

Synthèse sur l'IA dans l'enseignement supérieur et la recherche

Date : 2025-12-29

Version : V.1.0.2

Auteur : Ammar Mian, Maître de conférences à l'Université Savoie Mont-Blanc, Rattaché à Polytech Annecy-Chambéry

Table des matières

Acronymes et abréviations	2
1 Méthodologie de recherche documentaire	4
1.1 Stratégie de recherche structurée	4
1.2 Constitution du corpus documentaire	4
1.3 Note méthodologique : usage de l'Intelligence Artificielle (IA) générative dans ce travail	5
2 Définition des axes thématiques	5
2.1 Genèse et justification de la structuration thématique	5
2.2 Les sept axes : définitions et justifications	6
2.3 Articulation et cohérence d'ensemble	7
3 Fondements de l'IA générative	8
3.1 Définitions et architecture technique des modèles de langage	8
3.2 État de l'art et efficacité pédagogique	10
3.3 Cadre réglementaire et enjeux éthiques	12
4 Cadre éthique et réglementaire	14
4.1 Obligations réglementaires : RGPD et AI Act	15
4.2 Intégrité académique et détection automatisée	15
4.3 Impact environnemental et sobriété numérique	17
5 Pratiques et usages de l'IA générative	18
5.1 État des usages par public	18
5.2 Spécificités des écoles d'ingénieurs	19
5.3 Freins, leviers et écarts structurels	20
6 Gouvernance institutionnelle de l'IA	21
6.1 Écosystème français et modèles de gouvernance	21
6.2 Chartes et infrastructures techniques	22
6.3 Formation des personnels aux trois niveaux	24
6.4 Stratégie recommandée pour Polytech Annecy-Chambéry	25
7 Recommandations et feuille de route	26
7.1 Synthèse des priorités	26
7.2 Feuille de route 2026-2028	26
7.3 Conditions de réussite	27

Acronymes et abréviations

AI Act Règlement (UE) 2024/1689 sur l'Intelligence Artificielle. 6, 7, 12

CDEFI Conférence des Directeurs des Écoles Françaises d'Ingénieurs. 6

CTI Commission des Titres d'Ingénieur. 6

ESR Enseignement Supérieur et Recherche. 6, 8

IA Intelligence Artificielle. 1, 3–5, 7–15

INRIA Institut National de Recherche en Informatique et Automatique. 4, 5, 8, 9, 12–15

INSP Institut National du Service Public. 5, 12–14

LLM Large Language Models. 9, 10, 15

MEN Ministère de l'Éducation nationale. 5, 13, 14

MESR Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche. 5

MoE Mixture of Experts. 11

OCDE Organisation de Coopération et de Développement Économiques. 4, 6, 14

PBL Problem-Based Learning. 11

RGPD Règlement Général sur la Protection des Données. 6, 11, 13

RLHF Reinforcement Learning from Human Feedback. 9

RNN Recurrent Neural Networks. 9

SWE-Bench Software Engineering Benchmark. 10, 11

UNESCO Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture. 4–6, 8, 9, 12–14

USMB Université Savoie Mont-Blanc. 5–7

Résumé

L'entrée en vigueur du Règlement européen sur l'IA (AI Act) en août 2024, classant l'éducation comme secteur à haut risque, impose aux établissements d'enseignement supérieur de structurer leur approche de l'IA générative. Ce document de synthèse, destiné à la direction de Polytech Annecy-Chambéry, analyse les fondements techniques et scientifiques de l'IA générative, examine le cadre éthique et réglementaire qui encadre son déploiement, documente les pratiques réelles des acteurs de l'Enseignement Supérieur et Recherche (ESR), et propose une feuille de route opérationnelle adaptée aux contraintes d'une école d'ingénieurs.

La méthodologie repose sur une analyse documentaire structurée en sept axes thématiques (fondements, éthique, impacts pédagogiques, usages, gouvernance, IA métier, spécificités Polytech), mobilisant plus de 90 sources institutionnelles et scientifiques. Les enquêtes nationales récentes révèlent une adoption massive par les étudiants (75% dans les Grandes Écoles), modérée par les enseignants-chercheurs (52%), et limitée par les personnels administratifs, avec des freins spécifiques à chaque public : incertitude réglementaire (74% des étudiants ne déclarent pas leur usage), manque de formation pratique (65% des enseignants), et inquiétude sur l'emploi (72% des BIATSS).

Sept recommandations prioritaires structurent la feuille de route 2026-2028 : coordination formelle avec le référent IA de l'Université Savoie Mont-Blanc (USMB), enquête interne auprès des trois publics, adoption de la charte USMB avec adaptations sectorielles, formation interne mobilisant l'ingénieur de recherche MIAI et les enseignants-chercheurs experts, exploration des options d'infrastructure (ILaaS, IA école, partenariat Mistral), identification de champions IA par département, et intégration du cadre AIAS pour les évaluations. Un module sur l'IA générative (généralités, conseils d'usage, éthique) est prévu pour la rentrée 2026-2027. L'approche privilégie la sobriété, la mutualisation des ressources internes, et l'inscription dans la dynamique collective de l'ESR français.

Abstract

The European AI Act, which came into force in August 2024 and classifies education as a high-risk sector, requires higher education institutions to structure their approach to generative AI. This synthesis document, intended for the management of Polytech Annecy-Chambéry, analyzes the technical and scientific foundations of generative AI, examines the ethical and regulatory framework governing its deployment, documents the actual practices of actors in French higher education and research, and proposes an operational roadmap adapted to the constraints of an engineering school.

The methodology is based on a structured documentary analysis organized into seven thematic areas (foundations, ethics, pedagogical impacts, usage practices, governance, AI as discipline, Polytech specificities), drawing on over 90 institutional and scientific sources. Recent national surveys reveal massive adoption by students (75% in Grandes Écoles), moderate adoption by faculty (52%), and limited adoption by administrative staff, with specific barriers for each group : regulatory uncertainty (74% of students do not declare their usage), lack of practical training (65% of faculty), and employment concerns (72% of administrative staff).

Seven priority recommendations structure the 2026-2028 roadmap : formal coordination with the USMB AI coordinator, internal survey of the three stakeholder groups, adoption of the USMB charter with sectoral adaptations, internal training mobilizing the MIAI research engineer and expert faculty, exploration of infrastructure options (ILaaS, school AI, Mistral partnership), identification of AI champions per department, and integration of the AIAS framework for assessments. A module on generative AI (fundamentals, usage guidelines, ethics) is planned for the 2026-2027 academic year. The approach prioritizes frugality, pooling of internal resources, and participation in the collective dynamics of French higher education and research.

I 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.

I.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 I – 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
Total	/18	

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

I.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 Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture (UNESCO) de compétences en IA pour les enseignants [2], la note de l'Institut National de Recherche en Informatique et Automatique (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, Organisation de Coopération et de Développement Économiques (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 priviliege 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'écartier certaines contributions innovantes mais encore non consolidées.

1.3 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.

2 Définition des axes thématiques

2.1 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 Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche (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 Ministère de l'Éducation nationale (MEN) et la charte Institut National du Service Public (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).

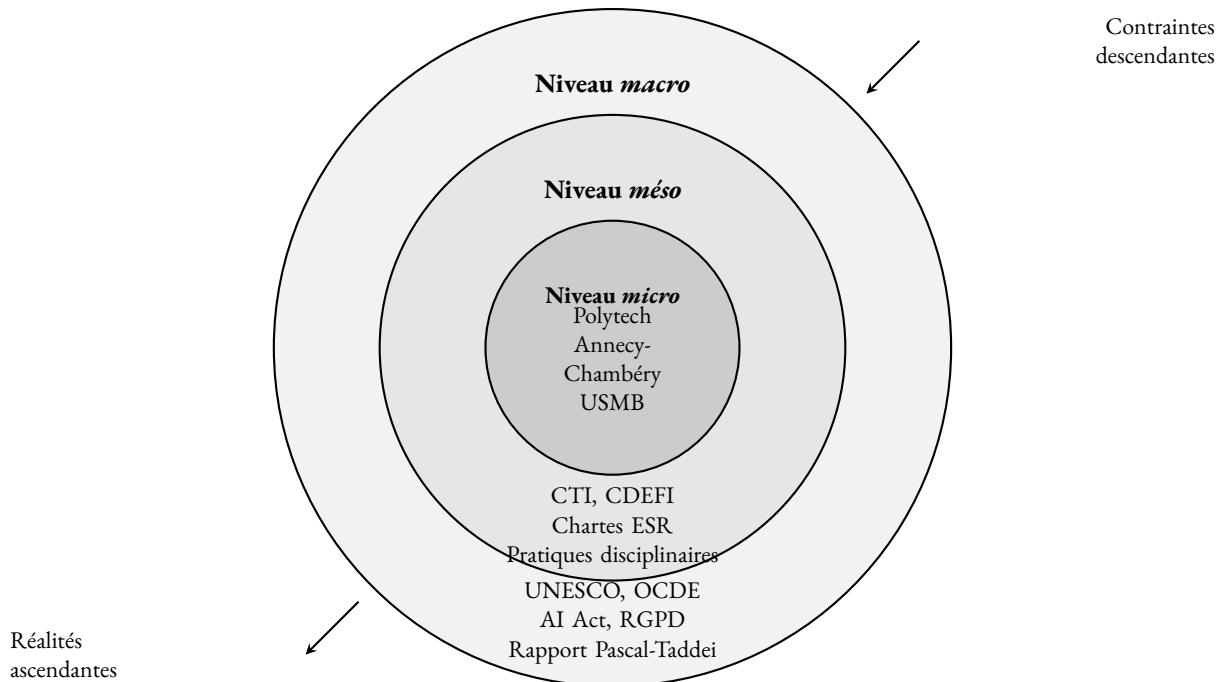


FIGURE 1 – Architecture en trois cercles concentriques du cadre d'analyse

2.2 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'Règlement (UE) 2024/1689 sur l'Intelligence Artificielle (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.

