

Mécanismes de contrôle de congestion LEO/GEO basés sur l'apport de l'IA

Victor Perrier

Encadrement :

Emmanuel Lochin, Jean-Yves Tourneret, Patrick Gélard

16/03/2023



Mécanismes de contrôle de la congestion LEO/GEO basés sur l'apport de l'IA

Mécanismes de **contrôle de la congestion** LEO/GEO basés sur l'apport de l'IA

Mécanismes de **contrôle de la congestion** **LEO/GEO** basés sur l'apport de l'IA

Mécanismes de **contrôle de la congestion** **LEO/GEO** basés sur l'apport de **l'IA**

Plan

- 1 Contexte
- 2 État de l'art
- 3 Peut-on aller plus loin en utilisant l'IA ?
- 4 Mécanisme de l'Attention appliqué aux réseaux
- 5 Réduire la complexité de l'Attention
- 6 Conclusion
- 7 Travaux prospectifs : de $\mathcal{O}(L^2)$ à $\mathcal{O}(L)$

Contexte

Cette thèse se concentre sur les liens satellitaires LEO/GEO. Pour différentes raisons :



Cette thèse se concentre sur les liens satellitaires LEO/GEO. Pour différentes raisons :

- Sujet d'intérêt pour le CNES
- La congestion est devenue un problème pour les mégaconstellations
Starlink Speeds Continue to Fall (...) Starlink are falling as SpaceX tries to wrestle with ongoing congestion issues facing its satellite internet system. (source Michael Kan, ITs senior reporter, November 30 2022)
- Architectures hybrides développées

Ces liens à fort Produit Bande Passante délai (BDP) posent des problèmes de performance

Contexte

Pourquoi se tourner vers l'IA ?

- Aucun bon modèle de TCP en 30 ans
- Aucun modèle pérenne \implies topologies de réseaux de plus en plus complexes
 - ▶ mobilité, réseaux hybrides, ...
- Avènement d'une nouvelle génération d'algorithmes basée sur l'IA

État de l'art

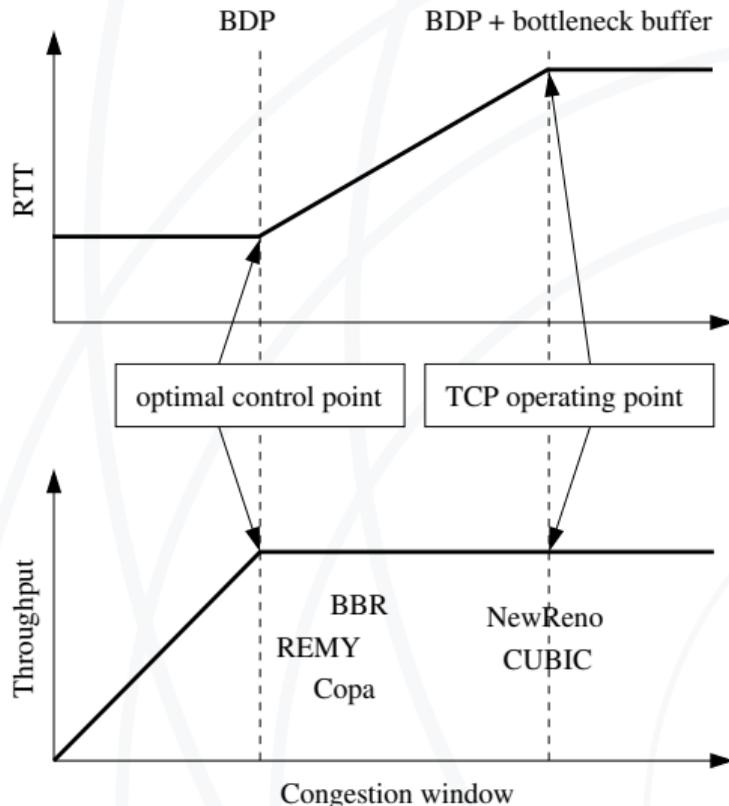
- Les trois principaux objectifs d'un algorithme de contrôle de congestion sont :
 - ① d'utiliser le maximum de la capacité résiduelle disponible
 - ② de réduire le délai de transfert et les pertes
 - ③ de rester équitable entre les différents flots concurrents

- Les trois principaux objectifs d'un algorithme de contrôle de congestion sont :
 - ① d'utiliser le maximum de la capacité résiduelle disponible
 - ② de réduire le délai de transfert et les pertes
 - ③ de rester équitable entre les différents flots concurrents
- CUBIC est l'algorithme dominant l'internet, Newreno est celui par défaut dans QUIC

- Les trois principaux objectifs d'un algorithme de contrôle de congestion sont :
 - ① d'utiliser le maximum de la capacité résiduelle disponible
 - ② de réduire le délai de transfert et les pertes
 - ③ de rester équitable entre les différents flots concurrents
- CUBIC est l'algorithme dominant l'internet, Newreno est celui par défaut dans QUIC
- L'important : tous suivent le principe fondamental de l'AIMD (Additive Increase Multiplicative Decrease)

Le Contrôle de Congestion

A la recherche du point de contrôle optimal



Ce point théorique est celui du fonctionnement optimal vers lequel les algorithmes de contrôle de congestion tentent de converger

Le Contrôle de Congestion

Nouvelle génération d'algorithmes

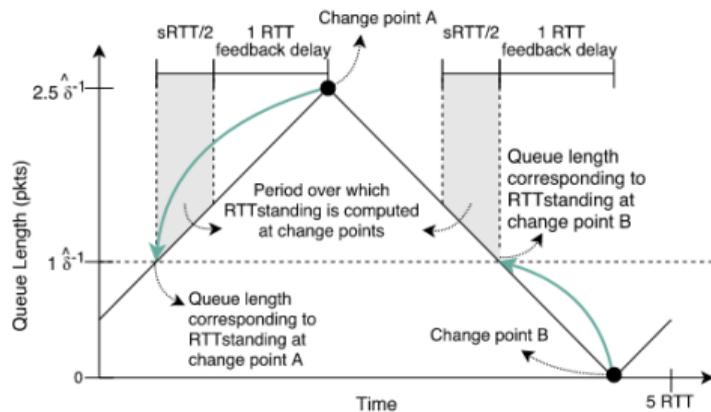
- Profil d'émission des paquets (*patterns*)
- Définition de nouvelles métriques



Le Contrôle de Congestion

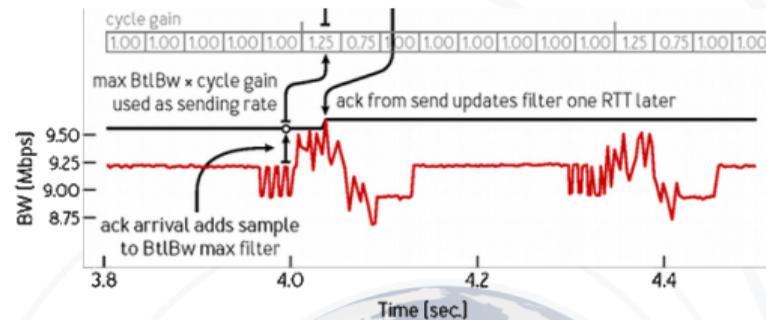
Nouvelle génération d'algorithmes

- Profil d'émission des paquets (*patterns*)
- Définition de nouvelles métriques



(a) Fonctionnement de Copa^a (Facebook)

^asrc: V. Arun and H. Balakrishnan, Copa: Practical Delay-Based Congestion Control for the Internet, USENIX NSDI 2018



(b) Fonctionnement de BBR^b (Google)

^bsrc: N. Cardwell et al., BBR: Congestion-Based Congestion Control, ACM Queue, 2016

Le Contrôle de Congestion

Limitation de ces nouveaux algorithmes

Ces algorithmes ont chacun des avantages et des inconvénients, de façon non exhaustive :

- BBR est très agressif
- Nous ne savons pas comment le profil d'émission du trafic de BBR est choisi
- Copa est trop pénalisé et sensible à d'autres algorithmes de CC présents sur le même lien
- Copa n'est pas efficace si des liens avec différents RTTs partagent le même goulot d'étranglement

L'objectif n'est pas de corriger ces problèmes.

