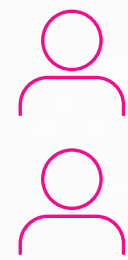


Présentation

Détection de fake news sur du texte

Groupe : M1_LM_IAS_DA-1



Lydia AIT ABBAS

Imene MESSAADI ZAOUZAOU

Orale le : 28/05/2024

Sommaire

1 Introduction

2 Une Fake News : qu'est-ce que c'est ?

- Définition
- Types de Fake News

3 Données

4 Problématique

5 Résultats

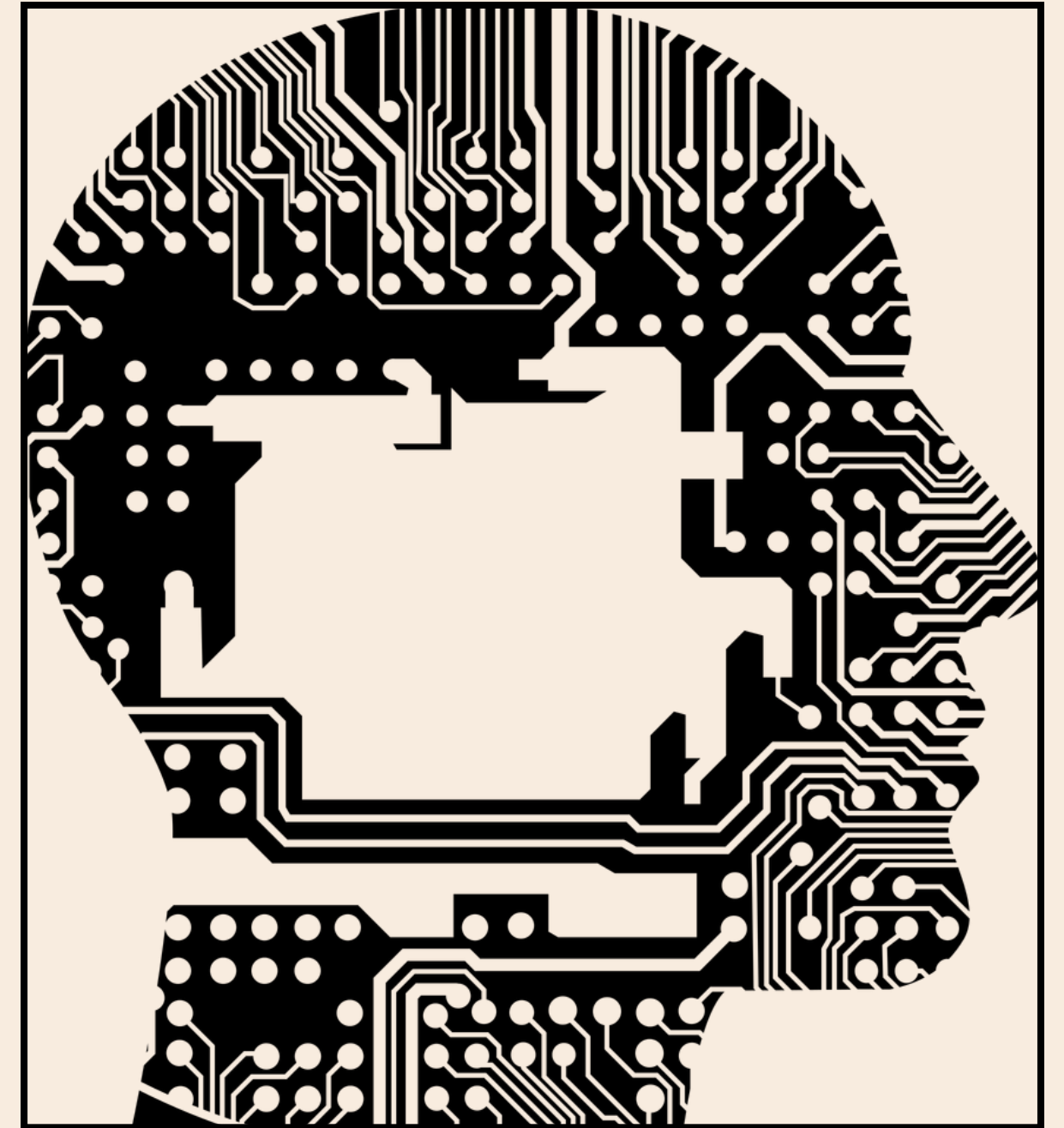
- Modèle écarté
- Comparaison entre DTC et SVM
- Fonctionnement du modèle
- Matrice de confusion

6 Conclusion

Introduction

À l'ère numérique actuelle, les fake news sont devenues de plus en plus répandues et problématiques, en grande partie à cause de l'usage intensif des réseaux sociaux où elles peuvent atteindre un large public en un temps record. Notre projet vise à développer un modèle d'IA, une solution potentielle pour détecter les fake news.

Notre présentation est structurée en trois sections : **Données**, **Problématique** et **Résultats**, détaillant les étapes suivies pour mettre en place notre modèle.

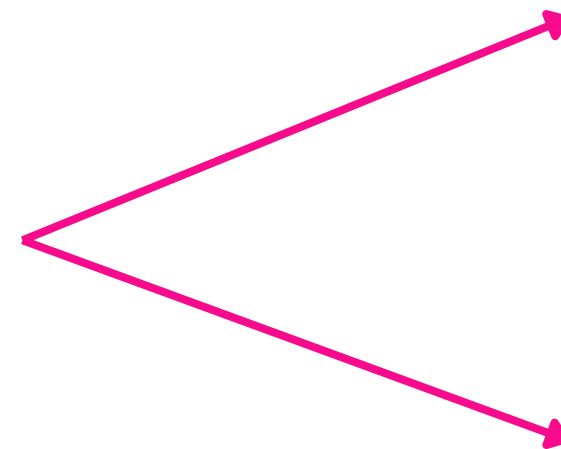


Une Fake News : qu'est-ce que c'est ?

Définition

L'expression "**fake news**", d'origine anglo-saxonne, est utilisée en français pour décrire des informations mensongères ou délibérément biaisées, dans le but de manipuler ou de tromper le public.

