

# リアルタイム感情分析と評価フィードバックに基づく 楽曲推薦システムの開発

研究室名 レネ研究室 | 学籍番号 2220005 | 発表者名 石井颯

## 背景と目的

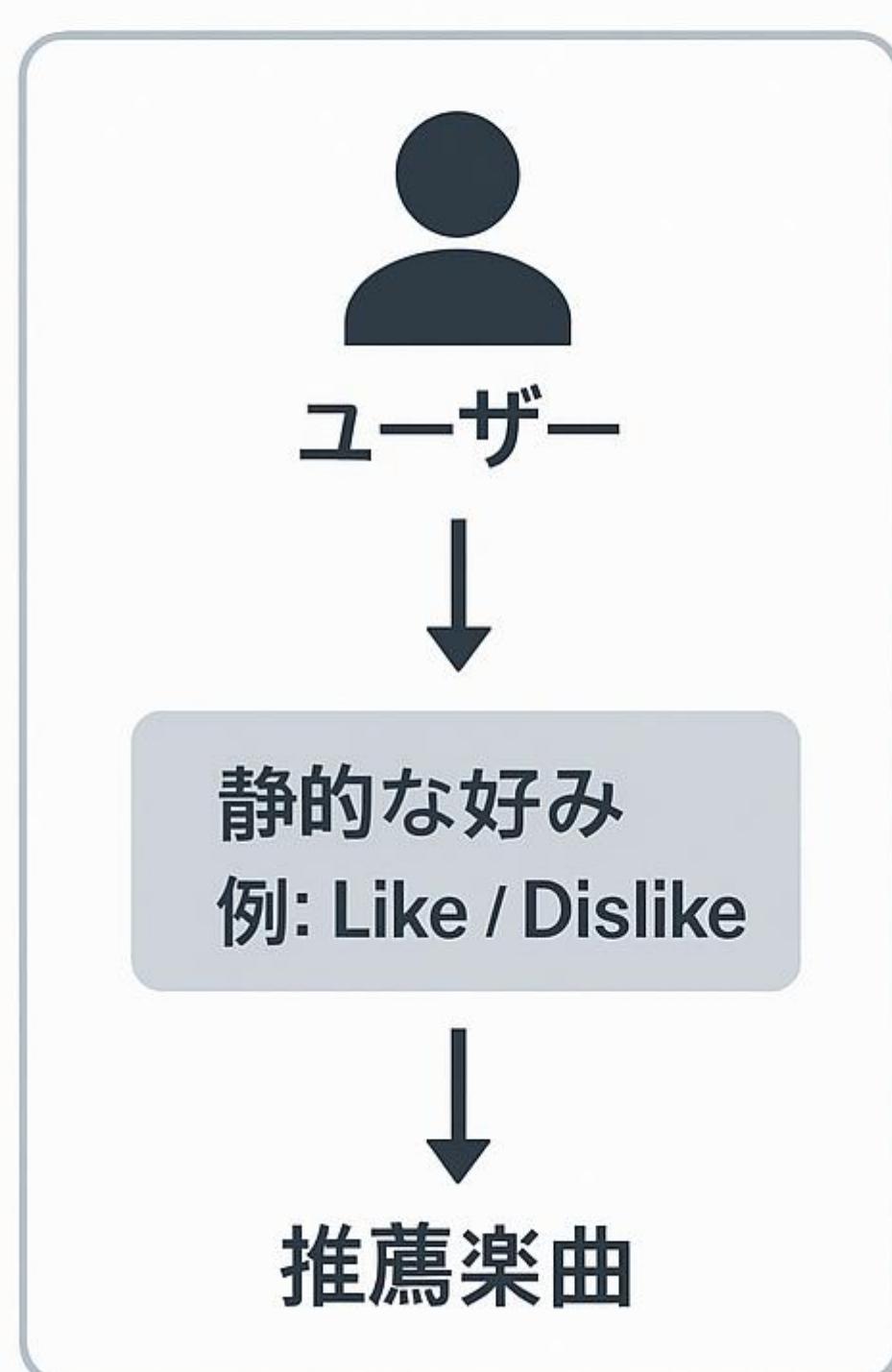
従来の音楽推薦システムは、ユーザーの聴取履歴や静的な嗜好評価(Like/Dislike)に基づいている。これらはユーザーの長期的な好みを捉えるのには有効だが、推薦時における\*\*短期的な感情状態(Affective State)\*\*を考慮していない。本研究の目的は、この静的な推薦から脱却し、「楽曲がユーザーの感情に与える動的な影響」そのものを学習する新しい推薦システムを構築することである。

