

Data Analyst Stagiaire

Rapport d'analyse des données Intercom – Dashboard Support

Réalisé par :

EL GHARSI Faiza

Promotion: 2024/2025

Contents

1	Pré	paration des données et modélisation	L
	1.1	Objectif du projet	1
	1.2	Sources de données	1
	1.3	Nettoyage et transformation des données	2
		1.3.1 Prétraitement du fichier CONVERSATIONS.csv et conversation_parts.cs	31
		par python	2
		1.3.2 transformation des données sur Power BI	4
		1.3.3 Modèle de données (Star Schema) $\dots \dots \dots$	4
2	Cré	ation de la base de données et des tables SQL	3
	2.1	Table Agents	3
	2.2	Table CONVERSATIONS_cleaned.csv et CONVERSATIONS_PART_clean.csv . 7	7
3	Cor	struction du dashboard – Power BI	L
	3.1	Chargement des tables	1
	3.2	Nettoyage dans Power Query	2
	3.3	Modèle de données (relations)	3
	3.4	Création des mesures DAX	7
		3.4.1 Mesure de la satisfaction client (CSAT)	7
		3.4.2~% de réponses en moins de 5 minutes	7
		3.4.3 Moments de la semaine où l'équipe est la plus sollicitée 18	3
		3.4.4 Détail par personne de l'équipe	3
	3.5	Construction du dashboard	4

List of Figures

1.1	Parsing du json de conversations.csv	O
1.2	Extrait du CONVERSATIONS_cleaned.csv	4
1.3	Extrait du conversation_parts_clean.csv	4
1.4	Modèle en étoile proposé	5
2.1	Création de la table Agents	6
2.2	Insertion des premiers agents	7
2.3	Importation des fichiers csv pour la création de la table SQL	7
2.4	La tableCONVERSATIONS_PART_clean.csv	8
2.5	La tableCONVERSATIONS_cleaned.csv	8
2.6	Création de la table CONVERSATIONS_cleaned.csv	9
2.7	CONVERSATIONS_PART_clean.csv	10
3.1	Connexion de la base de données à power BI	11
3.2		$\frac{11}{12}$
3.3	· ·	13
3.4	<i>y</i> 1	14
3.5	-	15
3.6		16
3.7		19
3.8		$\frac{10}{20}$
0.0		
Lis	tings	
3.1	Mesure DAX du score CSAT	17
3.2		$\frac{1}{17}$
3.3		17
3.4		18
3.5		18
3.6		18
3.7	v i	18
	I Produce the Control of the Control	_

Chapter 1

Préparation des données et modélisation

1.1 Objectif du projet

Lorette, responsable de l'équipe Support, souhaite disposer d'un outil de reporting hebdomadaire basé sur les données issues d'Intercom, permettant de :

- Suivre la satisfaction client (CSAT)
- Évaluer la réactivité de son équipe (temps de première réponse)
- Identifier les périodes de forte sollicitation
- Avoir une vue détaillée par membre de son équipe

1.2 Sources de données

Les deux principales sources sont :

- conversation_parts.csv : contient l'historique des actions/messages dans chaque conversation.
- conversations.csv : contient les métadonnées générales sur les conversations.

Champs clés exploités :

- Conversation ID: identifiant commun aux deux tables.
- Author type: pour distinguer les messages clients/admin.
- Created at : date de création d'un message ou d'une conversation.
- Rating: score de satisfaction client (CSAT).
- Assigned_to / Assignee : personne à qui la conversation est assignée.

1.3 Nettoyage et transformation des données

1.3.1 Prétraitement du fichier CONVERSATIONS.csv et conversation_parts.csv par python

En utilisant google colab, on a devellopé le script python suivant 1.1 qui effectue une normalisation des données de conversations en extrayant les informations structurées stockées en format JSON dans plusieurs colonnes du fichier original.

- Fonction de sécurité : Création d'une fonction safe_json_loads() qui gère les cas problématiques (valeurs nulles, erreurs de format JSON) pour éviter les interruptions du traitement.
- Extraction des évaluations : Décomposition de la colonne CONVERSATION_RATING en quatre attributs distincts :
 - Note (rating)
 - Commentaire (remark)
 - ID du collaborateur (teammate_id)
 - Type du collaborateur (teammate_type)

Traitement des assignations : Extraction depuis la colonne ASSIGNEE des informations d'identification (assignee_id et assignee_type).

