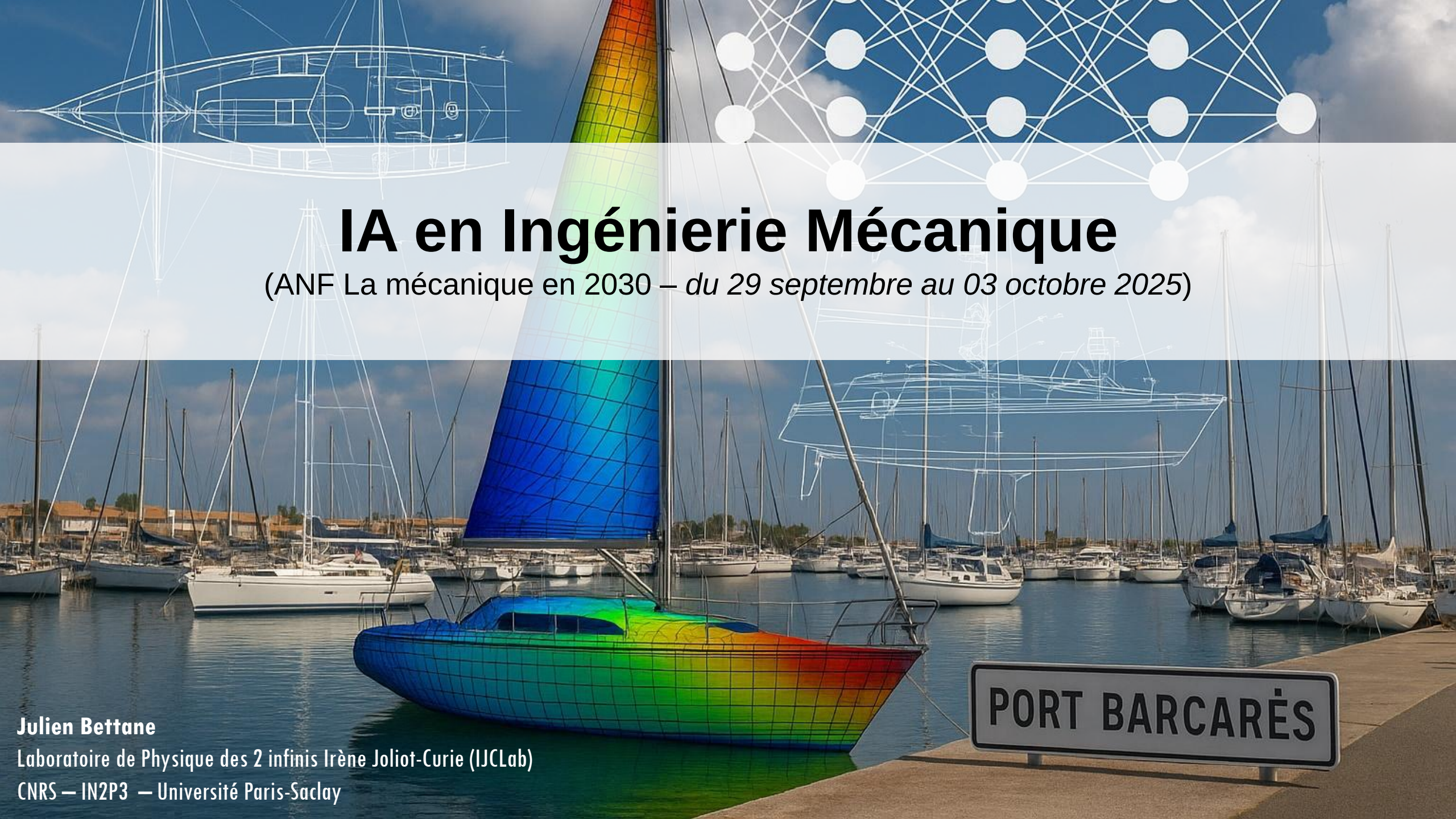




IA en Ingénierie Mécanique

(ANF La mécanique en 2030 – du 29 septembre au 03 octobre 2025)

Julien Bettane

Laboratoire de Physique des 2 infinis Irène Joliot-Curie (IJCLab)

CNRS — IN2P3 — Université Paris-Saclay

PORT BARCARÈS

IA, quel constat ?

- Adoption massive et stratégique des entreprises (70%)
- Près de 80% utilisent l'IA dans au moins une fonction
- Croissance très forte du marché (184 Md \$ en 2024)
- > 80% ont prévu d'augmenter leur budget IA en 2024
- Prévision pour 2030 à 826 Md \$
- Entreprises engagées, mais encore en phase de structuration
- Questionnements éthiques

IA ? Neurones artificiel ? ChatGPT ?

Quid de l'ingénierie mécanique ?

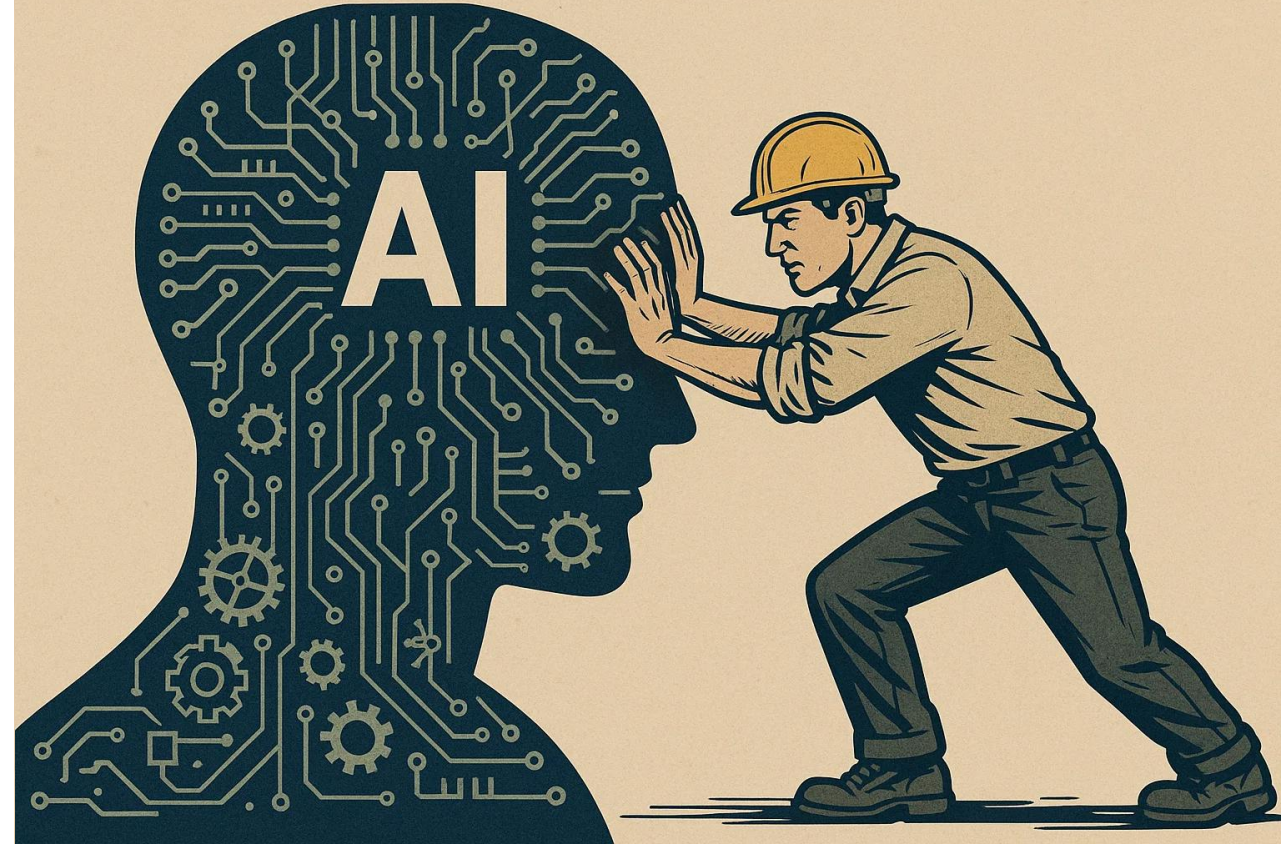
Buzz, Com ? Gadget ? Quelle Utilité ? Quel apport ?

Objectifs:

- ✓ Comprendre ce qu'est (et n'est pas) l'IA
- ✓ Découvrir les usages de l'IA en mécanique
- ✓ Partager les retours d'expérience, échanger

Plan

- ☐ Introduction
- ☐ IA pour la conception mécanique
- ☐ IA pour la simulation mécanique
- ☐ Jumeaux numériques
- ☐ Conclusion et perspectives





Introduction



Intelligence :

[Ensemble des fonctions mentales ayant pour objet la connaissance conceptuelle et rationnelle]



Artificielle :

[Produit par le travail de l'homme et non par la nature]

- Terme ambigu, trompeur (on pense à une conscience)
- Programmes capables de reproduire certaines capacités humaines
- Apprendre, raisonner, reconnaître des objets
- Pas explicitement programmés pour chaque tâche
- Peut fonctionner par apprentissage

IA Faible:

Meilleur que l'humain dans une tâche

IA Forte:

Capable d'apprendre et raisonner comme un humain dans tous les domaines

Super IA:

Surpasse l'humain dans tous les domaines (créativité, stratégie...)

PRESENT



FUTUR ?



POSSIBLE ?

Introduction | Quels sont les principaux concepts ?

- 1-ML** Algorithmes qui apprennent à partir de données
- 2-DL** Type de Machine Learning basé sur des réseaux de neurones profonds
- 3-Gen AI** Algorithmes capables de créer du contenu (image, texte...) à partir de DL

Big Data et science des données

Statistiques

Déductif « Appliquer une règle pour obtenir un fait »

Vs

Inductif « généraliser à partir d'exemples observés »

Intelligence Artificielle (1956)

1957 Perceptron (Rosenblatt)
Machine Learning¹ (1980)
analyser

1986 Backpropagation (Rumelhart)
Deep Learning² (2012)
reconnaître

IA générative³ (2014)
inventer

IA Hybride

IA Statistique et Connexionniste

« apprend tout seul »

Systemes experts basé sur une suite de règles

automatiser

IA Symbolique
« raisonne avec des règles »

Méthodes classiques (la scène théorique):

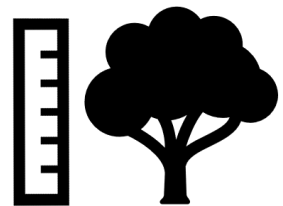
- Elle reposent sur des lois physiques et des équations
- Chaque variable a un sens et on peut comprendre et expliquer le résultat
- Demande du temps et nécessite peu de données

Machine Learning (la scène pratique):

- Il apprend directement à partir des données
- Il peut donner une réponse rapide
- Mais on ne comprend pas toujours le « pourquoi »

Analogie: On souhaite mesurer la hauteur d'un arbre

- Croissance de 1cm/an connue → mesure simple ou calcul
- ML: l'arbre pousse en fonction de 20 variables météo → apprentissage





IA pour la conception mécanique

Dassault Systèmes:

- Investissement massif dans l'IA
- Volonté de placer l'IA au centre du jumeau virtuel → vision holistique (CAO & simu)
- Utilisation du LLM Aura (virtual companion) capable de comprendre le contexte CAO
- Permet de lancer des commandes et de générer des macros

Siemens NX:

- Centré sur la productivité CAO et la personnalisation de l'interface
- Intégration de l'IA et de LLM Copilot NX pour réduire le nombre de commande ou scripts
- Exécuter des actions en langage naturel
- Démarche progressive et pragmatique, anticiper les besoins puis (à terme) générer du contenu

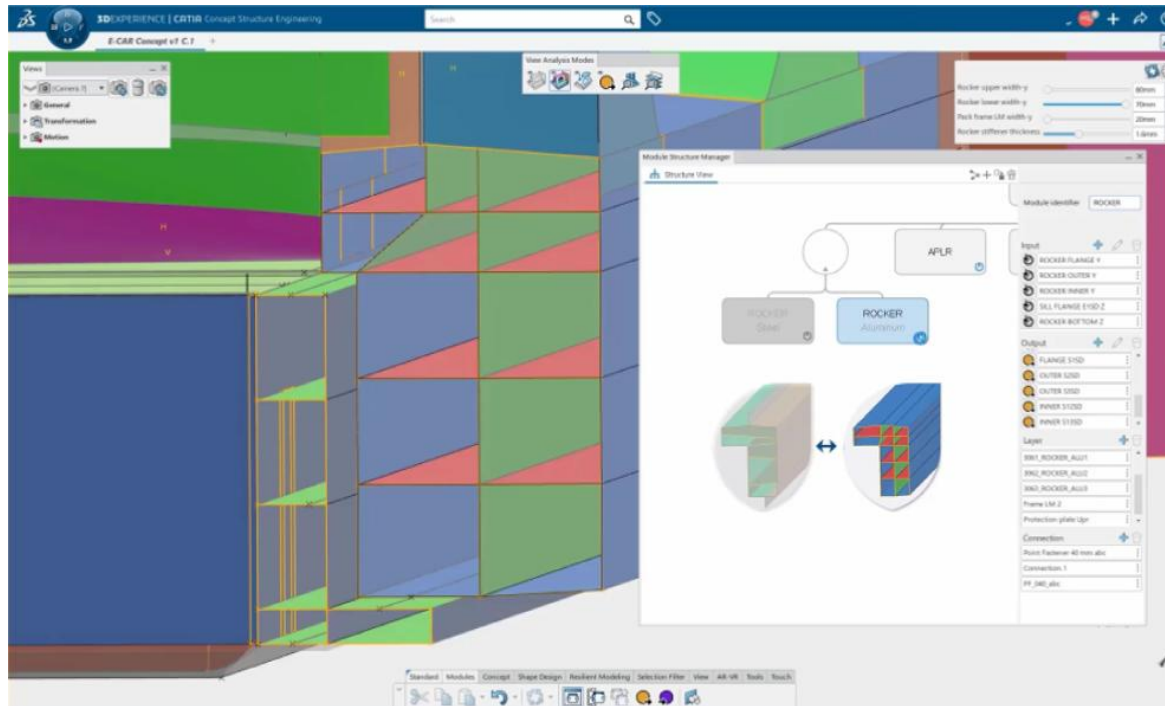
Comparaison:

- Des approches et des stratégies différentes (global vs locale)
- L'IA sera massivement présente dans les prochaines versions



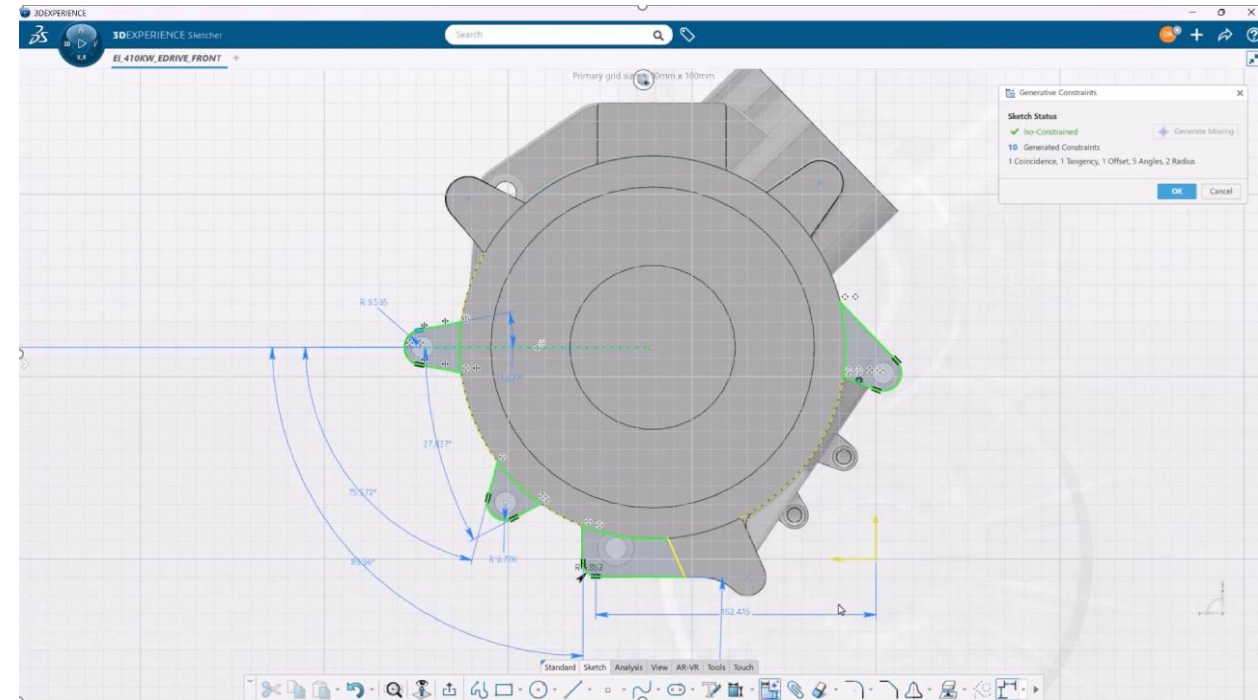


Atelier Concept structure engineering



- Exploration de différents designs.
- Utilisation d'un arbre pour gérer les solutions à tester.

