**Note méthodologique : preuve de concept**

Table des matières

[Contexte 3](#_Toc169512758)

[1. Dataset retenu 4](#_Toc169512759)

[2. Les concepts de l’algorithme récent (6 oct 2021) 5](#_Toc169512760)

[2.1. Introduction / Améliorations de DeBERTa 5](#_Toc169512761)

[2.2. Fonctionnement de DeBERTa 6](#_Toc169512762)

[2.3. Conclusion 6](#_Toc169512763)

[3. La modélisation 7](#_Toc169512764)

[3.1 Choix des algorithmes de classification 7](#_Toc169512765)

[3.2 Représentation des données textuelles 7](#_Toc169512766)

[3.3 Évaluation des modèles 8](#_Toc169512767)

[3.4. Conclusion Intermédiaire 8](#_Toc169512768)

[4. Une synthèse des résultats 9](#_Toc169512769)

[4.1. ARI VS Methods Vs Classifiers 9](#_Toc169512770)

[4.2. Accuracy VS Methods Vs Classifiers 9](#_Toc169512771)

[4.3. Synthèse des résultats sur le dataset TEST pour DEBERTA, T-SNE et RANDOM FOREST 11](#_Toc169512772)

[5. L’analyse de la feature importance globale et locale du nouveau modèle 12](#_Toc169512773)

[5.1. Interprétabilité Globale 12](#_Toc169512774)

[5.2.Interprétabilité Locale 12](#_Toc169512775)

[6. Les limites et les améliorations possibles 13](#_Toc169512776)

[6.1. Limites 13](#_Toc169512777)

[6.2. Améliorations Possibles 13](#_Toc169512778)

[6.3. Fine Tuning de DEBERTA 14](#_Toc169512779)

[6.4. Conclusion intermédiaire 14](#_Toc169512780)

# Contexte

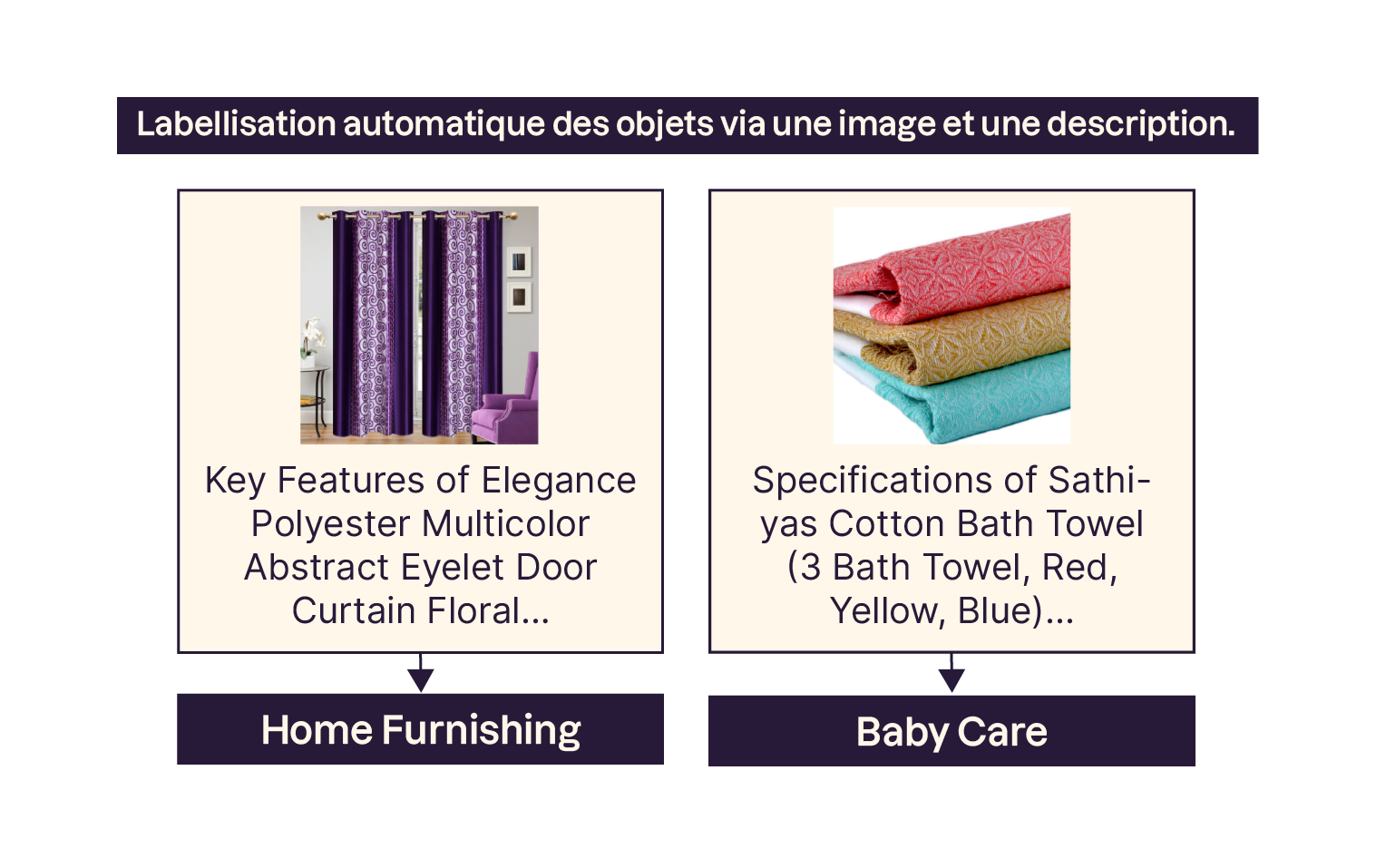
Sur la place de marché anglophone « **Place de marché** », des vendeurs proposent des articles à des acheteurs en postant une photo et une description.

