

# Synthèse sur l’IA dans l’enseignement supérieur et la recherche

**Date :** 2025-12-29

**Version :** V.1.0.1

**Auteur :** Ammar Mian, Maître de conférences à l’Université Savoie Mont-Blanc, Rattaché à Polytech Annecy-Chambery

## Table des matières

<b>1</b>	<b>À propos</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Méthodologie de recherche documentaire</b>	<b>3</b>
2.1	Stratégie de recherche structurée . . . . .	3
2.2	Constitution du corpus documentaire . . . . .	4
2.3	Note méthodologique : usage de l’IA générative dans ce travail . . . . .	4
<b>3</b>	<b>Définition des axes thématiques</b>	<b>5</b>
3.1	Genèse et justification de la structuration thématique . . . . .	5
3.2	Les sept axes : définitions et justifications . . . . .	6
3.3	Articulation et cohérence d’ensemble . . . . .	7
<b>4</b>	<b>Fondements de l’IA générative</b>	<b>8</b>
4.1	Définitions et architecture technique des modèles de langage . . . . .	8
4.2	État de l’art et efficacité pédagogique . . . . .	10
4.3	Cadre réglementaire et enjeux éthiques . . . . .	12



## 1 À propos

## 2 Méthodologie de recherche documentaire

L'émergence de l'intelligence artificielle (IA) générative dans l'enseignement supérieur depuis 2023 impose aux établissements une réflexion stratégique documentée. Ce travail s'appuie sur une recherche bibliographique structurée en sept axes thématiques, évaluant près de 90 sources selon une grille systématique. La méthodologie adoptée combine rigueur académique et transparence radicale, en assumant pleinement l'usage d'assistants d'IA générative dans certaines phases du processus de recherche et de rédaction.

### 2.1 Stratégie de recherche structurée

La recherche documentaire s'organise autour de sept axes thématiques complémentaires couvrant les dimensions clés de l'intégration de l'IA dans une école d'ingénieurs : les fondements techniques et théoriques (Axe 1), l'éthique et la réglementation (Axe 2), la pédagogie et l'apprentissage (Axe 3), les usages et pratiques des acteurs (Axe 4), la gouvernance institutionnelle (Axe 5), l'IA dans les métiers de l'ingénierie (Axe 6), et les spécificités de Polytech Annecy-Chambéry (Axe 7). Cette architecture permet d'articuler une couverture exhaustive avec une cohérence analytique.

Chaque source a été évaluée selon quatre critères pondérés : l'autorité de l'auteur ou de l'institution (6 points), l'actualité dans un domaine en évolution rapide (3 points), la rigueur méthodologique (5 points), et la pertinence pour le contexte d'une école publique d'ingénieurs (4 points). Les sources totalisant 16 points ou plus ont fait l'objet d'une analyse approfondie ; celles en-deçà de 13 points n'ont pas été retenues. Cette grille d'évaluation systématique, détaillée dans le Tableau 1, assure la reproductibilité de la démarche.

TABLE 1 – Grille d'évaluation des sources documentaires

Critère	Points	Description
Autorité	/6	Crédibilité de l'auteur ou de l'institution, processus de validation (peer-review, comité scientifique)
Actualité	/3	Pertinence temporelle dans un domaine en évolution rapide (priorité 2023-2025)
Rigueur	/5	Méthodologie explicite, taille d'échantillon, reproductibilité des résultats
Pertinence	/4	Alignement avec les objectifs du projet et le contexte d'une école d'ingénieurs
<b>Total</b>	<b>/18</b>	

Les seuils de décision ont été établis empiriquement après évaluation d'une première série de sources test. Un score de 16 à 18 identifie les sources majeures justifiant une analyse approfondie et une intégration centrale dans l'argumentaire. Les sources entre 13 et 15 points sont considérées comme utiles et consultées de manière ciblée. En-deçà de 13, les sources sont écar-

tées pour des raisons de fiabilité, d'actualité insuffisante, ou de faible pertinence pour notre contexte.

## **2.2 Constitution du corpus documentaire**

Le corpus repose sur cinq documents institutionnels identifiés pour leur autorité et leur exhaustivité : le rapport Pascal-Taddei remis au Ministère de l'Enseignement supérieur en juillet 2025 [1], le référentiel UNESCO de compétences en IA pour les enseignants [2], la note de l'INRIA sur l'IA générative dans la recherche [3], le cadre d'usage du Ministère de l'Éducation nationale [4], et la charte d'usage de l'Institut National du Service Public [5]. Ils posent le cadre conceptuel, réglementaire et opérationnel de référence pour l'enseignement supérieur français.

La base initiale a été enrichie par une recherche ciblée privilégiant les méta-analyses récentes [6, 7, 8], les enquêtes d'usages à large échantillon ( $N > 1000$ ) [9], et les documents de gouvernance institutionnelle opérationnels. Une attention particulière a été accordée aux sources internationales de référence (UNESCO, OCDE, Stanford HAI) et au cadre réglementaire européen [10, 11]. Le corpus final compte environ 90 sources, dont plus de 50 sont intégrées à la bibliographie.

Trois critères ont guidé cette sélection. L'actualité d'abord : dans un domaine en évolution rapide, priorité aux publications 2023-2025, avec quelques références antérieures pour les fondements conceptuels établis. La rigueur ensuite : préférence aux méta-analyses, revues systématiques et enquêtes à large échantillon plutôt qu'aux études de cas isolées. La pertinence enfin : chaque source devait contribuer au moins à l'un des sept axes thématiques dans le contexte spécifique d'une école d'ingénieurs.

