida que se reproducen.

# **DECISIONS**



Las predicciones se convierten en decisiones al combinar dos parámetros principales:

- La emoción predicha (etiqueta de salida).
- El nivel de confianza de la predicción (grado de certeza).

Esto permite que el sistema brinde recomendaciones relevantes y personalizadas, aplicables tanto en servicios de streaming, como en terapia musical o gestión de catálogos musicales.

# **VALUE PROPOSITION**



Se pueden implementar diversos usos y aplicaciones una vez lanzado el modelo, como lo serían:

- Usuarios de apps de música obtienen playlist y recomendaciones basadas en emociones, no solo en géneros.
- Terapeutas y apps de bienestar tienen acceso rápido a música clasificada para apoyar la relajación o motivación de pacientes.
- Productores de plataforma: organizan grandes catálogos sin clasificar manualmente canción por canción.

### Problemas que se resuelven:

- Clasificación manual de la música
- Recomendaciones poco personalizadas
- Falta de apoyo automatizado en terapia musical.
- Dificultad para curar grandes bibliotecas musicales.

### Integración flujo de trabajo y interfaces:

- Apps de streaming: el modelo clasifica cada canción y ajusta automáticamente la playlist.
- Catálogos musicales: al subir la canción, el sistema le asigna una emoción.

### Interfases:

- Aplicaciones móviles/web de música
- Dashboards de terapeutas
- Paneles de gestión de catálogos musicales.

# **DATA COLLECTION**



- Se hace uso del dataset de Turkish Music - Los Intires y los outcomes provienen Emotion, con más de 400 fragmentos musicales de 30 segundos ya etiquetados en cuatro emociones (relax, happy, sad,
  - principalmente del dataset.
  - Se usan **dos tablas internas (CSV limpio y** CSV modificado) para distintas fases.
  - Futuras integraciones pueden enriquecerse con APIs para ampliar cobertura y mantener frescura.

- Los atributos acústicos ya vienen

-Almacenar y controlar cambios de

de reprocesar todo el dataset.

datasets sin duplicar todo el histórico.

- Recalcular solo los nuevos datos en lugar

- Usar subconjuntos representativos para

pruebas rápidas, reduciendo cómputo.

etiquetado manual inicial.

**Estrategias:** 

extraídos, por lo que no es necesario un





# **IMPACT SIMULATION**



- Los costos/ganancias dependen de la precisión de las predicciones (personalización, confianza, utilidad terapéutica).
- Se usa el dataset original y modificado para simular impacto antes del despliegue.
- El despliegue se aprueba si cumple criterios de performance, robustez, eficiencia y trazabilidad.
- Hay restricciones de equidad, buscando un rendimiento equilibrado entre todas las emociones.

### **MAKING PREDICTIONS**



- Las predicciones se pueden realizar en batch (por lotes), cuando se desea clasificar un conjunto grande de canciones, como un catálogo completo. Este proceso no es inmediato y puede tardar desde varios minutos hasta algunas horas, dependiendo de la cantidad de datos.
- También pueden hacerse en **tiempo real** (real time), cuando el usuario sube o reproduce una canción. En este caso se busca rapidez, con un tiempo estimado máximo de 1 minuto, considerando lectura, extracción de características y predicción.
- Recursos: el uso de CPUs es suficiente para el despliegue de predicciones. Durante el entrenamiento, si se utilizan modelos más complejos, se pueden aprovechar GPUs para acelerar el proceso.

### **BUILDING MODELS**



- En predicción, cada canción se representa como un vector numérico de 50 características.

**FEATURES** 

- Los datos crudos pasan por limpieza y normalización.
- -Opcionalmente, se aplican reducciones de dimensionalidad o nuevas features de APIs

# hacerse de forma periódica (cada 1 a 3 meses) o cuando las métricas de rendimiento (accuracy, F1-score) comiencen a disminuir.

- La **actualización** del modelo puede

clasificación multiclase, encargado de

predecir la emoción de cada fragmento

musical (relax, happy, sad, angry).

- Tiempos de procesamiento: En batch, pueden destinarse varias horas, ya que no se requiere inmediatez. En tiempo real, el rango esperado es de máximo 1 minuto, considerando preprocesamiento y predicción.
- Recursos computacionales: CPUs para inferencia (predicciones). GPUs opcionales durante el entrenamiento para acelerar cálculos en modelos más complejos.

# MONITORING



- -Se monitorean métricas técnicas (accuracy, FI, latencia), métricas de usuario (engagement, satisfacción, aceptación de recomendaciones) y métricas de negocio (costos ahorrados, retención, adopción).
- -Se revisan en diferentes frecuencias: semanal (técnico), mensual (usuarios) y trimestral (negocio).



Version 1.2. Created by Louis Dorard, Ph.D. Licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. Please keep this mention and the link to ownml.co when sharing.