2.3 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 recourent 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.

3 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.

3.1 Définitions et architecture technique des modèles de langage

Qu'est-ce que l'IA générative?

Intelligence Artificielle Générative

Selon le MEN : 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 : le caractère probabiliste, non déterministe, des réponses. Contrairement aux outils classiques tels que les traducteurs ou correcteurs automatiques, qui appliquent des règles fixes, 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 change radicalement la donne pour l'enseignement : l'étudiant ou l'enseignant 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].

Architecture Transformer

Innovation majeure proposée dans *Attention Is All You Need* (Vaswani et al., 2017) [13]. Le **mécanisme d'attention** permet au modèle de se concentrer sur les parties pertinentes de l'entrée en calculant l'importance relative de chaque mot dans son contexte. Rupture par rapport aux **Recurrent Neural Networks (RNN)** : traitement parallèle et capture des dépendances longue distance.

Concrètement, lorsqu'un modèle génère un mot, il « pèse » l'influence de tous les mots précédents pour déterminer la continuation la plus probable (Figure 2). Les grands modèles de langage (Large Language Models (LLM)) 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, l'ajustement fin sur des tâches spécifiques, et l'alignement par renforcement avec retour humain (Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF)) qui ajuste les réponses selon les préférences humaines.

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

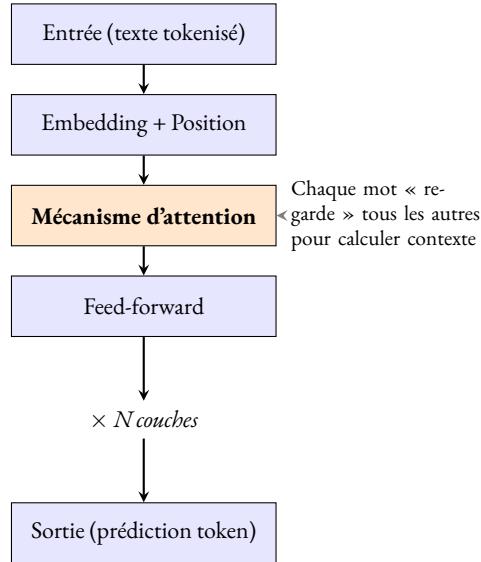


FIGURE 2 – Architecture Transformer simplifiée : flux de traitement d’une séquence

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, tandis que les premiers modèles GPT (GPT-1 en 2018, GPT-2 en 2019) exploraient l’apprentissage non supervisé à grande échelle. L’année 2017 constitue un tournant conceptuel décisif : l’architecture Transformer de Vaswani et al. [13] introduit le mécanisme d’attention, permettant de traiter efficacement de très longues séquences.

Le point de bascule survient en novembre 2022 : ChatGPT, rendu accessible au grand public, atteint cent millions d’utilisateurs en deux mois. Cette adoption massive révèle brutalement le potentiel et les enjeux de l’IA générative. La convergence entre trois facteurs déterminants — la puissance de calcul, la disponibilité de données massives, et l’architecture Transformer — a produit cette transformation qualitative. Cependant, la concentration exceptionnelle du marché autour d’OpenAI, valorisé à 300 milliards de dollars en avril 2025, 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 :

- 1. Hallucinations** : Génération de réponses factuellement fausses mais syntaxiquement plausibles. Phénomène intrinsèque à la nature même des LLM, qui prédisent des séquences de mots probables sans ancrage factuel garanti.
- 2. Dégradation de performance** : Au-delà de 300 000 tokens, malgré les annonces de fenêtres de

contexte atteignant jusqu'à 10 millions de tokens. La capacité nominale ne se traduit pas linéairement en qualité effective de traitement.

- 3. Variations d'accuracy :** 35 à 50 % sur tâches non-anglophones selon les langues, révélant des biais linguistiques persistants liés à la composition des corpus d'entraînement.
- 4. Opacité :** Difficulté à expliquer les décisions du modèle (« boîte noire »). Problème d'explicabilité crucial en 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. Bien que fondamentales, elles n'empêchent pas l'IA générative de produire des effets mesurables sur les apprentissages, comme le démontrent les études empiriques récentes.

3.2 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 Software Engineering 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. Les solutions en logiciel libre progressent également : Llama 4 de Meta établit un record avec 10 millions de tokens de contexte et une architecture Mixture of Experts (MoE) (MoE), tandis que Mistral Large propose une solution européenne conforme au Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD). DeepSeek V3 et R1 introduisent des capacités de raisonnement chaîné en logiciel libre. 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	10M tokens	Logiciel libre, record absolu de contexte
Mistral Large	Variable	Logiciel libre européen, conformité RGPD
DeepSeek V3/R1	128K	Raisonnement chaîné, logiciel libre

La littérature scientifique récente apporte des preuves empiriques substantielles sur l'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 (Figure 3). 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 (Problem-Based Learning (PBL), *PBL*). 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.

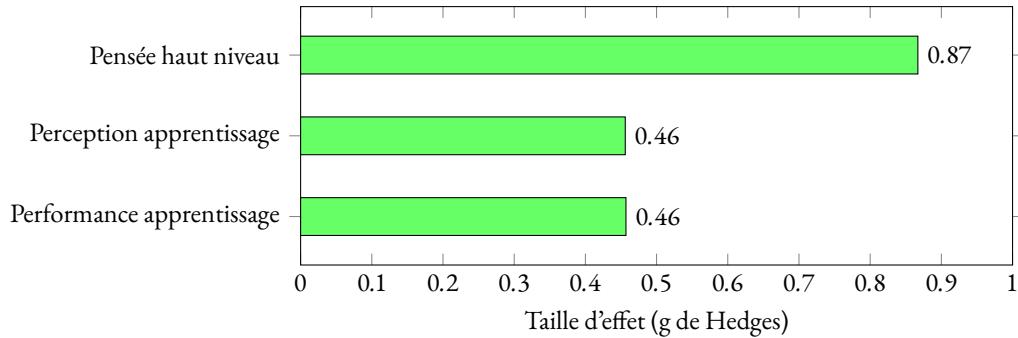


FIGURE 3 – Tailles d'effet des interventions avec IA générative (Wang & Fan, 2025)

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 [14]. 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 identifie quatre domaines d'application [2] :

1. **Préparation de cours et création matériel pédagogique** : Génération d'exercices, scénarios pédagogiques, supports variés.
2. **Enseignement assisté et différenciation** : Adaptation contenus selon niveaux, soutien personnalisé aux élèves.
3. **Évaluation formative et suivi** : Feedback automatisé, suivi progression, génération grilles évaluation.
4. **Recherche (INRIA)** : Aide rédaction articles, amélioration style, traduction contextualisée, génération 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, la charte INSP précise les usages autorisés [5] :

1. Reformuler un paragraphe avec **relecture critique obligatoire**
2. Vérifier le respect d'une consigne
3. S'entraîner avec des cas pratiques générés
4. Créer des quiz de révision
5. Rédiger un **premier jet à retravailler substantiellement**

Frontière claire : Autonomie renforcée (l'IA comme levier d'apprentissage) vs substitution prohibée (l'IA comme contournement de l'effort intellectuel) [4].

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 [15]. 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 [16]. 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.

3.3 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 (Figure 4).

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

Convergence institutionnelle

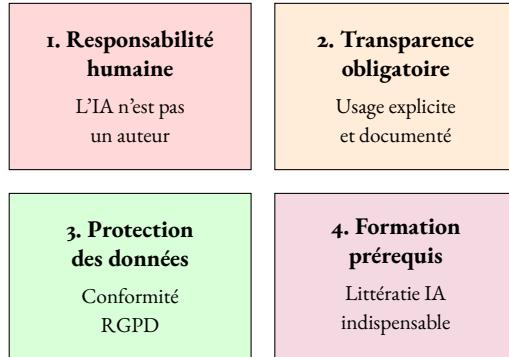


FIGURE 4 – Les quatre principes directeurs identifiés dans les documents institutionnels

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 mil-

lions 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 [17]. 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 [18, 19, 20]. 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 [16].

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 environnemental — sont examinées en détail dans la section suivante.

4 Cadre éthique et réglementaire

Les fondements techniques et scientifiques de l'IA générative, examinés dans la section précédente, posent la question des conditions d'usage responsable dans un cadre institutionnel contraint. L'AI Act européen, entré en vigueur en août 2024, classe l'éducation comme secteur à haut risque et impose des obligations de conformité aux établissements d'enseignement supérieur [10]. Parallèlement, la définition même de l'intégrité académique se trouve redéfinie à l'ère de l'IA générative, tandis que l'impact environnemental de ces technologies, longtemps négligé, s'impose désormais dans les préoccupations institutionnelles [1]. Cette section analyse ces trois dimensions complémentaires du cadre éthique et réglementaire : les obligations légales issues du RGPD et de l'AI Act, la redéfinition de l'intégrité académique et les limites des détecteurs automatisés, et l'empreinte environnementale de l'inférence [11, 5].

