

予測AI & 生成AI ユースケース デモ



デモ実行環境

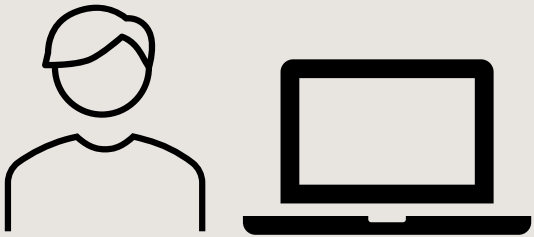
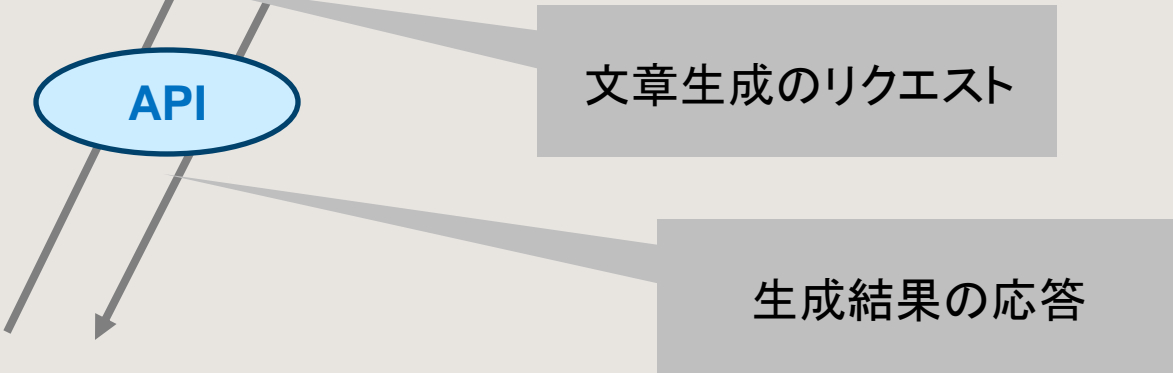
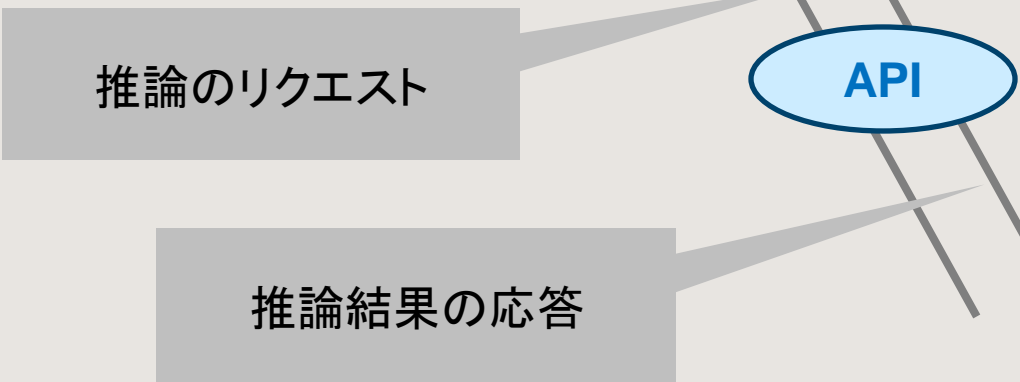
ユースケース

- 与信判定
- 映画の推薦（レコメンデーション）
- ジョブマッチング/検索

予測AI サービス



生成AI サービス



```
jupyter CreditScoring Last Checkpoint: 4分前 (autosaved)
File Edit View Insert Cell Kernel Widgets Help Kernel starting, please wait... Not Trusted Python [conda env:]
In [1]: import requests
import json
import pandas as pd
import numpy as np
from h2ogpte import H2OGPTE

In [2]: MLOPS_ENDPOINT = 'https://model.internal.dedicated.h2o.ai/dd9d2458-de72-465b-a62f-e8796053b802/model/score'
H2OGPTE_URL = 'https://playground.h2ogpte.h2o.ai'
with open('./_secret') as f:
    key = json.load(f)
H2OGPTE_KEY = key['client-access-test']

Scoring by Predictive AI
参考: https://github.com/yukismd/H2O_AI_Cloud/blob/main/sample_request/Shaoly_Scoring.ipynb

In [3]: ls data
UCL_Credit_Card3_sample5.csv

In [20]: def get_and_transform_scoringdata() -> dict:
df = pd.read_csv('data/UCL_Credit_Card3_sample5.csv')
df = df.sample(n=1) # sample 1 observation out of 5
df = df.astype(str)
return df
```