- Gestion des tags : Transformation de la colonne TAGS contenant des listes d'objets JSON en :
 - Une liste Python de noms de tags (tags_list)
 - Une chaîne de caractères concaténée pour faciliter la recherche et le filtrage (tags_concat)
- Optimisation du dataset : Suppression des colonnes JSON originales devenues redondantes après extraction.

```
# 1. Charger le CSV
df = pd.read_csv('/content/CONVERSATIONS.csv')
# 2. Parser la colonne CONVERSATION_RATING
conversation_rating = df['CONVERSATION_RATING'].apply(safe_json_loads)
df['rating'] = conversation_rating.apply(lambda x: x.get('rating'))
df['remark'] = conversation_rating.apply(lambda x: x.get('remark'))
df['teammate_id'] = conversation_rating.apply(lambda x: x.get('teammate', {}).get('id'))
df['teammate_type'] = conversation_rating.apply(lambda x: x.get('teammate', {}).get('type
assignee = df['ASSIGNEE'].apply(safe_json_loads)
df['assignee_id'] = assignee.apply(lambda x: x.get('id'))
df['assignee_type'] = assignee.apply(lambda x: x.get('type'))
tags = df['TAGS'].apply(safe_json_loads)
def extract_tag_names(tag_list):
    if isinstance(tag_list, list):
        return [tag.get('name') for tag in tag_list if 'name' in tag]
df['tags_list'] = tags.apply(extract_tag_names)
df['tags_concat'] = df['tags_list'].apply(lambda tags: ", ".join(tags) if tags else None)
# 5. Drop les anciennes colonnes JSON si besoin
df_cleaned = df.drop(columns=['CONVERSATION_RATING', 'ASSIGNEE', 'TAGS'])
# 6. Sauvegarder dans un nouveau CSV
df_cleaned.to_csv('conversations_cleaned.csv', index=False)
print(" Nouveau fichier conversations_cleaned.csv généré.")
```

Figure 1.1: Parsing du json de CONVERSATIONS.csv

Ce prétraitement transforme des données semi-structurées complexes en un format tabulaire normalisé, facilitant considérablement les analyses statistiques et la visualisation des données de conversations. On a fait pareil pour conversation_parts.csv, vous trouvez le code python complet du parsing sur Git.

Ci-dessous un extrait des deux fichiers CONVERSATIONS_cleaned.csv et conversation_parts_clean.csv générés aprés l'exécution du script:

CREATED_AT	ID	OPEN	PRIORITY	READ	STATE	TYPE	UPDATED_AT WAITING_SIN	SDC_BATCH	SDC_EXTRAC_	SDC_RECEIV	_SDC_SEQUEI_	SDC_TABLE_SNOOZED_UI
2022-01-25 13:42:18.000 Z	53815801339513.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:15.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2022-01-27 13:12:24.000 Z	53815801340062.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:22.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-22 12:13:52.000 Z	53815801271487.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:49.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0/2	022-02-19 0	1,6452E+18	0
2022-01-06 16:40:50.000 Z	53815801327026.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:11.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 0	1,6452E+18	0
2021-11-09 08:37:01.000 Z	53815801249855.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:26.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2022-01-25 13:42:18.000 Z	53815801339513.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:15.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-09 16:39:34.000 Z	53815801054858.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:17.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2022-01-27 13:12:24.000 Z	53815801340062.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:22.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2022-01-22 11:10:14.000 Z	53815801337589.0	False	not_priority	False	closed	conversation	2022-02-18 17:54:12.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2022-01-06 16:01:26.000 Z	53815801327012.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:10.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0/2	022-02-19 0	1,6452E+18	0
2021-11-09 10:55:08.000 Z	53815801250050.0	False	priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:28.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 0	1,6452E+18	0
2022-01-06 12:46:53.000 Z	53815801227029.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:49.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2022-01-06 15:33:21.000 Z	53815801326995.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:54:10.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-18 11:54:34.000 Z	53815801267059.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:40.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-22 09:03:56.000 Z	53815801270432.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:43.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-10-01 16:48:26.000 Z	53815801105497.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:52:43.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0/2	022-02-19 0	1,6452E+18	0
2021-10-19 09:35:05.000 Z	53815801159935.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:06.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 0	1,6452E+18	0
2021-10-19 07:53:06.000 Z	53815801159902.0	False	not_priority	False	closed	conversation	2022-02-18 17:53:02.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-09 12:03:50.000 Z	53815801226273.0	False	priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:19.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-29 10:05:47.000 Z	53815801281659.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:53.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0
2021-11-22 12:13:52.000 Z	53815801271487.0	False	not_priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:49.000 Z	2022-02-19 0	2022-02-19 0-2	022-02-19 04	1,6452E+18	0

