

# AI時代におけるアクチュアリー業務

～ What makes an actuary different?

2024年度 第8回例会 (Webinar)

2025年3月21日

# 本日の講師略歴



## 現職 :

- WTW保険コンサルティング & テクノロジー部門北東アジア地域統括 日本法人取締役
- APAC地域のプライシングにかかわるEnd to End solutionのサービスリーダー

## 略歴 :

- 興亜火災で13年勤務し、商品開発、業務、経理、生保子会社の立ち上げを経験後、現職の日本事業創設メンバーとして入社し26年勤務。2019年から、北東アジア地域の責任者となり現在に至る。
- 現在は、複数の損害保険会社および少短社で保険計理人を務め、アクチュアリー会では少短計理人実務検討部会の座長を務める。
- WTWでは、リスク管理業務 (ERM)、プライシング、損保リザービング等、損保全般にかかわるプロジェクトのリードを経験している他、生・損保のM&Aアドバイザーとしての経験も豊富。



## 現職 :

- WTW保険コンサルティング & テクノロジー部門 マネージャー
- P&Cコンサルティング プライシング部門統括

## 略歴 :

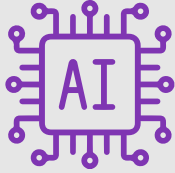
- 東京海上日動に約15年勤務し、自動車、火災、第三分野の収支分析、料率算出、認可折衝等の商品数理業務を経験。うち4年間はシンガポール駐在にてAPAC地域の商品開発・分析を支援しつつ、海外アクチュアリー・プライシング・スタンダードを吸収する。
- 2023年にWTWに転職後は、日本の保険会社に対するプライシング分野の支援（データ分析、自社テクノロジー導入等）の統括としての役割を担いつつ、少短社の保険計理人や商品開発支援、WTW APAC地域のプライシングのコンサルティング等にも幅広く従事。
- 理論だけでなく実務面まで精通する、プライシング・アンダーライティングの実務専門家。

# AI時代におけるアクチュアリー業務 ～ What makes an actuary different?

1. AIについての基礎知識 (25分)
2. 海外保険事業におけるAIの活用事例 (20分)
3. 日本の保険事業におけるAIの活用事例と可能性 (30分)
4. 質疑応答 (15分)

# 1. AIについての基礎知識

# AIとは

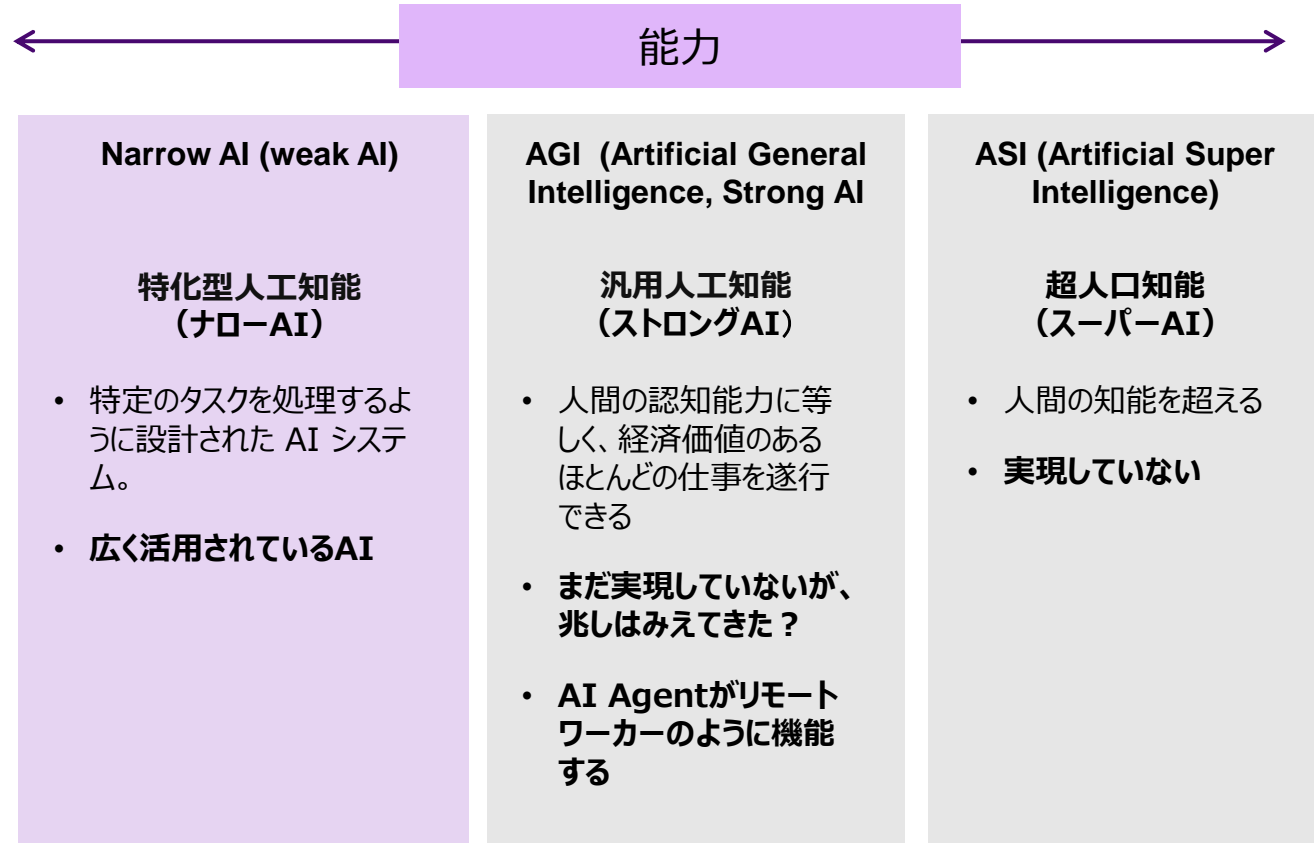


## Artificial Intelligence (人工知能)とは何を意味するのでしょうか？

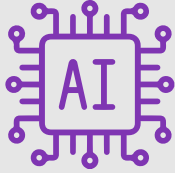
- AIとは、機械が人間の知能の一部を真似して、有用な認知機能を実行する能力
  - 推論
  - 学習
  - 計画
  - 知覚
  - 問題解決
  - 創造
- ただし、AIは人間の知能を完全に真似できるわけではなく、異なる強みと弱みを持っています

### 人工知能

機械が人間の知能の一部を真似して、有用な認知機能を実行する能力



# AIとは



## Artificial Intelligence (人工知能)とは何を意味するのでしょうか？

- AIとは、機械が人間の知能の一部を真似して、有用な認知機能を実行する能力
  - 推論
  - 学習
  - 計画
  - 知覚
  - 問題解決
  - 創造
- ただし、AIは人間の知能を完全に真似できるわけではなく、異なる強みと弱みを持っています

### 人工知能

機械が人間の知能の一部を真似して、有用な認知機能を実行する能力。



#### 特化型人工知能 Narrow AI (weak AI)

##### シンボリックAI

知識と論理的なルールを使用して問題を解決

**規則** - エキスパートシステムなどに基づくルールベースのシステム

##### 機械学習

データから学んだ知識を適用し、経験を通じて向上する

##### ディープラーニング

多層ニューラルネットワークを使用して、大量のデータから自動的に学習し、予測を行います。

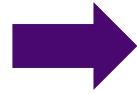
##### ジェネレーティブ AI

新しいコンテンツを作成します。

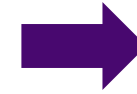
- チャットGPTなどの大言語モデル (LLM)
- DALL-Eなどの画像生成
- 楽曲作成

# LLM (ChatGPT) は一度に 1 語ずつ追加します

ユーザーがChatGPTに  
プロンプトを出します。



次に来る単語（トークン）に確率  
を割り当てます。



確率の高い単語を選択し、更新され  
た文を使用して  
次の単語の確率を検索します。

リンゴは	おいしい	4.5%
	まるい	3.5%
	赤い	3.2%
	果物	3.1%
	健康的	2.9%

- LLMは、特に言語を扱うために設定されたニューラルネットワーク（NN）に基づいています。
- 各ニューロンは、上の層からの入力に基づいて単純な数値関数を計算し、出力 =  $\text{sum.product}(\text{inputs}, \text{weights})$ などの 'weight' パラメータで調整します。

出展: Stephen Wolfram

<https://writings.stephenwolfram.com/2023/02/what-is-chatgpt-doing-and-why-does-it-work/>

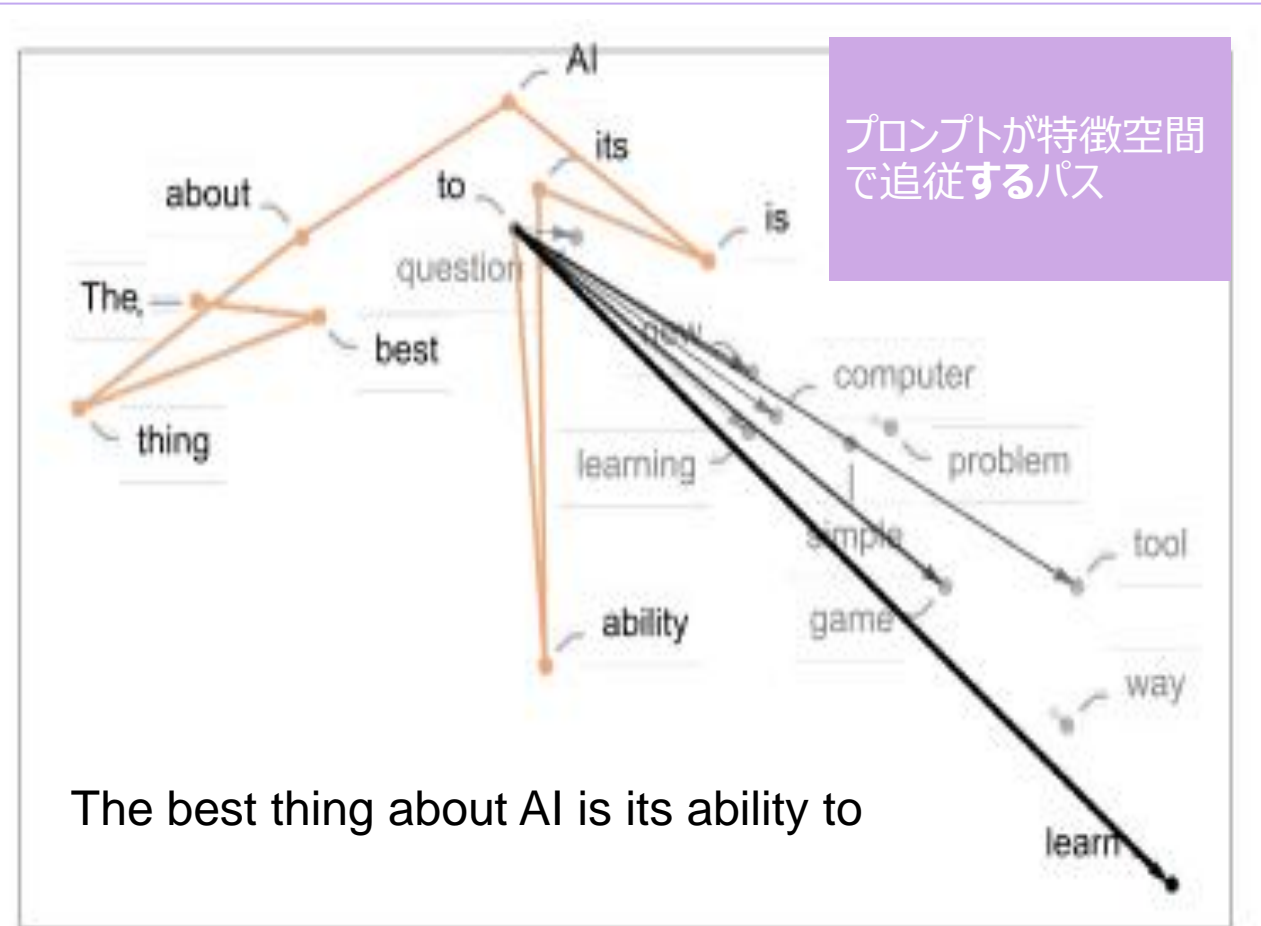
# ChatGPT は 一度に1 語ずつ追加します

特徴空間とは、機械学習やデータ分析において、データの特徴量を多次元空間で表現したもの。各特徴量が空間の次元を構成し、データポイントはこの空間内の点として表されます。