Atelier Sketcher



- Accélérer la mise en place des contraintes avec la « contrainte générative ».
- Générer les contraintes manquantes et obtenir une esquisse ISO.
- Prédiction de contraintes et exploration.



Ce qui est utilisable:

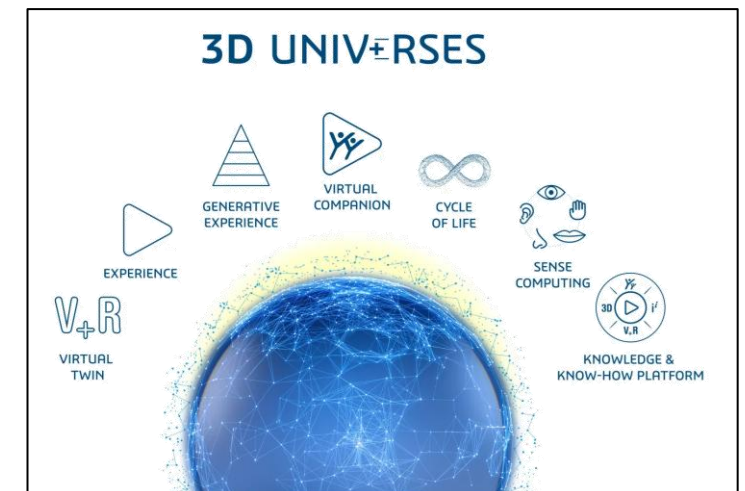
- Machine Learning classique (Generative Design, Design Assistant)
- Les modèles de substitutions de SIMULIA pour accélérer les calculs
- Proposition du service: Virtual Twin as a Service
- Aura Copilot (LLM pour SOLIDWORKS)

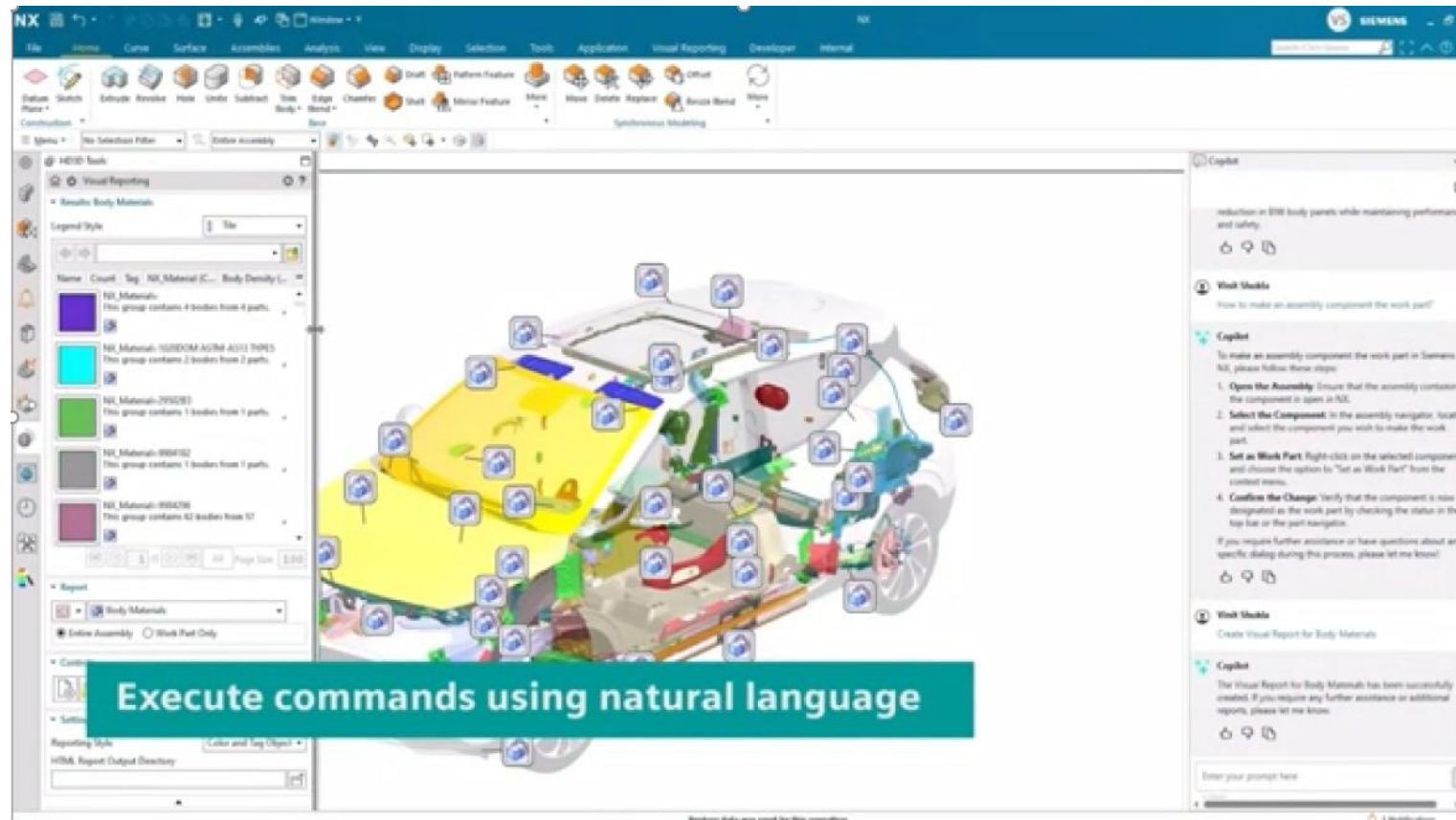
Ce qui arrive (≤ 12 mois):

- GenXp (expériences génératives), encore en test pilote
- Virtual Companions spécialisés

Ce qui reste prospectif (> 2026):

- Plateforme « 3D UNIV+RSES » complète
- Orchestrateur multi-IA, mondes génératifs à grande échelle
- Attendue dans les releases 2026x+
- Vision UNIV+RSES crédible (très financée)





- Association Siemens-Microsoft.
- Intégration du LLM Copilot.
- Aider, Accélérer, automatiser et exécuter des commandes, modifier la géométrie (en langage naturel).

Ambitions (affichage commercial):

- **3D Experience Gen 7:** Faire de l'IA la grammaire d'un jumeau virtuel universel : 3D UNIV+RSES veut unifier modélisation, simulation, données réelles & IA dans un cloud souverain POWER'byAI
- **Siemens:** Augmenter la productivité "pas à pas" : AI pour simplifier l'interface, accélérer la conception, puis déployer des agents autonomes sur tout le cycle industriel

Modèle économique:

- **3D Experience Gen 7:** Cloud fermé, modèles entraînés, priorité à la souveraineté des données. Paiement sur abonnement
- **Siemens:** fine-tuning (spécialisation) on-prem, marketplace ouverte pour agents tiers. L'utilisateur "paye à l'usage"

Pour résumer:

- Dassault vise un jumeau virtuel complet piloté par ses propres IA dans un cloud fermé
- Siemens avance par étapes avec des copilotes et agents IA modulaires, ouverts et entraînaables sur site



Start up DESSIA:

- Se concentre sur la phase amont du processus de conception et de simulation
- Explorer de nouvelles options de design
- Générer automatiquement des variantes
- Générer et évaluer des milliers de scénarios de conception
- Low / No code - destiné aux équipes d'ingénieurs

Les méthodes d'IA utilisées:

- **Approche hybride** : IA symbolique + IA statistique selon le besoin
- **IA symbolique** :
 - ✓ Explicabilité
 - ✓ Modélisme déterministe
 - ✓ Règles expertes pour transparence, cohérence et respect des contraintes
- **IA statistique** :
 - ✓ Identification de motifs complexes
 - ✓ Insights data-driven
- **Avantage clé** : exploration de design plus flexible, efficace et entièrement traçable

Définition et objectifs:

Permet d'extraire automatiquement des régularités à partir de données afin de réaliser une tâche sans indiquer de règles explicites

- Prédire une valeur (le prix d'une maison)
- Classer (spam / pas spam, chat / chien)
- Détecter des anomalies (carte bancaire volée)
- Recommander (films, produits)

Apprendre à partir d'exemples:

Au lieu d'écrire la règle "si l'e-mail contient 'promo' → spam", on montre au modèle des centaines d'e-mails déjà étiquetés "spam / pas spam". Il découvre lui-même les mots ou motifs qui font la différence

Quand est-ce pertinent:

- Beaucoup de données variées
- Règles humaines trop nombreuses ou changeantes

Apprentissage Supervisé: (imiter)

→ On donne les questions et les réponses

- Données étiquetées, la bonne réponse est connue
- Variable discrète (nb fini de valeurs → CLASSIFICATION)
- Continue (nb infini de valeurs → REGRESSION)

Apprentissage non Supervisé: (découvrir)

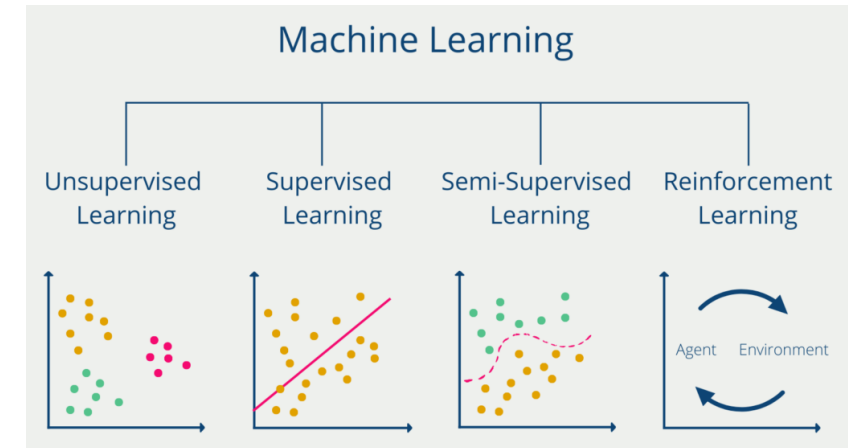
→ On donne les questions

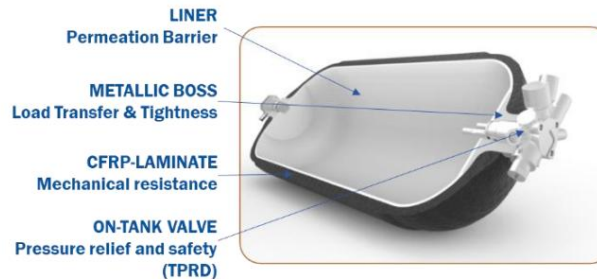
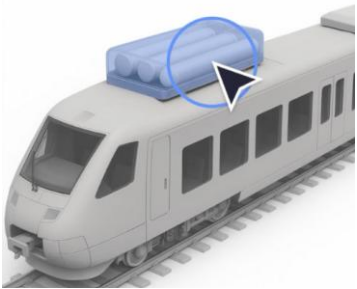
- Données non étiquetées
- L'algorithme cherche à identifier des structures ou regroupements
- Clustering et réduction de dimension

Apprentissage par Renforcement: (essai-erreur)

→ On ne donne rien

- Un agent apprend en interagissant avec un environnement
- Reçoit des récompenses ou des pénalités en fonction des actions entreprises
- Ajuste ses décisions pour maximiser ses gains



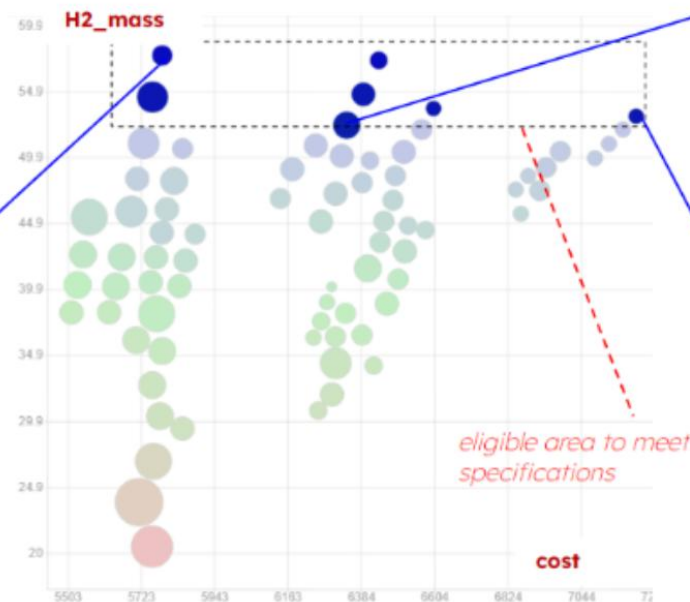
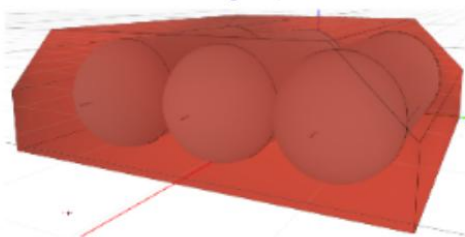


- ❑ **Problème :** Intégrer plusieurs réservoirs à 700 bar dans un espace véhicule très contraint, via un processus manuel long et peu documenté
- ❑ **IA symbolique :** Encodage des règles d'ingénierie (distances minimales, symétrie, centre de gravité...) pour garantir conformité et traçabilité
- ❑ **Algorithmes génératifs :** Exploration automatique de toutes les combinaisons valides de réservoirs et d'agencements 3D
- ❑ **IA statistique :** Clustering et réduction de dimensions pour regrouper et prioriser les configurations selon coût, volume et faisabilité.
- ❑ **Intégration :** Connexion bidirectionnelle avec les outils CAD/PLM existants

Résultats:

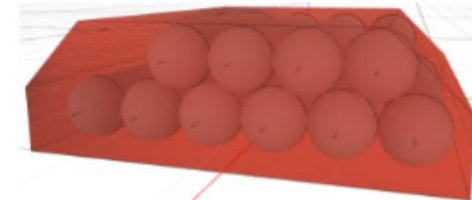
- Gain de temps, passages de jours de CAD manuel à quelques heures
- Accès à des centaines de scénarios documentés
- Générer automatiquement des variantes
- Réponses aux demandes de devis plus rapides et propositions plus solides

Highest volume solution
Solution with 3 vessels with highest diameter and length possible