Pour l'instant, l'attribution de la catégorie d'un article est effectuée manuellement par les vendeurs, et est donc peu fiable. De plus, le volume des articles est pour l’instant très petit.

Pour rendre l’expérience utilisateur des vendeurs (faciliter la mise en ligne de nouveaux articles) et des acheteurs (faciliter la recherche de produits) la plus fluide possible, et dans l'optique d'un passage à l’échelle, il devient nécessaire d'automatiser cette tâche d‘attribution de la catégorie.

**Problématique** : Catégorisation peu fiable ET augmentation du volume des articles

**Proposition** : Automatiser la tâche d’attribution de la catégorie via du texte



# **Une image contenant texte, capture d’écran, Police Description générée automatiquement**1. Dataset retenu

Dataset complet sur des produits d’une plateforme de e-commerce : Place de marché.   
Trois indicateurs sont particulièrement  intéressent:

* uniq\_id : L’identifiant unique d’un produit
* product\_category\_tree : L’arbre des catégories d’un produit (Top > secondaire > tertiaire)
* description : La description d’un produit.

Pour les Top catégories : 7 classes équilibrées

**Une image contenant texte, diagramme, cercle, capture d’écran

Description générée automatiquement**

# 2. Les concepts de l’algorithme récent (6 oct 2021)

**Url de l’article et du code :**

* <https://arxiv.org/pdf/2006.03654>
* <https://github.com/huggingface/transformers/blob/main/src/transformers/models/deberta/modeling_deberta.py>

## 2.1. Introduction / Améliorations de DeBERTa

DeBERTa (Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention) est un modèle de langage basé sur Transformer développé par Microsoft Research.

DeBERTa utilise deux types d'attention distincts : une attention locale pour capturer les dépendances à courte portée et une attention globale pour capturer les dépendances à longue portée. Cela permet d'améliorer la capacité du modèle à comprendre le contexte global d'une phrase.

Il s'agit d'une variante de BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) qui propose plusieurs améliorations, notamment :

* **Attention désenchevêtrée :**   
  Chaque mot est représenté par deux vecteurs distincts : {Hi} et {Pi|j} qui encodent respectivement son **contenu** et sa **position relative** par rapport au mot à la position j.  
  Le calcul du score d'attention croisée entre les tokens i et j peut être décomposé en quatre composantes :

Une image contenant texte, Police, typographie, blanc

Description générée automatiquement

Ainsi, le poids d'attention d'une paire de mots peut être calculé comme la somme de quatre scores d'attention en utilisant des matrices désenchevêtrées sur leurs contenus et positions comme contenu-contenu, contenu-position, position-contenu et position-position.

* **Décodeur de masque amélioré :**   
  DeBERTa utilise un décodeur de masque amélioré qui prend en compte les sorties des couches d'attention précédentes lors du calcul des représentations des mots. Cela permet d'améliorer la capacité du modèle à générer des séquences de mots cohérentes.