具体的には、楽曲聴取前後の感情状態を\$E\_{baseline}\$(再生前)、\$E\_{post}\$(再生後)としてWebカメラからリアルタイムに推定し、その感情差分\$\Delta E = E\_{post} - E\_{baseline}\$をモデル化する。これにより、既存研究の課題であった高いユーザー負担を解消しつつ(Webアプリ化)、ユーザーの現在の感情を目的の状態(例:ストレスの緩和、集中の向上)へと能動的に誘導することが可能な、次世代の推薦エンジンの基盤を構築する

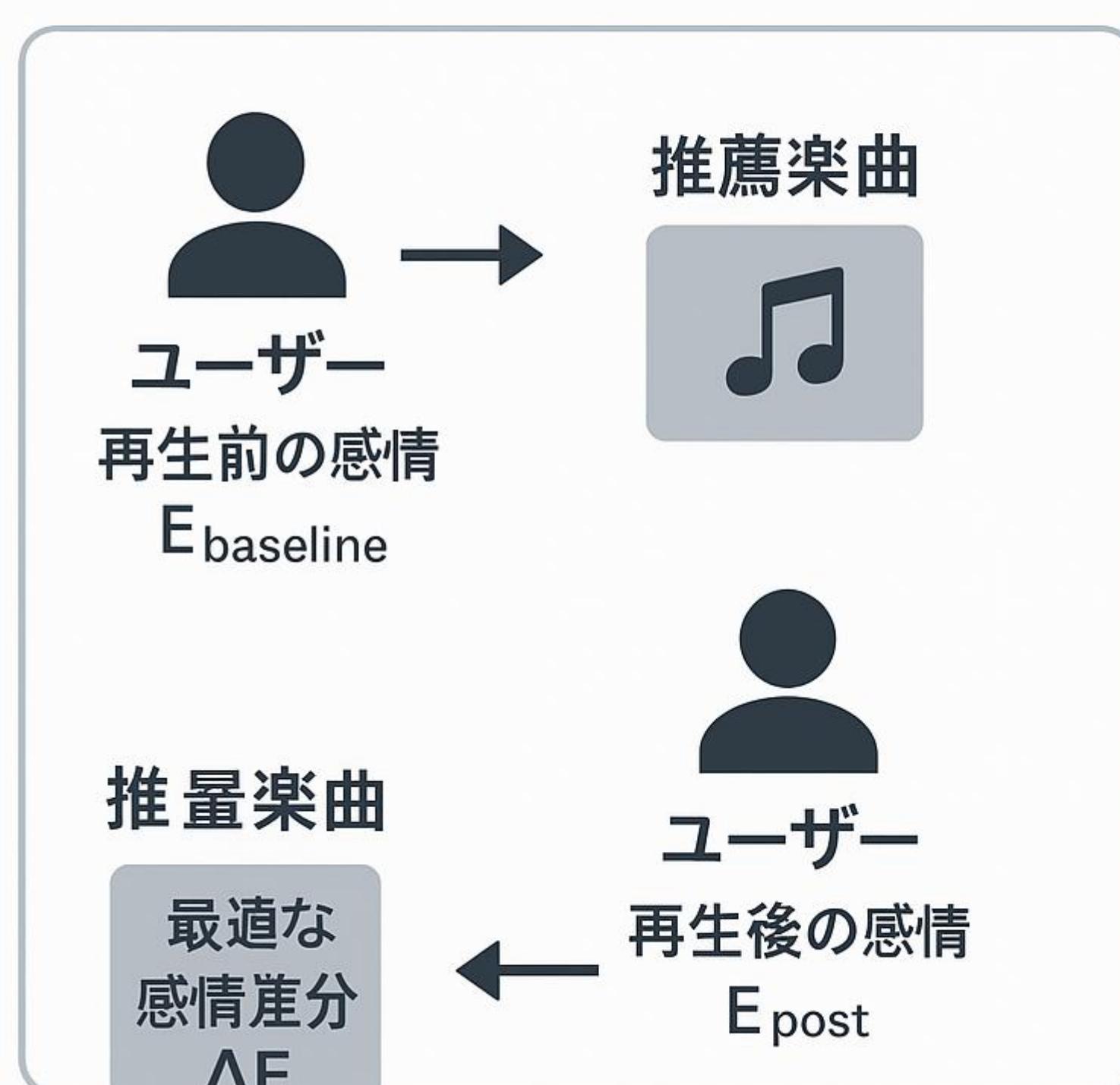
## 研究方法

本研究で提案する「感情遷移学習アルゴリズム」を実現するため、以下の技術要素からなるWebアプリケーション「EmotionSync」を構築した(図2)。システム基盤: クライアント(React)とサーバー(Flask/Python)をProxy連携させ、堅牢なシステムを構築。感情分析: DeepFaceライブラリを用い、Webカメラ画像からリアルタイムに感情ベクトル\$E\$(happy, sad等の多次元ベクトル)を推定する。音楽再生: Spotify Web Playback SDKを用い、推薦された楽曲をアプリ内でシームレスに自動再生する。データベース: EmotionLogテーブル(図3)を設計し、{楽曲、再生前感情、再生後感情、感情差分\$\Delta E\$}の学習データを蓄積する。本システムの推薦ロジックは、強化学習の概念(探索と活用)を導入し、周期的探索法を採用する。これは、推薦サイクルを\$N\$回(例:\$N=5\$)と設定し、以下の2フェーズを繰り返す手法である。活用フェーズ(\$N-1\$回):過去のEmotionLogに基づき、「最適な\$\Delta E\$をもたらす」と予測する楽曲を推薦する。探索フェーズ(1回):\$N\$回目の推薦では、学習データを増やすため、意図的に未知の楽曲をランダムに推薦し、その結果(\$\Delta E\$)をEmotionLogに記録する

