

## SEC : contexte émotionnel phrasistique intégré pour la reconnaissance émotionnelle efficiente dans la conversation

Barbara Gendron-Audebert<sup>1,2</sup> et Gaël Guibon<sup>1</sup>  
{prénom.nom}@loria.fr

(1) LORIA, Université de Lorraine, CNRS      (2) Université du Luxembourg

## Contexte

- *Comme quoi on a de plus en plus de discours à caractère émotionnel dans les contenus générés par les utilisateurs.*
- *Il est nécessaire de bien les comprendre et c'est souvent subtile (co-références, ironie, amplification, biais, ...)*
- *Il existe déjà des modèles pour ça mais ça reste une tâche difficile à accomplir, qu'on pourrait essayer d'améliorer avec les progrès du deep learning*

*Ajouter des choses à partir de l'intro du papier. Quelle illustration sympa on pourrait mettre ici ? Il faut quelque chose d'accrocheur à ce stade...*

# Objectifs

Cadre de l'étude :

- Détection et identification des émotions dans le contenu généré par les utilisateurs
- Dialogues sous forme de conversations dyadiques
- Reconnaissance d'Émotions en Conversation (ERC)

# Objectifs

Cadre de l'étude :

- Détection et identification des émotions dans le contenu généré par les utilisateurs
- Dialogues sous forme de conversations dyadiques
- Reconnaissance d'Émotions en Conversation (ERC)

Questions de recherche :

- **RQ1** : Comment utiliser l'information provenant du contexte conversationnel pour guider la détection d'émotions en conversation ?
- **RQ2** : Est-ce que la prise en compte du contexte conversationnel permet d'améliorer la détection d'émotions en conversation dans le cas dyadique ?

# Apport du *deep learning*

- La **profondeur** du réseau neuronal permet de traiter certains aspects plus subtils du discours.
- De nombreuses structures **séquentielles** à disposition
- Apprentissage sur le contexte grâce à l'**attention**<sup>1</sup> et aux architectures associées<sup>2</sup>.

Les modèles neuronaux obtiennent des résultats état-de-l'art en ERC.<sup>3, 4</sup>

- 
1. D. BAHDANAU et al. *Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate*. ICLR. 2015.
  2. A. VASWANI et al. *Attention Is All You Need*. 2017.
  3. S. PORIA et al. *Emotion Recognition in Conversation : Research Challenges, Datasets, and Recent Advances*. IEEE Access. 2019.
  4. P. PEREIRA et al. *Deep Emotion Recognition in Textual Conversations : A Survey*. 2022.

## Travaux connexes

- Tâche traditionnellement évaluée en microF1, **de plus en plus en macroF1**.

