



# Modèles Numériques de substitution pour une source d'électrons laser plasma

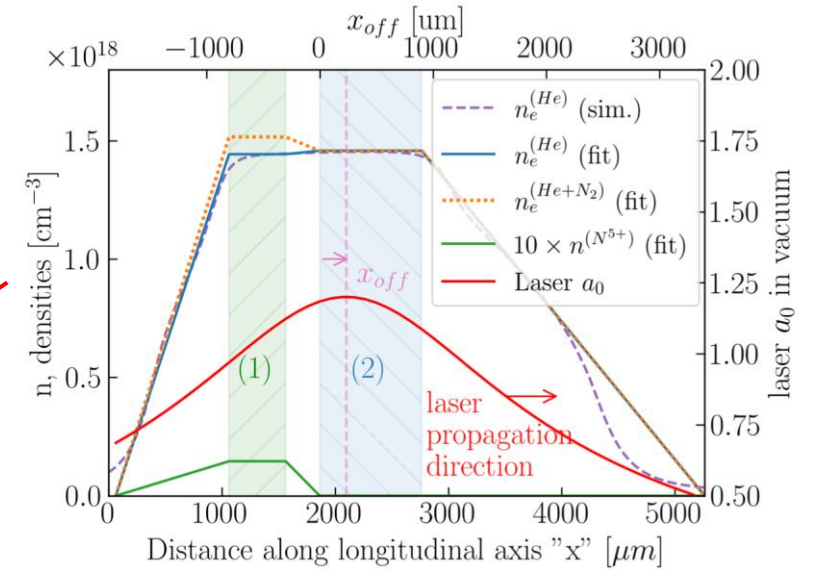
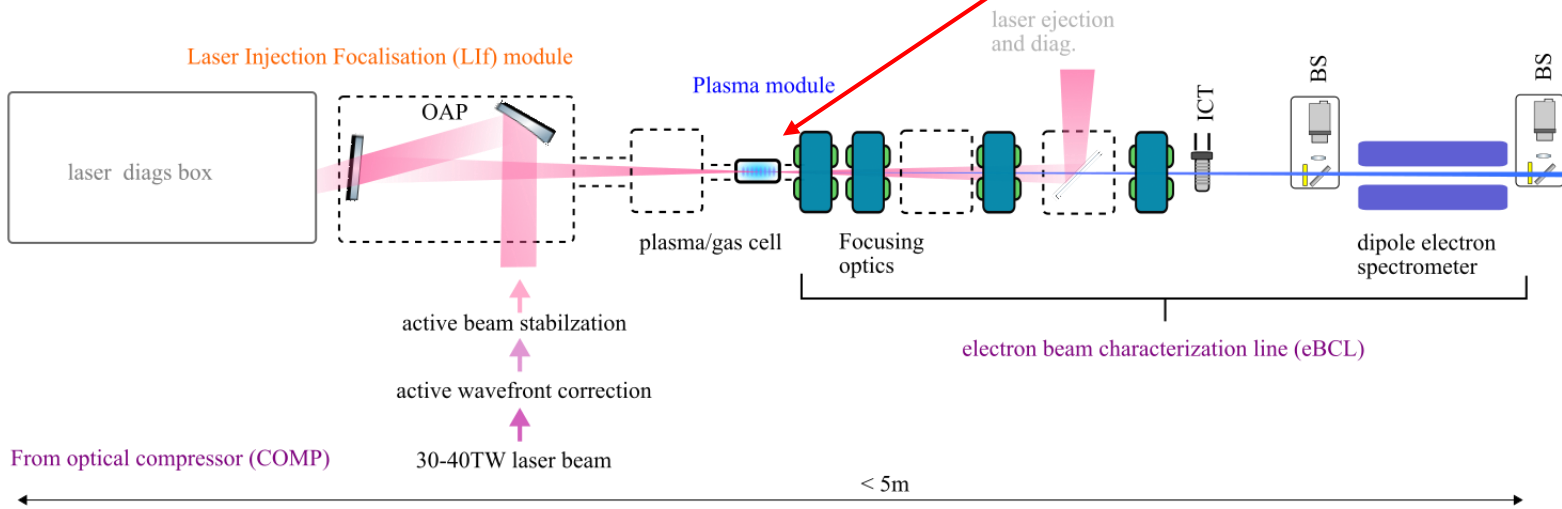
Kane Gueladio