与信判定

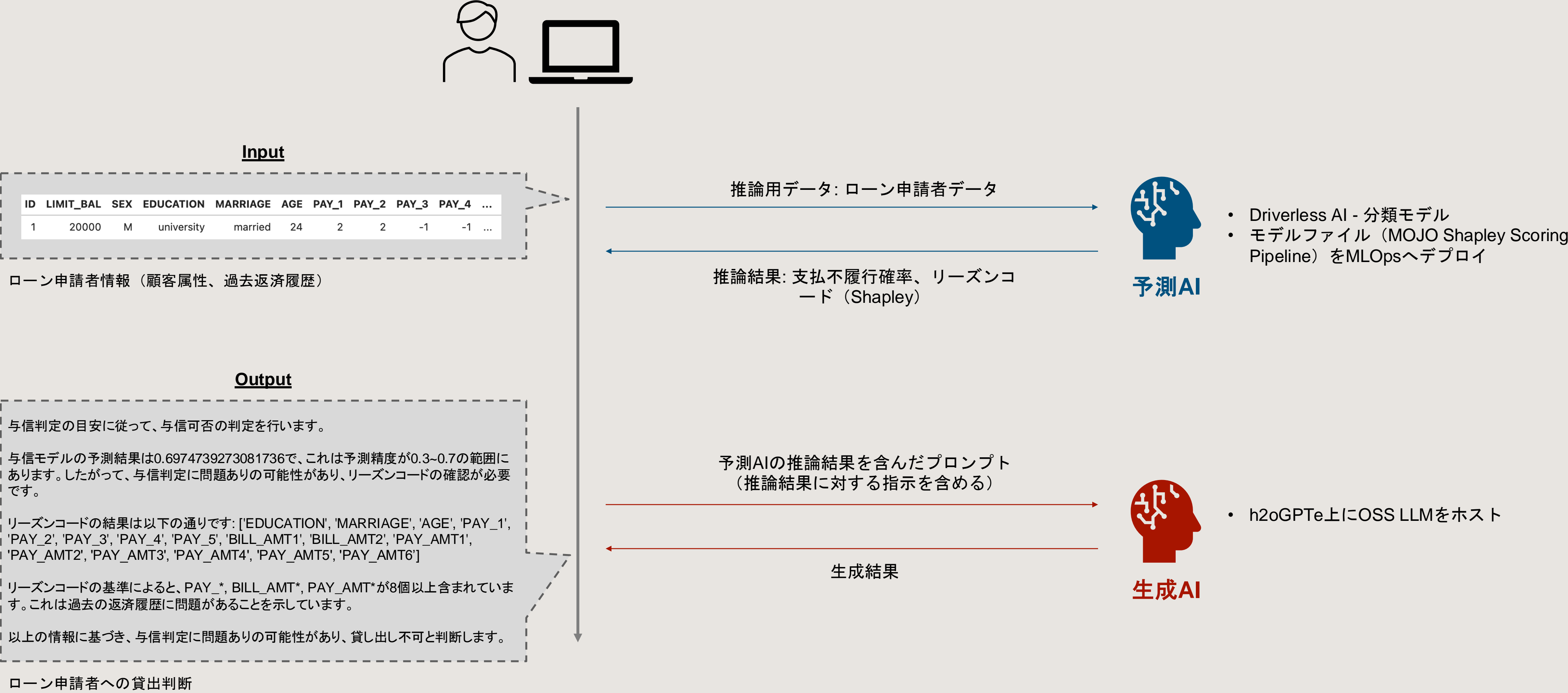
予測AIのローン申請者に対する与信判定結果を、生成AIが解釈

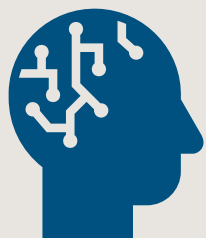
予測AI: 支払不履行確率とそのリーズンコード(Shapley)の予測

生成AI: 予測AIの推論結果の解釈

Project Page: https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/tree/main/creditcard_default