The background features a stylized globe of the Earth in the bottom right corner, partially obscured by several concentric, light blue circular arcs that radiate from the center of the globe. The overall aesthetic is clean and modern.

Peut-on aller plus loin en utilisant l'IA ?

Peut-on aller plus loin avec en utilisant l'IA ?

Pistes explorées pour améliorer le contrôle de congestion :

- Définition et discussion sur les *patterns*
- Présentation de métriques d'intérêt qui permettent d'estimer l'état du réseau
- Résultats de l'estimation de ces métriques grâce aux algorithmes de ML

Présentation des travaux présentés dans

“How Attention Deep Learning Can Improve Copa Congestion Control Performance” *The International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 2022

Présentation des *patterns*

Définition : un *pattern* est un profil d'émission de paquets

Un *pattern* de N paquets est défini par une série temporelle :

$$(X_i)_{i < N} \text{ avec } \sum X_i = N$$

L'émission d'un *pattern* de débit T (*paquet/s*) correspond à l'émission d'un paquet toutes les $(X_{i(\text{mod}N)}/T)$ secondes

¹src: V. Konda and J. Kaur, "RAPID: Shrinking the Congestion-Control Timescale," IEEE INFOCOM 2009

Présentation des *patterns*

Définition : un *pattern* est un profil d'émission de paquets

Un *pattern* de N paquets est défini par une série temporelle :

$$(X_i)_{i < N} \text{ avec } \sum X_i = N$$

L'émission d'un *pattern* de débit T (*paquet/s*) correspond à l'émission d'un paquet toutes les $(X_{i(\text{mod}N)}/T)$ secondes

¹src: V. Konda and J. Kaur, "RAPID: Shrinking the Congestion-Control Timescale," IEEE INFOCOM 2009

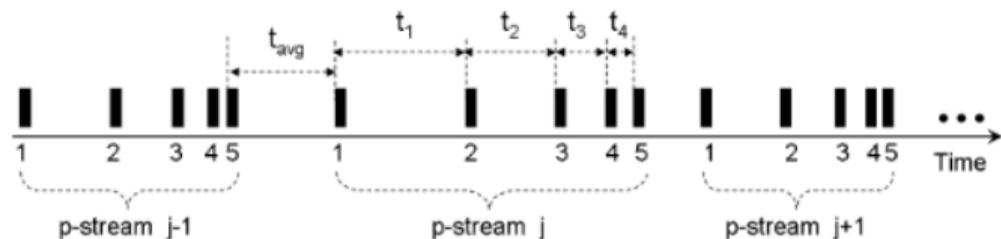
Présentation des *patterns*

Définition : un *pattern* est un profil d'émission de paquets

Un *pattern* de N paquets est défini par une série temporelle :

$$(X_i)_{i < N} \text{ avec } \sum X_i = N$$

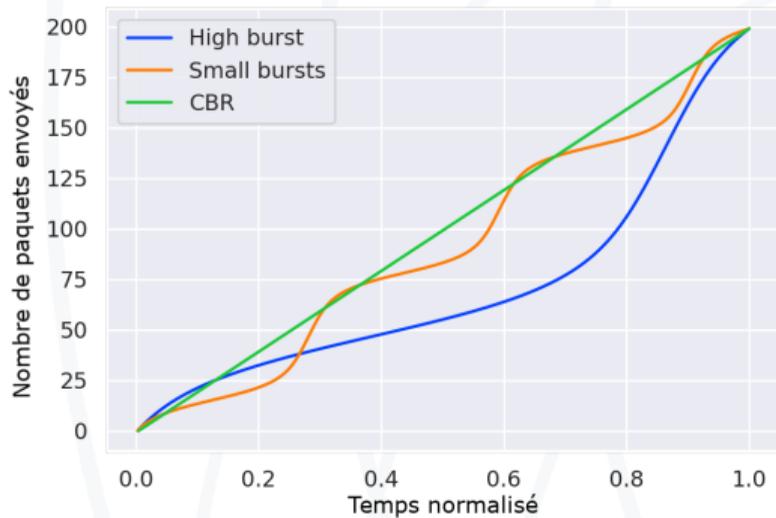
L'émission d'un *pattern* de débit T (*paquet/s*) correspond à l'émission d'un paquet toutes les $(X_{i(\text{mod}N)}/T)$ secondes



Exemple des *patterns* de RAPID¹

¹src: V. Konda and J. Kaur, "RAPID: Shrinking the Congestion-Control Timescale," IEEE INFOCOM 2009

Exemples de *patterns* utilisés



Représentation de *patterns*, l'axe y représente le nombre de paquets envoyés, l'axe x le temps normalisé. Plus la pente est forte, plus la rafale de paquets (*traffic burst*) est importante

Traduire un *pattern* en métrique réseau

Objectif : trouver une fonction $f(\text{retour}(X_i)) = Y_j$ avec Y_j la métrique résultante. Les métriques considérées sont :

² Y_4 est à Y_3 , ce que Y_2 est à Y_1

Traduire un *pattern* en métrique réseau

Objectif : trouver une fonction $f(\text{retour}(X_i)) = Y_j$ avec Y_j la métrique résultante. Les métriques considérées sont :

- Y_1 est la taille du goulot d'étranglement
- Y_2 est l'évolution de la taille du goulot d'étranglement au cours du temps
- Y_3 est la taille cumulée des files d'attentes sur tout le trajet du flot
- Y_4 est l'évolution de la taille cumulée des files d'attentes²

² Y_4 est à Y_3 , ce que Y_2 est à Y_1

Illustration des métriques

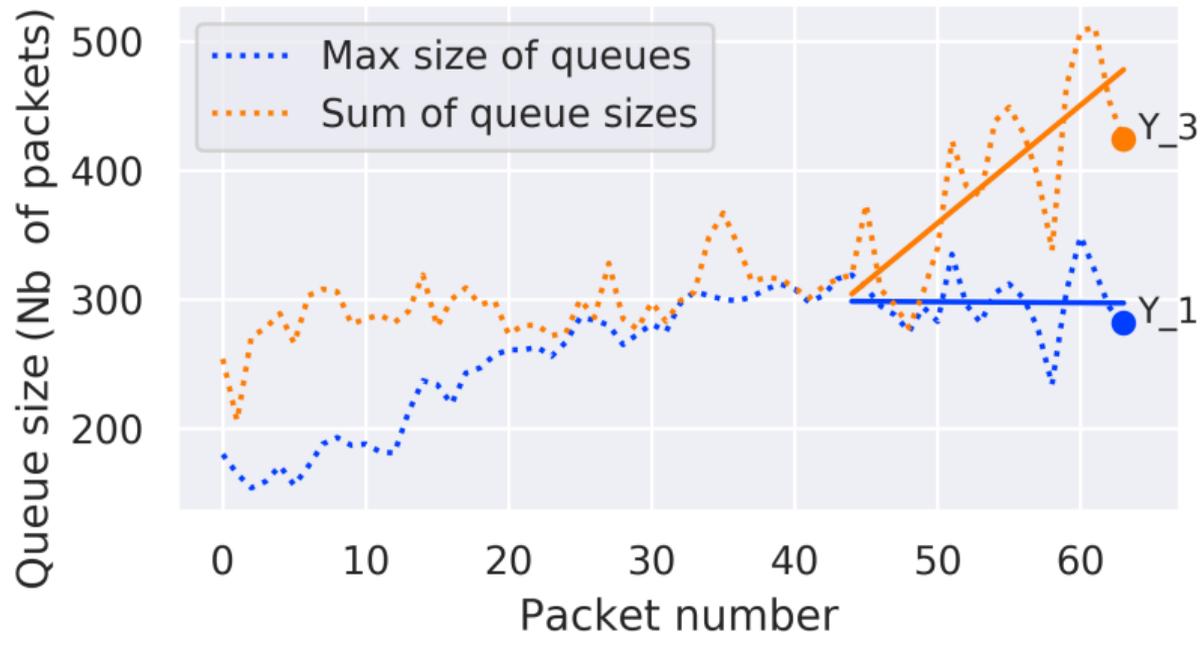


Figure: En abscisse, le numéro de paquet du flot. Y_2 correspond à la pente de la ligne pleine bleue. Y_4 correspond à la pente de la ligne pleine orange.

