

GUIDE D'INTRODUCTION À L'USAGE PÉDAGOGIQUE DES IA GÉNÉRATIVES

SIPR

Service Informatique pour la
Pédagogie et la Recherche

Cette ressource est le résultat du travail des ingénieurs pour l'enseignement numérique dédiés à la thématique de l'Intelligence Artificielle du Service de l'Informatique pour la Pédagogie et la Recherche (SIPR) de la Faculté des lettres de Sorbonne Université. Des Intelligences Artificielles Génératives ont servi à sa conception.

Groupe de travail

Wiem Chakroun, Aristide Doucet, Aryan Rahimian

Réalisation

Service de l'Informatique pour la Pédagogie
et la Recherche (SIPR)

Sorbonne Université

Publication

Juillet 2025

PRÉAMBULE

Le Service Informatique pour la Pédagogie et la Recherche (SIPR) de la Faculté des lettres de Sorbonne Université étudie le sujet des Intelligences Artificielles Génératives (IAG) depuis septembre 2023.

Ce guide a été imaginé par l'équipe interne du SIPR. Il est dédié à la thématique des IAs afin de proposer au public des enseignantes et enseignants, chercheuses et chercheurs, une piste de réflexion sur des aspects fondamentaux de ce qui semble devenir un nouveau chapitre de l'ère des outils technopédagogiques.

Nous avons exploré un large périmètre sur les IA, en tenant compte des dimensions historiques, culturelles, technologiques et fonctionnelles. Nous abordons également les usages fondamentaux et les bonnes pratiques, tant pour les débutants que pour les utilisateurs avancés. Le tout est présenté de manière concise, car ce guide se veut introductif et sommaire.

Ces différents aspects présents dans ce guide viennent introduire ou compléter notre démarche d'accompagnement des équipes enseignantes au sein de la Faculté. En effet, notre équipe d'ingénieurs pour l'enseignement numérique avait initié en 2024 deux enquêtes portant sur les opinions, usages et besoins des enseignantes et enseignants comme des étudiantes et étudiants en rapport aux IAG, afin de mieux comprendre la portée de ces nouveaux outils, de mieux délimiter leur champ d'action et de fixer des objectifs précis. De nombreux entretiens ont aussi été menés et des ateliers d'acculturation à l'IAG ont vu le jour. Au moment de l'écriture de ce préambule, le Sommet pour l'action sur l'Intelligence Artificielle s'est achevé et plusieurs décisions majeures ont été prises au niveau gouvernemental pour encadrer, soutenir et accélérer le développement de l'intelligence artificielle en France. Sorbonne Université rejoint une alliance de dix universités françaises souhaitant enrichir leurs systèmes d'information par l'IA et a lancé, avec ses partenaires, le cluster PostGenAI@Paris, un consortium interdisciplinaire dédié à une intelligence artificielle éthique, inclusive et souveraine, lauréat de l'appel « IA-Cluster » et doté d'un financement de 35 millions d'euros sur 5 ans, pour répondre aux grands enjeux contemporains. C'est donc dans une période bousculée par l'émergence de nouveaux modèles de langages, que le SIPR partage ses connaissances et ses conseils sur ces technologies et leurs applications potentielles dans le contexte de l'enseignement supérieur.

Ce guide vise à vous accompagner dans l'initiation ou l'approfondissement d'une réflexion sur la compréhension et l'utilisation potentielle de ces technopédagogies dans vos enseignements.

