

Using Deep Learning with Word Embeddings to improve Customer Satisfaction

2020-09-17



Eric Charton, Ph.D.
Senior Director – AI Science



Nous existons pour avoir
un **IMPACT POSITIF** dans
la vie des gens.

En bâtiissant **des relations**
à long terme avec nos
clients, nos employés et
la communauté:
l'humain d'abord.



January 1st 2020 - December 31st 2020 — ▾



contact_date	_index	contact_text	Q	Q
September 7th 2020	interaction_sb_ip	Pour virer ma carte mastercard mqcr~~		
September 7th 2020	interaction_sb_ip	carte de credit mastercard Privileges -151.93		
September 7th 2020	interaction_sb_ip	MasterCard		
September 7th 2020	interaction_sb_ip	Contester transaction mastercard		
September 7th 2020	interaction_sb_ip	Tranfer ré mastercard crard vers crédit 1000,00 compte ma marge de' credit		
September 7th 2020	interaction_sb_ip	À quoi sont dus les frais d'intérêt qui me sont facturés sur ma MasterCard?		
September 7th 2020	interaction_sb_ip	Je voudrais consulter mon relevé Mastercard		

The problem to solve

- ① Text analytics solution are keyword based for topic detection
- ② This is not adapted for fine topic classification
 - a *Classes are unbalanced in real life application*
 - b *The Word Sense Disambiguation problem create noise in keyword based systems*



Ambiguity of language is the key

Example :

Apple price is to watch





AAPL

Apple Inc.

384.76 +1.21%
At Close

401.45 +4.34%
After Hours

1D

1W

1M

3M

6M

1Y

2Y

5Y

10Y

ALL



Apr

Jun

Jul

Open

376.75

Vol

30.62M

52W H

399.82

Yield

0.86%

High

385.19

P/E

30.23

52W L

192.58

Beta

1.18

Low

375.07

Mkt Cap

1.668T

Avg Vol

34.60M

EPS

12.73

More Data from Yahoo Finance



The Word Sense Disambiguation problem

Apple
price
is to
watch ?



... and in the banking context :

Mon compte de prêt doit être suspendu
(my loan account need to be suspended)

Je ne suis pas prêt à fermer ce compte
(I am not ready to suspend my loan)



Understanding the reality : Real Life Problem and Measure bias

... tagged by a keyword based classifier:

Topic / Class	Proportion of comments	Accuracy
Varia	60%	95%
Credit Cards	30%	60%
Subsidiaries	10%	30%
Mobile App	5%	20%

Let's imagine a customer feedback stream of comments ...

▶ Image et décisions corporatives	-	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	La cliente souhaite de parler avec Madame Bianca Dupuis, Vice-présidente adjointe Stratégie Elle m'a fait la demande 10 fois...
▶ Fonctionnalité numérique	-	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	Option non-disponible: accès à l'information de la cote de crédit en ligne
▶ Carte de débit	Paiement sans contact	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	Cas de Monsieur Aimé Lavoie FCC: JIRAT(NAS)1 Ton transit: (ZIP) Lundi dernier (inscrit la date) Monsieur Lavoie se présente à la succursale, il n'est pas content tout et demande à voir le directeur. C'est un client assez fortuné et de longue date à la Banque je sais avec lui, tu comprends qu'il a fait un dépôt d'un gros montant dans son compte bancaire ouïouïl a vendu sa propriété récemment.

In this four class system a global Accuracy of 80% is measured but ...

- 4/10 verbatims on credit card are not properly tagged
- 7/10 verbatims on subsidiaries are not properly tagged
- 8/10 verbatims on mobile app are not properly tagged (80% of errors !)

Experiments



1. Using a standard Corpora to evaluate new techniques

1. DL & Convolutional Networks / GRU
2. Embeddings (BERT and

2. Determining if

1. Neural Networks can handle the problem of unbalanced classes
2. New techniques can improve the topic detection problem



- ❖ DEFT (Defi Fouille de Texte) 2013 (Grouin et al., 2013)
 - A dataset of French cooking recipes labelled as
 - Task 1: Level of difficulty
 - Very Easy, Easy, Fairly Difficult, and Difficult
 - Task 2: Meal type
 - Starter, Main Dish, and Dessert



A real life corpora with massive ambiguities

Task 1

Difficulty Level	Train		Development		Test	
	# of Samples	Percentage	# of Samples	Percentage	# of Samples	Percentage
Very Easy	5569	50.2%	1393	50.2%	1132	49.0%
Easy	4601	41.5%	1151	41.5%	968	41.9%
Fairly Difficult	855	7.7%	213	7.7%	189	8.2%
Difficult	64	0.6%	16	0.6%	20	0.9%
Total	11089	100.0%	2773	100.0%	2309	100.0%

Task 2

Meal Type	Train		Development		Test	
	# of Samples	Percentage	# of Samples	Percentage	# of Samples	Percentage
Starter	2599	23.4%	647	23.3%	562	24.4%
Main Dish	5167	46.6%	1280	46.1%	1084	47.0%
Dessert	3323	30.0%	846	30.5%	661	28.6%
Total	11089	100.0%	2773	100.0%	2307	100.0%



Previous experiments on DEFT Corpora

Previous state of the art established (2010):

- Linear classifiers (SVM, Logistic Regression) & Strong feature selection obtain the best performances
 - Including on unbalanced classes

Questions:

- Does a Deep Learning classifier with embeddings can outperform state of the art ?
- Do this classifier perform better with or without feature selection ?