Figure 1.2: Extrait du CONVERSATIONS_cleaned.csv

CONVERSATION_CREATED_AT	CONVERSATION_ID	CONVERSATION	CREATED_AT ID	NOTIFIED_AT PART_GROUP	TYPE	UPDATED_AT _SDC_BATCH(_SDC_EXTRAC_SDC_RE
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007180139 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007122771 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1-2022-03-10 0-2022-03-10 0-2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 10	13009945647 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 1!	13008753050 2022-01-31 1! Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 10	13009940447 2022-01-31 1 Close	conversation_part	2022-01-31 1(2022-03-10 0-2022-03-10 0-2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007074663 2022-01-31 14 Quick Reply	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 1	13007400685 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007128281 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1-2022-03-10 0-2022-03-10 0-2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 10	13009799278 2022-01-31 16:02:22.000 Z	conversation_part	2022-01-31 1(2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 1	13007073038 2022-01-31 1 Assignment	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 1	13009679851 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1: 2022-03-10 0: 2022-03-10 0: 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-03-09 10	13633563435 2022-03-09 10:10:16.000 Z	conversation_part	2022-03-09 1(2022-03-10 0-2022-03-10 0-2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-03-09 10	13633564039 2022-03-09 1(Close	conversation_part	2022-03-09 1(2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007108912 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1-2022-03-10 0-2022-03-10 0-2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007395704 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 1!	13008411179 2022-01-31 1! Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007074034 2022-01-31 14 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 1!	13008951519 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007119285 2022-01-31 1 Assignment	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007109545 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-
2022-01-31 14:02:02.000 Z	5,38158E+1	3 2022-03-09 1	2022-01-31 14	13007078711 2022-01-31 1 Message	conversation_part	2022-01-31 1 2022-03-10 0 2022-03-10 0 2022-03-

Figure 1.3: Extrait du conversation_parts_clean.csv

1.3.2 transformation des données sur Power BI

Les étapes suivantes ont été réalisées dans Power BI / Power Query, on va les détailler plus dans la partie power BI :

Conversion des dates au bon format datetime.

- Filtrage : suppression des doublons et des lignes dont les champs essentiels sont vides.
- Filtrage des messages de type "bot" (non pertinents pour l'analyse).
- Création de colonnes :
 - Jour_semaine, Heure à partir des dates des messages.
 - Time_to_first_response pour calculer le délai entre le 1er message client et la 1re réponse admin.
- Création de tables dérivées :
 - First_user_msg, First_admin_msg, jointes par conversation.

1.3.3 Modèle de données (Star Schema)

Pour répondre aux exigences de reporting de Lorette, on a adopté une modélisation en étoile, en séparant les dimensions analytiques (Temps, Agents) des faits (Conversations, Messages). Ce modèle favorise la lisibilité, les calculs DAX efficaces, et une analyse rapide

par agent et période. Ainsi, le schéma en étoile suivant 1.4 a été conçu (en utilisant lucidshart) pour optimiser les analyses :

- Table de faits principale (Faits_Conversations): Contient une ligne par conversation, pour les mesures agrégées. Utilisé pour calculer : CSAT moyen, % de réponses < 5 min et Nombre total de conversations.
- Table de faits secondaires (Faits_Messages): Contient tous les messages (conversation_parts). Utilisé pour compter les messages, analyser les heures de sollicitation et distinguer les messages agents / utilisateurs.
- Dimension (Dim_Temps): Utile pour les filtres temporels et les moments de sollicitation.
- Dimension (Dim_Agents): Pour analyser les performances par agent.

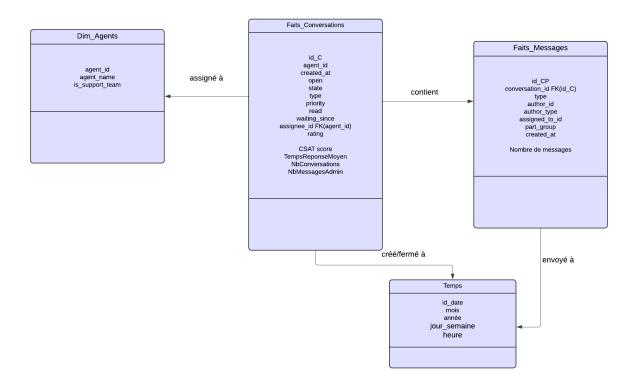


Figure 1.4: Modèle en étoile proposé

Chapter 2

Création de la base de données et des tables SQL

En utilisant MySQL, on a crée une base de données skello. Puis, on créé les tables.

