

Vignette 3: Snowflake Cortex AI

概要

Zero to Snowflake ハンズオンラボの Snowflake Cortex AI 編へようこそ！

このラボでは、実験から統合ビジネスインテリジェンスへの進歩的な旅を通じて、Snowflake の完全な AI プラットフォームを探求します。AI 実験のための Cortex Playground、本番規模の分析のための Cortex AISQL 関数、セマンティックテキスト検索のための Cortex Search、そして自然言語分析のための Cortex Analyst を使用して、包括的な顧客インテリジェンスシステムを構築することで AI 機能を学びます。

- Snowflake Cortex AI の詳細については、[Snowflake AI および ML の概要ドキュメント](#)をご覧ください。

学習内容

- **AI Cortex Playground を使用した AI 実験の方法:** モデルのテストとプロンプトの最適化。
- **Cortex AI 関数を使用した AI 分析のスケーリング方法:** 本番規模の顧客レビュー処理。
- **Cortex Search によるセマンティック検索の有効化方法:** インテリジェントなテキストおよびレビューの検索。
- **Cortex Analyst による対話型分析の作成方法:** 自然言語ビジネスインテリジェンス。

構築するもの

この旅を通じて、以下の完全なインテリジェンス顧客分析プラットフォームを構築します。

フェーズ 1: AI 基盤

- Cortex Playground を使用した AI 実験環境（モデルのテストと最適化）。
- AISQL 関数を使用した本番規模のレビュー分析パイプライン（体系的な顧客フィードバック処理）。

フェーズ 2: インテリジェントな開発と発見

- Cortex Search を使用したセマンティック検索エンジン（即時の顧客フィードバック発見と運用インテリジェンス）。

フェーズ 3: 対話型インテリジェンス

- Cortex Analyst を使用した自然言語ビジネス分析インターフェース（対話型データ探索）。
- Snowflake Intelligence を使用した統合 AI ビジネスインテリジェンスプラットフォーム（顧客の声と業績を連携）。

Cortex Playground

CORTEX PLAYGROUND

概要

Tasty Bytes のデータアナリストとして、AI モデルを使用して顧客フィードバックを迅速に調査し、サービスの改善機会を特定する必要があります。従来、AI の実験は複雑で時間がかかりました。Snowflake Cortex Playground は、Snowflake の UI 内で直接、多様な AI モデルを実験し、実際のビジネスデータでのパフォーマンスを比較し、成功したアプローチを本番対応の SQL としてエクスポートできる、高速で安全な環境を提供することでこれを解決します。このラボでは、Cortex Playground を使用して迅速なプロトタイピングを行い、AI をデータワークフローにシームレスに統合する方法を説明します。

ステップ 1 - データの接続とフィルタリング

Cortex Playground 内で顧客レビューデータに直接接続することから始めましょう。これにより、データを Snowflake 内で安全に保ちながら、AI モデルを使用してフィードバックを分析できます。

ナビゲーション手順:

- AI & ML → Studio → Cortex Playground に移動します。
- Role: TB_DEV と Warehouse: TB_DEV_WH を選択します。
- プロンプトボックス内の "+Connect your data" をクリックします。
- データソースを選択します:
 - Database: TB_101
 - Schema: HARMONIZED
 - Table: TRUCK_REVIEWS_V
- Let's go をクリックします。
- テキスト列を選択: REVIEW
- フィルター列を選択: TRUCK_BRAND_NAME
- Done をクリックします。
- システムプロンプトボックスで、TRUCK_BRAND_NAME ドロップダウンを使用してフィルターを適用します。各トラックブランドには複数のレビューがあります。たとえば、"Better Of Bread" を選択してレビューを絞り込むことができます。"Better Of Bread" が利用できない場合は、ドロップダウンから他のトラックブランドを選択して、そのレビューの 1 つで進めてください。

The screenshot shows the Snowflake AI interface. On the left, there's a sidebar with navigation links: Home, Search, Projects, Data, Data Products, AI & ML, Monitoring, Admin, and a user info section (EU EVENT USER TB_ADMIN). The main area is titled 'Home' and features a search bar at the top. Below it are 'Quick actions' buttons for 'Query data', 'Create Warehouse', 'Upload local files', and 'Create Notebook'. A section titled 'Recently viewed' shows a single item: 'All projects setup' (TYPE: SQL Worksheet, VIEWED: 6 hours ago, UPDATED: 6 hours ago). At the bottom right of this section is a 'Go to all projects' button.

達成したこと: AI インターフェース内で顧客レビューデータに直接アクセスできるようになりました。フィルターを使用すると、特定のトラックブランドに分析を集中させることができ、実験をよりターゲットを絞った関連性の高いものにすることができます。

ステップ 2 - インサイトのための AI モデル比較

次に、顧客レビューを分析して特定の運用上のインサイトを抽出し、さまざまな AI モデルがこのビジネススクエアでどのように機能するかを比較しましょう。

モデル比較のセットアップ:

1. "Compare" をクリックして、並べてモデルを比較できるようにします。
2. 左側のパネルを "claude-3-5-sonnet" に設定し、右側のパネルを "snowflake-llama-3.3-70b" に設定します。

注: Snowflake Cortex は、Anthropic、OpenAI、Meta などの主要なプロバイダーの AI モデルへのアクセスを提供し、ベンダーロックインなしで選択肢と柔軟性を提供します。

次の戦略的プロンプトを入力してください:

```
Analyze this customer review across multiple dimensions: sentiment score with confidence level, key theme extraction, competitive positioning insights, operational impact assessment, and priority ranking for management action
```

The screenshot shows a comparison between two AI models: "claude-3-5-sonnet" (A) and "snowflake-llama-3.3-70b" (B). Both panels provide a multi-dimensional analysis of a customer review. The review is as follows:

Here's a multi-dimensional analysis of the customer review:

1. Sentiment Analysis

- Overall Score: 6.5/10 (Neutral to Slightly Positive)
- Confidence Level: High (85%)
- Key Indicators: "satisfactory," "fresh," "quality" (positive) balanced with "don't particularly stand out," "not particularly memorable" (neutral/negative)

2. Key Theme Extraction

- Product Quality: Fresh bread and quality ingredients
- Menu Items: Hot Ham & Cheese and Italian sandwiches
- Service Efficiency: Accurate order fulfillment
- Overall Experience: Adequate but unremarkable
- Value Proposition: Standard/expected quality

3. Competitive Positioning Insights

- Market Position: Middle-tier sandwich establishment
- Differentiators: None strongly identified

snowflake-llama-3.3-70b

Here's a multi-dimensional analysis of the customer review:

Sentiment Score with Confidence Level:
Sentiment Score: 6/10 (Neutral)
Confidence Level: 80% (The reviewer's tone is matter-of-fact, indicating a genuine assessment, but the lack of strong emotions or enthusiasm reduces the confidence level.)

Key Theme Extraction:
The key themes extracted from the review are:

- Quality of ingredients:** The reviewer appreciates the fresh bread and quality ingredients used in the sandwiches.
- Uniqueness:** The reviewer feels that the sandwiches don't particularly stand out from other sandwich places.
- Service:** The reviewer mentions that the service was efficient and orders were accurate, resulting in a satisfactory experience.
- Memorability:** The reviewer states that the experience was not particularly memorable.

Competitive Positioning Insights:
The review suggests that Better Off Bread is on par with other sandwich places in Toronto, but it doesn't have a unique selling proposition (USP) that sets it apart. This implies that the business may struggle to differentiate itself in a competitive market. To improve, Better Off Bread could focus on creating a distinctive brand identity, unique menu offerings, or exceptional customer experiences that would make it more memorable and attractive to customers.

System Prompt
Enter additional context for processing the user prompt

TRUCK_REVIEWS_V Better Off Bread's "Hot Ham & Cheese" and "Italian" sandwiches in Toron... ➔

重要なインサイト: それぞれの強みに注目してください。Claude は、明確な信頼度を備えた構造化されたエグゼクティブ向けの分析を提供します。対照的に、堅牢なビジネスインテリジェンス向けに最適化されたSnowflake の Llama モデルは、戦略的なコンテキストと詳細な競合分析で強化された包括的な運用インテリジェンスを提供します。これは、複数の AI プロバイダーを活用することの力を強調しており、特定のビジネスニーズに最適なアプローチを選択できるようにします。

最適なモデルを特定したら、さまざまなビジネスシナリオに合わせてその動作を微調整する必要があります。同じモデルでも、設定によってはまったく異なる結果が生成される可能性があります。特定の分析要件に合わせてこれを最適化しましょう。

ステップ 3 - モデル動作の微調整

パラメーター、特に "**temperature**" を調整すると、AI モデルの応答にどのような影響があるかを観察したいと思います。より一貫性のある回答になるのか、それともより創造的な回答になるのでしょうか？

温度テストの設定方法:

- まず、両方のパネルが "**claude-3-5-sonnet**" に設定されていることを確認します。同じモデルを異なる設定で比較します。
- 次に、"**Compare**" の横にある "**Change Settings**" をクリックします。
- それぞれの側のパラメーターを調整しましょう:
 - 左パネル:**
 - Temperature** を **0.1** に設定します。これにより、通常、モデルは非常に一貫性のある予測可能な回答を提供します。
 - Max-tokens** を **200** に設定します。これは応答が長くなりすぎないようにするためにです。
 - 右パネル:**
 - Temperature** を **0.8** に設定します。これにより、モデルの回答はもう少し創造的で変化に富んだものになるはずです。
 - top_p** を **0.8** に設定します。これも、応答内の単語の幅を広げるのに役立つ設定です。

■ Max-tokens を 200 に設定します。ここでも長さを抑えます。

4. 最後に、ステップ 2 で使用したのとまったく同じ戦略的プロンプトを使用します。

試してみて、応答がどのように異なるかを確認してください！これらの小さな調整が AI の「性格」をどのように変えるかを見るのは非常に興味深いです。

The screenshot displays the Cortex Playground interface. On the left, the navigation sidebar includes 'Home', 'Search', 'Projects', 'Data', 'Data Products', 'AI & ML' (selected), 'Studio', 'Cortex Analyst', 'Cortex Search', 'Features', 'Models', 'Evaluations', 'Document AI', 'Agents', 'Snowflake Intelligence', 'Monitoring', and 'Admin'. The user is identified as 'EVENT USER TB_ADMIN'. The main workspace shows two AI models, 'claude-3-5-sonnet', being compared. A 'System Prompt' box contains the user input: 'The Italian sandwich at Better Off Bread in Cairo was an absolute disaster...'. The results show that both models provide a multi-dimensional analysis of the customer review. In the 'Settings' panel on the right, the 'Set max_tokens' checkbox is checked and set to 200, while other parameters like 'Set temperature' and 'Set top_p' are also configured.