ChatGPTは、トレーニング中にトークン間の関係を学びます。

1. ラージテキストデータセットの使用
2. トークン化
3. コンテキストを理解する
4. 確率の計算
5. フィードバックループ

りんごは	おいしい	4.5%
	まるい	3.5%
	赤い	3.2%
	果物	3.1%
	健康的	2.9%



出展: Stephen Wolfram

<https://writings.stephenwolfram.com/2023/02/what-is-chatgpt-doing-and-why-does-it-work/>

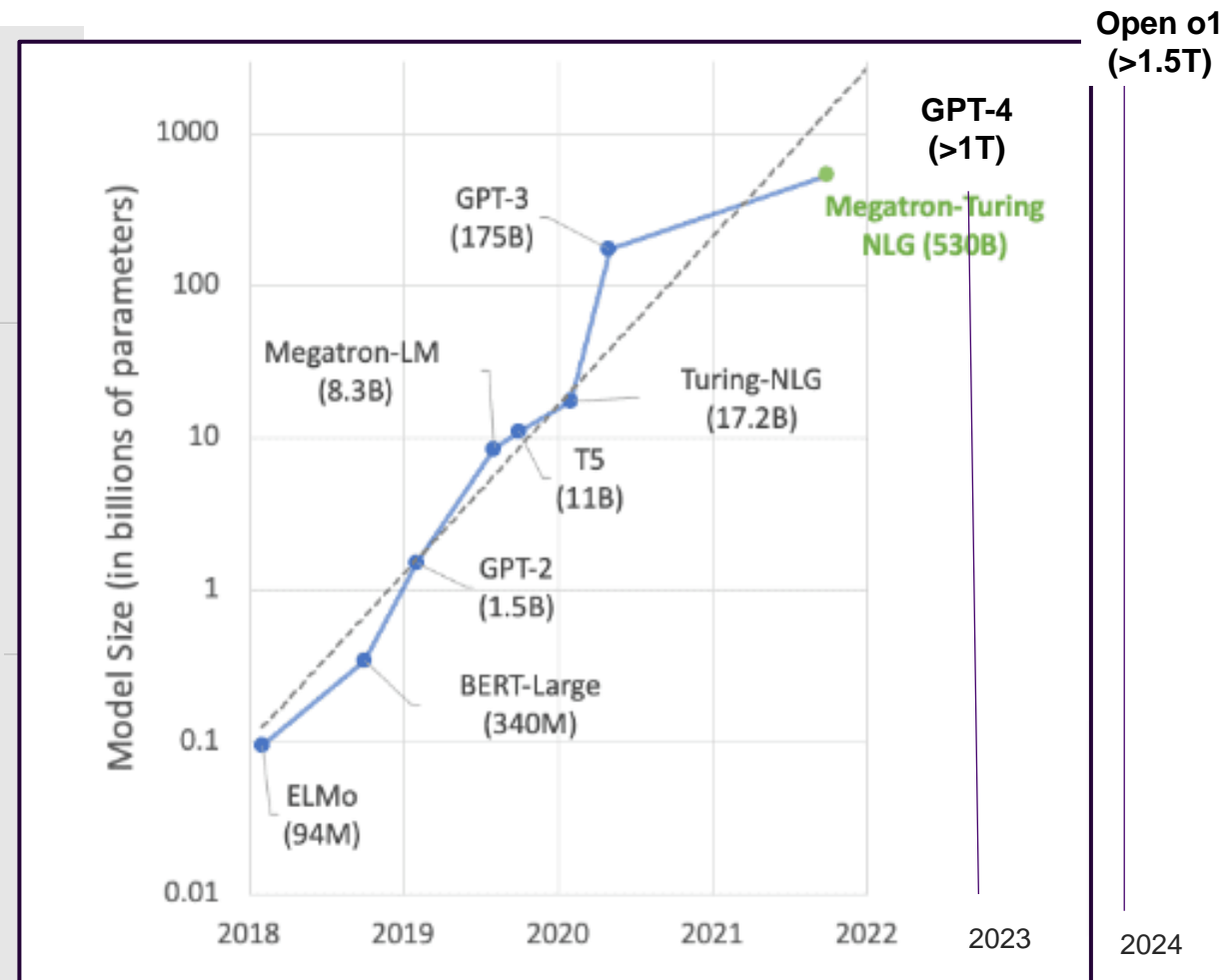


# 生成AIはなぜ急速に普及したのでしょうか



- モデルサイズ：準人間的能力の『転換点』
- パラメータ：GPT-3：1,750億 ➡ GPT-4：>1兆 ➡ o1：>1.5兆
- Foundation model > LLM：大規模言語モデル

GPT	Claude	DALL·E	Imagen
Lama 2	T5	CLIP	Gemini
BERT	AI21 Jurassic	Stable Diffusion	Deep Seek



# 2024-2025主な生成AIモデル・リリース

生成AIが作成したリストであり、  
正確性は保証できません

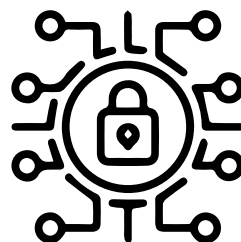
年	月	モデル名	概要
2024	3月	Google Bard 2.0	GoogleはBard 2.0を発表し、文脈保持、応答精度、多言語サポートが強化されました。
2024	5月	OpenAI GPT-4o	OpenAIはGPT-4oを導入し、テキスト、画像、音声の処理と生成が可能なマルチモーダルモデルで、多言語および <b>推論能力</b> が強化されました。
2024	6月	Meta's LLaMA 3	MetaはLLaMA 3を発表し、多言語サポート、クロスドメインアプリケーション、低リソース言語でのパフォーマンスが向上
2024	9月	Anthropic Claude 2	AnthropicはClaude 2をリリースし、安全性、倫理的AIの使用、生成モデルのバイアス削減に重点を置いています。
2024	9月	OpenAI o1	OpenAIはo1を発表し、科学、コーディング、数学の複雑なタスクを処理するために、応答前により多くの時間をかけて考える <b>推論モデル</b> です。
2024	12月	DeepSeek V3	中国のDeepSeek社は、トレーニングコストを大幅に削減しながら、GPT-4のような高度なモデルに匹敵するパフォーマンスを達成したV3モデルをリリースしました。
2025	1月	OpenAI o3-mini	OpenAIはo3-miniをリリースし、STEMタスクに最適化されたコスト効率の高い <b>推論モデル</b> で、異なる推論努力レベルを提供します。
2025	2月	Microsoft Copilot 2.0	MicrosoftはCopilotをバージョン2.0にアップグレードし、ドキュメント生成とデータ分析機能が強化された生産性ツール向けの高度なジェネレーティブAIを統合しました。
2025	2月	DeepSeek R1	DeepSeekは、OpenAIのモデルに匹敵する能力を持ちながら、コストを大幅に削減したR1 <b>推論モデル</b> を導入しました。
2025	4月	Cohere's Generative AI Suite	Cohereは、コンテンツ作成、データ分析、カスタマーサポートの自動化を含む企業向けのジェネレーティブAIツールのスイートを発表しました。
2025	2月	OpenAI o3	OpenAIはo3を導入し、コーディング、数学、科学の複雑なタスクに対する能力が強化された <b>推論モデル</b> です。
2025	2月	OpenAI Agent Operator	AIがユーザーに代わってWebにアクセスしてタスクを実行するエージェント機能で、「ChatGPT Pro」向けに展開しています。Webブラウザを使用して各種Webページを参照し、入力、クリック、スクロールといった操作を再現し、タスクを自律的に処理します。

# 生成AIを利用するにあたって考慮すべきリスク

## 技術リスク



機密性



セキュリティ



ブラックボックス

## 使用リスク



バイアス



幻覚  
(Hallucination)