2.1 Table Agents

La table Agents regroupe les membres de l'équipe support. Sa création a été réalisée avec l'instruction SQL suivante :

```
CREATE TABLE Agents (
    agent_id int NOT NULL,
    agent_name VARCHAR(255),
    is_support_team BOOLEAN,
    primary key(agent_id)
);
```

Figure 2.1: Création de la table Agents

Les premiers agents ont été insérés manuellement dans la base à l'aide de la commande suivante :

```
INSERT INTO Agents (agent_id, agent_name, is_support_team) VALUES
('5217337', 'Héloise', true),
('5391224', 'Justine', true),
('5440474', 'Patrick', true),
('5300290', 'Raphael', true);
```

Figure 2.2: Insertion des premiers agents

2.2 Table CONVERSATIONS_cleaned.csv et CONVERSATIONS_PART_cl

Après l'exécution du script Python, on obtient deux fichiers : CONVERSATIONS_cleaned.csv et CONVERSATIONS_PART_clean.csv. Ces fichiers peuvent être importés directement dans MySQL pour la création de leurs tables SQL à travers Table data import wizard.

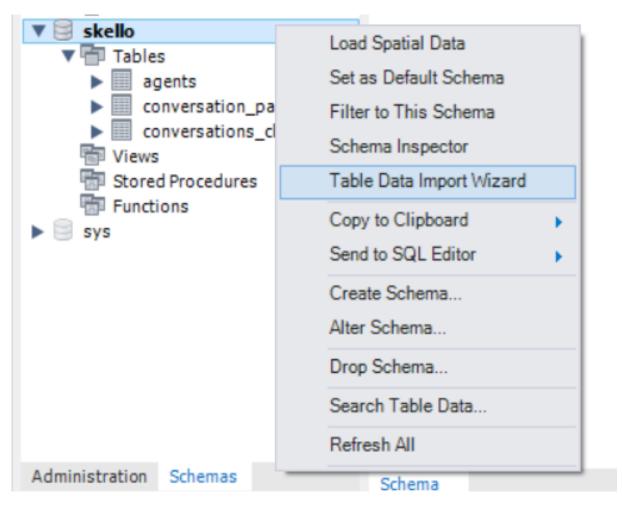


Figure 2.3: Importation des fichiers csv pour la création de la table SQL

Ci-dessous un extrait des deux tables SQL obtenues:

	CONVERSATION_CREATED_AT	CONVERSATION_ID	CONVERSATION_UPDATED_AT	CREATED_AT	ID	NOTIFIED_AT	PART_GROUP	TYPE /
١	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:06:26.000 Z	13007180139	2022-01-31 14:06:26.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:04:07.000 Z	13007122771	2022-01-31 14:04:07.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 16:08:44.000 Z	13009945647	2022-01-31 16:08:44.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 15:15:22.000 Z	13008753050	2022-01-31 15:15:22.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 16:08:30.000 Z	13009940447	2022-01-31 16:08:30.000 Z	Close	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:02:08.000 Z	13007074663	2022-01-31 14:02:08.000 Z	Quick Reply	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:16:05.000 Z	13007400685	2022-01-31 14:16:05.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:04:19.000 Z	13007128281	2022-01-31 14:04:19.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 16:02:22.000 Z	13009799278	2022-01-31 16:02:22.000 Z		conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:02:04.000 Z	13007073038	2022-01-31 14:02:04.000 Z	Assignment	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 15:57:12.000 Z	13009679851	2022-01-31 15:57:12.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-03-09 10:10:16.000 Z	13633563435	2022-03-09 10:10:16.000 Z		conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-03-09 10:10:19.000 Z	13633564039	2022-03-09 10:10:19.000 Z	Close	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:03:33.000 Z	13007108912	2022-01-31 14:03:33.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:15:53.000 Z	13007395704	2022-01-31 14:15:53.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 15:00:42.000 Z	13008411179	2022-01-31 15:00:42.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:02:07.000 Z	13007074034	2022-01-31 14:02:07.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 15:24:30.000 Z	13008951519	2022-01-31 15:24:30.000 Z	Message	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 Z	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 Z	2022-01-31 14:03:58.000 Z	13007119285	2022-01-31 14:03:58.000 Z	Assignment	conversati
	2022-01-31 14:02:02.000 7	53815801349742	2022-03-09 10:10:18.000 7	2022-01-31 14:03:35.000 7	13007109545	2022-01-31 14:03:35.000 7	Message	conversati