Demo Notebook: https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/creditcard_default/CreditScoring.ipynb





学習

- Driverless AI
- 学習データ：https://h2oai-jp-public.s3.ap-northeast-1.amazonaws.com/sample_data/UCI_CreditCard/UCI_Credit_Card3.csv
- 分類モデル – 支払不履行（default_payment_next_month）確率を顧客属性や過去の支払い履歴で予測

推論

- Driverless AIのモデルファイル（MOJO Shapley Scoring Pipeline）をMLOpsへデプロイ
- Inputデータに対し、デフォルト確率とリーズンコード（Shapley）をOutput

Output

Input

(1オブザベーション)

ID	LIMIT_BAL	SEX	EDUCATION	MARRIAGE	AGE	PAY_1	PAY_2	PAY_3	PAY_4	...	BILL_AMT4	BILL_AMT5	BILL_AMT6	PA
1	20000	M	university	married	24	2	2	-1	-1	...	0	0	0	

ローン申請者情報（顧客属性、過去返済履歴）

デフォルト確率: 0.697

Shapley

	features	contributions
0	EDUCATION	0.096083
1	MARRIAGE	0.087222
2	AGE	0.080195
3	PAY_1	0.794107
4	PAY_2	0.323085
5	PAY_3	0.002936
6	PAY_4	0.059302
7	PAY_5	0.039223
8	PAY_6	-0.010183
9	BILL_AMT1	0.045825
10	BILL_AMT2	0.269943
11	BILL_AMT3	-0.057621
12	BILL_AMT4	-0.043051
13	BILL_AMT5	0.000812

※ 予測確率に対する
各特微量の寄与



- h2oGPTe上にホストされたOSS LLMへAPIアクセス
- LLM - microsoft/Phi-3-medium-128k-instruct: <https://huggingface.co/microsoft/Phi-3-medium-128k-instruct>

プロンプト

予測モデルの予測結果: 0.6974739273081736
予測モデルの予測結果を、以下の与信判断の目安の目安に従って、与信可否の判定をして下さい。

リーズンコードの結果: ['EDUCATION', 'MARRIAGE', 'AGE', 'PAY_1', 'PAY_2', 'PAY_3', 'PAY_4', 'PAY_5', 'BILL_AMT1', 'BILL_AMT2', 'PAY_AMT1', 'PAY_AMT2', 'PAY_AMT3', 'PAY_AMT4', 'PAY_AMT5', 'PAY_AMT6'] 与信可否の判定において、リーズンコードの確認が必要な場合は、リーズンコードの結果に従い、以下のリーズンコードの基準に理由を述べて下さい。

与信判断の目安
予測精度が0.3以下: 与信判定に問題なし。貸し出し可能。 予測精度が0.3~0.7: 与信判定に問題ありの可能性。リーズンコードの確認が必要。 予測精度が0.7以上: 与信判定に問題あり。貸し出し不可。

リーズンコードの基準
PAY_*, BILL_AMT*, PAY_AMT*が8個以上含まれる場合は、過去の返済履歴に問題ありとなります。 PAY_*, BILL_AMT*, PAY_AMT*が8個未満であれば含まれる場合は、返済履歴には問題がありません。

- 予測AIの推論結果
- デフォルト確率
 - Shapley – 正の値の特徴量名をプロンプトに含める

生成結果

与信判定の目安に従って、与信可否の判定を行います。

与信モデルの予測結果は0.6974739273081736で、これは予測精度が0.3~0.7の範囲にあります。したがって、与信判定に問題ありの可能性があり、リーズンコードの確認が必要です。

リーズンコードの結果は以下の通りです: ['EDUCATION', 'MARRIAGE', 'AGE', 'PAY_1', 'PAY_2', 'PAY_3', 'PAY_4', 'PAY_5', 'BILL_AMT1', 'BILL_AMT2', 'PAY_AMT1', 'PAY_AMT2', 'PAY_AMT3', 'PAY_AMT4', 'PAY_AMT5', 'PAY_AMT6']