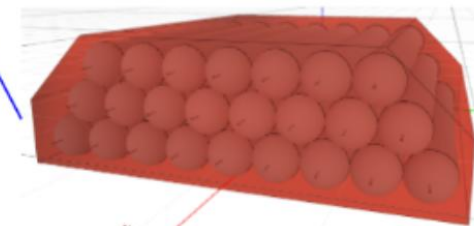
Intermediate cost solution

Solution with 10 vessels with highest length possible



Highest cost solution

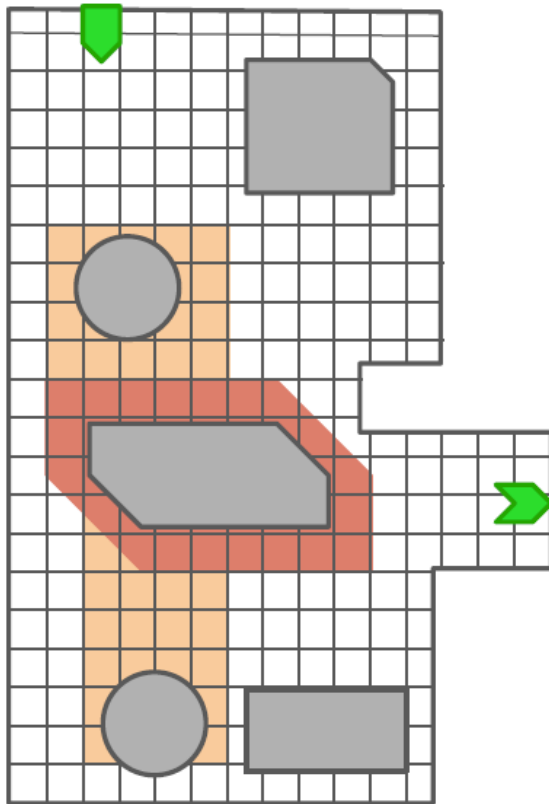
Solution with 24 vessels with highest cost and length possible but not fully optimized volume



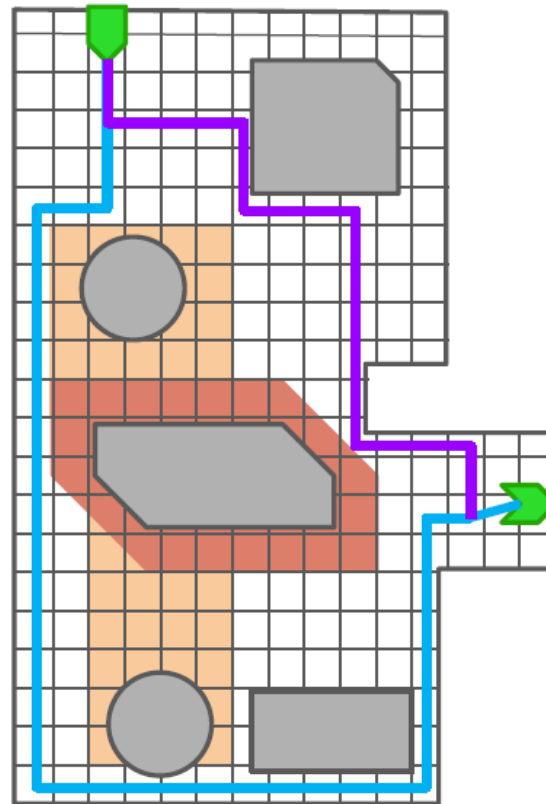


Autre objectif:

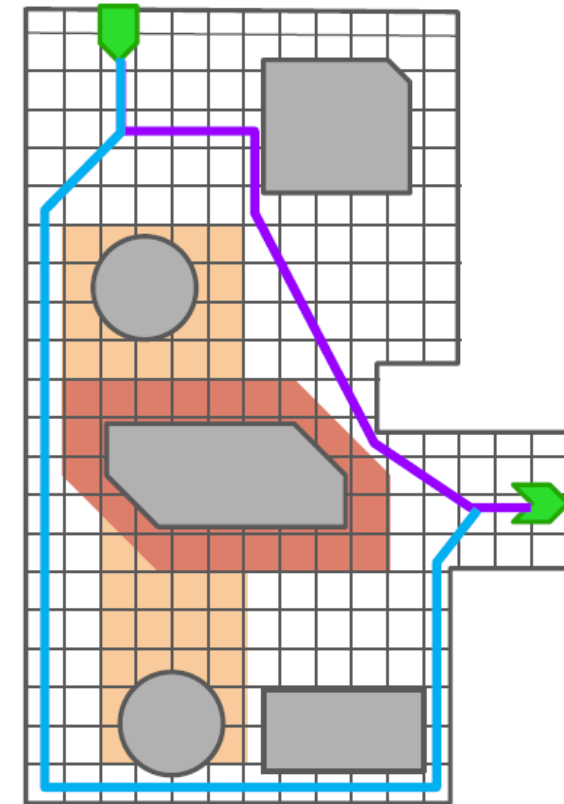
Automatiser la conception des conduits en respectant l'ensemble des exigences et des règles de conception



“Topographie” des voxels de l'espace libre



Génération de “plus courts chemins” avec A*



Optimisation multi-objectifs à contraintes non linéaires

Algorithmes de recherche de plus-court chemin sur graphe

(path-finding / shortest-path algorithms)

En IA: famille des recherches « best-first »

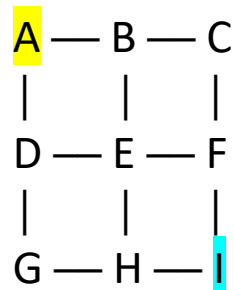


❑ **Dijkstra :** **Uniform-Cost Search : un best-first “non informé” (heuristique* $h=0$)**
(1956) → explore tout ce qui est à proximité croissante : fiable mais parfois lent.

**Une heuristique: oriente la recherche vers la réponse la plus prometteuse au lieu de tester toutes les possibilités*

❑ **A* :** **Un best-first “informé”, qui ajoute une heuristique $h(n)$ pour guider l’exploration**
→ fait pareil avec une boussole qui lui dit « le but est par là » ; la boussole l’aide à couper tout ce qui part manifestement dans la mauvaise direction, donc c’est plus rapide sans sacrifier la qualité si la boussole est raisonnable

A = maison (départ)
I = boîte aux lettres (arrivée)
Chaque trait = 1 bloc de rue (coût = 1)



Visite

Garantie chemin optimal

Vitesse & mémoire

Dijkstra

Tout le quartier

Oui

Plus lente/gourmande sur grandes cartes

A* (avec heuristique)

Surtout la bonne direction

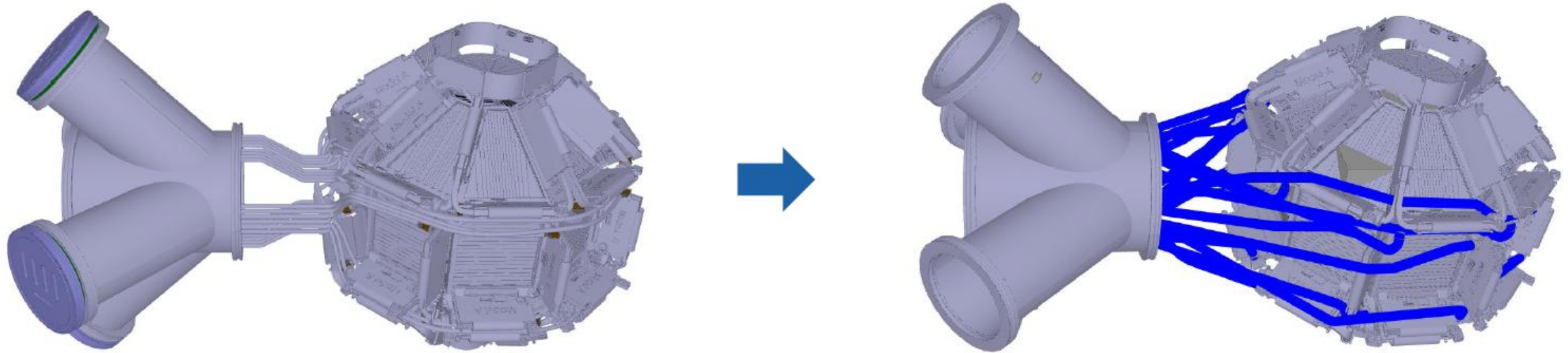
Oui (si h n’exagère pas)

Souvent bien plus rapide



Configurer la CAO pour le routage automatique:

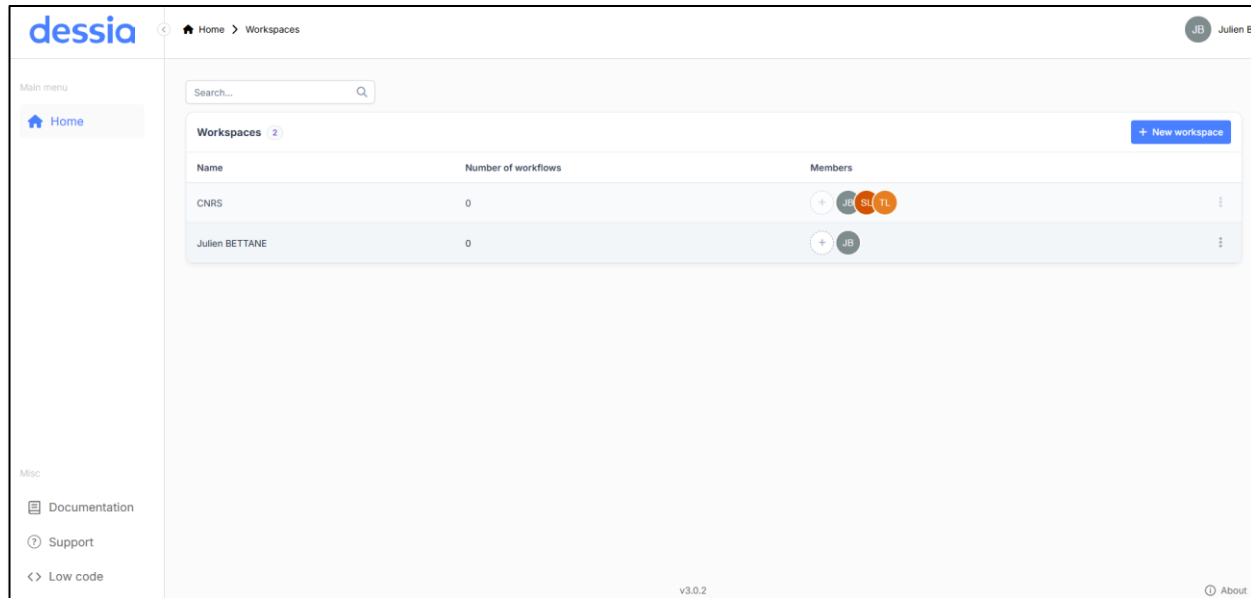
- Collaboration DESSIA-IJCLab en cours (câblage automatique détecteur de particules)
- Définition des ports : positions, tangentes et longueurs
- Définition des conduits à tracer : associer chaque port d'entrée à son port de sortie
- Définition des règles métier : règles de proximité et de mutualisation entre les conduits



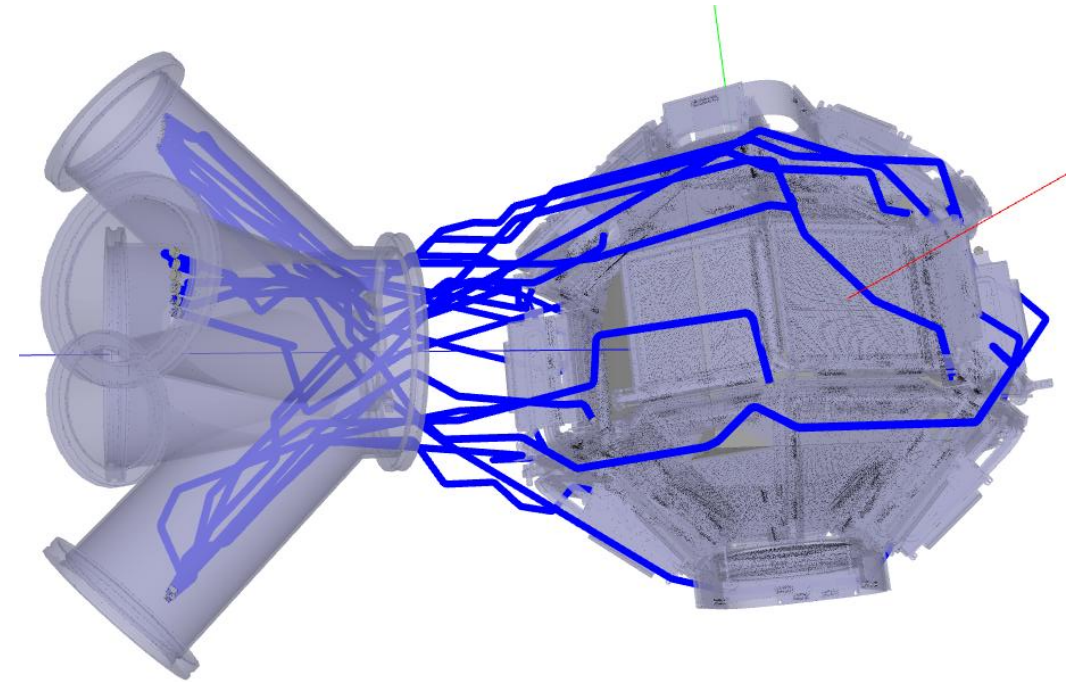


Configurer la CAO pour le routage automatique:

- « kick-off » meeting le 15 septembre
- Mise à disposition de la plateforme DESSIA pour 2 utilisateurs IJCLab (CNRS)
- Converger vers une solution pour la fin de l'année 2025
- → Projet 2026, avec stagiaire ?