過剰依存



知的財産侵害

# 保険業界における生成AI

生成AIによって何ができるのか



## 非構造型データの解析

非構造化データ

- 保険金請求書
- 医療履歴
- 約再保険の条件
- コールセンターでの会話記録
- ソーシャルメディアへの投稿

複数の非構造型データ・ソースを  
接続および要約（マルチモーダルモデル）  
トピックモデリング

## 非構造化データ



テキスト文書



Eメール



ソーシャルメディアへの投稿



画像



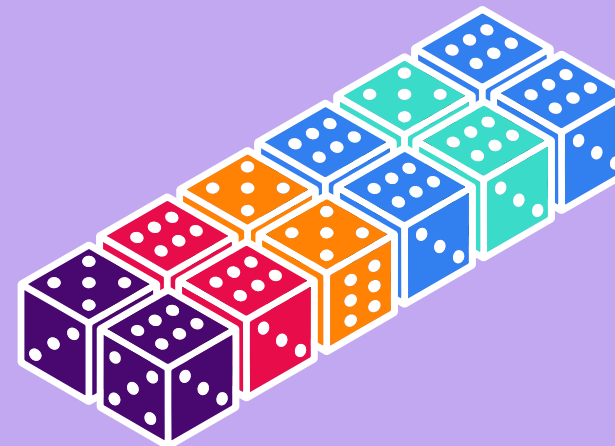
オーディオファイル



ビデオファイル



意味がある  
構造型データ



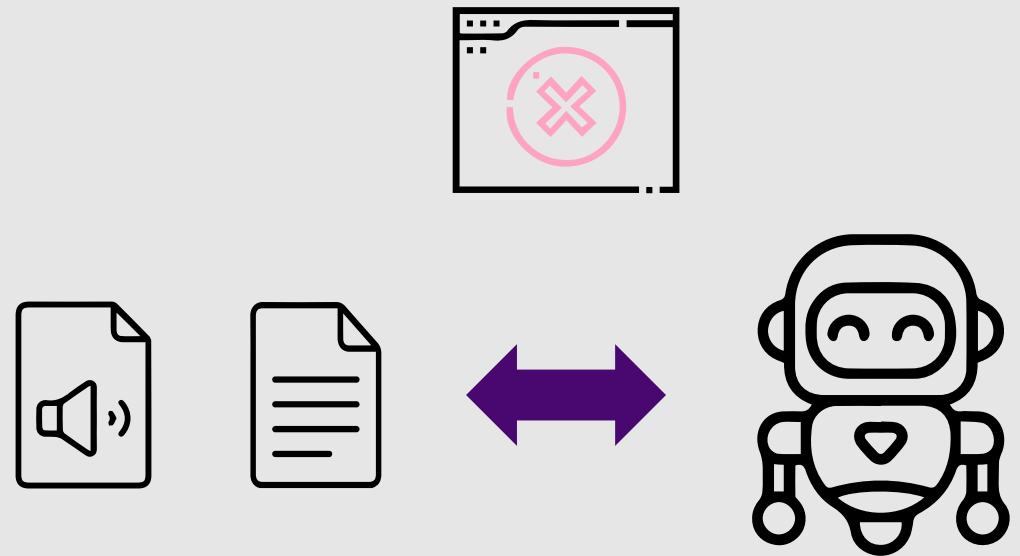
# 保険業界における生成AI

## 生成AIによって何ができるのか



**自然言語処理**：自然言語による入力および出力を可能とします。

**多様なアプリケーション**：生成AIは、テキスト、画像、オーディオ、ビデオなど、さまざまな形式のデータを作成できます。



# 保険業界における生成AI

生成AIによって何がおこっているか



## 効率性の向上と自動化

複雑なタスクを、専門のエージェントが処理する  
簡単なステップに分解します

データ整理、分析、コンテンツ生成などのプロセスの自動化により、  
運用効率が大幅に向上します

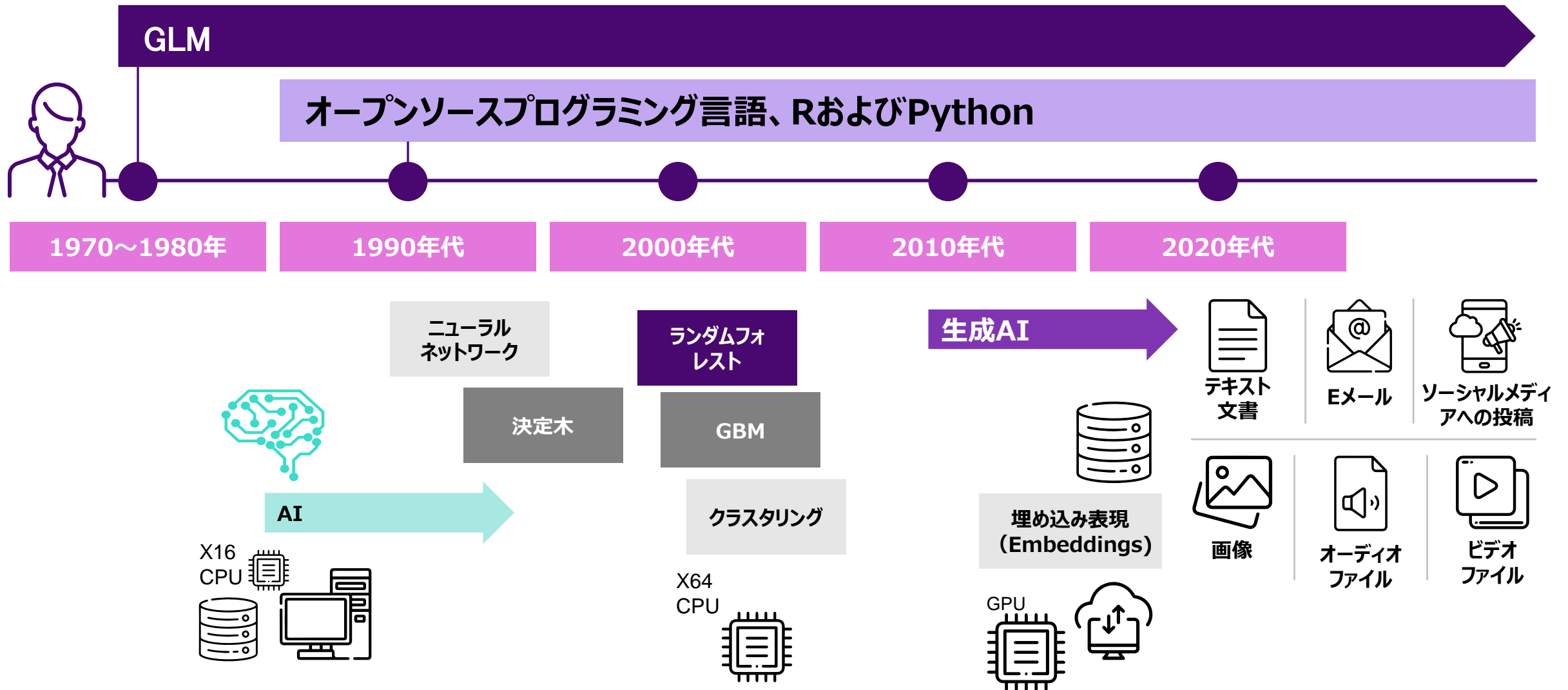


## サービスのパーソナライズ化

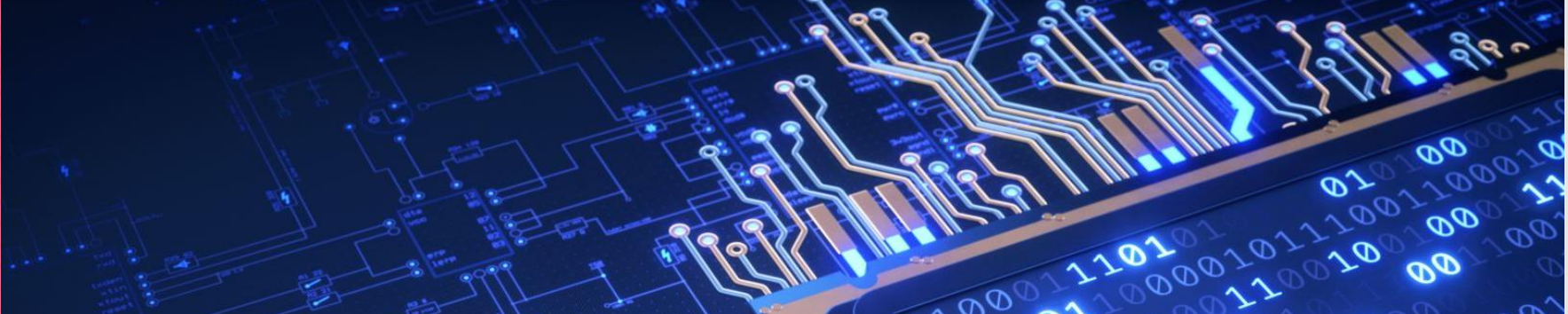
ユーザーの行動や好みに基づいてサービスとコンテンツを  
調整することで、生成AI は顧客満足度を向上させます

## 2. 海外保険事業におけるAIの活用事例

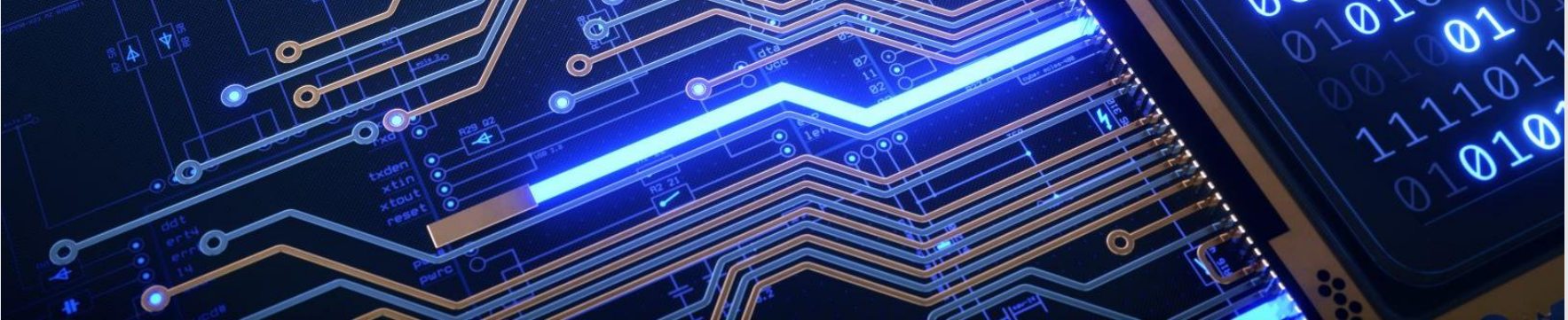
# AIによるプライシングとアンダーライティング技術の発展







# ケーススタディ： 顧客行動の検証

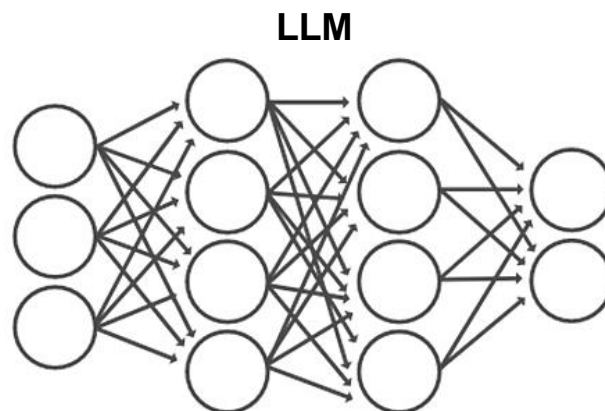


# ケーススタディ：顧客行動の検証

## トピックモデリングの手法

### テキストの収集

素早い茶色の狐が怠け者の犬を飛び越える
遅い白い狐が元気な犬にぶつかる
狐と犬の両方がポケモンに追いかけられる
...



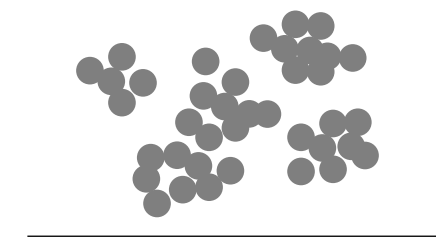
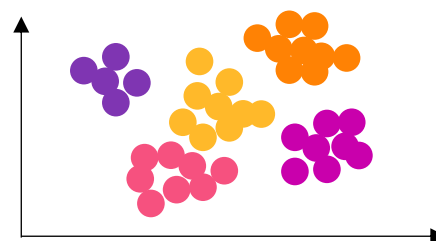
言葉をコンピュータで理解しやすい数値に変換

埋め込み表現  
(Embeddings)

LLM出力

素早い茶色の狐が怠け者の犬を飛び越える	1
遅い白い狐が元気な犬にぶつかる	1
狐と犬の両方がポケモンに追いかけられる	2
...	...

### 分析結果の出力

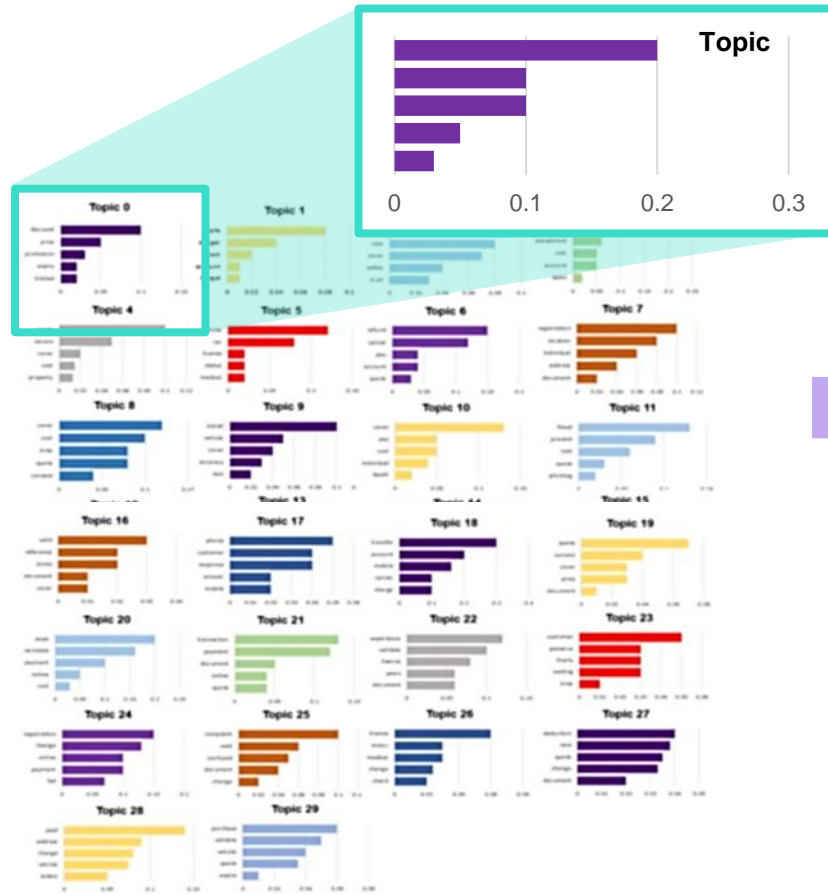


従来の手法は、単語の出現頻度だけに基づいていたが、埋め込み表現は言葉の意味や文脈を考慮するため、より高い精度で言語処理が可能

# ケーススタディ：顧客行動の検証

コールセンターの会話記録に適用されたLLMは、いくつかの特徴的なトレンドトピックを抽出しました

課題：保険会社は解約増加の問題を抱えていました



“... 私は...オンライン  
でカバーを変更しようとしている...”