Journées Accélérateurs – SFP, Roscoff, 04/10/2023

*P Drobniak (IJCLab), E Baynard (IJCLab), C. Bruni (IJCLab), K Cassou (IJCLab), C Guyot (IJCLab), G. Kane (IJCLab), S Kazamias (IJCLab), V. Kubytsky (IJCLab), B Lucas (IJCLab), M. Pittman (IJCLab), F. Massimo (LPGP), A. Beck (LLR), A. Specka (LLR), P Nghiem (IRFU), D. Minenna (IRFU)*



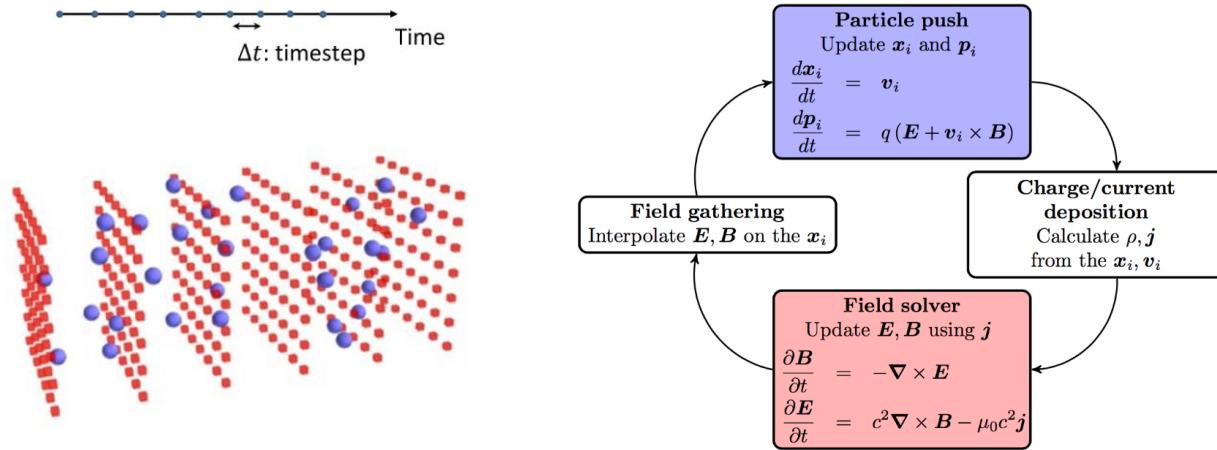
- Injecteur laser-plasma (ILP) à 10 Hz [1]
- Performance comparable à un **accélérateur RF**
- Mise en place de boucles de **rétroactions**
- Processus non-linéaires requièrent l'utilisation de **méthodes Numériques**
- Injection par ionisation localisé [2,3]



Parameters	phase 1	phase 2	phase 3	unit
energy	150	<b>200</b>	200	MeV
charge	15-30	<b>30</b>	> <b>30</b>	pC
frep	10	10	10	Hz
energy spread	<5%	< <b>3%</b>	< 2%	rms
$\epsilon_{n,rms}$	1	< <b>1</b>	< <b>1</b>	$\mu m$
stability	5%	<b>3%</b>	< <b>1%</b>	-
reproducibility	5%	<b>3%</b>	< <b>3%</b>	-

[1]: <https://pallas.ijclab.in2p3.fr> [2]: M. Chen, et al. Physics of Plasmas 19, 033101 (2012). [3]: I.M. Kirchen et al. PRL, 126, 174801 (2021)