Quel retour pour estimer ces métriques ?

Pour estimer des métriques avec un algorithme d'IA, nous avons besoin de paramètres :



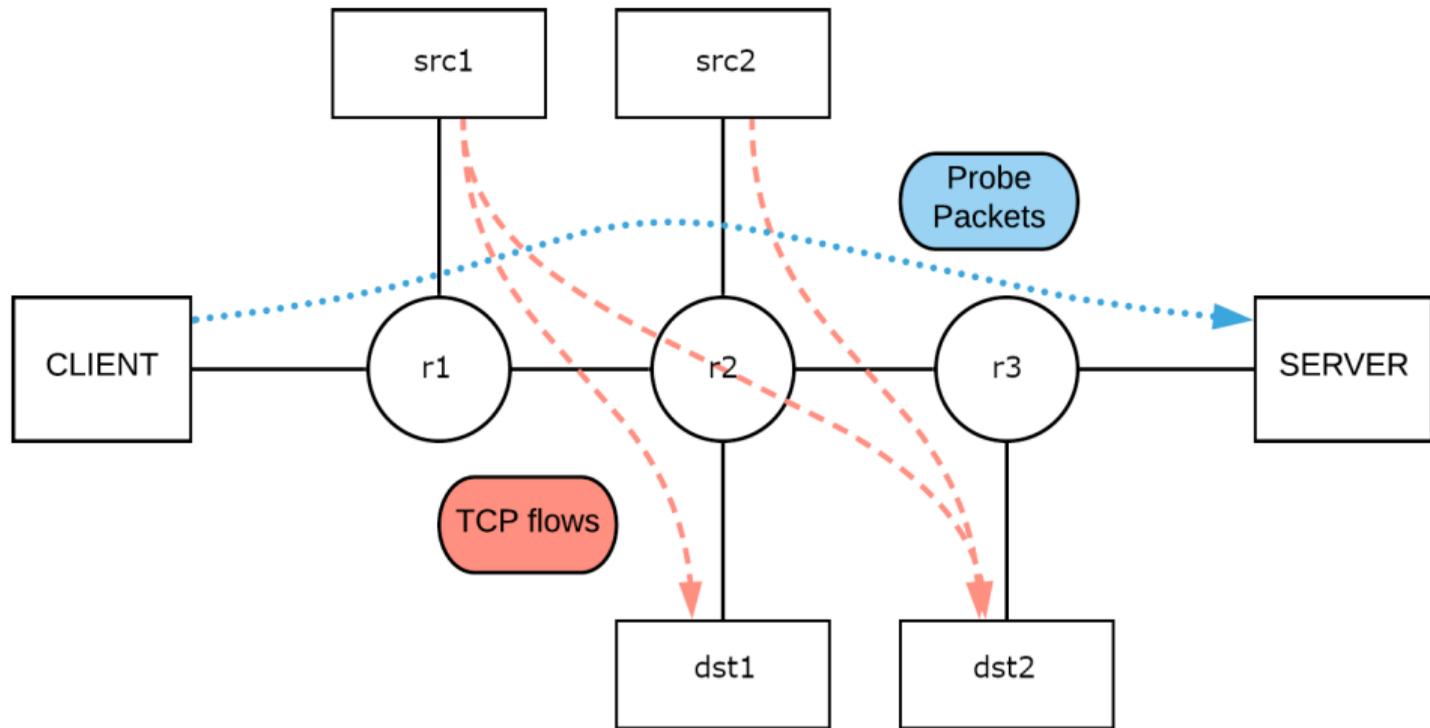
Quel retour pour estimer ces métriques ?

Pour estimer des métriques avec un algorithme d'IA, nous avons besoin de paramètres :

- le débit moyen d'envoi des paquets
- une valeur binaire pour chaque paquet indiquant si le paquet est arrivé ou non
- le RTT pour chaque paquet
- le moment d'envoi de chaque paquet (permettant d'estimer l'autocongestion)

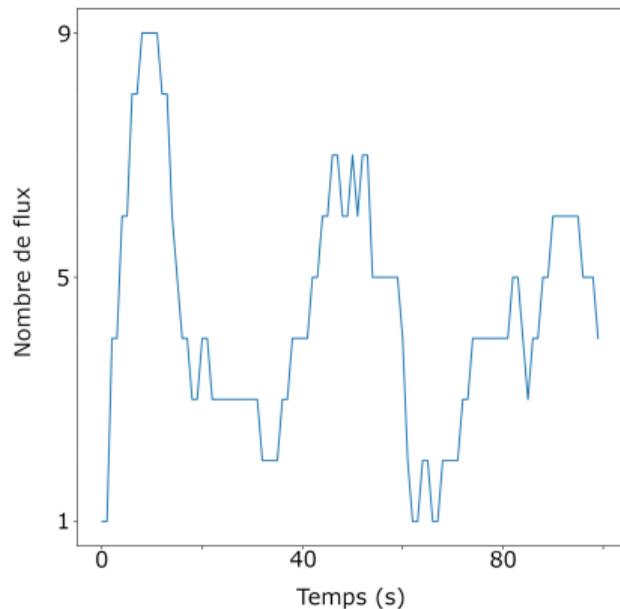
Méthode expérimentale

Topologie en *parking lots*

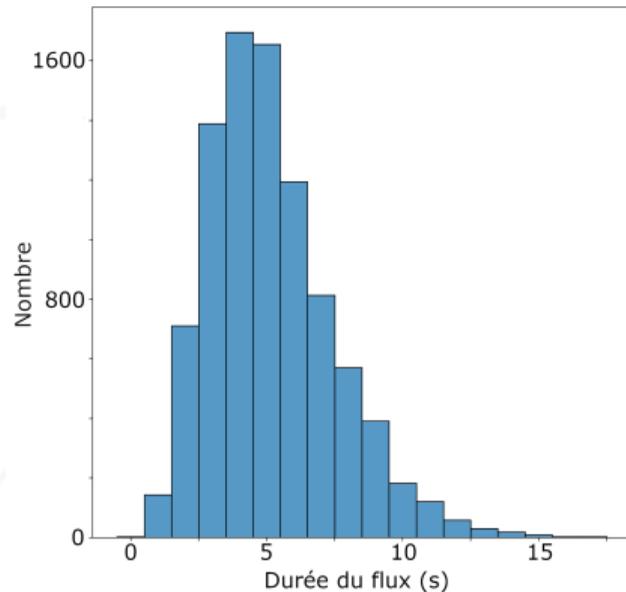


Méthode expérimentale

Génération du trafic



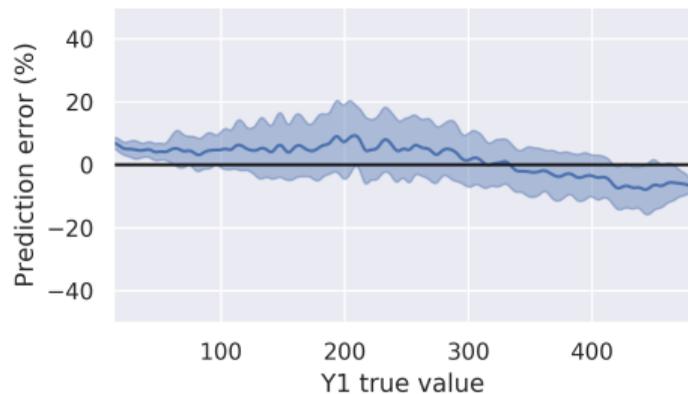
(a) Évolution du nombre de flots concurrents en fonction du temps.