リーズンコードの基準によると、PAY_*, BILL_AMT*, PAY_AMT*が8個以上含まれています。これは過去の返済履歴に問題があることを示しています。

以上の情報に基づき、与信判定に問題ありの可能性があり、貸し出し不可と判断します。

映画の推薦（レコメンデーション）

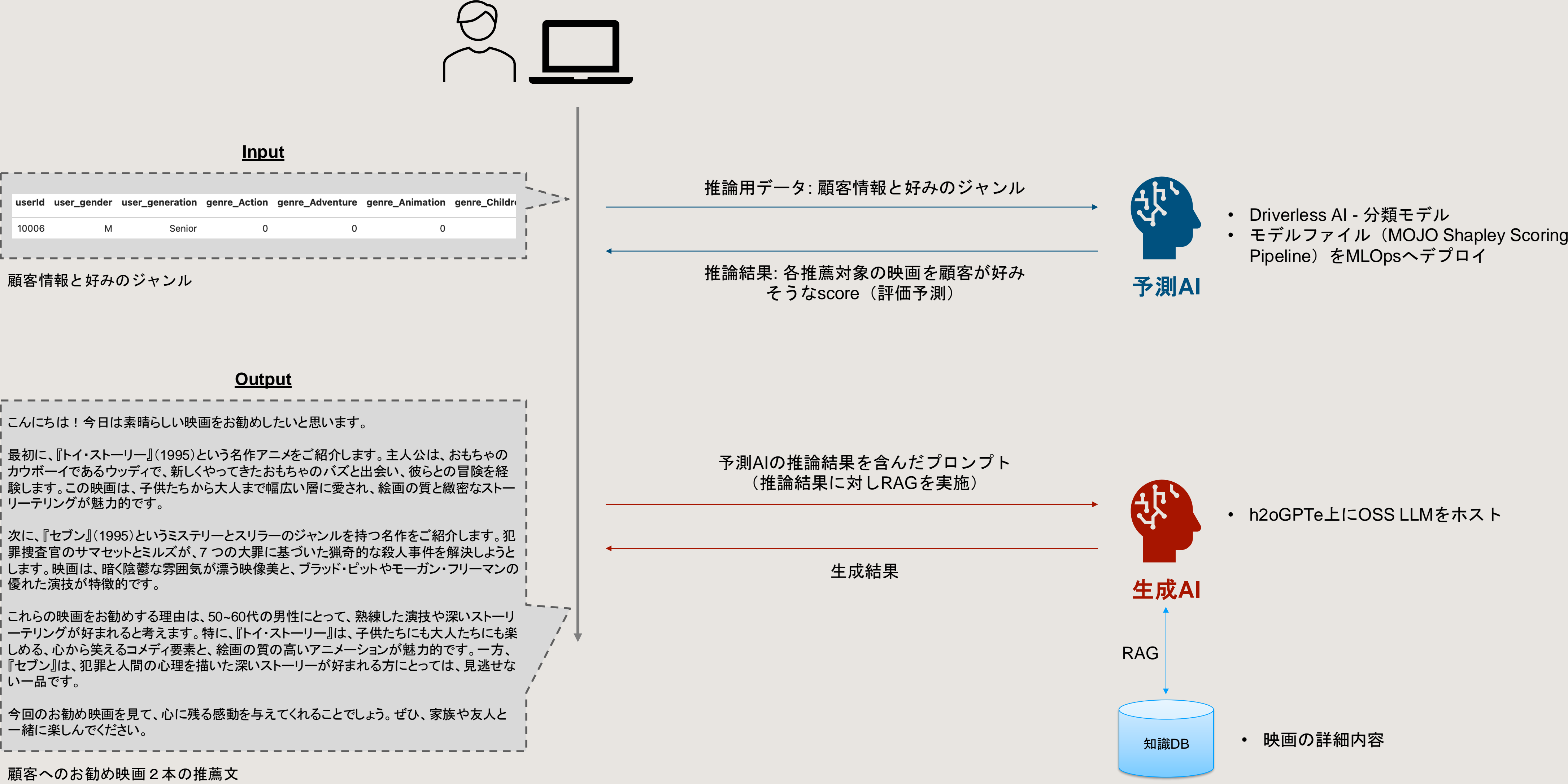
予測AIが顧客の映画の評価予測を実施し、生成AIがお勧め映画の推薦文を作成

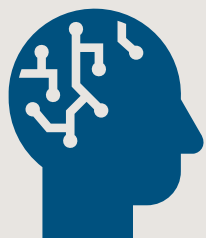
予測AI: 顧客属性と好みのジャンルに基づく映画の推薦

生成AI: 予測AIの推薦結果と、映画情報を知識DBとしてRAGを実施し、推薦文を作成

Project Page: https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/tree/main/movie_recomendation

Demo Notebook: https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/movie_recomendation/MovieRecommendation.ipynb





学習

- Driverless AI
- 学習データ：https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/movie_recomendation/data/movie_rating_modelingdata.csv
- 分類モデル – 映画に対する評価（rating_good）を、ユーザー情報（user_）、映画にタグ付けされたジャンル情報(genre_)で予測

推論

- Driverless AIのモデルファイル（MOJO Scoring Pipeline）をMLOpsへデプロイ
- Inputデータに対し、推薦対象の映画（20本）の評価予測（score）をOutput

Input
(1オブザベーション)

userId	user_gender	user_generation	genre_Action	genre_Adventure	genre_Animation	genre_Children	genre_Comedy	genre_Drama
10006	M	Senior	0	0	0	0	0	0

顧客情報と好みのジャンル

Output

movieId	title	score
2959	Fight Club (1999)	0.4479908206399705
4993	Lord of the Rings: The Fellowship of the Ring,...	0.4367456918400951
2571	Matrix, The (1999)	0.4334245643699235
1196	Star Wars: Episode V - The Empire Strikes Back...	0.42149340938190794
260	Star Wars: Episode IV - A New Hope (1977)	0.4033679403459303