# Apprentissage Machine et simulations pour les ALP

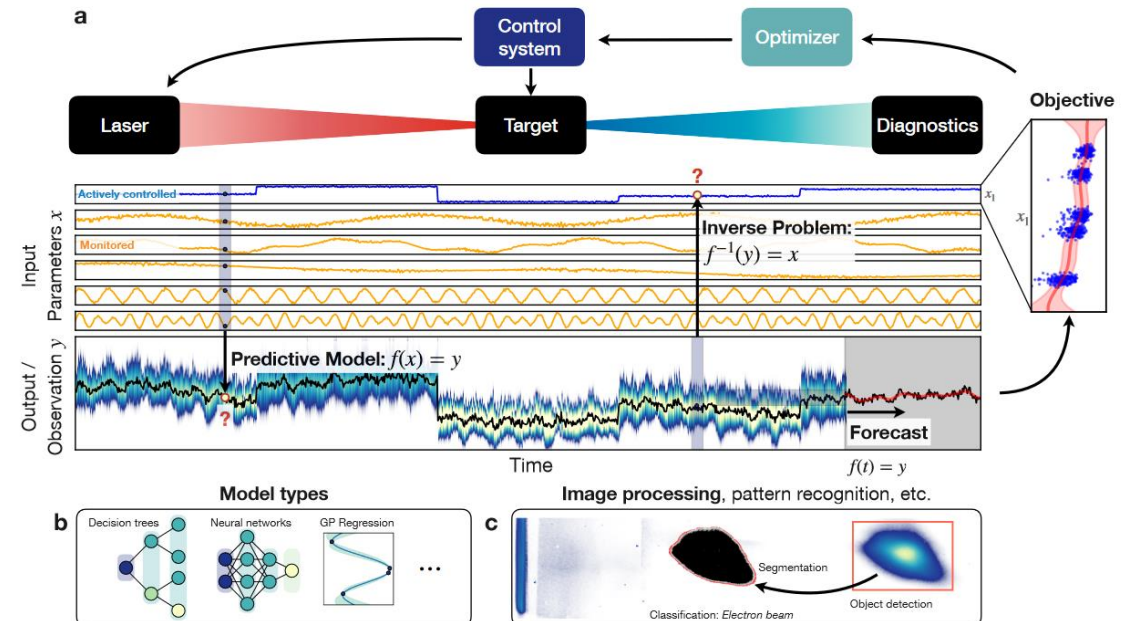


[https://fbpic.github.io/overview/pic\\_algorithm.html](https://fbpic.github.io/overview/pic_algorithm.html)

- Création de modèles de substitutions moins couteux :
  - > Exploration de l'espace des paramètres à partir de données de simulations et ou expérimentales
  - > Recherche du point de fonctionnement optimal
- Meilleure compréhension des relations entre les paramètres

=> Tester différents algorithmes d'apprentissage profond; première approche avec : **Neuronal Network, Gaussian Process, Decision trees** etc...

- Code 'Particle-In-Cell' (PIC) :
  - Initialisation ( Particules, charges, courants, etc...)
  - Interpolation des champs électromagnétiques
  - Calcul des positions et vitesses
- Procédé long et couteux ( $\sim 150 \cdot 10^6$  heure.cpu)



A Döpp et al, arXiv:2212.00026v1 [cs.LG] 30 Nov 2022

# Méthodologie, génération de données

- Code PIC **SMILEI** [1] – Configuration basse fidélité :
  - approximation **symétrie cylindrique** et **d'enveloppe pour le champ laser**
  - faible densité de **macro-particules / cellule** => gain 50 sur le temps CPU
- 15000 simulations de la source d'électron de type **Random scans** [2] :  $(a_0, X_{off}, C_{N2}, P_1)$