Cette méthodologie présente des limites assumées. Le corpus privilégie les sources francophones et européennes, reflétant le contexte d'un établissement public français. Les publications les plus récentes (postérieures à novembre 2025) n'ont pu être intégrées, dans un domaine où l'actualité technologique évolue rapidement. Enfin, les preprints non validés et les sources secondaires sans garantie de rigueur ont été systématiquement exclus, au risque d'écarter certaines contributions innovantes mais encore non consolidées.

## **2.3 Note méthodologique : usage de l'IA générative dans ce travail**

Ce document a été rédigé dans le cadre d'une collaboration entre l'auteur humain et des assistants d'intelligence artificielle générative. Loin d'être une limite, cette approche illustre les pratiques que nous recommandons : une utilisation transparente, critique et responsable de ces outils. Les modèles utilisés sont Claude Opus 4.5 et Claude Sonnet 4 (Anthropic), accessibles via l'interface `claude.ai` et l'outil en ligne de commande `Claude Code`.

Le processus de recherche et de rédaction s'est déroulé en cinq étapes distinctes. La recherche bibliographique initiale a été réalisée intégralement par l'auteur humain, aboutissant à la collecte des six documents institutionnels de référence et à l'identification des axes thématiques structurants. Le développement méthodologique, notamment la grille d'évaluation des sources et la structuration en sept axes, a résulté d'une élaboration collaborative où l'IA

a proposé des cadres d'analyse affinés par l'expertise humaine. L'analyse documentaire a mobilisé Claude avec les fonctionnalités de recherche web et Deep Research pour compléter le corpus initial par des méta-analyses et sources internationales, portant le total à environ 90 sources. Les synthèses par axe thématique ont été produites par Claude puis systématiquement relues, corrigées et validées par l'auteur. Enfin, la rédaction du présent document combine génération assistée par Claude Code et révision humaine substantielle.

La répartition estimée entre rédaction humaine directe (40 %) et génération assistée avec révision substantielle (60 %) reflète un usage stratégique de l'IA : déléguer la structuration et la synthèse documentaire, tout en conservant la responsabilité intellectuelle des analyses, des choix méthodologiques, et des recommandations. Toutes les références bibliographiques ont été vérifiées manuellement. Les données factuelles issues des synthèses ont été systématiquement contrôlées dans les documents sources primaires. Les recommandations finales engagent exclusivement l'auteur.

Cette transparence méthodologique vise à illustrer concrètement les principes que nous défendons dans ce rapport : assumer l'usage de l'IA, documenter les processus, maintenir l'expertise et la responsabilité humaines. La méthodologie adoptée démontre qu'une intégration réfléchie de l'IA générative dans les activités académiques peut accroître l'efficacité du travail intellectuel sans compromettre sa rigueur, à condition de respecter des principes clairs de transparence, de vérification, et de responsabilité.

### **3 Définition des axes thématiques**

#### **3.1 Genèse et justification de la structuration thématique**

Ce découpage en sept axes n'est pas arbitraire : il résulte d'une démarche inductive, construite par analyse croisée des documents institutionnels de référence et affinée par itérations successives. Le point de départ a été l'examen approfondi de cinq sources fondatrices : le rapport Pascal-Taddei remis au MESR en juillet 2025, le référentiel UNESCO de compétences en IA pour les enseignants, la note INRIA sur l'IA générative, le cadre d'usage du MEN et la charte INSP [1, 2, 3, 4, 5]. Cette analyse initiale a révélé une convergence remarquable autour de quatre principes directeurs — responsabilité humaine, transparence, protection des données, formation — mais aussi des lacunes conceptuelles pour une école d'ingénieurs, particulièrement sur les projets industriels confidentiels, l'apprentissage du code et la gestion des données de recherche partenariale.

Le cadre d'analyse retenu s'organise selon trois cercles concentriques, du général au particulier : le niveau *macro* (cadres internationaux et nationaux), le niveau *méso* (enseignement supérieur et écoles d'ingénieurs) et le niveau *micro* (Polytech Annecy-Chambéry et l'USMB). Cette architecture, inspirée des approches écosystémiques en sciences de l'éducation, permet d'articuler les contraintes réglementaires descendantes avec les réalités de terrain ascendantes (Figure 1).