4.1 Obligations réglementaires : RGPD et AI Act

L'éducation figure parmi les huit domaines à haut risque de l'AI Act (Annexe III, point 3). Pour un établissement comme Polytech Annecy-Chambéry, les implications pratiques sont significatives. Les systèmes d'IA concernés incluent ceux destinés à déterminer l'accès ou l'affectation aux établissements, à évaluer les acquis d'apprentissage influençant l'orientation, et à surveiller les comportements pendant les examens [10]. En revanche, les projets pédagogiques internes et la recherche non commercialisée bénéficient d'obligations allégées. La reconnaissance des émotions en contexte éducatif est explicitement interdite depuis février 2025 (Article 5), car jugée attentatoire aux libertés fondamentales.

TABLE 4 – Calendrier d'application de l'AI Act pour l'enseignement supérieur

Date	Statut	Obligations
Février 2025	Effectif	Interdiction reconnaissance émotions (Art. 5) + AI Literacy obligatoire (Art. 4)
Août 2025	Effectif	Règles modèles GPAI + Désignation autorités nationales
Août 2026	À venir	Systèmes haut risque éducation + Transparence (Art. 50)

L'obligation d'AI Literacy (Article 4), applicable depuis février 2025, impose de former personnels et étudiants aux enjeux de l'IA — une exigence déjà effective que tout établissement doit documenter. L'échéance d'août 2026 pour les systèmes à haut risque en éducation impose une préparation structurée avec évaluation des risques et traçabilité des décisions.

L'Article 14 de l'AI Act définit cinq capacités que le superviseur humain doit pouvoir exercer :

1. Comprendre les capacités et limitations du système
2. Rester conscient du biais d'automatisation
3. Interpréter correctement les résultats
4. Décider de ne pas utiliser le système ou contester ses résultats
5. Intervenir dans le système ou l'interrompre

Pour Polytech, cela signifie que l'enseignant conserve toujours le dernier mot sur toute évaluation assistée par IA, avec une traçabilité des décisions. Cette supervision humaine n'est pas une simple recommandation mais une obligation réglementaire pour tout système éducatif recourant à l'IA dans des processus d'évaluation ou d'orientation [1].

La Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL) a publié en février 2025 de nouvelles recommandations clarifiant l'articulation entre le RGPD et l'AI Act. Dès lors que des données personnelles sont traitées, les deux cadres réglementaires s'appliquent simultanément [21, 11]. L'Analyse d'Impact relative à la Protection des Données (AIPD) peut être fusionnée avec l'évaluation des droits fondamentaux exigée par l'AI Act (Article 27) pour les déployeurs publics. Pour Polytech, cet enjeu revêt une acuité particulière : les projets industriels en partenariat avec des entreprises comportent fréquemment des clauses de confidentialité strictes, et le cadre du MEN précise qu'aucune donnée confidentielle ou à caractère personnel ne peut être saisie dans les outils IA grand public [4].

Au-delà des obligations légales descendantes, la question de l'intégrité académique impose une redéfinition consensuelle de la fraude à l'ère de l'IA générative. Les établissements français et internationaux convergent vers un consensus opérationnel, tandis que les détecteurs automatisés révèlent des limites techniques qui conduisent à leur abandon progressif par les universités de référence.

4.2 Intégrité académique et détection automatisée

Les revues systématiques récentes analysant les politiques des meilleures universités mondiales convergent vers un constat : les détecteurs sont inadaptés, et la refonte des évaluations constitue la seule réponse durable aux

défis posés par l'IA générative [22]. Un consensus émergent se cristallise autour de quatre critères définissant la fraude académique liée à l'IA, repris dans les chartes des établissements de référence.

Fraude académique liée à l'IA

Quatre critères convergents : (1) **utilisation non déclarée** d'outils IA, (2) **utilisation non autorisée** quand explicitement interdite, (3) **présentation comme original** de contenu substantiellement généré, (4) **absence de vérification critique** des résultats produits.

Distinction clé : IA comme **assistance** (remue-méninges, correction) vs IA comme **substitution** (génération substantielle).

En France, l'Observatoire IA Formation d'Aix-Marseille Université centralise les chartes universitaires françaises. L'Université d'Orléans a publié en octobre 2024 la première charte universitaire française complète sur l'usage de l'IA en enseignement. Paris I, Lille, Toulouse, Montpellier et Grenoble Alpes ont depuis adopté leurs propres versions. Le modèle d'Aix-Marseille Université intègre la définition de la fraude dans les règlements des Modalités de Contrôle des Connaissances (M₃C) : « L'utilisation d'outils d'IA est considérée comme une fraude possible de poursuites disciplinaires, à moins qu'elle ne soit expressément autorisée » [23]. Au niveau international, ETH Zurich a adopté en décembre 2024 une approche proactive basée sur trois principes (Responsabilité, Transparence, Équité) avec déclaration obligatoire de l'usage. Stanford laisse les instructeurs fixer leurs propres politiques par cours avec des modèles standardisés. Oxford et Cambridge interdisent l'usage en évaluations sommatives sauf autorisation explicite.

Face à cette convergence des chartes universitaires, les détecteurs automatisés d'IA révèlent des limites techniques qui remettent en cause leur utilité. L'étude RAID, benchmark le plus complet à ce jour portant sur 6,2 millions de textes, démontre que la plupart des détecteurs deviennent inefficaces quand le taux de faux positifs est contraint sous 0,5%. Les techniques de contournement simples (homoglyphes, paraphrase, espaces) réduisent drastiquement la détection [24].

TABLE 5 – Taux de faux positifs documentés des principaux détecteurs d'IA

Outil	Faux positifs	Faux négatifs	Source
Turnitin AI	<1% (off.) / 1,28-50% (ét.)	15-33%	Ét. indép.
GPTZero	<1% (off.) / variable	32%	Ét. indép.
ZeroGPT	20,51%	32%	Ét. indép.
Originality.AI	<1-3%	2%	RAID

L'étude de Stanford révèle un biais discriminatoire majeur : 61,22% des essais TOEFL (locuteurs non-natifs) sont classés comme générés par IA, contre une quasi-parfaite précision pour les élèves américains natifs. Les détecteurs se basent sur la perplexité textuelle, pénalisant les textes simples ou formels. Les raisons techniques de cet échec sont multiples : les détecteurs reposent sur deux métriques — perplexité (prévisibilité du texte) et burstiness (variabilité des structures) — qui ne distinguent pas entre écriture IA, écriture humaine formelle, écriture de non-natifs ou écriture technique. De plus, les détecteurs entraînés sur un modèle spécifique (GPT-3.5) sont inefficaces pour détecter d'autres modèles (Llama, Claude), créant une course aux armements permanente.

Ces constats ont conduit de nombreux établissements de référence à abandonner les détecteurs. MIT, Vanderbilt, Johns Hopkins, Northwestern, UCLA, University of British Columbia, University of Toronto, Western University et University of Glasgow figurent parmi les institutions ayant désactivé la détection IA Turnitin. Vanderbilt justifie cette décision par un calcul simple : un taux de faux positifs de 1% équivaut à 750 étudiants potentiellement accusés à tort sur 75 000 soumissions.

Face à l'échec des détecteurs, le cadre AI Assessment Scale (AIAS), traduit en plus de 30 langues et adopté par des centaines d'institutions, propose une alternative fondée sur la transparence plutôt que la surveillance.

Il définit cinq niveaux d'usage : No AI (aucune IA autorisée), AI-Assisted Ideation (remue-méninges assisté), AI-Assisted Editing (correction/reformulation), AI as Collaborator (génération partielle), Full AI/AI Exploration (génération complète assumée). La version révisée de décembre 2024 utilise une palette neutre supprimant la hiérarchie implicite et met l'accent sur la transparence du processus [24]. Ce cadre privilégie la déclaration d'usage sur la détection automatisée, alignant les pratiques pédagogiques sur les principes éthiques de responsabilité et de transparence.

Outre les enjeux d'intégrité académique et de conformité réglementaire, l'usage massif de l'IA générative soulève une dimension longtemps négligée : son impact environnemental. Contrairement à l'attention médiatique focalisée sur l'entraînement des modèles, c'est l'inférence — l'usage quotidien des outils par des millions d'utilisateurs — qui représente 80% de l'empreinte carbone totale. Cette réalité impose de repenser les politiques de sobriété numérique des établissements.

4.3 Impact environnemental et sobriété numérique

L'inférence représente 80% de l'impact environnemental total des modèles IA, contrairement à l'attention médiatique focalisée sur l'entraînement [5, 1]. Cette répartition a des implications majeures pour la politique de sobriété d'un établissement : ce ne sont pas les quelques entraînements de modèles locaux qui pèsent le plus lourd, mais l'accumulation des millions de requêtes quotidiennes vers ChatGPT, Claude ou Gemini par les étudiants et personnels.