影響の観察:

同じ AI モデルとデータを使用しても、temperature パラメーターを調整すると、分析出力が根本的に変わることに注目してください。

- **Temperature 0.1:** 決定的で焦点の絞られた出力を生成します。構造化された一貫した分析や標準化されたレポートに最適です。
- **Temperature 0.8:** 多様で変化に富んだ出力を生成します。説明的なインサイトを生成したり、あまり明白でないつながりを探索したりするのに最適です。

`temperature` はトークンの選択に影響を与えますが、`top_p`（右側で 0.8 に設定）は可能なトークンを制限します。`max_tokens` は単に応答の最大長を設定します。値が小さいと結果が切り捨てられる可能性があることに注意してください。これにより、AI の創造性と一貫性を正確に制御でき、AI の動作を分析目的に合わせることができます。

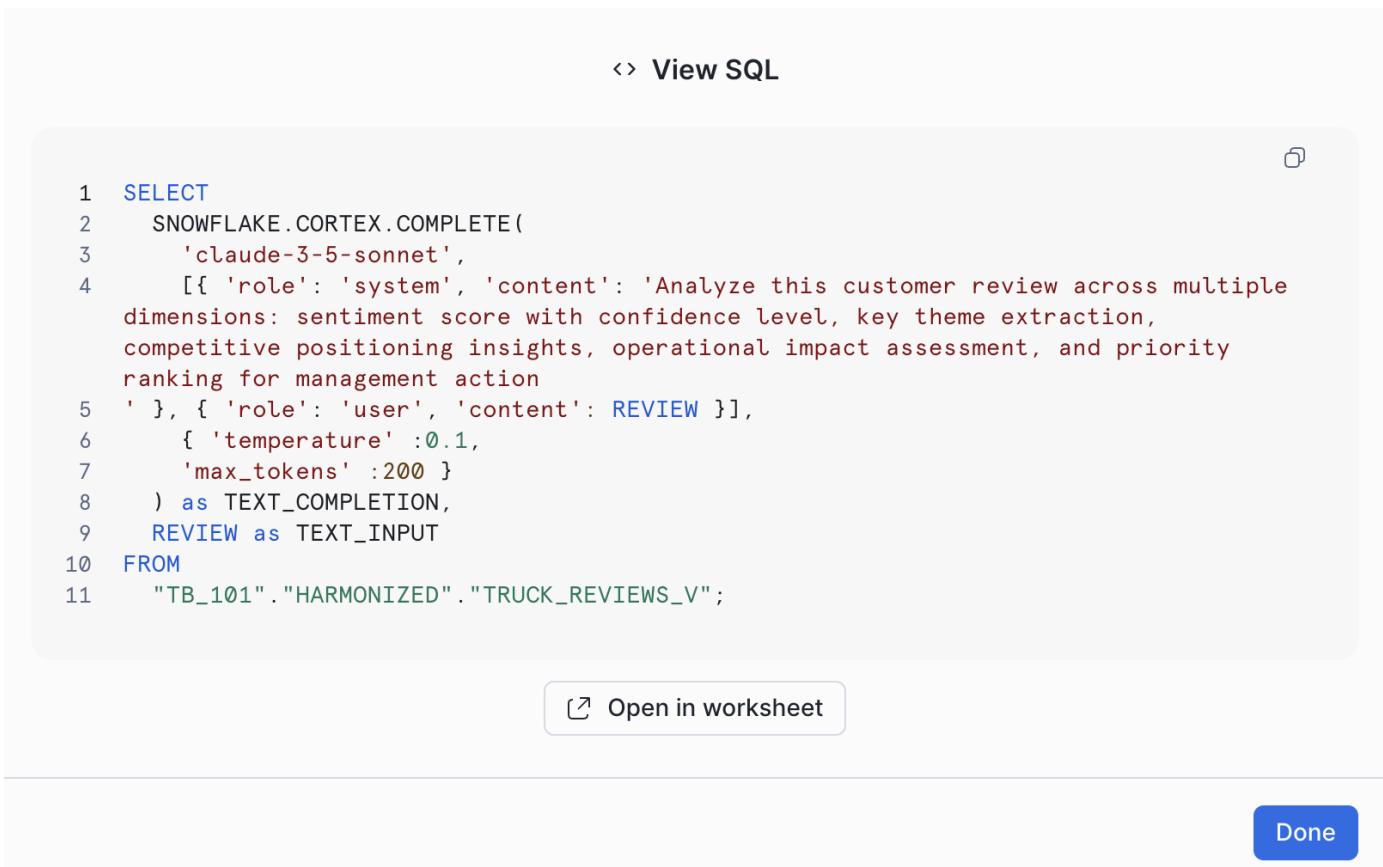
モデルの選択とパラメーターの最適化を習得したので、この実験を可能にする技術基盤を調べてみましょう。これを理解することは、プレイグラウンドでのテストから本番環境への展開に移行するのに役立ちます。

ステップ 4 - 基礎となるテクノロジーの理解

このセクションでは、AI のインサイトをプレイグラウンドから本番環境へと導くコアテクノロジーについて説明します。

基盤: 核となる SQL

Cortex Playground で生成するすべての AI インサイトは、単なる魔法ではありません。それは SQL によって裏付けられています。モデルの応答後に "**View Code**" をクリックすると、`temperature` などの指定した設定を含む正確な SQL クエリが表示されます。これは単なる表示用ではありません。このコードはすぐに実行可能です！
ワークスペース SQL ファイルで直接実行したり、ストリームとタスクで自動化したり、ライブデータ処理のためにダイナミックテーブルと統合したりできます。また、この Cortex Complete の機能には、Python または REST API を介してプログラムでアクセスでき、柔軟な統合オプションが提供されることも注目に値します。



The screenshot shows a code editor window with the following SQL query:

```
1 SELECT
2   SNOWFLAKE.CORTEX.COMPLETE(
3     'claude-3-5-sonnet',
4     [{"role": "system", "content": "Analyze this customer review across multiple dimensions: sentiment score with confidence level, key theme extraction, competitive positioning insights, operational impact assessment, and priority ranking for management action"}, {"role": "user", "content": REVIEW}], 
5       { 'temperature' : 0.1,
6         'max_tokens' : 200 }
7     ) AS TEXT_COMPLETION,
8     REVIEW AS TEXT_INPUT
9
10 FROM
11   "TB_101"."HARMONIZED"."TRUCK_REVIEWS_V";
```

Below the code, there is a button labeled "Open in worksheet". At the bottom right of the window is a blue "Done" button.

SNOWFLAKE.CORTEX.COMPLETE 関数

実行したすべてのプロンプトの背後では、**SNOWFLAKE.CORTEX.COMPLETE** 関数が機能しています。これは、テキスト補完のために業界をリードする大規模言語モデルへの直接アクセスを提供する、Snowflake Cortex の強力な関数です。Cortex Playground は、モデルを SQL に直接埋め込む前に、モデルをテストおよび比較するための直感的なインターフェースを提供するだけです。（注：これは将来のリリースで `AI_COMPLETE` に進化する

予定です。)

このシームレスな統合により、AI 実験は Snowflake 内の本番対応ワークフローに直接変換されます。

結論

Cortex Playground は個々のレビューを実験するための非常に貴重なツールですが、真の大規模な顧客フィードバック分析には、専用の AI 関数が必要です。ここで改良したプロンプトパターンとモデルの選択は、スケーラブルなソリューションを構築するための基礎となります。次のステップでは、**SENTIMENT()**、**CLASSIFY()**、**EXTRACT_ANSWER()**、**AI_SUMMARIZE_ AGG()**などの専用の AI SQL 関数を使用して、数千のレビューを処理します。この体系的なアプローチにより、AI 主導のインサイトが運用戦略のコア部分になることが保証されます。

AISQL 関数 (AISQL Functions)



概要

Cortex Playground で AI モデルを実験して、個々の顧客レビューを分析しました。さあ、スケーリングの時間です！このクイックスタートでは、AI SQL 関数を使用して数千のレビューを処理し、実験的なインサイトを本番対応のインテリジェンスに変える方法を示します。以下を学びます。

1. **SENTIMENT()** の使用: トラックの顧客レビューをスコアリングしてラベル付けします。
2. **AI_CLASSIFY()** の使用: テーマごとにレビューを分類します。
3. **EXTRACT_ANSWER()** の使用: 特定の苦情や賞賛を抽出します。
4. **AI_SUMMARIZE_ AGG()** の使用: トラックブランドごとの簡単なサマリーを生成します。

