



Simulation et métamodélisation par apprentissage automatique des chocs non-collisionnels dans les cavités diamagnétiques

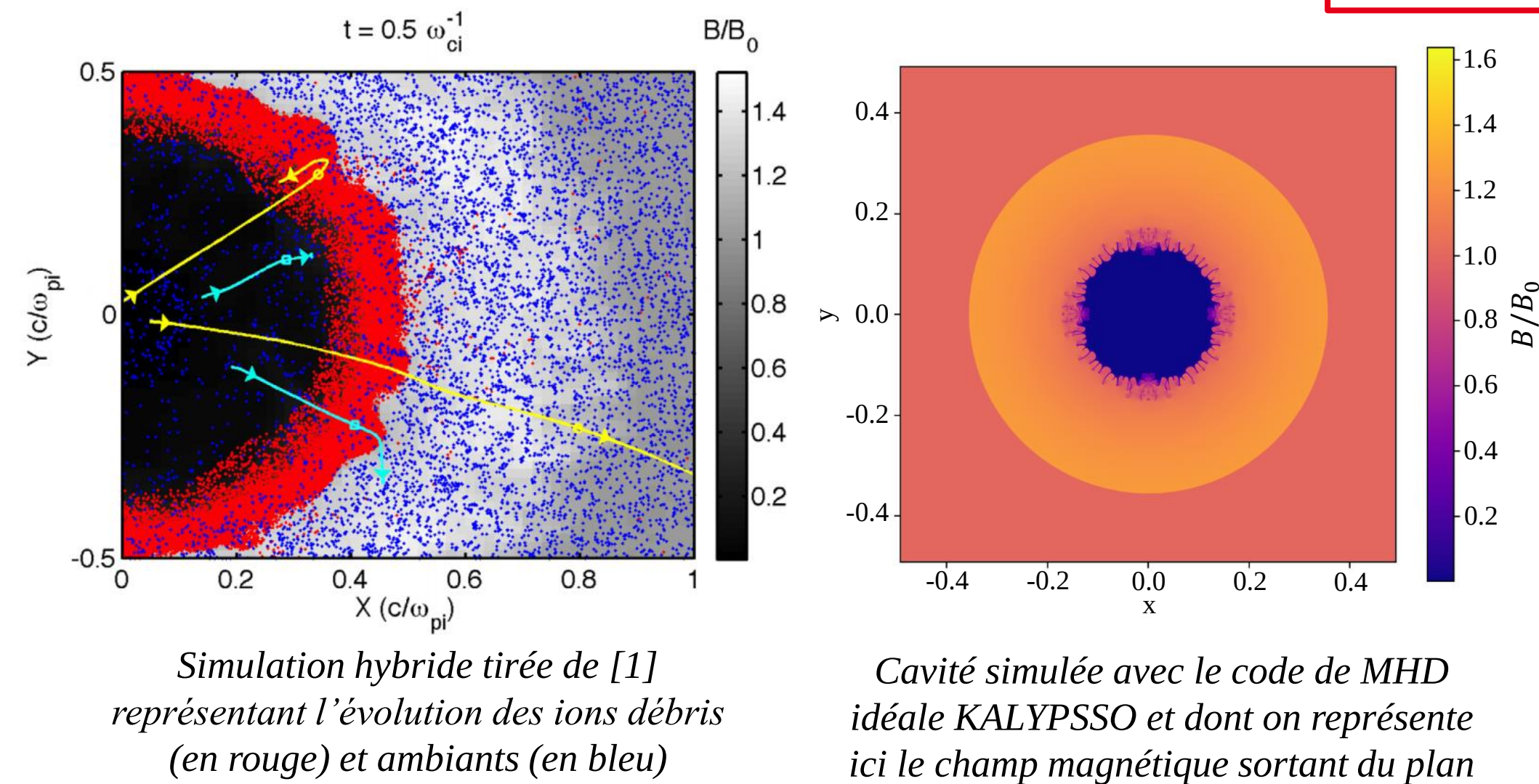
Clément Mazzocchi^{1,2}, Renaud Ferrand^{2,3}

¹ Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, Institut Polytechnique de Paris, Département d'ingénierie mathématique et informatique, 77455 Champs-sur-Marne, France