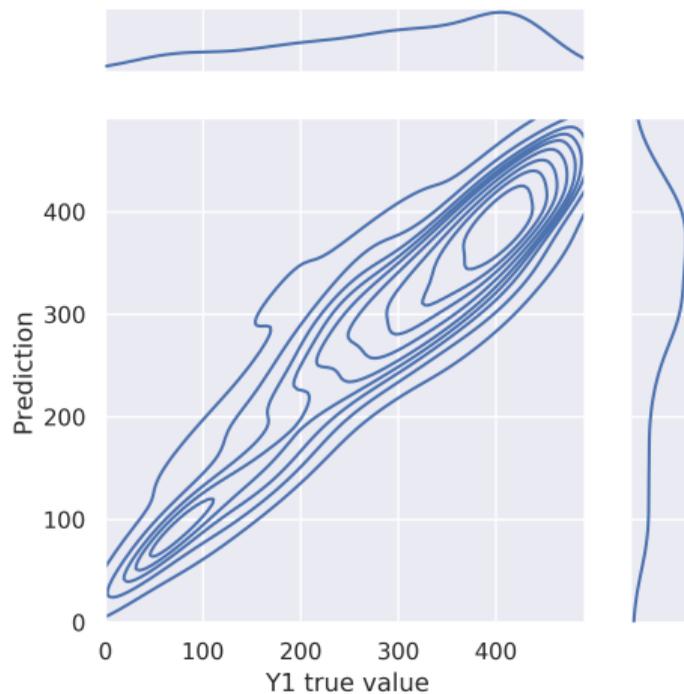
(b) Histogramme de la taille des flots (1 sec de précision)

Résumé des résultats

Y_1 : Taille moyenne en nombre de paquets du goulot d'étranglement.



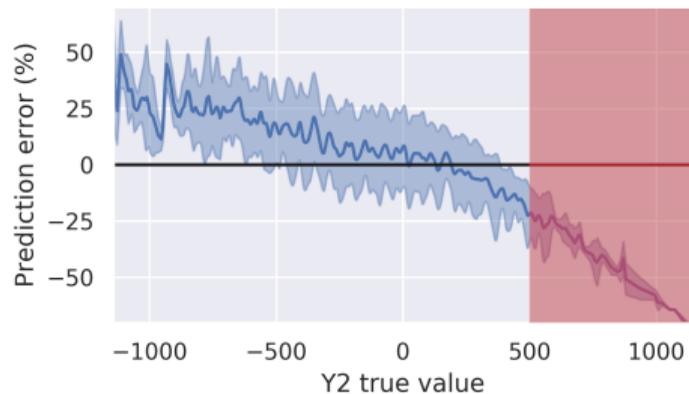
(a) Erreurs



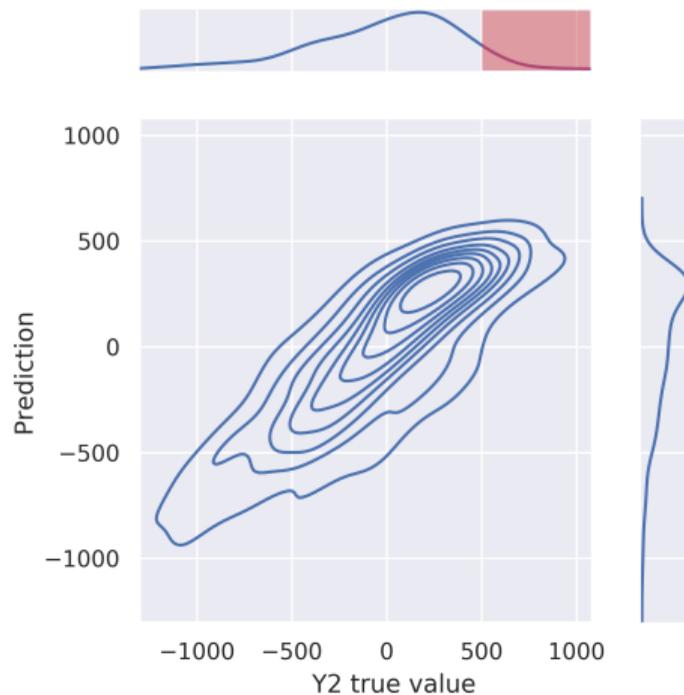
(b) Distribution

Résumé des résultats

Y_2 : pente de la valeur de Y_1 , sans unités



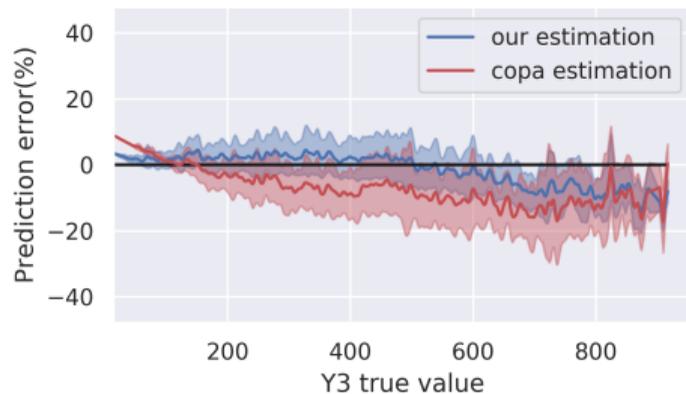
(a) Erreurs



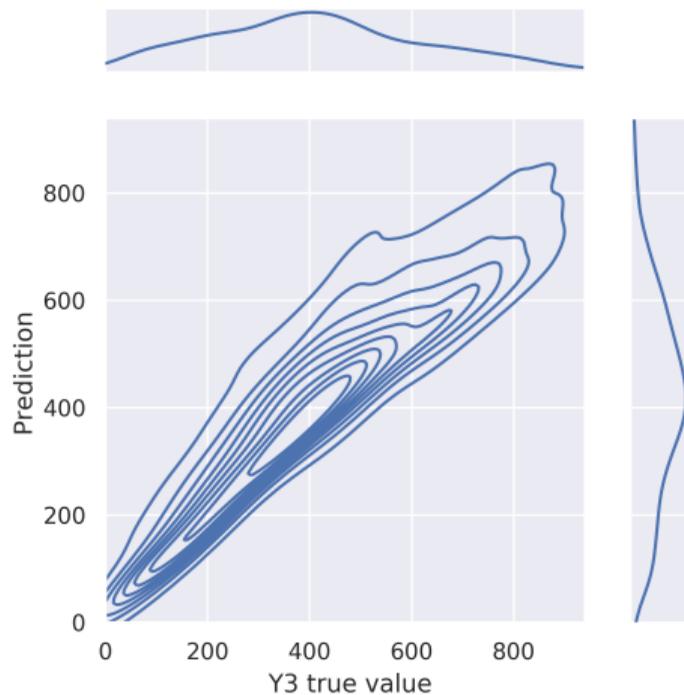
(b) Distribution

Résumé des résultats

Y_3 : Taille moyenne en nombre de paquets des files d'attentes sur le chemin



(a) Erreurs



(b) Distribution

Mécanisme de l'Attention appliqué aux réseaux

Quel algorithme d'IA ?

- Résultats obtenus avec le mécanisme de l'Attention
- LSTMs peu efficaces : problèmes de mémoire à long terme
- Intuition de l'efficacité de l'Attention vient de l'estimateur de Copa

Présentation des travaux présentés dans

- "Attention Networks for Time Series Regression and Application to Congestion Control" *The 4th International Workshop on Network Intelligence in conjunction with IFIP Networking, 2022*
- "Réseaux récurrents d'Attention pour la régression de séries temporelles. *XXVIIIème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images (GRETSI), 2022*

Présentation de l'estimateur Copa

Pour estimer Y_3 , Copa utilise la formule suivante :

$$\min_{i \in [t-L_1, t]} \mathbf{x}_i - \min_{i \in [t-L_2, t]} \mathbf{x}_i,$$

avec $L_1 \ll L_2$ et \mathbf{x}_i la série temporelle des RTT.