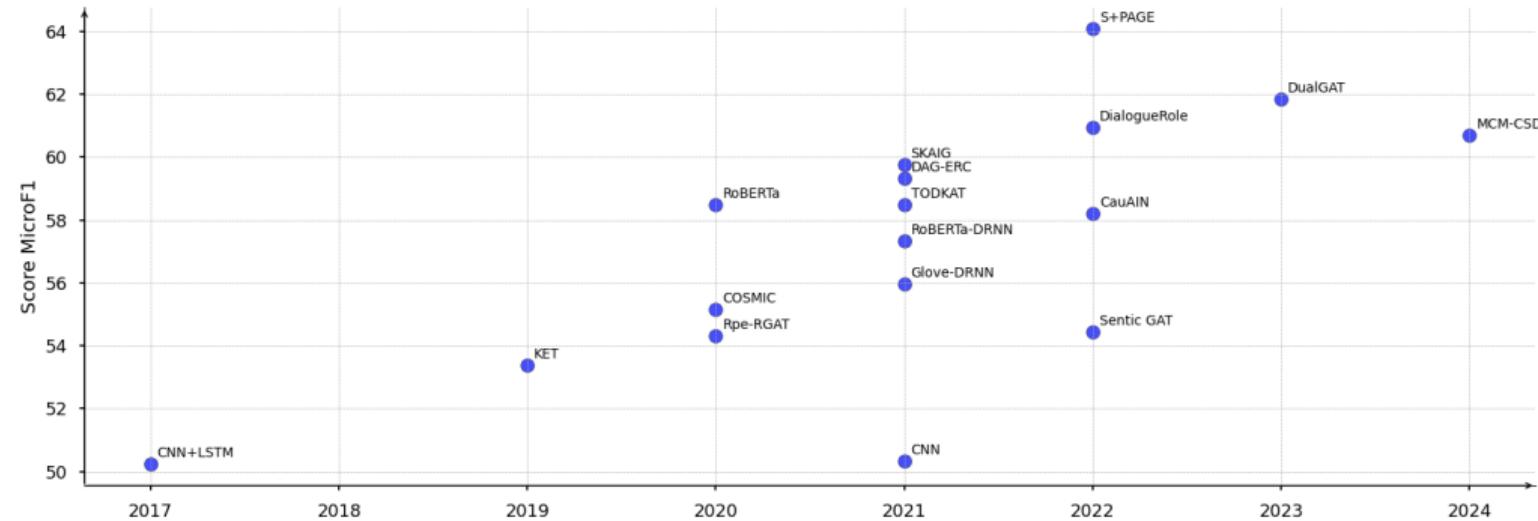
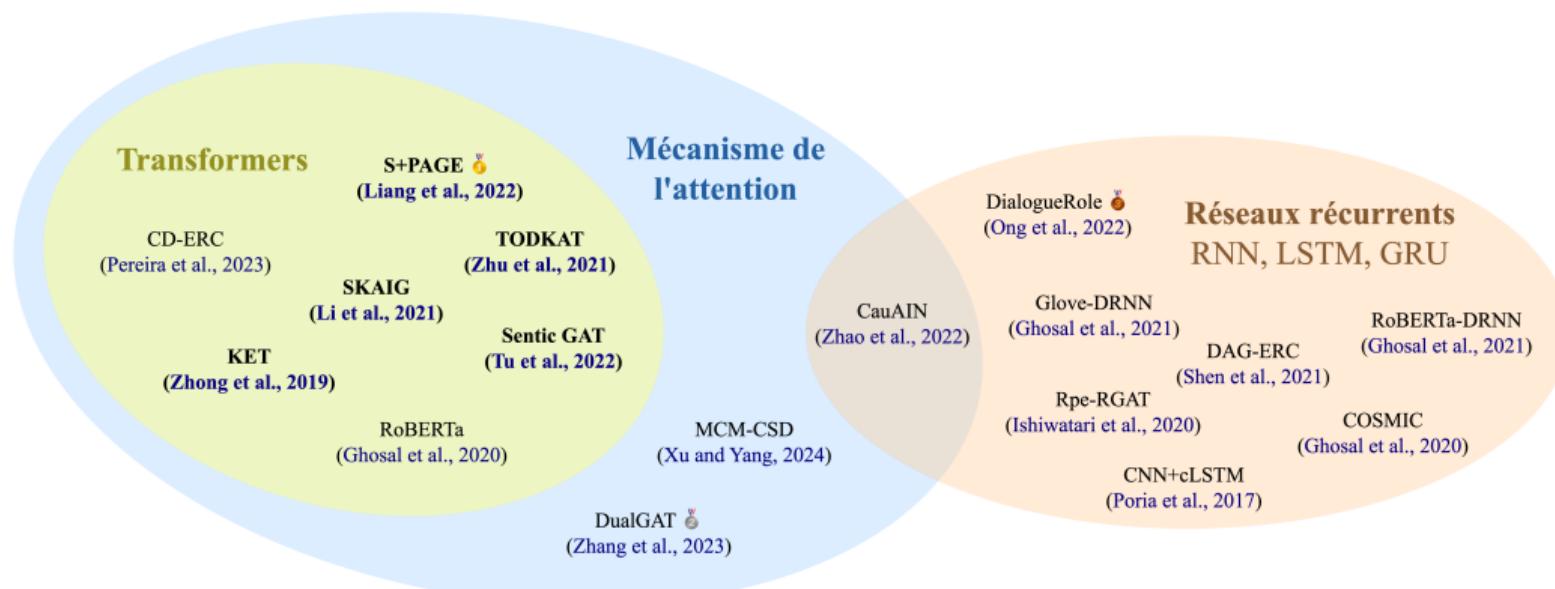


FIGURE – Modèles état-de-l'art en ERC suivant le microF1 sur les données textuelles de DailyDialog (6 étiquettes émotionnelles)

# Travaux connexes

FIGURE – Vue d'ensemble des architectures de modèle utilisées par les modèles état-de-l'art en ERC.  
Les modèles **en gras** intègrent des graphes de connaissances.



## Apport du *metric learning*

*Motiver l'utilisation de cette forme de méta-apprentissage, qu'on peut définir par le formalisme "apprendre à apprendre" mais aussi par cette idée d'extraction de meta-representation. C'est ça qu'on va utiliser par la suite, et ça permet plein de choses pertinentes dans le cadre des émotions, notamment :*

- *Un cadre de classification plus souple : introduction de nouveaux labels inconnus sans avoir besoin de changer le modèle ni l'entraînement*
- *L'extraction de relations entre les labels de manière assez naturelle puisque c'est comme ça que le modèle a été entraîné*
- *Une adaptation intrinsèque à l'apprentissage avec peu d'essais (*few-shot learning*), ce qui permet d'apprendre des labels émotionnels peu représentés/dotés*