SQLコードを取得してSQLファイルに貼り付ける

この [ファイル](#) から SQL をコピーして、新しい SQL ファイルに貼り付け、Snowflake でフォローしてください。

注: SQL ファイルの最後に到達したら、[ステップ 19 - Cortex Search](#) に進むことができます。

ステップ 1 - コンテキストの設定

まず、セッションコンテキストを設定しましょう。AISQL 関数を活用して顧客レビューからインサイトを得ることを目的とした TastyBytes のデータアナリストの役割を想定します。

```

ALTER SESSION SET query_tag = '{"origin":"sf_sit-is","name":"tb_zts","version":{"major":1,"minor":1},"attributes":{"is_quickstart":1, "source":"tastybytes", "vignette":"aisql_functions"}}';

USE ROLE tb_analyst;
USE DATABASE tb_101;
USE WAREHOUSE tb_de_wh;

```

ステップ 2 - 大規模な感情分析

すべてのフードトラックブランドの顧客感情を分析して、どのトラックが最もパフォーマンスが良いかを特定し、フリート全体の顧客満足度メトリクスを作成します。Cortex Playground では、個々のレビューを手動で分析しました。ここでは `SENTIMENT()` 関数を使用して、Snowflake の公式の感情範囲に従って、顧客レビューを -1 (ネガティブ) から +1 (ポジティブ) まで自動的にスコアリングします。

ビジネス上の質問: 「全体として、各トラックブランドについて顧客はどう感じていますか？」

このクエリを実行して、フードトラックネットワーク全体の顧客感情を分析し、フィードバックを分類してください。

```

SELECT
    truck_brand_name,
    COUNT(*) AS total_reviews,
    AVG(CASE WHEN sentiment >= 0.5 THEN sentiment END) AS avg_positive_score,
    AVG(CASE WHEN sentiment BETWEEN -0.5 AND 0.5 THEN sentiment END) AS avg_neutral_score,
    AVG(CASE WHEN sentiment <= -0.5 THEN sentiment END) AS avg_negative_score
FROM (
    SELECT
        truck_brand_name,
        SNOWFLAKE.CORTEX.SENTIMENT (review) AS sentiment
    FROM harmonized.truck_reviews_v
    WHERE
        language ILIKE '%en%'
        AND review IS NOT NULL
        LIMIT 10000
)
GROUP BY
    truck_brand_name
ORDER BY total_reviews DESC;

```

TB_101.PUBLIC ▾ Settings ▾

```

47  SELECT
48    truck_brand_name,
49    COUNT(*) AS total_reviews,
50
51    AVG(CASE WHEN sentiment >= 0.5 THEN sentiment END) AS avg_positive_score,
52    AVG(CASE WHEN sentiment BETWEEN -0.5 AND 0.5 THEN sentiment END) AS avg_neutral_score,
53    AVG(CASE WHEN sentiment <= -0.5 THEN sentiment END) AS avg_negative_score
54  FROM (
55    SELECT
56      truck_brand_name,
57      SNOWFLAKE.CORTEX.SENTIMENT (review) AS sentiment
58    FROM harmonized.truck_reviews_v
59    WHERE
60      language ILIKE '%en%'
61      AND review IS NOT NULL
62    LIMIT 10000
63  )
64  GROUP BY
65    truck_brand_name
66  ORDER BY total_reviews DESC;

```

↳ Results ~ Chart

A TRUCK_BRAND_NAME	# TOTAL_REVIEWS	# AVG_POSITIVE_SCORE	# AVG_NEUTRAL_SCORE	# AVG_NEGATIVE_SCORE
1 Smoky BBQ	1409	0.800067479	-0.06544621686	-0.6659971917
2 The Mega Melt	806	0.8149074259	-0.09375662802	-0.6587775388
3 Le Coin des Crêpes	719	0.8040922591	-0.05471216039	-0.6720977086
4 Cheeky Greek	713	0.8049212486	-0.0847278089	-0.6631710704
5 Plant Palace	691	0.8009022958	-0.07500793208	-0.6568091792
6 Guac n' Roll	688	0.8047937563	-0.07505125219	-0.6619347116
7 Kitakata Ramen Bar	670	0.8220299665	-0.1135875723	-0.6296746849

重要なインサイト: Cortex Playground でレビューを1つずつ分析していたのが、数千のレビューを体系的に処理するように移行したことに注目してください。SENTIMENT() 関数はすべてのレビューを自動的にスコアリングし、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルに分類しました。これにより、フリート全体の顧客満足度メトリクスが即座に得られました。

感情スコアの範囲:

- ポジティブ: 0.5 ~ 1
- ニュートラル: -0.5 ~ 0.5
- ネガティブ: -0.5 ~ -1

ステップ 3 - 顧客フィードバックの分類

次に、すべてのレビューを分類して、顧客がサービスのどの側面について最も話しているかを理解しましょう。単純なキーワードマッチングではなく、AI の理解に基づいてユーザー定義のカテゴリにレビューを自動的に分類する AI_CLASSIFY() 関数を使用します。このステップでは、顧客フィードバックをビジネスに関連する運用分野に分類し、その分布パターンを分析します。

ビジネス上の質問: 「顧客は主に何についてコメントしていますか？食品の品質、サービス、それとも配達体験ですか？」

分類クエリを実行します:

```

WITH classified_reviews AS (
  SELECT
    truck_brand_name,
    AI_CLASSIFY(
      review,
      ['Food Quality', 'Pricing', 'Service Experience', 'Staff Behavior']
    ) :labels[0] AS feedback_category
  FROM

```

```

harmonized.truck_reviews_v
WHERE
language ILIKE '%en%'
AND review IS NOT NULL
AND LENGTH(review) > 30
LIMIT
10000
)
SELECT
truck_brand_name,
feedback_category,
COUNT(*) AS number_of_reviews
FROM
classified_reviews
GROUP BY
truck_brand_name,
feedback_category
ORDER BY
truck_brand_name,
number_of_reviews DESC;

```

TB_101.PUBLIC ▾ Settings ▾

--
82 WITH classified_reviews AS (
83 SELECT
84 truck_brand_name,
85 AI_CLASSIFY(
86 review,
87 ['Food Quality', 'Pricing', 'Service Experience', 'Staff Behavior']
88)::labels[0] AS feedback_category
89 FROM
90 harmonized.truck_reviews_v
91 WHERE
92 language ILIKE '%en%'
93 AND review IS NOT NULL
94 AND LENGTH(review) > 30
95 LIMIT
96 10000
97)
98 SELECT
99 truck_brand_name,
100 feedback_category,
101 COUNT(*) AS number_of_reviews
102 FROM
103 classified_reviews
104 GROUP BY

↳ Results Chart

	▲ TRUCK_BRAND_NAME	ⓘ FEEDBACK_CATEGORY	# NUMBER_OF_REVIEWS
1	Amped Up Franks	"Food Quality"	452
2	Amped Up Franks	"Service Experience"	69
3	Better Off Bread	"Food Quality"	577
4	Better Off Bread	"Service Experience"	38
5	Cheeky Greek	"Food Quality"	729
6	Cheeky Greek	"Service Experience"	34
7	Cheeky Greek	"Pricing"	1
8	Freezing Point	"Food Quality"	500
9	Freezing Point	"Service Experience"	92

重要なインサイト: `AI_CLASSIFY()` が数千のレビューを、食品の品質 (Food Quality)、サービス体験 (Service Experience) などのビジネスに関連するテーマに自動的に分類した様子を観察してください。私たちのトラックブランド全体で「食品の品質」が最も議論されているトピックであることが即座にわかり、運用チームに顧客の優先事項に関する明確で実用的なインサイトを提供します。

ステップ 4 - 特定のインサイトの抽出

次に、非構造化テキストから正確な回答を得るために、`EXTRACT_ANSWER()` 関数を利用します。この強力な関数を使用すると、顧客フィードバックについて特定のビジネス上の質問をし、直接的な回答を受け取ることができます。このステップでの目標は、顧客レビューで言及されている正確な運用上の問題を特定し、即時の注意が必要な特定の問題を浮き彫りにすることです。

ビジネス上の質問: 「このレビューでは、どのような具体的な改善点や苦情が言及されていますか？」

次のクエリを実行しましょう:

```
SELECT
    truck_brand_name,
    primary_city,
    LEFT(review, 100) || '...' AS review_preview,
    SNOWFLAKE.CORTEX.EXTRACT_ANSWER(
        review,
        'What specific improvement or complaint is mentioned in this review?'
    ) AS specific_feedback
FROM
    harmonized.truck_reviews_v
WHERE
    language = 'en'
    AND review IS NOT NULL
    AND LENGTH(review) > 50
ORDER BY truck_brand_name, primary_city ASC
LIMIT 10000;
```

	▲ TRUCK_BRAND_NAME	▲ PRIMARY_CITY	▲ REVIEW_PREVIEW	▲ SPECIFIC_FEEDBACK
1	Amped Up Franks	Barcelona	Unappetizing disaster from "Not the Wurst Hot Dogs" truck. The New York [{ "answer": "friendly staff was the saving grace", "score": 0.8323369 }	
2	Amped Up Franks	Barcelona	A haven for hot dog enthusiasts, The Not the Wurst Hot Dogs truck in Bar [{ "answer": "the hot dogs are cooked to perfection", "score": 0.9336 }	
3	Amped Up Franks	Barcelona	Disappointed with my experience at Not the Wurst Hot Dogs in Barcelona [{ "answer": "coney dog was the biggest letdown, with a bland chili that }	
4	Amped Up Franks	Barcelona	"Not the Wurst Hot Dogs" truly lives up to its name! I had the pleasure of t [{ "answer": "service was quick and friendly, making the whole experie	
5	Amped Up Franks	Barcelona	Disappointment was the main course at "Not the Wurst Hot Dogs". The N [{ "answer": "the buns were soggy, and the overall experience was far f	
6	Amped Up Franks	Barcelona	The Not the Wurst Hot Dogs truck has a welcoming atmosphere and frien [{ "answer": "the menu is limited, but there are enough options to satisf	
7	Amped Up Franks	Barcelona	## A Tale of Two Dogs, One DisappointmentThe "Not the Wurst Hot Dogs [{ "answer": "the hot dogs were lackluster, the toppings were subpar, a	

