

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Applications d'apprentissage automatique

Modélisation numérique des vagues non-linéaires et dispersives par perceptron multicouche

Jeff Harris

LHSV, Ecole des Ponts, EDF R&D, Chatou, France

5 octobre 2023

Introduction

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

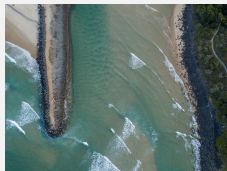
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Applications d'IA



Introduction

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

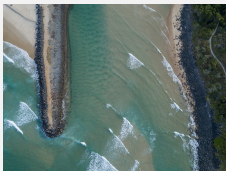
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

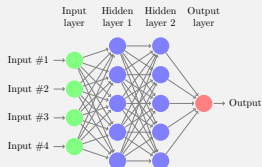
Résultats

Summary

Applications d'IA



MLP



Introduction

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

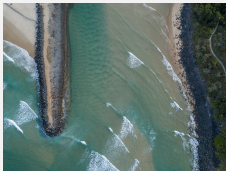
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

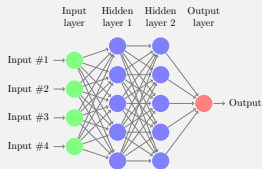
Résultats

Summary

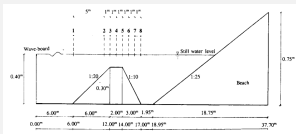
Applications d'IA



MLP



Prévision de vagues



Introduction

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

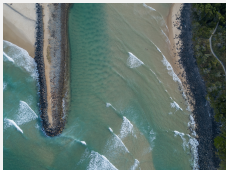
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

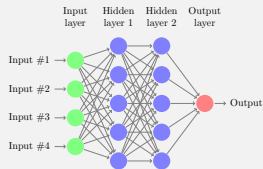
Résultats

Summary

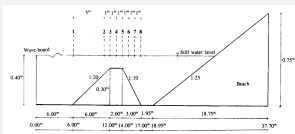
Applications d'IA



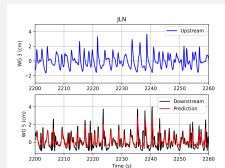
MLP



Prévision de vagues



Perspectives



Modèle classique

Etat connu à $t = t_0$, intégration des équations jusqu'à $t = t_0 + \Delta t$

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

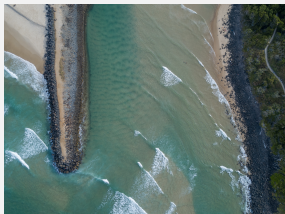
Contexte

Apprentissage
automatique

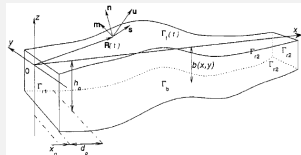
Wave
conditions

Résultats

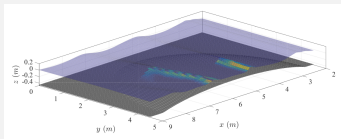
Summary



(Photo: D. Hall)



(Grilli et al., 2001)



(Mohanlal et al., submitted)

Machine learning . . . qu'est ce qu'on peut faire ?

Notamment, la solution, la prévision ou la détection des équations

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

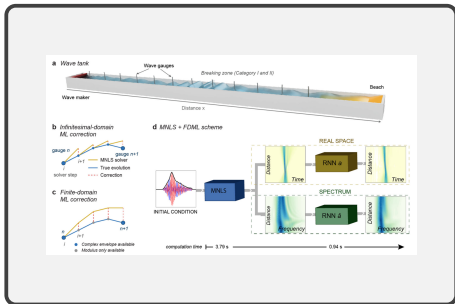
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



(Eeltink et al., 2022)

Machine learning . . . qu'est ce qu'on peut faire ?