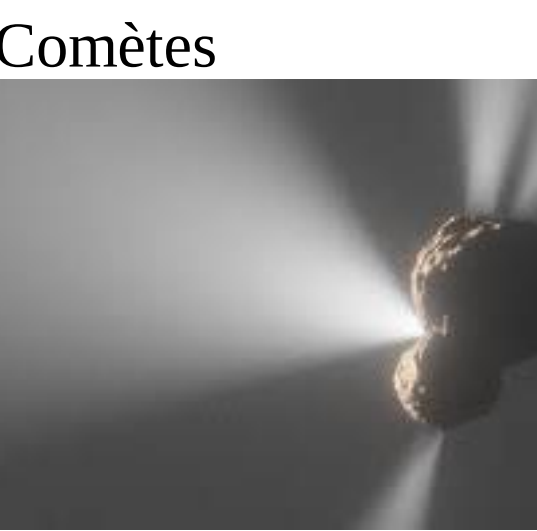
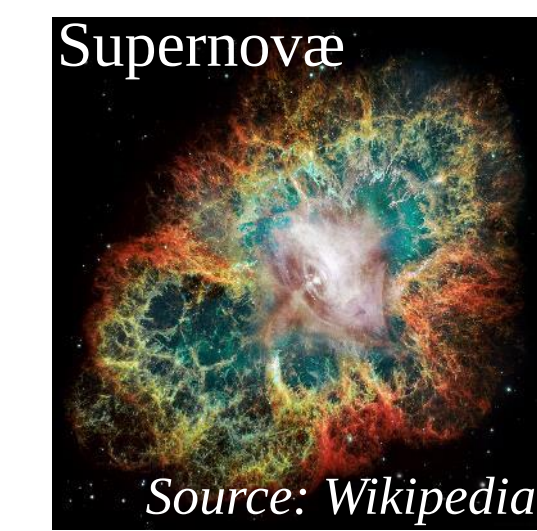
² CEA, DAM, DIF, F-91297 Arpajon, France

³ Université Paris-Saclay, CEA, LMCE, F-91680 Bruyères-le-Châtel, France

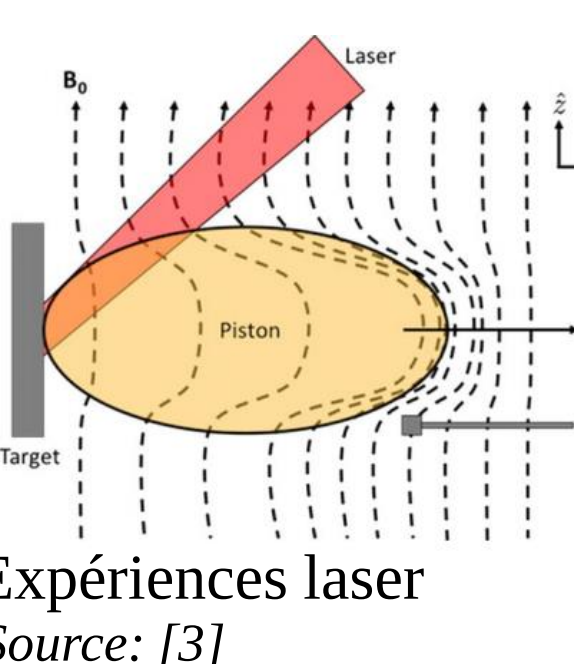
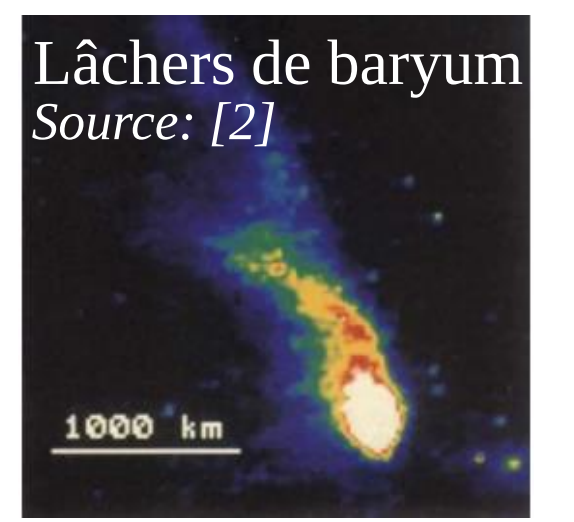
Les cavités diamagnétiques