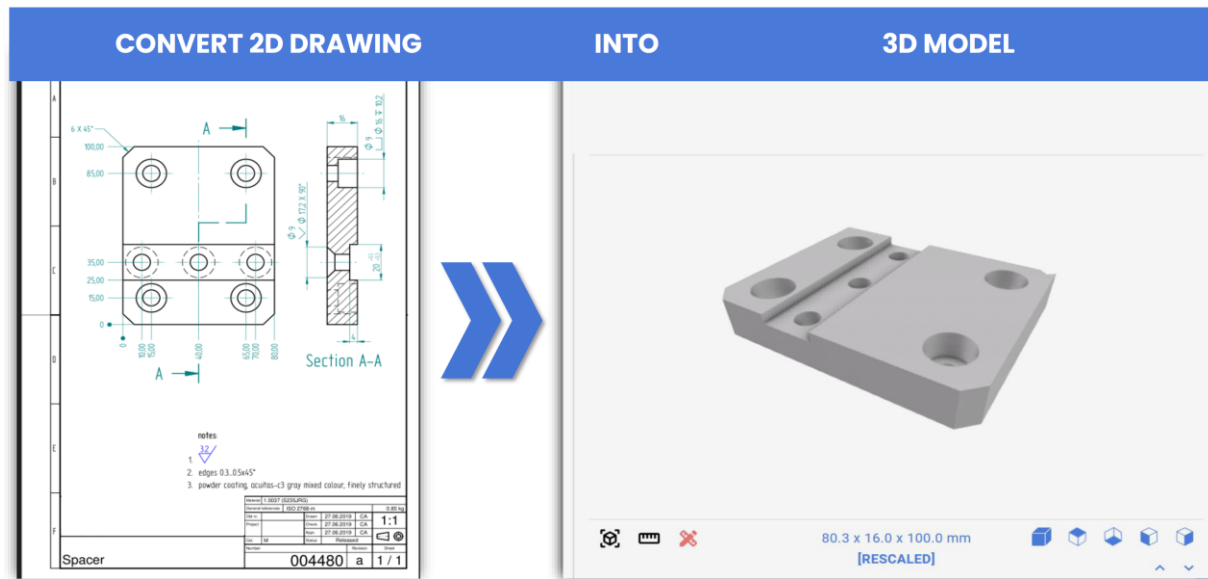
Dessia Platform



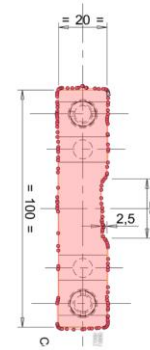
Résultat actuel

Reconstruction 3D:

- A partir de drawings 2D
- 20% de dessins peuvent être reconstruits avec une réussite de 90%
- Objectifs: 100% pour 2027 (+ Scan to 3D)
- → Suivi de l'avancement avec IJCLab (via DataIA)

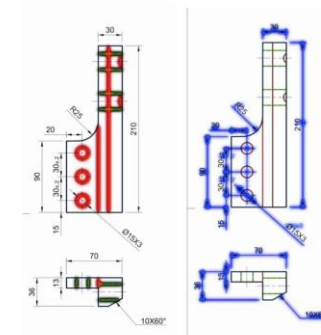


1 Image reading & vectorization



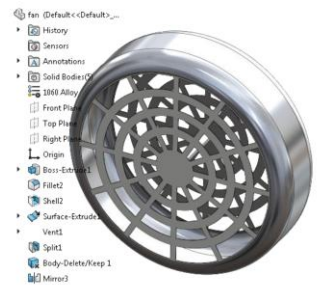
Computer vision

2 Classification

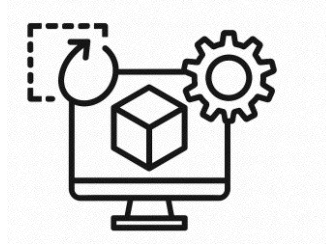


Neural Networks

3 3D Reconstruction



Language models



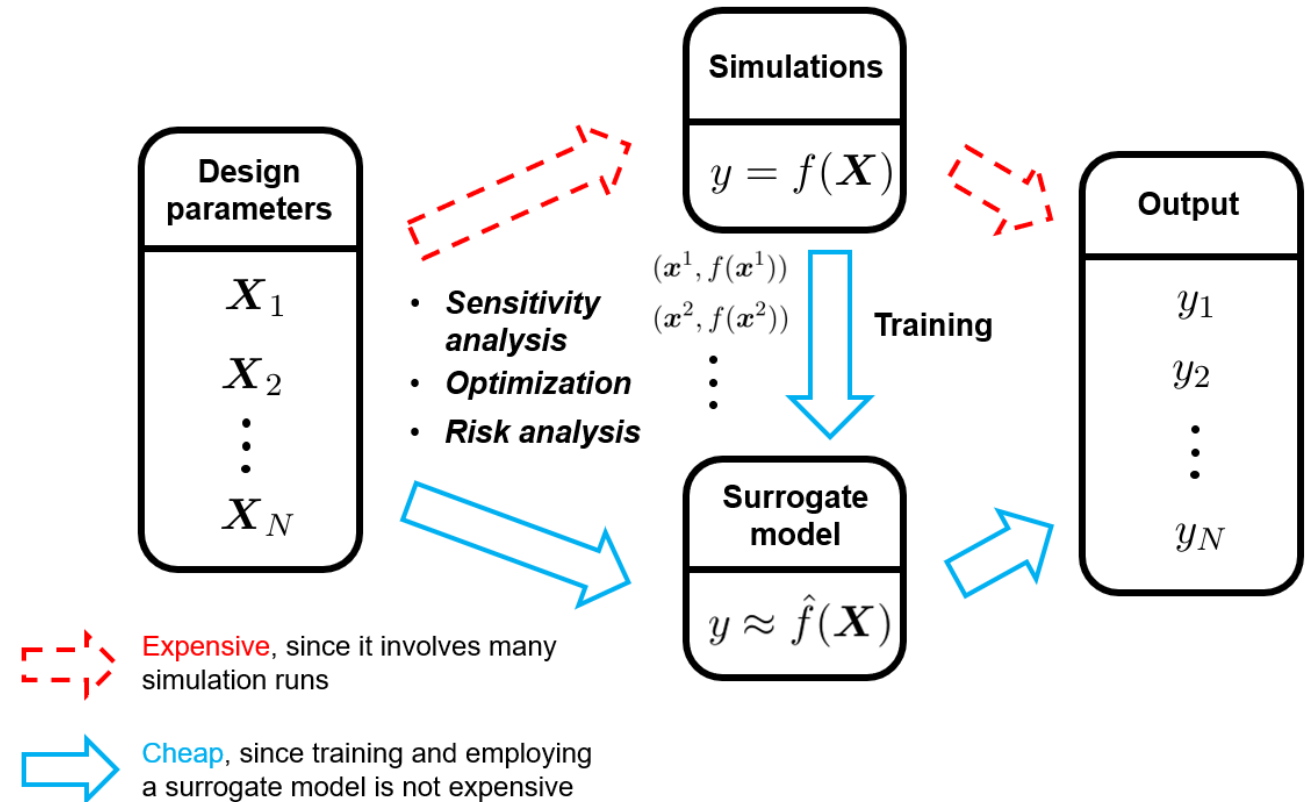
IA pour la simulation mécanique

Motivations:

Remplacer le solveur physique par un modèle surrogate (réduit)

Surrogate model (modèle de substitution):

- Représentation mathématique ou statistique allégée d'un modèle complexe (EF, CFD...)
- Entraîné ou construit à partir de données simulées ou expérimentales
- 2 types surrogates: ROM (Reduced Order Model) ou Surrogate data-driven
- Très rapide (exploration) mais approximatif



1^{ère} approche: ROM (Reduced Order Model)

- On calcul quelques solutions complètes
- On extrait les comportements principaux
- On construit un modèle réduit (techniques mathématiques, projection des équations)
- Le lien avec les équations est conservé

2nd approche: Surrogate 100% data-driven (« black-box »)

- On remplace les équations par un apprentissage
- Avec des données simulées ou expérimentales
- Plus de lien avec les équations (utilisation de PINN possible)

« Si j'ai déjà fait ma simulation FEM/CFD et qu'elle est correcte, à quoi ça sert de faire un ROM ou un surrogate ? »

ROM (je compresse la physique)

- Optimisation: explorer plusieurs variantes rapidement
- Jumeau numérique: résultat « temps réel »

Surrogate 100% data-driven (j'apprends à imiter)

- Accès limité au modèle physique
- Simulation multiphysique trop lourde

FEM/CFD

un film en 4K

→ super précis, mais lourd et lent à charger.

ROM

une version compressée

→ moins de détails, mais fluide et rapide à consulter

Surrogate

un résumé automatique

→ encore plus rapide, mais dépend de la qualité du résumé

ROM (Reduced Order Model – basé physique)

Étape 1 : Part d'un **modèle physique complet** (FEM/CFD).

Étape 2 : Génération de snapshots (solutions détaillées).

Étape 3 : Réduction de dimension (POD, SVD, Krylov, autoencodeur).

Étape 4 : Projection des équations (Galerkin, Petrov–Galerkin).

Étape 5 : Système réduit, conservant un lien direct avec la physique.

Utilisation : optimisation, contrôle en temps réel, jumeaux numériques, tout en gardant la cohérence physique.

Surrogate data-driven (workflow IA)

Collecte de données : géométries, conditions aux limites, résultats historiques.

Pré-traitement : nettoyage, normalisation, choix des entrées/sorties.

Entraînement : apprentissage d'un surrogate (réseaux de neurones, DL géométrique).

Validation : évaluation des erreurs et scores de confiance.

Déploiement : via API, SaaS/Cloud, intégration dans un workflow.

Utilisation : exploration rapide de design, optimisation paramétrique, jumeaux numériques temps réel.



Logiciel

Comment l'IA intervient ?

Transparence pour l'utilisateur ?

ANSYS – SimAI

Crée un surrogate en apprenant directement sur les données (FEM, mesures). IA = moteur principal (réseaux de neurones)

✗ Non transparente → l'utilisateur doit fournir un jeu de données, choisir un entraînement. Interface simplifiée (no-code), mais l'IA est visible

Altair – PhysicsAI

Combine réduction physique (ROM) + IA (réseaux, identification système) pour apprendre les dynamiques complexes

✗ Non transparente → l'utilisateur doit paramétrer les étapes (snapshots, réduction, apprentissage). IA intégrée dans workflow, mais à configurer

Dassault – SIMULIA

Intègre des métamodèles ML dans le processus de simulation/optimisation (par ex. prédire une courbe CFD sans recalculer)

☑ Plutôt transparente → l'IA agit comme une « brique » dans 3DEXPERIENCE. L'utilisateur voit un *surrogate* mais pas forcément le détail de l'IA

COMSOL

Permet de générer des surrogates via ML (régressions, Gaussian Process, NN). L'IA est une méthode de substitution parmi d'autres

⊙ Semi-transparente → l'utilisateur choisit le type de surrogate, COMSOL entraîne « en coulisse ». L'IA est présente mais guidée par menus

Définition:

Sous-catégorie du Machine Learning qui utilise des réseaux de neurones artificiels profonds pour apprendre à partir de grandes quantités de données

Distinction importante:

- Réseaux de neurones (NN) = une méthode parmi d'autres en ML
- Deep Learning = utilise des réseaux de neurones profonds (avec plusieurs couches cachées)

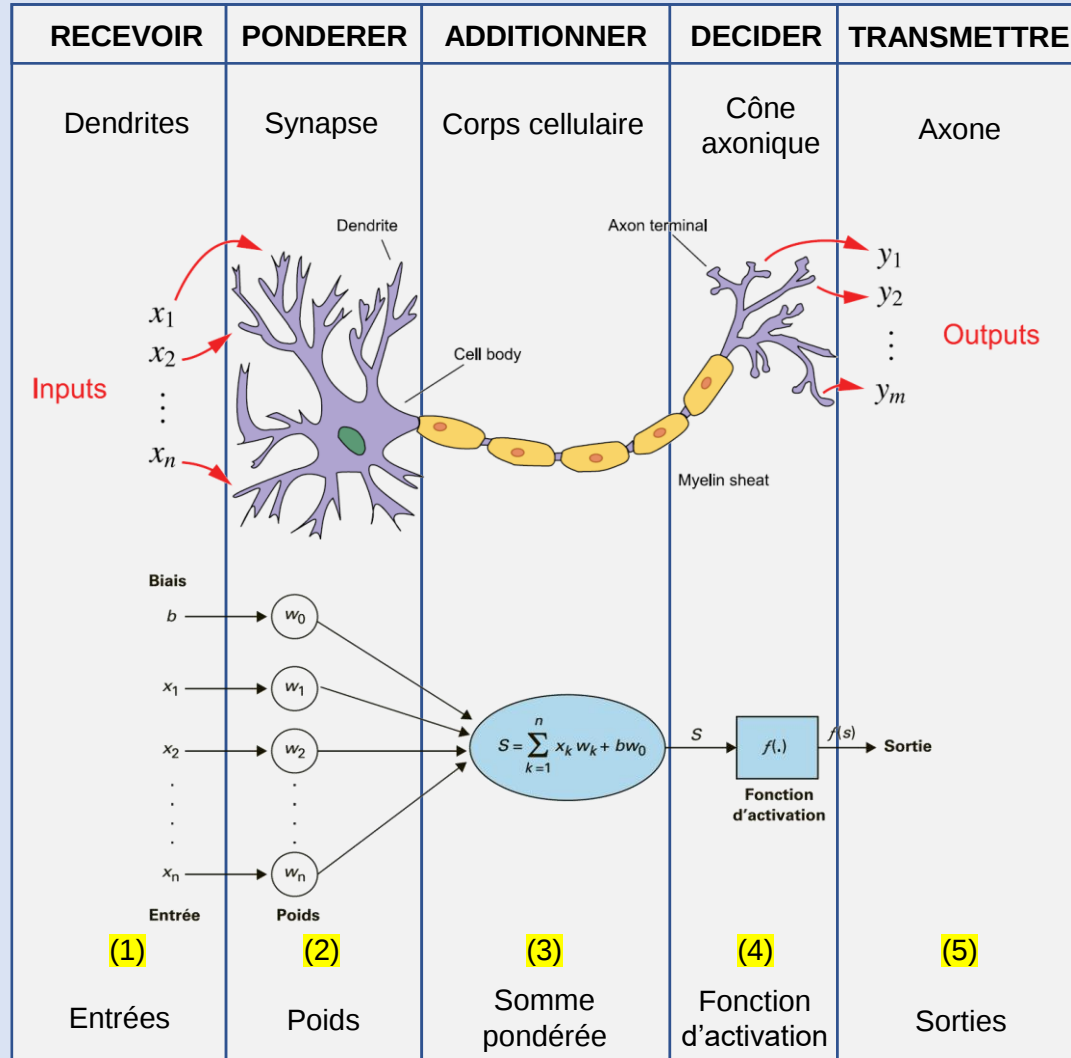
Objectifs:

- Perception : voir (voitures autonomes), écouter (reconnaissance vocale) ou lire (traduction automatique)
- Génération : créer des images réalistes ou écrire du texte (chatbots)
- Décision séquentielle : piloter un robot, jouer à un jeu vidéo

Quand est-ce pertinent ?

- Données brutes et riches : images, audio, langage naturel
- Volumes massifs : millions d'exemples → le réseau a de quoi apprendre

NEURONE



Neurone artificiel:

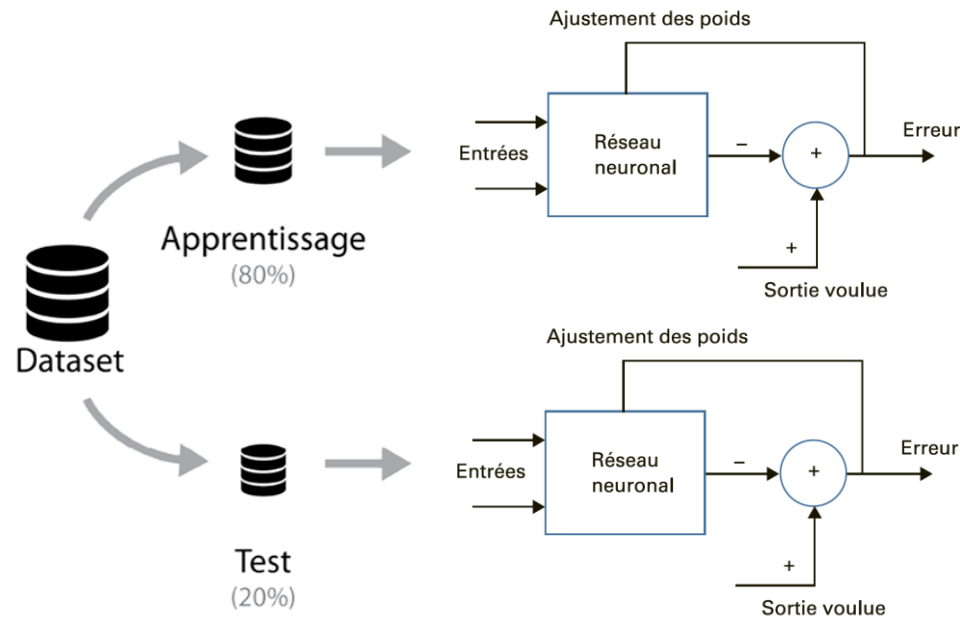
Une sorte de filtre réglable

- (1) Reçoit des entrées
- (2) Pèse chaque entrée avec un coefficient (poids)
- (3) Fait la somme de ces valeurs (plus un biais)
- (4) Passe ce total dans une fonction de décision (activation)
- (5) Transmet le résultat à la suite du réseau

Fonctions:

- Les poids disent quelles entrées comptent le plus
- Le biais règle la facilité d'allumage du neurone
- La fonction d'activation transforme ce score en un signal « passe / passe pas / ou intermédiaire »

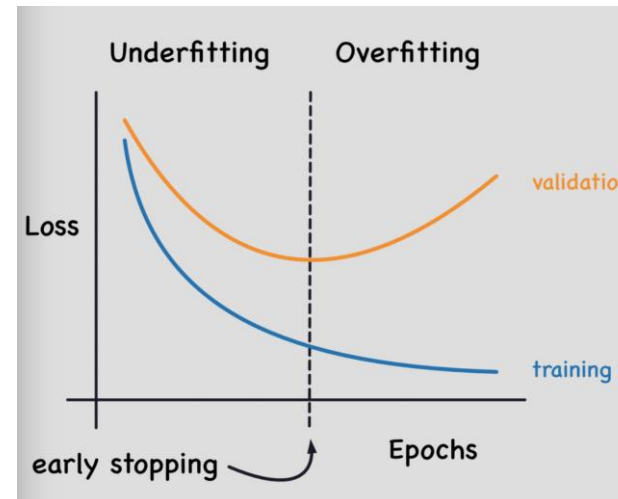
→ Pendant l'apprentissage (poids + biais) sont régulièrement ajustés pour prendre les bonnes décisions



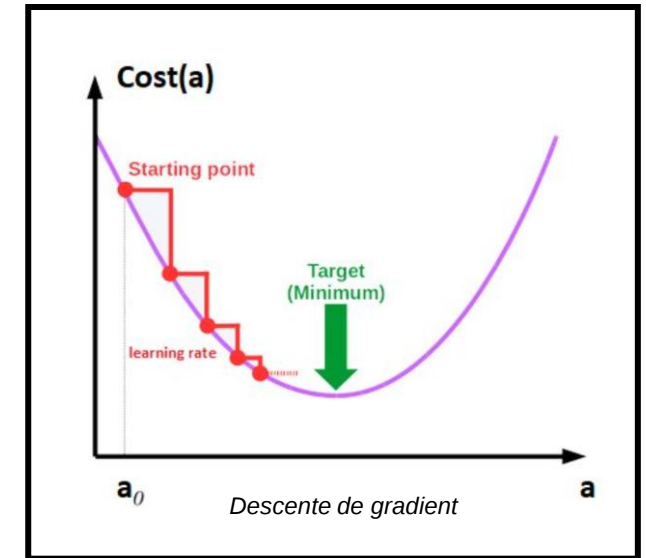
On mesure l'**erreur/perte d'entraînement** (sur 80%) entre la prédiction et la sortie voulue, avec la fonction de perte (loss function)

On mesure la **erreur/perte de validation** (sur 20%) pour savoir si le modèle généralise

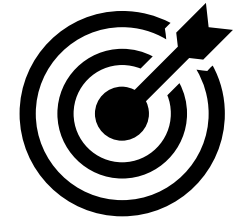
On recommence jusqu'à la perte de validation cesse de s'améliorer (early stopping) et pour éviter le sur-apprentissage (overfitting)



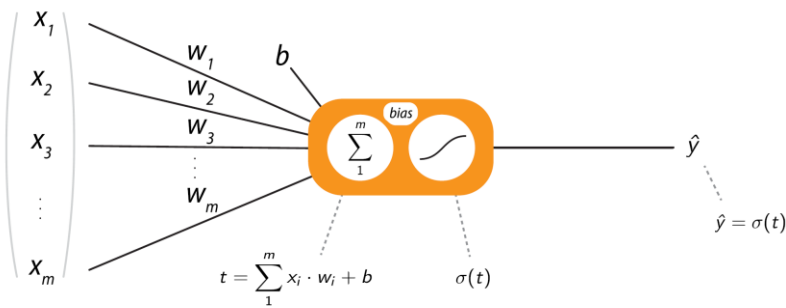
Courbes de fonction de pertes



On calcul le gradient de cette perte par rapport au poids qui est ensuite optimisé

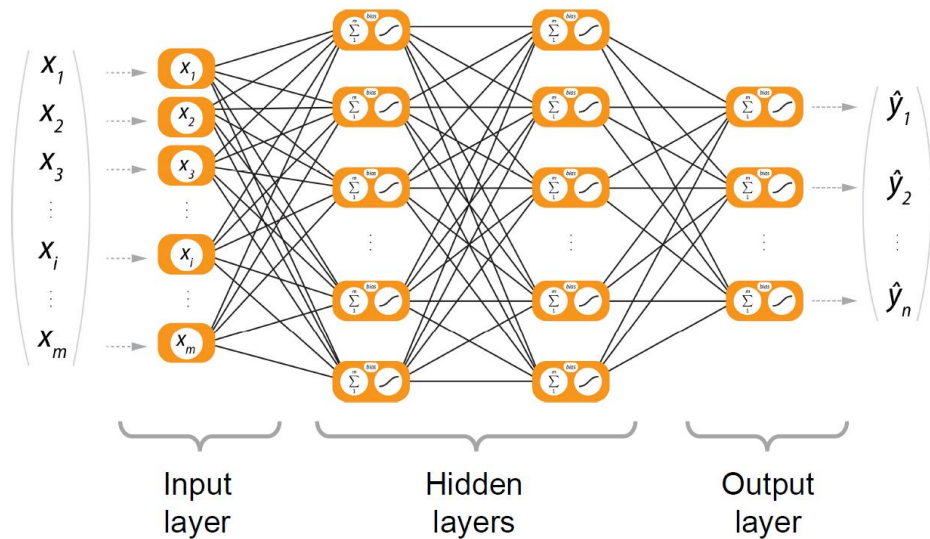


- ❑ Un neurone → c'est la brique élémentaire
- ❑ Un réseau de neurones (Neural Network, NN) → ce sont quelques briques
- ❑ Un réseau de neurones profonds (Deep Neural Network, DNN) → ce sont beaucoup de briques



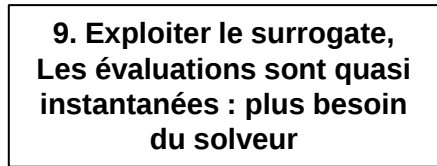
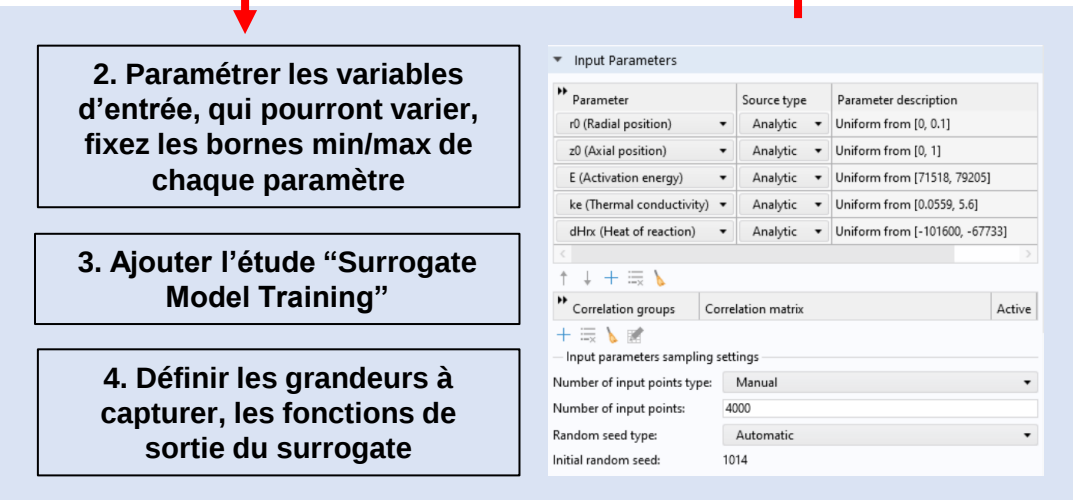
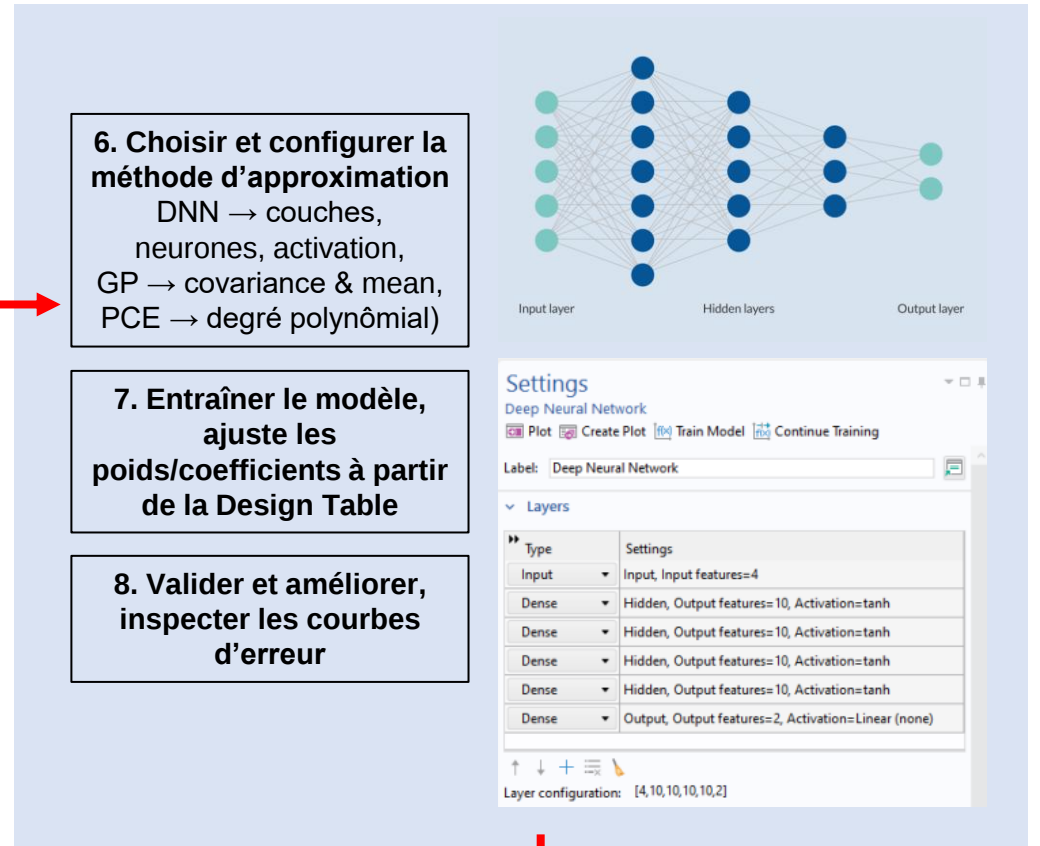
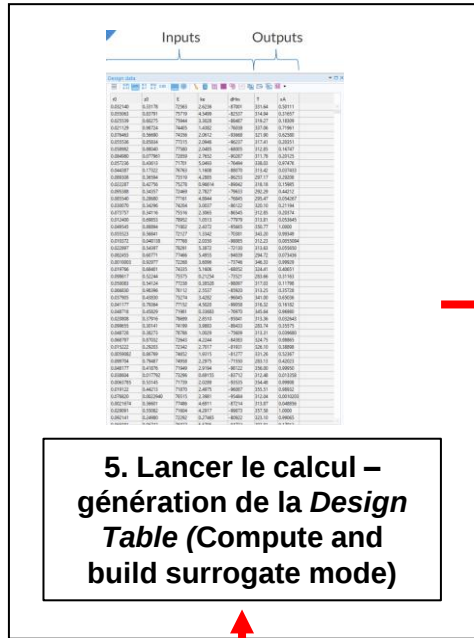
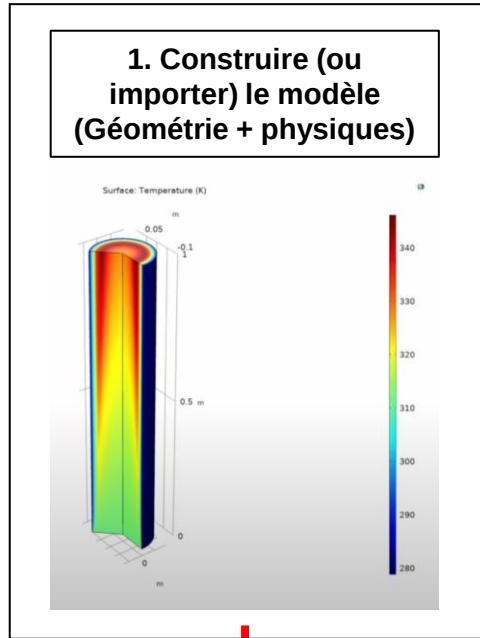
Le neurone, la brique élémentaire

Une seule unité de calcul : elle reçoit quelques valeurs, les combine, puis émet un résultat