La consommation énergétique varie fortement selon les modèles : GPT-4o consomme environ 0,43 Wh par requête courte et approximativement 2 Wh pour une requête longue, Claude 3.7 Sonnet se positionne comme le plus éco-efficient, tandis que Gemini consomme environ 0,24 Wh pour une requête de longueur médiane [5]. En revanche, les modèles de raisonnement (DeepSeek-R1, o3) consomment plus de 33 Wh par requête longue, soit 15 à 80 fois plus qu'une requête standard. À l'échelle mondiale, GPT-4o totalisant environ 700 millions de requêtes quotidiennes représente une consommation de 2,9 GWh d'électricité par jour, équivalant à la consommation annuelle de 35 000 foyers américains.

L'eau constitue un autre enjeu critique. L'entraînement de GPT-3 a nécessité 700 000 litres d'eau évaporée pour le refroidissement des serveurs. En inférence, l'impact demeure significatif : environ 500 ml pour 20 à 50 requêtes ChatGPT, soit 519 ml pour un prompt de 100 mots (l'équivalent d'une bouteille). Les projections indiquent que, d'ici 2027, l'IA pourrait consommer annuellement entre 4,2 et 6,6 milliards de m³ d'eau, soit quatre à six fois la consommation totale du Danemark.

L'intensité carbone de l'électricité française (57 gCO₂e/kWh grâce au mix nucléaire et renouvelable) est quatre à huit fois inférieure à celle des datacenters américains (240-429 gCO₂e/kWh selon les États). Cet avantage structurel se traduit par des réductions d'émissions spectaculaires : l'entraînement de BLOOM (176 milliards de paramètres) en France a émis 25 tCO₂e, contre 502 tCO₂e pour GPT-3 aux États-Unis, soit vingt fois moins. Deux acteurs français offrent des alternatives souveraines performantes : Scaleway (100% renouvelable depuis 2017) et OVHcloud (certifié SecNumCloud, objectif 100% renouvelable 2027). Le rapport Taddei-Pascal recommande explicitement le développement de datacenters dédiés à l'inférence souveraine, réduisant à la fois la dépendance vis-à-vis des acteurs extra-européens et l'empreinte carbone [1].

Plusieurs outils en logiciel libre permettent de mesurer l'empreinte carbone des modèles IA : CodeCarbon (bibliothèque Python temps réel), ML CO₂ Impact Calculator (calculateur en ligne), Green Algorithms (méthodologie académique).

Ce cadre éthique et réglementaire structuré — obligations AI Act et RGPD, redéfinition de l'intégrité académique, prise en compte de l'impact environnemental — doit désormais être confronté aux pratiques réelles des acteurs de l'enseignement supérieur. La section suivante analyse les usages observés chez les étudiants, enseignants et personnels administratifs, à partir des enquêtes nationales et internationales les plus récentes.

5 Pratiques et usages de l'IA générative

Le cadre éthique et réglementaire analysé dans la section précédente définit les conditions d'usage responsable de l'IA générative. Mais quelle est la réalité des pratiques dans l'enseignement supérieur français ? Les enquêtes nationales récentes — notamment celle de la Conférence des Grandes Écoles ($n=5\,074$ étudiants) et le questionnaire ministériel ($n=30\,000$ répondants) — permettent de dresser un état des lieux précis de l'adoption de l'IA générative par les étudiants, enseignants-chercheurs et personnels administratifs [25, 1].

5.1 État des usages par public

Ces enquêtes nationales révèlent des écarts significatifs d'adoption entre les différents publics de l'enseignement supérieur. L'IA générative est massivement adoptée par les étudiants, modérément par les enseignants-chercheurs, et peu par les personnels administratifs. Le tableau 6 synthétise ces écarts sur cinq indicateurs clés.

TABLE 6 – Usages de l'IA générative par public dans l'enseignement supérieur français

Indicateur	Étudiants	Enseignants	BIATSS
Taux d'adoption global	75% (GE) / 99% (Vinci)	52%	< 52%
Fréquence usage	68% hebdo, 30% quotidien	33% hebdo, 19% quotidien	Données limitées
Outil principal	ChatGPT 98% (78% gratuit)	ChatGPT majoritaire	Données limitées
Tâches clés	Recherche 55%, Rédaction 56,7%	Préparation cours, exercices	Cas usage flous (44%)
Frein principal	Non-déclaration 74%	Manque formation 65%	Peur emploi 72%

Chez les étudiants, l'adoption est massive : 75% des étudiants des Grandes Écoles utilisent l'IA générative, avec un écart notable entre écoles d'ingénieurs (71%) et écoles de commerce (88%). L'enquête Pôle Léonard de Vinci confirme cette tendance avec un taux de 99% d'utilisateurs. Pourtant, cette adoption s'accompagne d'une anxiété éthique marquée : 65% considèrent l'usage de l'IA comme une forme de triche pour les devoirs, et 74% ne déclarent pas leur usage par incertitude sur les règles autorisées. ChatGPT domine avec 98% d'utilisateurs (dont 78% en version gratuite, 22% payante), suivi par DeepL pour la traduction (54%), Microsoft Copilot (29%) et Google Gemini (28%). GitHub Copilot atteint 87% d'usage chez les étudiants en informatique. Les tâches principales sont la recherche d'information (55%), la rédaction de contenu (56,7%), le résumé de documents (39,4%) et la génération de code (36,3% toutes filières confondues, 47,4% chez les ingénieurs). Le frein majeur demeure la méfiance envers la fiabilité : 53% sont préoccupés par les hallucinations et inexactitudes [25].

Les enseignants-chercheurs présentent une adoption sensiblement inférieure : 52% utilisent l'IA générative, contre 75% des étudiants. Leur fréquence d'usage est également moindre : 33% l'emploient plusieurs fois par semaine et 19% quotidiennement, contre 68% d'usage hebdomadaire chez les étudiants. Le frein critique identifié par les enquêtes françaises (Compilatio, FNEGE) est le manque de formation pratique : 65% des non-utilisateurs invoquent ce facteur, tandis que 9% déclarent ne pas connaître ces outils. L'absence de politique claire au sein des établissements constitue le second frein : 44% des enseignants n'utilisent jamais ou rarement l'IA par attentisme institutionnel. Un écart de perception majeur émerge également : 88% des enseignants surestiment l'usage des étudiants, pensant que tous leurs devoirs sont générés par IA, alimentant une défiance envers l'intégrité académique. Côté pratiques déclarées, 30% des enseignants font utiliser l'IA par les étudiants dans un cadre pédagogique (enseignement de l'usage, curiosité), tandis qu'ils l'emploient pour préparer leurs cours, créer des exercices, aider à l'évaluation et, en recherche, pour la rédaction d'articles, la traduction ou la génération de code [1].

Les personnels administratifs, techniques, bibliothèques, ingénierie, sociaux et santé (BIATSS) demeurent le public le moins documenté dans l'ESR français. Les données disponibles suggèrent un taux d'adoption nettement inférieur à celui des étudiants et enseignants. Les freins psychologiques sont massifs : 72% sont inquiets de l'impact de l'IA sur leur salaire, 45% craignent pour la sécurité de leur emploi, 75% manquent de confiance dans

leurs compétences pour utiliser ces outils, et 80% n'ont reçu aucune formation. Au plan organisationnel, 44% estiment que l'IA ne peut pas aider leur travail (cas d'usage flous pour leurs métiers), et seulement 28% reçoivent un soutien actif de leur hiérarchie. L'absence d'outils fournis par les établissements constitue un frein majeur identifié par le questionnaire national. Ces freins cumulés entraînent un retrait de l'usage et une sous-utilisation du potentiel des outils IA pour l'optimisation des tâches administratives [1].

Au-delà des écarts entre publics, les écoles d'ingénieurs présentent des spécificités disciplinaires marquées. Les usages, performances et risques de l'IA générative varient fortement selon les filières : l'informatique enregistre une adoption massive avec des gains de productivité mesurables, la mécanique révèle des limites critiques en calculs numériques, et le génie civil impose une prudence extrême face aux enjeux de sécurité structurelle. Un enjeu transversal émerge également : la confidentialité des données industrielles.

5.2 Spécificités des écoles d'ingénieurs

Les disciplines d'ingénierie présentent des usages différenciés selon la nature des tâches : génération de code, calculs numériques complexes, ou respect de normes réglementaires. L'informatique affiche une adoption très avancée, tandis que le génie civil impose une prudence accrue par exigences de sécurité. Les études disponibles — recherches sur GitHub Copilot en informatique, étude Nature 2025 sur la mécanique (n=172 étudiants) et publications émergentes sur le génie civil — permettent de documenter ces spécificités.

En informatique, le taux d'usage hebdomadaire atteint 87%, le plus élevé de toutes les disciplines. Les outils dominants sont GitHub Copilot en tête, suivi de ChatGPT pour la génération de code, ainsi que Codewhisperer et Tabnine. Les recherches récentes sur GitHub Copilot (ICER 2025, Peng et al., 2023) mesurent des gains significatifs : les étudiants sont 34,9% plus rapides avec l'assistance de l'IA, l'efficacité globale des développeurs s'améliore de 55,8%, 73% des utilisateurs restent dans un état de flow optimal, et 87% préservent leur énergie mentale lors du codage. Toutefois, des risques critiques sont identifiés : la dépendance cognitive croissante envers l'outil, l'acceptation de code généré sans vérification critique de sa logique ou de ses failles de sécurité, et un impact négatif sur les pratiques de pair programming, où la génération automatique réduit les échanges constructifs entre développeurs.