- Les cavités se forment lorsqu'un **plasma d'ions accélérés (ou "débris")** s'étend dans un **plasma ambiant soumis à un champ magnétique**
- **Les débris** entraînent **les ambiants**, et les lignes de champ magnétique, gelées dans le plasma, s'écartent avec l'expansion, formant :
 - Une **cavité de champ interne quasi-nul** et faible densité
 - Une **région frontalière de fort champ** et forte densité
- Quand l'énergie initiale des débris est épuisée, les lignes de champ reprennent leur position initiale, et la cavité s'effondre
- On les trouve dans des **contextes (astro)physiques très variés...**



Expériences



Phénomènes naturels

Liste (non-exhaustive) d'occurrences de cavités diamagnétiques, naturelles ou artificielles

Simuler des cavités

Les défis de la simulation

- Simuler une expansion de cavité implique de pouvoir représenter de **larges gammes de paramètres**
- Dans certains cas les **effets cinétiques** peuvent être importants
 - Les codes PIC ou hybrides sont beaucoup plus coûteux
- Ces coûts élevés limitent les capacités d'exploration paramétrique

Le couplage de codes performants et de modèles d'IA adaptés peut permettre de contourner ces problématiques, autorisant des études paramétriques poussées

Le code KALYPSSO [4]

- Plateforme de calcul développée au CEA compatible GPU et avec **raffinement de maillage adaptatif (AMR)**
- Inclus un solveur de **MHD idéale mono-fluide**
- Exploite un solveur de Riemann HLLD avec transport de contraintes

Principe de nos simulations

- On simule l'**expansion sphérique** d'une cavité dans une **coupe 2D** orthogonale au champ ambiant
- **Espèces** : **Carbone pour les débris**, **Hydrogène pour l'ambiant**
- **Etat initial** : Cavité pré-étendue de rayon r_0 et de vitesse radiale v_0

Paramètres libres :

- Le champ ambiant B_0
- La vitesse des débris v_0
- La densité d'ambients $n_{a,0}$
- Le nombre d'ions débris N_d
- **Sortie** : On moyenne la cavité par axisymétrie pour extraire un **profil radial à un temps donné, ici pour le champ B**