## Travaux connexes

*Donner des exemples en metric learning, notamment protosec !*

# Réseaux siamois

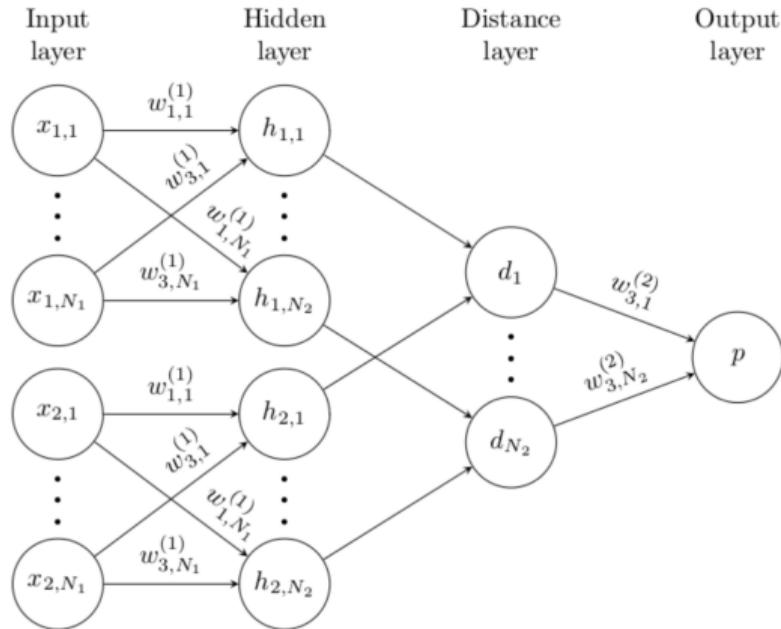


FIGURE – Architecture des réseaux siamois<sup>5</sup>

5. G. KOCH et al. *Siamese Neural Networks for One-shot Image Recognition*. 2015.

# Réseaux siamois

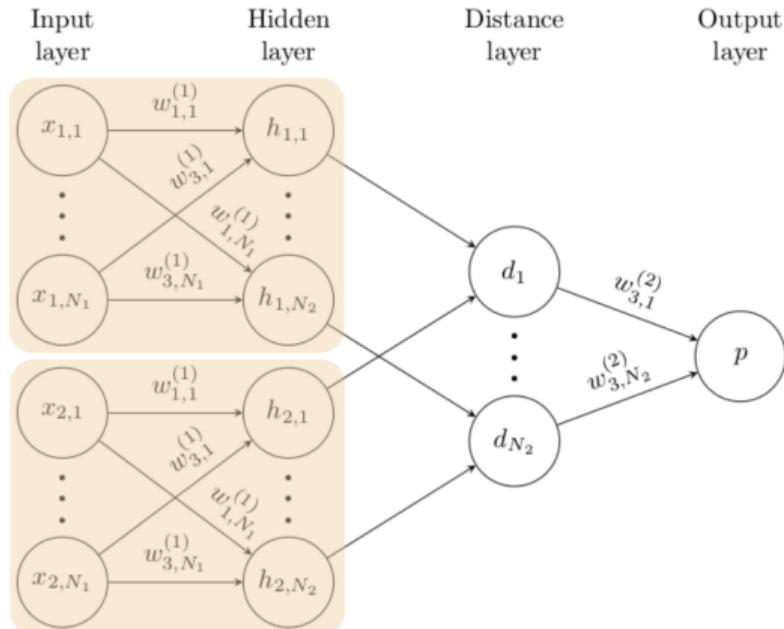


FIGURE – Architecture des réseaux siamois<sup>5</sup>

5. G. KOCH et al. *Siamese Neural Networks for One-shot Image Recognition*. 2015.

# Réseaux siamois

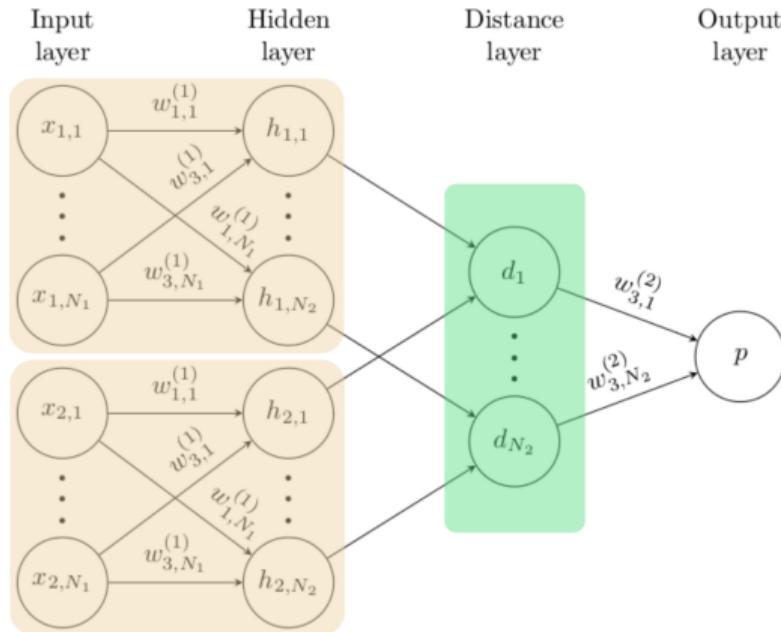


FIGURE – Architecture des réseaux siamois<sup>5</sup>

5. G. KOCH et al. *Siamese Neural Networks for One-shot Image Recognition*. 2015.

# *Triplet loss* : fonction de coût par triplets

Un triplet de propos :

- Ancre ( $A$ )
- Positif ( $P$ )
- Négatif ( $N$ )

$A$  et  $P$  sont de la même classe,  $N$  est d'une autre.

Objectif de la *triplet loss* :

- Minimiser  $d(A, P)$
- Maximiser  $d(A, N)$

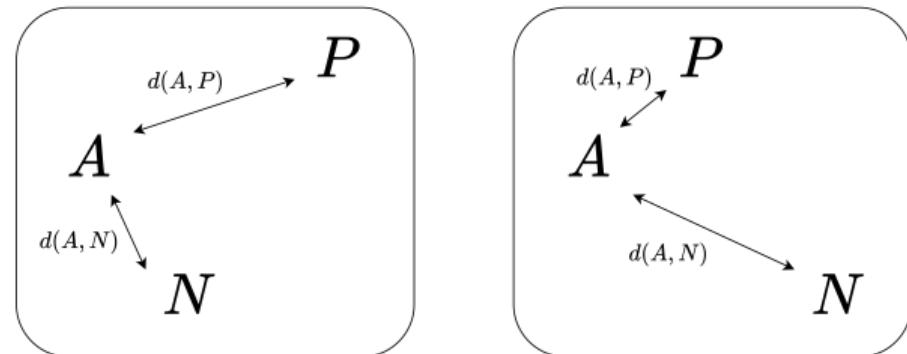
# *Triplet loss* : fonction de coût par triplets