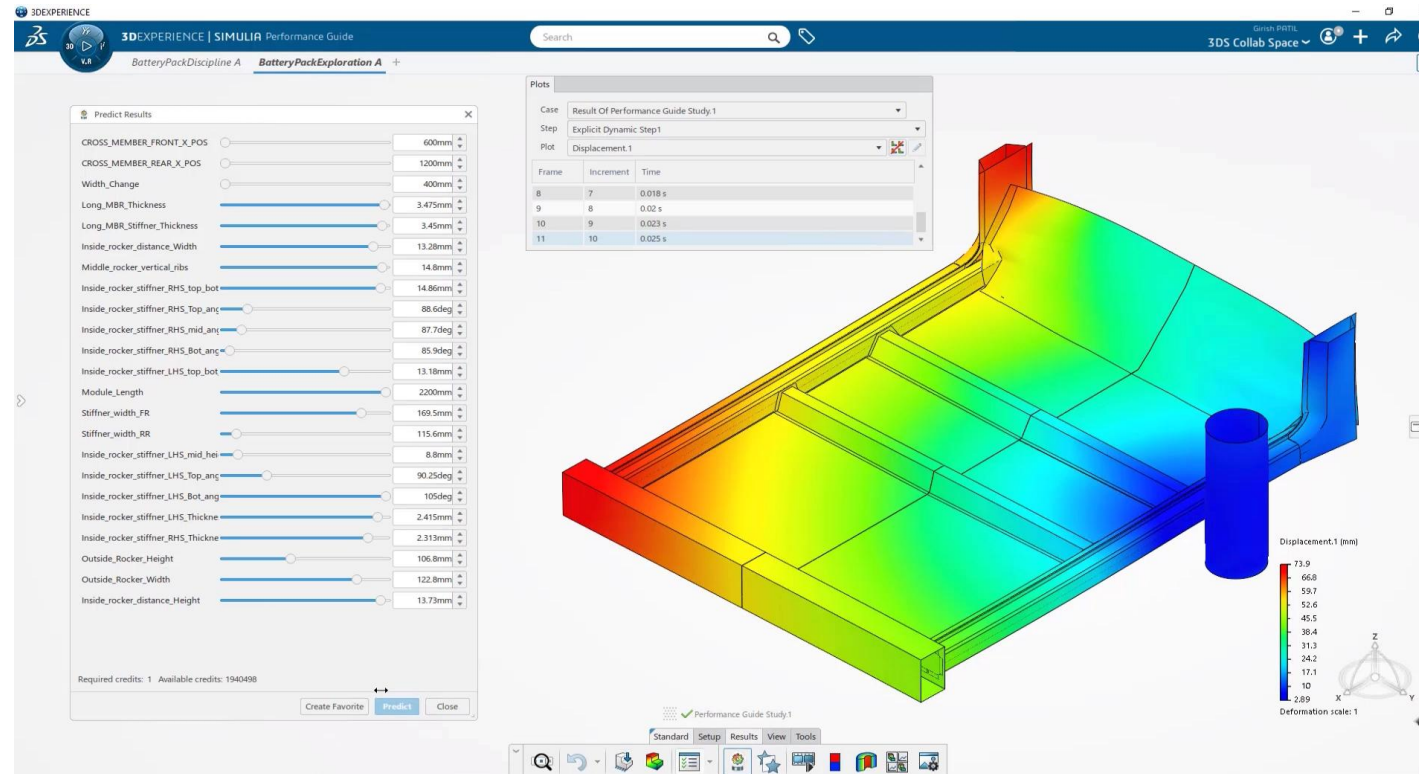


Un réseau de neurones profonds

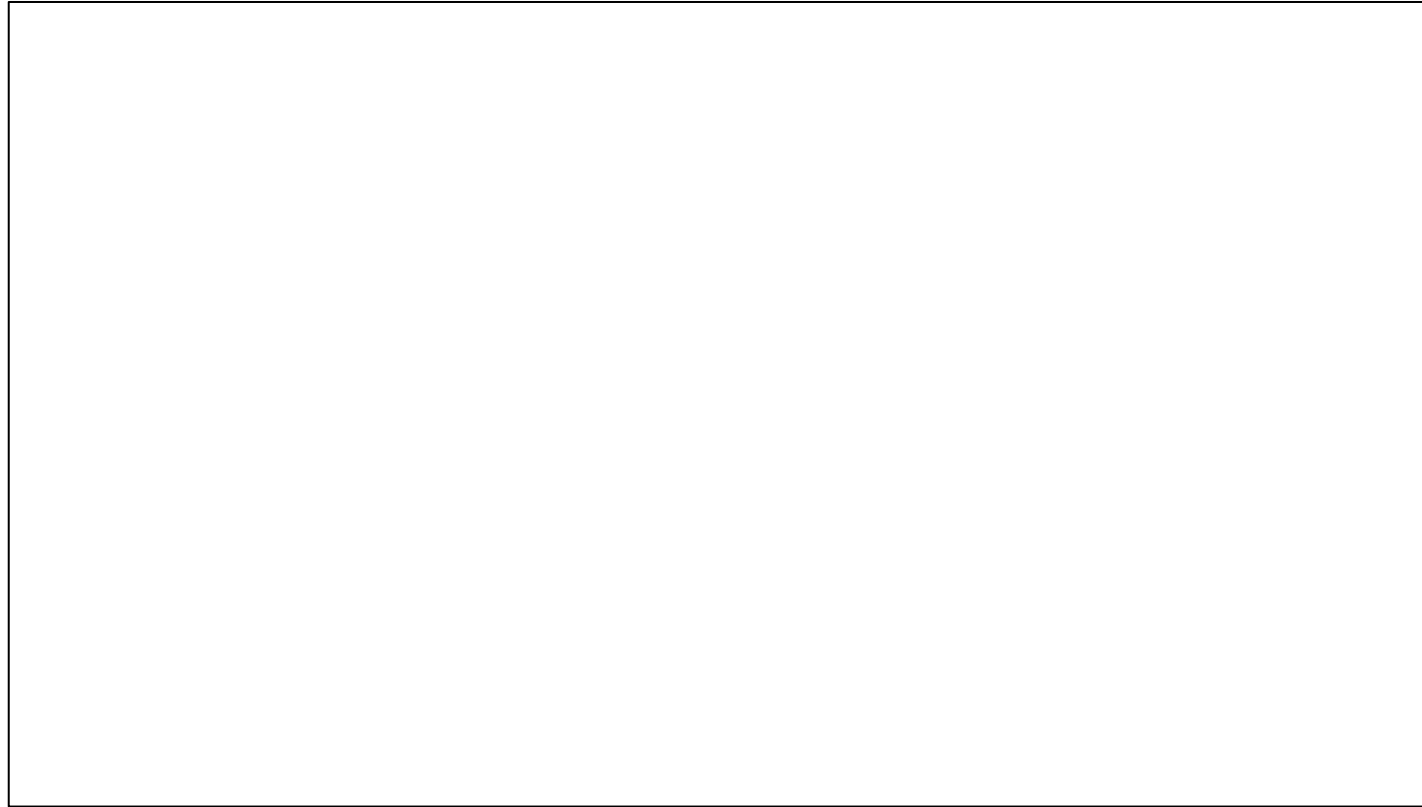
Chaque étage transforme un peu plus l'information et extrait des caractéristiques de plus en plus abstraites



SIMULIA (Parametric Design Study / Physics results Explorer / Performance Model Creation / Performance Guide



- Simulation mécanique par EF sur un design
- Résultats sur un ensemble de solutions géométriques
- Aide à la recherche de la solution idéale



- Prédire avec un modèle de Machine Learning entraîné sur résultat issu du solveur
- Modifier l'emplacement de l'impact et afficher les résultats physiques
- Comparer les prédictions de l'IA au solveur traditionnel

Données d'entrée:

- Géométrie *Pièces, assemblage, surface, volumes*
- Maillage *Nœuds, éléments, connectivité, tailles locales*
- Matériaux *Modules d'Young, coefficients thermiques, courbes plasticité*
- Conditions limites *Charges, pressions, contraintes imposées, débits*
- Paramètres solveur *Type d'analyse, pas de temps, tolérances, méthodes d'intégration*

Données de sortie:

- Champs scalaires *Température, pression, potentiel, épaisseur d'usure*
- Champs vectoriels/tensoriels *Déplacements, vitesses, contraintes σ , déformations ϵ*
- Réponses agrégées *Facteurs de sécurité, taux de dommage, fréquence propre, C_p*
- Images & animations *Cartes de contours, iso-surfaces, vidéos transitoires*

Pourquoi ces données sont capitales:

- Servent pour l'entraînement des surrogates
- Sans résultats de référence de qualité, impossible d'estimer l'erreur
- GARBAGE IN GARBAGE OUT → Bonnes pratiques, compréhension des données, nettoyage

Limites/précautions:

- Nécessitent des données de qualité
- Erreur possible hors domaine d'entraînement
- ROM : moins efficace sur phénomènes très non-linéaires
- Surrogates DL : rapides mais « boîte noire », peu interprétables

Questions à se poser avant mise en place:

- Quel est l'objectif ? (optimisation rapide, contrôle temps réel, jumeau numérique, simple étude paramétrique)
- Ai-je assez de données pour entraîner un modèle fiable ?
- Le problème est-il simple (linéaire, peu de paramètres) → ROM classique suffit ?
- Le problème est-il complexe/non-linéaire, riche en données → DL pertinent ?

Deep Learning:

- Pertinent si : problème complexe + beaucoup de données
- Moins pertinent si : peu de données ou besoin d'interprétabilité → préférer un ROM ou surrogate plus simple

Jumeaux numériques

Historique:

- ≈ 1960 Premières bases par la NASA (Apollo)
- ≈ 1990 Approche conceptuelle (Dr Michael Grieves, Mirror Worlds)
- ≈ 2000 Introduction officielle du terme « Digital Twin » (Manufacturing Engineers conference)
- ≈ 2015 Le concept s'étend (industrie 4.0)

Terme complexe à définir et à appréhender:

- Périmètre variable selon secteur et niveau d'intégration (aérospatial, chimie, santé, smart cities...)
- Convergence de multiples disciplines : CAO, IoT, data, simulation, IA
- Choix du niveau de fidélité : précision vs rapidité vs coûts
- N'implique pas forcément de l'IA, elle vient enrichir le jumeau (anomalie, prédiction, optimisation)

Au CNRS:

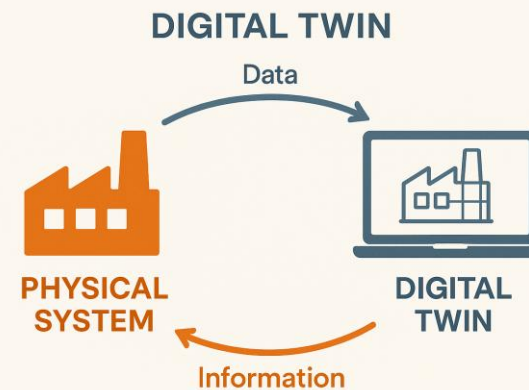
- Colloque MITI « Jumeaux numériques : nouvelles frontières » (22 et 23 janvier 2024)
- Appel à projets (15 février 2024)
- L'essor des jumeaux numériques face à leurs défis (18 juillet 2024)

Définition:

C'est une représentation virtuelle d'un objet réel (simuler et décrire), qui évolue en même temps que lui et qui agit sur le réel, dans une boucle fermée

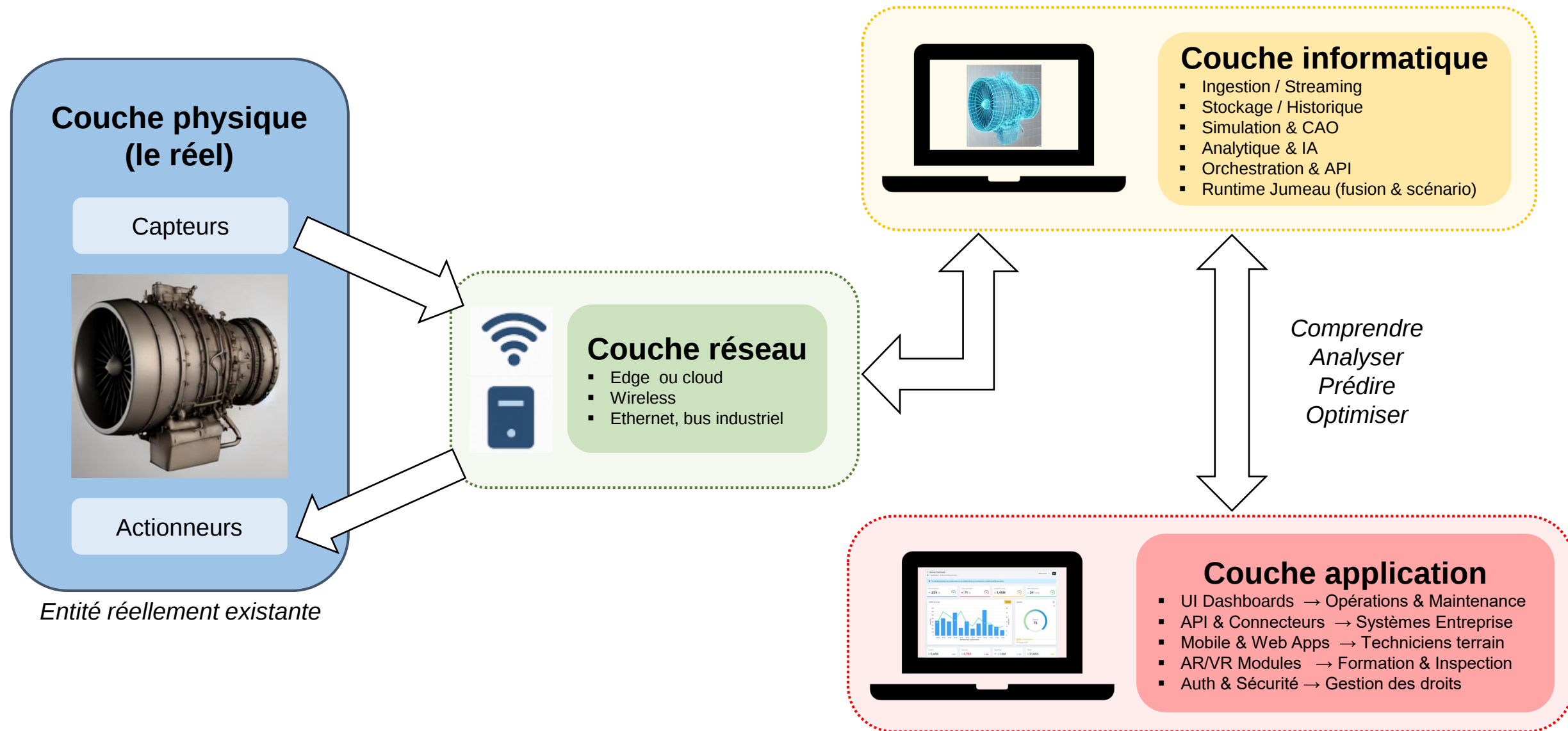
Éléments:

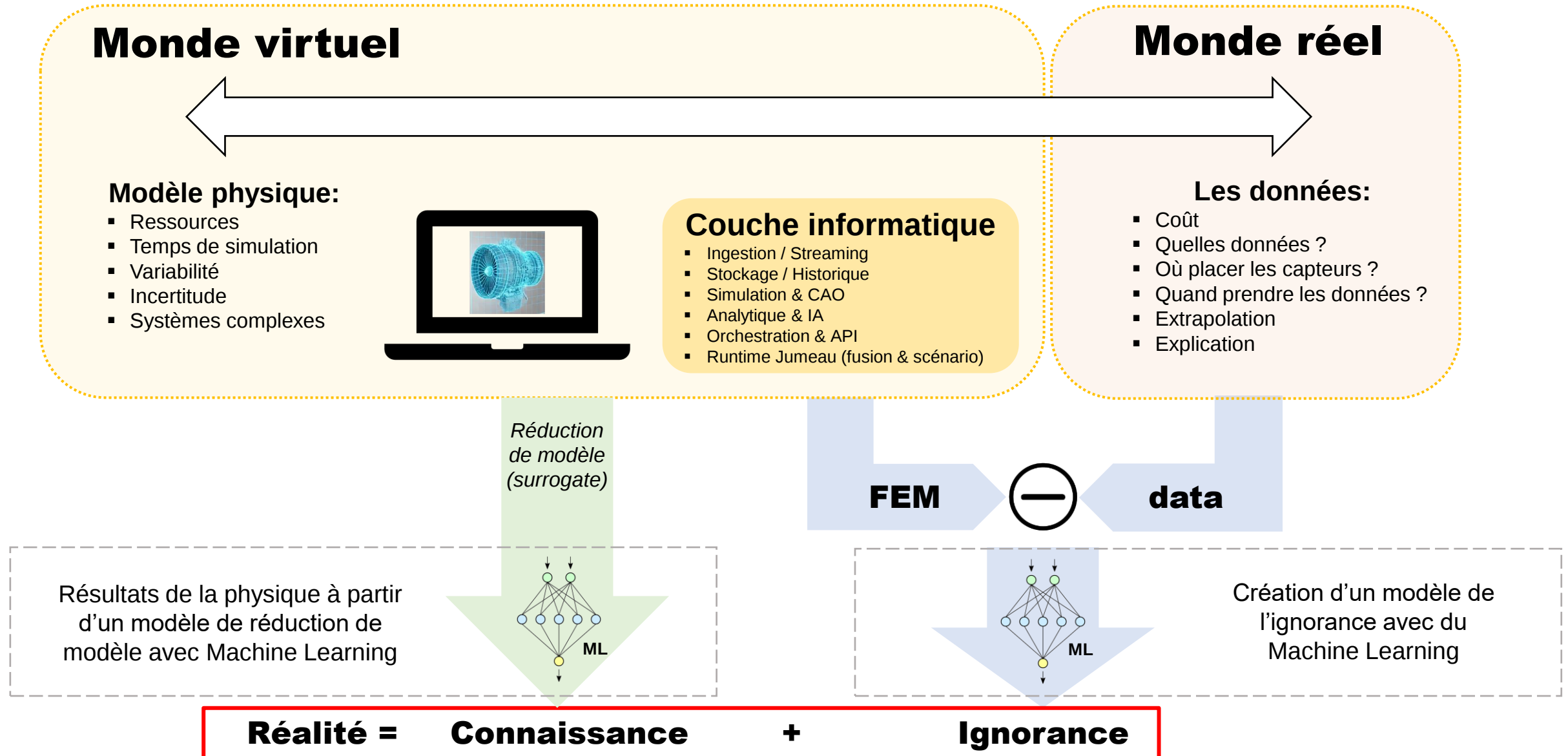
- Entité physique
- Modèle numérique
- Couplage de données temps réel
- Analyse & simulation
- Interface utilisateur