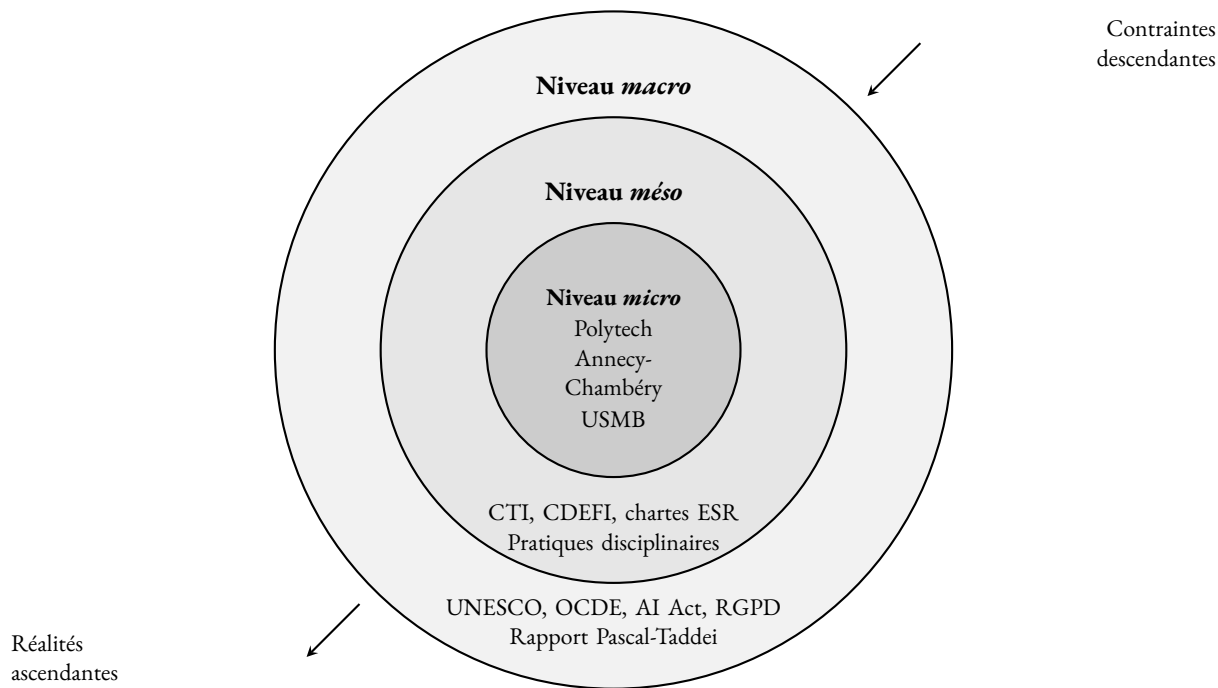


FIGURE 1 – Architecture en trois cercles concentriques du cadre d'analyse

### 3.2 Les sept axes : définitions et justifications

**L'Axe 1 — Fondements et état de l'art** constitue le socle conceptuel du projet. Il répond à un besoin de clarification : qu'est-ce que l'IA générative, comment fonctionne-t-elle, quels sont les effets mesurés sur les apprentissages ? Cette dimension technique et scientifique s'avère indispensable pour dépasser les discours d'opinion et fonder les recommandations sur des données probantes. Les méta-analyses récentes [6, 7] permettent désormais de quantifier les effets pédagogiques avec une rigueur méthodologique satisfaisante.

**L'Axe 2 — Cadres éthiques et réglementaires** traite de la dimension normative, devenue incontournable avec l'entrée en vigueur de l'AI Act européen [10]. L'éducation y est classée secteur à haut risque, ce qui impose des obligations de conformité aux établissements. Cet axe couvre également l'intégrité académique — la définition de la fraude à l'ère de l'IA générative — et l'impact environnemental, dimension émergente mais croissante dans les préoccupations institutionnelles.

**L'Axe 3 — Impacts pédagogiques** approfondit les effets de l'IA sur les apprentissages : compétences menacées versus compétences à développer, transformation de la relation pédagogique, repensée de l'évaluation. Il s'articule étroitement avec l'Axe 1 dont il constitue le prolongement appliqué, en se concentrant sur les implications pour la conception des enseignements.

**L'Axe 4 — Pratiques et usages** adopte une perspective empirique : que font réellement

les étudiants, les enseignants, les personnels administratifs avec l'IA ? Cet axe descriptif, alimenté par les enquêtes nationales et internationales, permet d'ancrer les recommandations dans la réalité des pratiques plutôt que dans des projections théoriques. Il prépare directement l'enquête de terrain prévue à Polytech.

**L'Axe 5 — Gouvernance institutionnelle** aborde la dimension organisationnelle : comment structurer le pilotage de l'IA dans un établissement, quel modèle de charte adopter, quelles infrastructures déployer, comment former les personnels ? Cette dimension stratégique, largement documentée par le rapport Pascal-Taddei, conditionne la capacité d'action de l'établissement.

**L'Axe 6 — IA métier** introduit une distinction essentielle pour une école d'ingénieurs : l'IA n'y est pas seulement un outil pédagogique (apprendre *avec* l'IA) mais aussi un contenu de formation (apprendre *l'IA*). Le machine learning, la vision industrielle, la maintenance prédictive constituent des compétences métiers attendues par les employeurs dans les six filières de Polytech.

**L'Axe 7 — Spécificités Polytech** ramène l'analyse au niveau micro : état des lieux des maquettes pédagogiques, pratiques existantes, articulation avec l'USMB. Cette contextualisation garantit que les recommandations finales seront opérationnelles et adaptées aux spécificités du terrain.

### 3.3 Articulation et cohérence d'ensemble

Ces sept axes se complètent selon une logique qui va du savoir (A1) au faire (A4, A6), en passant par le devoir (A2) et le pouvoir (A5), pour aboutir à l'être institutionnel spécifique (A7). L'axe 3 joue un rôle charnière entre les fondements théoriques et les pratiques observées. Plusieurs dimensions ont été volontairement écartées : le volet recherche (bien que les recommandations INRIA soient prises en compte) car la mission porte prioritairement sur la formation, et les aspects techniques d'infrastructure détaillés (choix de modèles, déploiement de serveurs) qui sont abordés dans l'Axe 5 de manière synthétique.

Cette structuration en axes thématiques ne reproduit pas directement un cadre existant mais s'en inspire. Le référentiel UNESCO organise les compétences enseignantes en cinq aspects (perspective centrée humain, éthique, fondements, pédagogie, développement professionnel) qui recoupent partiellement nos axes 1, 2 et 3 [2]. Le rapport Pascal-Taddei structure ses recommandations autour de six objectifs qui correspondent globalement à nos axes 5 et 6. La revue systématique de Batista et al. identifie six axes de recherche prioritaires pour l'ESR, confirmant la pertinence des dimensions retenues [12]. L'originalité de notre approche réside dans l'ajout explicite de l'Axe 6 (IA métier) et de l'Axe 7 (contextualisation locale), absents des cadres génériques mais indispensables pour une école d'ingénieurs. Cette adaptation au contexte particulier de Polytech illustre la démarche de transférabilité critique qui guide l'ensemble du projet : s'appuyer sur les cadres de référence tout en les adaptant aux spécificités du terrain.

Les quatre sections suivantes développent de manière approfondie les axes thématiques majeurs : les fondements techniques et scientifiques (section 3), le cadre éthique et réglementaire (section 4), les pratiques et usages observés (section 5), et la gouvernance institutionnelle

(section 6). Les axes 3, 6 et 7, dont le développement dépend de travaux empiriques à venir (enquête de terrain, audit pédagogique), sont abordés de manière transversale dans les recommandations finales.