En mécanique, une étude publiée dans Nature (2025) portant sur 172 étudiants de génie mécanique, avec 800 questions couvrant sept matières, compare les performances de trois modèles. Microsoft Copilot obtient 60,38% de précision globale, Google Gemini 57,13%, et ChatGPT 46,63%. Le constat critique est unanime : ces modèles sont performants sur les questions théoriques (formules, clarification de concepts), mais échouent sur les calculs numériques complexes nécessitant des itérations ou des méthodes d'approximation. Les étudiants le perçoivent clairement : 62,2% sont préoccupés par les réponses incorrectes, et 65,7% rencontrent des difficultés à vérifier l'exactitude des résultats. Les tâches typiques d'usage incluent la formulation de concepts, la clarification théorique, la résolution d'exercices, et le débogage de scripts MATLAB ou Python.

En génie civil, l'adoption demeure émergente, fortement freinée par les exigences réglementaires liées à la sécurité structurelle. Les risques critiques spécifiques incluent les hallucinations sur les normes réglementaires (Eurocodes européens, Documents Techniques Unifiés français), les erreurs de calculs de dimensionnement structurel potentiellement dangereuses, et l'engagement de la responsabilité professionnelle de l'ingénieur. La validation humaine experte systématique s'impose donc comme une obligation déontologique. Les usages émergents, adoptés avec prudence, concernent le design génératif pour l'exploration architecturale, la documentation de conformité réglementaire, la génération de métrés (Bill of Quantities) et la planification de projet [4].

Confidentialité des données industrielles

« Ne jamais entrer de données confidentielles dans les outils d'IA publics » — Règle MIT

Enjeu transversal écoles d'ingénieurs : Projets industriels, stages en entreprise, données clients comportent fréquemment clauses de confidentialité strictes. L'upload dans ChatGPT, Claude ou Gemini constitue une violation potentielle des accords de non-divulgation (Non-Disclosure Agreement (NDA)).

Lacune formation actuelle : Enjeu peu abordé dans formations IA malgré fréquence situations à risque [4].

Les usages disciplinaires documentés confirment le potentiel pédagogique de l'IA générative, mais révèlent aussi des limites techniques et des risques professionnels non négligeables. Cette adoption différenciée s'explique par une série de freins psychologiques, organisationnels et institutionnels que les enquêtes nationales ont identifiés. L'analyse comparative des écoles d'ingénieurs et des écoles de commerce révèle par ailleurs un retard structurel de gouvernance dans les premières. Quels sont les leviers documentés pour accompagner efficacement l'appropriation de l'IA générative ?

5.3 Freins, leviers et écarts structurels

Les enquêtes nationales et internationales convergent vers l'identification de freins récurrents à l'appropriation de l'IA générative dans l'enseignement supérieur. Parallèlement, la littérature documente des leviers d'accompagnement dont l'efficacité a été mesurée. L'enquête CGE 2025 révèle un retard structurel préoccupant : les écoles d'ingénieurs accusent un déficit de gouvernance institutionnelle par rapport aux écoles de commerce, comme l'illustre le tableau 7.

TABLE 7 – Écarts de gouvernance IA : écoles d'ingénieurs vs écoles de commerce (CGE 2025)

Indicateur de gouvernance	Écoles ingénieurs	Écoles commerce
Gouvernance IA établie	55%	89%
Autorisation usage en cours	49%	79%
Adaptation des évaluations	49%	82%

Chez les étudiants, trois freins majeurs émergent. L'incertitude sur les règles autorisées conduit 74% d'entre eux à ne pas déclarer leur usage, générant un flou réglementaire anxiogène au sein des établissements. La peur de l'accusation de triche est omniprésente : 65% considèrent l'IA comme une forme de triche pour les devoirs, et le phénomène d'AI Guilt — une stigmatisation sociale par les pairs — amplifie cette anxiété. La méfiance envers la fiabilité technique demeure également significative : 53% sont préoccupés par les hallucinations et inexactitudes. Enfin, le manque de formation à un usage éthique et critique de l'IA laisse les étudiants démunis face aux enjeux d'intégrité académique [1].

Chez les enseignants-chercheurs, le manque de formation pratique sur des cas d'usage concrets constitue le frein premier : 65% des non-utilisateurs l'invoquent. Les enquêtes françaises (Compilatio, FNEGE) révèlent que l'absence de politique claire au sein des établissements conduit 44% des enseignants à n'utiliser jamais ou rarement l'IA, par attentisme institutionnel. Les craintes liées à l'intégrité académique sont vives : 88% surestiment l'usage des étudiants, pensant que tous leurs devoirs sont générés par IA, créant une défiance généralisée. Le temps nécessaire à l'appropriation de ces outils, dans un contexte de charge de travail déjà élevée, constitue la première barrière pratique. Enfin, les préoccupations croissantes autour de la propriété intellectuelle en recherche freinent l'adoption dans les activités scientifiques [1].

Chez les personnels BIATSS, les freins psychologiques dominent : 72% sont inquiets de l'impact de l'IA sur leur salaire, et 45% craignent pour la sécurité de leur emploi. Le manque de confiance dans leurs compétences touche 75% des personnels, et 80% n'ont reçu aucune formation. Au plan organisationnel, 44% estiment que

l'IA ne peut pas aider leur travail, révélant des cas d'usage flous pour leurs métiers. Seulement 28% des BIATSS reçoivent un soutien actif de leur hiérarchie, soulignant un déficit d'accompagnement managérial.

Face à ces freins, les recherches convergent vers des leviers documentés dont l'efficacité a été mesurée. Pour les étudiants, les guidelines claires — politiques transparentes définissant précisément les usages autorisés et interdits — constituent le levier le plus efficace. La formation éthique intégrée aux enseignements, centrée sur l'intégrité académique et la citation des sources IA, répond directement aux anxiétés identifiées. La création d'environnements de confiance, où les discussions sur l'usage de l'IA sont ouvertes et sans jugement, réduit l'AI Guilt. Fait notable, 82% des étudiants des Grandes Écoles se déclarent favorables à des formations sur l'IA. Pour les enseignants-chercheurs, la formation pratique axée sur des cas d'usage concrets disciplinaires s'avère supérieure aux formations théoriques. Le peer learning via des "champions IA" au sein des départements génère une adoption rapide documentée (60-70% en quelques mois). Le soutien hiérarchique visible de la direction est critique : 43% des initiatives échouent faute de sponsorship institutionnel. Les incitations (subventions projets pédagogiques innovants, reconnaissance dans les promotions) favorisent l'expérimentation. Pour les personnels BIATSS, la communication claire et rassurante sur l'emploi — expliquer le "pourquoi" de la transformation plutôt que l'imposer — réduit les résistances. Le soutien managérial actif, par des managers formés qui accompagnent plutôt qu'imposent, constitue le levier majeur. Les champions internes, ambassadeurs IA dans chaque service, créent des dynamiques d'adoption pair-à-pair. Les quick wins — automatisation de tâches répétitives avec résultats immédiats visibles — légitiment l'investissement. Enfin, les espaces d'expérimentation sécurisés, où tester sans risque d'erreur publique, favorisent l'apprentissage [1, 2].

Le diagnostic des usages, freins et leviers constitue le socle d'une politique institutionnelle cohérente. Mais au-delà des pratiques individuelles, la question de la gouvernance collective de l'IA générative se pose avec acuité. Comment structurer l'émergence de ces technologies à l'échelle des établissements et des réseaux? Quels modèles de gouvernance, quelles infrastructures souveraines, quelles stratégies de formation de masse permettent d'accompagner cette transformation? La section suivante examine ces enjeux à l'échelle méso et macro-institutionnelle.

6 Gouvernance institutionnelle de l'IA

Les enquêtes nationales analysées dans la section précédente révèlent une adoption inégale de l'IA générative : si 75% des étudiants des Grandes Écoles l'utilisent régulièrement, seuls 52% des enseignants-chercheurs franchissent le pas, freinés par le manque de formation (65%) et l'absence de politique claire au sein de leurs établissements (44%). Les écoles d'ingénieurs accusent un retard structurel préoccupant en matière de gouvernance : 55% disposent d'une gouvernance IA établie, contre 89% des écoles de commerce [1, 25]. Ces diagnostics individuels et disciplinaires appellent désormais un changement d'échelle : comment structurer l'émergence de ces technologies à l'échelle des établissements et des réseaux? Quels modèles de gouvernance, quelles infrastructures souveraines, quelles stratégies de formation de masse permettent d'accompagner cette transformation? L'écosystème français de l'enseignement supérieur a connu une maturation accélérée depuis 2024 qui offre des réponses structurées à ces questions.

6.1 Écosystème français et modèles de gouvernance

Le paysage institutionnel français a connu une structuration accélérée depuis 2024. Le COREALE (Comité numérique pour la Réussite Étudiante et l'Agilité des Établissements), créé en mai 2023 par le MESR et France Universités, pilote la feuille de route numérique 2023-2027 avec 30 mesures dont l'analyse de l'impact de l'IA sur les pratiques pédagogiques figure parmi les 14 priorités. Le rapport Taddei-Pascal, remis le 10 juillet 2025, constitue désormais la référence pour toute démarche institutionnelle [1]. Ses 26 recommandations, estimées entre 300 et 500 millions d'euros sur cinq ans, structurent l'action ministérielle autour de six axes : création d'un institut national « IA, éducation et société », plan de sensibilisation des personnels, système IA pour la vie étudiante, datacenters souverains, plateforme de mutualisation des communs, et conventions citoyennes. La mission IA

de la DGESIP, portée par Caroline Ollivier-Yaniv depuis juin 2025, coordonne les actions opérationnelles. Le cycle de webinaires « IA Sup » diffuse les pratiques de référence : le webinar d'ouverture de septembre 2025 a présenté la charte-type et l'espace ressources, tandis que les sessions de novembre et décembre 2025 ont traité des compétences transversales étudiantes et de l'impact sur l'évaluation. Les replays sont accessibles sur Canal-U.