“...ウェブサイトに詳細を入力  
したのに、応答しない...”

“...オンラインで買おうとした  
が、通らなかった...”

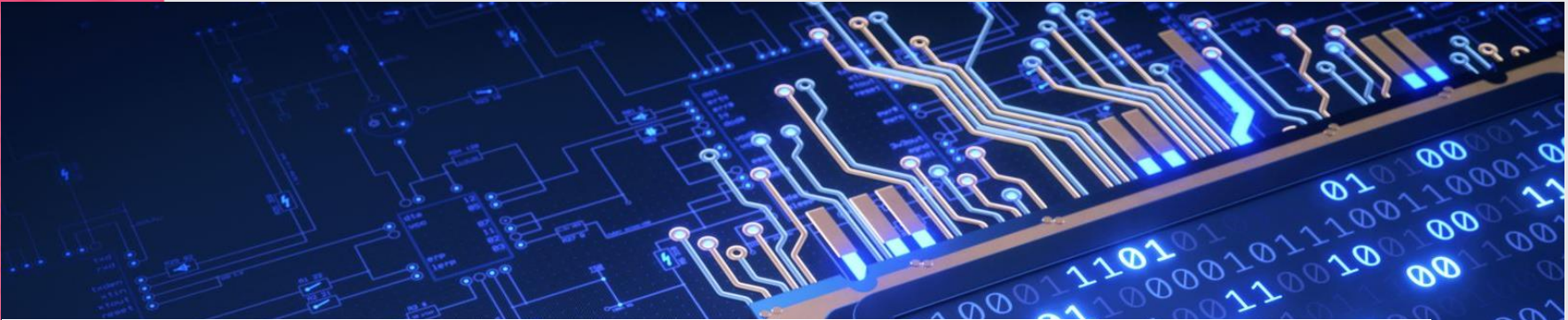
“...何度も試したが、うまくいかず  
イライラする”

“...更新を試みたが、苦労している...  
購入がうまくいかなかった...”

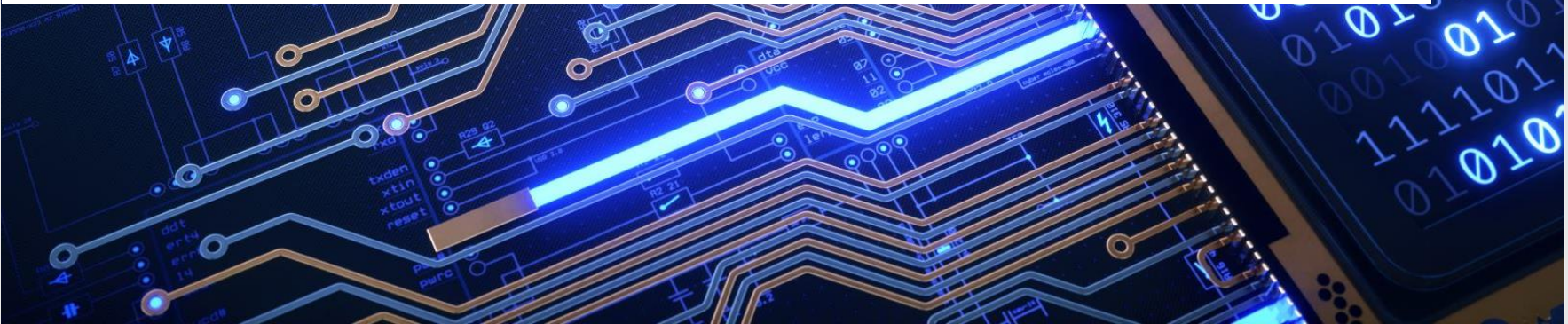
“...買い増しを検討したが、できなかった...  
ウェブサイトがクラッシュ...”

結果：

特定の顧客セグメントに影響を与えるシステム問題が強調されました。このセグメントの解約は平均の2倍以上になっていました。



# ケーススタディ: 保険金請求のトリアージ



# AI を保険金請求プロセスに導入するメリット

AIを組み込むことで、査定担当者が保険金請求に関する意思決定をより良く、迅速に行えるようになります

テキストの読取り、評価、解釈を迅速化



正確な予測



迅速かつ大量の処理が可能



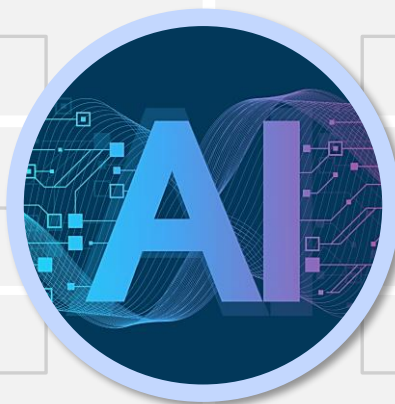
人間が見えないものを発見する



複雑なルールを管理できる



継続的な自己学習



AIは、クレーム管理に以下のメリットをもたらします



新しい知見



意思決定支援



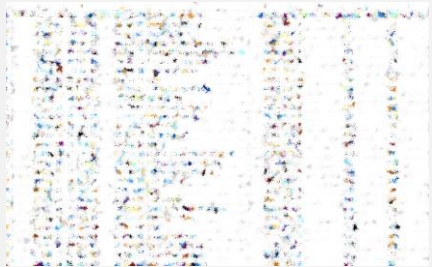
自動化

# ケーススタディ：クレーム分析用のLLM

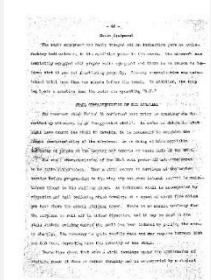
課題：保険会社は、事故の難易度を理解するために、請求をトリアージし、効果的に担当者を決定したいと考えていました

入力データ

構造化された請求/ポリシーデータ



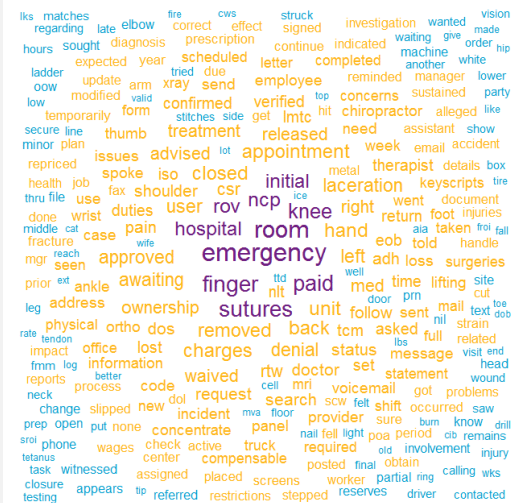
インシデントレポート



医療  
レポート



デジタル化



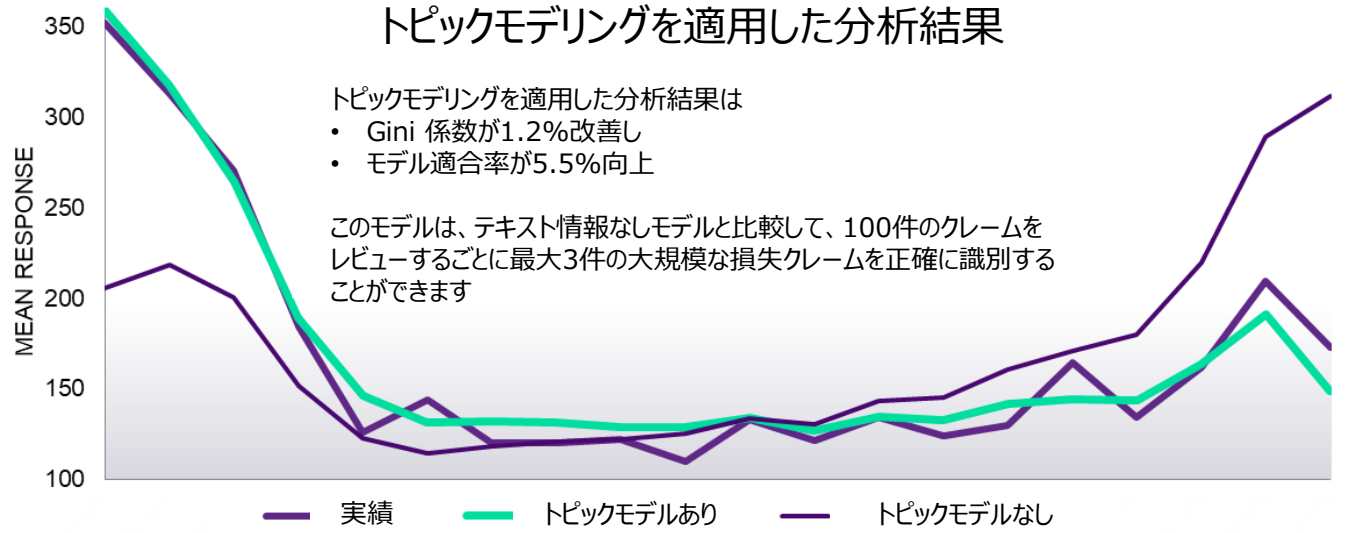
トピック1	歯科医	歯	歯科
トピック2	持ち上げる	感じた	筋肉
トピック3	ヘルニア	ESI	Disc
	...	...	...