Différences avec une CAO:

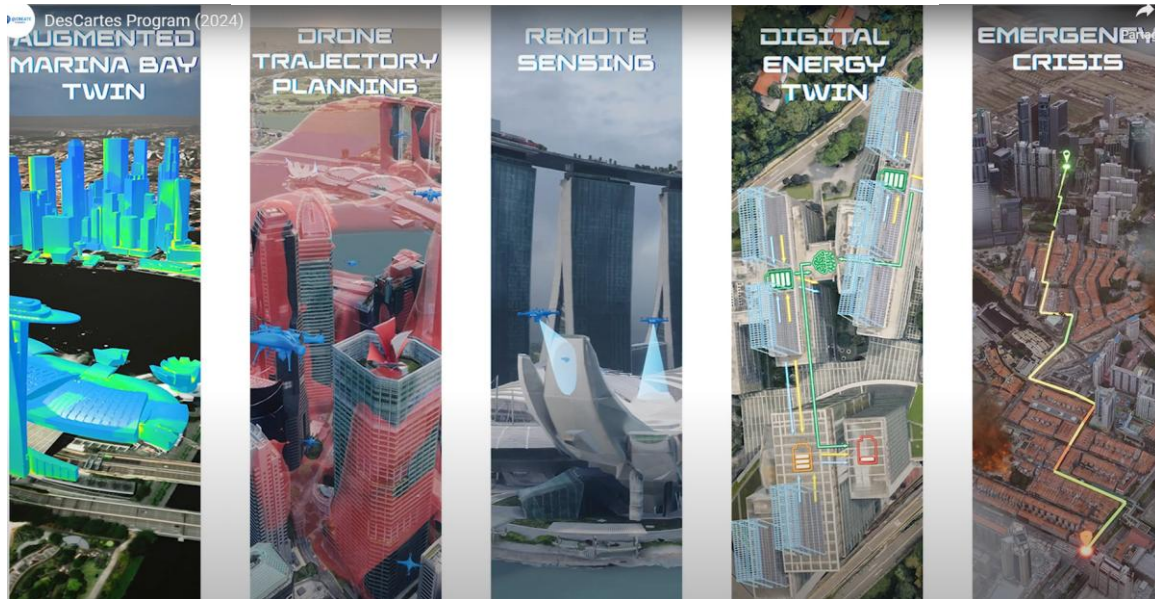
- CAO → 1^{er} niveau du jumeau numérique
- Simulation → 2nd niveau du jumeau numérique
- Evolution temporelle: le jumeau change quand l'objet change
- Boucle fermée: le jumeau revoie des enseignements ou consignes
- Apprentissage continu







a CNRS@CREATE Program on
**Intelligent Modelling for Decision-making
in Critical Urban Systems**

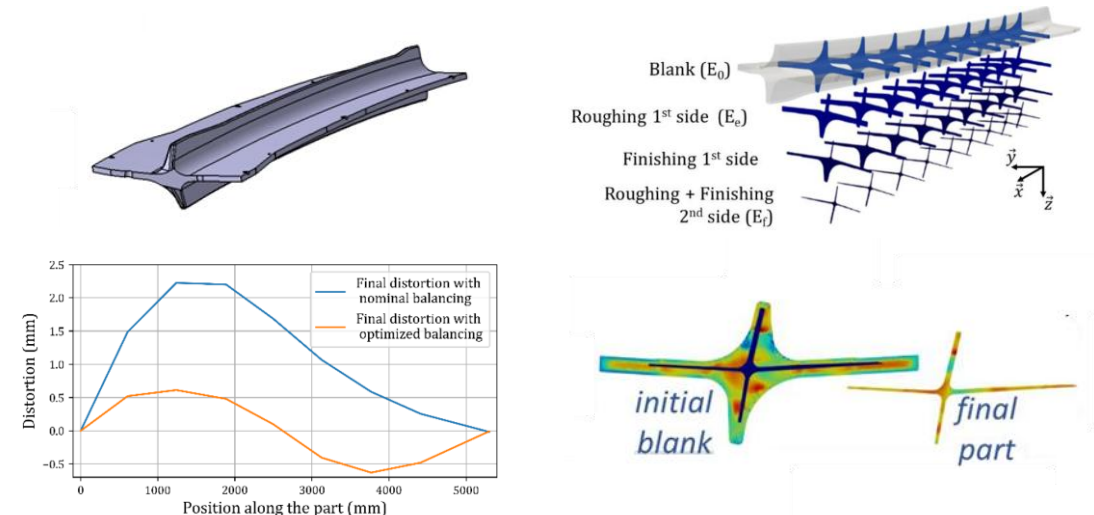


- Programme collaboratif international (35 M€ sur 5 ans).
- Porté par le CNRS et Arts et Métiers (Francisco CHINESTA)
- Vise à développer d'ici 2030 une plateforme d'intelligence artificielle hybride (associant modèles physiques, data et dimension humaine).
- Optimiser en temps réel la gestion des infrastructures et services critiques des « Smart Cities » de Singapour.



Digital twin of forged part to reduce distortion in machining (Mathieu RITOU)

- Jumeau numérique hybride développé pour anticiper les déformations d'usinage dues aux contraintes résiduelles variables dans des pièces longues forgées.
- Combine modèles réduits thermomécaniques, mesures en ligne et apprentissage automatique à partir de déformations passées.
- Permet de simuler des stratégies d'usinage adaptatives, validées sur des pièces aéronautiques.



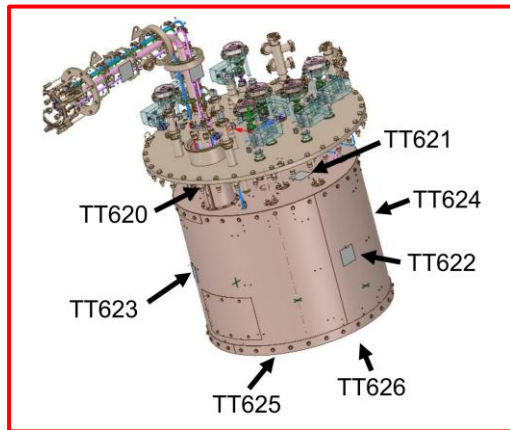
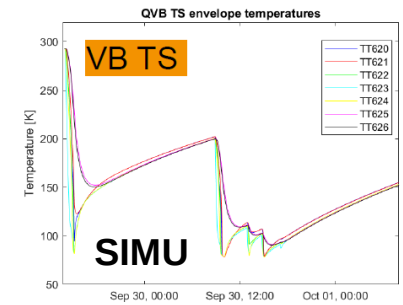
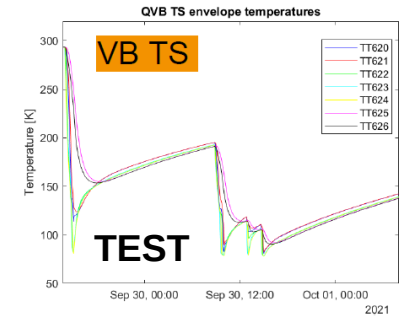
MYRRHA (*Multi-purpose hYbrid Research Reactor for High-tech Applications*)

- Premier réacteur nucléaire de recherche au monde piloté par un accélérateur de particules (Belgique)
- *Applications: Traitement des déchets nucléaires, production de radio-isotopes médicaux, nouveaux concepts de réacteurs, recherche fondamentale*

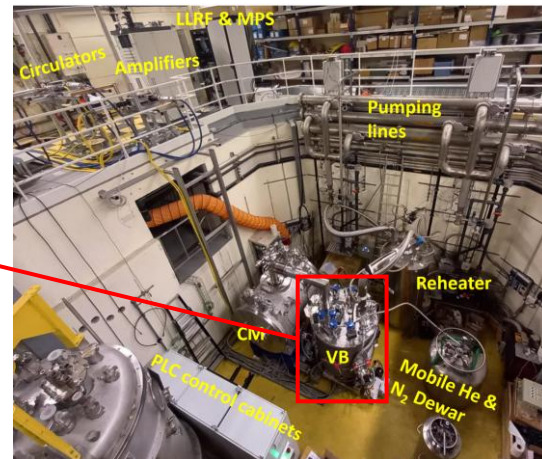
1^{er} étape, MINERVA facility: Doit démontrer la fiabilité et la disponibilité de MYRRHA

Création d'un jumeau numérique (Cédric LHOMME, IJCLab-ACS):

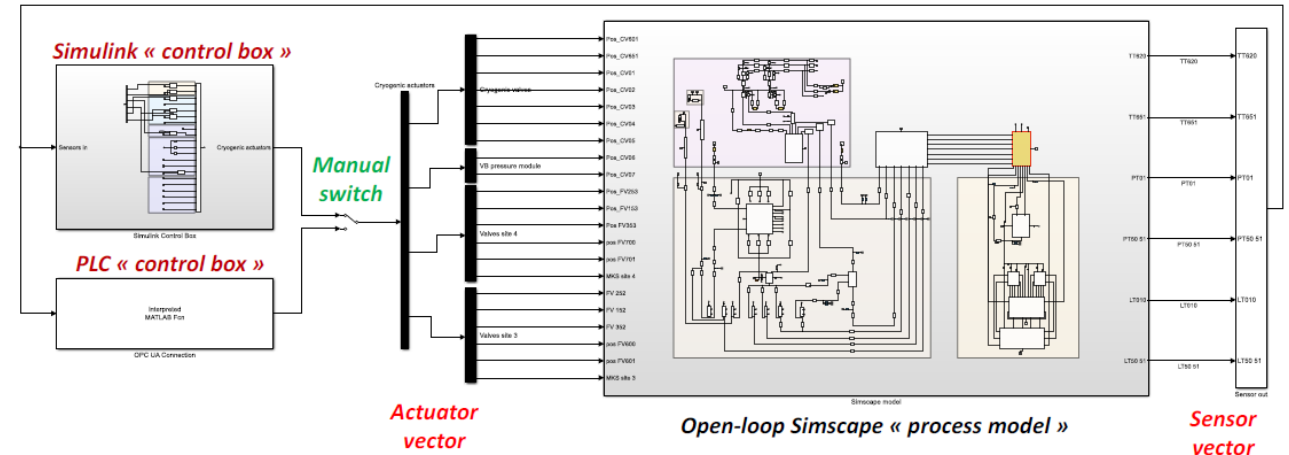
- Modélisation d'un cryomodule accélérateur de particules et de ses servitudes cryogéniques : Cryogenie & RF / simulations multiphysiques instationnaires / MATLAB-Simscape
- Suite: optimisation de la conception, Contrôle Commande (avec couche IA ?)
→ développement/application en cours sur le projet PERLE à IJCLab



Cryomodule



Setup MINERVA



Le prototype cryogénique MINERVA, contrôlé par un boîtier de commande Simulink ou PLC



Conclusion

L'Intelligence Artificielle:

- L'IA n'est ni récente, ni « intelligente », ni magique malgré son côté fascinant
- L'industrie s'est clairement emparé du sujet comme objectif stratégique
- Concerne tous les domaines

En ingénierie mécanique:

- Domaine également concerné par les avancées en IA
- Les éditeurs de logiciels travaillent et investissent massivement
- Changement de paradigme dans l'approche de la résolution des problèmes
- Solutions encore immatures et nécessitant un effort pour comprendre leur fonctionnement

Avantages notables envisagés:

- Des gains d'efficacité et de précision (apprentissage automatique, jumeaux numériques)
- Exploration de solutions de conception en phase amont de projet
- Maintenance prédictive et fiabilité accrue
- Possibilités de design novatrices et plus rapides
- Amélioration de l'existant (formules analytiques CODAP)

Défis à prendre en compte:

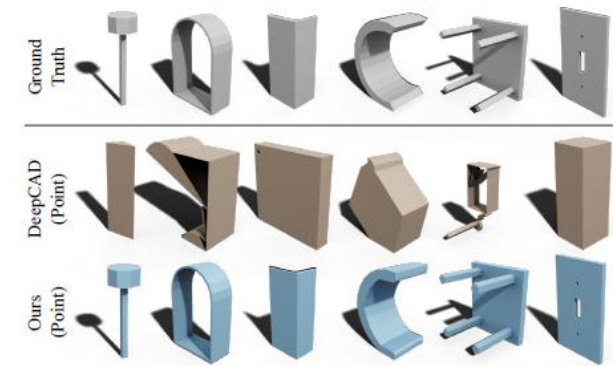
- Qualité et gouvernance des données (GIGO)
- Coût d'implémentation et montée en compétence (infrastructure informatiques et formation)
- Transparence et confiance (effet « boîte-noire » des algorithmes)

L'avenir ?:

- CAO entièrement avec Large Language Model (LLM)
- Résultats de simulation multi physiques, complexes et modifiables en temps réel
- Jumeaux numériques pour les expériences
- Hybridation méthodes classiques (FEM) et ML

Que faire ?:

- Ne pas paniquer, ne pas s'emballer, l'humain reste le seul maître
- Faire de la veille technologique et idéalement se former (python...) ou s'entourer des bonnes compétences
- Comprendre nos données et voir si elles sont exploitables, si c'est nécessaire
- Oser expérimenter, lancer des petits projets, collaborer autour de ses sujets...



CAD Generation With MLLM



Bibliographie I/3

IA, quel constat

- McKinsey & Company. (2025, 12 mars). *The state of AI: How organizations are rewiring to capture value*. McKinsey Global Survey. [McKinsey & Company](#)
- McKinsey & Company. (2024, 30 mai). *The state of AI in early 2024: Gen AI adoption reaches 65% in business functions*. McKinsey Insights. [McKinsey & Company](#)
- RTInsights. (2024, 4 juillet). *Generative AI adoption soars: Insights from McKinsey's latest survey*. [RTInsights](#)
- GlobeNewswire. (2023, 27 juillet). *The artificial intelligence market size to grow from USD 150.2 billion in 2023 to USD 1,345.2 billion by 2030, at a CAGR of 36.8%*. [GlobeNewswire](#)
- MarketsandMarkets. (2024). *Artificial Intelligence Market Size, Share, Growth Drivers & Trends*. [MarketsandMarkets](#)
- EY. (2023). *EY CEO Outlook Pulse survey (97 % des CEOs industriels)*. In "Industry 4.0 vs 5.0: What's the Difference?" Rutgers Engineering. [Rutgers](#)
- Gao, R. X., et al. (2024). *Artificial Intelligence in manufacturing: State of the art, applications and challenges*. ScienceDirect. [ScienceDirect](#)
- Artsmart.ai. (2024, 6 décembre). *AI in the Manufacturing Statistics 2025 (60 %+ ont une stratégie IA)*. [artsmart.ai](#)
- Vena Solutions. (2025, 27 mai). *100+ AI Statistics Shaping Business in 2025 (statistiques sectorielles)*. [venasolutions.com](#)
- Grand View Research. (2024). *Artificial Intelligence Market Size, Share | Industry Analysis, 2024–2030*.