Un triplet de propos :

- Ancre ( $A$ )
- Positif ( $P$ )
- Négatif ( $N$ )

$A$  et  $P$  sont de la même classe,  $N$  est d'une autre.

$$\mathcal{L}(a, p, n) = \max \{d(a, p) - d(a, n) + \text{marge}, 0\}$$



Objectif de la *triplet loss* :

- Minimiser  $d(A, P)$
- Maximiser  $d(A, N)$

$$\begin{aligned} d(A, P) - d(A, N) &> 0 \\ \mathcal{L}(A, P, N) &> 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} d(A, P) - d(A, N) &< 0 \\ \mathcal{L}(A, P, N) &= 0 \end{aligned}$$

FIGURE – Illustration du principe de la *triplet loss*

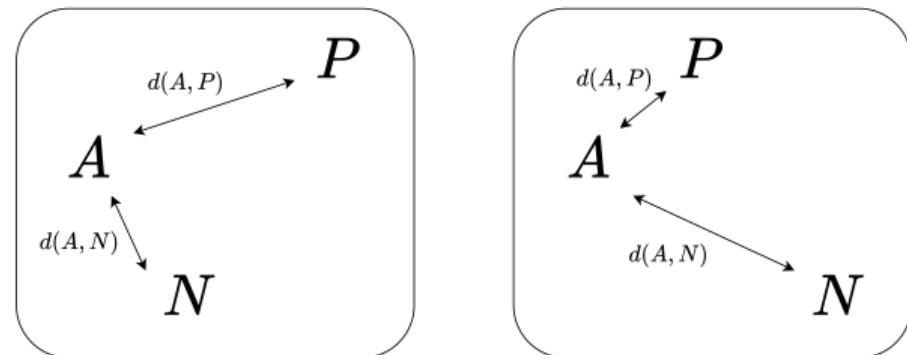
# *Triplet loss* : fonction de coût par triplets

Un triplet de propos :

- Ancre ( $A$ )
- Positif ( $P$ )
- Négatif ( $N$ )

$A$  et  $P$  sont de la même classe,  $N$  est d'une autre.

$$\mathcal{L}(a, p, n) = \max \{d(a, p) - d(a, n) + \text{marge}, 0\}$$



Objectif de la *triplet loss* :

- Minimiser  $d(A, P)$
- Maximiser  $d(A, N)$

$$\begin{aligned} d(A, P) - d(A, N) &> 0 \\ \mathcal{L}(A, P, N) &> 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} d(A, P) - d(A, N) &< 0 \\ \mathcal{L}(A, P, N) &= 0 \end{aligned}$$

FIGURE – Illustration du principe de la *triplet loss*

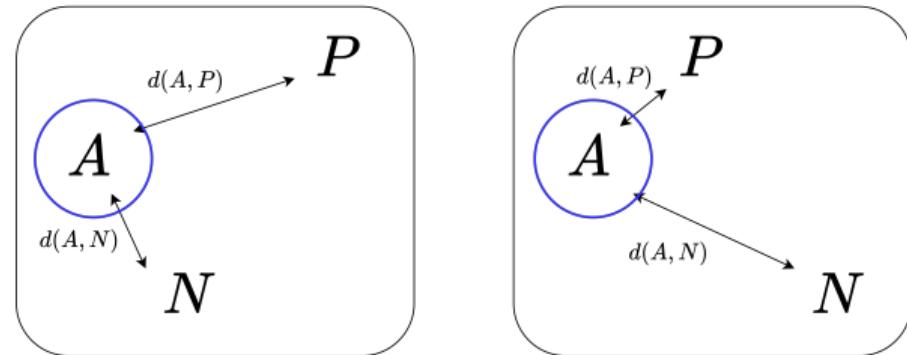
# *Triplet loss* : fonction de coût par triplets

Un triplet de propos :

- Ancre ( $A$ )
- Positif ( $P$ )
- Négatif ( $N$ )

$A$  et  $P$  sont de la même classe,  $N$  est d'une autre.

$$\mathcal{L}(a, p, n) = \max \{d(a, p) - d(a, n) + \text{marge}, 0\}$$



Objectif de la *triplet loss* :

- Minimiser  $d(A, P)$
- Maximiser  $d(A, N)$

$$\begin{aligned} d(A, P) - d(A, N) &> 0 \\ \mathcal{L}(A, P, N) &> 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} d(A, P) - d(A, N) &< 0 \\ \mathcal{L}(A, P, N) &= 0 \end{aligned}$$

FIGURE – Illustration du principe de la *triplet loss*

# Protocole expérimental

## Jeu de données DailyDialog<sup>6</sup>

- 13 118 dialogues dyadiques en anglais sur des sujets de la vie quotidienne
- Annotation au niveau du tour de parole : happiness, anger, disgust, fear, surprise, sadness et no emotion