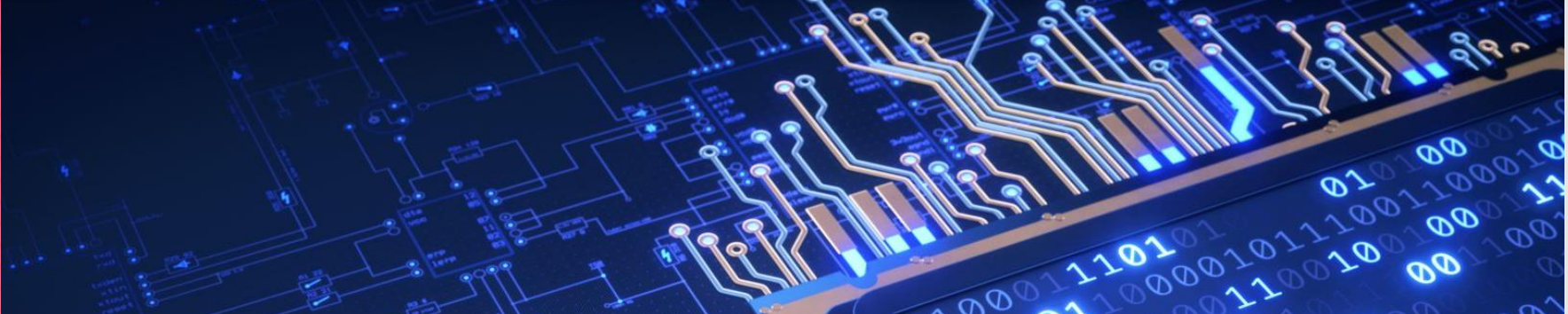
予測能力



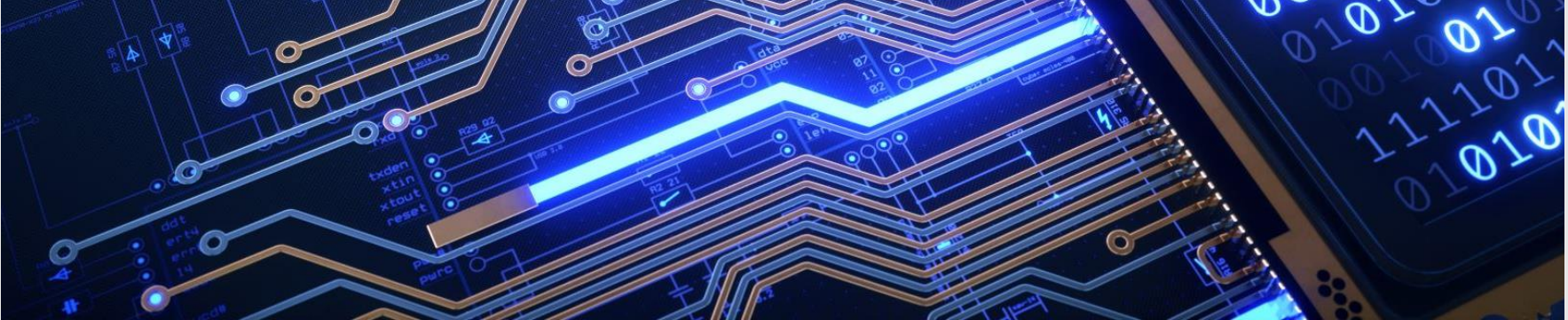
トピックありモデルは、トピックなしモデルよりも4倍の予測精度を有します。

トピックモデリングを適用した分析結果





ケーススタディ:  
オペレーションの自動化



# 医療記録は乱雑で構造化されていないことが多い

## Personal Health Record

Personal Information				
First Name Martha	Last Name Steel	Preferred Name Martha	Patient Identifier ABC123	
Gender F	Date of Birth 10/13/2001	Blood Type O-	Last Updated Date 01/19/2023	
Address 123 Sample Street		City Sample City	State AZ	Zip Code 12345
Emergency Contact				
Full Name Janet Steel		Relationship Mother	Contact Number 555-5555	
Full Name Susan Steel		Relationship Sister	Contact Number 555-5555	
Insurance Information				
Insurance Carrier A1 Insurers		Insurance Plan Comprehensive Plan	Contact Number 555-5555	
Policy Number 12345		Group Number 123	Social Security Number 123-45-6789	
Health Information				
Physician Information				
Name	Designation/Specialty	Phone	Address	Notes
Dr. Max Smith	Family Doctor	555-5555	Family Doctors 26 Sample Terrace	
Dr. Ella Lee	Endocrinologist	555-5555	Sample Specialist Centre, 123 Sample Road	

Personal Information			
Last Name Steel	Date of Birth 10/13/2001	Patient Identifier ABC123	
Health Information			
Medication	Frequency	Indication	Note
50mg	Daily	Thyroid hormone replacement	
Vaccination History			
Type	Date Received		
Booster	Pfizer	June 2021	
	Engerix-B	May 2020	



# 画像認識／光学文字認識 (OCR)

Run analysis Analyze options

### Personal Health Record

Personal Information				
First Name	Last Name	Preferred Name	Patient Identifier	
Martha	Steel	Martha	ABC123	
Gender	Date of Birth	Blood Type	Last Updated Date	
F	10/13/2001	O-	01/19/2023	
Address		City	State	Zip Code
123 Sample Street		Sample City	AZ	12345
Emergency Contact				
Full Name	Relationship	Contact Number		
Janet Steel	Mother	555-5555		
Susan Steel	Sister	555-5555		
Insurance Information				
Insurance Carrier	Insurance Plan	Contact Number		
A1 Insurers	Comprehensive Plan	555-5555		
Policy Number	Group Number	Social Security Number		
12345	123	123-45-6789		
Health Information				
Physician Information				
Name	Designation/Specialty	Phone	Address	Notes
Dr. Max Smith	Family Doctor	555-5555	Family Doctors 26 Sample Terrace	
Dr. Ella Lee	Endocrinologist	555-5555	Sample Specialist Centre, 123 Sample Road	



Content Result Code

Text

Paragraph

Personal Health Record

Paragraph

Personal Information

Paragraph

First Name

Paragraph

Martha

# 生成AIを使用して内容を要約

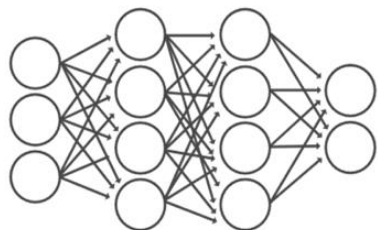
## 読み取りデータのJSON

```
JSON ▾
1  {
2  "status": "succeeded",
3  "createdDateTime": "2024-01-17T10:06:20Z",
4  "lastUpdatedDateTime": "2024-01-17T10:06:21Z",
5  "analyzeResult": {
6  "apiVersion": "2023-10-31-preview",
7  "modelId": "prebuilt-read",
8  "stringIndexType": "utf16CodeUnit",
9  "content": "Personal Health Record\nPersonal Informat
10 "pages": [
11 {
12 "pageNumber": 1,
13 "angle": 0.08092603087425232,
14 "width": 8.2639,
15 "height": 11.6944,
16 "unit": "inch",
17 "words": [
18 {
19 "content": "Personal",
20 "polygon": [
21 2.7054,
22 0.587,
23 3.7811,
24 0.5872,
25 3.7755,
26 0.8172,
27 2.6963,
28 0.8172
29 ],
30 "confidence": 0.996,
31 "span": {
32 "offset": 0,
33 "length": 8
```



プロンプト  
エンジニアリング  
(LLMに対する効果的な  
指示)

LLM



## 構造化したXML 型の医療履歴のまとめ

```
<Patient>
  <PersonalDetails>
    <Name>Martha Steel</Name>
    <DOB>10/13/2001</DOB>
    <Address>
      <Street>123 Sample Street</Street>
      <City>Sample City</City>
      <State>AZ</State>
      <ZipCode>12345</ZipCode>
    </Address>
  </PersonalDetails>
  <Illnesses>
    <Illness>
      <Name>Grave's disease</Name>
      <Treatment>
        <Procedure>Thyroidectomy</Procedure>
        <Year>2021</Year>
        <Medication>Levothyroxine</Medication>
        <Dose>25mg</Dose>
        <Frequency>Daily</Frequency>
      </Treatment>
    </Illness>
  </Illnesses>
</Patient>
```

# Using gen AI for decision-making

## 医療履歴

```
<Patient>
<PersonalDetails>
<Name>Martha Steel</Name>
<DOB>10/13/2001</DOB>
<Address>
<Street>123 Sample Street</Street>
<City>Sample City</City>
<State>AZ</State>
<ZipCode>12345</ZipCode>
</Address>
</PersonalDetails>
<Illnesses>
<Illness>
<Name>Grave's disease</Name>
<Treatment>
<Procedure>Thyroidectomy</Procedure>
<Year>2021</Year>
<Medication>Levothyroxine</Medication>
<Dose>25mg</Dose>
<Frequency>Daily</Frequency>
</Treatment>
</Illness>
</Illnesses>
</Patient>
```



## プロンプトエンジニアリング

```
uw_decision_template_str = ""
You are an AI life insurance underwriter, you make decisions on whether
an application should be rejected or accepted based on the applicant's
medical history.
```

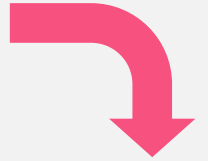
```
Here is the medical history:
{medical_history}
```

```
Here is the list of illnesses which
{illness_df_xml}
```

```
You have two tasks
```

- 1) State why the applicant should
- 2) State the outcome of the appli

```
Follow the formatting instruction
{format_instructions}
""""
```



Outcome

Application outcome:申請結果

**MORE INFORMATION REQUIRED**

**追加情報が必要**

Application outcome explanation:申請結果の説明 :

We need more information because you have a history of **diabetes** and therefore you need to provide the following additional documentation:

**糖尿病**の既往歴があるため、追加の情報が必要です。以下の追加書類を提出してください

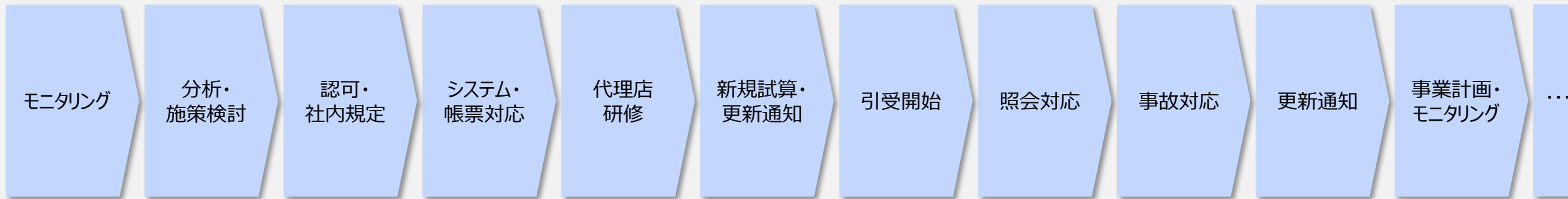
## 引受拒否基準

	A
1	illness_name
2	heartdisease
3	cancer
4	stroke
5	alzheimers
6	diabetes
7	gravesdisease

### 3.日本国内におけるAIの活用事例と可能性

# 保険会社の商品開発から引受までの流れ

## 保険商品開発にかかる一連の流れ



- ✓ AIがどのように活用されうるか？
- ✓ その中で Actuary がどこで活躍できるか？

# モニタリング

## モニタリング



# モニタリング

- どのようなデータを分析すべきか？

## (例) 損害率

- ✓ 決算E/Iベース、事故発生E/Iベース、最終発生E/Iベース、P/Yベース、W/Pベース・・・？
- ✓ IBNRを含む／含まない、IBNRの水準（決算整合、料率算出目的、Best Estimate、75%ile、確率論的手法・・・）・・・？
- ✓ 自然災害を含む／含まない、大口事故を含むj／含まない
- ✓ デイリー、週次、単月、四半期、月末累計、既往一ヶ年・・・？
- ✓ 種目別、担種別、ペリル別、料率区分別、料率に用いていない区分別、代理店別・・・？
- ✓ それぞれ、どういう指標ならどういう特徴があるか？ 保険種目に応じた適切な指標は？



- この問に答えられるデータが、生成モデルを作成できるだけの十分な量で存在するか？
- データサイエンティストなら答えられるか？
- アクチュアリーは？

# What makes an actuary different?

## 抜粋：アクチュアリー試験 2024年度・損保1

- ① 商品販売開始（リスクアタッチ開始）から4ヶ月目の2024年7月中旬において、【表1】のとおり、リスクアタッチ後の3ヶ月分の保険収支に関する集計データを取得した。得られた情報に基づき、**本商品の収益性の良し悪しについて、どのように評価できるか**を説明しなさい。

【600文字以内】

【表1】2024年4～6月データ

(単位：千円)

取得データ		2024年4月	2024年5月	2024年6月
収入保険料 (保険始期月ごとに集計)	単月	45,600	50,400	48,000
	累計	45,600	96,000	144,000
支払保険金 (保険金計上月ごとに集計)	単月	600	2,400	4,800
	累計	600	3,000	7,800
普通支払備金	各月末	300	1,000	2,300

- ② 上記のデータ判明時点において、システム部門より、【表1】作成の元となった集計前の契約計上データ(※)、および保険金・支払備金計上データ(※)を受領した。本商品の収益性をさらに精緻に分析・評価するためには、**これらの計上データを用いて、どのような目的でどのような分析を行うことが適切と考えられるか**、アクチュアリーとしての所見を述べなさい。