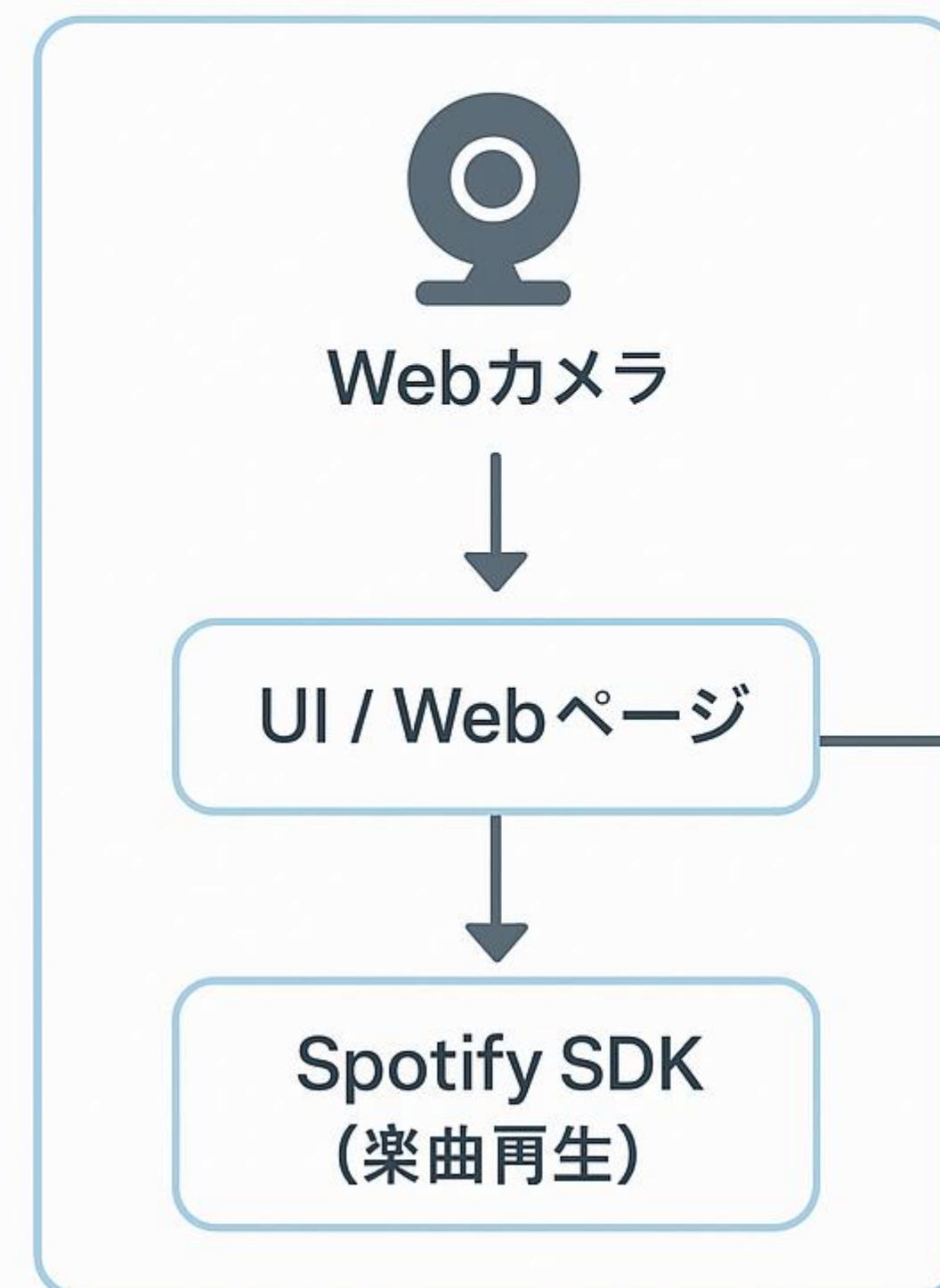
## 従来の推薦 (静的モデル)