## 4 Fondements de l'IA générative

L'Axe 1 — Fondements et état de l'art — constitue le socle conceptuel de ce projet. Dans un contexte où l'intelligence artificielle générative transforme profondément les pratiques académiques depuis 2022, il est essentiel de dépasser les discours d'opinion pour fonder les recommandations sur des données probantes. Cette section analyse les fondements techniques de l'IA générative, synthétise l'état de l'art scientifique sur son efficacité pédagogique, et présente le cadre réglementaire en vigueur. La démarche s'appuie sur les cinq documents institutionnels de référence [1, 2, 3, 4, 5], complétés par les méta-analyses récentes [6, 7] et les recommandations internationales.

### 4.1 Définitions et architecture technique des modèles de langage

Qu'est-ce que l'IA générative? Les définitions officielles convergent vers une approche fonctionnelle centrée sur les capacités plutôt que sur l'architecture sous-jacente. Le cadre d'usage du Ministère de l'Éducation nationale propose la formulation la plus opérationnelle : « tout service numérique fondé sur des algorithmes probabilistes, s'appuyant sur le traitement statistique de vastes ensembles de données sur lesquels ils sont entraînés et capables de produire des résultats comparables à ceux obtenus par une activité cognitive humaine » [4]. Cette définition insiste sur un point crucial pour l'enseignement : la nature **probabiliste** et non déterministe des réponses. Contrairement aux outils classiques tels que les traducteurs ou correcteurs automatiques, qui appliquent des règles fixes et produisent des sorties prévisibles, l'IA générative opère par prédiction statistique dans un espace de possibles. L'INRIA précise que ces systèmes se distinguent par leur capacité à prendre en compte le contexte de manière dynamique [3]. Cette différence fondamentale — contexte dynamique versus règles fixes — change radicalement la donne pour l'enseignement : l'étudiant ou l'enseignant ne peut plus se fier aveuglément aux résultats et doit exercer un jugement critique systématique.

L'architecture sous-jacente repose sur les **Transformers**, proposés par Google en 2017 dans l'article fondateur *Attention Is All You Need* [13]. Cette innovation marque une rupture conceptuelle majeure par rapport aux réseaux récurrents (RNN) qui dominaient auparavant le traitement du langage naturel. Le mécanisme d'**attention** constitue le cœur de cette architecture : il permet au modèle de se concentrer sur les parties pertinentes de l'entrée en calculant l'importance relative de chaque mot dans son contexte. Concrètement, lorsqu'un modèle génère un mot, il « pèse » l'influence de tous les mots précédents pour déterminer la continuation la plus probable. Les grands modèles de langage (LLM, *Large Language Models*) résultent d'un entraînement sur des corpus textuels massifs comptant des trillions de mots, ce qui leur confère la capacité à « générer automatiquement du texte en fonction d'un contexte sémantique » [3]. Le processus d'entraînement se décompose en trois phases : le pré-entraînement sur des données brutes où le modèle apprend les structures du langage, le



fine-tuning sur des tâches spécifiques, et l'alignement par renforcement avec retour humain (RLHF, *Reinforcement Learning from Human Feedback*) qui ajuste les réponses selon les préférences humaines. Les ressources pédagogiques de référence comme « The Illustrated Transformer » [14] permettent d'approfondir ces concepts de manière visuelle et accessible.

Cette architecture technique explique une caractéristique fondamentale soulignée par le référentiel UNESCO : les outils d'IA récents « sont plus susceptibles d'être aléatoires dans la génération de résultats, les mêmes entrées pouvant conduire à des résultats différents » [2]. Cette variabilité stochastique n'est pas un défaut mais une conséquence directe du fonctionnement probabiliste. À chaque génération, le modèle échantillonne dans une distribution de probabilités, ce qui produit naturellement des variations. L'implication pour l'enseignement est immédiate : la vérification humaine devient indispensable, non pas en raison d'une imperfection technique transitoire, mais pour des raisons structurelles inhérentes au fonctionnement même de ces systèmes. L'UNESCO insiste également sur l'opacité de la « boîte noire » qui sous-tend ces modèles : même pour les concepteurs, il demeure difficile d'expliquer précisément pourquoi un modèle produit telle réponse plutôt qu'une autre dans un cas donné. Cette opacité soulève des questions pédagogiques essentielles sur la confiance accordée aux outils et la formation au sens critique.

Le rapport Taddei-Pascal retrace l'évolution de l'intelligence artificielle depuis sa naissance lors de la conférence de Dartmouth en 1956, où le terme fut forgé pour désigner la tentative de faire exécuter par des machines des tâches relevant traditionnellement de l'intelligence humaine [1]. Durant les décennies 1970-1990, l'IA symbolique et les systèmes experts basés sur des règles explicites dominèrent le champ, avec des succès dans des domaines circonscrits mais des limites flagrantes pour le traitement du langage naturel. Les réseaux de neurones, pourtant introduits dès 1957 avec le perceptron, restèrent longtemps marginalisés faute de puissance de calcul et de données suffisantes. Le renouveau du deep learning dans les années 2000-2010 changea la donne : AlexNet (2012) démontra la supériorité des réseaux profonds pour la vision par ordinateur, puis les premiers modèles GPT (GPT-1 en 2018, GPT-2 en 2019) explorèrent l'apprentissage non supervisé à grande échelle. L'année 2017 constitue un tournant conceptuel majeur : l'architecture Transformer de Vaswani et al. [13] introduit le mécanisme d'attention qui permettra de traiter efficacement de très longues séquences. Mais c'est en novembre 2022 que survient le point de bascule : ChatGPT, rendu accessible au grand public, atteint cent millions d'utilisateurs en deux mois, révélant brutalement le potentiel et les enjeux de l'IA générative. Cette convergence entre puissance de calcul, disponibilité de données massives et algorithmes Transformer a produit une transformation qualitative. La concentration exceptionnelle du marché autour d'OpenAI, valorisé à 300 milliards de dollars en avril 2023, soulève des questions de souveraineté et de risque de monopole face à des solutions concurrentes potentiellement abandonnées faute de rentabilité.