Types de Fake News



Les fake news contextuels

Les fake news manipulés

Les fake news trompeurs

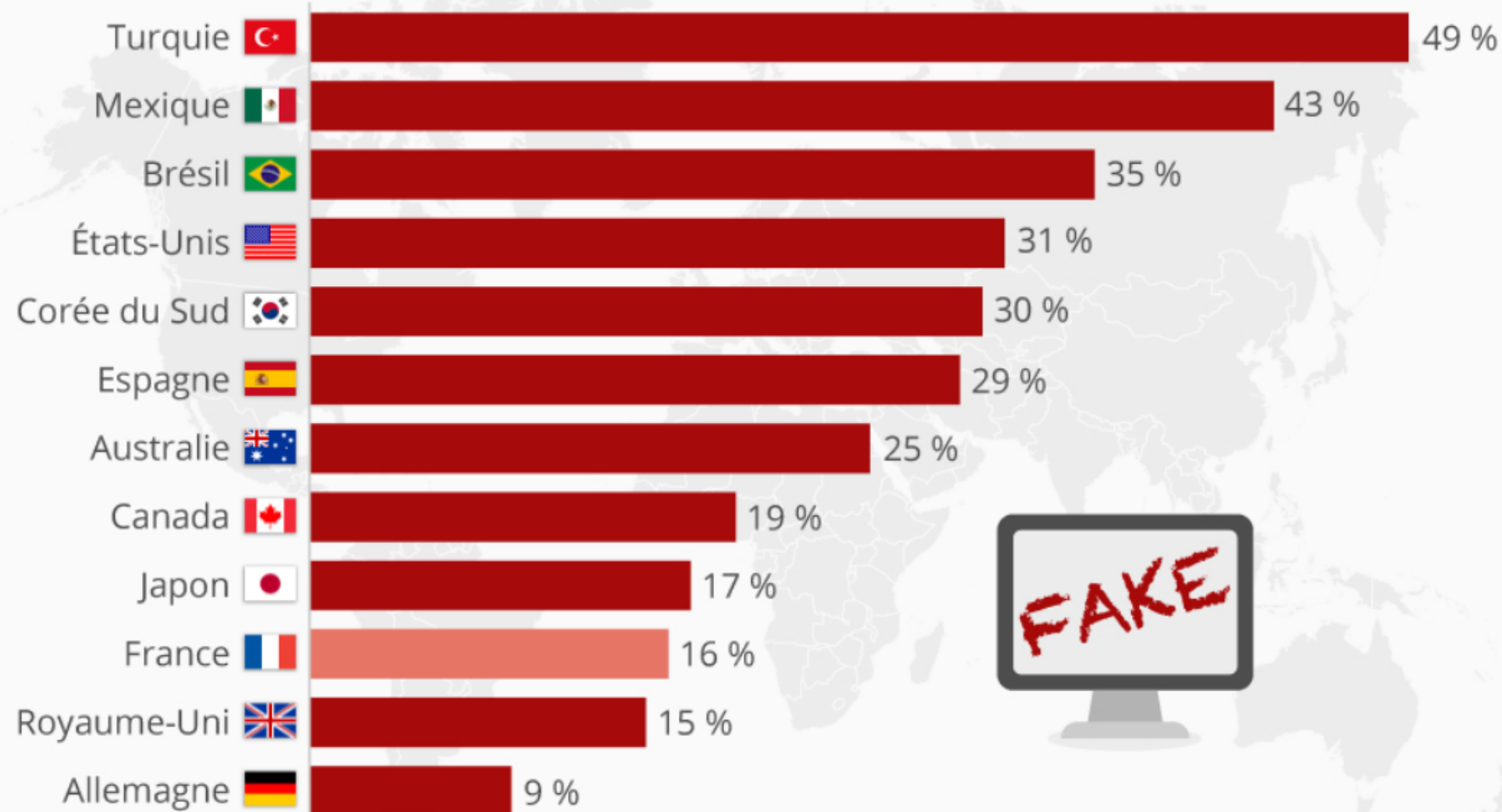
Connexion

Contenu fabriqué

Le contenu imposteur

L'exposition aux "fake news" dans le monde

Répondants déclarant avoir été exposés à de fausses informations *



Données

Dans notre projet de détection de fake news, nous avons utilisé deux ensembles de données textuelles de Kaggle : "**Fake.csv**" pour les fausses nouvelles et "**True.csv**". Ces données sont cruciales pour entraîner et évaluer notre modèle.

```
Entrée [15]: print("Nombre de ligne et de colonnes du dataset Fake.csv :",data_fake.shape)
              print("Nombre de ligne et de colonnes du dataset True.csv :" ,data_real.shape)
```

```
Nombre de ligne et de colonnes du dataset Fake.csv : (23481, 4)
Nombre de ligne et de colonnes du dataset True.csv : (21417, 4)
```

```
Entrée [8]: data_fake.head()
```

```
Out[8]:
```

	title	text	subject	date
0	Donald Trump Sends Out Embarrassing New Year'...	Donald Trump just couldn t wish all Americans ...	News	December 31, 2017
1	Drunk Bragging Trump Staffer Started Russian ...	House Intelligence Committee Chairman Devin Nu...	News	December 31, 2017
2	Sheriff David Clarke Becomes An Internet Joke...	On Friday, it was revealed that former Milwauk...	News	December 30, 2017
3	Trump Is So Obsessed He Even Has Obama's Name...	On Christmas day, Donald Trump announced that ...	News	December 29, 2017
4	Pope Francis Just Called Out Donald Trump Dur...	Pope Francis used his annual Christmas Day mes...	News	December 25, 2017

```
Entrée [9]: data_real.head()
```

```
Out[9]:
```

	title	text	subject	date
0	As U.S. budget fight looms, Republicans flip t...	WASHINGTON (Reuters) - The head of a conservat...	politicsNews	December 31, 2017
1	U.S. military to accept transgender recruits o...	WASHINGTON (Reuters) - Transgender people will...	politicsNews	December 29, 2017
2	Senior U.S. Republican senator: 'Let Mr. Muell...	WASHINGTON (Reuters) - The special counsel inv...	politicsNews	December 31, 2017
3	FBI Russia probe helped by Australian diplomat...	WASHINGTON (Reuters) - Trump campaign adviser ...	politicsNews	December 30, 2017
4	Trump wants Postal Service to charge 'much mor...	SEATTLE/WASHINGTON (Reuters) - President Donal...	politicsNews	December 29, 2017

Données

Après l'ajout d'une colonne "classement" pour identifier la véracité des textes et la fusion des deux ensembles de données en un seul, nous avons procédé au nettoyage des données.