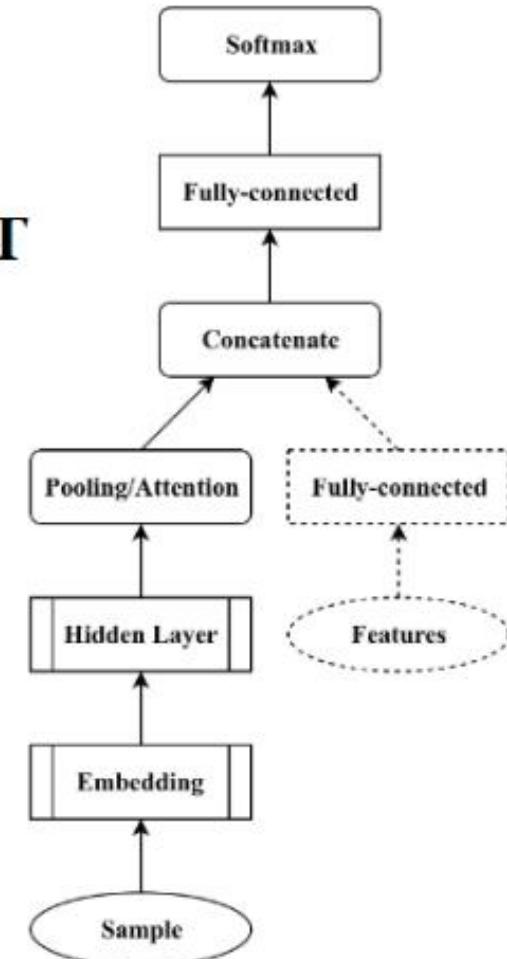
Proposed system

❖ Neural sub-model

- Embedding layer: pretrained **BERT** or **CamemBERT**
- Hidden layer: **CNN** or **GRU**
- Pooling layer: **Attention**, **Average**, **Max**

❖ Linguistic sub-model

- Feature extractor
 - The extraction and selection of linguistic features was done according to **Charton et al. (2014)**
- Fully-connected layer





Experiments & Results

	Model	Development				Test			
		A	Macro F1	Macro P	Macro R	A	Macro F1	Macro P	Macro R
Neural	CNN-BERT	61.5	39.3	41.1	37.6	58.8	37.7	39.4	36.1
	GRU-BERT	59.9	38.5	38.5	38.4	58.0	36.8	37.0	36.7
	Finetuned BERT	56.9	39.3	42.9	36.2	55.9	36.0	36.8	35.3
	CNN-CamemBERT	60.9	42.7	43.4	42.0	59.3	38.6	39.9	37.3
	GRU-CamemBERT	62.4	36.1	38.1	34.3	60.1	36.9	40.1	34.1
	Finetuned CamemBERT	61.2	37.3	38.5	36.2	59.3	37.6	38.9	36.4
Joint	CNN-BERT	64.5	49.1	60.0	41.6	62.0	47.3	59.3	39.3
	GRU-BERT	65.8	41.7	45.5	38.5	63.1	39.3	42.1	36.8
	CNN-CamemBERT	66.4	50.3	58.5	44.2	63.8	50.0	62.0	42.0
	GRU-CamemBERT	65.3	51.1	68.5	40.8	63.1	40.5	42.5	38.7
Deft 2013 Top Teams	1 st Team (Charton et al., 2014)	-	-	-	-	62.5	48.4	68.2	37.5
	2 nd Team (Collin et al., 2013)	-	-	-	-	61.2	45.1	52.4	39.5
	3 rd Team (Bost et al., 2017)	-	-	-	-	59.2	45.3	63.3	35.3



In our application context

Resulting techniques are applied to customer data

	Itération 1	Itération 2	Itération 3
Prêt hypothécaire	64.3	66.6	
Covid-19	30.3	55.6	
Succession	86.9	83.3	
NSF	82.6	83.8	
Marge de crédit personnelle	54.8	57.1	
Chargeback	82.1	80.7	
Frais élevé	28.5	66.6	
Temps d'attente	69.7	73.8	
Canaux numériques	64.7	64.5	
Master card	91.7	91.8	
Manque de suivi	0	42.8	
Boîte vocale	0	57.1	
Carte de crédit	89.7	90.0	
Taux d'intérêt	50.0	57.4	
Investissement	83.3	83.3	
CELI	61.5	71.4	
REER	88.8	88.8	
Roulement de personnel	0	33.3	
Forfait bancaire	89.3	91.5	
Transaction en ligne	69.1	69.4	
Expérience numérique	77.0	80.3	