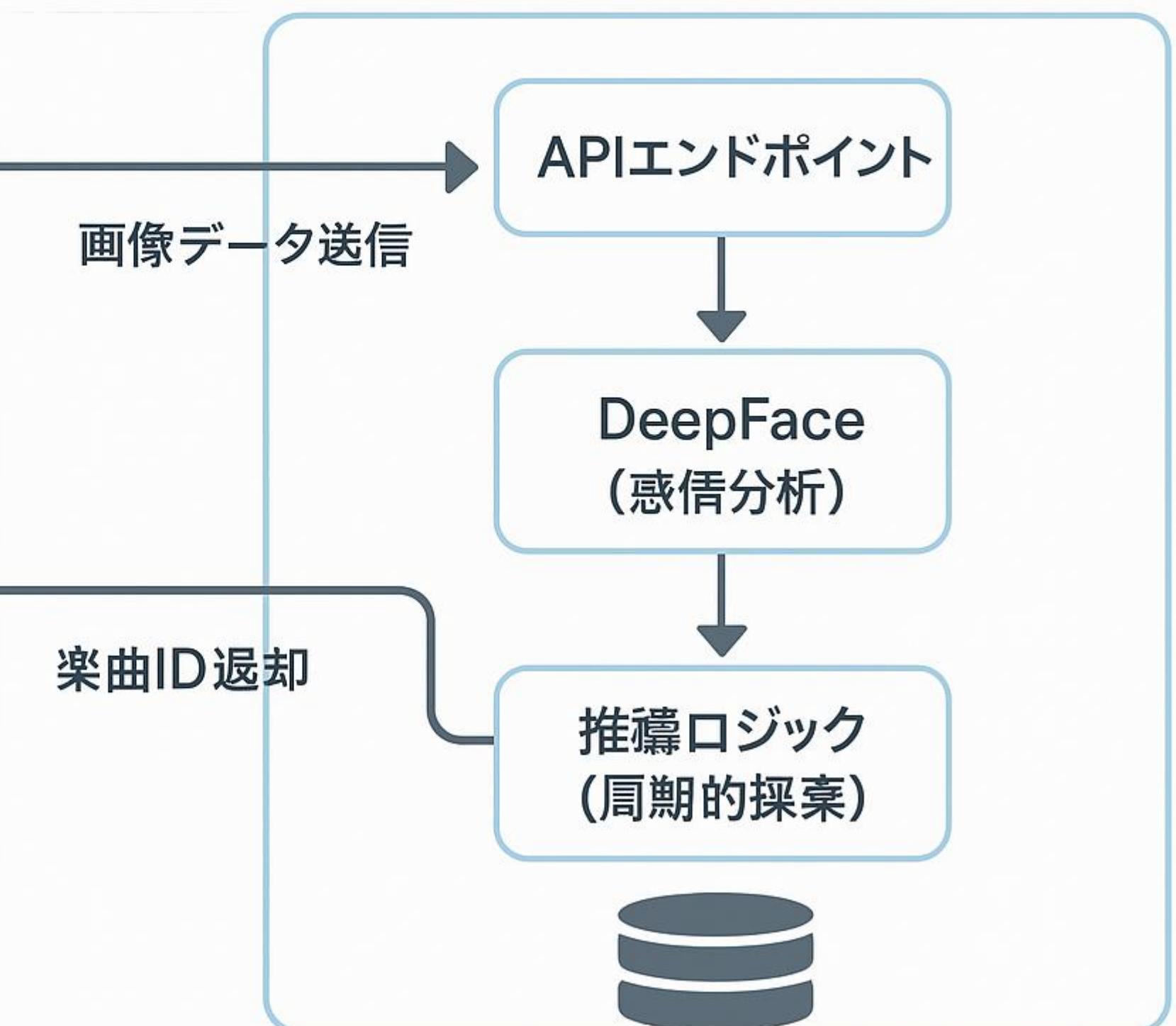
## 本研究の推薦 (動的・遷移モデル)



## フロントエンド (React / ブラウザ)



## バックエンド (Flask / Python)



## 結論

本研究では、楽曲が感情に与える動的な影響(\$\Delta E\$)を学習する新しい推薦アルゴリズムを提案し、その学習と評価を行うための\*\*研究基盤システム(EmotionSync)\*\*を構築した。これにより、ユーザーの感情遷移をモデル化する推薦研究の実行準備が整った。

EmotionLogテーブルの実装:{user\_id, track\_id, E\_baseline, E\_post, \$\Delta E\$}を記録するためのデータベーススキーマをFlask-SQLAlchemyモデルとして実装する。周期的探索ロジックの実装:ユーザーの推薦回数をDBでカウントし、\$N\$回に1回「探索」モードに切り替える推薦ロジックをapp.pyに実装する。「活用」フェーズの回帰モデル実装:scikit-learnを用い、「活用」時に使用する予測モデル \$f(X) \rightarrow y\$ (\$X = (E\_{baseline}, A\_{track})\$, \$y = \Delta E\$)をPythonで実装する。評価実験:被験者実験を行い、提案手法が従来手法(ランダム推薦等)と比較して、ユーザーの感情を意図した方向へより効果的に誘導できるかを定量的に評価する。

## EmotionLog

id	PK
user_id	
track_id	
timestamp	
E_baseline	再生前の感情ベクトル
E_post	再生後の感情ベクトル
delta_E	感情差分ベクトル (E_post - E_baseline)

## ⑧参考文献 (任意)