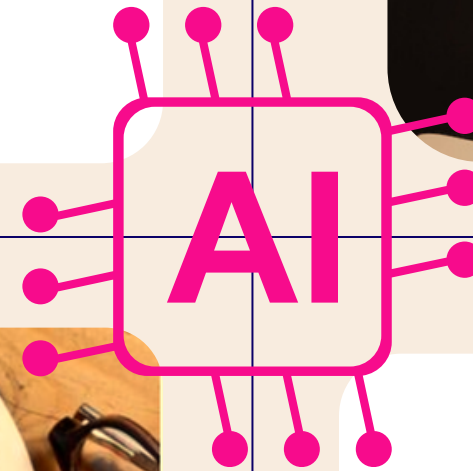
```
Entrée [26]: # Fusionner les deux ensembles de données en un + nettoyage
both = pd.concat([data_fake, data_real], axis=0).dropna().drop_duplicates()
both
```

Out[26]:

	title	text	subject	date	classement
0	Donald Trump Sends Out Embarrassing New Year'...	Donald Trump just couldn t wish all Americans ...	News	December 31, 2017	0
1	Drunk Bragging Trump Staffer Started Russian ...	House Intelligence Committee Chairman Devin Nu...	News	December 31, 2017	0
2	Sheriff David Clarke Becomes An Internet Joke...	On Friday, it was revealed that former Milwauk...	News	December 30, 2017	0
3	Trump Is So Obsessed He Even Has Obama's Name...	On Christmas day, Donald Trump announced that ...	News	December 29, 2017	0
4	Pope Francis Just Called Out Donald Trump Dur...	Pope Francis used his annual Christmas Day mes...	News	December 25, 2017	0
...	...	...	...	...	...
21412	'Fully committed' NATO backs new U.S. approach...	BRUSSELS (Reuters) - NATO allies on Tuesday we...	worldnews	August 22, 2017	1
21413	LexisNexis withdrew two products from Chinese ...	LONDON (Reuters) - LexisNexis, a provider of l...	worldnews	August 22, 2017	1
21414	Minsk cultural hub becomes haven from authorities	MINSK (Reuters) - In the shadow of disused Sov...	worldnews	August 22, 2017	1
21415	Vatican upbeat on possibility of Pope Francis ...	MOSCOW (Reuters) - Vatican Secretary of State ...	worldnews	August 22, 2017	1
21416	Indonesia to buy \$1.14 billion worth of Russia...	JAKARTA (Reuters) - Indonesia will buy 11 Sukh...	worldnews	August 22, 2017	1

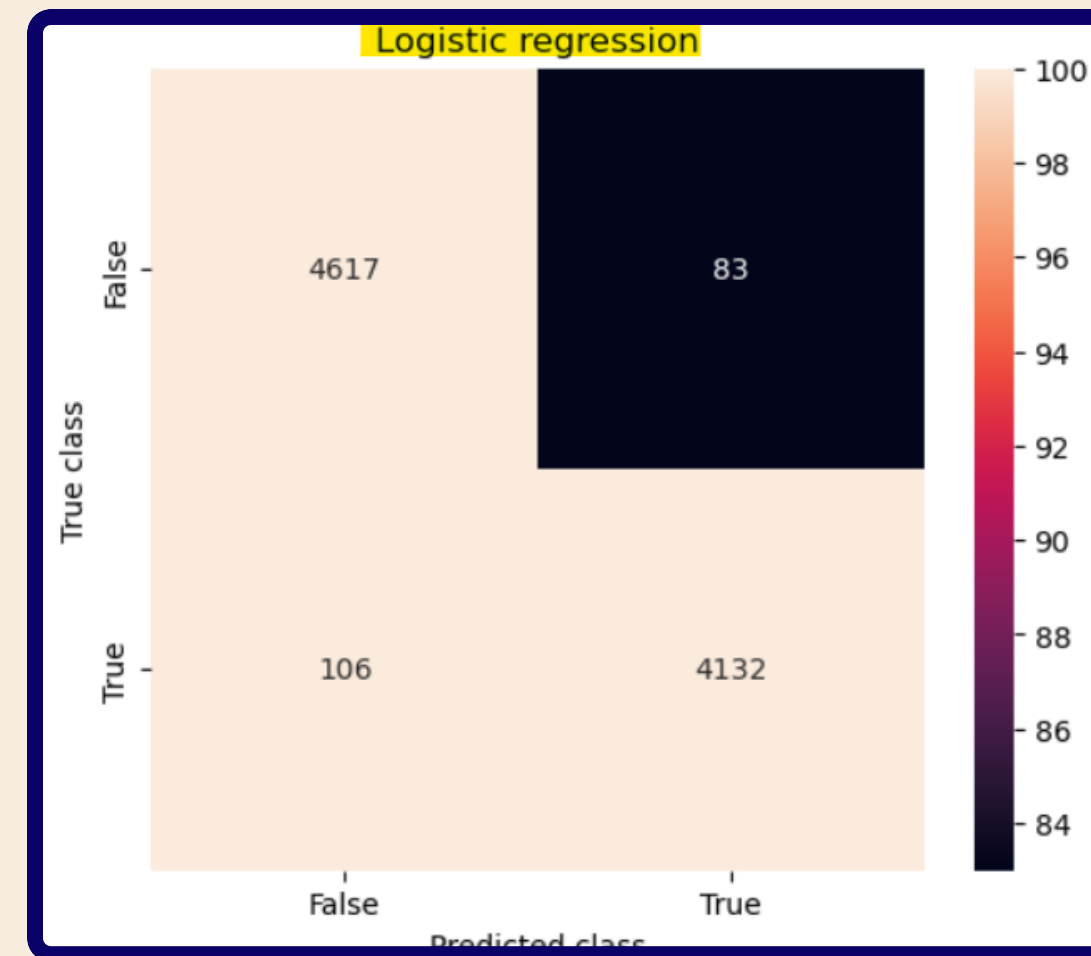
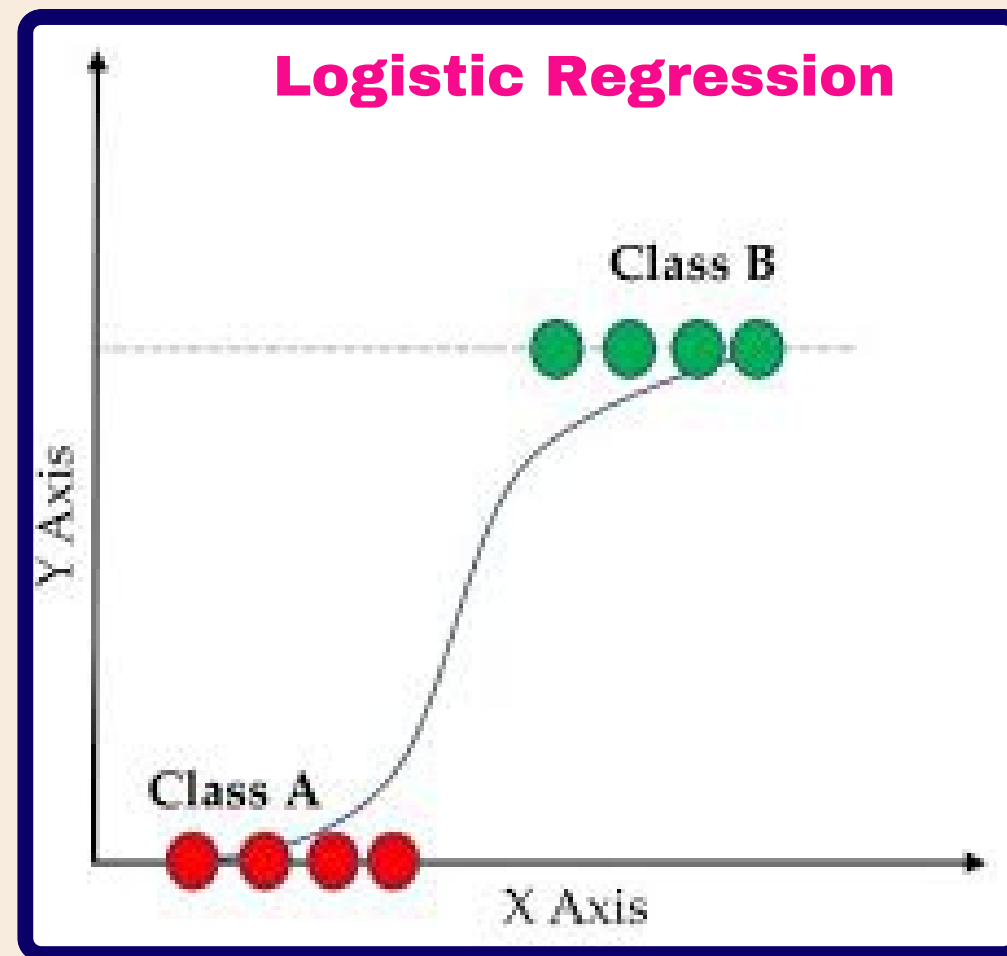
Problématique