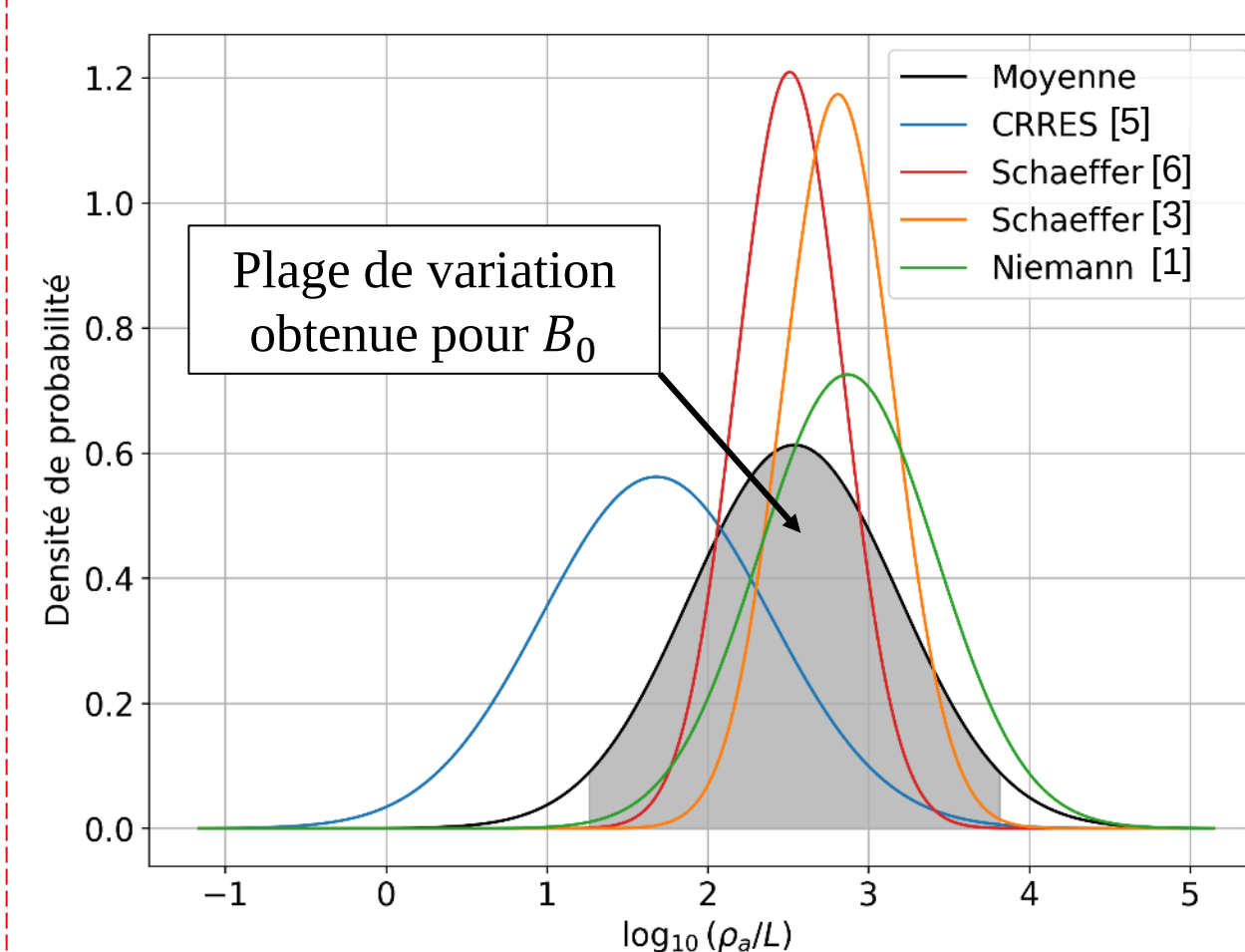
Adimensionnement des paramètres

Pour **s'affranchir du contexte physique**, on représente :

- B_0 par $\frac{\rho_a}{L}(B_0) = \frac{cm_a}{Z_a e L} B_0^{-1}$
- $n_{a,0}$ par $\frac{d_a}{L}(n_{a,0}) = \frac{c}{L} \left(\frac{\epsilon_0 m_a}{(Z_a e)^2} \right)^{1/2} n_{a,0}^{-1/2}$
- v_0 par $M_A(B_0, n_{a,0}, v_0) = \sqrt{\mu_0 m_a} B_0^{-1} n_{a,0}^{1/2} v_0$
- N_d par $\frac{\rho_a}{R_i}(B_0, n_{a,0}, v_0) = \frac{cm_a}{Z_a e} \left(\frac{4\pi Z_a}{3Z_d} \right)^{1/3} B_0^{-1} n_{a,0}^{1/3} N_d^{-1/3}$
- Le temps t par $t\Omega_c = \frac{tZ_a e}{m_a}$

Échantillonnage

On assimile les paramètres d'expériences de la littérature à des densités gaussiennes pour définir nos plages de paramètres



Exemple de définition des paramètres adimensionnés pour le champ magnétique

Les gaussiennes colorées sont ajustées à des paramètres issus de différentes séries d'expériences, la noire en est la moyenne utilisée pour définir nos paramètres

Construction de la BDD

Génération de la base de données

- **BDD initiale** : 4025 simulations de 100 pas de temps, soit 402500 profils
- **Post-traitement** : Suppression des temps suivant l'implosion...
 - ... par calcul analytique via un bilan énergétique
 - ... par clustering sur l'amplitude de B au centre du domaine

BDD finale : ~88% de la base initiale, soit environ 350000 profils radiaux échantillonnés sur 1000 points