CULTURE & DÉFINITION DES INTELLIGENCES ARTIFICIELLES

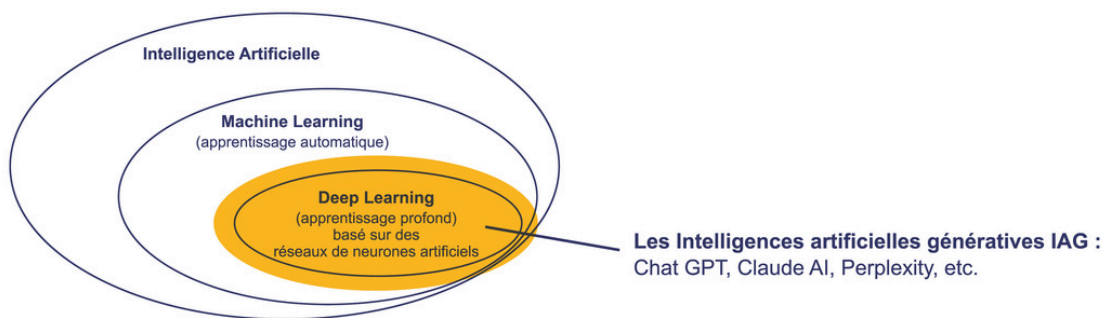
Si « le concept d'intelligence artificielle est aujourd'hui familier à la plupart d'entre nous » (Desveaud, 2024). Nous constatons que le terme intelligence artificielle (IA), semble avoir pris un sens populaire depuis « la sortie auprès du grand public de l'agent conversationnel en novembre 2022 » (Pibourret & Beaujault, 2024) du fameux ChatGPT. D'un point de vue historique, c'est McCulloch et Pitts qui ont posé les bases des réseaux neuronaux artificiels en s'inspirant du fonctionnement du cerveau humain en 1943. Sept ans plus tard en 1950, Alan M. Turing pose la question « Can machines think? » dans son article *Computer Machinery and Intelligence*. Toutefois, le terme générique d'Intelligence Artificielle est « apparu en 1956 désignant la science et l'ingénierie pour construire des machines intelligentes » (Vangrunderbeeck, 2024). Lors de la "Dartmouth Summer School" (école d'été de l'université de Dartmouth), un groupe de jeunes chercheurs mené par McCarthy, Minsky et Shannon posent la conjecture que « chaque aspect de l'apprentissage ou toute autre caractéristique de l'intelligence peut en principe être décrit avec une telle précision qu'une machine peut être fabriquée pour les simuler ».



DÉFINITION DE L'IA SELON LA RECHERCHE

UNE DÉFINITION PAR SON OBJECTIF

Parmi les précurseurs du développement des IAs, Marvin Minsky, constatait en 1986 que l'IA permettrait la réalisation «de tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que: l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique». Plus récemment, le Parlement européen (2021) a proposé une définition des IAs en les décrivant comme «la possibilité pour une machine de reproduire des comportements liés aux humains, tels que le raisonnement, la planification et la créativité».



LES TROIS GRANDS MODÈLES D'INTELLIGENCES ARTIFICIELLES

1. L'IA symbolique

L'intelligence artificielle symbolique repose sur la représentation explicite des connaissances à l'aide de symboles et de règles logiques. Elle manipule des faits, des concepts et des relations exprimés dans un langage formel, afin de simuler un raisonnement humain. On parle aussi d'IA basée sur les règles (rule-based AI).

Cette approche repose sur des bases de connaissances structurées, associées à des moteurs d'inférence capables d'appliquer des règles du type si... alors... pour déduire des conclusions à partir d'hypothèses.

L'IA symbolique est particulièrement adaptée aux domaines où les connaissances sont bien formalisées, comme le droit, la médecine, ou encore l'intelligence économique. Elle a été, historiquement, à l'origine des premiers systèmes experts, très utilisés dans les années 1980 et 1990 (Haton, 2025).

2. L'IA connexionniste

L'intelligence artificielle connexionniste s'inspire du fonctionnement du cerveau humain. Elle repose sur des réseaux de neurones artificiels, composés d'unités appelées neurones interconnectés, qui traitent l'information en couches successives (couche d'entrée, couches cachées, couche de sortie).

Ces réseaux apprennent à partir de données par un processus appelé apprentissage supervisé ou non supervisé, en ajustant automatiquement les poids des connexions entre les neurones. Cette capacité d'adaptation permet au système de reconnaître des formes, des sons, du texte ou des images.

L'IA connexionniste est aujourd'hui au coeur des avancées en apprentissage automatique (machine learning) et en apprentissage profond (deep learning). Elle est massivement utilisée dans des domaines tels que la reconnaissance vocale, la traduction automatique, ou encore les modèles de langage de grande taille (LLM : Large Language Model) comme ChatGPT, fondés sur des architectures dites transformer (Haton, 2025).

3. L'IA probabiliste et statistique

L'intelligence artificielle probabiliste repose sur l'utilisation de modèles mathématiques fondés sur les probabilités pour traiter l'incertitude et effectuer des prédictions à partir de données. Elle analyse de grandes quantités d'informations pour identifier des régularités, modéliser des comportements et prendre des décisions en contexte incertain.

Parmi les techniques associées, on retrouve notamment les réseaux bayésiens et les modèles de Markov, utilisés dans des domaines comme la reconnaissance vocale, l'interprétation d'images, ou encore le diagnostic médical (Haton, 2025).