L'analyse des structures de gouvernance existantes révèle une convergence vers trois modèles principaux. Le modèle Vice-Président Numérique s'impose comme portage politique dominant pour les établissements moyens et grands : l'Université de Rennes, avec Olivier Wong-Hee-Kam également président de l'association VP-NUM, a structuré le projet RAGaRenn autour de cette fonction, tandis que l'Université d'Orléans, première à adopter une charte IA en octobre 2024, a confié le pilotage à Matthieu Exbrayat, VP délégué Numérique et Pédagogie innovante. Pour les grandes universités de recherche, un modèle VP IA spécifique émerge : Isabelle Ryl à PSL (directrice de PRAIRIE-PSAI) et Frédéric Pascal à Paris-Saclay (directeur de l'Institut DataIA et co-auteur du rapport ministériel) incarnent cette configuration réservée aux établissements disposant d'un écosystème IA structuré. Enfin, le modèle commission transversale convient davantage aux établissements de taille moyenne : l'Institut Agro Dijon a constitué un groupe de travail IA opérationnel depuis septembre 2023, composé d'un enseignant-chercheur et de trois ingénieurs pédagogiques. Ce format permet une agilité que les structures plus lourdes ne peuvent offrir [1].

TABLE 8 – Comparatif des modèles de gouvernance IA dans l'ESR français

Critère	VP Numérique	VP IA dédié	Commission
Taille établissement	Moyenne/Grande	Grande	Petite/Moyenne
Portage politique	Élevé	Très élevé	Modéré
Ressources requises	Moyennes	Élevées	Faibles
Agilité	Moyenne	Faible	Élevée
Exemples	Rennes, Orléans	PSL, Paris-Saclay	Institut Agro Dijon

La synthèse des bonnes pratiques recommande une commission IA composée de sept à dix membres [1, 2] :

1. Pilote (direction ou chargé de mission)
2. 2-3 enseignants-chercheurs (dont un expert technique et un profil SHS/éthique)
3. Représentant DSI
4. Ingénieur pédagogique ou responsable TICE
5. Représentant administratif (scolarité)
6. 2 étudiants élus
7. Représentant des laboratoires de recherche
8. DPO de l'établissement (si possible)

L'articulation avec la DSI doit être clairement définie : la commission traite de la gouvernance des usages, de la charte et de la formation, tandis que la DSI gère l'infrastructure, l'hébergement et le calcul. La collaboration étroite entre ces deux instances conditionne la réussite du déploiement.

6.2 Chartes et infrastructures techniques

Une clarification importante s'impose : DEMOES n'est pas un dispositif de labellisation des chartes IA. L'AMI DEMOES — intitulé « Démonstrateurs Numériques dans l'Enseignement Supérieur » et lancé en décembre 2020 dans le cadre de France 2030 — a sélectionné 17 établissements ou réseaux pour 110 millions d'euros, dont le Groupe INSA (4,5 M€), Arts et Métiers avec le CNAM et le CESI (projet JENII), et PSL (7,25 M€). Ces lauréats, avec EdTech France et le soutien de Mistral AI, ont produit une charte nationale d'usages IA pour

l'ESR présentée au Sommet pour l'Action sur l'IA en février 2025, mise à jour en septembre 2025 [23, 1]. Cette charte, conçue comme une base évolutive utilisable telle quelle ou adaptable localement, structure ses recommandations autour de quatre piliers fondamentaux.

Charte nationale DemoES

Quatre piliers fondateurs (février 2025, mise à jour septembre 2025) :

Curiosité : Encourager exploration et expérimentation responsables

Transparence : Usage explicite et documenté de l'IA

Précaution : Validation humaine systématique, esprit critique

Parcimonie : Sobriété numérique et usage raisonnable

Base évolutive utilisable telle quelle ou adaptable localement [23].

L'Université d'Orléans a ouvert la voie en octobre 2024 avec la première charte IA complète de l'ESR français, suivie par Toulouse, Montpellier (7 principes votés en CFVU) et Lille (co-élaborée avec les étudiants). L'analyse de ces documents et des modèles internationaux (Russell Group, ULB Academ-IA, EPFL, ETH Zurich, TU Munich) révèle une structure convergente en six sections : préambule (positionnement de l'établissement, cadre réglementaire RGPD/AI Act 2024/1689), principes fondamentaux (responsabilité humaine ultime, transparence sur les usages, intégrité académique et scientifique, protection des données et de la propriété intellectuelle, sobriété numérique), usages par public (étudiants, enseignants-chercheurs, chercheurs, personnels administratifs), grille de niveaux d'usage (de 0 à 4), données et sécurité (conformité RGPD, outils validés, souveraineté), et gouvernance et révision (instance de suivi, clause de révision annuelle, remontée des bonnes pratiques) [23]. Le contexte spécifique des écoles d'ingénieurs impose des adaptations indispensables absentes des chartes universitaires génériques : clauses de non-divulgation pour les projets industriels et stages, interdiction de soumettre des données partenaires à des IA non validées, traçabilité des assistants de développement (Copilot, etc.) pour le code source, clarification de la propriété intellectuelle des livrables co-générés, et avenants spécifiques négociés avec les entreprises pour les thèses CIFRE et la recherche partenariale [4].

La fédération ILaaS (Inference LLM as a Service) constitue l'option technique prioritaire pour les établissements de taille moyenne. Créeé autour de six membres fondateurs (Rennes, Lille, Reims, Paris-I, CentraleSupélec, Lorraine), elle compte 19 établissements depuis juin 2025. Les services proposés incluent une API d'inférence LLM compatible OpenAI, la retranscription audio/vidéo, et l'accès à des modèles variés hébergés sur des data-centers labellisés ESR. Le modèle économique repose sur la mutualisation, permettant un coût partagé et un accès gratuit dans la limite des ressources disponibles. Le partenariat Amue-Mistral, annoncé en juin 2025, développe un agent conversationnel pour l'ESR avec une expérimentation pilote de 3 000 utilisateurs de fin janvier à décembre 2026. L'évolution majeure d'octobre 2025 prévoit l'hébergement de la solution Mistral sur les serveurs de l'Université de Rennes et la fédération ILaaS, réduisant drastiquement les risques de fuite de données. Aristote, développé par CentraleSupélec depuis juin 2023, propose une IA souveraine pour la pédagogie vidéo : transcription automatique synchronisée, traduction, génération de quiz avec correction automatisée. Son intégration avec Esup-Pod (utilisé par plus de 70 universités) permet un déploiement simplifié, et l'accès reste gratuit en phase beta. Enfin, RAGaRenn, lancé par Rennes en mars 2024, démontre la faisabilité d'une IA générative locale souveraine avec un taux de satisfaction de 70-80%, mais les prérequis techniques élevés (administration Linux, conteneurs Docker, gestion GPU/CUDA) rendent ce déploiement autonome peu adapté à une DSI de taille modeste [1].

Pour Polytech Annecy-Chambéry, plusieurs options d'infrastructure sont à explorer selon l'évolution de l'écosystème national et les besoins identifiés. La fédération ILaaS offre un accès API mutualisé avec une souveraineté maximale, un coût minimal (5 à 10 milliers d'euros annuels) et un déploiement rapide (1 mois). Le développement d'une IA école constitue une solution autonome qui exploiterait les compétences de l'ingénieur de recherche et des enseignants-chercheurs, adaptée aux besoins pédagogiques spécifiques. Enfin, si le partenariat Amue-Mistral se concrétise (pilote prévu en 2026), l'hébergement serait assuré sur des serveurs ESR français.

Le tableau comparatif ci-dessous permet d'évaluer ces alternatives selon les critères de souveraineté, coût, compétences requises et délai de déploiement [1].

TABLE 9 – Comparatif des solutions techniques IA pour établissement moyen

Critère	ILaaS	Aristote	AMUE-Mistral	RAGaRenn
Souveraineté	Maximale	Maximale	Élevée	Maximale
Coût initial	0-5 k€	Nul	Faible	30-60 k€
Coût annuel	5-10 k€	Gratuit (beta)	À définir	15-25 k€
Compétences DS/IT	Faibles	Faibles	Faibles	Élevées
Délai déploiement	1 mois	Immédiat	2026	3-6 mois

6.3 Formation des personnels aux trois niveaux

Le référentiel UNESCO des compétences IA pour les enseignants, publié en février 2025, définit 15 compétences réparties en cinq dimensions : approche centrée sur l'humain, éthique de l'IA, fondements et applications, pédagogie de l'IA, et IA pour l'apprentissage professionnel [2]. Les trois niveaux de progression s'articulent comme suit. Le niveau Acquérir vise les connaissances fondamentales : évaluer, sélectionner et utiliser les outils IA de manière efficace et éthique, comprendre avantages et risques. Le niveau Approfondir cible l'intégration avancée : maîtriser l'intégration des outils dans l'enseignement, assurer la responsabilité humaine, la sécurité et l'éthique. Le niveau Créer porte sur l'innovation : concevoir de nouvelles méthodes pédagogiques exploitant le plein potentiel de l'IA. Le rapport Taddei-Pascal propose une déclinaison française adaptée à l'ESR : sensibilisation (tous personnels, acculturation générale), métier + IA (personnels spécialisés, adaptation au contexte disciplinaire), et cœur IA (experts techniques, développement) [1].