Présentation de l'estimateur Copa

Pour estimer Y_3 , Copa utilise la formule suivante :

$$\min_{i \in [t-L_1, t]} \mathbf{x}_i - \min_{i \in [t-L_2, t]} \mathbf{x}_i,$$

avec $L_1 \ll L_2$ et \mathbf{x}_i la série temporelle des RTT.

Intuition : l'Attention est mieux adaptée à ce genre de tâches

Attention Networks

Formule de l'Attention :

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax} \left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d}} \right) \mathbf{V},$$

avec

$$\text{softmax}(\mathbf{X})_{i,j} = \frac{e^{\mathbf{X}_{i,j}}}{\sum_{k=0}^d e^{\mathbf{X}_{i,k}}},$$

et

$$\begin{cases} \mathbf{K} = \mathbf{X}\mathbf{W}_k, \\ \mathbf{Q} = \mathbf{X}\mathbf{W}_q, \\ \mathbf{V} = \mathbf{X}\mathbf{W}_v, \end{cases}$$

Notations	
Symbole	Signification
d	Dimension de la série
L	Taille de la série
$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{L \times d}$	Série temporelle
$\mathbf{W}_k \in \mathbb{R}^{d \times d}$	Matrices de paramètres d'Attention
$\mathbf{W}_q \in \mathbb{R}^{d \times d}$	
$\mathbf{W}_v \in \mathbb{R}^{d \times d}$	

Attention : explication

À la différence d'un réseau neuronal classique, l'Attention permet d'établir des liens logiques entre les éléments.



Attention : explication

À la différence d'un réseau neuronal classique, l'Attention permet d'établir des liens logiques entre les éléments.

Par exemple si $\mathbf{X} = [1, 2, 3]$ et $\mathbf{W}_q = \mathbf{W}_v = \mathbf{W}_k = I$. On a donc :



Attention : explication

À la différence d'un réseau neuronal classique, l'Attention permet d'établir des liens logiques entre les éléments.

Par exemple si $\mathbf{X} = [1, 2, 3]$ et $\mathbf{W}_q = \mathbf{W}_v = \mathbf{W}_k = I$. On a donc :

$$\begin{aligned}\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) &= \text{softmax} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 6 \\ 3 & 6 & 9 \end{bmatrix} \mathbf{V} \\ &= \begin{bmatrix} 0.09 & 0.24 & 0.67 \\ 0.01 & 0.11 & 0.87 \\ 0.002 & 0.047 & 0.950 \end{bmatrix} \mathbf{V} \\ &= [2.58, 2.84, 2.946]\end{aligned}$$

Avantages de l'Attention :

- voit la série temporelle en entier
- établit des liens logiques

Il achète un vélo rouge

A diagram illustrating the attention mechanism. The sentence "Il achète un vélo rouge" is shown. A solid black bracket is positioned above the words "achète" and "vélo rouge", with a dotted line extending from its right end to the word "vélo". A solid black bracket is positioned below the words "vélo" and "rouge".

Avantages de l'Attention :

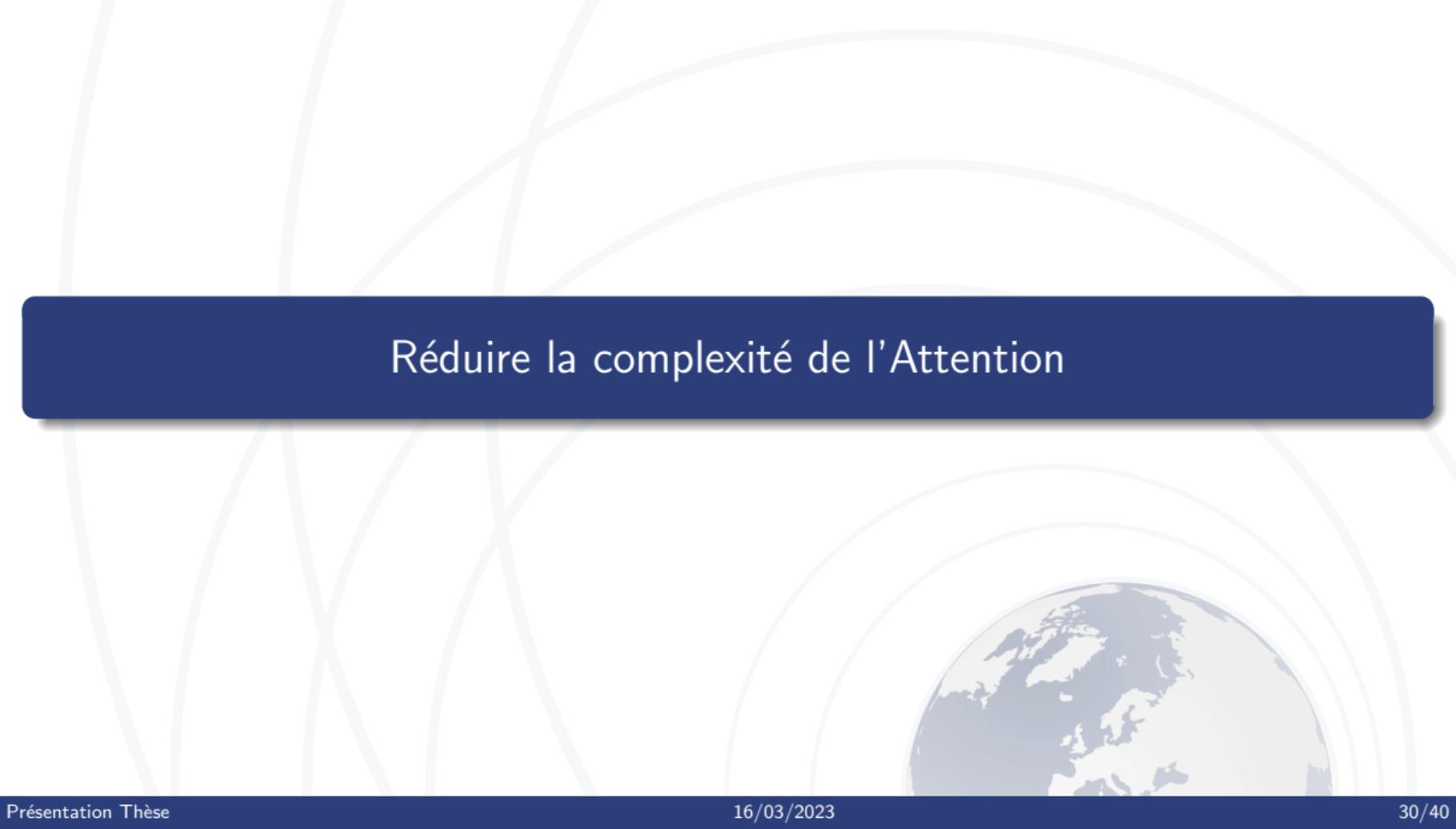
- voit la série temporelle en entier
- établit des liens logiques

Il achète un vélo rouge

A diagram illustrating the attention mechanism. The sentence "Il achète un vélo rouge" is shown. A solid black bracket is positioned above the word "achète" and extends to the right, ending in a dotted line that points to the words "vélo rouge". A solid black bracket is positioned below the words "vélo rouge".

Inconvénients de l'Attention :

- couteux en temps de calcul ($\mathcal{O}(L^3)$) où L est la taille de la série temporelle
- dur à prendre en main

The background features a stylized globe in the bottom right corner, showing the continents of North and South America. Overlaid on the globe and extending across the entire slide are several concentric, light blue circular lines that create a ripple effect.