【600文字以内】

(※) 契約計上ごと、または保険金・支払備金計上ごとに、以下の様な情報を記録したデータを指す。

契約：証券番号、計上番号、計上日時、保険始期日、保険料、年齢等の契約関連情報

保険金：事故番号、証券番号、計上日時、事故日時、支払保険金、支払備金、事故形態等の関連情報

- ✓ 投入データに対する分析そのものであれば、非アクチュアリーのデータサイエンティストでも可能
- ✓ 保険データ・保険事業の特殊性に鑑みて、適切な分析ができるか？ 指標選択ができるか？

アクチュアリーという職業 (Profession) の存在意義：  
What makes an actuary different



# 分析・施策検討

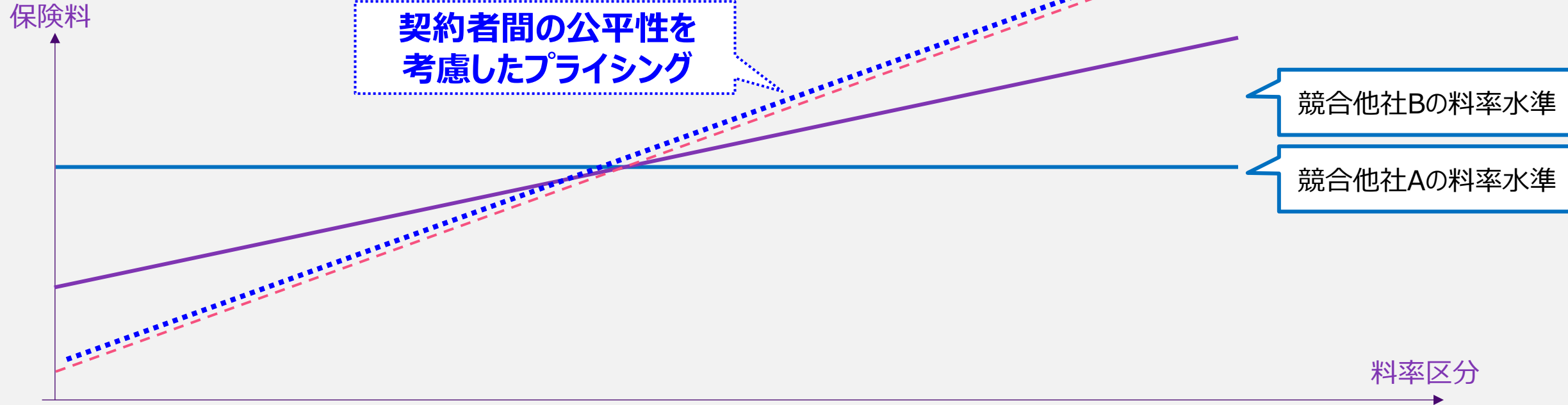
## 保険業界特有の制限

制限	
料率三原則 (料団法内閣府令5条、監督指針等)	<ul style="list-style-type: none"> <li>合理的（客観性があり、精度高い十分なデータ量に基づく）かつ妥当（将来の支払保険金部分として、過不足が生じない）であり、不当に差別的でない（較差に基づき適切に設定されている）</li> </ul>
料率較差の制限 (保険業法施行規則12条)	<ul style="list-style-type: none"> <li>自動車保険における、使用可能なファクターの制限</li> <li>当該ファクターの区分間較差に関する制限</li> </ul>
事前認可制度	<ul style="list-style-type: none"> <li>個人分野の損害保険では、機動的に変更可能なのは基本的に、修正率・付加保険料率の範囲内</li> <li>新しい区分や手法での認可申請は、説明のための相当な準備が必要（保険商品審査事例集）</li> </ul>
特別利益供与の禁止 (保険業法300条)	<ul style="list-style-type: none"> <li>一物二価の禁止による、機動的な料率設定（マーケット、チャネル別の料率設定等）の難しさ</li> <li>保険募集・販売方法の制限（景品表示法とノベルティ）</li> </ul>
保険のアベイラビリティ	<ul style="list-style-type: none"> <li>高い保険料の設定等により、保険購入が不可能にならないような、一定の配慮が求められる（一般論）</li> <li>インフラとしての保険会社の社会的意義と、民間企業としての収益最大化の目標、どちらを優先するかバランス</li> </ul>
マーケットの特殊性	<ul style="list-style-type: none"> <li>自動車保険は代理店チャネルが9割、ダイレクトが1割</li> </ul>

AIが、このような制限をどこまで考えながら分析を実施できるか？

# 分析・施策検討

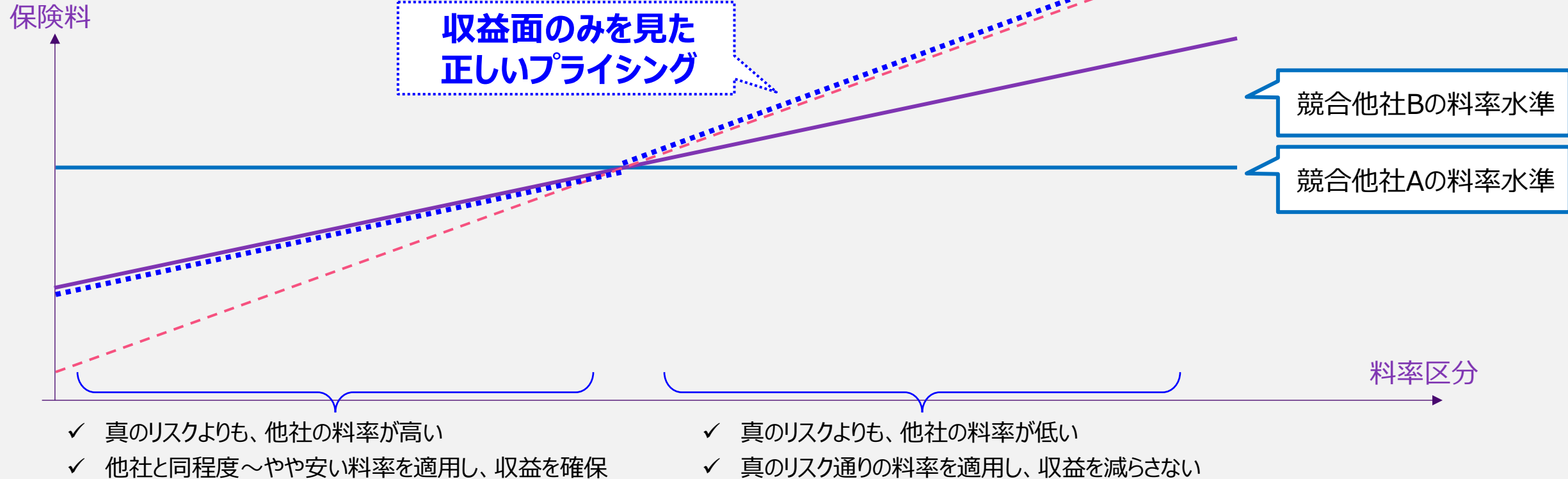
## プライシングがアートと呼ばれる理由



規制を言葉通りに捉えると、リスク較差をそのとおり付ける事が正しいと考えられる。

# 分析・施策検討

## プライシングがアートと呼ばれる理由



- 保険事業において、このような料率設定は（道義的・社会的に）正しいのか？
- 経営者は会社の利益と契約者間の公平性、どちらに重点を置いているのか？

# 分析・施策検討

## プライシングがアートと呼ばれる理由

分析・施策検討

システム・  
帳票対応

代理店  
研修

新規試算・  
更新通知

引受開始

照会対応

事故対応

更新通知

事業計画・  
モニタリング

### 抜粋：アクチュアリー試験 2021年度・損保1

(1) 自社のある個人分野の損害保険商品（保険期間1年）と実質的に同一の保険商品を販売していた他社がその保険商品の料率を細分化した。この場合において、自社の保険商品に関する対応方針を検討するにあたり留意すべき事項につき、アクチュアリーとしての所見を述べなさい。ただし、他社が料率を細分化した料率区分は現在自社では料率を細分化しておらず、細分化を行うにあたって十分なデータは取得可能とする。

# 分析・施策検討

## 保険業界特有の制限

### 抜粋：アクチュアリー試験教科書 損保1

#### 3.3.2 リスク分類のための危険標識

##### (1) 危険標識選択時の留意点

- 社会的に受け入れられる客観性があること
- 料率の公平性を確保すること
- 法的に認められる差別であること
- 料率分類と危険度との間に合理的相関関係があること
- 分類の線引きが明確にできること
- 自己コントロール努力で改善できるものであること
- 個別のリスクを反映したものであること
- プライバシーを侵害しないものであること

### 抜粋：R6.6.25「損害保険業の構造的課題と競争のあり方に関する有識者会議」報告書

#### IV. その他の論点

##### 1. 特別利益の提供の禁止

保険業法においては、保険会社又は保険募集人等が、保険契約の締結又は保険募集に関し、保険契約者又は被保険者に対して、保険料の割引、割戻し、その他特別の利益の提供を行うことは保険契約者間の公平性等の観点から禁止されており、各種サービスや物品の提供にあたっては、これに留意する必要がある。

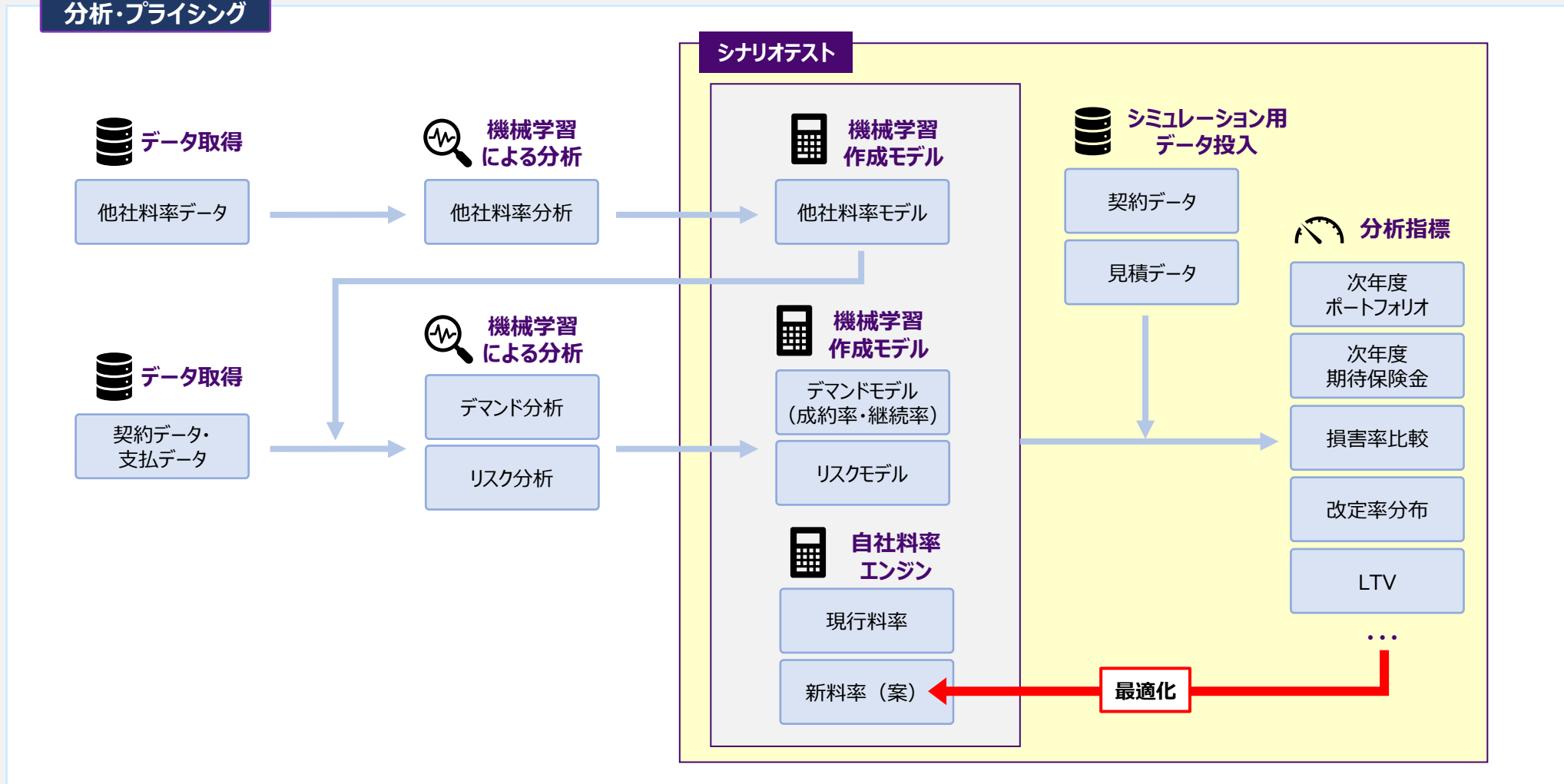
しかしながら、今般の事案においては、保険加入を条件に車両価格を値引くなどの行為を行っていた旨の指摘もあるほか、一部の保険代理店においては、保険契約を獲得するために、保険契約者間の公平性を損なうようなサービスが行われているとの指摘もある。