重要なインサイト: `EXTRACT_ANSWER()` が長い顧客レビューから具体的で実用的なインサイトを抽出する方法に注目してください。手動レビューではなく、この関数は「friendly staff was saving grace (フレンドリーなスタッフが救いだった)」や「hot dogs are cooked to perfection (ホットドッグは完璧に調理されていた)」などの具体的なフィードバックを自動的に識別します。その結果、密度の高いテキストが、運用チームが即座に活用できる具体的で引用可能なフィードバックに変換されます。

ステップ 5 - エグゼクティブサマリーの生成

最後に、顧客フィードバックの簡潔なサマリーを作成するために、`AI_SUMMARIZE_AGG()` 関数を使用します。この強力な関数は、長い非構造化テキストから短く首尾一貫したサマリーを生成します。このステップでの目標は、各トラックブランドの顧客レビューのエッセンスを消化しやすいサマリーに抽出し、全体的な感情と重要なポイントの概要をすばやく提供することです。

ビジネス上の質問: 「各トラックブランドの主要なテーマと全体的な感情は何ですか？」

要約クエリを実行します:

```
SELECT
    truck_brand_name,
    AI_SUMMARIZE_AGG (review) AS review_summary
FROM
(
    SELECT
        truck_brand_name,
        review
    FROM
        harmonized.truck_reviews_v
    LIMIT
        100
)
GROUP BY
    truck_brand_name;
```

TRUCK_BRAND_NAME	REVIEW_SUMMARY
1 Smoky BBQ	The Smoky BBQ truck has received mixed reviews across different locations. In Seattle, some customers rave about the tender and smoky meats, particularly the Rack of Pork Ribs, and the refreshing Spring Mix Salad, making it a must-visit for BBQ enthusiasts.
2 Freezing Point	Freezing Point, an ice cream truck with locations in Seoul, Seattle, and Berlin, has received mixed reviews from customers. Some customers appreciate the unique flavors like Guac n' Roll and Cheeky Greek.
3 Guac n' Roll	The Guac n' Roll taco truck received mixed reviews, with some customers expressing extreme disappointment due to the lack of flavor and texture.
4 Le Coin des Crêpes	Le Coin des Crêpes, a crêperie with locations in Seoul, Melbourne, Tokyo, and London, has received mixed reviews. Customers either love the sweet and savory crepes or find them overpriced and undercooked.
5 Kitakata Ramen Bar	Kitakata Ramen Bar in Melbourne has received largely negative reviews from customers. The Tonkotsu Ramen is described as being too salty and the service slow and unresponsive.
6 Cheeky Greek	Cheeky Greek offered vastly different experiences in Melbourne and London. In Melbourne, the Gyro Plate and Lamb Kebab were well-received for their authentic taste and presentation.
7 Revenge of the Curds	The "Revenge of the Curds" food truck has received mixed reviews across various locations, including Seattle and London. Customers appreciate the unique cheese-based dishes like Mac and Cheese and Buffalo and Lobster variations.
8 Amped Up Franks	Not the Wurst Hot Dogs, with locations in Seattle, Tokyo, and Sydney, offers a satisfying hot dog experience. The sausages are described as flavorful and well-cooked.
9 The Mac Shack	Mac Shack's mac and cheese dishes, particularly the Buffalo and Lobster variations, left a lasting impression on customers with their creamy texture and bold flavors.
10 Nani's Kitchen	Nani's Kitchen, with locations in various cities including Seoul, Melbourne, Madrid, Tokyo, and an unspecified location, has received mixed reviews. The food is described as being flavorful but the service could be improved.
11 Better Off Bread	The "Better Off Bread" truck has received mixed reviews across different locations. In some cities like Melbourne, the bread is described as being soft and well-toasted, while in others, the crust is described as being too thick and chewy.

重要なインサイト: `AI_SUMMARIZE_AGG()` 関数は、長いレビューを明確なブランドレベルのサマリーに凝縮します。これらのサマリーは、繰り返し現れるテーマや感情の傾向を浮き彫りにし、意思決定者に各ブランドトラックのパフォーマンスの概要をすばやく提供し、個々のレビューを読まなくても顧客の認識をより迅速に理解できるようにします。

結論

AI SQL 関数の変革力を実証し、顧客フィードバック分析を個々のレビュー処理から体系的な本番規模のインテリジェンスへと移行させることに成功しました。これら 4 つのコア関数を通じた私たちの旅は、それぞれが独自の分析目的を果たし、生の顧客の声を包括的なビジネスインテリジェンス（体系的でスケーラブル、そして即座に実行可能）に変換する方法を明確に示しています。かつては個別のレビュー分析が必要だったものが、今では数千のレビューを数秒で処理し、データ主導の運用改善に不可欠な感情的コンテキストと特定の詳細の両方を提供します。

オプション: Cortex Search (検索)



概要

AI 搭載ツールは複雑な分析クエリの生成に優れていますが、カスタマーサービスチームにとっての日常的な課題は、苦情や称賛に関する特定の顧客レビューをすばやく見つけることです。従来のキーワード検索では、自然言語のニュアンスを見逃してしまい、不十分なことがよくあります。

Snowflake Cortex Search は、Snowflake テキストデータに対して低レイテンシーで高品質な「あいまい」検索を提供することでこれを解決します。ハイブリッド（ベクトルとキーワード）検索エンジンを迅速にセットアップし、埋め込み、インフラストラクチャ、チューニングを処理します。内部的には、Cortex Search はセマンティック（意味ベース）検索とレキシカル（キーワードベース）検索をインテリジェントな再ランク付けと組み合わせて、最も関連性の高い結果を提供します。このラボでは、検索サービスを構成し、顧客レビューデータに接続し、セマンティッククエリを実行して、主要な顧客フィードバックを積極的に特定します。

ステップ 1 - Cortex Search へのアクセス

1. Snowsight を開き、AI & ML Studio に移動して、**Cortex Search** を選択します。
2. **Create** をクリックしてセットアップを開始します。

これにより、検索サービス構成インターフェースが開き、Snowflake がテキストデータをインデックス化して解釈する方法を定義します。

The screenshot shows the Snowflake AI & ML Studio interface. On the left sidebar, under the 'AI & ML' section, 'Cortex Analyst' and 'Cortex Search' are highlighted with red arrows pointing to them. The main area displays several AI services:

- Cortex Playground (LLM PREVIEW)**: Generate a text response to your prompt using cutting-edge LLMs.
- Create Custom LLM (LLM PREVIEW)**: Fine-tune an LLM with your data to improve its performance on your task.
- Cortex Search (LLM PREVIEW)**: Create and manage search services over your data.
- Cortex Analyst (LLM PREVIEW)**: Create and refine semantic models to power high-accuracy "Talk to your data" solutions.
- Forecasting (ML - Structured data)**: Train on historical time series data and forecast that time series into the future with automated handling of seasonality, trend and more.
- Anomaly Detection (ML - Structured data)**: Identify outliers in your time series data for data pipeline monitoring and more.
- Classification (ML - Structured data)**: Categorize data into predefined classes or labels to better make recommendations based on patterns in

ステップ 2 - 検索サービスの構成

New service 構成画面で:

1. Database と Schema を選択します:
 - Databases ドロップダウンから **TB_101** を選択
 - Schemas ドロップダウンから **HARMONIZED** を選択
2. Service name を入力します: `customer_feedback_intelligence`
3. 右下の Next ボタンをクリックして進みます。

Create Search Service

Let's create a new Cortex Search Service

We'll guide you through the steps of selecting a data source, setting service parameters, and creating the Search Service.

Select a warehouse to power the service. This warehouse will be used for materializing the results of the source query upon creation and refresh.

Role and Warehouse

Database and Schema

Name

customer_feedback_intelligence

Cancel

Next: Select data

ステップ3 - レビューデータへの接続

ウィザードがいくつかの構成画面を案内します。次の手順に従ってください:

1. Select data (データ選択) 画面:

- Views ドロップダウンから `TRUCK_REVIEWS_V` を選択
- Next をクリック

2. Select search column (検索列選択) 画面:

- `REVIEW` を選択 (これが意味的に検索されるテキスト列です)
- Next をクリック

3. Select attributes (属性選択) 画面:

- 結果のフィルタリングに使用する列を選択: `TRUCK_BRAND_NAME`, `PRIMARY_CITY`, `REVIEW_ID`
- Next をクリック

4. Select columns (列選択) 画面:

- 検索結果に含める他の列 (`DATE`, `LANGUAGE` など) を選択
- Next をクリック

5. Configure indexing (インデックス構成) 画面:

- Warehouse:** ドロップダウンから `COMPUTE_WH` を選択
- その他のデフォルト設定を受け入れる

- Create をクリックして検索サービスを構築

注: 検索サービスの作成にはインデックスの構築が含まれるため、初期セットアップに時間がかかる場合があります。作成プロセスに時間がかかっている場合は、事前構成済みの検索サービスを使用してラボをシームレスに続行できます:

1. Snowsight の左側のメニューから **AI & ML** に移動し、**Cortex Search** をクリックします。
 2. Cortex Search ビューで、ドロップダウンフィルターを見つけます (`TB_101 / HARMONIZED`)。このフィルターが `TB_101 / HARMONIZED` に設定されていることを確認します。
 3. 表示される「Search services」のリストで、`TASTY_BYTES REVIEW SEARCH` という名前の事前構築済みサービスをクリックします。
 4. サービスの詳細ページに入ったら、右上の **Playground** をクリックして、ラボの検索サービスの使用を開始します。
- 検索サービス（新しいもの、または事前構成済みのもののいずれか）がアクティブになると、クエリは低レイテンシーで実行され、シームレスにスケーリングされます。

NAME	DATABASE	SCHEMA	INDEXING STATE	SERVING STATE	ROWS	TARGET LAG	CREATED ON
<code>CUSTOMER_FEEDBACK_INTELLIGENCE</code>	TB_101	HARMONIZED	ACTIVE	ACTIVE	124,593	1 hour	Jul 14, 2025 ...
<code>TASTY_BYTES REVIEW SEARCH</code>	TB_101	HARMONIZED	ACTIVE	ACTIVE	124,593	1 hour	Jul 9, 2025 ...