Les ressources de formation immédiatement mobilisables sont nombreuses et largement gratuites. Les MOOC FUN offrent des parcours variés : « Intelligence artificielle pour et par les enseignants » (AI4T, 2-3 heures, projet Erasmus+ avec Inria), « L'Intelligence Artificielle... avec intelligence ! » (Class'Code/Inria, 6 heures), et bientôt FORMENSUP thème 4 IA (janvier 2026, 13 semaines). Les formations AMUE sont gratuites pour les établissements adhérents : « Formation de formateur : L'IA au service de son quotidien professionnel » (1 jour), collection numérique d'acculturation, et cycle de webconférences « Rendez-vous de l'AMUE - IA » (17 sessions sur 3 jours). Le réseau URFIST/CRFCB propose des formations gratuites pour les personnels MESR : « Former les usagers à l'heure de ChatGPT » (URFIST Paris), « IA et recherche documentaire » (réseau URFIST), avec inscriptions via Sygefor. Pix prépare un nouveau référentiel IA de 16 compétences (V1 juin 2025), avec des parcours étudiants disponibles en janvier-février 2026 et des parcours enseignants courant 2026. Le BrevetAI de Paris-Saclay, développé par l'Institut DataIA, propose une acculturation progressive en quatre cours sur eCampus, déployé depuis avril 2025 [1, 2].

Pour Polytech Annecy-Chambéry, la formation des personnels s'appuiera sur les ressources internes et les compétences mobilisables. L'ingénieur de recherche IA, dont le poste est financé par l'institut MIAI (Université Grenoble Alpes) et rattaché à la direction de Polytech, accompagnera la montée en compétences des personnels. Les enseignants-chercheurs disposant de compétences en IA et apprentissage automatique dans les différentes filières seront mobilisés pour les formations internes. Les partenariats avec les industriels — via les stages, les projets et le réseau Alumni — permettront des retours d'expérience terrain sur les usages IA en entreprise. Les ressources nationales gratuites (MOOC FUN AI4T et Class'Code, formations AMUE, réseau URFIST, référentiel Pix IA) complèteront le dispositif sans investissement budgétaire. Cette approche privilégie la sobriété et la mutualisation des compétences existantes plutôt qu'un budget de formation externe [2, 1].

6.4 Stratégie recommandée pour Polytech Annecy-Chambéry

Polytech Annecy-Chambéry a amorcé sa structuration IA avec la création d'un poste de chargé de mission IA, confié à Ammar Mian (enseignant-chercheur), et le recrutement en cours d'un ingénieur de recherche financé par l'institut MIAI de l'Université Grenoble Alpes. Au niveau USMB, Léo Vanbervilet assure le rôle de référent IA; une coordination reste à établir entre ces deux niveaux. Cette structuration naissante positionne Polytech parmi les premières écoles du réseau à disposer de ressources dédiées. L'enquête sur les 15 écoles Polytech révèle qu'aucune charte IA spécifique au niveau réseau n'a été identifiée, et que les écoles s'appuient sur les chartes de leurs universités de rattachement quand elles existent. Seul Polytech Montpellier se distingue par sa participation au projet AICET, un test de certification IA de type TOEIC. Cette absence de structuration réseau représente une opportunité de leadership pour Polytech Annecy-Chambéry [1].

Concernant la charte IA, la stratégie retenue privilégie l'attente de la charte USMB plutôt qu'une création ex nihilo. Cette charte universitaire, une fois votée, sera adaptée aux spécificités des écoles d'ingénieurs : projets industriels et clauses de confidentialité, stages et données partenaires, propriété intellectuelle des livrables co-générés, et articulation avec le référentiel CTI. Cette approche garantit la cohérence au niveau université tout en préservant l'agilité d'adaptation sectorielle. L'infrastructure sera mutualisée via la DSI de l'USMB, avec exploration des options présentées ci-dessus (ILaaS, IA école, Mistral national). Le mésocentre MUST (mutualisé CNRS/USMB) représente un partenaire potentiel pour les besoins de calcul recherche. Cette configuration s'inspire du modèle de l'Université d'Orléans où la charte votée en CA s'applique à Polytech Orléans et aux autres composantes, tout en permettant des adaptations sectorielles [1, 23].

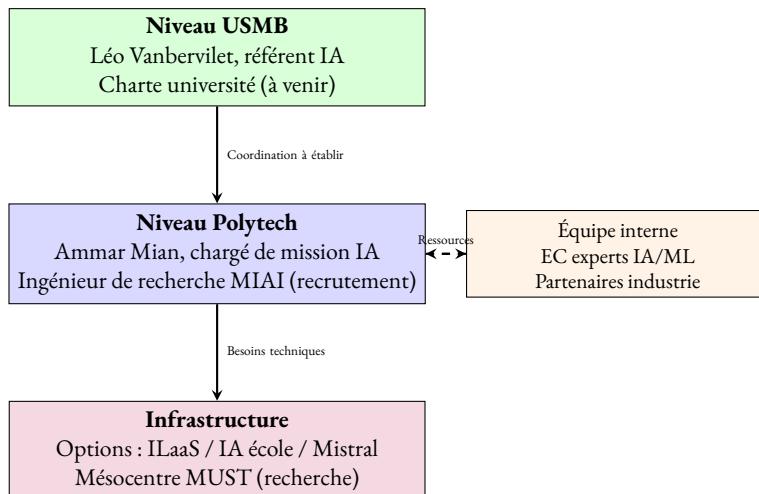


FIGURE 5 – Organisation IA actuelle et projetée pour Polytech Annecy-Chambéry

Polytech Annecy-Chambéry dispose désormais d'une structuration IA naissante : un chargé de mission dédié, un ingénieur de recherche en cours de recrutement, et une coordination à établir avec le référent USMB. La stratégie retenue privilégie l'attente de la charte universitaire pour adaptation locale, l'exploration des options d'infrastructure technique, et une formation interne mobilisant les compétences existantes. Cette approche sobre et pragmatique permet d'avancer sans attendre des moyens budgétaires conséquents.

Au-delà de cette organisation, quelles recommandations transversales concrètes s'imposent ? Comment articuler formation des étudiants, adaptation des évaluations, accompagnement des enseignants et déploiement d'infrastructures souveraines dans une vision cohérente ? La section suivante formule ces recommandations opérationnelles [1].

7 Recommandations et feuille de route

Les sections précédentes ont établi les fondements techniques et scientifiques de l'IA générative, analysé le cadre éthique et réglementaire qui encadre son déploiement, documenté les pratiques réelles des acteurs de l'enseignement supérieur, et examiné les modèles de gouvernance émergents. Cette section traduit ces analyses en recommandations concrètes et opérationnelles, articulées selon une feuille de route réaliste pour Polytech Annecy-Chambéry. Le principe directeur demeure la sobriété, la mutualisation des ressources internes et l'inscription dans la dynamique collective de l'ESR français [1].

7.1 Synthèse des priorités

Quatre axes structurent les recommandations : la gouvernance institutionnelle, garantissant la coordination avec l'USMB et la cohérence stratégique; la formation des personnels et des étudiants, s'appuyant sur les ressources internes mobilisables; l'infrastructure technique, à explorer selon l'évolution de l'écosystème national; et l'adaptation des modalités d'évaluation, privilégiant la transparence sur la détection automatisée. Le tableau 10 synthétise les huit recommandations prioritaires issues de l'analyse transversale.

TABLE 10 – Synthèse des recommandations transversales

N°	Recommandation	Axe
R ₁	Coordination formelle avec référent USMB (Léo Vanbervilet)	Gouvernance
R ₂	Enquête interne (étudiants, enseignants, BIATSS)	Diagnostic
R ₃	Adoption charte USMB avec adaptations ingénieur	Gouvernance
R ₄	Formation interne via IR MIAI et EC experts	Formation
R ₅	Exploration infrastructure (ILaaS, IA école, Mistral)	Infrastructure
R ₆	Identification champions IA par département	Formation
R ₇	Repenser évaluations (cadre AIAS)	Évaluation

La coordination avec le référent IA de l'USMB constitue le préalable à toute action autonome (R₁). L'enquête interne auprès des trois publics — étudiants, enseignants-chercheurs, personnels administratifs — permettra de documenter les usages réels et d'adapter les actions aux besoins spécifiques de Polytech (R₂). L'adoption de la charte USMB, une fois votée, sera complétée par des adaptations sectorielles couvrant les spécificités des écoles d'ingénieurs : projets industriels sous clauses de confidentialité, gestion du code source, propriété intellectuelle des livrables co-générés avec l'IA (R₃). La formation des personnels s'appuiera exclusivement sur les ressources internes : l'ingénieur de recherche financé par l'institut MIAI, les enseignants-chercheurs experts en IA et apprentissage automatique, et les retours d'expérience des partenaires industriels (R₄). L'infrastructure technique fera l'objet d'une exploration comparative des options disponibles — ILaaS, développement d'une IA école, partenariat Amue-Mistral — sans privilégier une solution unique a priori (R₅). L'identification de champions IA au sein de chaque département permettra de structurer un accompagnement par les pairs, levier documenté comme particulièrement efficace avec des taux d'adoption rapides de 60 à 70% en quelques mois (R₆) [1, 2]. Enfin, l'adoption du cadre AIAS comme alternative aux détecteurs automatisés inefficaces permettra de structurer la transparence d'usage plutôt que la surveillance (R₇) [24].