これらの行為が特別利益の提供に該当するか否かは、個々の事案ごとに判断されるべきものではあるが、国民の損害保険業界に対する信頼を回復する観点から、保険契約者間の公平性を確保するための対応を検討すべきとの指摘もある。

- ✓ AIが学習する情報は、どこまで「ホンネ」であり、どこからが「タテマエ」なのか？
- ✓ 前々頁の「収益面から正しいプライシング」の要素を、どの程度取り入れられるのか？

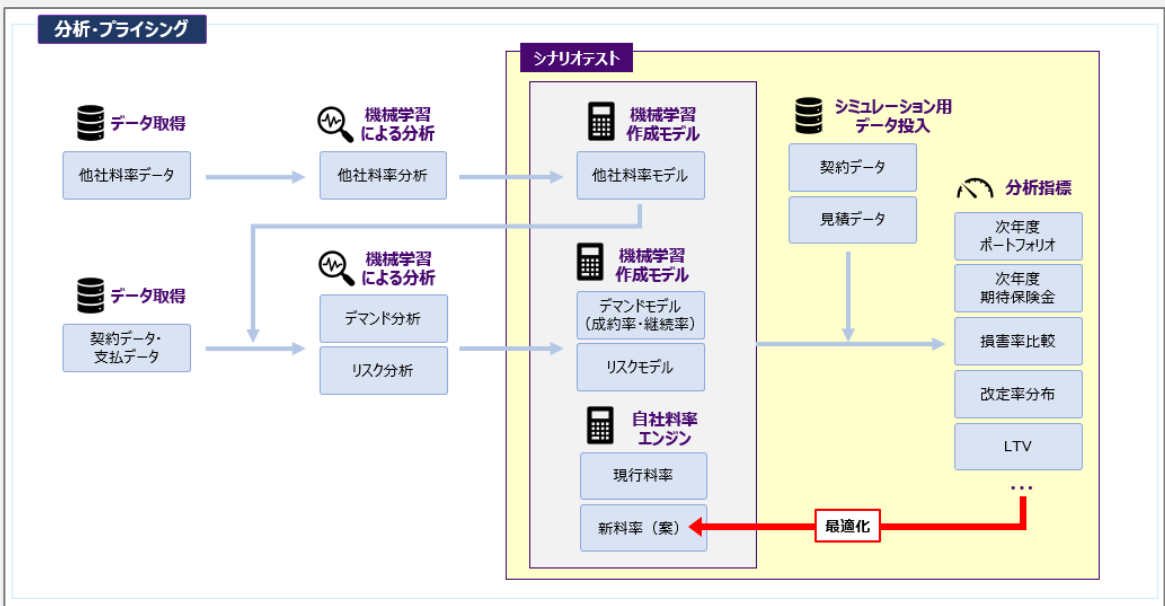
# 分析・施策検討

## プライシングにおけるベストプラクティスの一例



# 分析・施策検討

## プライシングにおけるベストプラクティスの一例



## RECAP

### AIとは



#### Artificial Intelligence (人工知能) とは何を意味するのでしょうか？

- AIとは、機械が人間の知能の一部を真似して、有用な認知機能を実行する能力
  - 推論
  - 学習
  - 計画
  - 知覚
  - 問題解決
  - 創造
- ただし、AIは人間の知能を完全に真似できるわけではなく、異なる強みと弱みを持っています

#### 人工知能

機械が人間の知能の一部を真似して、有用な認知機能を実行する能力。

機能性

#### 特化型人工知能 Narrow AI (weak AI)

##### シンボリックAI

知識と論理的なルールを使用して問題を解決  
規則 - エキスパートシステムなどに基づくルールベースのシステム

##### 機械学習

データから学んだ知識を適用し、経験を通じて向上する

##### ディープラーニング

多層ニューラルネットワークを使用して、大量のデータから自動的に学習し、予測を行います。

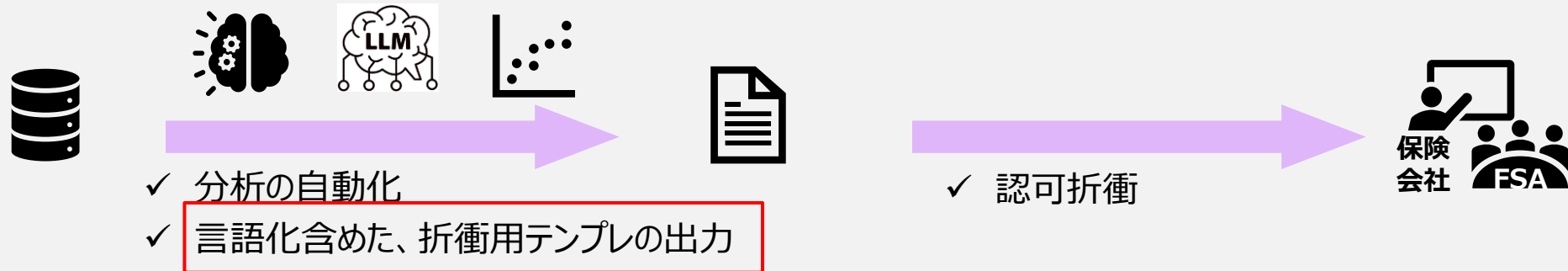
##### ジェネレーティブ AI

新しいコンテンツを作成します。

- チャットGPTなどの大言語モデル (LLM)
- DALL-Eなどの画像生成
- 楽曲作成

- ✓ レベル感の違いはあれど、日本でも、かなり多くの保険会社が、上左図のような姿を目指して分析している
- ✓ 広義のAI利用という観点で「機械学習」を利用して、他社料率モデル、リスクモデル、デマンドモデルを作成し、LTVまで含めて評価し、意思決定に利用している会社も存在

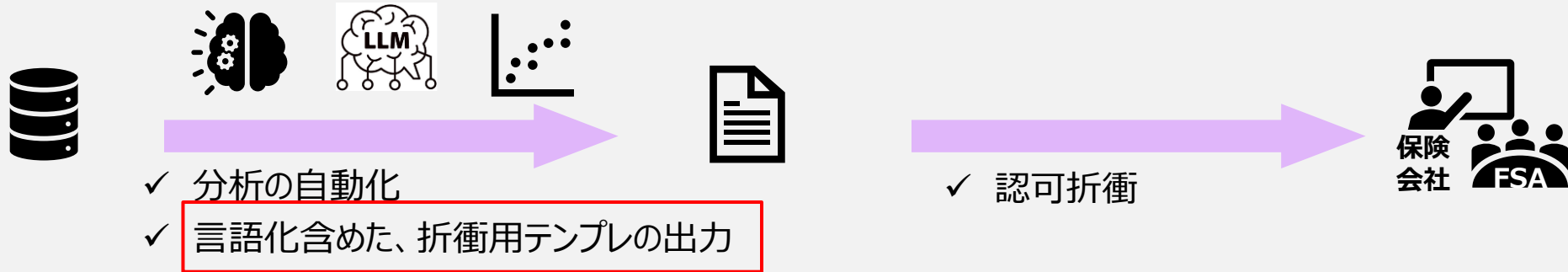
# 認可・社内規定



一定の範囲での自動化は既に行われている



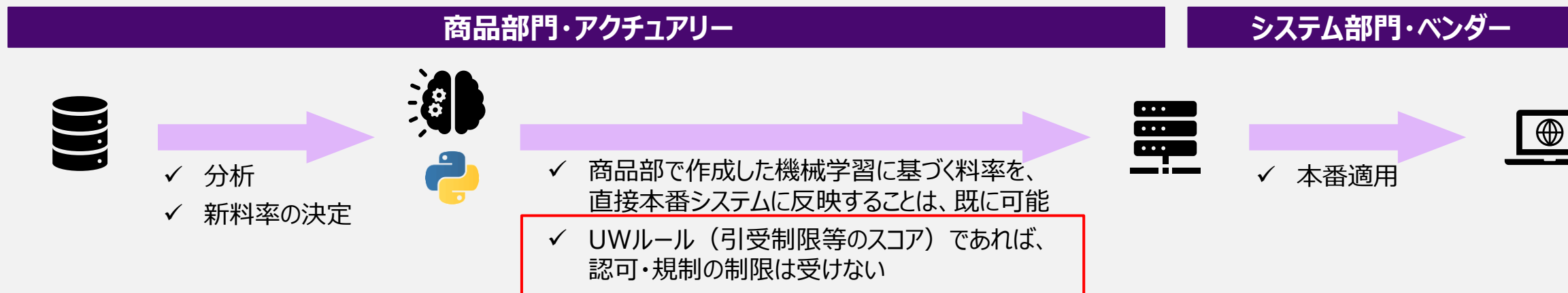
# 認可・社内規定



- ✓ 約款、事方書、算方書の新旧対比表の作成（対比表の反映漏れチェック）
  - ✓ 提出資料のレビュー（日付、番号等の修正誤り、修正漏れの検知、「てにをは」の誤りの検知）
  - ✓ 折衝説明用資料（ポンチ絵）から表形式への変換まとめ
- etc...