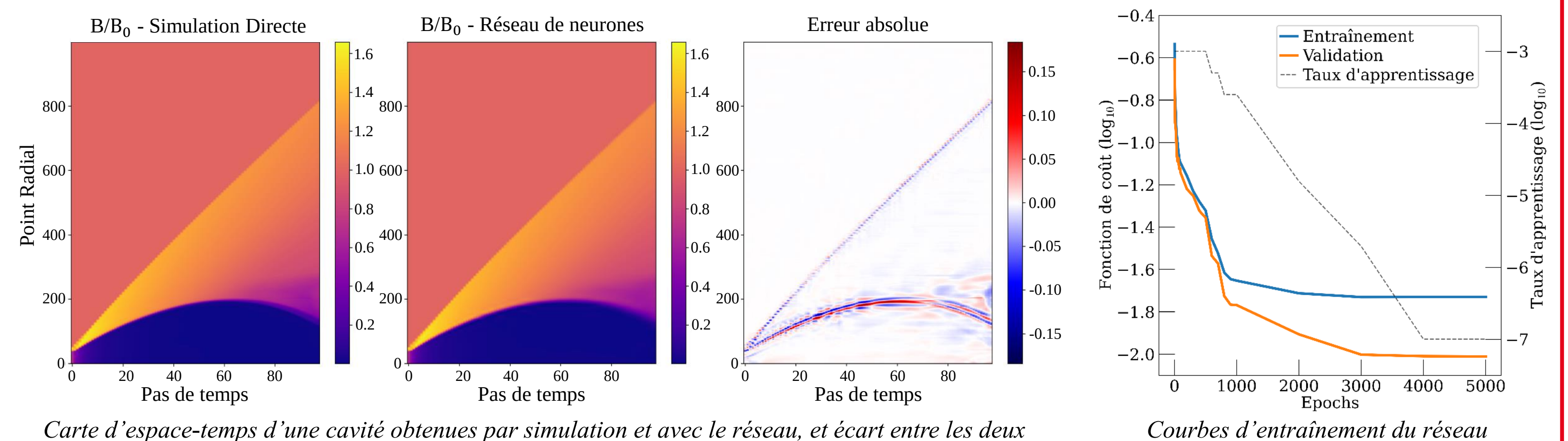
Architecture du réseau

- On utilise un **multi-layer perceptron (MLP)** de 4 couches de 4096 neurones
- On intègre du **dropout** et une **régularisation d'ordre 2 (ridge)** pour limiter l'*overfitting*
- Un **planificateur** permet de réduire le taux d'apprentissage lorsque l'entraînement stagne
 - Il évolue de 10^{-3} à 10^{-7} au cours de l'entraînement
- On utilise une **fonction de coût hybride erreur absolue (MAE) / moindres carrés (MSE)** :

$$\mathcal{C}(y, \hat{y}) = f_\alpha(x) MAE(y, \hat{y}) + (1 - f_\alpha(x)) MSE(y, \hat{y}), \text{ où } x = \frac{\text{epoch}}{\text{epoch}_{\max}} \text{ et } f_\alpha \text{ est une sigmoïde}$$
 - On capture **l'allure générale avec la MSE**, puis on **corrige les erreurs avec la MAE**