- Les informations sont elles vraies ? sont elles fausses ?
- Comment faire face ?
- Grâce / à l'aide de quoi ?



- C'est quoi le rôle de l' IA dans cette problématique ?
- Comment L' IA peut jouer un rôle dans la détection des fake news sur du texte ?

Modèle écarté



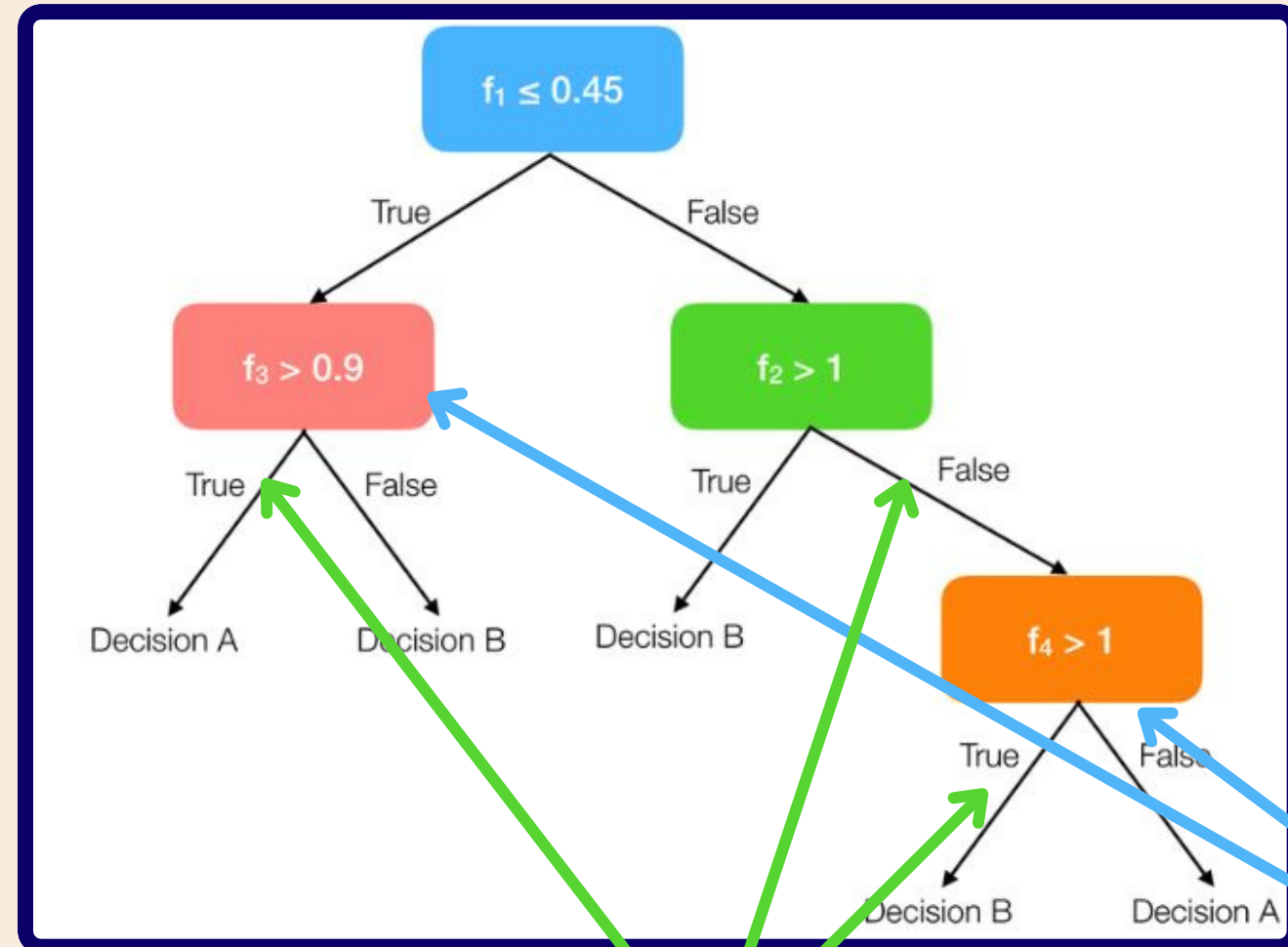
Efficace sur de simples phrases



A montré des lacunes sur les longs articles

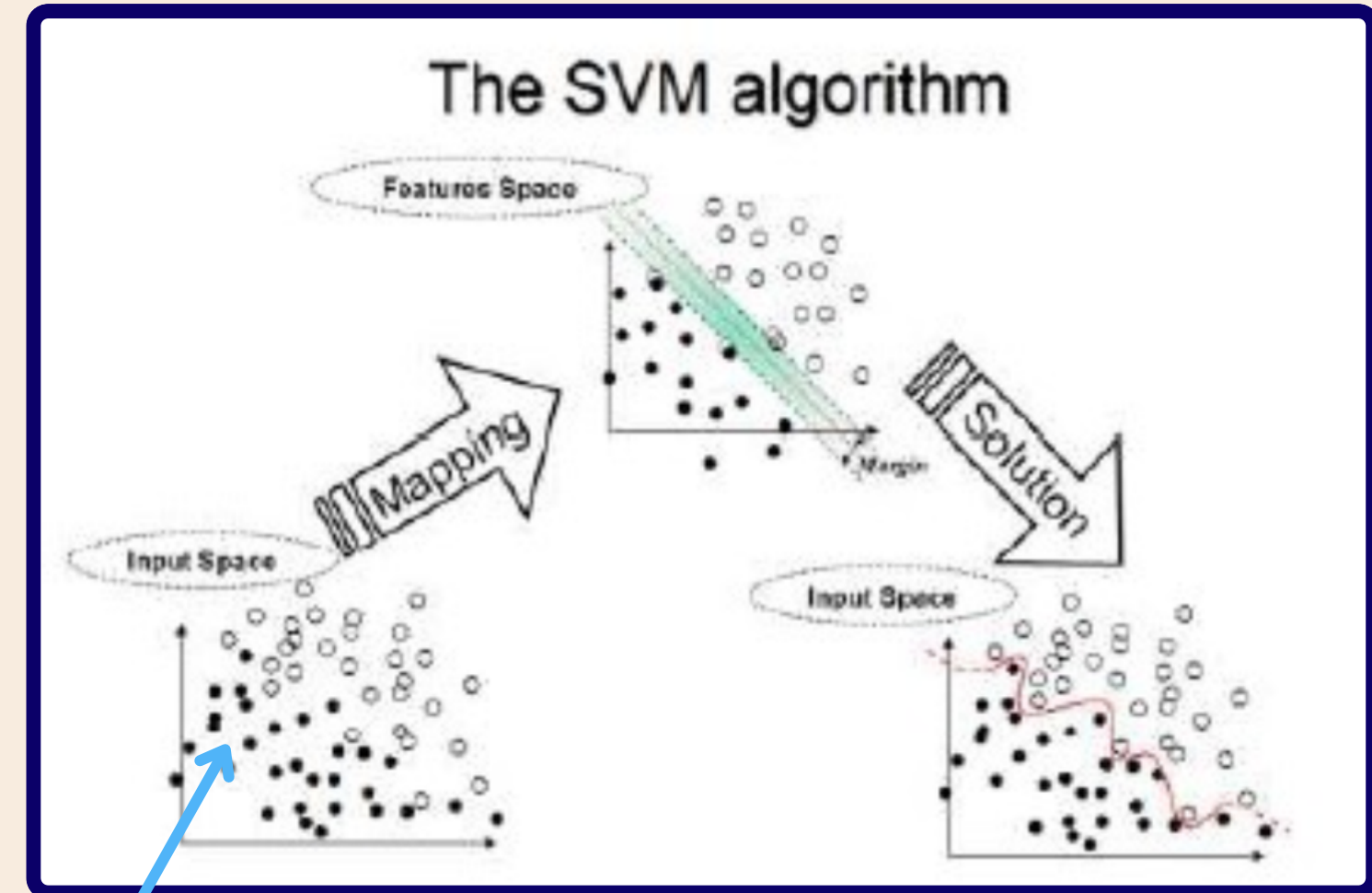
Comparaison entre DTC et SVM

Decision Tree Classifier



ensemble d'attributs

Support Vector Machin



les données



- La surperformances.
- Interprétation complexe sur les arbres profonds.
- Mémoire de stockage dépends de la taille (profondeur) de l'arbre



- Simplicité et flexibilité.
- Solide garantie théorique.
- Moins de risque de surperformance

Fonctionnement du modèle

```
pos_tag_to_pos = {'J':'a', 'V':'v', 'N':'n', 'R':'r', 'I': 'n'}
```

```
def pos_tag_to_pos_lemmas(tag):  
    return pos_tag_to_pos.get(tag[0], 'n')
```

```
def preprocess_text(text):  
    text = text.lower() # Convertir le texte en minuscules  
  