Ces avancées spectaculaires ne doivent pas masquer des limites techniques fondamentales. Les **hallucinations** — génération de réponses factuellement fausses mais syntaxiquement plausibles — demeurent omniprésentes même dans les modèles les plus récents. Le phénomène n'est pas anecdotique : il découle de la nature même des LLM, qui prédisent des séquences de mots probables sans ancrage factuel garanti. La **dégradation de performance** au-

delà de 300 000 tokens constitue une autre limite pratique, malgré les annonces de fenêtres de contexte atteignant jusqu’à 10 millions de tokens dans certains modèles : la capacité nominale ne se traduit pas linéairement en qualité effective de traitement. Les **variations d’accuracy** sur les tâches non-anglophones restent significatives, de l’ordre de 35 à 50 % selon les langues, révélant des biais linguistiques persistants liés à la composition des corpus d’entraînement. L’**opacité** — la difficulté à expliquer les décisions du modèle — pose un problème d’explicabilité crucial dans un contexte éducatif où la compréhension des raisonnements prime souvent sur le résultat brut. Ces limites sont intrinsèques à la nature probabiliste des LLM [2, 3] et ne disparaîtront pas avec les progrès techniques : elles définissent les conditions d’usage responsable de ces outils. Ces limites techniques, bien que fondamentales, n’empêchent pas l’IA générative de produire des effets mesurables sur les apprentissages, comme le démontrent les études empiriques récentes.

#### 4.2 État de l’art et efficacité pédagogique

Depuis la publication des Transformers en 2017 et la diffusion de ChatGPT en 2022, les modèles de langage ont connu une accélération spectaculaire de leurs capacités. Le Tableau 2 synthétise l’état technique des principaux modèles disponibles en décembre 2025. GPT-4o et GPT-5 d’OpenAI offrent une multimodalité native (texte, image, audio) et un écosystème mature d’extensions, avec des fenêtres de contexte passant de 128 000 à 400 000 tokens. Claude 3.5 et 4 Sonnet d’Anthropic excellent particulièrement en génération de code, atteignant 77,2 % de succès sur le benchmark SWE-Bench, et proposent des contextes allant jusqu’à un million de tokens. Gemini 2.5 de Google se distingue par un traitement multimodal natif englobant texte, audio, image et vidéo, avec des fenêtres de un à deux millions de tokens. L’open-source progresse également : Llama 4 de Meta établit un record avec 10 millions de tokens de contexte et une architecture Mixture of Experts (MoE), tandis que Mistral Large propose une solution européenne conforme au RGPD. DeepSeek V3 et R1 introduisent des capacités de raisonnement chaîné en open-source. Cette tendance vers les architectures MoE, qui activent seulement une fraction des paramètres par requête, réduit les coûts d’inférence tout en maintenant des performances élevées. Malgré cette course aux capacités, les limites évoquées précédemment (hallucinations, dégradation au-delà de certains seuils, biais linguistiques) persistent.

TABLE 2 – État technique des principaux modèles de langage (décembre 2025)

Modèle	Fenêtre contexte	Points forts
GPT-4o / GPT-5	128K → 400K tokens	Multimodalité native, écosystème mature
Claude 3.5 / 4 Sonnet	200K → 1M tokens	Excellence en code (77,2% SWE-Bench)
Gemini 2.5 Pro/Flash	1-2M tokens	Multimodal natif (texte, audio, image, vidéo)
Llama 4 Scout	<b>10M tokens</b>	Open-source, record absolu de contexte
Mistral Large	Variable	Open-source européen, conformité RGPD
DeepSeek V3/R1	128K	Raisonnement chaîné, open-source

La littérature scientifique récente apporte des preuves empiriques substantielles sur l’ef-

efficacité pédagogique de l'IA générative. La méta-analyse de Wang & Fan (2025), portant sur 51 études publiées entre novembre 2022 et février 2025, établit un effet large positif sur les performances d'apprentissage ( $g = 0,867$ ), soit environ 0,8 écart-type d'amélioration par rapport aux groupes témoins [6]. Cette taille d'effet, calculée selon le coefficient  $g$  de Hedges, est considérée comme large en sciences de l'éducation. Les auteurs observent également un effet modéré sur la perception d'apprentissage ( $g = 0,456$ ) et sur la pensée de haut niveau ( $g = 0,457$ ), suggérant que les bénéfices ne se limitent pas aux compétences de bas niveau cognitif. Deux variables modératrices ressortent clairement : la durée optimale d'intervention se situe entre quatre et huit semaines, et le modèle pédagogique le plus efficace demeure l'apprentissage par problèmes (PBL, *Problem-Based Learning*). Au-delà de cette tendance globale encourageante, il est crucial d'examiner les nuances et les cas où les effets s'avèrent nuls voire négatifs.