50	Usual Suspects, The (1995)	0.40298541566227036
1198	Raiders of the Lost Ark (Indiana Jones and the...	0.3843803993797101
318	Shawshank Redemption, The (1994)	0.3832757883085894
2858	American Beauty (1999)	0.38279121506913516
296	Pulp Fiction (1994)	0.3716957923137419
110	Braveheart (1995)	0.35955365977884557
527	Schindler's List (1993)	0.35731394426273444
47	Seven (a.k.a. Se7en) (1995)	0.34431120239484736
356	Forrest Gump (1994)	0.3385032982023266
593	Silence of the Lambs. The (1991)	0.3173852679913233

顧客の20本分の映画に対する評価予測（score）



- h2oGPTe上にホストされたOSS LLMへAPIアクセス
- LLM - mistralai/Mixtral-8x7B-Instruct-v0.1: <https://huggingface.co/mistralai/Mixtral-8x7B-Instruct-v0.1>
- 映画詳細情報（https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/movie_recomendation/data/movies_sample_story.txt）を知識DBとしたRAG

プロンプト（RAG）

Movie Title = Toy Story (1995)とMovie Title = Seven (a.k.a. Se7en) (1995)を50~60代の男性におすすめして下さい。
文章には以下の3点を含めてください。

- 50~60代の男性に対するフレンドリーなオープニングトーク。
- 映画の要約。100文字以内。
 - Movie Title = Toy Story (1995)のMovie Detailを参考にした100文字以内の要約文。
 - Movie Title = Seven (a.k.a. Se7en) (1995)のMovie Detailを参考にした100文字以内の要約文。
- なぜ50~60代の男性にそれらの映画がおすすめかを説明

予測AIの推論結果

- 映画の評価予測（score）の上位2つの映画

顧客属性

- 推薦を実施する顧客の属性

生成結果

こんにちは！今日は素晴らしい映画をお勧めしたいと思います。

最初に、『トイ・ストーリー』（1995）という名作アニメをご紹介します。主人公は、おもちゃのカウボーイであるウッディで、新しくやってきたおもちゃのバズと出会い、彼らとの冒険を経験します。この映画は、子供たちから大人まで幅広い層に愛され、絵画の質と緻密なストーリーテリングが魅力的です。