---

6. Y. LI et al. *DailyDialog : A Manually Labelled Multi-turn Dialogue Dataset*. IJCNLP. Taipei, Taiwan, 2017.

# Protocole expérimental

## Jeu de données DailyDialog<sup>6</sup>

- 13 118 dialogues dyadiques en anglais sur des sujets de la vie quotidienne
- Annotation au niveau du tour de parole : happiness, anger, disgust, fear, surprise, sadness et no emotion

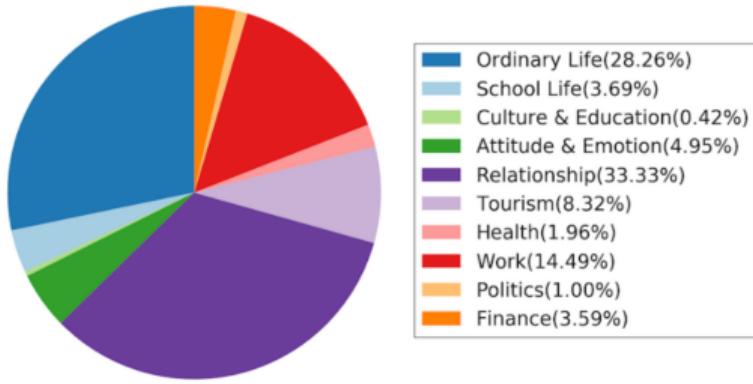
---

6. Y. LI et al. *DailyDialog : A Manually Labelled Multi-turn Dialogue Dataset*. IJCNLP. Taipei, Taiwan, 2017.

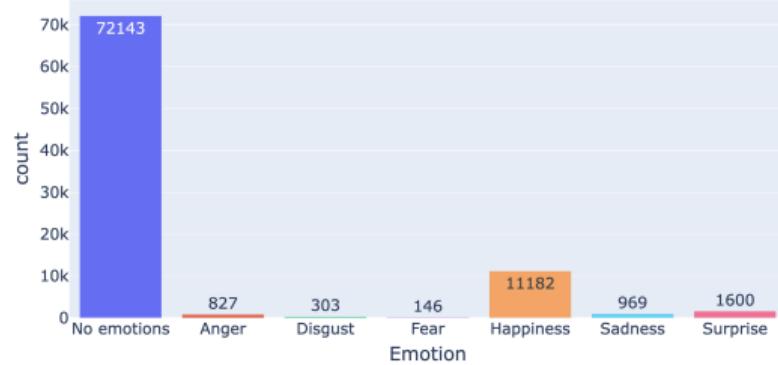
# Protocole expérimental

## Jeu de données DailyDialog<sup>6</sup>

- 13 118 dialogues dyadiques en anglais sur des sujets de la vie quotidienne
- Annotation au niveau du tour de parole : happiness, anger, disgust, fear, surprise, sadness et no emotion



(a) Répartition des sujets des dialogues



(b) Distribution des émotions dans les données d'entraînement

6. Y. LI et al. *DailyDialog : A Manually Labelled Multi-turn Dialogue Dataset*. IJCNLP. Taipei, Taiwan, 2017.

# Procédure d'entraînement

## Prédictions d'émotions avec contexte (propos contextuels)

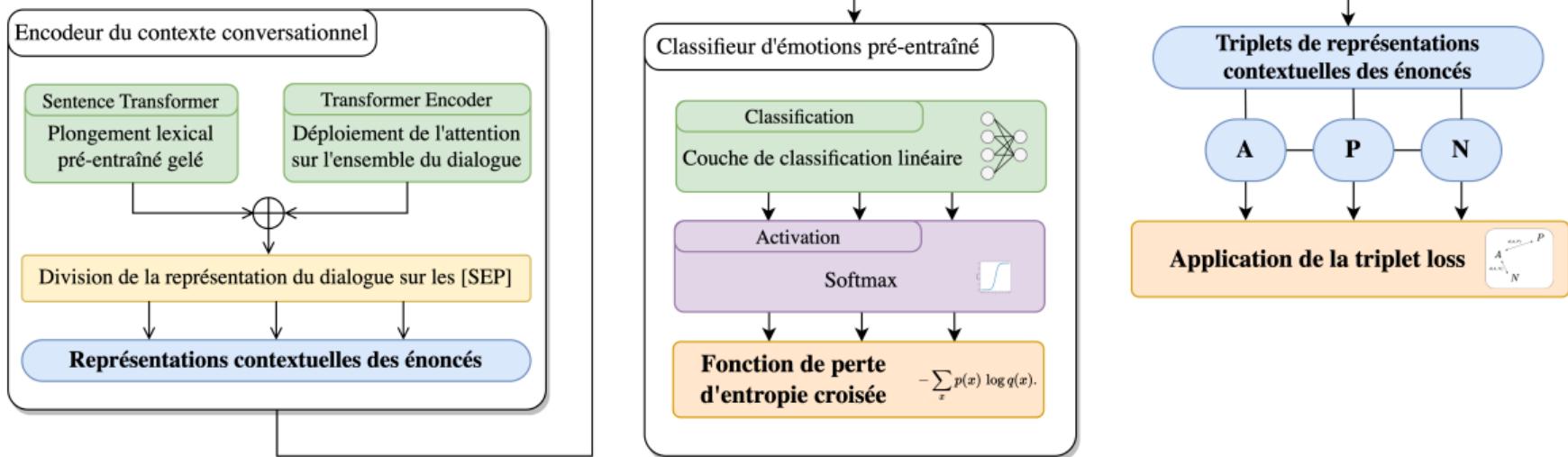


FIGURE – Prédiction d'émotions sur des représentations de propos contextuelles.