Plus préoccupant, l'étude de Yang et al. (2025) sur 153 lycéens en programmation révèle des effets négatifs significatifs : les groupes utilisant ChatGPT affichent des niveaux plus bas de flow, d'auto-efficacité et de performance comparativement aux méthodes conventionnelles [15]. L'explication avancée repose sur la dépendance excessive : les étudiants consultent ChatGPT au moindre obstacle, ce qui court-circuite l'engagement cognitif profond nécessaire à l'apprentissage durable de la programmation. Les auteurs proposent le modèle G-P-T (Guidance-Practice-Test) pour mitiger ces effets : guidance initiale avec l'IA, pratique autonome sans assistance, puis test avec possibilité de recours à l'IA. Cette implication est capitale pour Polytech Annecy-Chambéry, où l'enseignement de la programmation occupe une place centrale dans toutes les filières. Deng et al. (2025) confirment dans leur méta-analyse de 69 études expérimentales que, si ChatGPT réduit l'effort mental requis, il n'a **pas d'effet significatif sur l'auto-efficacité** [7], ce qui soulève la question des compétences métacognitives et de l'autonomie intellectuelle à long terme.

Un consensus émerge néanmoins sur les conditions de succès. L'apprentissage guidé avec les outils d'IA générative produit des résultats supérieurs à l'usage indépendant non encadré. Les effets se révèlent plus importants pour les compétences de bas niveau cognitif — mémorisation, compréhension — que pour les compétences d'ordre supérieur selon la taxonomie de Bloom (analyse, synthèse, évaluation) [8]. La formation préalable des enseignants et des étudiants aux usages appropriés de l'IA constitue un facteur déterminant de succès, confirmant l'importance des dispositifs de formation à la littératie IA préconisés par l'UNESCO et le rapport Taddei-Pascal [12].

Les documents institutionnels structurent les applications pédagogiques selon deux axes. Pour les enseignants, le référentiel UNESCO définit trois niveaux progressifs de compétences (Acquérir, Approfondir, Créer) et identifie quatre domaines d'application : la préparation de cours et la création de matériel pédagogique, l'enseignement assisté et la différenciation pédagogique, l'évaluation formative et le suivi des apprentissages, ainsi que le soutien aux élèves à besoins particuliers [2]. La note INRIA ajoute les usages en recherche : aide à la rédaction d'articles, amélioration du style, traduction contextualisée, génération de code [3]. Le gain de temps ainsi libéré peut être réinvesti dans l'accompagnement personnalisé des étudiants, dimension souvent négligée dans l'enseignement supérieur de masse. Pour les étudiants, le

cadre du Ministère de l'Éducation nationale autorise la révision, l'entraînement et l'approfondissement des connaissances, tout en interdisant implicitement de « faire ses devoirs à sa place » [4]. La charte INSP précise les usages autorisés : reformuler un paragraphe avec relecture critique obligatoire, vérifier le respect d'une consigne, s'entraîner avec des cas pratiques générés, créer des quiz de révision, rédiger un premier jet à retravailler substantiellement [5]. La frontière se dessine clairement entre autonomie renforcée (l'IA comme levier d'apprentissage) et substitution prohibée (l'IA comme contournement de l'effort intellectuel).

Les enquêtes à large échantillon confirment une adoption rapide mais inégalement préparée. Nikolic et al. (2025) interrogent 23 218 étudiants dans 109 pays et documentent les perceptions globales initiales : enthousiasme majoritaire mais inquiétudes persistantes sur l'intégrité académique et l'équité d'accès [9]. Abbas et al. (2024) conduisent une étude longitudinale sur 494 étudiants en trois vagues de mesure et développent une échelle d'usage validée permettant de distinguer usage superficiel, stratégique et approfondi [16]. Le rapport Stanford HAI (2025) révèle un décalage préoccupant : si 81 % des enseignants en informatique estiment que l'IA devrait faire partie de l'éducation fondamentale, moins de 50 % se sentent équipés pour l'enseigner [17]. Ce besoin massif de formation continue rejoint les préconisations françaises et internationales. Ces usages s'inscrivent désormais dans un cadre réglementaire structuré au niveau européen.

### 4.3 Cadre réglementaire et enjeux éthiques

L'AI Act (Règlement UE 2024/1689), entré en vigueur en août 2024, constitue le premier cadre juridique complet sur l'intelligence artificielle au monde [10]. Son approche par niveau de risque classe l'éducation comme **secteur à haut risque**, ce qui impose des obligations de conformité aux établissements d'enseignement supérieur. Les pratiques interdites incluent notamment la reconnaissance des émotions sur les lieux de travail et dans les établissements d'enseignement, jugée attentatoire aux libertés fondamentales. Les applications à haut risque comprennent l'accès aux établissements (sélection, orientation), l'évaluation des apprentissages (notation automatisée, détection de fraude) et la surveillance des examens. Cette classification impose une traçabilité des décisions, une évaluation des risques et une possibilité de recours humain. La Commission européenne prépare par ailleurs un AI Literacy Framework pour 2026, définissant les connaissances, compétences et attitudes essentielles pour naviguer dans un environnement saturé d'IA. Un fait révélateur motive cette initiative : selon une enquête citée dans le règlement, 48 % des jeunes de la génération Z déclarent avoir des difficultés à évaluer la fiabilité de l'information générée par l'IA. Cette vulnérabilité épistémologique appelle une réponse pédagogique structurée, que Polytech doit anticiper pour ses étudiants ingénieurs.

Les cinq documents convergent vers quatre principes directeurs. Premièrement, la **responsabilité humaine** : l'IA « ne peut pas être considérée comme un auteur » selon l'INRIA, et « chaque usager est pleinement responsable des contenus qu'il produit, même lorsqu'ils sont assistés par une IA » selon l'INSP [3, 5]. Cette responsabilité implique une validation humaine systématique des productions assistées, particulièrement dans des contextes académiques où l'évaluation porte sur le cheminement intellectuel autant que sur le résultat final.