Réduire la complexité de l'Attention

- Pour traiter une série temporelle de taille L , l'Attention a une complexité de $\mathcal{O}(L^3)$ (les RNN $\mathcal{O}(L)$)



- Pour traiter une série temporelle de taille L , l'Attention a une complexité de $\mathcal{O}(L^3)$ (les RNN $\mathcal{O}(L)$)
- Trop complexe pour un cas pratique d'utilisation



- Pour traiter une série temporelle de taille L , l'Attention a une complexité de $\mathcal{O}(L^3)$ (les RNN $\mathcal{O}(L)$)
- Trop complexe pour un cas pratique d'utilisation
- Présentation d'une nouvelle architecture hybride pour réduire la complexité tout en préservant le pouvoir d'approximation des réseaux d'Attention

Algorithme hybride : Attention Récurrente

- 1 une couche de LSTM :

$$\mathbf{H}_i = \text{LSTM}(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_i) \in \mathbb{R}^{J \times d}$$



Algorithme hybride : Attention Récurrente

- 1 une couche de LSTM :

$$\mathbf{H}_i = \text{LSTM}(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_i) \in \mathbb{R}^{J \times d}$$

- 2 une couche d'Attention calculée de la façon suivante :

$$\mathbf{Y}_i = \text{Attention}(\mathbf{W}_q \mathbf{H}_i, \mathbf{W}_k \mathbf{X}_{1:i}, \mathbf{W}_v \mathbf{X}_{1:i}),$$

\mathbf{H}_i est utilisé pour chercher quels éléments du passé sont importants

Algorithme hybride : Attention Récurrente

- 1 une couche de **LSTM** :

$$\mathbf{H}_i = \mathbf{LSTM}(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_i) \in \mathbb{R}^{J \times d}$$

- 2 une couche d'**Attention** calculée de la façon suivante :

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{Attention}(\mathbf{W}_q \mathbf{H}_i, \mathbf{W}_k \mathbf{X}_{1:i}, \mathbf{W}_v \mathbf{X}_{1:i}),$$

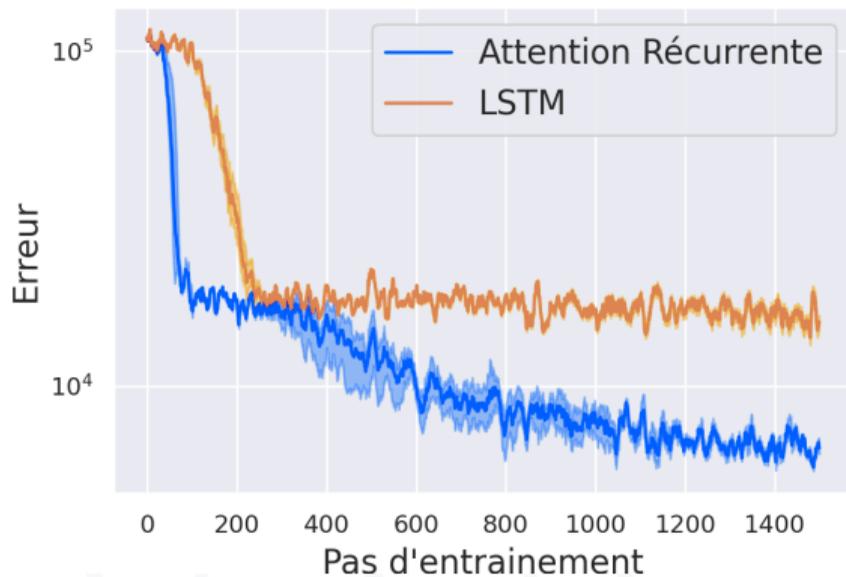
\mathbf{H}_i est utilisé pour chercher quels éléments du passé sont importants

- 3 une **fonction d'activation non-linéaire** (RELU) :

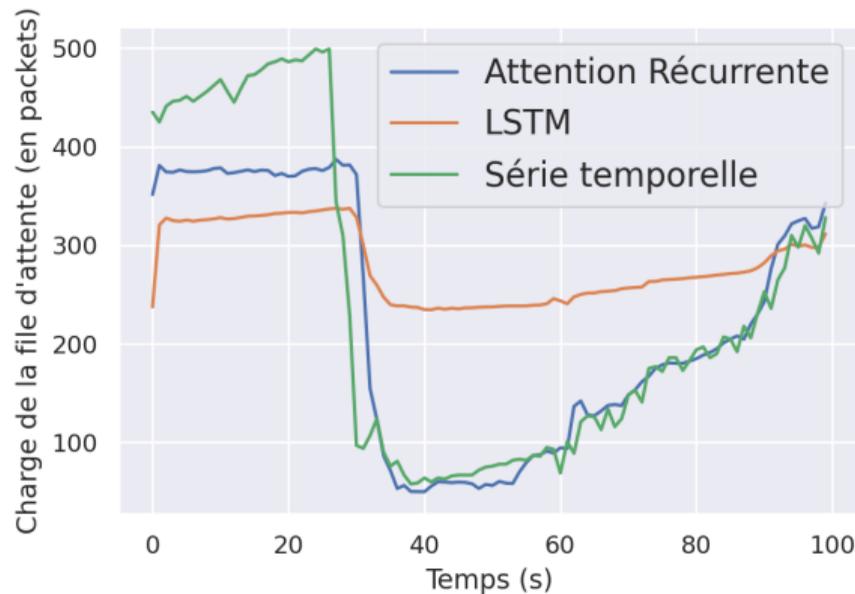
$$\mathbf{Z} = \mathbf{FeedForward}(\mathbf{Y})$$

Gain \implies de $\mathcal{O}(L^3)$ à $\mathcal{O}(L^2)$

Résultats



Training loss. Les enveloppes colorées représentent le maximum et minimum pour l'entraînement de 10 modèles



Estimation de la charge au niveau du goulot d'étranglement

Conclusion

Conclusion

Contributions sur le contrôle de congestion

- Proposition de nouvelles métriques d'intérêt permettant d'estimer l'état du réseau
- Proposition d'algorithmes permettant d'estimer ces métriques avec précision
- Le choix du *pattern* est important et bien choisi, il permet d'avoir des estimations plus fiables

Conclusion

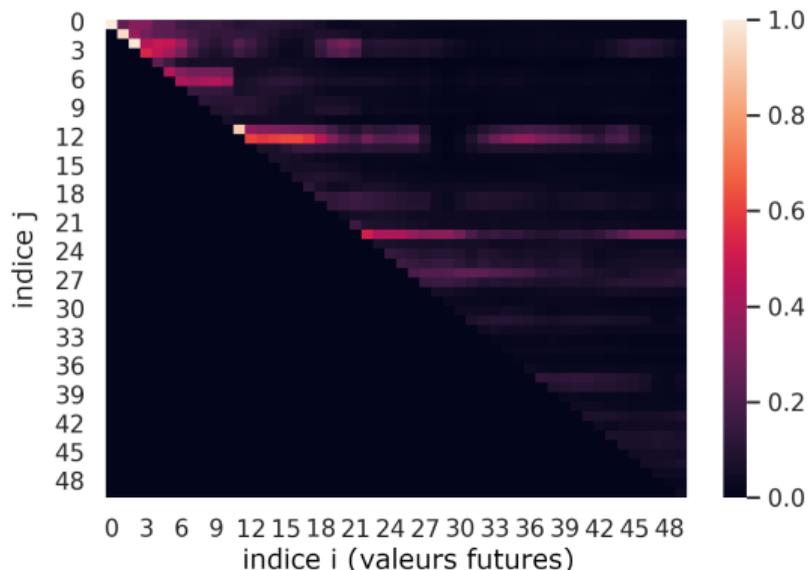
Contributions sur le Deep Learning (DL)

- Démonstration de l'utilité des réseaux d'Attention concernant les tâches de contrôle de congestion
- Proposition d'une nouvelle architecture pour diminuer la complexité
- Travaux prospectifs sur une potentielle future amélioration de la complexité des réseaux d'Attention