次に、『セブン』（1995）というミステリーとスリラーのジャンルを持つ名作をご紹介します。犯罪捜査官のサマセットとミルズが、7つの大罪に基づいた猟奇的な殺人事件を解決しようとします。映画は、暗く陰鬱な雰囲気が漂う映像美と、ブラッド・ピットやモーガン・フリーマンの優れた演技が特徴的です。

これらの映画をお勧めする理由は、50~60代の男性にとって、熟練した演技や深いストーリーテリングが好まれると考えます。特に、『トイ・ストーリー』は、子供たちにも大人たちにも楽しめる、心から笑えるコメディ要素と、絵画の質の高いアニメーションが魅力的です。一方、『セブン』は、犯罪と人間の心理を描いた深いストーリーが好まれる方にとっては、見逃せない一品です。

今回のお勧め映画を見て、心に残る感動を与えてくれることでしょう。ぜひ、家族や友人と一緒に楽しんでください。

ジョブマッチング/検索

求職者と仕事をマッチング。生成AIを非構造化データからの情報抽出に活用

- 生成AI: 職務経歴書から、書かれているスキル（専門技術、マネジメント、経験等）を抽出
- 予測AI: 抽出したスキル一覧とマッチする仕事をリストアップ

Project Page: https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/tree/main/job_db_search

Demo Notebook: https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/job_db_search/JobDb_Search.ipynb



Input
(プロンプト送信前にドキュメントをインGEST)

職 務 経 歴 書

2024 年 07 月 01 日現在
氏名 自動車 健太郎

■職務要約
株式会社Mr. Good Cars に入社後、来店されたお客さまを対象に自動車販売や整備、自動車保険の代理営業を担当。新車販売や車検・点検などのアフターフォロー、自動車登録における書類作成の代行、自動車保険の提案・販売に従事しています。また、新入社員への指導員として、業務内容の指導や販売方法のアドバイス、商談同席も実施。店舗全体の営業モチベーション向上のための取り組みが評価され、2023 年には社長賞を受賞しています。

■職務経歴
2018 年 4 月～現在 株式会社Mr. Good Cars
事業内容：自動車販売、整備、部品用品の販売、保険代理店業務
資本金：1 億 8 千万円 (20xx 年度) 売上高：30 億 4 千万円 (2024 年 3 月)
従業員数：1800 人 上場：東証一部上場
2018 年 4 月～現在 横浜支社 / 営業部
【業務内容】
新車四輪自動車・自動車保険の提案と販売
お客さまや整備部門との打ち合わせ対応
新入社員への業務指導 販売方法のアドバイス 商談同席

求職者の履歴書

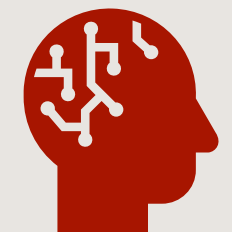
Output

job_id	similarity	industry	role	rank	skill_sets
360	0.072274	広告・マーケティング業	プランナー	シニア	- 5年以上のプランニング経験\n- 広告・マーケティング戦略の立案能力\n- データ分析の...
401	0.071788	卸売業	カスタマーサポート	ミドル	- 顧客サポート経験: ミドルのカスタマーサポートとしては、顧客サポートに関する経験が必要で...
365	0.071461	リサイクル業	品質管理	シニア	- 厳格な品質標準を実装する能力\n- 品質管理システムの設計と管理\n- 産業標準 (ISO...
404	0.070987	メディア・エンターテインメント業	放送技術者	ミドル	- 放送技術の基礎知識と実務能力\n- 録音、編集、配信技術の知識と経験\n- デジタルテレ...
304	0.070539	ITサービス業	カスタマーサポート	ジュニア	- 顧客サポート経験: 少ない程度の顧客サポート経験があること...\n- コミュニケーション能...
			ジュニア		- 注文受付と確認の手続きに堪能な経験\n- 在庫管理と注文処理の...