このシンプルな UI の裏側で、Cortex Search は複雑なタスクを実行しています。「REVIEW」列のテキストを分析し、AI モデルを使用してテキストの意味の数値表現であるセマンティック埋め込みを生成します。これらの埋め込みはインデックス化され、後で高速な概念検索が可能になります。数回クリックするだけで、Snowflake にレビューの背後にいる意図を理解させることができました。

ステップ 4 - セマンティッククエリの実行

サービスが「Active」と表示されたら、**Playground** をクリックし、検索バーに自然言語プロンプトを入力します:

Prompt - 1: Customers getting sick

The screenshot shows the Cortex Search Playground interface. The search bar at the top contains the query "Customers getting sick". Below the search bar, there are three search results listed:

- 1 REVIEW**
The Tonkotsu Ramen I received was unacceptable due to the poor hygiene practices I observed. The bowl and utensils were not clean, and there were noticeable food particles and stains on them. The smell of the ramen was also off-putting, leading me to believe that the kitchen was not up to proper sanitation standards. I couldn't even finish my meal due to the unappetizing presentation and hygiene concerns. I strongly advise Kitakata Ramen Bar to improve their cleanliness and hygiene practices immediately, as this is a serious health concern for their customers. I will not be ordering from them again until significant improvements have ...
REVIEW_ID
69289
PRIMARY_CITY
San Mateo
- 2 REVIEW**
The Guac n' Roll truck's Lean Burrito Bowl was a culinary disaster. The rice was mushy, the beans were cold, and the meat tasted like it had been sitting out for hours. The entire meal was unappetizing and completely unacceptable. I tried to contact customer support but was unable to reach anyone. It is clear that this company does not care about its customers and is not willing to provide any form of support. I would not recommend anyone to order from Guac n' Roll.
REVIEW_ID
36904
PRIMARY_CITY
Mumbai
- 3 REVIEW**
The "Revenge of the Curds" poutine was a culinary disaster. The fries were limp and cold, the curds were rubbery and unappetizing, and the gravy was bland and watery. The only saving grace was the bottled water, which was refreshing. I tried to contact customer support multiple times, but I was unable to reach anyone. This is a clear case of a company not caring about its customers. I would not recommend this poutine to anyone.
REVIEW_ID
118763
PRIMARY_CITY
New York City

On the right side of the interface, there is a configuration panel titled "Configure" with sections for "Limit" (set to 10), "Columns" (set to "REVIEW, REVIEW_ID, PRIMARY_CITY"), and "Filter JSON". The "Filter JSON" section contains the following code snippet:

```
e.g:  
{  
  "@contains": {  
    "array_col": "arr_value"  
  }  
}
```

Below the configuration panel, there are links for "Filter results by attribute columns" and "View code snippet".

重要なインサイト: Cortex Search は単に顧客を見つけているのではなく、顧客を病氣にする可能性のある状態を見つけていることに注目してください。これが、反応的なキーワード検索とプロアクティブなセマンティック理解の違いです。

別のクエリを試してみましょう:

Prompt - 2: Angry customers

Cortex Search Playground PREVIEW

TB_101.HARMONIZED.CUSTOMER_FEEDBACK_INTELLIGENCE

Angry customers

1 REVIEW
Disappointed with both the food and customer service from Revenge of the Curds in Hamburg. The Mothers Favorite and The Kitchen Sink poutines were lackluster, and the bottled soda was flat. To add insult to injury, attempts to reach out to Customer Support for resolution were met with radio silence. This experience leaves much to be desired and does not reflect well on their commitment to customers.

REVIEW_ID
91081

PRIMARY_CITY
Hamburg

DATE
2022-10-20

Show less

2 REVIEW
The "Revenge of the Curds" poutine was a culinary disaster. The fries were limp and cold, the curds were rubbery and unappetizing, and the gravy was bland and watery. The only saving grace was the bottled water, which was refreshing. I tried to contact customer support multiple times, but I was unable to reach anyone. This is a clear case of a company not caring about its customers. I would not recommend this poutine to anyone.

REVIEW_ID
118763

PRIMARY_CITY
New York City

DATE
2022-07-29

Show less

Configure

Limit 10

Columns REVIEW, REVIEW_ID, PRIMARY_CITY, DATE

Filter JSON

```
e.g:  
{  
    "@contains": {  
        "array_col": "arr_value"  
    }  
}
```

Filter results by attribute columns. [Filter syntax](#)

[View code snippet](#)

重要なインサイト: これらの顧客は解約寸前ですが、「私は怒っています (I'm angry)」とは言っていません。彼らは自分の言葉で不満を表現しました。Cortex Search は言葉の背後にある感情を理解し、リスクのある顧客が去ってしまう前に特定して救うのに役立ちます。

結論

最終的に、Cortex Search は Tasty Bytes が顧客フィードバックを分析する方法を変革します。カスタマーサービスマネージャーは、単にレビューをふるいにかけるだけでなく、顧客の声を大規模に真に理解し、積極的行動することで、より良い運用上の意思決定を推進し、顧客ロイヤルティを向上させることができます。

次のモジュール - Cortex Analyst - では、自然言語を使用して構造化データをクエリします。

オプション: Cortex Analyst (アナリスト)



概要

Tasty Bytes のビジネスアナリストは、セルフサービス分析を有効にし、データアナリストが SQL を書くことによることなく、ビジネスチームが自然言語で複雑な質問をして即座にインサイトを得られるようにする必要があります。以前の AI ツールはレビューの検索や複雑なクエリ生成に役立ちましたが、現在の需要は、構造化されたビジネスデータを即時のインサイトに直接変換する対話型分析です。

Cortex Analyst は、ビジネスユーザーが高度な質問を直接行い、自然言語の対話を通じて分析データから価値をシームレスに抽出できるようにします。このラボでは、セマンティックモデルの設計、ビジネスデータへの接続、リレーションシップとシノニムの構成、そして自然言語を使用した高度なビジネスインテリジェンスケアリの実行について説明します。

ステップ 1 - セマンティックモデルの設計

Snowsight で Cortex Analyst に移動し、セマンティックモデルの基盤を構成することから始めましょう。

1. Snowsight の **AI & ML Studio** の下にある **Cortex Analyst** に移動します。

The screenshot shows the Snowflake AI & ML Studio interface. On the left, there is a sidebar with various options like Home, Search, Projects, Data, Data Products, AI & ML, and Studio. A red arrow points to the 'Studio' option. The main area has a heading 'Fast, Easy and Secure AI and ML with Snowflake'. Below it, there are four cards: 'Cortex Playground' (Try), 'Create Custom LLM' (Fine-tune), 'Cortex Search' (Try), and 'Cortex Analyst' (Try). A red arrow points to the 'Try' button for the 'Cortex Analyst' card.

2. ロールとウェアハウスの設定:

- ロールを `TB_DEV` に変更します。
- ウェアハウスを `TB_CORTEX_WH` に設定します。
- **Create new model** をクリックします。

The screenshot shows the Cortex Analyst settings page. At the top, there are dropdown menus for 'Help', 'TB_DEV', and 'TB_CORTEX_WH (Large)'. A red arrow points to the 'Create new' button, which has a dropdown menu with options: 'Create new Semantic View', 'Create new Semantic Model', and 'Upload your YAML file'. Below this, there are tabs for 'Semantic views' and 'Semantic models', and a search bar.

3. Getting Started ページで、以下を構成します:

- **DATABASE:** `TB_101`
- **SCHEMA:** `SEMANTIC_LAYER`
- **Name:** `tasty_bytes_business_analytics`
- **Description:** `Semantic model for Tasty Bytes executive analytics, covering customer loyalty and order performance data for natural language querying`
- **Next** をクリックします。

Getting started

Select tables

Select columns

Getting started

As you start creating this semantic view, make sure you're focused on a well-defined and scoped use case.

Location to store
TB_101(SEMANTIC_LAYER)

Name
TASTY_BYTES_BUSINESS_ANALYTICS

Description (optional)
Semantic model for Tasty Bytes executive analytics, covering customer loyalty and order performance data for natural language querying

Cancel

Next

```
graph LR; Start[Create Semantic View] --> Step1[Getting started]; Step1 --> Step2[Select tables]; Step1 --> Step3[Select columns]; Step1 --> Next[Next];
```

ステップ 2 - テーブルと列の選択と構成

Select tables ステップで、分析ビューを選択しましょう。

1. コアビジネステーブルを選択します:

- **DATABASE:** TB_101
- **SCHEMA:** SEMANTIC_LAYER
- **VIEWS:** Customer_Loyalty_Metrics_v と Orders_v を選択します。
- **Next** をクリックします。

Get started

Select tables

Select columns

Select tables

Select only the tables required to answer the business questions your users want to ask.