Figure 2.4: La tableCONVERSATIONS_PART_clean.csv

	CREATED_AT	ID	OPEN	PRIORITY	READ	STATE	TYPE	UPDATED_AT	WAITING_SINCE	_SDC_BATCHED_AT	_SD(
•	2022-01-25 13:42:18.000 Z	53815801339513	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:15.000 Z		2022-02-19 04:48:59.049 Z	2022
	2022-01-25 13:42:18.000 Z	53815801339513	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:15.000 Z		2022-02-19 04:48:59.049 Z	2022
	2022-01-22 11:10:14.000 Z	53815801337589	False	not_priority	False	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:12.000 Z		2022-02-19 04:48:59.041 Z	2022
	2022-01-06 16:01:26.000 Z	53815801327012	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:10.000 Z		2022-02-19 04:48:58.960 Z	2022
	2021-11-22 09:03:56.000 Z	53815801270432	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:43.000 Z		2022-02-19 04:48:58.946 Z	2022
	2021-10-01 16:48:26.000 Z	53815801105497	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:52:43.000 Z		2022-02-19 04:48:58.916 Z	2022
	2021-11-29 10:05:47.000 Z	53815801281659	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:53.000 Z		2022-02-19 04:48:58.952 Z	2022
	2022-01-06 16:20:01.000 Z	53815801327017	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:10.000 Z		2022-02-19 04:48:58.960 Z	2022
	2021-11-22 11:55:27.000 Z	53815801271479	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:51.000 Z		2022-02-19 04:48:58.951 Z	2022
	2022-01-06 12:18:16.000 Z	53815801326921	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:06.000 Z		2022-02-19 04:48:58.958 Z	2022
	2021-11-18 11:16:26.000 Z	53815801267038	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:39.000 Z		2022-02-19 04:48:58.944 Z	2022
	2021-11-18 06:00:23.000 Z	53815801265729	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:35.000 Z		2022-02-19 04:48:58.942 Z	2022
	2021-10-19 10:07:46.000 Z	53815801159948	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:08.000 Z		2022-02-19 04:48:58.928 Z	2022
	2021-11-17 10:06:58.000 Z	53815801264058	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:33.000 Z		2022-02-19 04:48:58.941 Z	2022
	2022-01-05 09:50:04.000 Z	53815801323017	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:04.000 Z		2022-02-19 04:48:58.957 Z	2022
	2022-01-27 14:26:16.000 Z	53815801340092	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:21.000 Z		2022-02-19 04:48:59.062 Z	2022
	2022-01-27 16:32:01.000 Z	53815801340157	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:54:25.000 Z		2022-02-19 04:48:59.067 Z	2022
	2021-11-18 09:56:18.000 Z	53815801266897	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:38.000 Z		2022-02-19 04:48:58.943 Z	2022
	2021-10-25 11:39:05.000 Z	53815801211600	False	not_priority	True	dosed	conversation	2022-02-18 17:53:18.000 Z		2022-02-19 04:48:58.934 Z	2022
	2021-10-19 07:23:13.000 7	53815801159898	False	not priority	True	closed	conversation	2022-02-18 17:53:01.000 7		2022-02-19 04:48:58.925 7	2022

 $Figure~2.5:~La~table {\tt CONVERSATIONS_cleaned.csv}$

Sinon si on veut créer les tables en utilisant les requêttes SQL, voici le script utilisé:

```
CREATE TABLE conversations cleaned (
     CREATED AT DATETIME,
     ID DOUBLE PRIMARY KEY,
     OPEN VARCHAR(10),
     PRIORITY VARCHAR(50),
     READ VARCHAR(10),
     STATE VARCHAR(50),
     TYPE VARCHAR(50),
     UPDATED AT DATETIME,
     WAITING SINCE DATETIME,
     SDC BATCHED AT DATETIME,
     _SDC_EXTRACTED_AT DATETIME,
     SDC RECEIVED AT DATETIME,
     _SDC_SEQUENCE BIGINT,
     SDC TABLE VERSION INT,
     ASSIGNEE TEXT,
     SNOOZED UNTIL DATETIME,
     rating VARCHAR(10),
     remark TEXT,
     teammate type VARCHAR(50),
     teammate id DOUBLE,
     assignee_id INT,
```