Notamment, la solution, la prévision ou la détection des équations

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

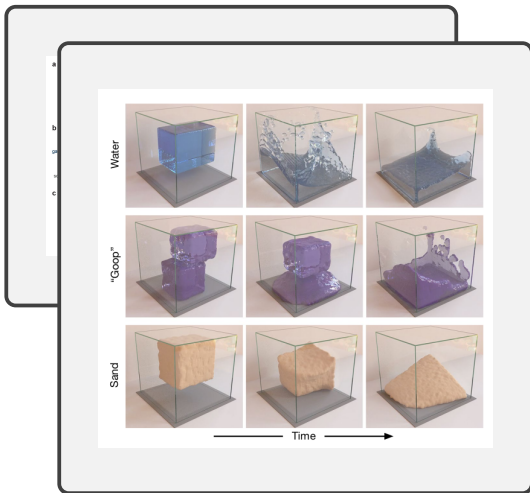
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



(Sanchez-Gonzalez et al., 2020)

Machine learning . . . qu'est ce qu'on peut faire ?

Notamment, la solution, la prévision ou la détection des équations

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

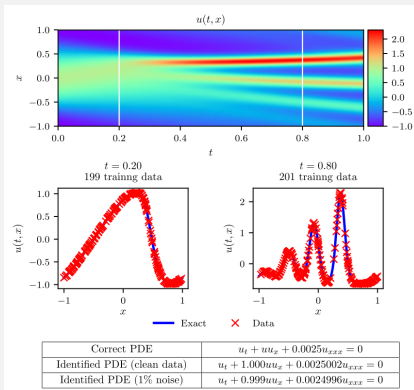
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



(Raissi et al., 2019)

Machine learning ... qu'est ce qu'on peut faire ?

Notamment, la solution, la prévision ou la détection des équations

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

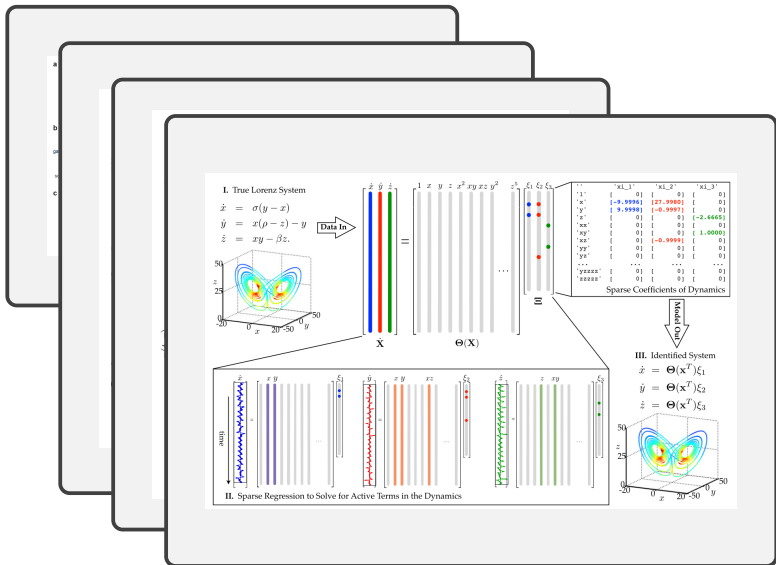
Contexte

Apprentissage
automatique

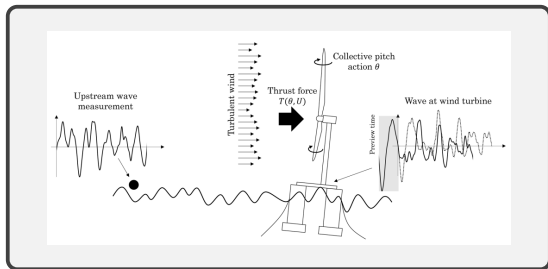
Wave
conditions

Résultats

Summary



Prévision de champs de vagues



(Fontanella et al., 2021)