All Selected 2

Search

IB_JUI

- ANALYTICS
- GOVERNANCE
- HARMONIZED
- INFORMATION_SCHEMA
- PUBLIC
- RAW_CUSTOMER
- RAW_POS
- RAW_SUPPORT
- SEMANTIC_LAYER
 - 2 Views
 - CUSTOMER_LOYALTY_METRICS_V
 - ORDERS_V

Cancel Previous Next

2. **Select columns** ページで、選択した両方のテーブルがアクティブであることを確認し、**Create and Save** をクリックします。

ステップ3 - 論理テーブルの編集とシノニムの追加

次に、自然言語の理解を深めるために、テーブルのシノニムと主キーを追加しましょう。

1. `customer_loyalty_metrics_v` テーブルで、次のシノニムをコピーして `synonyms` ボックスに貼り付けます:

```
Customers, customer_data, loyalty, customer_metrics, customer_info
```

2. ドロップダウンから **Primary Key** を `customer_id` に設定します。
3. `orders_v` テーブルについても、次のシノニムをコピーして貼り付けます:

```
Orders, transactions, sales, purchases, order_data
```

4. 変更後、右上の **Save** をクリックします。

ステップ4 - テーブルリレーションシップの構成

セマンティックモデルを作成した後、論理テーブル間のリレーションシップを確立しましょう。

1. 左側のナビゲーションで **Relationships** をクリックします。
2. **Add relationship** をクリックします。
3. リレーションシップを次のように構成します:

- **Relationship name:** `orders_to_customer_loyalty_metrics`
- **Left table:** `ORDERS_V`
- **Right table:** `CUSTOMER_LOYALTY_METRICS_V`
- **Join columns:** `CUSTOMER_ID = CUSTOMER_ID` を設定します。

4. **Add relationship** をクリックします。

Add relationship

Relationship name

Left table

ORDERS_V
▼

Right table

CUSTOMER_LOYALTY_METRICS_V
▼

Relationship columns

Your right column will need to be a primary or unique key for this table. [Define one now](#)

Left column(s)	Right column(s) <small>?</small>
CUSTOMER_ID	CUSTOMER_ID
+ Columns	×

Cancel
Add

完了したら、UI の上部にある **Save** オプションを使用します。これでセマンティックビューが確定し、セマンティックモデルで高度な自然言語クエリを実行できるようになります。

フルスクリーンモードで **Cortex Analyst チャットインターフェース** にアクセスするには:

1. 右上の「Share」ボタンの横にある **3点メニュー（省略記号）** をクリックします。
2. ドロップダウンメニューから "**Enter fullscreen mode**" を選択します。

The screenshot shows the Cortex Analyst interface for the dataset 'TATSY_BYTES_INSIGHT'. The top navigation bar includes 'Cortex Analyst TATSY_BYTES_INSIGHT PREVIEW', 'TB_ADMIN TB_DEV_WH (X-Small)', 'Save', 'Share', and a three-dot menu. A context menu is open over the top right, with 'Enter fullscreen mode' highlighted. The main area displays the 'Semantic View' with sections for 'Logical tables' (CUSTOMER_LOYALTY_METRICS_V and ORDERS_V), 'Custom Instructions', and 'Edit' buttons. A tooltip for 'What is a logical table?' is visible. At the bottom, there's a prompt box with 'Enter prompt' and a 'Run' button.

ステップ5 - 顧客セグメンテーションインテリジェンスの実行

セマンティックモデルとリレーションシップがアクティブになったので、最初の複雑なビジネスケンエリを実行して、高度な自然言語分析を実証しましょう。

1. Cortex Analyst クエリインターフェースに移動します。
2. 次のプロンプトを入力します:

Show customer groups by marital status and gender, with their total spending per customer and average order value. Break this down by city and region, and also include the year of the orders so I can see when the spending occurred. In addition to the yearly breakdown, calculate each group's total lifetime spending and their average order value across all years. Rank the groups to highlight which demographics spend the most per year and which spend the most overall.

Cortex Analyst TASTY_BYTES_BUSINESS_ANALYTICS

TASTY_BYTES_BUSINESS_ANALYTICS

User
Show customer groups by marital status and gender, with their total spending per customer and average order value. Break this down by city and region, and also include the year of the orders so I can see when the spending occurred. In addition to the yearly breakdown, calculate each group's total lifetime spending and their average order value across all years. Rank the groups to highlight which demographics spend the most per year and which spend the most overall.

Cortex Analyst
This is our interpretation of your question:
Show customer groups by marital status and gender, with their total spending per customer and average order value, broken down by city, region, and year of orders over the entire available time period. Also calculate each group's total lifetime spending and average order value across all years. Rank the groups by total spending per customer within each year, and by lifetime spending across all years to highlight which demographics spend the most.

MARITAL_STATUS	GENDER	PRIMARY_CITY	REGION	ORDER_YEAR	CUSTOMER_COUNT	TOTAL_SPENDING
Single	Undisclosed	Cape Town	Western Cape	2022	220	983794.5000
Undisclosed	Male	Cape Town	Western Cape	2022	185	826329.7500
Undisclosed	Undisclosed	Cape Town	Western Cape	2022	33	146896.0000
Single	Female	Cape Town	Western Cape	2022	880	3917132.5000
Single	Male	Cape Town	Western Cape	2022	788	3487260.5000
Married	Female	Cape Town	Western Cape	2022	909	4022277.0000
Divorced/Separated	Male	Cape Town	Western Cape	2022	247	1080508.2500
Undisclosed	Female	Cape Town	Western Cape	2022	189	826029.7500
Married	Male	Cape Town	Western Cape	2022	748	3267186.2500

Enter prompt

Run

重要なインサイト: マルチテーブル結合、人口統計学的セグメンテーション、地理的インサイト、ライフタイムバリュー分析を組み合わせることで、包括的なインテリジェンスを即座に提供します。これには通常、40行以上のSQLとアナリストの数時間の作業が必要です。

ステップ 6 - 高度なビジネスインテリジェンスの生成

基本的なセグメンテーションを見たので、次に対話型ビジネスインテリジェンスのフルパワーを示すエンタープライズグレードのSQLを実演しましょう。

- 更新アイコンをクリックしてコンテキストをクリアします。
- 次のプロンプトを入力します:

I want to understand our customer base better. Can you group customers by their total spending (high, medium, low spenders), then show me their ordering patterns differ? Also compare how our franchise locations perform versus company-owned stores for each spending group.

Cortex Analyst TASTY_BYTES_BUSINESS_ANALYTICS

TASTY_BYTES_BUSINESS_ANALYTICS

User
I want to understand our customer base better. Can you group customers by their total spending (high, medium, low spenders), then show me their ordering patterns differ? Also compare how our franchise locations perform versus company-owned stores for each spending group.

Cortex Analyst
This is our interpretation of your question:
Group customers by their total spending levels (high, medium, low spenders based on tertiles), show their ordering patterns (average order total, order frequency, average quantity per order), and compare franchise vs company-owned store performance for each spending group over the entire available time period.

SPENDING_GROUP	STORE_TYPE	NUM_CUSTOMERS	AVG_ORDERS_PER_CUSTC	AVG_ORDER_VALUE	AVG_QUANTITY_PER_ORD	DATA_START_DATE	DATETIME
High Spender	Company-Owned	70733	12.024416	50.700725849348	1.488256296524	2019-01-01	2019-07-01
High Spender	Franchise	74180	57.621852	55.74856344600	1.559446687449	2019-07-11	2019-07-01
Medium Spender	Company-Owned	69864	9.330299	47.527902205801	1.482742192631	2019-01-01	2019-07-01
Medium Spender	Franchise	74180	51.294621	52.625694562459	1.536182005190	2019-07-01	2019-07-01
Low Spender	Company-Owned	67906	7.689262	42.840292377557	1.439667080611	2019-01-01	2019-07-01
Low Spender	Franchise	74180	43.947681	49.103786150398	1.517376464788	2019-07-01	2019-07-01

Semantic query - Physical query (executed)

```
WITH customer_spending AS (
  SELECT
    clm.customer_id,
    ...
)
Enter prompt
```

Run

重要なインサイト: Cortex Analyst が、ビジネスユーザーの単純な自然言語の質問と、それに答えるために必要な洗練された多面的な SQL クエリとの間のギャップをシームレスに埋める様子に注目してください。CTE、ウィンドウ関数、詳細な集計など、通常は熟練したデータアナリストが必要な複雑なロジックを自動的に構築します。

結論

これらの厳格なステップを通じて、堅牢な Cortex Analyst セマンティックモデルを構築しました。これは単なる改善ではありません。さまざまな業界のユーザーを SQL の制約から解放し、直感的な自然言語クエリを通じて深いビジネスインテリジェンスを表面化できるように設計された変革的なツールです。Tasty Bytes のユースケースを通じて紹介された多層的な分析は、このモデルが深いインサイトを得るために従来必要とされていた時間と労力を大幅に削減し、データへのアクセスを民主化し、大規模で情報に基づいた俊敏な意思決定の文化を促進する方法を強力に示しています。

Snowflake Intelligence



概要

Tasty Bytes の最高執行責任者 (COO) は、毎週、顧客満足度ダッシュボード、収益分析、運用パフォーマンスマトリクス、市場分析など、数十の断片化されたレポートを受け取っています。重要なビジネスインサイトは、別々のシステムに埋もれたままです。顧客感情はレビュー プラットフォームに、売上データは財務ダッシュボードに、運用メトリクスは孤立したパフォーマンスツールに存在します。