Travaux prospectifs : de $\mathcal{O}(L^2)$ à $\mathcal{O}(L)$

Utilité des éléments

- Idée : tous les éléments ne sont pas utiles
 - ▶ Par exemple : dans la recherche des maxima, garder les petites valeurs est inutile \implies on peut donc oublier ces dernières



Matrice d'utilité des scores
d'Attention entre H_i et X_j avec $j \leq i$.
À quel point l'élément j est utile pour
le calcul de l'étape i

- Établissement de scores afin de choisir quels éléments sont à conserver, et quels sont ceux à oublier :



- Établissement de scores afin de choisir quels éléments sont à conserver, et quels sont ceux à oublier :
 - ▶ $s_{i,j}$ est le score d'Attention entre \mathbf{H}_j et \mathbf{X}_i

- Établissement de scores afin de choisir quels éléments sont à conserver, et quels sont ceux à oublier :
 - ▶ $s_{i,j}$ est le score d'Attention entre \mathbf{H}_j et \mathbf{X}_i
 - ▶ $r_{i,j} = \frac{\sum_{k=j}^L s_{i,k}}{L-j+1}$ est la moyenne des scores d'Attention entre \mathbf{x}_i et $\mathbf{H}_j, j \leq i$

- Établissement de scores afin de choisir quels éléments sont à conserver, et quels sont ceux à oublier :
 - ▶ $s_{i,j}$ est le score d'Attention entre \mathbf{H}_j et \mathbf{X}_i
 - ▶ $r_{i,j} = \frac{\sum_{k=j}^L s_{i,k}}{L-j+1}$ est la moyenne des scores d'Attention entre \mathbf{x}_i et $\mathbf{H}_j, j \leq i$
 - ▶ $w_{i,j} = \frac{r_{i,j}}{\sum_{k=1}^j r_{k,j}}$ est le score normalisé
- $w_{i,j}$ permet de déterminer si les éléments sont utiles dans le futur
- En conservant les K meilleurs éléments, on peut obtenir une complexité en $\mathcal{O}(L)$.

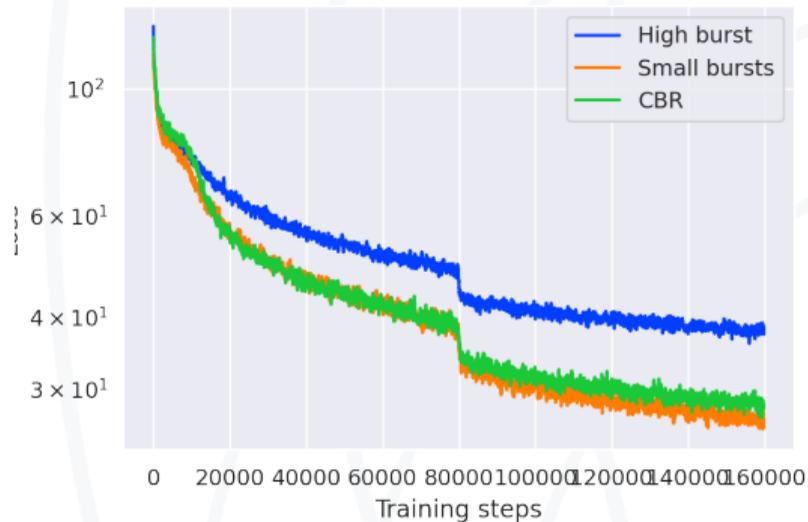
Questions ?

Publications³

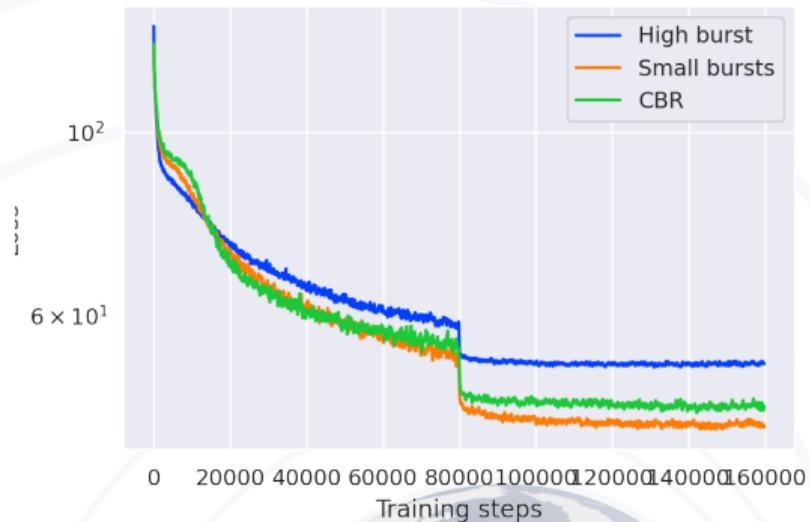
- "Priority Switching Scheduler", Anais Finzi, **Victor Perrier**, Emmanuel Lochin, Fabrice Francès, second round of review in *International Journal of Satellite Communications and Networking*
- "Attention Networks for Time Series Regression and Application to Congestion Control" **Victor Perrier**, Emmanuel Lochin, Jean-Yves Tourneret, Patrick Gélard, *The 4th International Workshop on Network Intelligence in conjunction with IFIP Networking*, 2022
- "Réseaux récurrents d'Attention pour la régression de séries temporelles. **Victor Perrier**, Emmanuel Lochin, Jean-Yves Tourneret, Patrick Gélard, *XXVIIIème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images (GRETSI)*, 2022
- "How Attention Deep Learning Can Improve Copa Congestion Control Performance" **Victor Perrier**, Emmanuel Lochin, Jean-Yves Tourneret, Nicolas Kuhn, Patrick Gélard, *The International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 2022
- "Constrained Deep Reinforcement Learning for Smart Load Balancing" Omar Houdi, Omar, Djamel Zeghlache, **Victor Perrier**, Pham Tran Anh Quang, Nicolas Huin, Jérémie Leguay, Paolo Medagliani, *IEEE 19th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*, 2022
- "Not All Attributes are Created Equal: dX-Private Mechanisms for Linear Queries", Parameswaran Kamalaruban, **Victor Perrier**, Hassan Jameel Asghar, Mohamed Ali Kaafar, *in proc. Privacy Enhancing Technologies (PET)*, 2020
- "Private Continual Release of Real-Valued Data Streams", **Victor Perrier**, Hassan Jameel Asghar, Mohamed Ali Kaafar, *26th Annual Network and Distributed System Security Symposium (NDSS)*, 2019

³ Les contributions en bleu sont relatives à la thèse, les autres sont relatives à mes stages chez ISAE-SUPAERO, Huawei et Macquarie University Sydney