Deuxièmement, la **transparence obligatoire** : le cadre MEN stipule un « usage explicite et assumé », l'INRIA recommande qu'« un guide précis soit élaboré conjointement » par les établissements, et l'INSP fournit des modèles de citation normalisés, par exemple : « Texte généré avec ChatGPT 4.5, relu et validé par l'auteur le 15/12/2025 » [4, 3, 5]. Troisièmement, la **protection des données** conformément au RGPD : le MEN précise qu'« aucune donnée confidentielle ou à caractère personnel ne peut être saisie dans les outils IA grand public », et l'INSP liste exhaustivement les données interdites (nom complet, identifiants professionnels, données de santé, opinions politiques) [4, 5, 11]. Cet enjeu revêt une acuité particulière pour Polytech Annecy-Chambéry où les projets industriels en partenariat avec des entreprises comportent fréquemment des clauses de confidentialité strictes. Quatrièmement, la **formation comme prérequis** : le référentiel UNESCO structure 15 compétences sur trois niveaux, le rapport Taddei-Pascal appelle à « former TOUS les étudiants », et l'INRIA recommande des « sessions de formation dans les centres à destination des personnels » [2, 1, 3]. Cette formation à la littératie IA devient aussi indispensable que la maîtrise de l'anglais ou des outils numériques de base.

Les cinq documents identifient un ensemble convergent de risques, synthétisé dans le Tableau 3. Les **hallucinations** (génération de réponses factuellement fausses mais syntaxiquement plausibles) sont mentionnées par l'UNESCO, l'INRIA, le MEN et l'INSP comme un risque de niveau très élevé. Les **biais algorithmiques** (reproduction de stéréotypes de genre, ethniques ou sociaux présents dans les données d'entraînement) constituent un risque élevé selon l'UNESCO, le MEN et l'INSP. La question des **données personnelles** est jugée critique par l'ensemble des cinq documents. L'**impact environnemental**, dimension longtemps négligée, est désormais classé comme risque croissant par le rapport Taddei-Pascal, le MEN et l'INSP. La **souveraineté numérique** (dépendance vis-à-vis d'acteurs extra-européens) est qualifiée d'enjeu stratégique par le rapport Taddei-Pascal, le MEN et l'INRIA. Enfin, les **conditions de travail** des annotateurs humains (« travailleurs du clic » dans les pays du Sud) émergent comme risque éthique dans le rapport Taddei-Pascal, le MEN et l'INRIA.

TABLE 3 – Risques identifiés par les documents institutionnels

Risque	Documents	Niveau préoccupation
Hallucinations	UNESCO, INRIA, MEN, INSP	Très élevé
Biais algorithmiques	UNESCO, MEN, INSP	Élevé
Données personnelles	Tous (5 documents)	Critique
Impact environnemental	Taddei-Pascal, MEN, INSP	Croissant
Souveraineté numérique	Taddei-Pascal, MEN, INRIA	Stratégique
Conditions de travail	Taddei-Pascal, MEN, INRIA	Émergent

La charte INSP fournit les données chiffrées les plus précises sur l'impact environnemental, dimension souvent sous-estimée [5]. Une requête GPT-4 consomme environ 0,32 ml d'eau pour le refroidissement des serveurs, soit l'équivalent énergétique d'une ampoule LED allumée trois minutes. À l'échelle mondiale, avec 2,5 milliards de requêtes par jour pour ChatGPT seul, la consommation atteint 2,9 GWh d'électricité quotidienne et 4 millions de litres d'eau. Ces chiffres, présentés de manière sobre, invitent à une réflexion sur la sobriété numérique

sans tomber dans le catastrophisme. L'empreinte carbone doit être mise en perspective avec les bénéfices pédagogiques potentiels, mais elle ne peut être ignorée dans une démarche responsable. Cette dimension émergente mais croissante dans les préoccupations institutionnelles structure les recommandations pour une intégration soutenable de l'IA en enseignement supérieur. Ces enjeux éthiques et environnementaux structurent les recommandations institutionnelles.

Les organisations internationales convergent vers des recommandations similaires. L'UNESCO publie en 2023 le premier guide mondial sur l'IA générative en éducation et recherche, établissant des principes directeurs : limite d'âge de 13 ans pour l'usage non supervisé, protection des données dans un « sandbox de confidentialité » séparant strictement données de formation et de production, formation obligatoire des enseignants à la littératie IA [18]. L'approche humaniste de l'UNESCO insiste sur un point central : l'IA doit rester au service de l'humain, jamais un substitut, dans une vision où la technologie amplifie les capacités sans remplacer le jugement critique. L'OCDE, dans ses rapports TALIS et Education Policy Outlook (2024-2025), souligne le potentiel de l'IA pour gérer la charge de travail des enseignants par l'automatisation de tâches administratives et le feedback formatif automatisé, tout en alertant sur les défis d'équité et d'inclusion : fracture numérique entre établissements, biais algorithmiques discriminatoires, risque d'accroissement des inégalités [19, 20, 21]. Le rapport Stanford HAI (2025) confirme le décalage entre l'adhésion de principe (81 % des enseignants en informatique estiment que l'IA devrait faire partie de l'éducation fondamentale) et la préparation effective (moins de 50 % se sentent équipés pour l'enseigner), révélant un besoin massif de formation continue [17].