    text = re.sub(r'^a-zA-Z0-9\s', '', text) # Supprimer les caractères spéciaux et les espaces supplémentaires  
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text) # remplacer plusieurs espaces par un seul espace  
    text = re.sub(r'https?://\S+|www\.\S+', '', text) #supp les liens  
    text = re.sub(r'\n', ' ', text) # Remplacer les sauts de ligne par un espace  
    #text = re.sub(r'<.*?>+', '', text) # Supprimer les balises HTML  
    text = re.sub(r'\[.*?\]', '', text) # Supprimer les expressions entre crochets  
    text = re.sub(r'\(.*?\)', '', text)  
  
    # Tokenization  
    tokens = word_tokenize(text)  
    tokens_and_pos = pos_tag(tokens)  
  
    # Supprimer les mots vides  
    stop_words = set(stopwords.words('english'))  
    tokens_and_pos = [word for word in tokens_and_pos if word[0] not in stop_words]  
  
    # Lemmatization (stemming)  
    lemmatizer = WordNetLemmatizer()  
    tokens = [lemmatizer.lemmatize(word[0], pos=pos_tag_to_pos_lemmas(word[1])) for word in tokens_and_pos]  
  
    # Rejoindre les tokens en une seule chaîne de texte  
    preprocessed_text = ' '.join(tokens)  
  
    return preprocessed_text
```