Le réseau de neurones

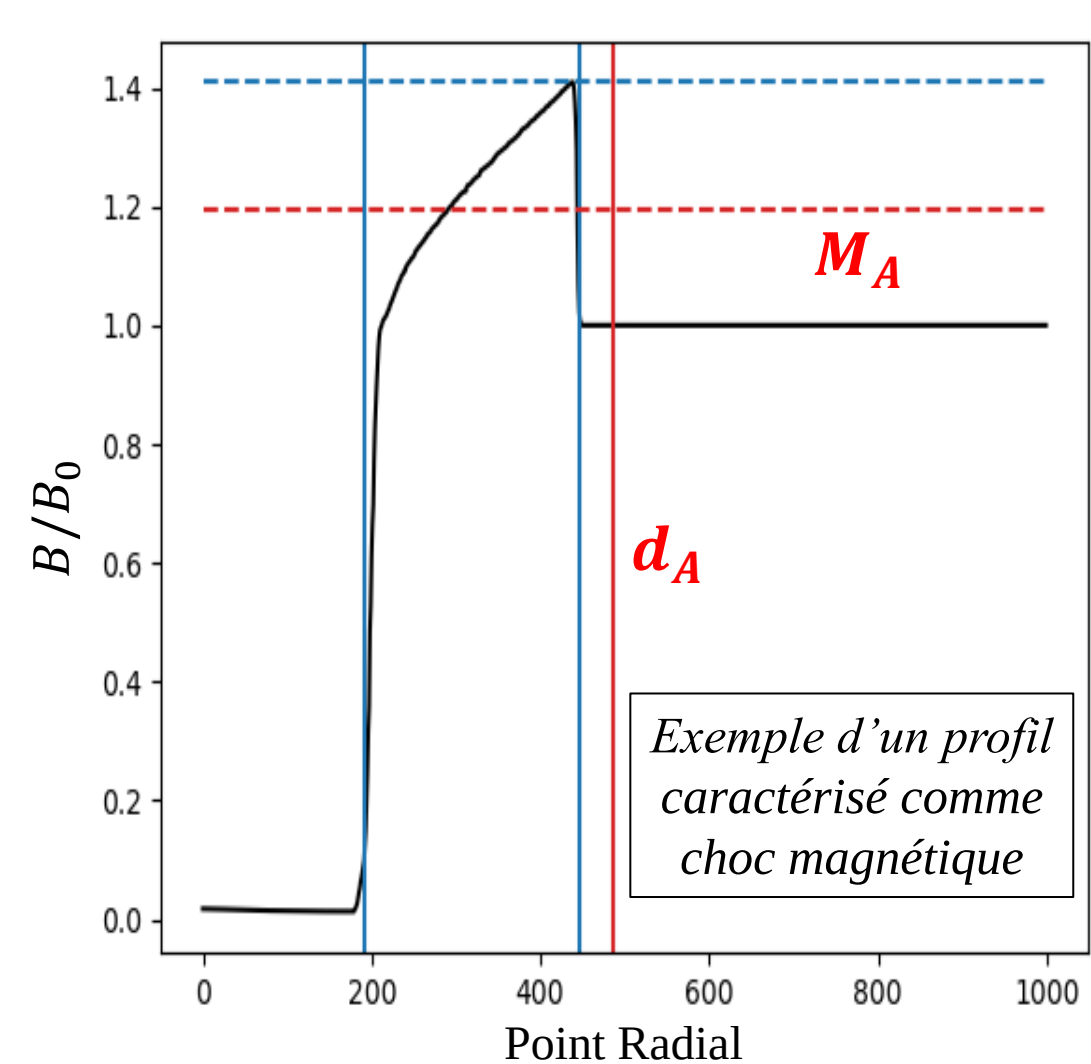
- On dédie 80% de la BDD à l'entraînement, le reste à la validation. On constate l'absence d'*overfitting*.
- L'erreur (MAE) sur B est de l'ordre de 10^{-2} : **le réseau restitue très bien les simulations !**



Carte d'espace-temps d'une cavité obtenues par simulation et avec le réseau, et écart entre les deux