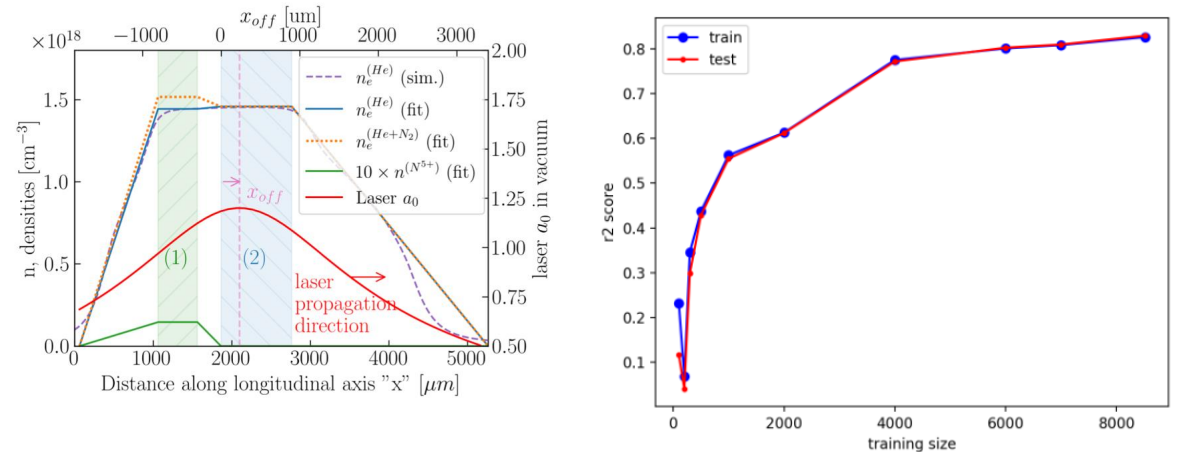
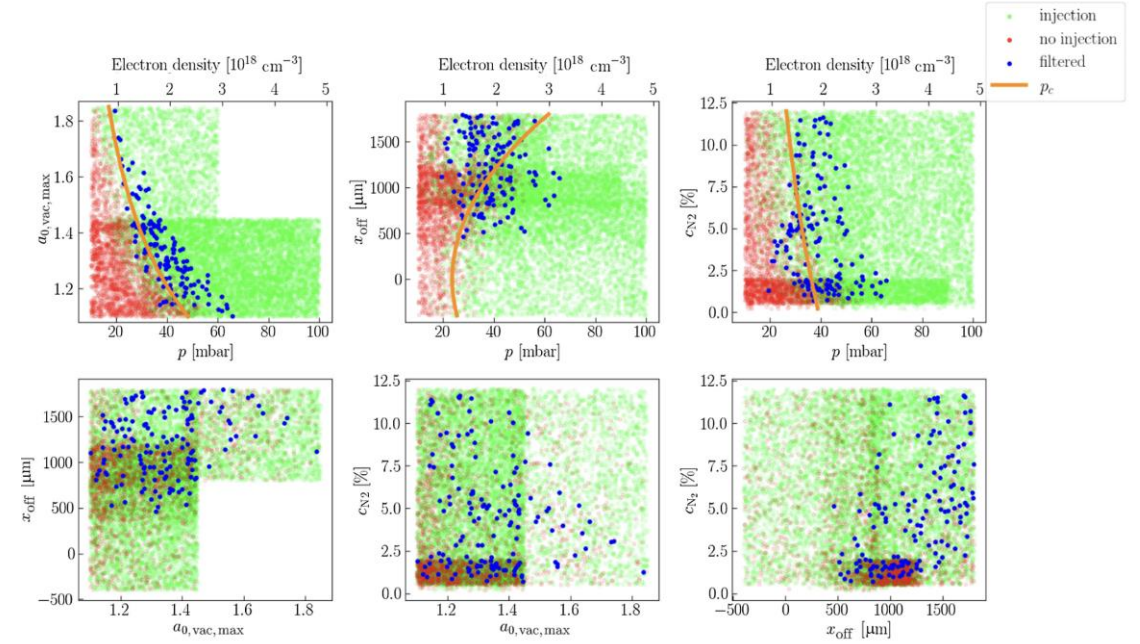


- Génération de Modèles de substitutions pour les paramètres du faisceau d'électrons par entraînement sur les simulations.

$$E_{med}, E_{mad}, \varepsilon_y, Q = F(a_0, X_{off}, C_{N2}, P_1)$$

$E_{med}$  : Energie médiane,  $E_{mad}$  : déviation absolue à la médiane,  $\varepsilon_y$  : emittance suivant y,  $Q$  : charge

- Convergence des modèles autour de 10 000 simulations  $r^2 \approx 0,9$

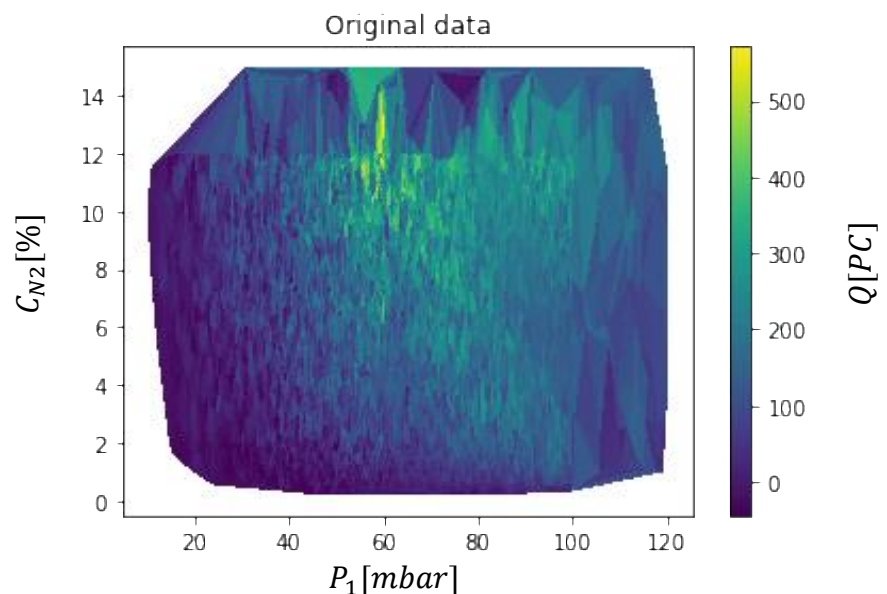


[1]: <https://smileipic.github.io/Smilei/index.html> [2]: P. Drobnik et al. PRAB 26, 091302 (2023)