Prétraitement des données

Fonctionnement du modèle

```
In [ ]: print(text_to_vector.get_feature_names_out())
print(X_vectorized)

['accord' 'administration' 'also' 'america' 'american' 'ask' 'attack'
 'back' 'bill' 'call' 'campaign' 'clinton' 'come' 'could' 'country'
 'court' 'day' 'democrat' 'democratic' 'donald' 'election' 'even' 'first'
 'force' 'former' 'get' 'give' 'go' 'government' 'group' 'help' 'hillary'
 'house' 'image' 'include' 'issue' 'know' 'last' 'law' 'leader' 'like'
 'make' 'many' 'may' 'medium' 'member' 'million' 'month' 'national' 'need'
 'new' 'news' 'obama' 'office' 'official' 'one' 'party' 'people' 'percent'
 'plan' 'police' 'policy' 'political' 'president' 'presidential' 'report'
 'republican' 'reuters' 'right' 'russia' 'say' 'security' 'see' 'senate'
 'show' 'since' 'state' 'statement' 'support' 'take' 'tax' 'tell' 'think'
 'time' 'trump' 'try' 'two' 'united' 'use' 'vote' 'want' 'washington'
 'way' 'week' 'well' 'white' 'woman' 'work' 'would' 'year']
(0, 33)      0.1150892095195854
(0, 75)      0.11220705270225907
(0, 7)       0.10909547722760000
(0, 78)      0.11245212923916233
(0, 42)      0.11061570529500397
(0, 76)      0.23900163723992204
(0, 21)      0.10678781653040118
(0, 9)       0.09647609055111672
```

l'indice de l'article

l'indice du mot dans la liste 'features names'

le résultat TF - IDF

(0, 33) 0.1150892095195854

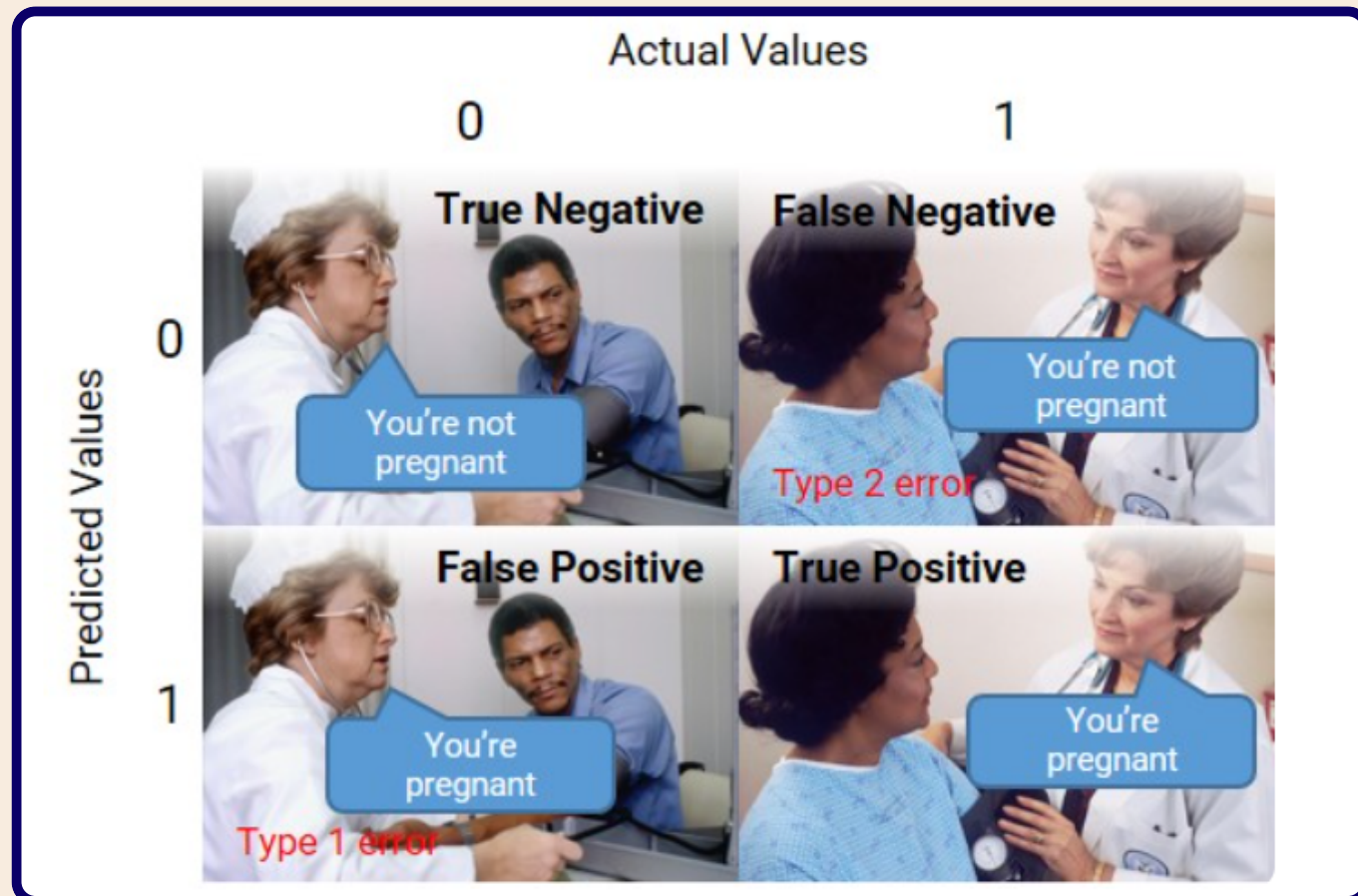
L'extraction des caractéristiques

```
# Division des données en ensembles d'entraînement et de test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_vectorized, y, test_size=0.2)
```