Intelligence Artificielle

- Formation introduction au Deep Learning FIDDLE (CNRS) <https://www.fidle.cnrs.fr/w3/whatsup.html>
- Intelligence artificielle et intelligence naturelle : de quelques ambiguïtés (Bernard Claverie)
- LA REVANCHE DES NEURONES, L'invention des machines inductives et la controverse de l'intelligence artificielle (Dominique CARDON, Jean-Philippe COINTET, Antoine MAZIÈRES)
- Introduction à l'intelligence artificielle, LES TECHNIQUES DE L'INGENIEUR (Jean-Paul HATON)
- Introduction aux réseaux de neurones, LES TECHNIQUES DE L'INGENIEUR (Daniel ETIEMBLE, Fabrice AUZANNEAU)
- Comprendre le fonctionnement des IA génératives, LES TECHNIQUES DE L'INGENIEUR (Véronique MESGUICH)
- Séminaire IA en ingénierie mécanique, IJCLab, 4 juin 2025, <https://indico.ijclab.in2p3.fr/event/11551/>



Bibliographie 2/3

Conception et Simulation mécanique

- Simulation numérique et apprentissage machine - Apports de l'intelligence artificielle aux modélisations (Jean-François SIGRIST)
- Programme IA2 : SystemX veut rapprocher IA et simulation numérique (<https://www.lemagit.fr/actualites/252480397/Programme-IA2-SystemX-veut-rapprocher-IA-et-simulation-numerique>)
- Editeurs de logiciels: ANSYS, Altair, Comsol, 3D Experience, <https://indico.ijclab.in2p3.fr/event/11551/timetable/?layout=room#20250604.detailed>
- DESSIA: https://indico.ijclab.in2p3.fr/event/11551/contributions/38029/attachments/25806/38037/06_Tanguy%20LOREAU_SEMINAIRE_CNRS.pdf
- DESSIA: <https://www.dessia.io/>

Jumeaux numériques

- <https://www.cnrs.fr/fr/actualite/lessor-des-jumeaux-numeriques-face-leurs-defis>
- FACTORY VIRTUAL TWIN AS A SERVICE <https://www.3ds.com/fr/cloud/virtual-twin-experience-cloud>
- Deep learning for the detection of machining vibration chatter (Cheick Abdoul Kadir A. Kounta, Lionel Arnaud, Bernard Kamsu-Foguem, Fana Tangara)
- La maintenance prédictive-prévisionnelle-intelligente pour l'industrie 4.0, LES TECHNIQUES DE L'INGENIEUR, (Gilles ZWINGELSTEIN)
- Incremental discovery of new defects: application to screwing process monitoring (Mahmoud Ferhat, Mathieu Ritou, Philippe Leray, Nicolas Le Du)
- Digital Twins for Accelerators and Detectors (Óscar Sacristán, CERN)
- Jumeaux numériques pour la conception et l'opération hautes performances (Francisco Paco Chinesta), https://indico.ijclab.in2p3.fr/event/11551/contributions/38030/attachments/25807/38038/07_Francisco%20CHINESTA_ENSAM_Chinesta%20IJCLab.pdf



Bibliographie 3/3

PINN

- Identification par des réseaux de neurones guidés par la physique (Roberta TITTARELLI, Patrice LE MOAL, Morvan OUISSE, Emmanuel RAMASSO)
- A Gentle Introduction to Physics-Informed Neural Networks, with Applications in Static Rod and Beam Problems (Dimitrios Katsikis, Alik D. Muradova and Georgios E. Stavroulakis)
- Fiddle CNRS, <https://www.youtube.com/watch?v=Shnhb3hrKn8>

Conclusion

- CAD-MLLM: Unifying Multimodality-Conditioned, CAD Generation With MLLM, arXiv:2411.04954v1 [cs.CV] 7 Nov 2024
- Intelligence Artificielle dans l'Elaboration de Règles de Dimensionnement de Structures Mécaniques, Appliquée aux Equipements sous Pression suivant le CODAPR (Philippe AMUZUGA, Jean-Louis IWANIACK)



Glossaire

Glossaire et Acronymes Intelligence Artificielle et Ingénierie Mécanique

Julien Bettranc

06/08/2025

Acronymes et termes liés à l'Intelligence Artificielle

Acronyme	Terme complet	Définition
IA	Intelligence Artificielle	Ensemble de techniques permettant à une machine d'imiter l'intelligence humaine.
ML	Machine Learning	Apprentissage automatique basé sur des données.
DL	Deep Learning	Apprentissage profond avec des réseaux de neurones multicouches.
AIoT	Artificial Intelligence of Things	Intégration de l'IA dans les objets connectés (IoT).
NN	Neural Network	Réseau de neurones artificiels.
DNN	Deep Neural Network	Réseau de neurones avec plusieurs couches cachées.
CNN	Convolutional Neural Network	Réseau de neurones pour le traitement d'images.
RNN	Recurrent Neural Network	Réseau de neurones adapté aux données séquentielles.
LSTM	Long Short-Term Memory	Variante de RNN avec gestion avancée de la mémoire.
GAN	Generative Adversarial Network	Réseaux génératifs concurrents pour créer des données.
CNN	Graph Neural Network	Réseau neuronal appliqué à des structures en graphes.
Transformer	—	Architecture basée sur l'attention utilisée en traitement du langage.
XAI	Explicable AI	IA explicable : rend les décisions du modèle compréhensibles.
AutoML	Automated Machine Learning	Quantification du processus de création de modèles.
UQ	Uncertainty Quantification	Modèle de traitement du langage basé sur des architectures de type Transformer.
LLM	Large Language Model	Famille de LLM d'OpenAI pré-entraînés sur de très grands corpus textuels.
GPT	Generative Pre-trained Transformer	Modèle Transformer bidirectionnel pour générer du texte cohérent.
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers	Modèle Transformer bidirectionnel pour produire des représentations contextuelles de texte, utilisé en NLP pour la compréhension.
Tokenization	—	Processus de décomposition du texte en unités (tokens) : mots, sous-mots ou caractères, avant l'entrée dans le modèle.
Attention	—	Mécanisme clé des Transformers qui calcule des poids (scores) entre chaque paire de tokens pour capturer les dépendances globales.

1

Ingénierie Mécanique et Simulation

Acronyme	Terme complet	Définition
ANN	Artificial Neural Network	Réseau de neurones profond composé de plusieurs couches cachées pour modéliser des relations très non-linéaires.
Bayesian Process	Bayesian Process	Modèle probabiliste non paramétrique définissant une distribution gaussienne sur les fonctions, utilisé en régression et classification.
Chaos Expansion	Chaos Expansion	Méthode d'Uncertainty Quantification qui représente l'effet des variables aléatoires par une série de polynômes orthogonaux.
Reduced Order Model	Reduced Order Model	Modèle réduit construit par projection ou décomposition (POD, Galerkin...) pour accélérer les calculs tout en respectant la physique.
Physics-Informed Neural Net.	Physics-Informed Neural Net.	Réseau de neurones intégrant les équations physiques (PDE) dans sa fonction de perte pour guider l'apprentissage.
Partial Differential Equation	Partial Differential Equation	Equation aux dérivées partielles décrivant des phénomènes continus (chaleur, mécanique des fluides, etc.).
Finite Element Method	Finite Element Method	Méthode numérique par éléments finis pour résoudre des problèmes de mécanique et de transfert.
Computational Fluid Dynamics	Computational Fluid Dynamics	Simulation numérique des écoulements de fluides, basée sur la résolution des équations de Navier-Stokes.
Computer-Aided Engineering	Computer-Aided Engineering	Ensemble des outils numériques pour la modélisation, la simulation et l'analyse en ingénierie.
Computer-Aided Design	Computer-Aided Design	Conception assistée par ordinateur de pièces et d'assemblages en 2D/3D.
Computer-Aided Manufacturing	Computer-Aided Manufacturing	Génération automatisée de parcours outils et de commandes pour machines-outils CNC.
Product Lifecycle Management	Product Lifecycle Management	Gestion intégrée du cycle de vie d'un produit, de la conception à la mise au rebut.
Design of Experiments	Design of Experiments	Methodologie pour planifier et analyser systématiquement des expériences.
Smoothed Particle Hydrodynamics	Smoothed Particle Hydrodynamics	Méthode sans maillage pour simuler des fluides ou des milieux granulaires.
Boundary Element Method	Boundary Element Method	Méthode des éléments de frontière, alternative au FEM pour certains problèmes.
Computer Numerical Control	Computer Numerical Control	Commande numérique de machines-outils pour l'usinage.
Digital Twin	Digital Twin	Représentation numérique synchronisée en temps réel d'un système physique.

IA & Ingénierie

Terme complet	Définition
Surrogate Model	Modèle simplifié utilisé à la place d'une simulation complexe.

2

Digital Twin Reinforcement Learning

Jumeau numérique combinant modèles physiques et données IA.
Apprentissage par renforcement pour l'optimisation de systèmes.
Réutilisation d'un modèle pré-entraîné dans un nouveau contexte.
Apprentissage distribué sans centraliser les données.

Notes

elle englobe toutes les méthodes visant à simuler l'intelligence, tandis que RL en est qu'une sous-catégorie basée sur l'apprentissage statistique.

Apprentissage automatique (arbres de décision, SVM, etc.), alors que DL (Deep Learning) implique des réseaux de neurones profonds.

3

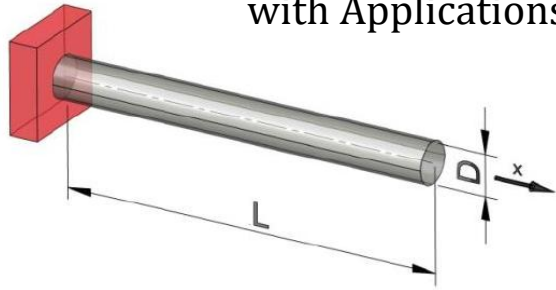
de l'IA où un algorithme apprend à partir de données réelles.

4



**Questions ?
Discussions ?**

A Gentle Introduction to Physics-Informed Neural Networks (PINNs), with Applications in Static Rod and Beam Problems

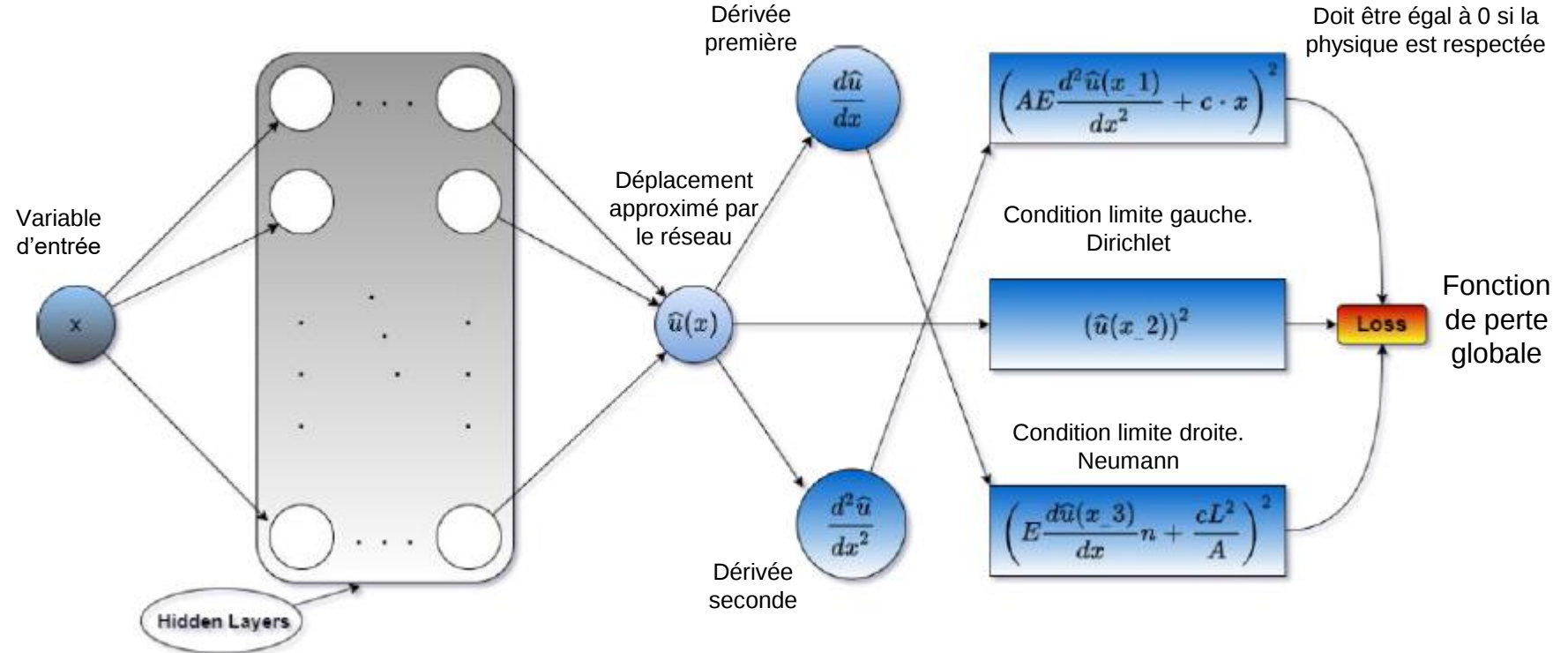


$$E = \sigma / \varepsilon$$

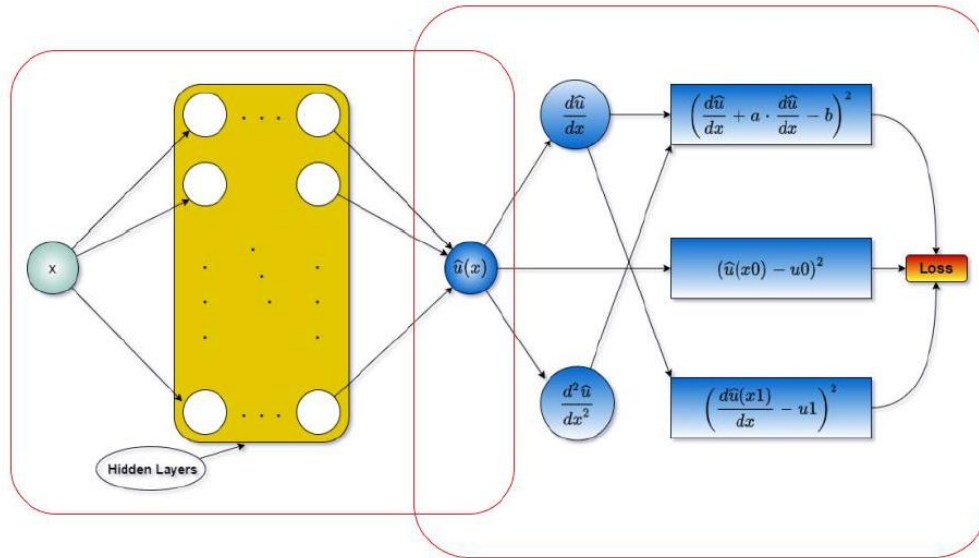
$$\sigma = \frac{\text{Load}}{\text{Area}} = \frac{c(L^2 - x^2)}{2A}$$

$$AE \cdot \frac{d^2 u}{dx^2} = -c \cdot x$$

$$u(x) = \frac{c}{AE} \left(-\frac{x^3}{6} + L^2 x \right)$$



- PINN = Réseau de neurones entraîné à satisfaire une équation différentielle physique + conditions aux limites.
- Le réseau est entraîné pour minimiser la perte.
- Fonctionne mais fastidieux, long et coûteux !! Pas utile si solution analytique.
- Utile pour les problèmes inverses avec peu de données (ajout d'un terme dans la fonction de perte).



Les données sont intégrées dans la fonction de perte comme un terme supplémentaire qui oblige le réseau à coller aux observations

$$\text{Loss} = \underbrace{\text{Résidu de la PDE}}_{\text{Physique}} + \underbrace{\text{Erreur sur les conditions aux limites}}_{\text{Bords}} + \underbrace{\text{Erreur sur les données}}_{\text{Mesures}}$$

PINN: Trouver la solution d'un problème physique

- Réseau de neurones qui apprend à résoudre une équation physique en s'appuyant sur la physique + données éventuelles.
- Pour les équations mal posées, connaissance partielle.

Surrogate PINN: Remplacer un simulateur dans un espace paramétrique

- Modèle généralisable, pour les jumeaux numériques.
- Rapide une fois entraîné.
- Maturation en cours chez les éditeurs de logiciels.