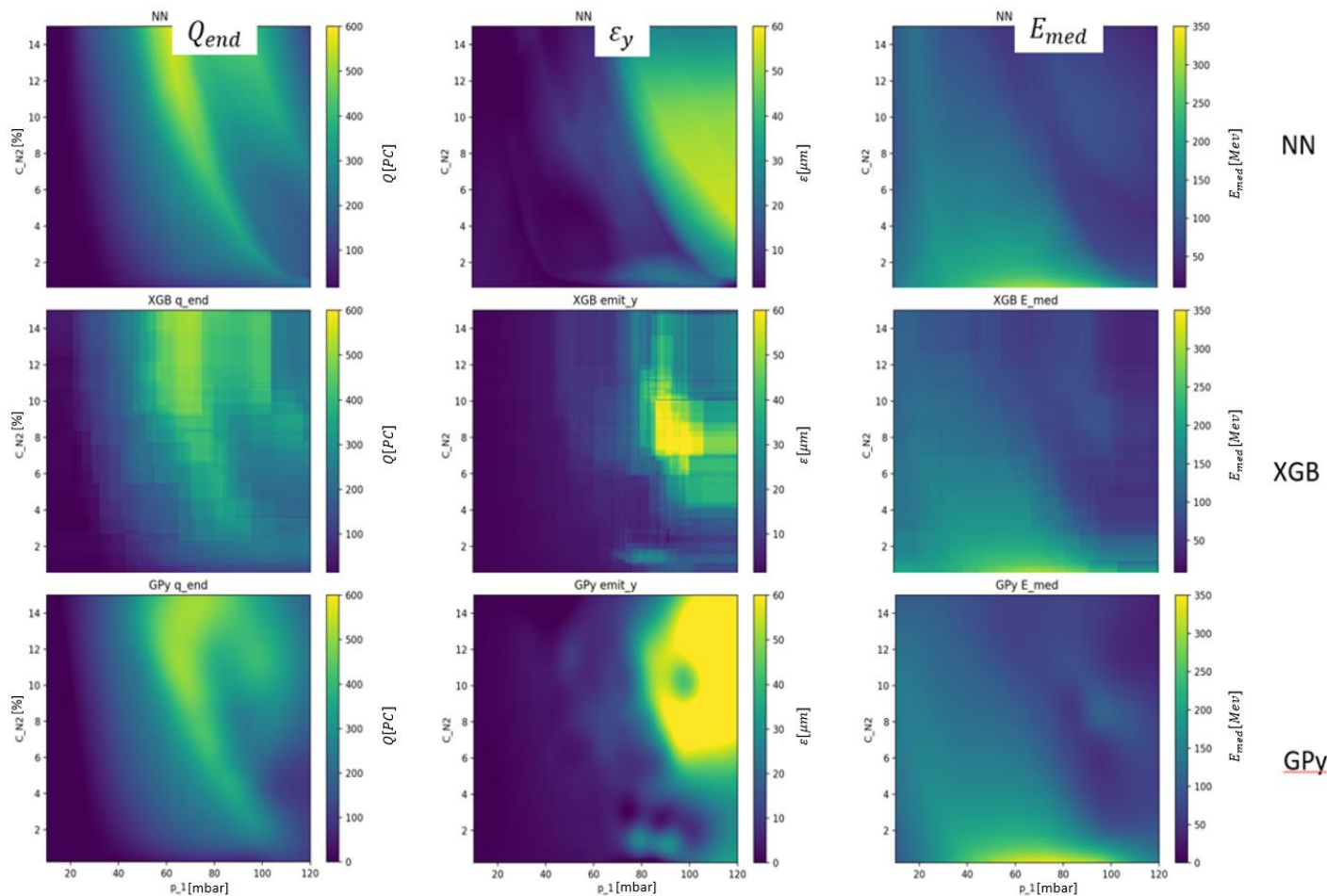


# Modèles de substitutions

- On entraîne (85% dataset K-fold) et on génère une fonction continue avec les modèles de substitutions
  - > Réseau de neurones (32,32) – 2 couches [1]
  - > Arbre de décisions (XGBoost) [2]
  - > Gaussian Process (Gpy) [3]
- Bonnes corrélations pour tous les modèles  $r^2 > 0,9$
- Permet de dégager des tendances dans l'hypervolume des paramètres