マッチしそうな仕事の一覧 (Embeddingの類似度上位)

情報抽出命令を含めたプロンプト
(RAGを実施)

情報抽出結果 (json形式) - 求職者のスキル
セット



生成AI

- h2oGPTe上にOSS LLMをホスト

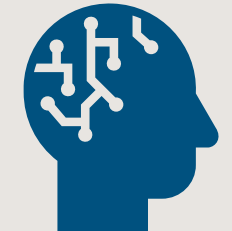
RAG



- 履歴書

推論用データ: 生成AIによる情報抽出結果

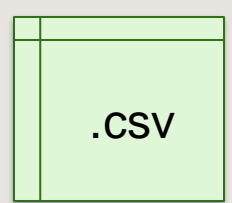
推論結果: 求職者のスキルセットの
Embedding



予測AI

- Hydrogen Torch – テキスト類似モデル
- モデルファイル (ML Flow) をMLOpsへデプロイ

Embeddingを
用いた検索



- 仕事リスト (各仕事に必要なスキルセット情報を予測AIを用いて事前にEmbedding化)



- h2oGPTe上にホストされたOSS LLMへAPIアクセス
- LLM - mistralai/Mixtral-8x7B-Instruct-v0.1: <https://huggingface.co/mistralai/Mixtral-8x7B-Instruct-v0.1>
- 履歴書（https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/movie_recomendation/data/movies_sample_story.txt）に対するRAG

プロンプト（RAG）

書かれているスキル（専門技術、マネジメント、経験等）を箇条書きで取り出して下さい。

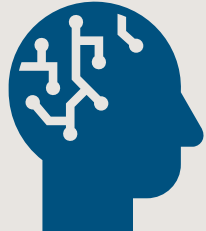
生成結果（抽出結果）

{'skills': ['自動車販売', '自動車整備', '自動車保険の代理営業', '新車販売', '車検・点検', '自動車登録の書類作成', '指導員の業務指導や販売方法のアドバイス', '商談同席', 'Excel関数の使用やデータ表の作成', 'PowerPointの使用', '報告書、見積書、礼状などの文書作成', '会議資料、提案資料の作成', '普通自動車第一種運転免許', '損害保険募集人一般試験', 'TOEIC Listening & Reading Test 650点', '顧客とのコミュニケーション能力', 'Wordの使用']}

RAG対象のドキュメント（.docx）

職 務 経 歴 書	
2024 年 07 月 01 日現在	
氏名 自動車 健太郎	
■職務要約	
株式会社 Mr. Good Cars に入社後、来店されたお客さまを対象に自動車販売や整備、自動車保険の代理営業を担当。新車販売や車検・点検などのアフターフォロー、自動車登録における書類作成の代行、自動車保険の提案・販売に従事しています。また、新入社員への指導員として、業務内容の指導や販売方法のアドバイス、商談同席も実施。店舗全体の営業モチベーション向上のための取り組みが評価され、2023 年には社長賞を受賞しています。	
■職務経歴	
2018 年 4 月～現在	株式会社 Mr. Good Cars
事業内容：自動車販売、整備、部品用品の販売、保険代理店業務 資本金：1 億 8 千万円（20xx 年度） 売上高：30 億 4 千万円（2024 年 3 月） 従業員数：1800 人 上場：東証一部上場	正社員 として勤務
2018 年 4 月～	横浜支社 / 営業部
現在	【業務内容】 新車四輪自動車・自動車保険の提案と販売 お客さまや整備部門との打ち合わせ対応 新入社員への業務指導 販売方法のアドバイス 商談同席

- json形式で取得



学習

- Hydrogen Torch
- 学習データ：https://github.com/yukismd/predAi_and_genAi/blob/main/job_db_search/data/job_database_wCategory.csv
- テキスト類似モデル（Metric Learning/Text Similarity） – テキスト（skill_sets）に対し距離学習を実施（category_labelをターゲットに利用）

推論

- Hydrogen Torchのモデルファイル（ML Flow）をMLOpsへデプロイ
- Inputデータに対し、マッチしそうな仕事リストをOutput

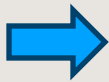
推論プロセス

Input
(1オブザベーション)