# Évaluations quantitative et qualitative

## Métriques d'évaluation

- *MicroF1 : choix historiquement privilégié par la littérature*
- *MacroF1 paraît plus pertinent car favorise des modèles plus polyvalents en reconnaissance des émotions, donc moins biaisé et plus aptes à distinguer des émotions nouvelles*
- *MCC (Matthews Correlation Coefficient) : métrique plus contraignante mais essentielle pour assurer la pertinence de l'entraînement.*

Le MCC est défini comme suit<sup>7</sup> :

$$\text{MCC} = \frac{TP/N - S \times P}{\sqrt{PS(1-S)(1-P)}} \quad (1)$$

Où  $TP$  est le nombre de vrais positifs,  $N$  la taille des données,  $P$  la précision et  $S$  le rappel (pour *sensitivity*).

---

7. B. W. MATTHEWS. « Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysozyme. ». In : *Biochimica et biophysica acta* (1975).

# Résultats quantitatifs

| Nom du modèle                              | macroF1*     | microF1*     | MCC         |
|--------------------------------------------|--------------|--------------|-------------|
| Modèles état-de-l'art en ERC               |              |              |             |
| CNN+cLSTM (Poria <i>et al.</i> , 2017)     | –            | 50.24        | –           |
| KET (Zhong <i>et al.</i> , 2019)           | –            | 53.37        | –           |
| COSMIC (Ghosal <i>et al.</i> , 2020)       | 51.05        | 58.48        | –           |
| RoBERTa (Ghosal <i>et al.</i> , 2020)      | 48.20        | 55.16        | –           |
| Rpe-RGAT (Ishiwatari <i>et al.</i> , 2020) | –            | 54.31        | –           |
| Glove-DRNN (Ghosal <i>et al.</i> , 2021)   | 41.80        | 55.95        | –           |
| roBERTa-DRNN (Ghosal <i>et al.</i> , 2021) | 49.65        | 57.32        | –           |
| CNN (Ghosal <i>et al.</i> , 2021)          | 36.87        | 50.32        | –           |
| DAG-ERC (Shen <i>et al.</i> , 2021)        | –            | 59.33        | –           |
| TODKAT (Zhu <i>et al.</i> , 2021)          | <u>52.56</u> | 58.47        | –           |
| SKAIG (Li <i>et al.</i> , 2021)            | 51.95        | 59.75        | –           |
| Sentic GAT (Tu <i>et al.</i> , 2022)       | –            | 54.45        | –           |
| CauAIN (Zhao <i>et al.</i> , 2022)         | –            | 58.21        | –           |
| DialogueRole (Ong <i>et al.</i> , 2022)    | –            | 60.95        | –           |
| S+PAGE (Liang <i>et al.</i> , 2022)        | –            | <b>64.07</b> | –           |
| DualGAT (Zhang <i>et al.</i> , 2023)       | –            | <u>61.84</u> | –           |
| CD-ERC (Pereira <i>et al.</i> , 2023)      | 51.23        | –            | –           |
| Notre approche                             |              |              |             |
| SentEmoContext                             | <b>57.71</b> | 57.75        | <b>0.49</b> |

FIGURE – Résultats en ERC sur DailyDialog

# Évaluation qualitative

*Discuter la question de la subjectivité de l'annotation*

# Comparaison avec les LLMs

| Nom du modèle                             | macroF1*     | microF1* | MCC         |
|-------------------------------------------|--------------|----------|-------------|
| LLMs                                      |              |          |             |
| Llama2-7b (Touvron <i>et al.</i> , 2023)  | 09.70        | 24.92    | 0.08        |
| Llama2-13b (Touvron <i>et al.</i> , 2023) | 22.26        | 43.37    | 0.15        |
| Falcon-7b (Penedo <i>et al.</i> , 2023)   | 07.54        | 42.75    | 0.01        |
| Notre approche                            |              |          |             |
| SentEmoContext                            | <b>57.71</b> | 57.75    | <b>0.49</b> |

FIGURE – Résultats avec les LLMs et comparaison avec SentEmoContext

|            | Transformers |        | LLMs      |            |           | Notre approche |
|------------|--------------|--------|-----------|------------|-----------|----------------|
| Modèle     | MiniLM       | MPNet  | Llama2-7b | Llama2-13b | Falcon-7b | SentEmoContext |
| Tokens     | 1bn+         | 1bn+   | 2T        | 2T         | 1.5T      | 4M             |
| Taille     | 80 MB        | 420 MB | 13 GB     | 25 GB      | 15 GB     | 604,8 MB       |
| Paramètres | 22M          | 110M   | 7B        | 13B        | 7B        | 157M           |

FIGURE – Aperçu de la taille des modèles et comparaison avec SentEmoContext

# Conclusion

*Aller vers la détection plus subtile, d'émotions plus subtiles et pourquoi pas lien avec ironie ?*

# Merci pour votre attention !



FIGURE – Lien vers l'article



FIGURE – Code (dépôt GitHub)

## Références I

- BAHDANAU, D. et al. *Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate*. ICLR. 2015.
- KOCH, G. et al. *Siamese Neural Networks for One-shot Image Recognition*. 2015.
- LI, Y. et al. *DailyDialog : A Manually Labelled Multi-turn Dialogue Dataset*. IJCNLP. Taipei, Taiwan, 2017.
- MATTHEWS, B. W. « Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysozyme. ». In : *Biochimica et biophysica acta* (1975).
- PEREIRA, P. et al. *Deep Emotion Recognition in Textual Conversations : A Survey*. 2022.
- PORIA, S. et al. *Emotion Recognition in Conversation : Research Challenges, Datasets, and Recent Advances*. IEEE Access. 2019.
- VASWANI, A. et al. *Attention Is All You Need*. 2017.