COO が第 3 四半期の収益が落ち込んだ理由を理解する必要がある場合、顧客フィードバックの感情と実際の財務パフォーマンスを結び付けるには、数時間の手動分析、SQL の専門知識、および複数のデータソースの相互参照が必要です。これは、エグゼクティブやその他の非技術的な役割にとって大きなハードルです。

このセクションでは、セットアップを通じて利用可能になった Cortex Search と Cortex Analyst の機能を組み合わせることで、Snowflake Intelligence がこの課題にどのように取り組むかを実証します。この統合により、単一の対話型 AI エージェントが可能になります。エグゼクティブやその他の非技術的な役割が自然言語で質問し、視覚化を伴う即時の回答を受け取る方法を確認できます。この種のインサイトは通常、複数のチームにまたがるアナリストの数週間の作業を必要とします。

前提条件:

このモジュールを開始する前に、環境には Snowflake Intelligence を強化する事前構成済みの AI サービスが含まれています。

- **Cortex Search Service:** `tasty_bytes_review_search` - 顧客レビューとフィードバックの分析
 - 上級ユーザー向けの注記: 独自の Cortex Search をゼロから構築したい場合は、オプションのセットアップモジュールを利用できます。 [Cortex Search モジュール](#)
- **Cortex Analyst Service:** `TASTY_BYTES_BUSINESS_ANALYTICS` - 自然言語の質問を SQL に翻訳し、構造化データからインサイトを提供し、セルフサービス分析を可能にします。
 - 上級ユーザー向けの注記: 独自の Cortex Analyst セマンティックモデルをゼロから構築したい場合は、詳細なセットアップモジュールにアクセスしてガイダンスを得ることができます。 [Cortex Analyst モジュール](#)

ステップ 1 - セマンティックモデルのアップロード

Snowflake Intelligence でビジネス分析機能を有効にするには、構築済みのセマンティックモデルファイルを Snowflake ステージにアップロードする必要があります。このリンクをクリックして、必要な YAML ファイルを直接ダウンロードできます: [Cortex Analyst Semantic Model](#)

重要: リンクをクリックしてファイルがダウンロードされずにブラウザで開く場合は、リンクを右クリックして "名前を付けてリンク先を保存" (Save Link As) を選択し、YAML ファイルをローカルマシンにダウンロードしてください。

セマンティックモデルをアップロードする方法は次のとおりです:

1. **Navigate to Cortex Analyst:** Snowsight で、**AI & ML Studio** に移動し、**Cortex Analyst** を選択します。
2. **Set Role and Warehouse:**
 - ロールを `TB_DEV` に変更します。
 - ウェアハウスを `TB_CORTEX_WH` に設定します。
3. **Upload your YAML file:** **Upload your yaml file** ボタンをクリックします。
4. **Configure Upload Details:** ファイルアップロード画面で、次のように設定します:
 - **Database:** `Tb_101`
 - **Schema:** `semantic_layer`
 - **Stage:** `semantic_model_stage`

5. **Click Upload:** この YAML ファイルには、顧客ロイヤルティメトリクスや注文データを含むビジネス分析レイヤーを定義する、事前構成済みのセマンティックモデルが含まれています。
6. **Save the YAML file:** アップロードをクリックした後、YAML ファイルを保存します。セマンティックモデルは、Cortex Analyst パネルのセマンティックモデルセクションに表示されます。

ステップ 2: 統合エージェントの作成

AI サービスが事前構成されたので、これらの機能を単一の統合インテリジェンスインターフェースに組み合わせる Cortex Agent を作成できます。

エージェントの作成

1. **Snowsight** で、**AI & ML Studio** に移動し、**Agents** を選択します。
2. **Create Agent** をクリックします。
3. "Create New Agent" ウィンドウで、**Create agent** をクリックします。
4. 初期設定:
 - **Platform integration:** "Create this agent for Snowflake Intelligence" がチェックされていることを確認します。
 - **Database and schema:** デフォルトで `SNOWFLAKE_INTELLIGENCE.AGENTS` になります。
 - **Agent object name:** `tasty_bytes_intelligence_agent` と入力します。
 - **Display name:** `Tasty Bytes Business Intelligence Agent` と入力します。
5. **Create agent** をクリックします。

Create agent

Platform integration

Create this agent for Snowflake Intelligence

Database and schema

SNOWFLAKE_INTELLIGENCE.AGENTS

Agent object name

tasty_bytes_intelligence_agent



ⓘ API URL is based on the agent's name. Changing the name later may break the link./databases/SNOWFLAKE_INTELLIGENCE/schemas/AGENTS/agents/tasty_bytes_intelligence_agent

Display name

Tasty Bytes Business Intelligence Agent



Cancel

Create agent



エージェントの構成

エージェントを作成した後、エージェントリストからその名前をクリックして詳細ページを開き、**Edit** をクリックして構成を開始します。

The screenshot shows the 'Agents' page in Cortex Analyst. On the left is a sidebar with various icons. At the top right are 'Documentation' and 'Create agent' buttons. The main area has a search bar for 'Search agents' and a schema dropdown set to 'Schema SNOWFLAKE_INTELLIGENCE.AGENTS'. A table lists one agent:

NAME	DISPLAY NAME	AGENT OVERVIEW	UPDATED
TASTY_BYTES_INTELLIGENCE_AGENT	Tasty Bytes Business Intelligence Agent	—	7 seconds ago

1. About タブ

- **Display name:** Tasty Bytes Business Intelligence Agent
- **Description:**

このエージェントは、Tasty Bytes フードトラックの顧客フィードバックとビジネスパフォーマンスデータを分析します。顧客レビューを収益とロイヤルティメトリクスと連携させることで、運用上の問題、競争上の脅威、成長機会を特定し、実行可能なビジネスインサイトを提供します。

2. Tools タブ

注: このラボでは主に、ステップ 1 でアップロードした構築済みの **semantic model** を使用します。ただし、[Cortex Analyst モジュール](#)を使用して Cortex Analyst セマンティックビューをゼロから構築した場合は、ここでセマンティックモデルではなく **semantic view** を選択します。Database を TB_101 に、Schema を semantic_layer に設定すると、セマンティックビューがリストされ、そのスキーマの下で選択可能になります。

ステップ 1 でアップロードしたセマンティックモデルを追加しましょう:

Cortex Analyst ツールの追加:

1. "Cortex Analyst" の横にある **Add** をクリックします。
2. **Semantic model file** ラジオボタンを選択します。
3. セマンティックモデルの場所を構成:
 - **Schema:** TB_101.SEMANTIC_LAYER を選択します。
 - **Stage:** SEMANTIC_MODEL_STAGE を選択します。
 - **File Selection:** リストからアップロードした YAML ファイルを選択します。
4. ツールの詳細を構成:
 - **Name:** tasty_bytes_business_analytics と入力します。
 - **Description:**

顧客レビューとフィードバックを検索して、センチメント、運用上の問題、および顧客満足度に関するインサイトを特定します

5. 実行設定を構成:

- Warehouse: **Custom** を選択し、**TB_CORTEX_WH** を選択します。
- Query timeout: **300** と入力します。

6. Add をクリックします。

The screenshot shows the Cortex Analyst interface within a larger application window titled 'TASTY_BYTES_INTELLIGENCE_AGENT'. On the left is a sidebar with various icons and sections like 'About', 'Instructions', 'Tools' (which is selected), 'Orchestration', and 'Access'. The main area is titled 'Tools' and contains three sections: 'Cortex Analyst' (No Cortex Analyst models added yet), 'Cortex Search Services' (No Cortex Search Services added yet), and 'Custom tools' (Add custom tools by defining a function your agent can call). Below these sections is a message box stating 'This chat won't reflect the latest edits until you save your agent'. At the bottom right is a text input field with placeholder text 'Enter a message to see how your agent responds'.

Cortex Search Services ツールの追加:

1. "Cortex Search Services" の横にある **Add** をクリックします。

2. ツールの詳細を構成:

- Name: **tasty_bytes_review_search**
- Description:

Searches customer reviews and feedback to identify sentiment, operational issues, and customer satisfaction insights

3. データソースの場所を構成:

- Schema: **TB_101.HARMONIZED** を選択します。
- Search service: **TB_101.HARMONIZED.TASTY_BYTES REVIEW SEARCH** を選択します。

4. 検索結果列を構成:

- ID column: **Review** を選択
- Title column: **TRUCK_BRAND_NAME** を選択

5. 検索フィルターを構成（オプション）:

- Add filter をクリックして、最大 5 つのオプションフィルターを追加できます（今回はスキップ）

可)。

6. Add をクリックします。

The screenshot shows the Cortex Analyst interface with the 'Tools' tab selected. On the left is a sidebar with icons for About, Instructions, Tools (selected), Orchestration, and Access. The main area has three sections: 'Cortex Analyst' (No Cortex Analyst models added yet), 'Cortex Search Services' (No Cortex Search Services added yet), and 'Custom tools' (Add custom tools by defining a function your agent can call). A '+ Add' button is present in each section. At the top right are 'Save' and 'Cancel' buttons, and at the bottom right is a message box stating 'This chat won't reflect the latest edits until you save your agent'.

