

# APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE EN MHD : INSTABILITÉ DE KELVIN-HELMHOLTZ

## Contexte

La **magnétohydrodynamique** (MHD) étudie le comportement des fluides conducteurs en présence de champs magnétiques. Elle intervient notamment en **astrophysique** et en **fusion thermonucléaire**.

Dans ces contextes, les interactions entre les champs magnétiques et les mouvements du fluide peuvent engendrer des phénomènes complexes, rendant l'écoulement souvent instable et difficile à prédire.

Dans ces systèmes, des **instabilités** peuvent apparaître et modifier fortement la dynamique du fluide. Parmi elles, l'**instabilité de Kelvin-Helmholtz** se développe lorsqu'il existe un **cisaillement** entre deux couches fluides, ce qui engendre des structures tourbillonnaires caractéristiques.

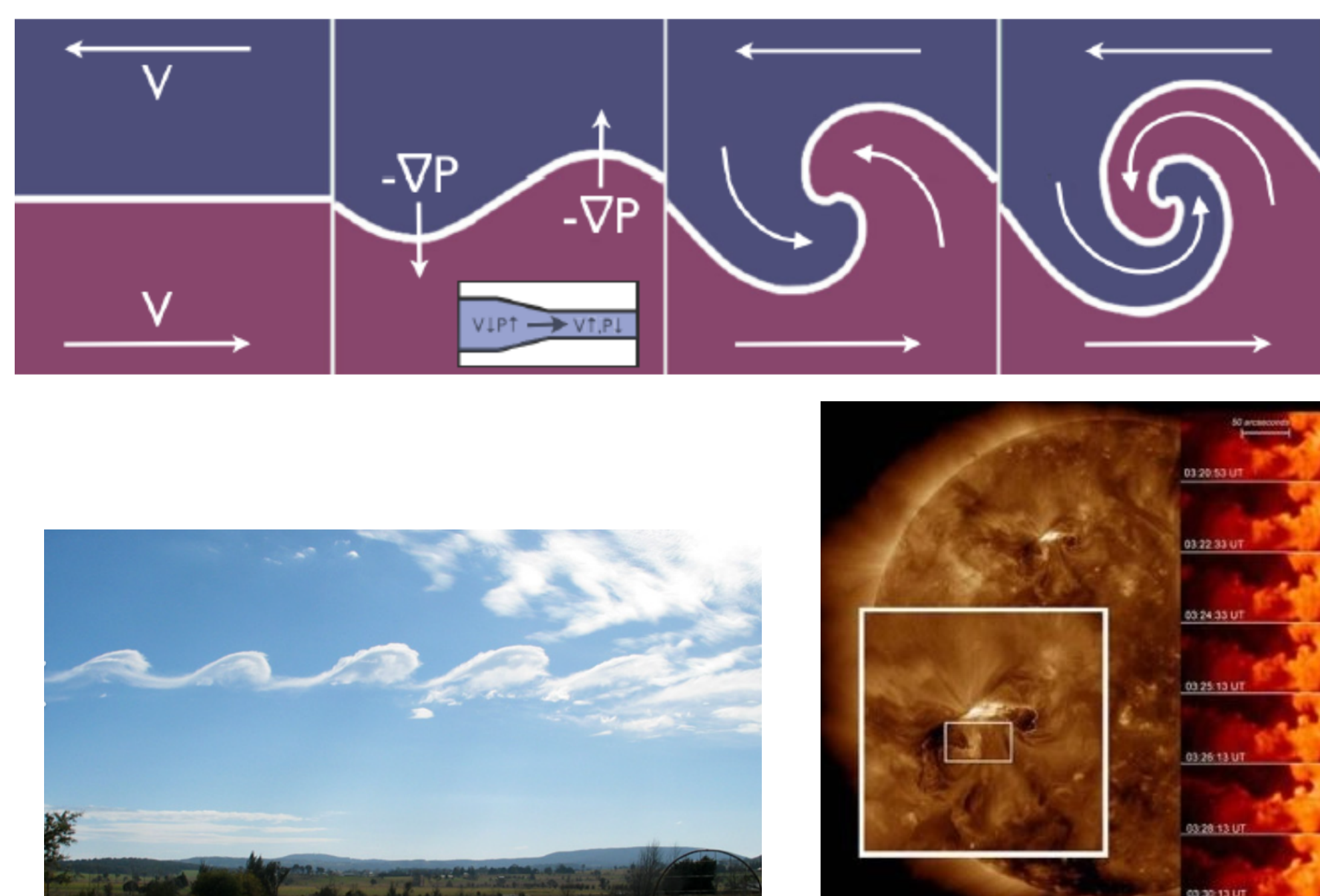


FIGURE 1 – Exemples visuels de l'instabilité de Kelvin-Helmholtz et de son contexte physique.