Les modèles de langage de grande taille (LLM), comme ChatGPT, relèvent en partie de cette approche probabiliste : ils sont entraînés à prédire la suite la plus probable d'une séquence de mots, sur la base de vastes corpus textuels. Bien que ces modèles mobilisent également des techniques connexionnistes (réseaux de neurones), leur logique de fonctionnement reste fondamentalement statistique, en ce sens qu'ils évaluent les probabilités d'apparition des mots dans un contexte donné (Bengio et al., 2003 ; OpenAI, 2023).

Le terme GPT signifie Generative Pre-trained Transformer. Il s'agit d'un modèle de langage développé par OpenAI, conçu pour générer automatiquement du texte en langage naturel. Son fonctionnement repose sur une architecture de type "transformer", qui excelle dans le traitement de séquences de texte grâce à un mécanisme appelé "attention", permettant au modèle de repérer les relations entre les mots, même à longue distance dans une phrase (Vaswani et al., 2017).

Le principe central de GPT est de prédire le mot suivant dans une séquence, en s'appuyant sur les probabilités apprises lors de son entraînement sur de très vastes corpus textuels (livres, articles, dialogues, pages web, etc.).

FONCTIONNEMENT EN 3 ÉTAPES

1 - Pré-entraînement - Le modèle est d'abord exposé à une très grande quantité de textes non annotés. Il apprend à anticiper le mot suivant dans une phrase, ce qui lui permet de capturer des structures grammaticales, stylistiques et sémantiques variées.

2 - Ajustement ("fine-tuning") - Dans certains cas, GPT peut être réentraîné sur des données spécifiques, annotées pour une tâche particulière : répondre à des questions, traduire, reformuler, etc. Cette étape permet d'orienter le modèle vers des usages ciblés.

3 - Génération (inférence) - Une fois entraîné, GPT peut être utilisé pour générer du texte à partir d'une simple consigne (prompt). Il produit alors des réponses cohérentes et contextuelles, adaptées à la demande, comme le ferait un assistant virtuel, un outil de rédaction, ou un traducteur.

Remarques pédagogiques

GPT ne "comprend" pas les textes au sens humain du terme. Il génère des réponses statistiquement plausibles, sans conscience ni intention. Sa pertinence dépend fortement de la qualité de l'entrée (prompt), d'où l'intérêt, en contexte éducatif, de bien structurer la demande.

A noter : La capacité à générer du texte à partir d'un prompt n'est pas propre à ChatGPT. D'autres modèles de langage de grande taille (LLM) développés par différentes entreprises ou consortiums de recherche proposent aujourd'hui des fonctionnalités similaires, reposant sur des architectures proches de celle des Transformers.

Par exemple, Claude (Anthropic), Gemini (Google DeepMind), Mistral (France), LLaMA (Meta) ou encore Command R+ (Cohere) sont tous capables de comprendre des requêtes formulées en langage naturel et de produire des réponses structurées, souvent pertinentes. Ils sont également préentraînés sur de vastes corpus multilingues, puis affinés pour des usages spécifiques : résumés, rédaction, traduction, reformulation, question-réponse, etc. (Bommasani et al., 2021 ; Anthropic, 2023 ; Meta AI, 2023).

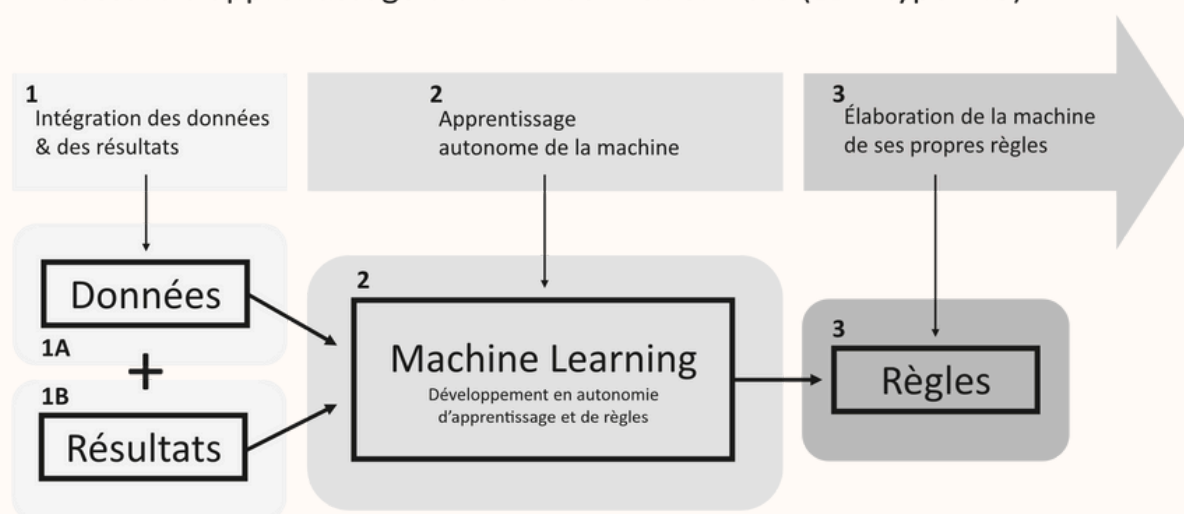
Ces modèles partagent une architecture de type Transformer, mais diffèrent par leur taille, leur politique d'ouverture (open source ou non), leurs données d'entraînement et leurs spécificités techniques (fenêtre contextuelle, intégration multimodale, optimisation énergétique, etc.).