Entraînement sur les *patterns*



(a) Perte sur le jeu d'entraînement



(b) Perte sur le jeu de test

Évolution du goulot d'étranglement

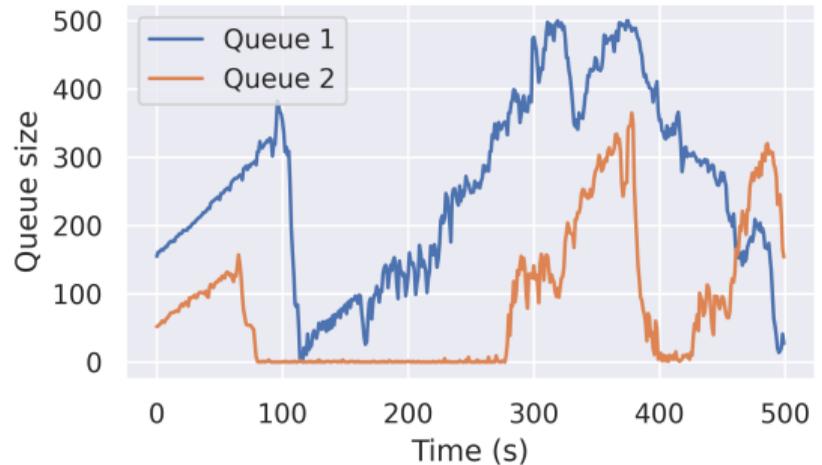
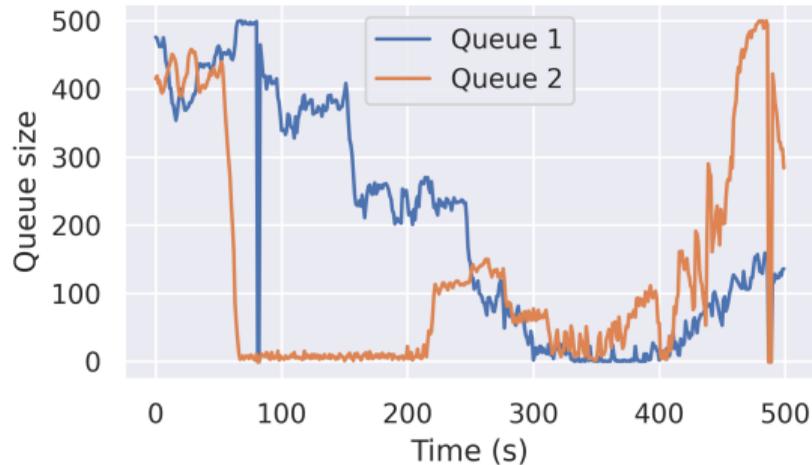


Figure: Exemples d'évolution du goulot d'étranglement

	Results
True positives	36 %
False negatives	8%
True negatives	47%
Precision	0.84
Recall	0.16

Table: Scores de classification de Y_2

Cross Validation - Nombre de flots

	Training 10 flots	Test 2 flots	Test 25 flots
True Positive	30	19	39
False Positive	9	7	9
False Negative	10	6	25
True Negative	51	69	26
Precision	81	88	65
Recall	19	12	35

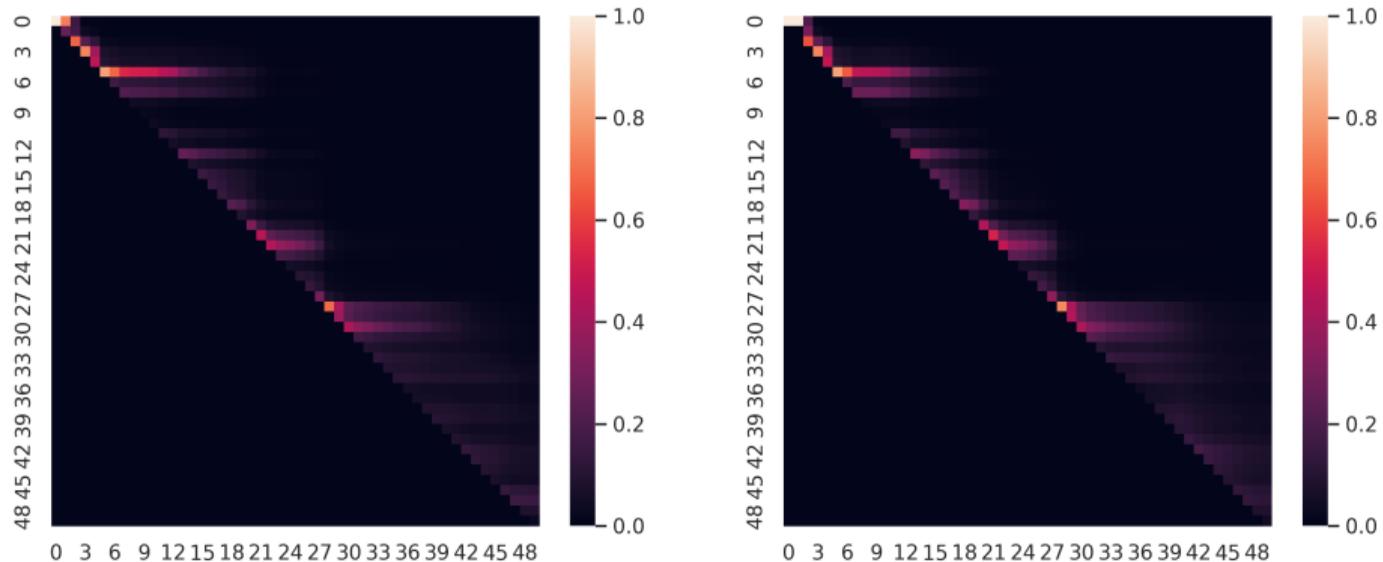
Table: Matrice de confusion

Cross Validation - AQM et Scheduling

	Training FQ-Codel 2 flows	Test - 2 flows	Training FQ-Codel 15 flows	Test - 15 flows
True Positive	18	20	37	33
False Positive	8	6	10	15
False Negative	4	9	16	14
True Negative	70	64	37	38
Precision	88	84	74	71
Recall	12	16	26	29

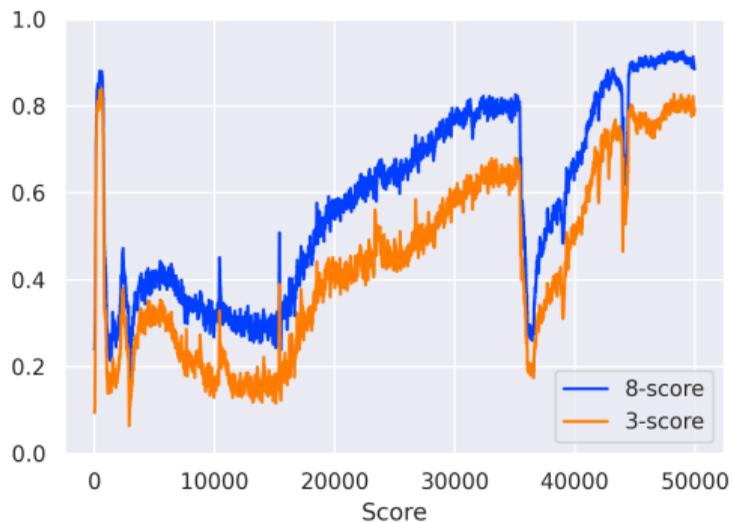
Table: Précision pour différents scénarios

Apprendre l'utilité d'un élément ?

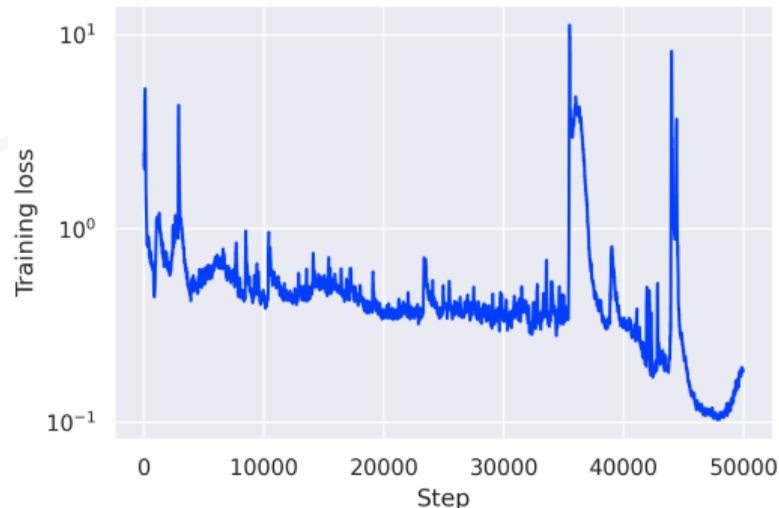


(a) Comparaison de U à gauche et U^{est} à droite

Apprendre l'utilité d'un élément ?



(a) Évolution du " n -score"



(b) Évolution de la fonction de perte χ^2