Figure 2.6: Création de la table CONVERSATIONS_cleaned.csv

```
CREATE TABLE conversation_part_clean (
     AUTHOR id VARCHAR(255),
     AUTHOR_type VARCHAR(100),
     CONVERSATION_CREATED_AT DATETIME,
     CONVERSATION ID BIGINT,
     CONVERSATION UPDATED AT DATETIME,
     CREATED AT DATETIME,
     ID BIGINT PRIMARY KEY,
     NOTIFIED AT DATETIME,
     PART GROUP VARCHAR(100),
     TYPE VARCHAR(50),
     UPDATED AT DATETIME,
     SDC BATCHED AT DATETIME,
     SDC EXTRACTED AT DATETIME,
     SDC RECEIVED AT DATETIME,
     SDC SEQUENCE BIGINT,
     SDC TABLE VERSION INT
- );
```

Figure 2.7: CONVERSATIONS_PART_clean.csv

Chapter 3

Construction du dashboard – Power BI

3.1 Chargement des tables

D'abord, on a commencé par connecter notre base de données à power BI.



Figure 3.1: Connexion de la base de données à power BI

Puis, on a chargé les tables qu'on a besoin pour les visualisations demandées.

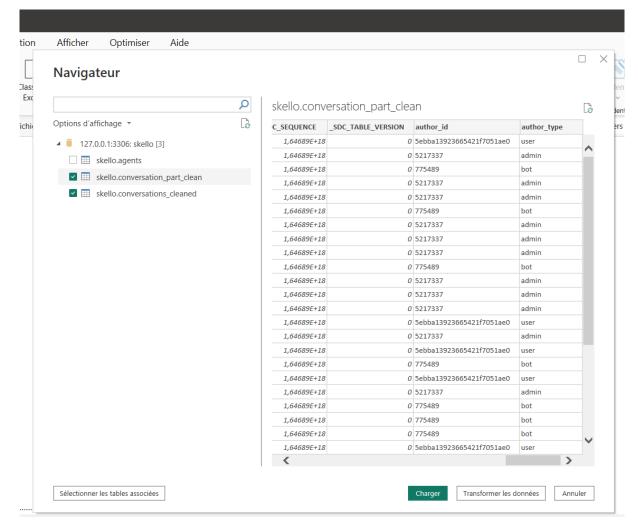


Figure 3.2: Chargement des tables

3.2 Nettoyage dans Power Query

Afin d'assurer la qualité et la cohérence des analyses futures, un important travail de nettoyage a été réalisé dans Power Query avant la modélisation. Ce nettoyage a concerné les deux tables principales issues de notre base de données nommée sqello : CONVERSATIONS_cleaned et CONVERSATIONS_PART_clean.

1. Conversion des types de données

De nombreuses colonnes contenant des timestamps (comme CREATED_AT, UPDATED_AT, etc.) étaient initialement au format texte. Elles ont été converties au format Date/Heure pour permettre des calculs temporels précis (par exemple : temps de réponse, durée de traitement, etc.).

CREATED_AT	1 ² ₃ ID ▼
31/01/2022 15:06:26	13007180139
31/01/2022 15:04:07	13007122771
31/01/2022 16:15:22	13008753050
31/01/2022 15:16:05	13007400685
31/01/2022 15:04:19	13007128281
31/01/2022 16:57:12	13009679851
31/01/2022 15:03:33	13007108912
31/01/2022 15:15:53	13007395704
31/01/2022 16:00:42	13008411179
31/01/2022 16:24:30	13008951519
31/01/2022 15:02:15	13007077347
31/01/2022 15:49:43	13008163021
31/01/2022 16:12:00	13008676846
23/11/2021 11:40:48	11880487080
23/11/2021 11:42:06	11880506708
23/11/2021 11:40:12	11880478012
23/11/2021 11:52:34	11880669548

Figure 3.3: Conversion de type de CREATED_AT

2. Filtrage des données inutiles

Les messages de type bot ont été exclus de la table conversation_parts, conformément à l'énoncé, afin d'éviter de fausser les calculs de volume ou de temps de réponse. De plus, seules les lignes de type "message" ont été conservées, car elles concernent des échanges humains (utilisateurs ou admins).