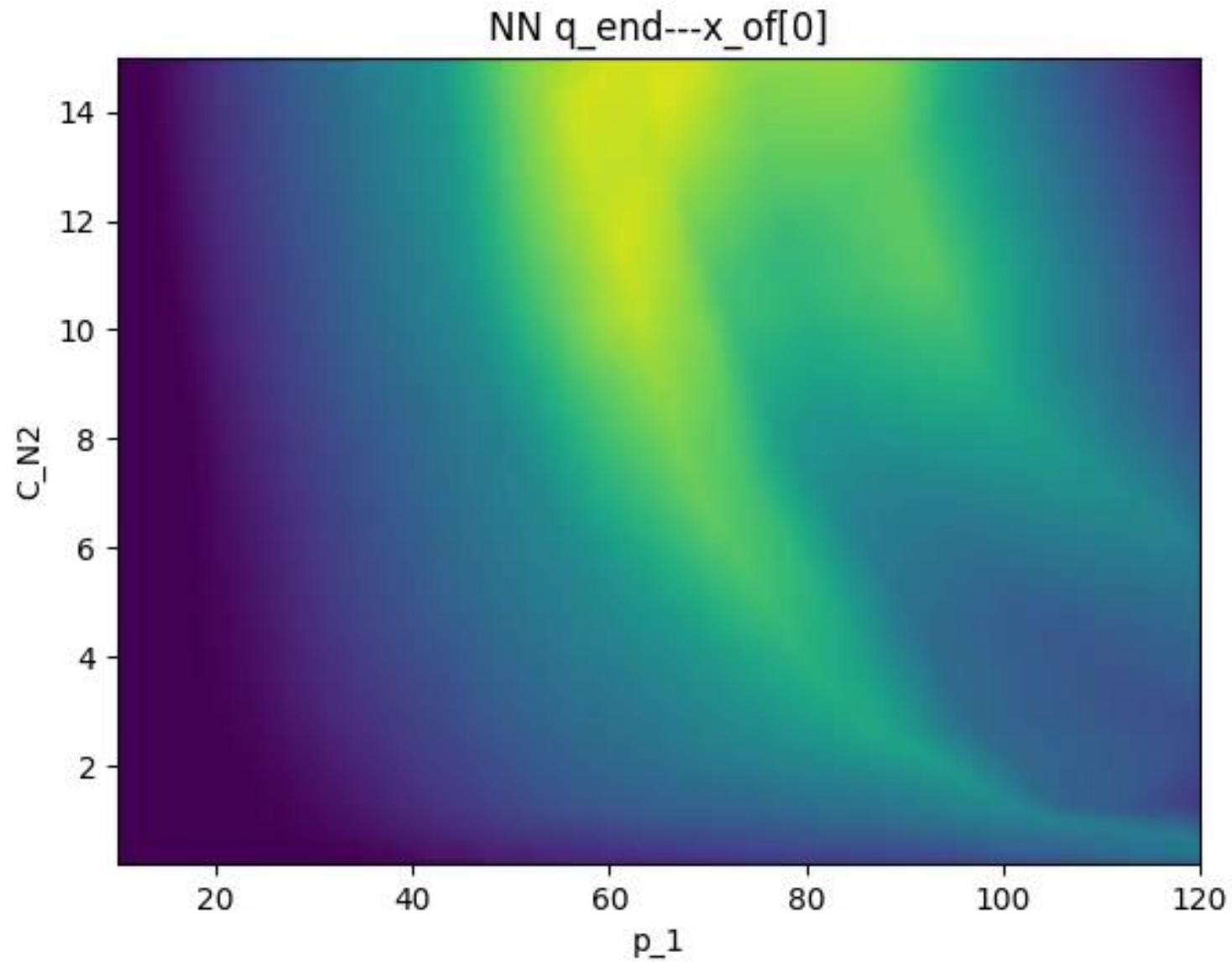


## Paramètres faisceaux



[1] Tensorflow/keras: <https://www.tensorflow.org/> [2] : Extreme gradient boosting : <https://github.com/dmlc/xgboost> [3]: A gaussian process framework in python <https://github.com/SheffieldML/GPy>