Ces améliorations permettent à DeBERTa d'obtenir des résultats de pointe sur une variété de tâches de traitement du langage naturel (NLP), y compris la classification de texte.

## 2.2. Fonctionnement de DeBERTa

Le fonctionnement de DeBERTa est similaire aux autres modèles de langage basés sur Transformer. Il prend en entrée une séquence de mots, les tokenise et les indexe pour obtenir des représentations vectorielles. Ces représentations sont ensuite utilisées dans l'encodeur DeBERTa avec une attention désenchevêtrée pour générer des représentations contextuelles, puis passées à un classificateur linéaire pour la classification du texte

## **2.3. Conclusion**

Les améliorations apportées par l'attention désenchevêtrée et le décodeur de masque amélioré permettent à DeBERTa d'obtenir des résultats de pointe sur une large gamme de tâches de traitement du langage naturel (NLP), notamment :

* **Compréhension du langage naturel (NLU) :** Question-réponse, résumé automatique, reconnaissance d'intention, etc.
* **Génération de langage naturel (NLG) :** Résumé automatique, génération de texte, traduction automatique, etc.

DeBERTa surpasse souvent les modèles de pointe tels que RoBERTa-Large sur divers benchmarks NLP et atteint des performances de pointe sur le benchmark SuperGLUE.

**En résumé, DeBERTa se distingue par son architecture Transformer optimisée avec une attention désenchevêtrée et un décodeur de masque amélioré, ce qui lui permet d'obtenir des performances de pointe dans une large gamme de tâches NLP.**

# 3. La modélisation

## 3.1 Choix des algorithmes de classification

Dans cette étude, plusieurs algorithmes de classification populaires ont été choisis pour la tâche de classification de texte. Ces algorithmes incluent :

* **Forêts aléatoires (Random Forest) :** Un algorithme robuste et efficace qui combine plusieurs arbres de décision pour améliorer la précision.
* **Arbres de décision (Decision Tree) :** Des modèles simples et intuitifs qui permettent d'interpréter les règles de décision.
* **Régression logistique (Logistic Regression) :** Un modèle probabiliste adapté aux problèmes de classification binaire.
* **K plus proches voisins (KNN) :** Un algorithme basé sur la similarité entre les points de données pour prédire la classe d'un nouveau point.
* **SVM linéaire (Support Vector Machine - Linear) :** Un algorithme qui maximise la marge entre les classes pour trouver un hyperplan optimal.
* **SVM RBF (Support Vector Machine - Radial Basis Function) :** Une variante du SVM linéaire qui utilise une fonction de similarité non linéaire pour mieux capturer les relations complexes dans les données.

Le choix de ces algorithmes permet de couvrir une large gamme d'approches et de complexités, offrant ainsi un aperçu complet des performances de la classification de texte dans notre contexte.

## 3.2 Représentation des données textuelles

Différentes techniques de représentation de texte ont été utilisées pour transformer le texte brut des descriptions de produits en données numériques utilisables par les algorithmes de classification. Ces techniques incluent :

* **TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) :** Une méthode qui pondère chaque mot en fonction de sa fréquence dans un document et son importance relative dans l'ensemble du corpus.
* **BOW (Bag of Words) :** Une méthode simple qui représente chaque document par un vecteur binaire indiquant la présence ou l'absence de chaque mot du vocabulaire.
* **Bag of N-grams :** Des séquences de N mots consécutifs extraites du texte, permettant de capturer des informations locales sur l'ordre des mots.
* **Word2Vec (Skip-grams et CBOW) :** Des modèles de réseaux neuronaux qui apprennent à représenter les mots en fonction de leur contexte, permettant d'obtenir des vecteurs de mots distribués sémantiquement.
* **BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) :** Un modèle de langage pré-entraîné puissant qui produit des vecteurs de mots riches en informations contextuelles.
* **USE (Universal Sentence Encoder) :** Un modèle de codage de phrases basé sur BERT, permettant de convertir des phrases en vecteurs de représentation sémantique.
* **DEBERTA :** Un modèle de langage pré-entraîné basé sur RoBERTa, avec une architecture d'attention améliorée pour une meilleure compréhension du contexte.

L'utilisation de ces différentes techniques permet d'explorer les avantages et les limites de chacune d'entre elles pour la tâche de classification de produits.