Le rapport Taddei-Pascal structure ses vingt-six recommandations autour de six objectifs, avec un financement estimé entre trois cents et cinq cents millions d'euros sur cinq ans [1]. Le premier objectif vise à former tous les étudiants à un usage raisonné, durable et éthique de l'IA, intégré dans les curricula obligatoires. Le deuxième préconise un grand plan de sensibilisation des personnels enseignants, administratifs et techniques. Le troisième propose le développement de datacenters dédiés à l'inférence souveraine, réduisant la dépendance vis-à-vis des acteurs extra-européens. Le quatrième recommande la labellisation des chartes d'établissement selon le modèle DEMOES (Détermination, Éthique, Mesure, Ouverture, Engagement, Sobriété). Le cinquième appelle à la création d'un Institut national « IA, éducation et société » chargé de coordonner la recherche et l'évaluation des pratiques. Le sixième propose l'organisation de conventions citoyennes autour de l'IA pour associer la société civile aux décisions stratégiques. La note INRIA formule onze recommandations plus opérationnelles [3], dont l'interdiction de l'utilisation de LLM pour l'évaluation des candidatures (risque de biais systématiques) et la relecture d'articles scientifiques (conflit avec le principe de responsabilité intellectuelle), la vigilance extrême sur les données confidentielles dans les projets de recherche partenariaux, et la nécessité de développer une « IA générative libre et souveraine dédiée au monde de la recherche », alternative aux solutions commerciales extra-européennes. Ce cadre institutionnel et réglementaire pose les fondations d'une gouvernance éthique de l'IA en enseignement supérieur, dont les modalités pratiques de mise en œuvre — définition de la fraude académique, protection des données personnelles, impact environne-

mental — sont examinées en détail dans la section suivante.

## Références

- [1] C. Pascal and F. Taddei, “Intelligence artificielle et enseignement supérieur : formation, structuration et appropriation par la société,” Ministère de l’Enseignement supérieur et de la Recherche, Paris, Rapport ministériel, juillet 2025, 26 recommandations, budget estimé 300-500M€ sur 5 ans.
- [2] UNESCO, “Référentiel de compétences en ia pour les enseignants,” Organisation des Nations Unies pour l’éducation, la science et la culture, Paris, Référentiel international, 2024, 15 compétences réparties en 5 aspects et 3 niveaux (Acquérir, Approfondir, Créer).
- [3] INRIA, “Note sur l’ia générative : recommandations pour la recherche,” Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, Paris, Note institutionnelle, mai 2025, 11 recommandations pour l’usage de l’IA en recherche.
- [4] Ministère de l’Éducation nationale, “L’ia en éducation : cadre d’usage,” Ministère de l’Éducation nationale, Paris, Cadre réglementaire, juin 2025.
- [5] Institut National du Service Public, “Charte d’usage de l’ia par les élèves,” INSP, Strasbourg, Charte d’établissement, septembre 2025, 5 piliers : responsabilité, données-sécurité, esprit critique, transparence, éthique-sobriété.
- [6] J. Wang and W. Fan, “The effect of chatgpt on students’ learning performance, learning perception, and higher-order thinking : insights from a meta-analysis,” *Humanities and Social Sciences Communications*, vol. 12, p. 621, 2025, 51 études, effet large positif ( $g=0.867$ ).
- [7] R. Deng, M. Jiang, X. Yu, Y. Lu, and S. Liu, “Does chatgpt enhance student learning? a systematic review and meta-analysis of experimental studies,” *Computers & Education*, vol. 227, p. 105224, 2025, 69 études expérimentales. Pas d’effet significatif sur l’auto-efficacité.
- [8] Y. Ma *et al.*, “A meta-analysis of the impact of generative artificial intelligence on learning outcomes,” *Journal of Computer Assisted Learning*, 2025, analyse par niveaux cognitifs de Bloom.
- [9] S. Nikolic *et al.*, “Higher education students’ perceptions of chatgpt : A global study of early reactions,” *PLOS ONE*, 2025,  $n=23\ 218$  étudiants, 109 pays.
- [10] Parlement européen and Conseil de l’Union européenne, “Règlement (ue) 2024/1689 établissant des règles harmonisées concernant l’intelligence artificielle (ai act),” août 2024, Éducation classée secteur à haut risque. Application progressive 2024-2027. [Online]. Available : <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689>
- [11] —, “Règlement (ue) 2016/679 relatif à la protection des personnes physiques à l’égard du traitement des données à caractère personnel (rgpd),” 2016. [Online]. Available : <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679>

- [12] J. Batista, A. Mesquita, and G. Carnaz, “Generative ai and higher education : Trends, challenges, and future directions from a systematic literature review,” *Information*, vol. 15, no. 11, p. 676, 2024, revue systématique PRISMA, 37 articles, 6 axes de recherche prioritaires.
- [13] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin, “Attention is all you need,” in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 30, 2017, pp. 5998–6008, article fondateur de l’architecture Transformer.
- [14] J. Alammar, “The illustrated transformer,” <https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/>, 2018, ressource pédagogique de référence, mise à jour 2025.
- [15] T.-C. Yang, Y.-C. Hsu, and J.-Y. Wu, “The effectiveness of chatgpt in assisting high school students in programming learning,” *Interactive Learning Environments*, 2025, n=153. Résultats négatifs en programmation. Modèle G-P-T proposé.
- [16] M. Abbas *et al.*, “Is it harmful or helpful? examining the causes and consequences of generative ai usage among university students,” *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 21, 2024, Étude longitudinale, N=494, 3 vagues. Échelle d’usage validée.
- [17] Stanford HAI, “Ai index report 2025,” Stanford University, Human-Centered Artificial Intelligence, Tech. Rep., 2025, chapitre éducation : 81% des enseignants CS favorables à l’IA, moins de 50% formés. [Online]. Available : <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>
- [18] F. Miao and W. Holmes, “Guidance for generative ai in education and research,” UNESCO Publishing, Paris, Document d’orientation mondial, 2023, premier guide mondial sur l’IA générative en éducation. [Online]. Available : <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693>
- [19] OCDE, “Education policy outlook 2024 : Reshaping teaching into a thriving profession from abcs to ai,” OECD Publishing, Paris, Tech. Rep., 2024, analyse de 33 systèmes éducatifs.
- [20] S. Varsik and L. Vosberg, “The potential impact of artificial intelligence on equity and inclusion in education,” OECD, Paris, OECD Artificial Intelligence Papers 23, 2024.
- [21] OCDE, “What should teachers teach and students learn in a future of powerful ai?” OECD Publishing, Paris, OECD Education Spotlights 20, 2025.