Applications envisagées

- Mouvement de structures (e.g., Guo et al., 2021)
- Problème inverse (e.g., Grilli et al., 2018)
- Risque de tsunami (e.g., Mulia et al., 2022)
- Utilisé avec CFD, plus rapide que Monte Carlo (e.g., Silva et Maki 2021)

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Prévision de champs de vagues

Par défaut, on prend c_g de $[f_p/3, 3f_p]$

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

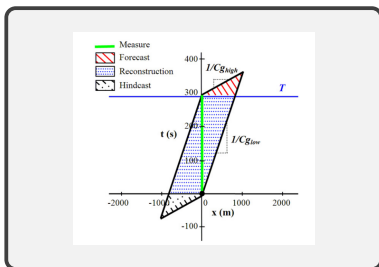
Contexte

Apprentissage
automatique

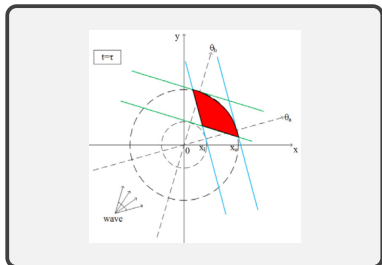
Wave
conditions

Résultats

Summary



(Blondel et al., 2010)



(Qi et al., 2018)

- La prévision est en fonction d'une série temporelle
- Pour des vagues unidirectionnelles, $\eta(t_0)$ dépend sur $\eta(t)$ en amont, pendant une plage de temps finie

Prévision de champs de vagues

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

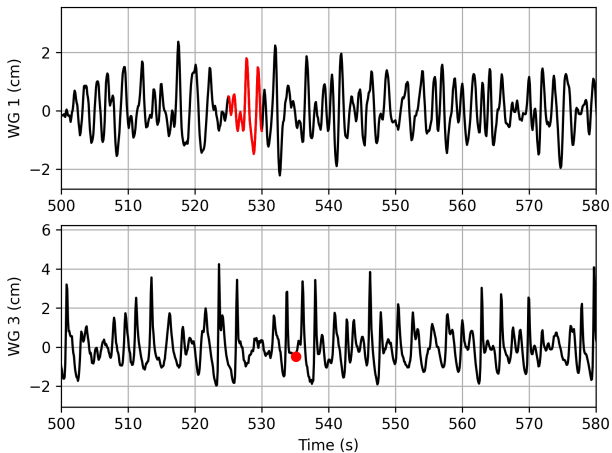
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Prévision de champs de vagues

Beaucoup des exemples, soit avec un modèle non-linéaire (“classique”), soit avec un réseau de neurones (“IA”)

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

2D, classique

Blondel et al., 2010
Desmars et al., 2020

2D, IA

Silva et Maki, 2022
Xu et al., 2023
Chen et al., 2023

3D, classique

Qi et al., 2018
Simpson et al., 2020
Kim et al., 2023

3D, IA

Le Quang et al., 2023
Li et al., 2023

Flexibilité de l'IA

(Cybenko, 1989; Hornik, 1991, ...)

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Théorème d'approximation universelle

Toute fonction continue $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ peut être approchée d'aussi près que l'on veut par une fonction $F : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ réalisée par un réseau de neurones.

Flexibilité de l'IA

(Cybenko, 1989; Hornik, 1991, ...)

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

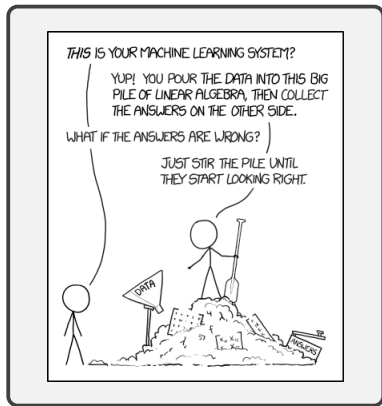
Wave
conditions

Résultats

Summary

Théorème d'approximation universelle

Toute fonction continue $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ peut être approchée d'aussi près que l'on veut par une fonction $F : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ réalisée par un réseau de neurones.