Entraînement du modèle

Matrice de confusion

évaluation du modèle

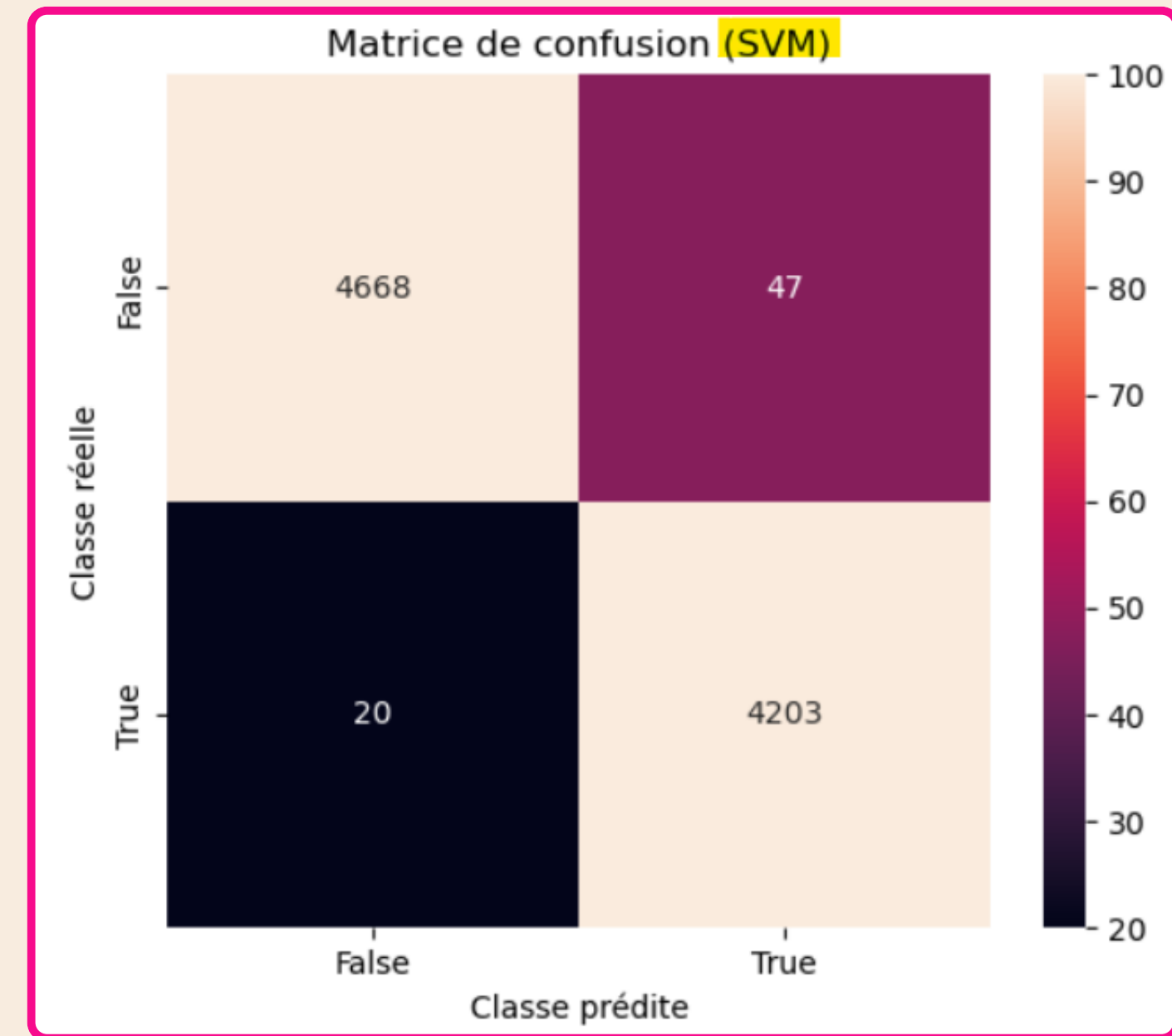
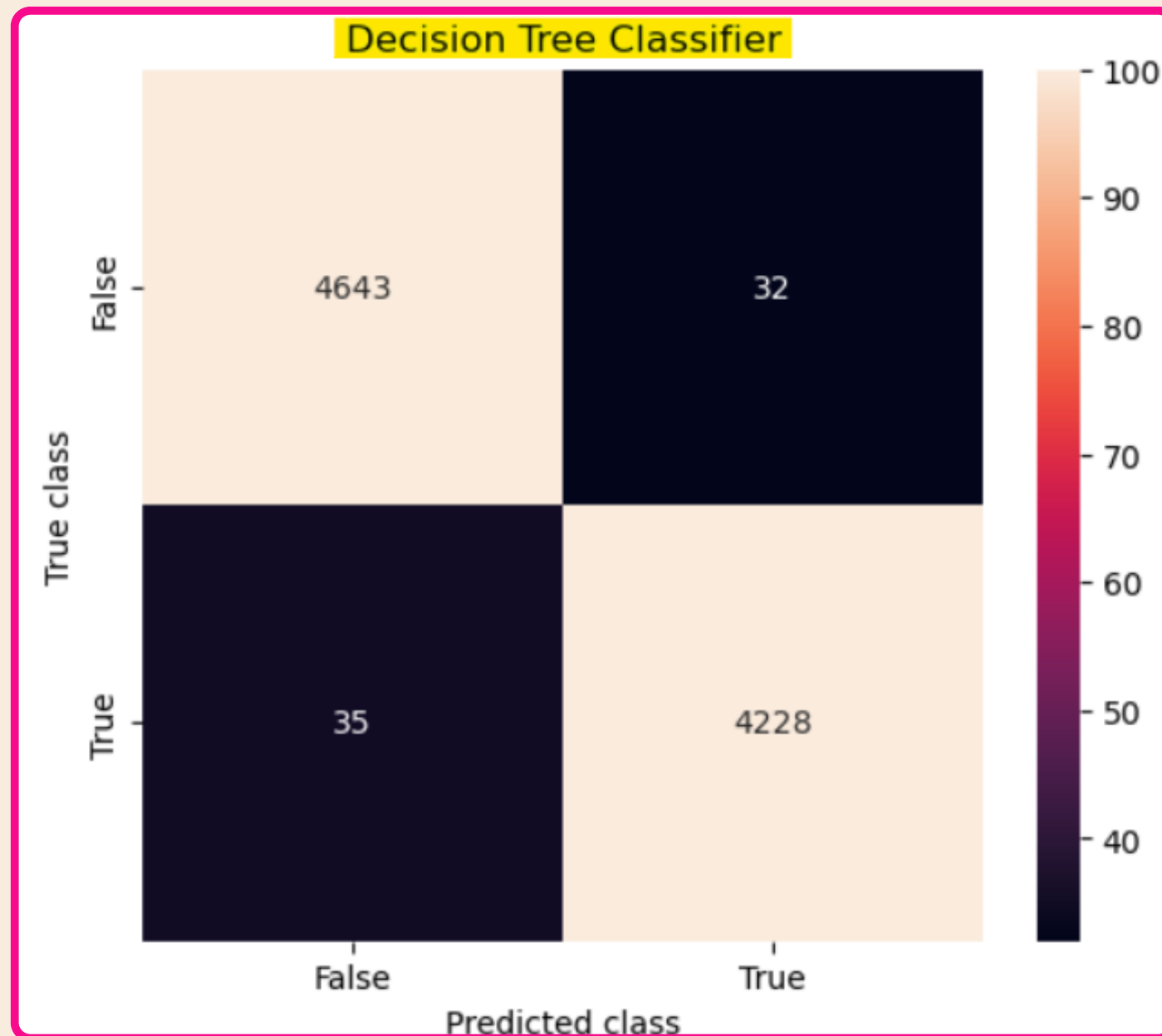