3. Normalisation des champs textuels

Par exemple, la colonne RATING, initialement stockée sous forme de texte (ex:

"5.0"), a été convertie en nombre décimal. Les valeurs vides ou nulles ont été conservées pour ne pas biaiser le calcul du score CSAT.

4. Détection et suppression des doublons

Des doublons ont été détectés dans certaines colonnes censées être uniques (par exemple : ID = 53815801339513 dans conversations_cleaned). Ces lignes ont été supprimées ou filtrées manuellement afin de garantir la validité des relations entre les tables du modèle de données.

5. Création de tables intermédiaires

Deux tables ont été créées :

- first_user_msg : contenant, pour chaque conversation, le premier message envoyé par l'utilisateur.
- first_admin_msg : contenant, pour chaque conversation, la première réponse envoyée par un membre de l'équipe support.

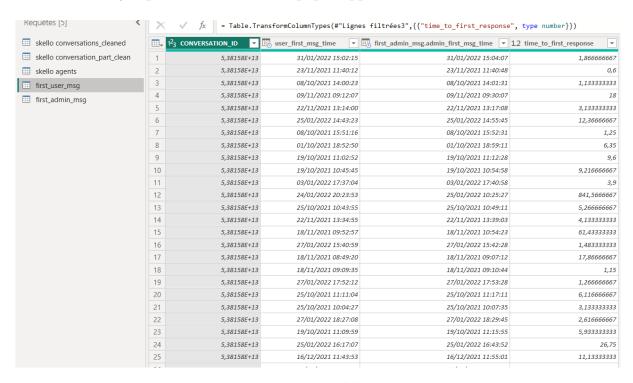


Figure 3.4: Extrait de la table first_user_msg

6. Création de colonnes calculées

Plusieurs colonnes personnalisées ont été ajoutées pour faciliter l'analyse, notamment .

- Jour_Semaine : extraite depuis CREATED_AT pour identifier les jours de forte activité.
- Heure_Journée : pour repérer les pics horaires de sollicitation.
- time_to_first_response : mesurant le temps entre le premier message client et la première réponse d'un agent.

A ^B _C Jour_Semaine	-	1 ² ₃ Heure_Journée	-
lundi			15
lundi			15
lundi			16
lundi			15
lundi			15
lundi			16
lundi			15
lundi			15
lundi			16
lundi			16
lundi			15
lundi			15
lundi			16
mardi			11
lundi			12
lundi			9

3.3 Modèle de données (relations)

Une fois les données nettoyées dans Power Query, un **modèle relationnel** a été conçu dans Power BI pour structurer l'analyse et faciliter la création de mesures DAX pertinentes.

1. Table conversation_parts_clean

Cette table constitue le cœur du modèle et contient les différentes actions réalisées dans les conversations, telles que les messages envoyés par les utilisateurs ou les admins.

2. Table conversations_cleaned

Cette table contient les métadonnées des conversations. Elle est reliée à conversation_parts_clea via la clé CONVERSATION_ID, selon une relation plusieurs-à-un (many-to-one).

3. Table Agents

Cette table référence les membres de l'équipe support (Héloïse, Justine, Patrick, Raphaël), en précisant leur agent_id, leur nom, et un booléen is_support_team pour faciliter les filtres. Elle est liée à conversations_cleaned via assignee_id.

4. Autres dimensions techniques

Des tables auxiliaires ont été ajoutées pour des calculs spécifiques :

- first_user_msg: identifie le premier message de l'utilisateur par conversation.
- first_admin_msg: identifie le premier message d'un admin par conversation.

Ces deux tables permettent de calculer le *temps de réponse initial*, nécessaire au KPI "Réponses en ; 5 minutes".

5. Relations dans Power BI

Toutes les relations sont en cardinalité "plusieurs-à-un" avec filtrage croisé en direction unique, pour préserver la logique descendante des agrégations.