(xkcd.com)

Solution des EDPs : inspiration avec un EDO

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

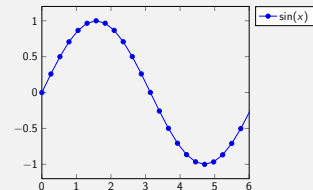
Résultats

Summary

On considère :

$$\eta_{tt} + \eta = 0$$

Comment trouver $\eta(t)$?



Solution des EDPs : inspiration avec un EDO

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

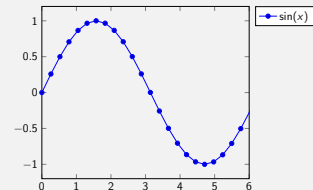
Résultats

Summary

On considère :

$$\eta_{tt} + \eta = 0$$

Comment trouver $\eta(t)$?



On peut résoudre l'équation différentielle, mais aussi :

$$\sin(t) = a_1 \sin(t - \Delta t) + a_2 \sin(t - 2\Delta t)$$

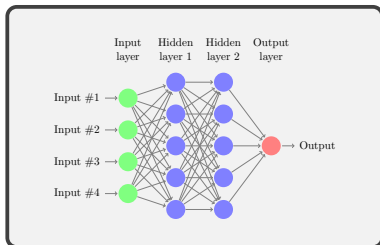
avec :

$$a_1 = 2 \cos(\Delta t)$$

$$a_2 = -1.$$

Perceptron multicouche (MLP)

Par défaut, on prend 50 noeuds, 2 couches



Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Perceptron multicouche (MLP)

Par défaut, on prend 50 noeuds, 2 couches

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

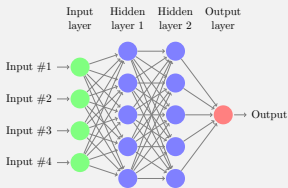
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Pour chaque noeud :

$$f(x) = \sum_i w_i x_i + b$$

Après chaque noeud :

$$g(x) = \tanh(x)$$

Perceptron multicouche (MLP)

Par défaut, on prend 50 noeuds, 2 couches

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

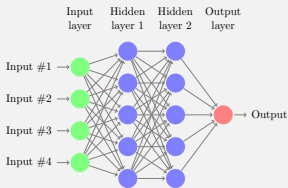
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Pour chaque noeud :

$$f(x) = \sum_i w_i x_i + b$$

Après chaque noeud :

$$g(x) = \tanh(x)$$

Donc :

$$\eta_B = W_2(\tanh(W_1 * (\tanh(W_0 \eta_A + b_0)) + b_1)) + b_2$$

coefficients trouvées par "Adam" (Kingma et al., 2014)

Beji and Battjes cas test

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

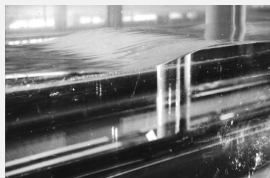
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Projet MAST (Marine Science and Technology),
régulières+irrégulières, déferlantes+non-déferlantes



(Beji et Battjes, 1993)

(Measurements at 8 wave gauges, sampling at 10 Hz)

Possible avec un modèle classique

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

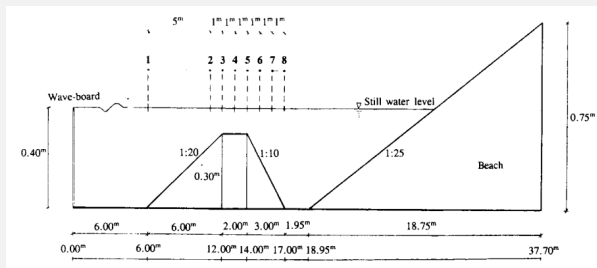
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



(Beji et Battjes, 1993)