## Problématique

Comment utiliser l'**apprentissage automatique** pour **caractériser** et **prédire** l'apparition de l'instabilité de Kelvin-Helmholtz à partir de données numériques issues de simulations MHD ?

## Objectifs

- Générer des données numériques contrôlées représentant l'instabilité de Kelvin-Helmholtz.
- Étudier l'influence de certaines grandeurs physiques, en particulier le champ magnétique.
- Mettre en place une approche d'**apprentissage profond** adaptée aux données séquentielles.
- Évaluer la capacité du modèle à prédire l'évolution des structures tourbillonnaires.

## Méthodologie suivie

### 1) Génération des données

Nous utilisons un code de **CFD** fondé sur la méthode **CMM** (*Characteristic Mapping Method*) afin de construire une base de données de simulations. Cette approche permet de capturer avec précision l'évolution des structures dynamiques du fluide.

Les champs étudiés comprennent notamment : la vitesse, le champ magnétique, la vorticité et la densité de courant.

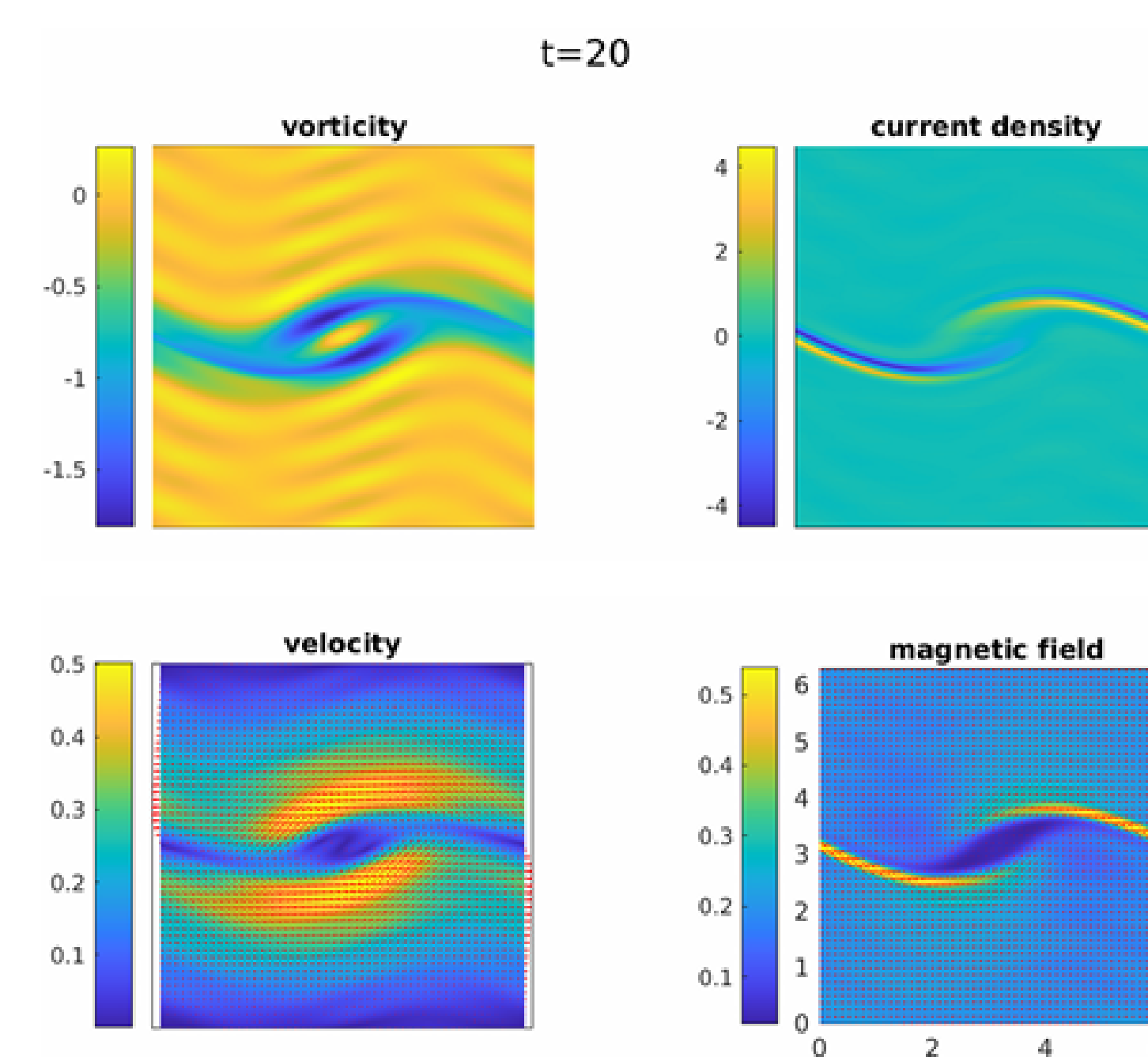


FIGURE 2 – Exemple de données générées par simulation.

### 2) Modèle d'apprentissage

Nous utilisons un réseau de neurones de type **LSTM** (*Long Short-Term Memory*), bien adapté aux **séries temporelles**. Ce modèle apprend l'évolution de l'écoulement à partir d'une suite d'états simulés, afin d'anticiper le développement de l'instabilité.

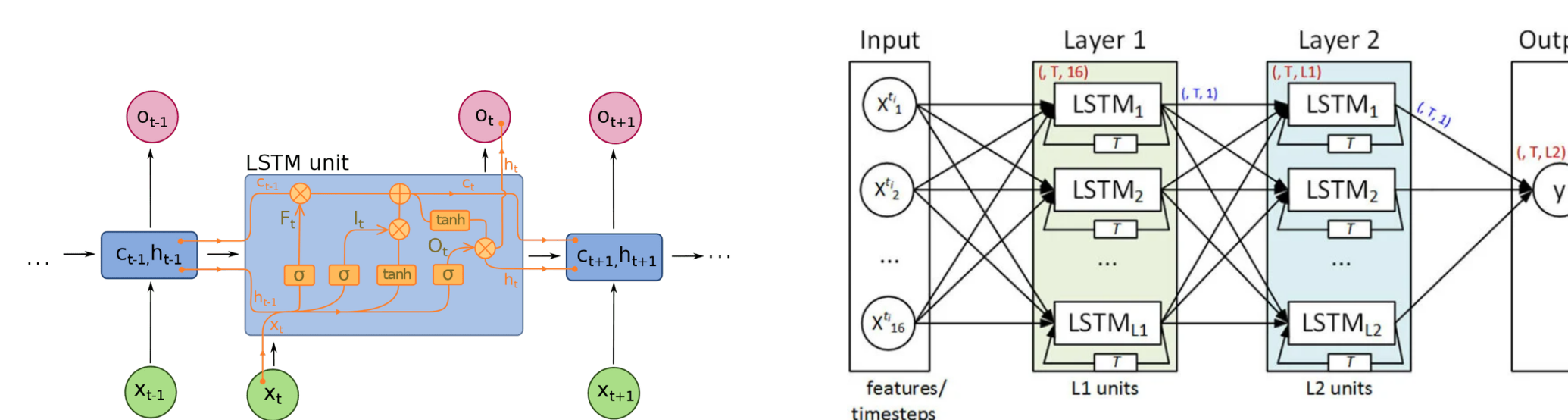


FIGURE 3 – Schéma de principe du LSTM et du réseau de neurones utilisé.

## Évaluation

Les performances du modèle sont évaluées en comparant les **prédictions** du réseau et les **simulations de référence** pour plusieurs instants successifs.

Nous analysons :

- la qualité de reconstruction des structures principales ;
- la conservation de la forme globale des tourbillons ;
- la capacité du modèle à suivre l'évolution temporelle du phénomène.

L'objectif n'est pas seulement d'obtenir une bonne image prédite, mais aussi de vérifier si le modèle reproduit correctement la **dynamique physique** de l'instabilité.