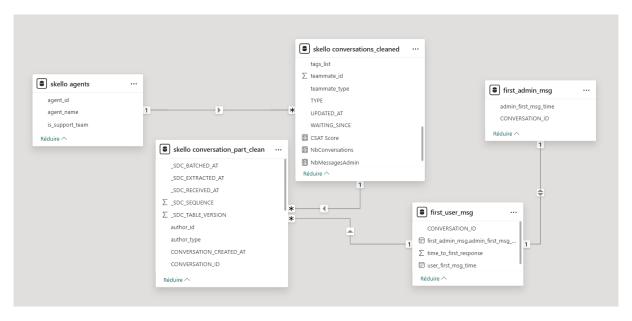


Figure 3.6: Modèle de données (relations)

3.4 Création des mesures DAX

Dans le but de suivre les indicateurs clés de performance demandés par Lorette, plusieurs mesures DAX ont été créées dans Power BI. Ces mesures permettent d'extraire de manière dynamique des informations utiles pour l'analyse hebdomadaire de l'activité de l'équipe Support. Voici le détail des mesures développées :

3.4.1 Mesure de la satisfaction client (CSAT)

Objectif : mesurer le niveau moyen de satisfaction client à travers les notes laissées sur les conversations.

Prétraitement : la colonne rating de la table conversations_cleaned était initialement au format texte. Un nettoyage a été effectué dans Power Query en ajoutant une nouvelle colonne CSAT_Note pour convertir cette colonne en nombre décimal, en filtrant les valeurs nulles ou vides.

Mesure DAX:

```
CSAT Score = AVERAGE('skello conversations_cleaned'[CSAT_Note])

Listing 3.1: Mesure DAX du score CSAT
```

3.4.2 % de réponses en moins de 5 minutes

Objectif : mesurer la réactivité de l'équipe en identifiant les conversations où le premier message admin a été envoyé moins de 5 minutes après le premier message client.

Préparation:

Deux tables auxiliaires ont été créées dans Power Query:

- first_user_msg : première date d'un message envoyé par l'utilisateur.
- first_admin_msg: première date d'un message envoyé par un admin.

Une table combinée first_response_table a été générée pour calculer la différence entre les deux timestamps (temps de réponse initial).

Colonne calculée :

```
time_to_first_response =
DATEDIFF(
first_response_table[user_first_msg_time],
first_response_table[admin_first_msg_time],
SECOND

)
```

Listing 3.2: Colonne calculée du temps de réponse

Mesure DAX:

```
TauxR ponseMoins5min =
VAR TotalConv = COUNTROWS('first_user_msg')
VAR ConvRapides =
CALCULATE(
COUNTROWS('first_user_msg'),
```

```
'first_user_msg'[time_to_first_response] < 5

RETURN
DIVIDE(ConvRapides, TotalConv, 0)
```

Listing 3.3: Mesure DAX pour le % de réponses ; 5 min

3.4.3 Moments de la semaine où l'équipe est la plus sollicitée

Objectif: identifier les jours et heures avec le plus grand volume de messages clients afin d'optimiser la planification des ressources.

Colonnes ajoutées dans Power Query:

• Jour de la semaine : à partir de la colonne CREATED_AT de conversation_parts_clean, via :

```
Transformer > Date > Jour de la semaine > Nom du jour
```

• Heure du jour : extraite également à partir de CREATED_AT, via :

Transformer > Heure > Heure

Mesure DAX:

Listing 3.4: Mesure DAX pour le nombre de messages clients

3.4.4 Détail par personne de l'équipe

Objectif : comparer les performances de chaque agent du Support en termes de volume traité, satisfaction client (CSAT) et temps de réponse.

Mesures développées :

• Nombre de conversations assignées :

```
NbConversations = COUNT('skello conversations_cleaned'[ID])
2
```

Listing 3.5: Nombre de conversations assignées par agent

• CSAT moyen par agent :

```
CSAT Score = AVERAGE('skello conversations_cleaned'[CSAT_Note])
```

Listing 3.6: CSAT moyen par agent

• Temps de réponse moyen (en min) :

```
TempsReponseMoyen = AVERAGE('first_user_msg'[time_to_first_response
])
```

Listing 3.7: Temps de réponse moyen par agent

3.5 Construction du dashboard

Une fois les données nettoyées, les relations établies entre les tables, et les mesures DAX créées, la dernière étape a été de concevoir un dashboard lisible, interactif et pertinent, répondant aux besoins de Lorette pour son meeting hebdomadaire de pilotage de l'équipe Support.

L'objectif principal était de synthétiser les KPIs (indicateurs clés) relatifs à la qualité, la rapidité de réponse et la répartition de charge de l'équipe.



Figure 3.7: Page 1 du dashboard



Figure 3.8: Page 2 du dashboard