Possible avec un modèle classique

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

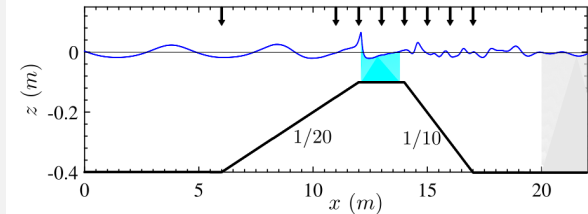
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

0.40



(Mohanlal et al., 2023)

Beji and Battjes cas test

Soit 3000 soit 27000 points par test

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Case	Waves	Period	Condition	Time
SLN	Sinusoidal	2.5 s	Non-breaking	5 min
SSN	Sinusoidal	1.0 s	Non-breaking	5 min
SLS	Sinusoidal	2.5 s	Spilling	5 min
SSS	Sinusoidal	1.0 s	Spilling	5 min
SLP	Sinusoidal	2.5 s	Plunging	5 min
SSP	Sinusoidal	1.0 s	Plunging	5 min
JLN	JONSWAP	2.5 s	Non-breaking	45 min
JSN	JONSWAP	1.0 s	Non-breaking	45 min
JLS	JONSWAP	2.5 s	Spilling	45 min
JSS	JONSWAP	1.0 s	Spilling	45 min
JLP	JONSWAP	2.5 s	Plunging	45 min
JSP	JONSWAP	1.0 s	Plunging	45 min

WG 3 → WG 5

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

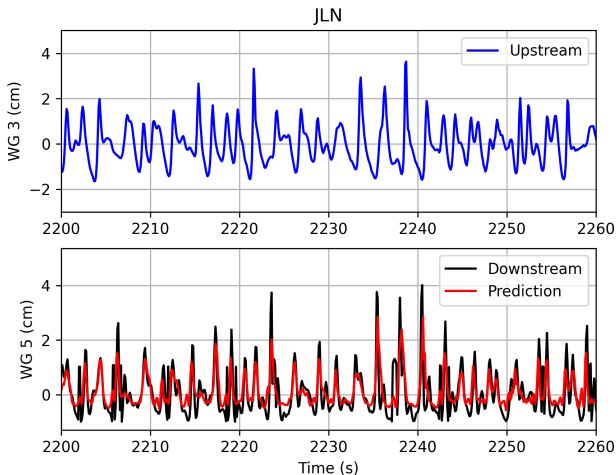


Table de résultats (erreur RMS, cm)

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte	WG 1	WG 2	WG 3	WG 4	WG 5	WG 6	WG 7	WG 8	
Apprentissage automatique	WG 1	-	0.45	0.38	0.48	0.52	0.50	0.42	0.49
	WG 2	-	-	0.35	0.50	0.55	0.56	0.51	0.55
Wave conditions	WG 3	-	-	-	0.45	0.57	0.53	0.43	0.41
	WG 4	-	-	-	-	0.51	0.53	0.44	0.44
Résultats	WG 5	-	-	-	-	-	0.56	0.41	0.44
Summary	WG 6	-	-	-	-	-	-	0.34	0.41
	WG 7	-	-	-	-	-	-	-	0.30
	WG 8	-	-	-	-	-	-	-	-

WG 1 \rightarrow WG 8

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

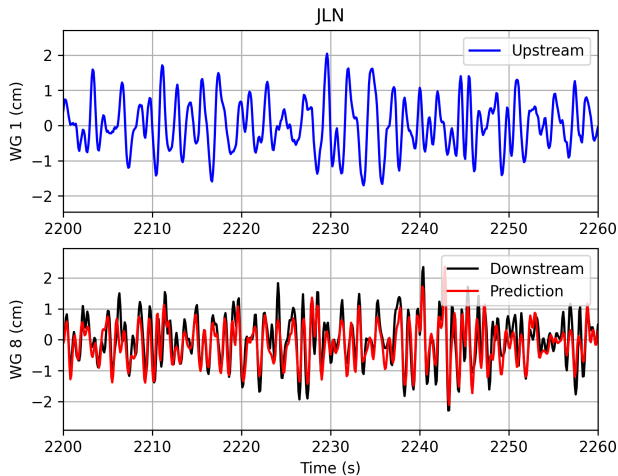
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Données d'entraînement

