

HNPS v5.0 : Intelligence Ferroviaire Cognitive et Générative

Jumeau Numérique Neuro-Symbolique Différentiable

Direction de la Recherche Avancée
Systèmes Complexes & IA Générative

22 novembre 2025

Résumé

Ce document présente l'architecture théorique ultime du système HNPS (Hybrid Neuro-Physical System). Dépassant le simple suivi cinématique, cette version introduit un paradigme de **Jumeau Numérique Cognitif**. L'architecture repose sur quatre piliers novateurs : (1) Une modélisation **Neuro-Physique Différentiable** permettant l'auto-calibration continue des paramètres du réseau, (2) Des modèles génératifs probabilistes (**Diffusion Models**) pour la gestion de l'incertitude trajectorielle multimodale, (3) Une inférence **Causale** pour distinguer corrélation et causalité dans les retards, et (4) Un module de **Métacognition** permettant au système d'évaluer sa propre fiabilité en temps réel. Le tout forme un écosystème autonome capable de prédiction, de diagnostic et d'auto-amélioration sans supervision.

Table des matières

1 I. Fondations : Physique Différentiable Auto-Calibration

L'intégration classique (Physique \rightarrow IA) est remplacée par une fusion intrinsèque où les lois physiques sont des couches différentiables au sein du réseau de neurones.

1.1 Moteur Physique Différentiable

Soit $\mathcal{P}(\theta)$ le modèle physique (Davis, Cantonnement) paramétré par θ (friction, pentes, courbes). Au lieu de fixer θ , nous le rendons apprenable via rétro-propagation à travers le solveur ODE :

$$\mathcal{L} = \|\text{ODESolve}(z_0, \mathcal{P}(\theta), t) - x_{obs}\|^2 \quad (1)$$

Le gradient $\nabla_{\theta}\mathcal{L}$ est calculé via la méthode adjointe, permettant au système d'ajuster la friction d'un tronçon spécifique si les trains y sont systématiquement plus lents que prévu.

1.2 Auto-Calibration Contextuelle

Le système détecte les changements structurels (ex : travaux imposant une limitation temporaire de vitesse) sans intervention humaine. Le paramètre $v_{limit}(s)$ devient une variable latente dynamique ajustée en continu par l'observation des flux.

2 II. Incertitude Génération : Trajectoires Probabilistes

L'état d'un train n'est pas un point, mais une distribution de probabilité sur des trajectoires futures possibles.

2.1 Modèles de Diffusion Conditionnels (Score-Based Generative Models)

Nous utilisons un modèle de diffusion pour générer des scénarios de trajectoires $X_{1:T}$ conditionnés par l'historique H et le contexte C (météo, incidents). La dynamique inverse de diffusion (Denoising) permet d'échantillonner K trajectoires plausibles :

$$dX_t = [f(X_t, t) - g^2(t)\nabla_X \log p_t(X)]dt + g(t)d\bar{W} \quad (2)$$

Cela génère un "nuage de trajectoires" représentant l'incertitude spatiale réelle (ex : 60% de chance de continuer, 40% de chance d'être garé).

2.2 Métacognition Confiance

Le système évalue l'entropie de la distribution générée.

$$\mathcal{H}(X) = - \sum p(x) \log p(x) \quad (3)$$

Si $\mathcal{H}(X) > \tau$, le système déclare "Je ne sais pas" et bascule en mode dégradé (affichage de zones d'incertitude plutôt que d'un train précis), évitant les hallucinations trompeuses.

3 III. Intelligence Causale Explicabilité

Comprendre *pourquoi* un retard survient est aussi important que de le prédire.

3.1 Graphes Causaux Structurels (SCM)

Le réseau est modélisé par un graphe causal où les nœuds sont des variables (Pluie, Affluence, Panne Signal, Retard). Nous utilisons l'inférence contrefactuelle pour répondre à des questions du type : "Le train serait-il en retard s'il n'avait pas plu ?"

$$P(Y_{do(X=x)} = y) \quad (4)$$

Cela permet de distinguer un retard structurel (infra) d'un retard conjoncturel (passagers).

3.2 Détection de la Cause Racine

Un module d'attention causale identifie les événements précurseurs dans le graphe spatio-temporel qui ont déclenché une vague de retards (ex : un train bloqué en gare A a causé le ralentissement en gare B 20 minutes plus tard).

4 IV. Architecture Cognitive Multi-Échelles

Le système raisonne à trois niveaux d'abstraction simultanés.

4.1 Micro : L'Agent Train (Neuro-Symbolique)

Chaque train est un agent autonome avec ses propres objectifs (respecter l'horaire) et contraintes (sécurité). Il utilise une logique neuro-symbolique pour prendre des décisions locales (freiner, accélérer) en respectant strictement les règles de cantonnement (Safety Shield).

4.2 Méso : Interaction de Flotte (Graph Neural Network)

Un GNN dynamique modélise les interactions physiques (effet accordéon) et logiques (correspondances) entre trains voisins.

$$h_v^{(k)} = \sigma \left(W \cdot \text{AGG}(\{h_u^{(k-1)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\}) \right) \quad (5)$$

Cela permet la propagation prédictive des congestions : le système "voit" le bouchon se former avant qu'il n'existe physiquement.

4.3 Macro : Conscience du Réseau (Mémoire Globale)

Une mémoire épisodique (basée sur Mamba/SSM) stocke les patterns historiques de l'ensemble du réseau. Elle permet de reconnaître des situations complexes (ex : "Matinée de grève + Pluie") et d'adapter instantanément les paramètres globaux de prédiction.

5 V. Simulation Adversariale Robustesse

Pour garantir une résilience totale, le système est entraîné dans un environnement hostile.

5.1 Entraînement Adversarial (GAN)

Un "Générateur de Chaos" (Adversary) tente de créer des scénarios (pannes API, données corrompues, surcharges) qui maximisent l'erreur du système HNPS. Le système HNPS (Discriminator/Predictor) apprend à devenir robuste à ces attaques en minimisant la perte sous les pires conditions.

$$\min_{\theta_{HNPS}} \max_{\phi_{Chaos}} \mathcal{L}(\theta, \phi)$$

6 Synthèse Technologique

Composante	Technologie Clé	Fonction
Physique	Differentiable ODE Solvers	Auto-calibration, respect des lois physiques
Incertitude	Diffusion Models (Score-based)	Génération de nuages de trajectoires possibles
Raisonnement	Causal Inference (SCM)	Explication des retards, analyse racine
Cognition	Neuro-Symbolic AI	Respect strict des règles de sécurité
Interaction	Spatio-Temporal GNN	Prédiction des effets de vague et congestions
Robustesse	Adversarial Training	Résilience aux pannes et données corrompues
Confiance	Metacognition (Uncertainty)	Auto-évaluation de la fiabilité

TABLE 1 – Architecture HNPS v5.0 : Le Jumeau Numérique Cognitif

7 Conclusion

HNPS v5.0 n'est plus un simple algorithme de positionnement. C'est une intelligence artificielle ferroviaire complète, consciente de son environnement, de ses pairs et d'elle-même. En fusionnant la rigueur de la physique différentiable, la puissance créative des modèles génératifs et la profondeur de l'inférence causale, elle constitue le socle théorique des futurs systèmes de transport autonomes et résilients.