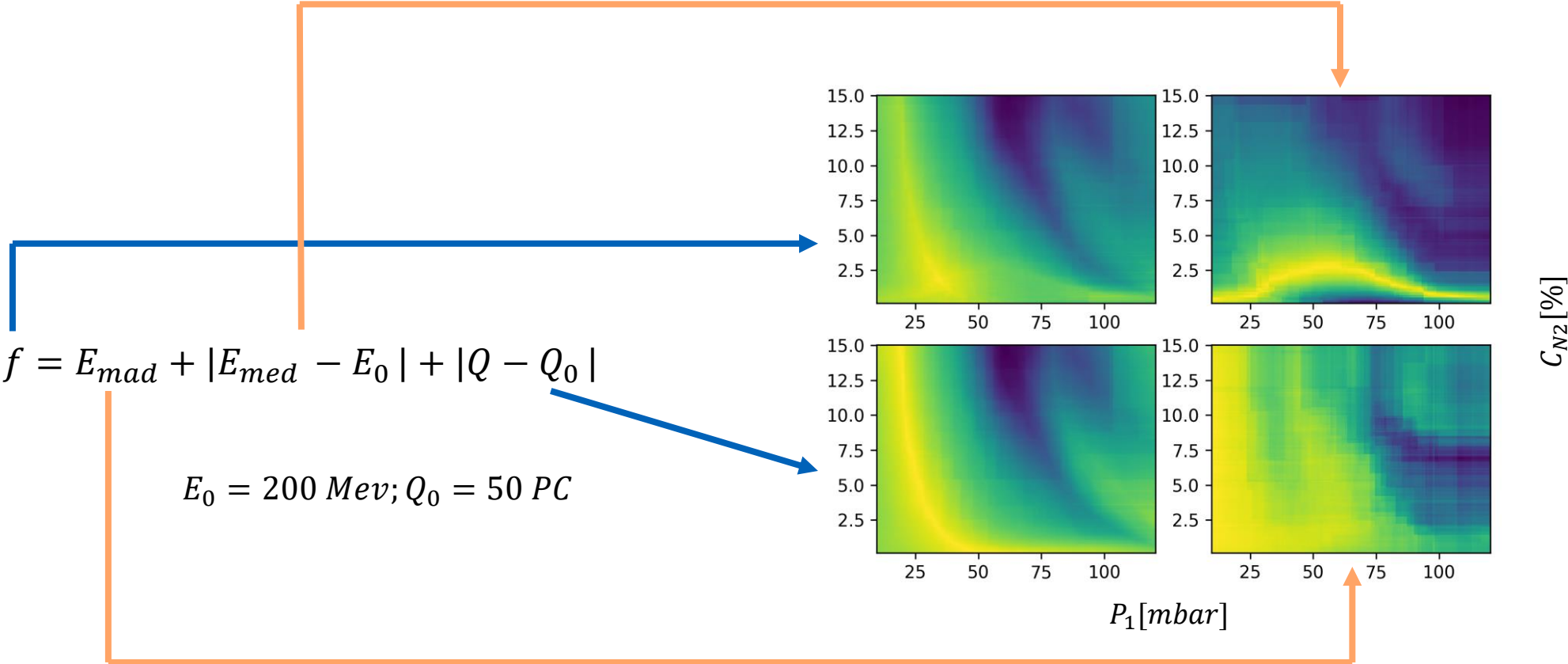
# Modèles de substitutions



# Recherche du point de fonctionnement optimal

- Fonction objective  $f$  permettant de trouver un faisceau correspondant à nos attentes
- Minimisation/Maximisation de cette fonction pour trouver un point de fonctionnement

→ Optimum :  $a_0 = 1,44; X_{of} = 3mm; C_{N2} = 7,7%; P_1 = 50 mbar$



$$f = E_{mad} + |E_{med} - E_0| + |Q - Q_0|$$

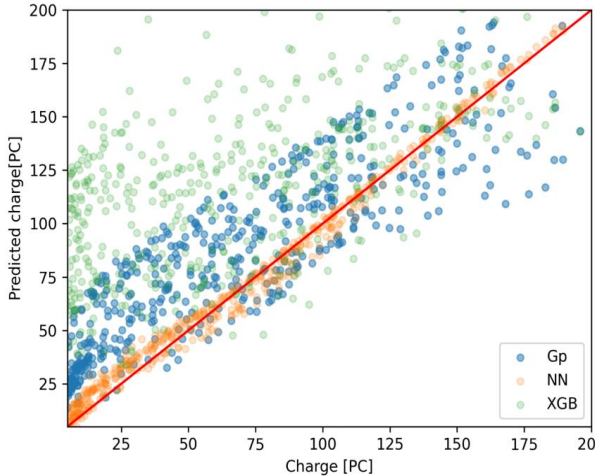
$$E_0 = 200 \text{ Mev}; Q_0 = 50 \text{ PC}$$