COMMENT FONCTIONNE UNE IA GÉNÉRATIVE ?

Les intelligences artificielles génératives (IAG) se distinguent des systèmes informatiques traditionnels. Dans un programme classique, les développeurs écrivent des règles explicites que la machine exécute pour produire un résultat déterminé. À l'inverse, une IAG apprend à générer des contenus à partir d'exemples, sans que les règles de génération ne soient codées manuellement. Elle infère des régularités à partir de données massives (textes, images, sons, etc.) et les utilise ensuite pour produire de nouvelles sorties plausibles, selon les lois statistiques apprises lors de l'entraînement (Goodfellow et al., 2016).

Ces systèmes sont capables de générer des contenus cohérents, structurés et adaptatifs, mais leur fonctionnement reste probabiliste, ce qui implique que les réponses produites ne soient pas nécessairement fiables, précises ou vérifiables.

Processus d'apprentissage d'une IA Connexionniste (LLM type IAG)



Important

L'usage pédagogique de ces outils nécessite donc l'esprit critique de l'utilisateur (enseignant(e)/apprenant(e)) qui reste garant de la qualité, de la pertinence et de la véracité des productions générées.

STRUCTURE RECOMMANDÉE D'UN MÉGA-PROMPT

Pour rédiger un méga-prompt efficace dans un cadre technopédagogique, il est conseillé de suivre cette trame :

Rôle : Tu es...

Tâche(s) : Tu dois...

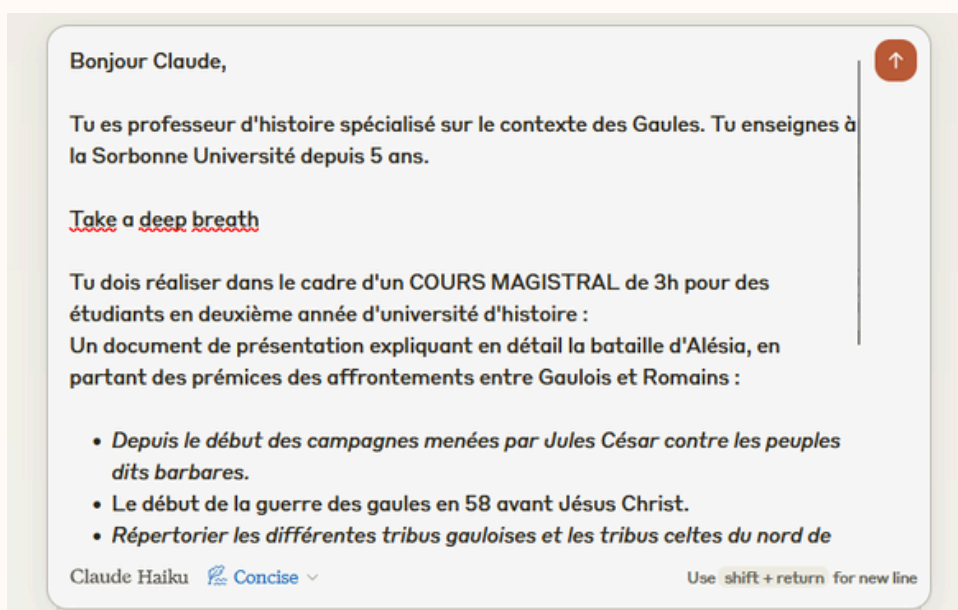
Objectif(s) : Le but est de...

Contexte : Ce cours / cette activité est destiné(e) à...

Étapes : Une première partie avec..., une deuxième avec...

Contraintes : Il faut tenir compte de...

Format attendu : Réponds sous la forme d'un document (Word, PPT, PDF...)