# About Classification Metrics

Given :

- $P$  the quantity of positive predictions
- $N$  the quantity of negative predictions
- $TP$ ,  $TN$ ,  $FP$  and  $FN$  the True Positives, True Negatives, False Positives and False Negatives

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{P + N} \quad \text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad F_1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (3)$$

## About Matthews Correlation Coefficient (MCC) (Cramér, 1946)

Given :

$$N = TN + TP + FN + FP , \quad S = \frac{TP + FN}{N} \quad \text{and} \quad P = \frac{TP + FP}{N} \quad (4)$$

MCC has been defined in (Matthews, 1975) as :

$$\text{MCC} = \frac{TP/N - S \times P}{\sqrt{PS(1-S)(1-P)}} \quad (5)$$

# Distribution of emotions within the dialog



FIGURE – Cumulative number of expressed emotions *w.r.t.* the utterance index

## Some unexplainable predictions

===== DIALOG #82 =====

- Excuse me . Check please .
- OK , how was everything ?
- Very nice . Thank you .
- Would you like this to-go ?
- Yes , can you put it in a plastic bag ?
- Sure , no problem . Here you are . That'll be 25 dollars .
- Do you take credit cards ?
- Yes , we accept Visa and MasterCard .
- OK , here you are .
- Thanks . I'll be right back .
- OK .
- Here's your receipt .
- Thank you .
- You're welcome . Please come again .

Utterance: OK .

Emotion: no emo. Prediction: happiness X

(a)

===== DIALOG #286 =====

- I need to get my high speed internet installed .
- You'll need to make an appointment .
- Could I do that right now , please ?
- What day would you like us to do the installation ?
- Is Friday good ?
- We're only available at 3
- You can't come any earlier than that ?
- I'm sorry . That's the only available time .
- Are you available this Saturday ?
- Yes . Anytime on Saturday will be fine .
- How does 11
- We can do it . See you then .

Utterance: How does 11

Emotion: no emo. Prediction: sadness X

(b)

Figure 4.11: Two examples of unexplainable predictions.

# Preprocessing Pipeline

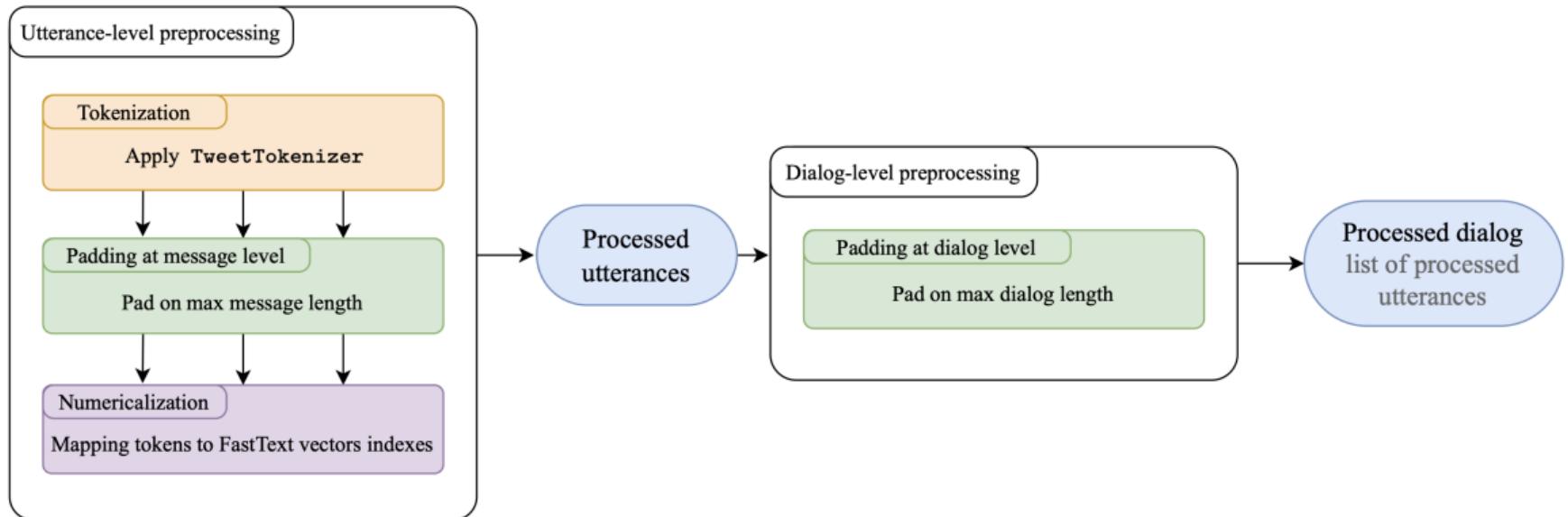


FIGURE – Preprocessing steps for isolated utterance representations

# Preprocessing Pipeline

## Original dialog

— Say, Jim, how about going for a few beers after dinner ?  
— You know that is tempting but is really not good for our fitness.