## 3.3 Évaluation des modèles

Les performances des différents modèles et techniques ont été évaluées à l'aide des métriques de l'ARI (Adjusted Rand Index) et de la précision.

* **L'ARI est une métrique** **adaptée à la comparaison de partitions de données multiclasses**, comme c'est le cas ici avec la classification en 7 catégories de produits. Il prend en compte à la fois les paires de points correctement classés et les paires de points incorrectement classés, en tenant compte de la taille des classes.
* **La précision** est une métrique simple et intuitive qui **mesure la proportion de prédictions correctes** parmi toutes les prédictions effectuées. Elle est particulièrement utile pour **évaluer la capacité du modèle à identifier correctement les classes majoritaires**.

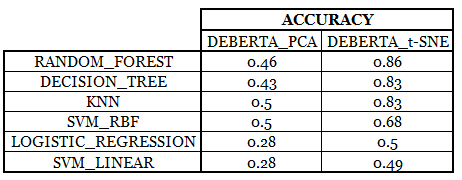
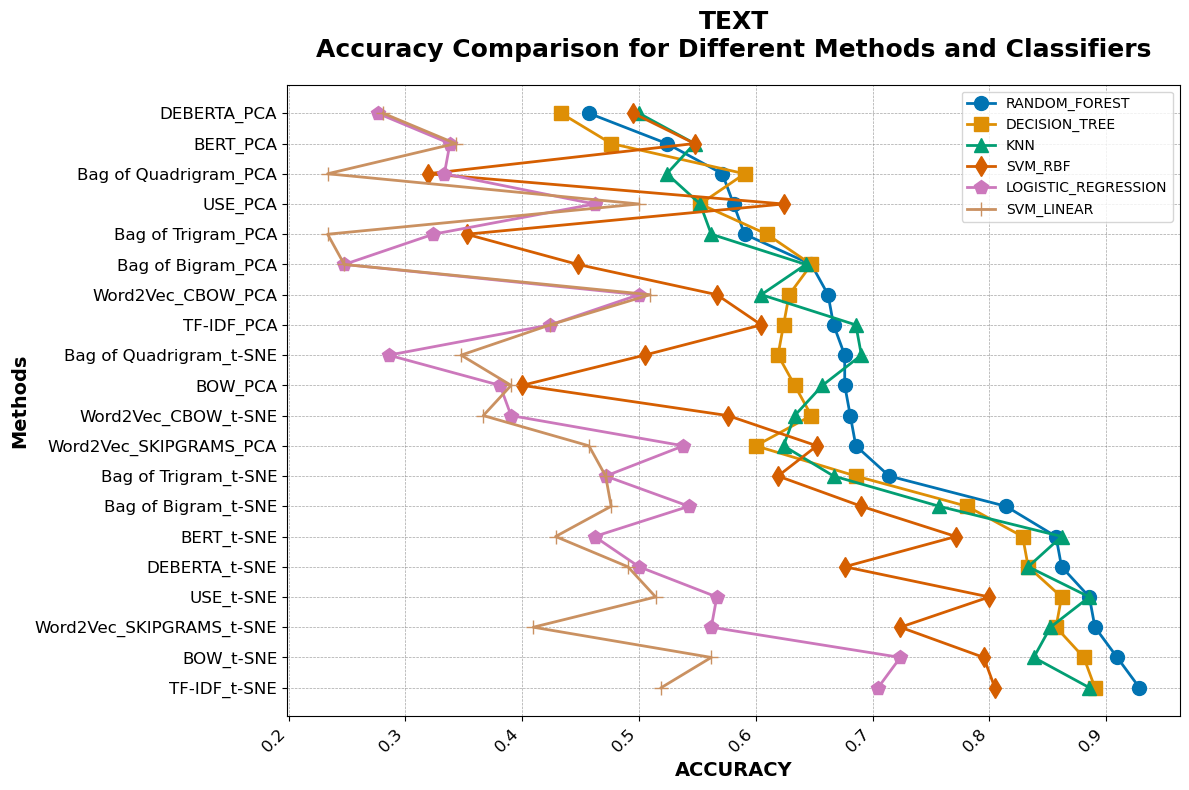
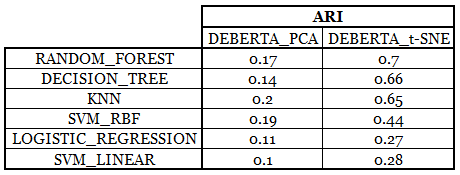
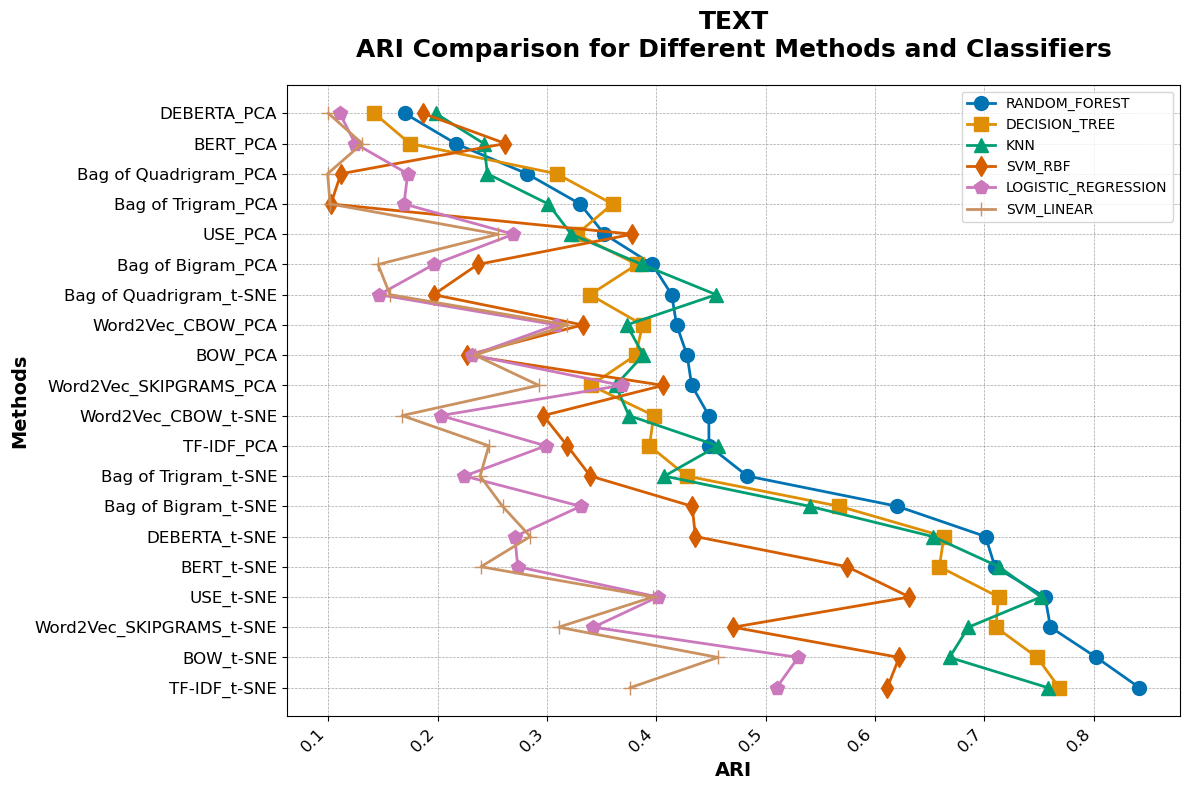
## 3.4. Conclusion Intermédiaire