# Test de la robustesse des Modèles

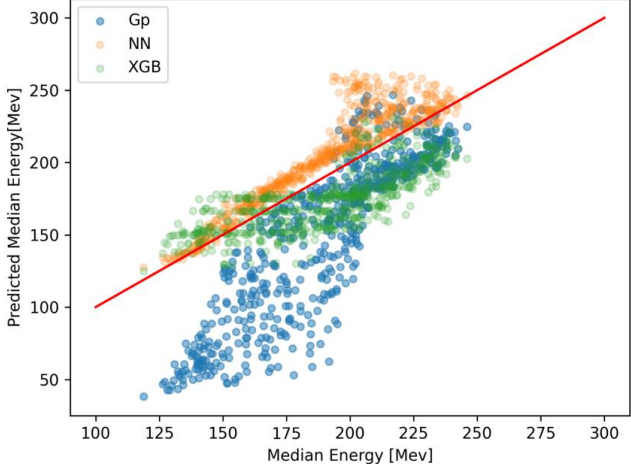
- Lancement de 600 simulations autour de l'optimum de la fonction objective  $f$ .

**0 données** d'entrainements dans hypervolume des inputs

NN:  $r^2 = 0,97$



NN:  $r^2 = 0,7$

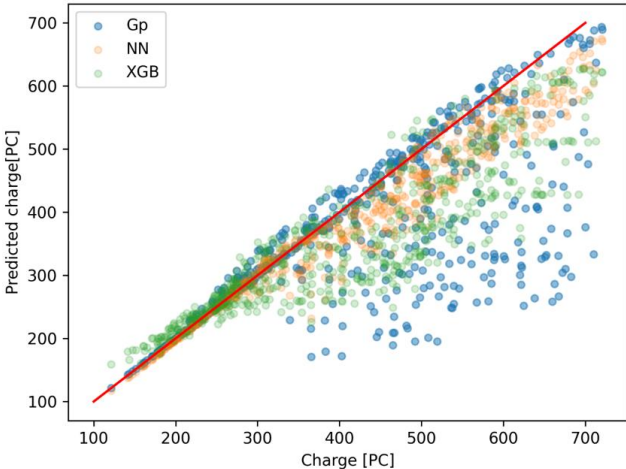


$X_{of} = 3mm$

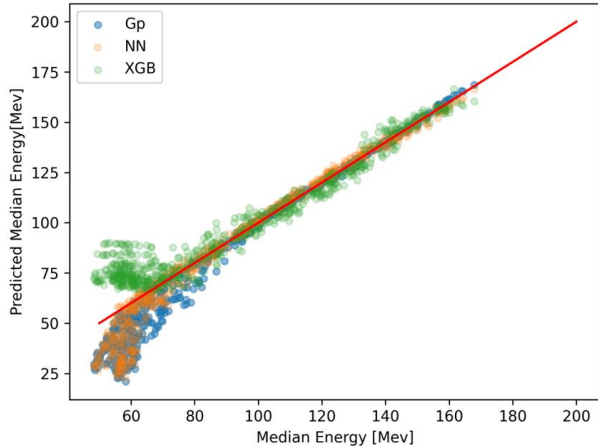
- Lancement de 600 simulations autour d'un point donnant des performances proches de l'optimum mais décalées en  $X_{of}$ .

**4 données** d'entrainements dans l'hypervolume des inputs

NN:  $r^2 = 0,86$



NN:  $r^2 = 0,93$



$X_{of} = 0,9mm$





- Résultats prometteurs, toutes les méthodes ont de bonnes performances dans les zones d'entraînement.
- Les **Modèles de substitutions de la source d'électron ALP** nous permettent d'avoir une vue globale des paramètres faisceaux en fonction des inputs de réglage de la source ( *paramètres laser, plasma* ).
- Les **réseaux de neurones (NN)** généralisent mieux dans les zones avec peu de données d'entraînements.
- Un **modèle numérique de substitutions de la source d'électron ALP** peut être utilisé pour générer des paramètres dans l'optimisation globale (*start-to-end*) de l'injecteur ALP ( *source + transport*) pour un accélérateur laser-plasma multi-étages.
- Une approche similaire sera utilisée lors des études expérimentales pour l'optimisation du réglage de la source ALP.

# Merci pour votre attention