## Formatted dialog with [SEP] tokens

Say , Jim , how about going for a few beers after dinner ? [SEP] You know that is tempting  
but is really not good for our fitness .

## Word-piece tokenization

```
['[CLS]', 'say', ',', 'jim', ',', 'how', 'about', 'going', 'for', 'a', 'few',
'beers', 'after', 'dinner', '?', '[SEP]', 'you', 'know', 'that', 'is', 'tempting',
'but', 'is', 'really', 'not', 'good', 'for', 'our', 'fitness', '.', '[PAD]',
..., '[PAD]']
```

## Numericalization

```
[101, 2360, 1010, 3958, 1010, 2129, 2055, 2183, 2005, 1037, 2261, 18007,
2044, 4596, 1029, 102, 2017, 2113, 2008, 2003, 23421, 2021, 2003, 2428, 2025,
2204, 2005, 2256, 10516, 1012, 0, ..., 0]
```

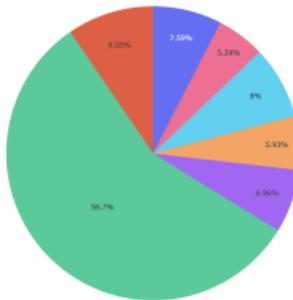
# Prediction Distributions - Isolated Utterances



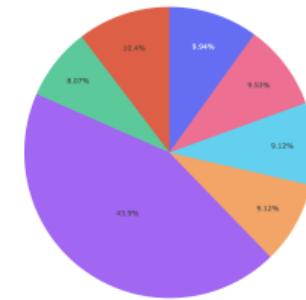
No emotion



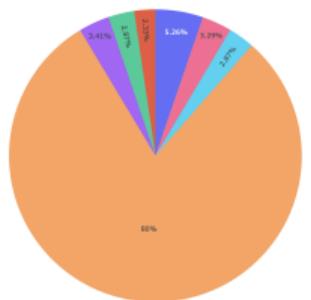
Anger



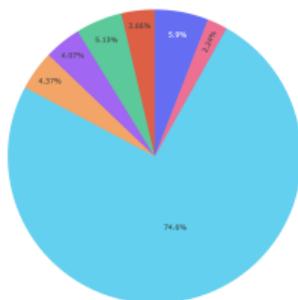
Disgust



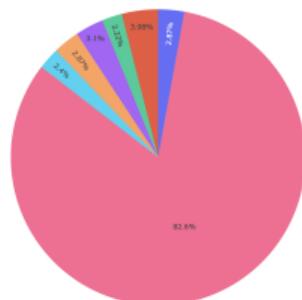
Fear



Happiness



Sadness



Surprise

Emotion

- No emotions
- Anger
- Disgust
- Fear
- Happiness
- Sadness
- Surprise

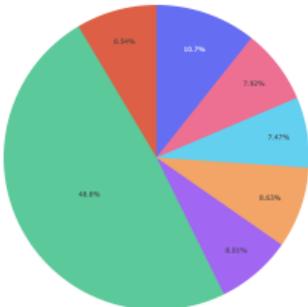
# Prediction Distributions - Contextual Utterances



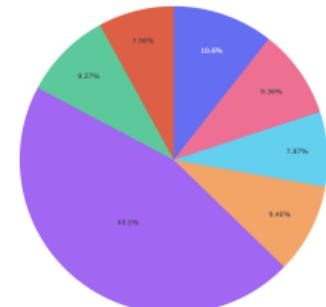
No emotion



Anger



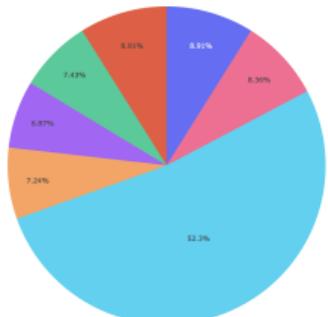
Disgust



Fear



Happiness



Sadness



Surprise

Emotion

- No emotions
- Anger
- Disgust
- Fear
- Happiness
- Sadness
- Surprise

## Performances - Isolated Utterances

| Layers            | Accuracy↑   | Loss↓        | Precision↑   | Recall↑      | wF1 score↑   |
|-------------------|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| LSTM-based models |             |              |              |              |              |
| 3                 | 68.0        | <b>0.706</b> | 0.682        | 0.680        | 0.680        |
| 4                 | 67.9        | 0.734        | 0.678        | 0.679        | 0.677        |
| 5                 | <b>70.0</b> | 0.711        | <b>0.702</b> | <b>0.700</b> | <b>0.700</b> |
| 6                 | 65.4        | 0.756        | 0.658        | 0.654        | 0.655        |
| 7                 | 66.2        | 0.793        | 0.664        | 0.662        | 0.661        |
| MLP-based models  |             |              |              |              |              |
| 3                 | <b>68.4</b> | <b>0.747</b> | <b>0.685</b> | <b>0.684</b> | <b>0.684</b> |
| 4                 | 62.9        | 0.834        | 0.629        | 0.629        | 0.628        |
| 5                 | 64.7        | 0.801        | 0.650        | 0.647        | 0.647        |

Table 4.1: Main results using Siamese Networks on static utterances representations.  
Best values are in **bold** and arrows indicates if greater or lower is better.