['自動車販売, 自動車整備, 自動車保険の代理営業, 新車販売, 車検・点検, 自動車登録の書類作成, 指導員の業務指導や販売方法のアドバイス, 商談同席, Excel関数の使用やデータ表の作成, PowerPointの使用, 報告書、見積書、礼状などの文書作成, 会議資料、提案資料の作成, 普通自動車第一種運転免許, 損害保険募集人一般試験, TOEIC Listening & Reading Test 650点, 顧客とのコミュニケーション能力, Wordの使用']



[-0.14998503029346466, -0.0906902402639389, 0.31655681133270264, 0.35003647208213806, -0.40125352144241333, 0.40502312779426575, -0.09217745810747147, 0.21565495431423187, -0.04981619492173195, -0.15057465434074402,]



job_id	0	1	2	3	4	5	
1	18.493658	-2.9056177	7.192411	5.7487535	2.9272718	-1.0605525	-2.4
2	18.61952	-2.7737942	7.310369	6.445345	3.0684423	-1.1027852	-2.5
3	19.062078	-2.7475924	7.4626546	6.694531	3.2923553	-1.0355324	-2.5
4	18.846693	-2.7988	6.965602	6.902364	3.1724663	-1.0421278	-2.
5	19.060589	-2.6976926	7.1494446	6.600138	2.7881427	-1.0526669	-2.4
6	18.481405	-2.688187	6.768119	6.395191	3.1129346	-1.19247	-2.5
7	18.487246	-2.6584218	6.7218103	6.3406897	3.3436236	-1.1486933	-2.
8	18.122164	-2.6822236	6.4769373	6.519028	3.072667	-1.1848462	-2.5
9	18.077633	-2.5971534	6.0230603	6.33885	3.0437508	-1.2077092	-2.5
10	18.997274	-2.6166642	6.1508255	6.5253944	3.1599083	-0.92524	-2.4
11	19.239693	-2.578036	6.137155	6.6527085	3.328963	-1.1363158	-2.4
12	18.575203	-2.7061048	6.1983643	6.418556	3.3575609	-1.027733	-2.4
13	18.73035	-2.7532792	6.5042014	6.932088	3.1111343	-1.1692586	-2.4
14	18.68813	-2.7597106	6.6369863	6.9353538	2.9042826	-1.1639992	-2.4
15	18.36485	-2.7430663	6.2360373	6.681555	2.746703	-1.1716776	-2.4
16	17.874535	-2.752476	6.165771	6.637122	2.9868526	-1.2444824	-2.4
17	18.686369	-2.7381694	6.101833	7.2415504	3.3132522	-1.1908772	-2.4
18	16.982185	-2.943033	5.813945	6.3865633	2.7369165	-1.2107325	-2.3
19	17.865427	-2.847496	5.814069	6.667044	3.1881928	-1.2274125	-2.4



Output					
job_id	similarity	industry	role	rank	skill_sets
360	0.072274	広告・マーケティング業	プランナー	シニア	- 5年以上のプランニング経験\n- 広告・マーケティング戦略の立案能力\n- データ分析の...
401	0.071788	卸売業	カスタマーサポート	ミドル	- 顧客サポート経験: ミドルのカスタマーサポートとしては、顧客サポートに関する経験が必要で...
365	0.071461	リサイクル業	品質管理	シニア	- 厳格な品質標準を実装する能力\n- 品質管理システムの設計と管理\n- 産業標準（ISO...
404	0.070987	メディア・エンターテインメント業	放送技術者	ミドル	- 放送技術の基礎知識と実務能力\n- 録音、編集、配信技術の知識と経験\n- デジタルテレ...
304	0.070539	ITサービス業	カスタマーサポート	ジュニア	- 顧客サポート経験: 少ない程度の顧客サポート経験があること。 \n- コミュニケーション能... ジュニ - 注文受付と確認の手続きに堪能な経験\n- 在庫管理と注文処理の

- InputテキストのEmbeddingとEmbedding Table間のコサイン類似度を計算。上位の仕事リストをOutput

- テキスト類似モデルの推論。テキストのEmbedding（256次元）予測



- 事前に保存しておいたJob Embedding Table（仕事数*Embedding次元数(256)）