3. Orchestration タブ

• Orchestration Instruction:

Cortex SearchとCortex Analystの両方を使用して、統一されたビジネスインテリジェンスを提供します。レビューから顧客フィードバックのセンチメント分析と運用上の問題を分析し、その結果を売上パフォーマンス、顧客ロイヤルティメトリクス、市場データと関連させます。売上の定量化と戦略的な推奨事項を含むインサイトを提示します。

• Response Instruction:

あなたは Tasty Bytes フードトラックのビジネスインテリジェンスアナリストです。データを分析する際は、以下の点に留意してください：

1. 顧客レビューの洞察と具体的な売上およびロイヤルティデータを組み合わせて、包括的なビジネスインテリジェンスを提供する
2. 具体的な売上金額と市場規模で事業への影響を定量化する
3. 運用上のリスク、競争上の脅威、成長機会を特定する
4. 経営幹部の意思決定のための明確で実行可能な推奨事項を提供する
5. ビジネスインサイトを説明するのに役立つ場合は、可視化を使用する
6. 顧客フィードバックとビジネスパフォーマンスの相関関係を説明する
7. ビジネス成果を推進する戦略的洞察に焦点を当てる

4. Access タブ

このラボでエージェントを使用できるユーザーを制御するには、デフォルトの ACCOUNTADMIN アクセスのままで十分です。これ以上の構成は必要ありませんが、Add role をクリックして TB_ADMIN などのロールを追加するオプションがあります。

5. 構成の保存

- 右上の **Save** をクリックして、エージェントの構成を完了します。

統合インテリジェンスエージェントは、Snowflake Intelligence インターフェースを通じて対話型ビジネスインテリジェンスを提供する準備が整いました。

ステップ 3 - Snowflake Intelligence インターフェースへのアクセス

インテリジェンスエージェントを作成したので、統合された自然言語ビジネスインテリジェンスを提供する Snowflake Intelligence インターフェースにアクセスできます。

インターフェースへのアクセス:

1. Snowsight を開き、AI & ML Studio に移動して、**Snowflake Intelligence** を選択します。
2. 作成したエージェントを選択します: `tasty_bytes_intelligence_agent`
3. ソースを選択します: `tasy_byets_review_search` と `tasty_bytes_business_analytics` を選択します。

これで、自然言語による統合ビジネスインテリジェンスを実証する準備が整いました。

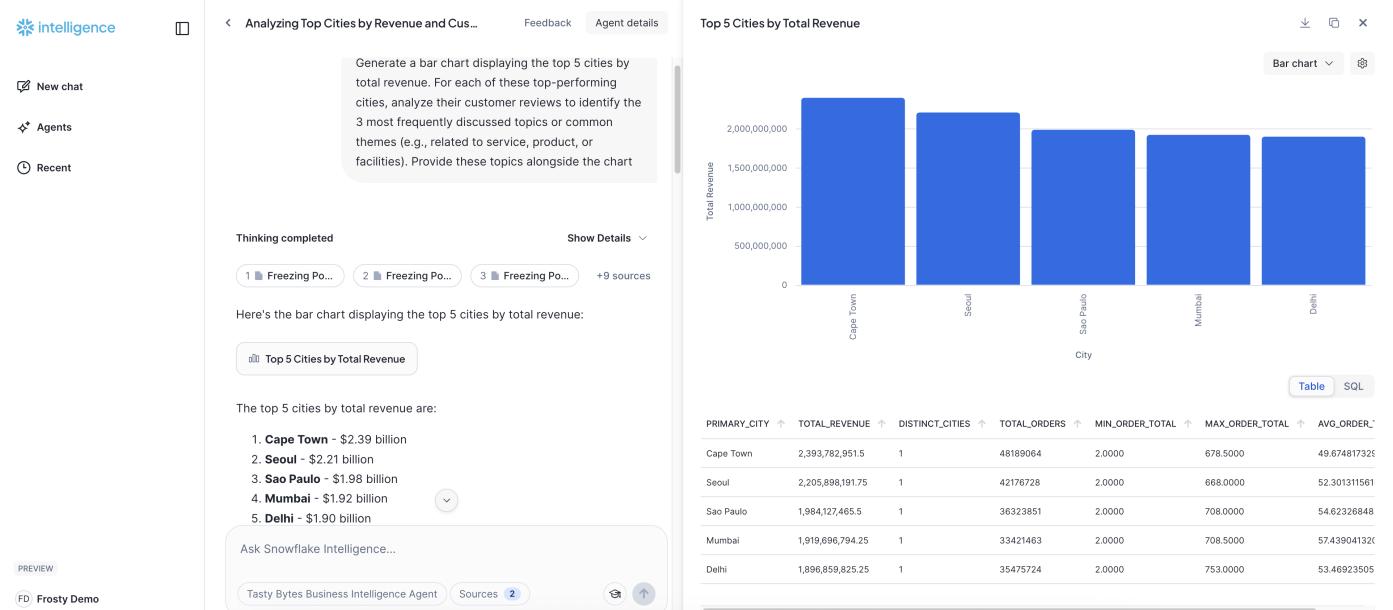
The screenshot shows the 'Agents' page in the Snowflake AI & ML Studio. The left sidebar has various icons for navigation. The main area has a search bar and a schema dropdown set to 'SNOWFLAKE_INTELLIGENCE.AGENTS'. A table lists one agent: 'TASTY_BYTES_INTELLIGENCE_AGENT' with a display name 'Tasty Bytes Business Intelligence Agent'. The table includes columns for NAME, DISPLAY NAME, AGENT OVERVIEW, and UPDATED (showing '8 hours ago').

ステップ 4 - 収益と顧客テーマの相関関係

最高の収益を上げている市場について、その財務的成功と顧客の声をマッピングすることで深掘りしましょう。

Prompt:

売上高が最も高い上位5都市を表示する棒グラフを生成してください。これらの上位都市それぞれについて、顧客レビューを分析して、最も頻繁に議論されている3つのトピックまたは共通テーマ（例えば、サービス、製品、施設に関連するもの）を特定してください。これらのトピックをグラフとともに提供してください。



重要なインサイト: この分析は、Snowflake Intelligence の真価を発揮しています！トップ都市がどれだけ稼いでいるかと、その都市の顧客が実際に何を言っているかという点をつなぐのに役立ちます。収益別のトップパフォーマンス市場をすばやく確認できると同時に、レビューで人々が話している最も一般的な事柄の明確な全体像を把握できます。これにより、何が成功を牽引しているのか、あるいは最強の地域であってもどのような微妙な問題が醸成されている可能性があるのかについて、はるかに豊かで人間味のある理解が得られます。すべては、より賢く、情報に基づいた意思決定を行うことであり、単純な質問をするだけでこれらの強力なインサイトを得ることができます。

ステップ 5 - パフォーマンスの低い市場の分析

次に、これらの主要な顧客の不満点に対処し、これらの都市でのパフォーマンスを向上させるためのターゲットを絞ったアクションプランを作成するための戦略を探りましょう。

Prompt:

売上が最も低い5つの都市を特定してください。これらの各都市について、顧客レビューを分析して、最も頻繁に言及されている3つの課題または不満の領域を特定してください。都市、その総売上、および特定された顧客の課題を示す表として提示してください。

New chat

Agents

Recent

Based on my analysis of revenue data and customer reviews, here are the 5 cities with the lowest total revenue and their most frequently mentioned customer pain points:

City	Total Revenue	Top3 Customer Pain Points
San Mateo	\$2,677,883 .75	1. Food Quality Issues - Stale waffle cones, improperly frozen items, overly sweet products, bland ice cream ① ② ③ 2. Poor Service Quality - Slow service, unfriendly and inattentive staff ④ 3. Unresponsive Customer Support - Unable to contact support for issue resolution ⑤
Melbourne	\$3,678,128 .25	1. Food Quality & Freshness - Stale cones, watery popsicles, soggy waffle cones, lack of flavor ⑥ ⑦ 2. Service Problems - Slow service, inattentive staff, improper food assembly ⑧ 3. Poor Value Proposition - Small portions for the price, subpar quality ⑨
Paris	\$3,915,615 .50	1. Food Quality Control - Stale items, improper temperatures, overcooked products ⑩ ⑪ 2. Order Accuracy Issues - Wrong portions (one scoop instead of two), incorrect items ⑫ 3. Customer Support Failures - Unable to reach anyone for complaint resolution ⑬
		1. Food Quality & Temperature - Old food, stale items, tough/dry meat, soggy cones ⑭ ⑮ 2. Service Issues - Slow service, inattentive staff, poor communication ⑯ ⑰

Ask Snowflake Intelligence...

tasty_bytes_intelligence_agent ▾ Sources: Auto ▾



FD Frosty Demo

重要なインサイト: Snowflake Intelligence からのこの分析は、収益が最も低い都市の明確な全体像を提供し、重要なことに、それらを妨げている正確な顧客の不満点に光を当てます。生の収益数値と顧客レビューからの具体的なフィードバックを直接結び付けることで、サービス、製品、またはサポートを改善するためにどこに努力を集中する必要があるかを特定できます。これは、自然言語の質問をするだけで、これらの課題を抱える市場でのターゲットを絞った成長と顧客満足度を推進するための実用的なインテリジェンスを提供します。

結論

Tasty Bytes で経験したことは、企業がデータを真に理解する方法の根本的な変化を示しています。非構造化顧客フィードバックを深く掘り下げる Snowflake Cortex Search と、構造化ビジネスメトリクスからの対話型インサイトのための Cortex Analyst をシームレスに統合することで、真に統合されたビジネスインテリジェンスを実現しました。

この統合の力を直接目にしました。あらゆる技術レベルのユーザーが、自然言語で質問するだけで、視覚的に豊かで実用的な回答を即座に受け取ることができるようになりました。インサイトへのこの直接的で直感的なアクセスは、組織が運用上のリスクを迅速に特定し、財務的影響を正確に定量化し、新しい成長機会を特定する方法を根本的に変革します。Snowflake Intelligence が迅速なデータ主導の意思決定を支援し、かつては断片化されていたデータを、誰にとっても明確で説得力のあるビジネス上の利点に変えることは明らかです。