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

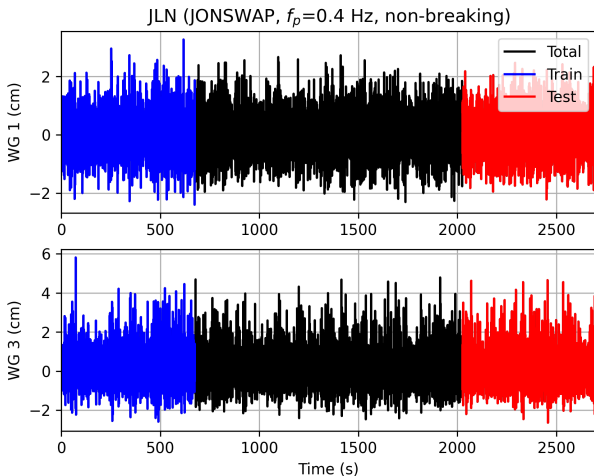
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



How many waves?

JLN test case, test on last 15 min, train on first X min

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Prévision entre WG 1 et WG 3:

Duration	Duration	RMS error
1 min	24 waves	0.50 cm
5 min	120 waves	0.57 cm
10 min	240 waves	0.33 cm
20 min	360 waves	0.34 cm
30 min	720 waves	0.37 cm

Vagues déferlantes

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

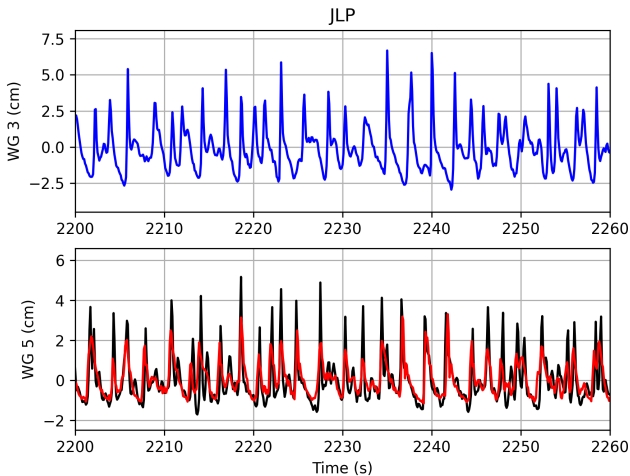
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Entraînement du modèle avec JLP, utilisé avec JLS

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

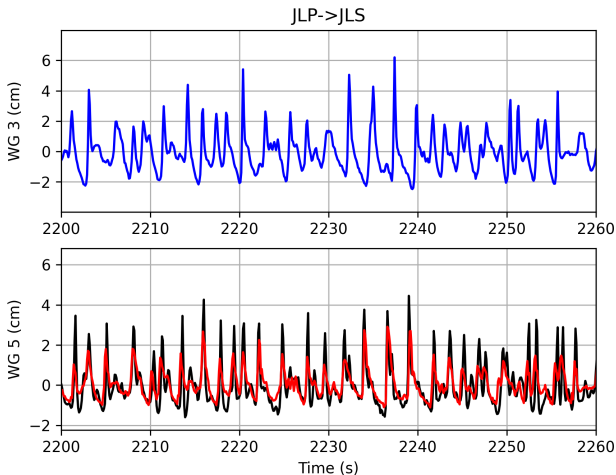
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



JSN ($f_p = 1$ Hz)