Ce chapitre a exploré diverses approches pour classifier des descriptions de produits en 7 catégories. Une comparaison des algorithmes (Forêts aléatoires, SVM, BERT, DEBERTA) et des techniques de représentation de texte (TF-IDF, BOW, Word2Vec) a été effectuée. L'évaluation (ARI et précision) a considéré la distribution des classes. Ces résultats guident le choix des modèles et techniques pour la classification de texte similaire.

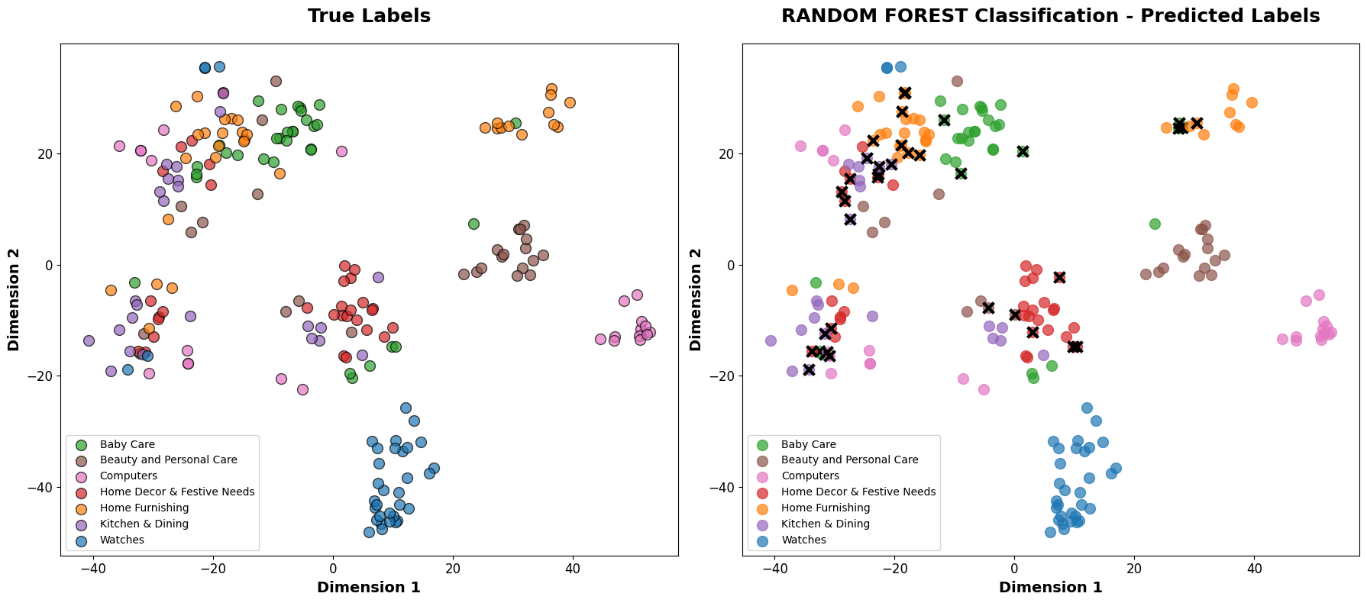
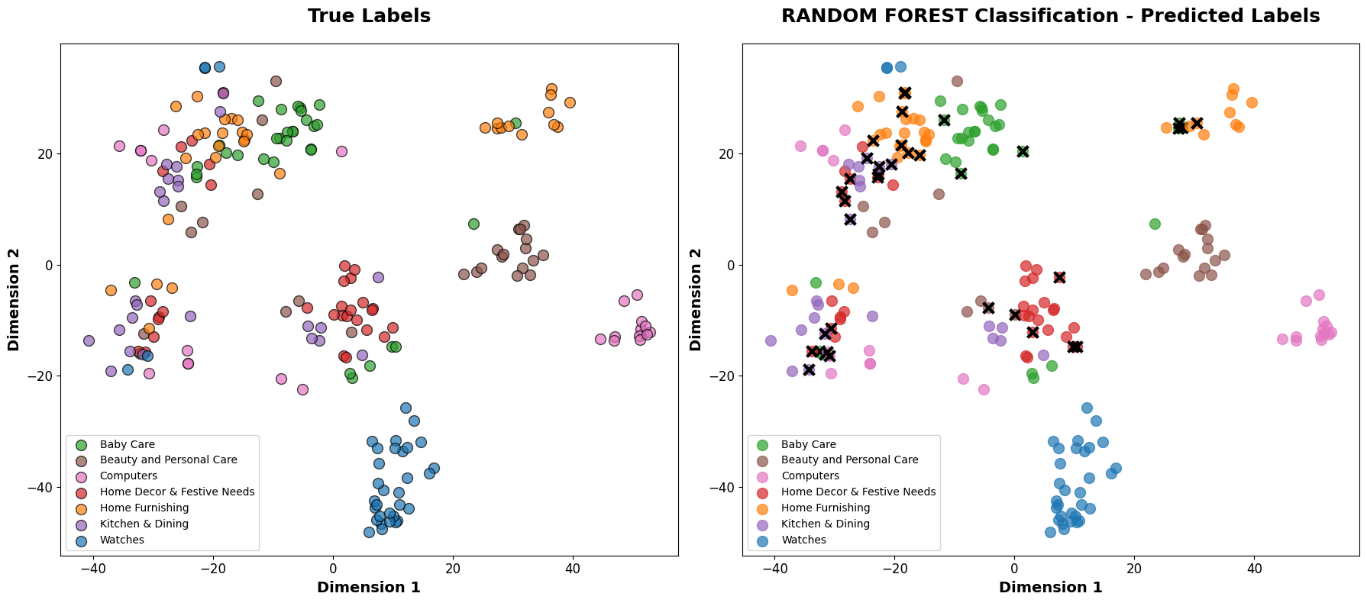
# 4. Une synthèse des résultats