# システム・帳票作成

機械学習結果の直接的なデプロイは既に実例と共に確立



# システム・帳票作成

機械学習結果の直接的なデプロイは既に実例と共に確立



見積を作成

運転者情報

ご年齢を教えてください 39

いつから免許証をお持ちですか 9

過去5年で保険請求されたことありますか 0

係争中の刑事事件はございますか 0

性別を教えてください  男性  女性

お客様の今の状況を教えてください 既婚者

車情報

オプション

見積を取る

お客様の見積

合計保険料 ¥381.57

詳細	
標準補助	No
内訳見積格	¥50
割引適用	0%

見積を編集

Faultless 保険	
合計保険料	¥381.57
詳細	
標準補助	No
内訳見積格	¥50
割引適用	0%
管理情報 (Not seen by Customer)	
内訳傾向	Medium
カスタマーLTV	¥371.91
競合社の見積額	¥488.87
テスト価格レベル	Down
テスト価格値	-0.05
リスクプレミアム	¥234.44
テクニカルプレミアム	¥267.16
合計金額	¥381.57
見積状況	Accept

契約者に見えない情報として、代理店システムにUWスコア（機械学習結果）を算出し、引受に活用することが可能

# 代理店研修



- ✓ 新設特約・サービスの説明
- ✓ 保険料改定内容の説明

【例】

- ✓ 主に車両保険の免責ゼロ契約を値上げしました

	旧	新	改定率
車両なし	30,000	29,700	-1.0%
車両あり (免責ゼロ)	50,000	54,000	+8.0%
車両あり (免責10万)	40,000	40,500	+1.3%

## wtw損害保険

### 契約条件

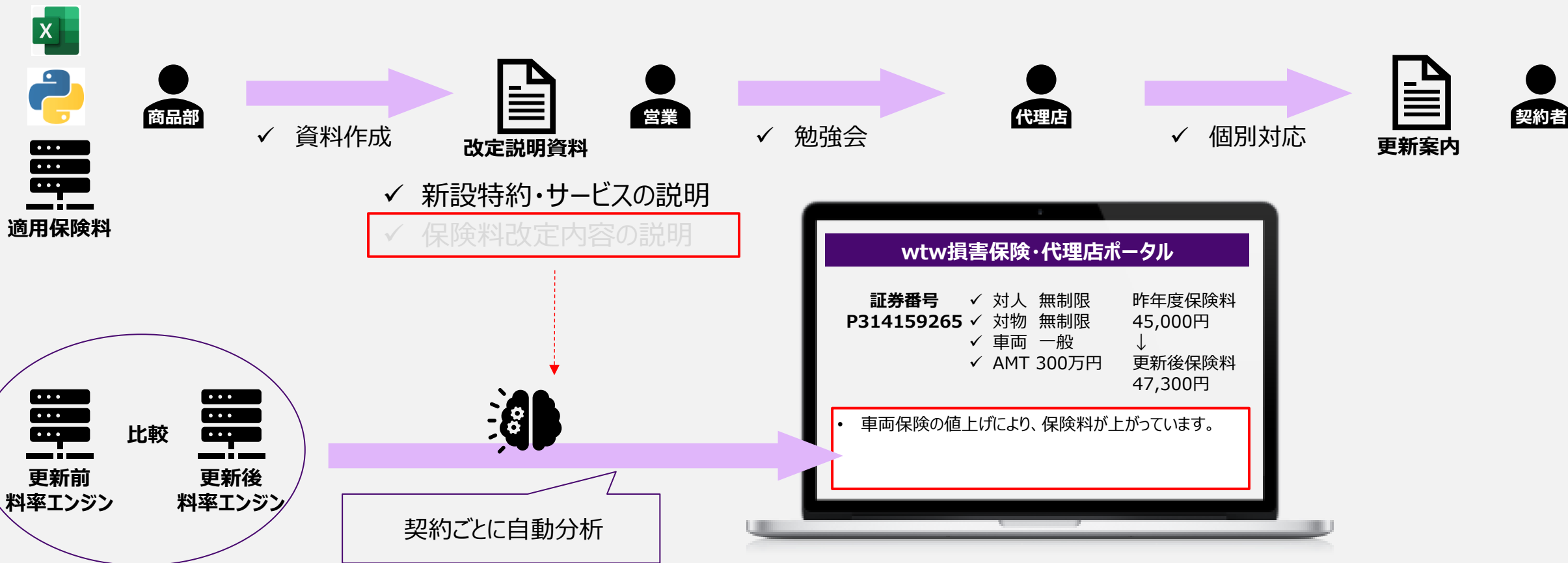
- ✓ 対人 無制限 昨年度保険料
- ✓ 対物 無制限 45,000円
- ✓ 車両 一般 ↓
- ✓ AMT 300万円 更新後保険料 47,300円

- 新車割引の対象外となったため、保険料が上がっています。

ルールベースのコメント出力

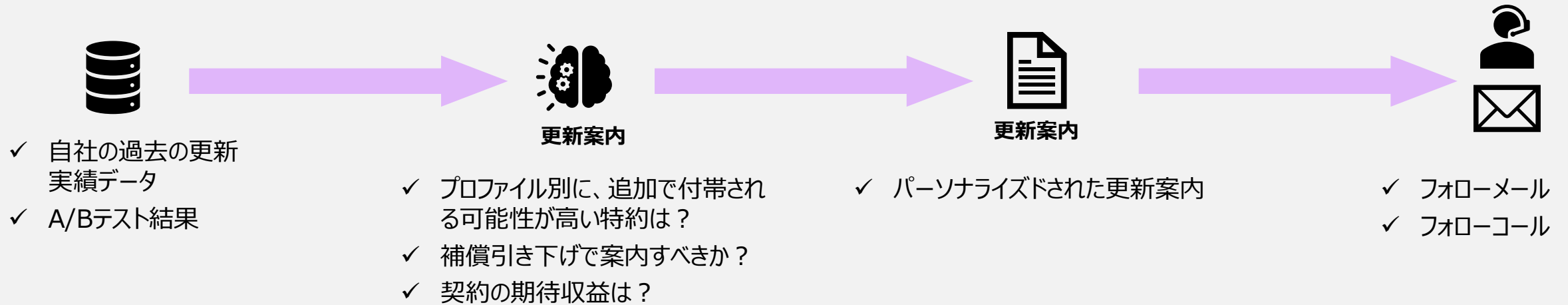
代理店の納得感（契約者説明のため、代理店自身が改定概要を把握したい） ➡ 年1回の料率改定という制限

# 代理店研修



料率改定に関する契約者説明は自動化・機械化することで料率改定頻度に関する障壁が一定程度解消される

# 契約更新



既に多くの会社が、自社の分析結果に基づき、パーソナライズ度されたアップセル／クロスセルを顧客に提案

# 照会対応・事故対応



照会対応 保険 AI

All Images News Videos Shopping Web Maps More



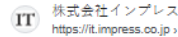
<https://prtimes.jp/main/html> · Translate this page ;  
**複雑性の高い保険業務に特化した照会応答システム「AI ...**  
29 Nov 2024 — 複雑性の高い保険業務に特化した照会応答システム「AI Search Pro」を共同開発～照会  
応答時間を大幅削減し、お客様への新たな価値提供の拡大へ～ 2023年 ...



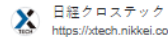
<https://www.nikkei.com/article> · Translate this page ;  
**あいおいニッセイ、一度諦めたAI再導入 照会応答効率化**  
18 Feb 2025 — あいおいニッセイは照会応答業務へのAI利用を中断していた（出所:日経クロステック）  
。しかし、AIが保険の複雑な規定やマニュアルを基に回答できる範囲 ...



<https://from.sonysonpo.co.jp/news> · Translate this page ;  
**生成AIを活用した社内向けツールを開発し、社内照会業務効率 ...**  
7 Feb 2025 — 社内マニュアルや規程類などの内部情報についてテキストベースで入力すると、専用のAI  
チャットが即時に該当情報を検索し、回答を生成・提示することが可能 ...



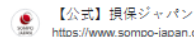
<https://it.impress.co.jp/articles> · Translate this page ;  
**東京海上日動、保険の照会応答に自社構築の生成AIシステムを ...**  
2 Dec 2024 — 東京海上日動、保険の照会応答に自社構築の生成AIシステムを導入、1件あたり応答時間を  
4割減・代理店から受けた照会に対し、AI Search Proが照会履歴など ...



<https://tech.nikkei.com/column> · Translate this page ;  
**あいおいニッセイが照会応答業務の効率化、一度諦めたAI利用 ...**  
29 Jan 2025 — 2016年に当時最先端のAI機能を備えた照会応答システムを導入。照会応答の実績をAIに  
学習させ、質問を自然文で入力してもAIで回答できるようにした。



<https://www.imagine.co.jp/asa...> · Translate this page ;  
**朝日生命保険相互会社、生成AIを活用した照会回答システムを ...**  
6 Dec 2024 — 「PKSHA AI ヘルプデスク」は AI チャットボットによる自動応答と有人チャットを組み  
合わせた照会回答システムである。・現行システムと ...



<https://www.sompo-japan.co.jp/files/news> PDF ;  
**大規模言語モデルを活用した照会回答業務の効率化トライアル ...**

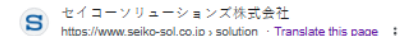


事故対応 保険 AI

All News Images Videos Shopping Web Maps More



<https://www.e-design.net/news> · Translate this page ;  
**生成AIを活用した業務支援ツールを開発、事故対応サービス ...**  
29 Jan 2025 — 本ツールを事故対応サービス部門の社員がセカンドオピニオンとして活用する※2こと  
で、お客さま対応や保険金支払いに関する迅速な判断が可能となります。



<https://www.seiko-sol.co.jp/solution> · Translate this page ;  
**損害保険業界向け 事故状況推定システム**  
ドラレコの録画データから、AIによる分析で簡易な事故形態の判定と基本過失割合の算出ができる、自  
動車損保会社・共済向けのサービスです。



<https://from.sonysonpo.co.jp/news> · Translate this page ;  
**事故対応時の「ドライブレコーダー映像のAI解析サービス」提供 ...**  
1 Oct 2024 — お客さまから提供いただいたドライブレコーダーの映像をAIで解析し、車の走行軌跡の地  
図上への表示、速度推移グラフ、事故時の様子などを時系列にテキスト ...



<https://www.ms-ins.com/news/pdf> PDF ;  
**AI音声による事故受付サービスを開始**  
2 Feb 2024 — 本サービスは、お客さまからの事故連絡に対してAI音声で自動応答を行い、事故受付する  
サービスです。

1 page



<https://www.nikkei.com/article> · Translate this page ;  
**NEC、三井住友海上の事故対応に生成AI 通話内容を要約**  
27 May 2024 — 顧客との通話内容を自動でテキスト化し、要約する。2024年中に三井住友海上の全国  
235拠点の事故対応センターで導入を目指す。



<https://www.ms-ins.com/news/pdf> PDF ;  
**事故対応に生成AIの文章要約技術を導入**  
27 May 2024 — 今般、NECの音声認識技術と生成AIによる文章要約技術を活用した経過記録業務の自動  
化の実証で、有効性が確認できたため、一部の保険金お支払センターで ...

2 pages



# 実際の導入における留意点

## 保険会社のシステムの特徴

- ✓ 認可・規制の観点より「誤りの発生」に非常に敏感
  - ➡ システム刷新か、レガシー・システムのアドホックな改修の連続で乗り切るか。アジャイルか、ウォーターフォールか
  - ➡ 誤りなく新しいシステムに移行できるか（保険料計算システム、引受ロジック、データ移管等）
  - ➡ EUC管理による、業務ツール開発の制約
- ✓ 多量の顧客個人情報を持っており、情報漏洩・セキュリティに敏感
  - ➡ クローズドな環境で、ネット接続もかなり強い制約（ホワイトリスト方式、ファイル添付の制限、データベースへのアクセス等）
  - ➡ SaaS環境か、オンプレ環境か
- ✓ 一般事業会社と異なる商品・顧客管理
  - ➡ サードパーティーのCRM製品を、そのまま使う事の難しさ（団体扱、フリート、名寄せ）
  - ➡ 自社の要望に基づいたテ일러メイドな改修と、それに伴うシステム開発費用・メンテナンス費用の増加



# 実際の導入における留意点

## 保険会社のシステムの特徴

### 機械学習の利用

- 法律・規制要件に伴う分析手法の制限
- 監督当局の理解や文書化
- 分析ができる人材のリテンション
- モデルの管理ロード、メンテナンスコスト

### LLMモデルの利用

- 保険業界に特化したモデル開発とモデルの信頼性
- プロンプトの一般化（EUC化）
- 相関関係と因果関係
- 玉虫色の回答や、Hallucination
- 結果の正確性をどの程度重視するか？

### ツールの導入

- 自社環境との相性
- 仕様変更への耐性
- ビッグデータの社外送付やセキュリティ・チェックリスト
- 取らざるを得ないカウンター・パーティーリスクの存在

# LLMを用いる事の最大のリスクは・・・

## 4. 質疑応答

**wtw**