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

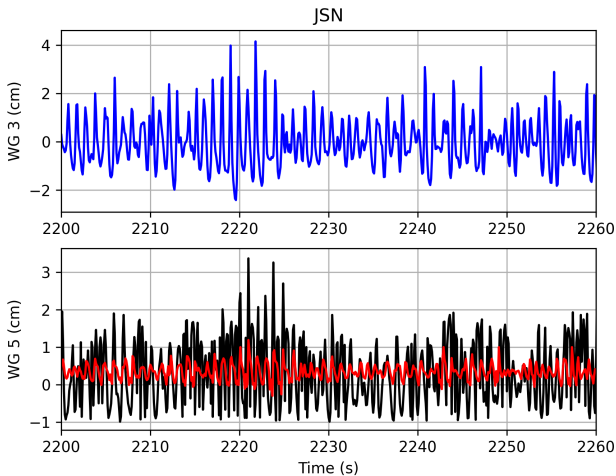
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Entraînement du modèle avec JLN, utilisé avec SLP

$H_s = 4.29$ cm, $H_s = 4.83$ cm predicted

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

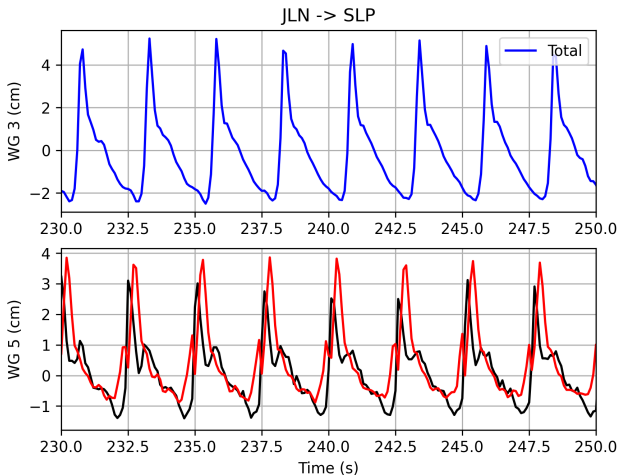
Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary



Conclusions

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

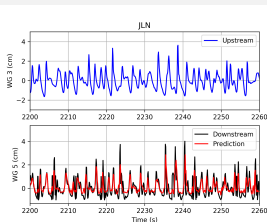
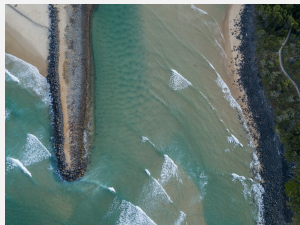
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

- Approche classique dépend de la bathymétrie
- MLP a besoin des données d'entraînement



- Vagues en 2D (Beji et Battjes, 1993)
- Déferlantes + non-déferlantes

Perspectives

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

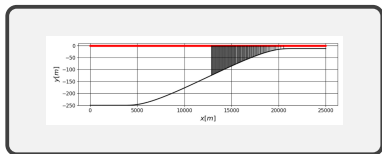
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

- Base de données,
projet DeRisk
- Résultats num.
(OceanWave3D)



(Pierella et al., 2021)

Perspectives

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

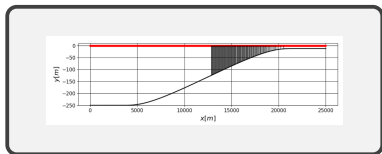
Apprentissage
automatique

Wave
conditions

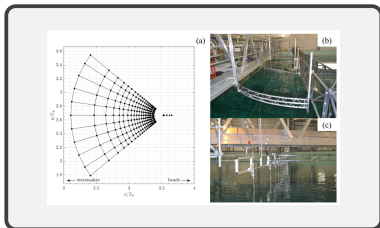
Résultats

Summary

- Base de données,
projet DeRisk
- Résultats num.
(OceanWave3D)



(Pierella et al., 2021)



(Kim et al., 2023)

- Base de données,
projet Floatech
- Résultats expé.

Applications
d'apprentissage
automatique

Jeff Harris

Contexte

Apprentissage
automatique

Wave
conditions

Résultats

Summary

Merci pour votre attention !

jeffrey.harris@enpc.fr