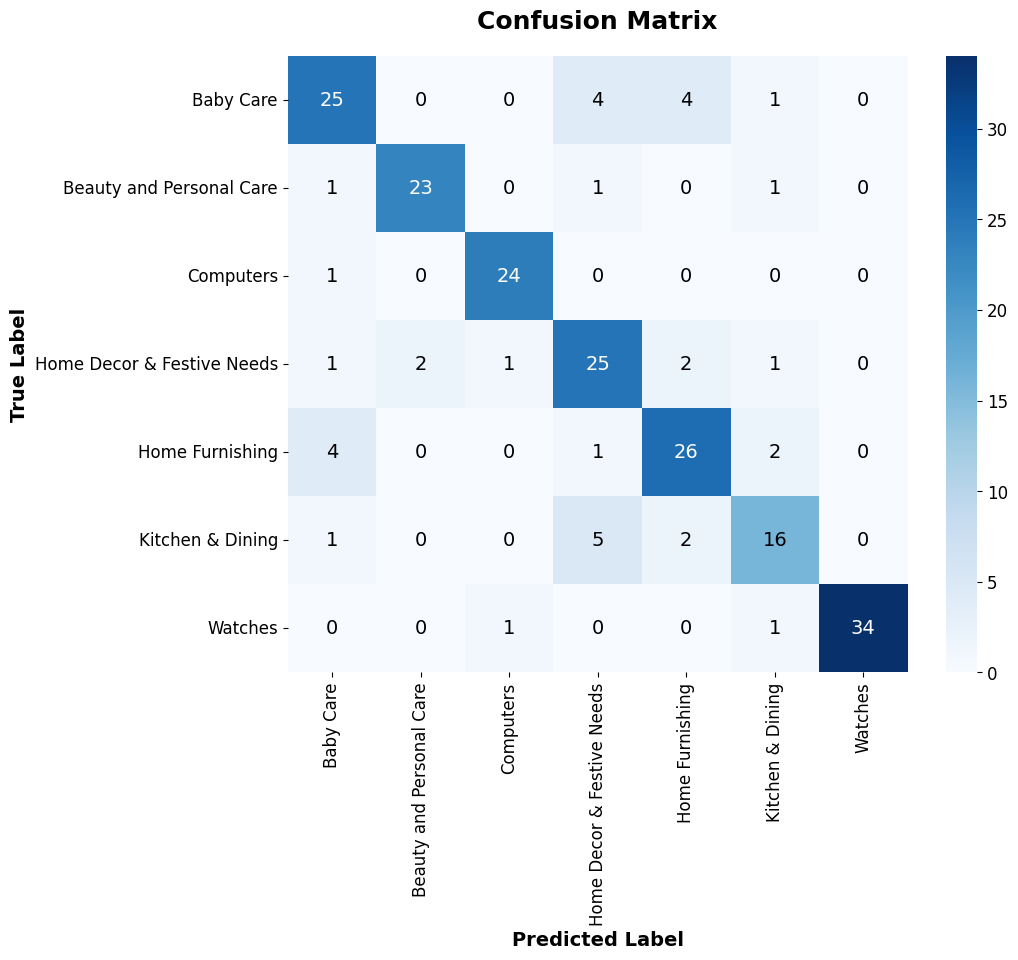
## 4.1. ARI VS Methods Vs Classifiers

## 4.2. Accuracy VS Methods Vs Classifiers



## 4.3. Synthèse des résultats sur le dataset TEST pour DeBERTa, T-SNE et RANDOM FOREST





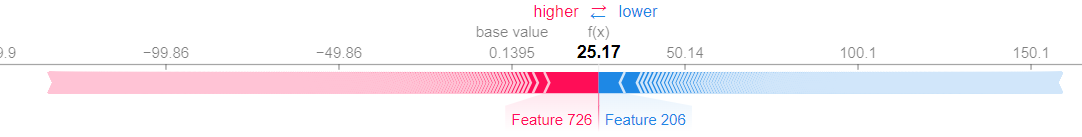
# 5. L’analyse de la feature importance globale et locale du nouveau modèle