		Predicted Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)

La matrice de confusion mesure la performance de classification en représentant les différentes combinaisons de valeurs réelles et prédites.

il y a quatre cas possible lors d'une prédiction:

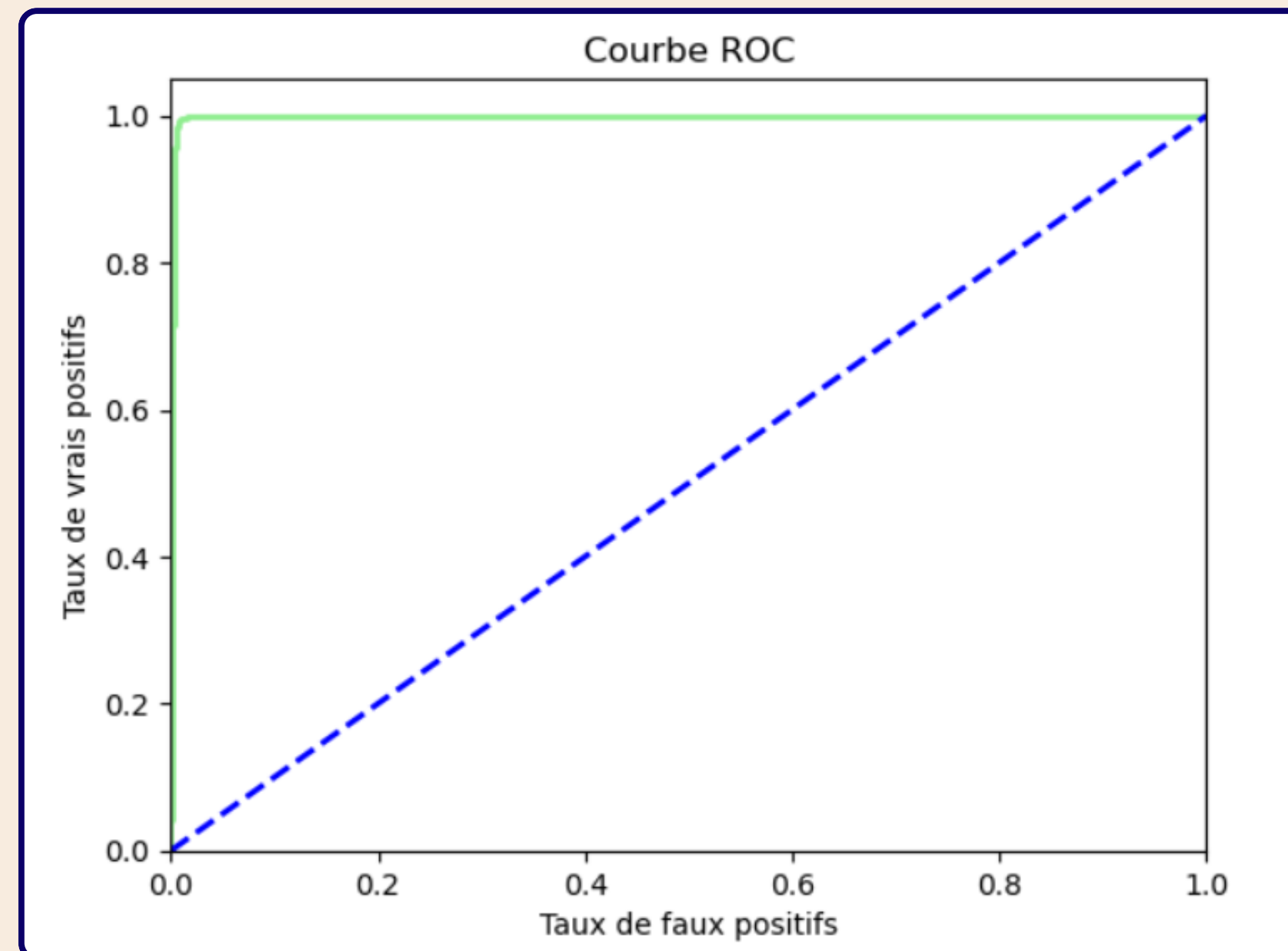
- Vrai négatif.
- Vrai positif.
- Faux positif.
- Faux négatif.



Accuracy: 0.9942940255090624
Precision: 0.9913267698077824
Recall: 0.9967004477963705
F1-Score: 0.9940063462216476
Matthews correlation coefficient: 0.9885749

```
diff = 0
for i, v in enumerate(y_test):
    #print("hello")
    if prediction[i] != v:
        diff = diff + 1
    #print(f"prediction {prediction[i]} actual {v}")
print(f"taux d'erreur : {diff/len(y_test)*100} %")
```

taux d'erreur : 0.693667487133587 %



Courbe ROC

Conclusion

Nous espérons que notre modèle apportera une contribution à la lutte contre la propagation des fake news.

Merci pour votre attention