## Résultats

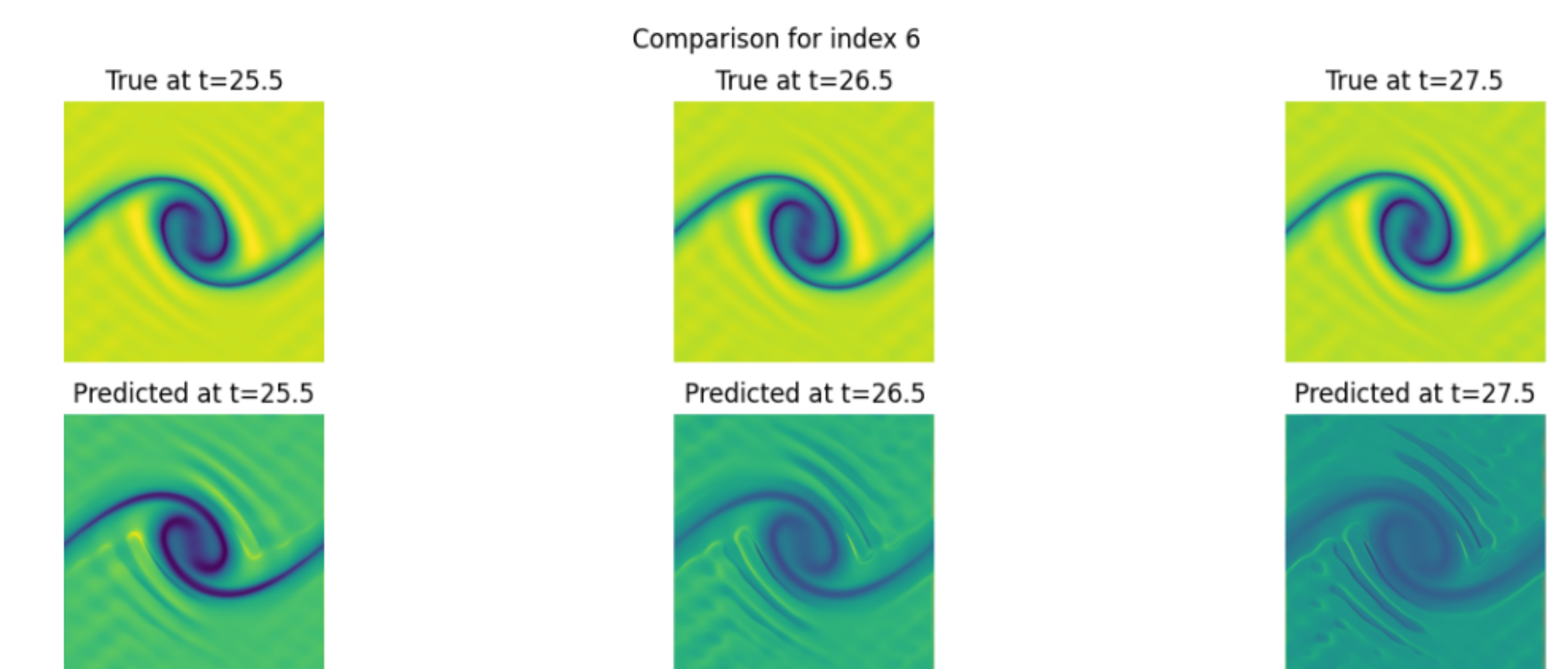


FIGURE 4 – Comparaison entre simulations de référence et prédictions du modèle.

### Observations principales

- Au début de l'évolution, le modèle reproduit correctement la structure initiale des vortex.
- Lorsque le temps augmente, les structures prédites restent cohérentes globalement.
- En revanche, les **détails fins** et les **instabilités secondaires** sont progressivement atténués.
- La précision diminue donc lorsque la prédiction s'éloigne de l'instant initial.

## Conclusion

Ce travail montre qu'une approche par **apprentissage automatique** peut être utilisée pour prédire l'apparition et l'évolution initiale de l'**instabilité de Kelvin-Helmholtz** en MHD.

L'étude a volontairement été menée sur un cas simplifié en **2D**, afin de mieux comprendre les mécanismes physiques et les limites du modèle.

À plus long terme, cette démarche pourra être étendue à des phénomènes plus complexes en **3D**, notamment pour l'étude de l'**effet dynamo**.

## Références

- [1] Kreuzahler, Sophia, et al. "Dynamo enhancement and mode selection triggered by high magnetic permeability."
- [2] Mouhali, Waleed, Jae-Yun Jun, and Thierry Lehner. "Velocity field reconstruction by Machine Learning during kinematic dynamo process." EGU General Assembly Conference Abstracts. 2022.
- [3] The Kelvin-Helmholtz Instability in Space Chris Gilbert Astrophysical and Planetary Sciences, University of Colorado Boulder Laboratory for Atmospheric and Space Physics
- [4] Bergmann, J., Maurel-Oujia, T., Yin, X. Y., Nave, J. C., Schneider, K.