## 5.1. Interprétabilité Globale (Interaction des classes)

Une image contenant texte, ligne, capture d’écran, Tracé

Description générée automatiquement

## 5.2.Interprétabilité Locale



# 6. Les limites et les améliorations possibles

L'approche de modélisation décrite, utilisant DeBERTa, T-SNE et Random Forest pour la classification des descriptions de produits, présente des points forts indéniables en termes de performance et d'interprétabilité. Cependant, comme tout modèle de Machine Learning, il est important d'en identifier les limites et d'envisager des améliorations possibles pour optimiser son efficacité et sa généralisation.

## 6.1. Limites

**1. Taille du Dataset:**

Le dataset utilisé pour l'entraînement des modèles est relativement petit, ce qui peut limiter la capacité des modèles à généraliser correctement à de nouveaux produits et à des catégories moins représentées dans le dataset d'entraînement.

**2. Bruit et Qualité des Données:**

Les descriptions de produits peuvent contenir du bruit, des erreurs de typographie, des incohérences grammaticales et des variations de style, ce qui peut affecter la précision de la classification. Un meilleur pré-traitement des données et des techniques de nettoyage pourraient améliorer la qualité des données et la performance des modèles.

## 6.2. Améliorations Possibles

**1. Augmentation du Dataset:**

L'acquisition et l'intégration de données supplémentaires provenant de sources externes, comme des avis d'utilisateurs ou des descriptions de produits similaires sur d'autres plateformes, pourraient enrichir le dataset et améliorer la généralisation des modèles.

**2. Techniques de Pre-traitement des Données:**

L'application de techniques de pre-traitement avancées, telles que la correction automatique des fautes d'orthographe et la normalisation du texte pourrait améliorer la qualité des données et la performance des modèles.

**3. Approches Multi-modales:**

L'exploration d'approches multi-modales, intégrant des informations provenant d'images ou de vidéos associées aux produits, pourrait enrichir les représentations et améliorer la performance de la classification.

## 6.3. Fine Tuning de DeBERTa

L'utilisation du modèle DeBERTa pré-entraîné sans fine-tuning sur le dataset de descriptions de produits présente des avantages en termes de rapidité de mise en œuvre et d'accès à des connaissances linguistiques générales. Cependant, cette approche peut également comporter des limites qu'il est important de considérer et d'adresser pour optimiser les performances du modèle dans le contexte spécifique de la classification des catégories de produits.

**Améliorations Possibles:**

1. **Fine-tuning du Modèle** DeBERTa**:** Le fine-tuning du modèle DeBERTa sur le dataset de descriptions de produits permettrait d'adapter le modèle au domaine spécifique et d'améliorer sa capacité à capturer les nuances du langage utilisé. Cela pourrait se traduire par une meilleure performance de classification.
2. **Gel des Couches Inférieures:** Le gel des couches inférieures du modèle DeBERTa, tout en fine-tuning les couches supérieures, pourrait permettre de préserver les connaissances linguistiques générales acquises lors du pré-entraînement tout en affinant le modèle sur le dataset de produits. Cela pourrait aider à maintenir une bonne performance globale tout en améliorant l'adaptation au domaine spécifique.

## 6.4. Conclusion intermédiaire

L'approche de modélisation proposée pour la classification des descriptions de produits présente des avantages indéniables en termes de performance. Cependant, des limites comme la taille du dataset et la qualité des données existent.

Des améliorations possibles, telles que l'augmentation et le nettoyage du dataset, le fine-tuning de DeBERTa et l'exploration d'approches multi-modales, permettraient d'optimiser l'efficacité, la robustesse et la généralisation de l'approche.

En particulier, le fine-tuning de DeBERTa devrait jouer un rôle crucial dans l'amélioration de la performance de la classification et dans l'adaptation du modèle aux spécificités du domaine des descriptions de produits.

Adresser ces limites et mettre en œuvre ces améliorations permettront de renforcer la performance et la fiabilité contribuant ainsi à une expérience utilisateur optimale et à une meilleure satisfaction des utilisateurs.