En cours

How it is used

Proportion par catégorie

This stacked bar chart displays the percentage distribution of various product categories over time. The Y-axis represents the count as a percentage from 0% to 100%. The X-axis shows months from 2020-01-31 to 2020-08-31. The legend includes: Solutions transactionnelles (green), Carte de crédit (brown), Financement (red), Canaux numériques (blue), CPG et Solutions d... (purple), Épargne collective (light green), Fonctionnalité nu... (teal), Image et décisions... (orange), Immeuble, station... (yellow-green), Succession (dark blue), Protections / Assuranc... (light blue), Produits commercia... (dark teal), Compte à intérêts ... (dark purple), and Transfert d'entrep... (dark brown).

Count

Mois

Proportion par sous-catégorie

This stacked bar chart displays the percentage distribution of various sub-categories over time. The Y-axis represents the count as a percentage from 0% to 100%. The X-axis shows months from 2020-01-31 to 2020-08-31. The legend includes: Compte bancaire (purple), Prêt hypothécaire (brown), SBI (green), App mobile (red), Forfaits (yellow-green), Prêts (pink), Guichet automatiqu... (blue), Programme de ré... (light green), Marge TE1 (dark purple), CELI (dark blue), Paiement de factu... (dark teal), Rétrofacturation (light blue), Transaction sur ca... (dark brown), and Arrêt de paiement (dark green).

Count

Mois

MBQ - verbatims list

categorization	sub_categorization	_index	contact_date	contact_text
▶ Protections / Assurances	-	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	La conjointe du client (Josée Grondin) prend en charge le dossier car elle a communiqué avec moi début août. Les clients me semblent de bonne foi. J'ai escaladé la plainte aux assurances directement au directeur des réclamations (Yannick Meyer). Je vous joint les derniers développements sur service des assurances qui réfère le client à l'ombudsman clients, ombudsman Assurance ou AMF.
▶ Solutions transactionnelles	Compte bancaire	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	Retenue de fond suite à un dépôt sans avoir avisé le client
▶ Carte de crédit	Paiement sur carte de crédit	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	Le client fait ses paiements à la date d'échéance tous les mois par la banque Scotia, mais n'a pas été informé du délai de réception des paiements. On lui a déjà octroyé un remboursement d'intérêts dans le passé pour la même raison, sans lui expliquer les délais. Il se retrouve avec des intérêts facturés sur plusieurs mois et voudraient qu'ils soient renversés puisqu'on a omis de l'informer de ces délais.
▶ Carte de crédit	Transaction sur carte de crédit	insatisfaction_gdi_fr	September 15th 2020	La cliente appelle pour contester des transactions qu'elle ne reconnaît pas avoir fait: 0901 SONY INTERACTIVE 12.09 0908 SONY INTERACTIVE 6.15

1-50 of 194,975

D

6

How is it used ?

Dashboard / MBQ - Mon Bancaire au Quotidien

Full screen Share Clone Edit Documentation Auto-refresh Year to date Options Refresh

> Search... (e.g. status:200 AND extension:PHP)

Add a filter +

Mon Bancaire au Quotidien

Source: Select... Clear form Cancel changes Apply changes

Sélection actuelle

September 15th 2020 Insatisfaction la plus récente

NPS

194,975 Verbatims 8.484 Score 57,295 Taille échantillon

Verbatims par source

Source	Pourcentage
interaction_sbip	23.93%
interaction_gdi_fr	10.01%
interaction_mec...	8.41%
interaction_sqr	1.29%

Verbatims par canal

Canal	Pourcentage
Missing	57,295
SUCCURSALE	194,975
NON-ASSISTÉ (NONA...)	8.484
SAE	8.484
DDH	8.484
PE	8.484

Tendances mensuelles

Verbatims NPS

7



Thank you !

Questions ?

■ References

- Eric.charton@bnc.ca
- Mohammadi, E., Naji, N., Marceau, L., Queudot, M., Charton, E., Kosseim, L., & Meurs, M. J. (2020, May). Classification of Rare Recipes Requires Linguistic Features as Special Ingredients. In *Canadian Conference on Artificial Intelligence* (pp. 426-437). Springer, Cham.
- Mohammadi, E., Marceau, L., Charton, E., Kosseim, L., Nerima, L., & Meurs, M. J. (2020). Du bon usage d'ingrédients linguistiques spéciaux pour classer des recettes exceptionnelles. In *Actes de la 6e conférence conjointe Journées d'Études sur la Parole (JEP, 33e édition), Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN, 27e édition), Rencontre des Étudiants Chercheurs en Informatique pour le Traitement Automatique des Langues (RÉCITAL, 22e édition). Volume 2: Traitement Automatique des Langues Naturelles* (pp. 81-94).