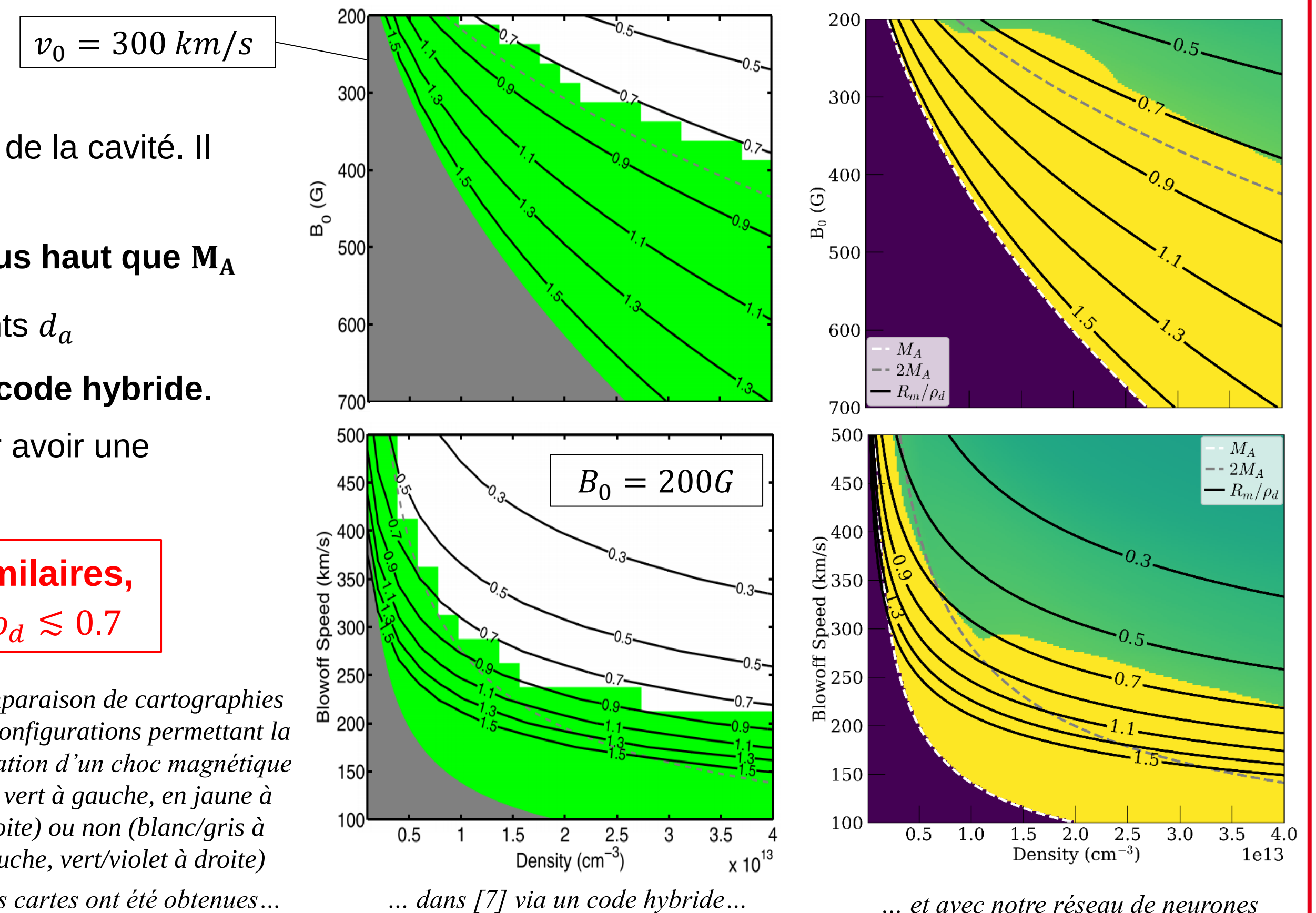
Courbes d'entraînement du réseau

Application : chocs non-collisionnels



- Dans certaines configurations un **choc magnétique** peut se former au front de la cavité. Il est caractérisé par **trois critères** [6] :
 - Le régime doit être **super-alfvénique** : $M_A > 1$
 - Le front doit être **plus haut que M_A**
 - Le front doit être **moins large que la longueur d'inertie** des ions ambiants d_a
- On s'intéresse à une étude paramétrique décrite dans [7], menée avec un **code hybride**.
 - On étudie les mêmes configurations avec notre réseau ; N_d est fixé pour avoir une énergie initiale de 250J

On retrouve en quelques secondes des cartographies très similaires, avec le même critère sur le rayon de masse équivalente $R_m/\rho_d \lesssim 0.7$



Comparaison de cartographies des configurations permettant la formation d'un choc magnétique (en vert à gauche, en jaune à droite) ou non (blanc/gris à gauche, vert/violet à droite) Ces cartes ont été obtenues...

... dans [7] via un code hybride...

... et avec notre réseau de neurones

- Aidés de KALYPSSO, solveur de MHD idéale AMR et GPU, nous avons pu construire une large base de données représentant l'évolution d'une cavité diamagnétique pour des paramètres très variés.
- Cette base a permis d'entraîner un réseau de neurones capable d'inférer rapidement l'évolution du champ magnétique dans une cavité.
- La comparaison à la littérature a permis de valider notre réseau et, par là-même, KALYPSSO.
- Ce réseau peut permettre de mener des études paramétriques et des tests préliminaires à des simulations plus importantes. Une extension à d'autres paramètres ou à des simulations 3D est aussi envisageable.

Conclusion

[1] C. Niemann *et al.*, Phys. Plasma 20, 012108 (2013)

[2] A. Valenzuela *et al.*, Nature 320, 700 (1986)

[3] D.B. Schaeffer *et al.*, Phys. Plasma 24, 041405 (2017)

[4] P. Kestener, DOI:10.13140/RG.2.2.18299.22562 (2025)

[5] J.D.Huba *et al.*, J. Geophys. Res. 97, 11-24 (1992)

[6] D.B. Schaeffer *et al.*, Phys. Plasma 22, 113101 (2015)

[7] S.E. Clark *et al.*, Phys. Plasma 20, 082129 (2013)