7.2 Feuille de route 2026-2028

La temporalité d'action s'organise autour de trois horizons : court terme (premier semestre 2026), moyen terme (second semestre 2026 à 2027) et long terme (2027-2028). Le tableau 11 détaille les actions prioritaires par période.

TABLE II – Feuille de route IA Polytech Annecy-Chambéry 2026-2028

Horizon	Actions prioritaires
S1 2026	<ul style="list-style-type: none"> (1) Coordination formelle avec référent USMB (2) Lancement enquête interne (étudiants, enseignants, BIATSS) (3) Sensibilisation via ressources gratuites (MOOC AI4T, AMUE) (4) Exploration options infrastructure
S2 2026 - 2027	<ul style="list-style-type: none"> (1) Adoption charte USMB avec adaptations ingénieur (2) Formation enseignants par IR MIAI et EC experts (3) Identification champions IA par département (4) Repenser évaluations (intégration cadre AIAS)
2027-2028	<ul style="list-style-type: none"> (1) Conformité AI Act systèmes haut risque (août 2027) (2) Partage d'expérience avec réseau Polytech

Le premier semestre 2026 concentre les actions structurantes. L’obligation d’AI Literacy instituée par l’article 4 de l’AI Act est effective depuis février 2025 : les actions de sensibilisation doivent désormais être documentées et tracées. L’enquête interne reprendra le questionnaire national déployé par le ministère auprès de 30 000 répondants, garantissant ainsi la comparabilité des résultats avec les données nationales. Les ressources de formation gratuites disponibles — MOOC FUN AI4T (2-3 heures), Class’Code (6 heures), webconférences AMUE, formations URFIST — constituent le socle de la sensibilisation de masse. L’exploration des options d’infrastructure technique se fera en parallèle, sans privilégier de choix définitif compte tenu de l’évolution rapide de l’écosystème (fédération ILaaS, partenariat Amue-Mistral en cours de déploiement, développement d’une solution autonome) [1, 10].

Le second semestre 2026 et l’année 2027 marquent la phase de consolidation institutionnelle. L’adoption de la charte USMB, une fois votée par le conseil d’administration de l’université, sera complétée par une section dédiée aux spécificités des écoles d’ingénieurs : gestion des projets industriels comportant des clauses de non-divulgation, traçabilité de l’assistance IA dans le développement de code source, clarification de la propriété intellectuelle des livrables co-générés, et articulation avec les exigences du référentiel Commission des Titres d’Ingénieur (CTI). La formation des enseignants-chercheurs et personnels administratifs sera animée par l’ingénieur de recherche MIAI et les enseignants-chercheurs experts, selon une approche privilégiant les cas d’usage concrets disciplinaires plutôt que les formations théoriques génériques. L’identification de champions IA au sein de chaque département structurera un accompagnement par les pairs, modalité documentée comme particulièrement efficace pour l’appropriation des outils. La refonte des modalités d’évaluation intégrera le cadre AIAS (5 niveaux de transparence), alternative aux détecteurs automatisés dont les taux de faux positifs sont documentés comme inacceptables. Un module sur l’IA générative — généralités, conseils d’usage et éthique — est d’ores et déjà prévu pour la rentrée 2026-2027, s’inscrivant dans l’évolution du référentiel CTI [23, 25, 24].

La période 2027-2028 concentre les actions de conformité réglementaire. L’échéance d’août 2027 pour la mise en conformité des systèmes à haut risque en éducation (évaluation, orientation, surveillance des examens) impose une préparation structurée dès 2026. Le partage d’expérience avec le réseau des écoles Polytech s’inscrira dans une logique de contribution collective plutôt que de leadership : l’objectif demeure l’inscription dans la dynamique nationale de l’ESR français [10, 1].

7.3 Conditions de réussite

La réussite de cette feuille de route suppose de lever les freins documentés dans les enquêtes nationales et de mobiliser les leviers d’action dont l’efficacité a été mesurée. Les freins varient fortement selon les publics. Chez les étudiants, l’incertitude sur les règles autorisées conduit 74% d’entre eux à ne pas déclarer leur usage de l’IA, générant une anxiété éthique et un flou réglementaire paralysant. Chez les enseignants-chercheurs, le manque

de formation pratique constitue le frein majeur, invoqué par 65% des non-utilisateurs, tandis que l'absence de politique claire au sein des établissements conduit 44% d'entre eux à un attentisme institutionnel. Les personnels administratifs, techniques et bibliothèques expriment des inquiétudes massives : 72% sont préoccupés par l'impact de l'IA sur leur salaire, 80% n'ont reçu aucune formation, et 44% estiment que l'IA ne peut pas aider leur travail, révélant des cas d'usage flous pour leurs métiers [1, 25].

Face à ces freins, les recherches convergent vers des leviers dont l'efficacité a été documentée. Les guidelines claires définissant précisément les usages autorisés et interdits constituent le levier le plus efficace pour réduire l'anxiété étudiante. La formation pratique axée sur des cas d'usage concrets disciplinaires s'avère supérieure aux formations théoriques génériques. Le peer learning via des champions IA au sein des départements génère une adoption rapide, documentée à 60-70% en quelques mois. La communication claire et rassurante sur l'emploi, expliquant le « pourquoi » de la transformation plutôt que l'imposant, réduit les résistances des personnels administratifs. Enfin, le soutien hiérarchique visible de la direction constitue un facteur critique : 43% des initiatives échouent faute de sponsorship institutionnel [2, 1].

Les ressources mobilisables pour Polytech Annecy-Chambéry s'inscrivent dans une logique de sobriété et de mutualisation. L'ingénieur de recherche IA, dont le poste est financé par l'institut MIAI de l'Université Grenoble Alpes et rattaché à la direction de Polytech, accompagnera la montée en compétences des personnels. Les enseignants-chercheurs disposant de compétences en IA et apprentissage automatique dans les différentes filières seront mobilisés pour les formations internes. Les partenariats avec les industriels — via les stages, les projets et le réseau Alumni — permettront des retours d'expérience terrain sur les usages IA en entreprise. Les ressources nationales gratuites (MOOC FUN AI4T et Class'Code, formations AMUE, réseau URFIST, référentiel Pix IA) complèteront le dispositif sans investissement budgétaire. La coordination avec l'USMB permettra de mutualiser l'infrastructure via la DSU universitaire et, pour les besoins de calcul recherche, de s'appuyer sur le mésocentre MUST (mutualisé CNRS/USMB) [2, 1].

Polytech Annecy-Chambéry s'inscrit ainsi dans la dynamique collective de l'enseignement supérieur et de la recherche français. L'enjeu n'est pas technologique mais organisationnel : accompagner le changement, structurer la coordination entre niveaux école et université, mobiliser les compétences existantes, rassurer les personnels. Les technologies IA évoluent rapidement ; une clause de révision annuelle de la charte et des dispositifs s'impose donc comme condition de pérennité. Cette approche sobre et pragmatique permet d'avancer sans attendre des moyens budgétaires conséquents, tout en garantissant la conformité réglementaire et l'accompagnement des acteurs [1, 25].

La mise en œuvre de cette feuille de route constitue une première étape structurante. Au-delà de ces recommandations opérationnelles, quelles perspectives s'ouvrent pour l'enseignement supérieur français à l'ère de l'IA générative ? La conclusion du document examine ces enjeux prospectifs et les questions ouvertes qui demeurent.

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] 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.
- [15] 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.
- [16] 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>
- [17] 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>
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] OCDE, “What should teachers teach and students learn in a future of powerful ai?” OECD Publishing, Paris, OECD Education Spotlights 20, 2025.
- [21] CNIL, “Enseignant : comment utiliser un système d’ia dans le cadre de vos missions?” <https://www.cnil.fr/fr/enseignant-usage-systeme-ia>, 2025, fAQ officielle RGPD + AI Act appliqué à l’éducation.

- [22] D. R. E. Cotton, P. A. Cotton, and J. R. Shipway, “Chatting and cheating : Ensuring academic integrity in the era of chatgpt,” *Innovations in Education and Teaching International*, vol. 61, no. 2, pp. 228–239, 2024.
- [23] Projets DEMOES, EdTech France, and Mistral AI, “Charte d’usages et bonnes pratiques de l’ia dans l’enseignement supérieur,” <https://www.enseignementsup-recherche.gouv.fr/>, septembre 2025, 4 piliers : curiosité, transparence, précaution, parcimonie.
- [24] M. Perkins, J. Roe *et al.*, “Game of tools : Evaluating ai detection accuracy across different text generators,” *Studies in Higher Education*, 2024, analyse de fiabilité des détecteurs IA, taux de faux positifs significatifs.
- [25] Conférence des Grandes Écoles, “Enquête sur les usages de l’ia générative dans les grandes écoles,” 2024, 75% des étudiants utilisent l’IA générative, 71% en écoles d’ingénieurs.