À retenir

Un prompt bien construit doit être clair, explicite et non ambigu, pour permettre à l'IAG de générer une réponse exploitable et cohérente avec les attendus pédagogiques. Plus la formulation est rigoureuse, plus la qualité de la production générée sera élevée.

EXEMPLE DE MÉGA-PROMPT : (ENSEIGNANTE EN LITTÉRATURE)

Tu es enseignante en littérature française classique à l'université, spécialisée dans le XVIIe siècle.

Tu dois concevoir une séance de cours de 2 heures pour des étudiants de Licence 2, dans le cadre d'un cours magistral consacré à La Princesse de Clèves de Madame de Lafayette.

Le but est de présenter le contexte historique et littéraire du roman, de mettre en valeur les caractéristiques du classicisme, et de préparer à une analyse détaillée de la scène de l'aveu (livre II). Ce cours est destiné à des étudiants ayant une culture générale moyenne, mais un bon niveau de compréhension littéraire.

*La séance devra comporter deux parties :
une première partie consacrée au contexte historique et littéraire (Louis XIV, place de la femme, roman classique)
une seconde partie centrée sur l'analyse stylistique et narrative de la scène de l'aveu.*

Tu dois également proposer trois questions de réflexion à poser aux étudiants pour un travail préparatoire.

Le document produit doit être structuré sous forme de plan de cours, avec titres, sous-titres, éléments de contenu et objectifs pédagogiques clairement indiqués.

Réponds sous la forme d'un document Word exportable et réutilisable pour une préparation de séance.

Merci de t'exprimer dans un style clair et académique, et d'indiquer les passages du roman cités ou résumés.

Ce prompt répond à toutes les composantes essentielles :

- **Rôle :** enseignant spécialisé
- **Tâche :** concevoir une séance
- **Objectif :** contextualiser et analyser
- **Contexte :** L2, CM, roman classique
- **Étapes :** deux temps clairs
- **Contraintes :** questions, niveau d'élèves, citations
- **Format :** document Word, structuré

CONSTRUIRE UNE MATRICE DE PROMPTS POUR L'ENSEIGNEMENT

Dans un contexte pédagogique, il est tout à fait possible d'utiliser une intelligence artificielle générative (IAG) pour concevoir des gabarits de prompts réutilisables.

Ces modèles peuvent être adaptés à différents objectifs d'enseignement ou profils d'apprenants. On parle alors de matrice de prompts : un tableau de référence qui formalise vos attentes selon plusieurs dimensions (rôle, tâche, objectif, niveau, format, etc.).

Elements du prompt	ROLES	TACHES	CONTEXTES PEDAGOGIQUES	TON	FORMAT	CONTRAINTES (NE PAS)
	Enseignant Enseignant- Chercheur	Analyser Corriger Ecrire Générer Lister Optimiser Ré écrire Résumer Synthétiser	Cours Magistral Travaux Dirigés Travaux Pratiques Travail maison Rendu	Amical Décontracté Convivial Formel Professionnel Corporate	Excel HTML IMG OBJ PDF PPT Texte brut Word	Achever de Commencer par Eviter de Ne pas Ne pas faire Ne pas oublier de Terminer par

Exemple d'usage de la matrice de prompt

L'intérêt d'une telle matrice est de structurer vos demandes à l'IA de manière systématique, en clarifiant votre posture d'enseignant, les objectifs pédagogiques poursuivis, et les contraintes spécifiques à vos situations d'enseignement (niveaux de licence, nombre d'heures, approche disciplinaire, etc.).

La spécificité d'une matrice de prompts dans votre contexte d'enseignement vous permet de clarifier la variété de vos attentes, de vos rôles, de vos objectifs d'enseignement selon les différentes classes de situations, et le tout dans une tonalité adaptée.

MATRICE DE PROMPT : EXEMPLE DE SON USAGE

Voici un exemple de prompt rédigé à partir de cette logique, pour un cours d'histoire :

Tu es enseignant en histoire, spécialisé sur la période de la Gaule. Tu enseignes cette discipline à la Faculté des Lettres depuis 5 ans.

Tu dois rédiger un discours introductif dans le cadre d'un cours magistral hebdomadaire de 4h destiné à des étudiants de Licence 2 en histoire.

Le ton doit être convivial et pédagogique, pour expliquer de manière claire la bataille d'Alésia.

Commence par une introduction de 20 lignes maximum sur les origines du conflit entre Gaulois et Romains.

Puis aborde successivement les points suivants : Le début des campagnes de Jules César contre les peuples dits barbares

La guerre des Gaules à partir de 58 av. J.-C.

Les différentes tribus gauloises et celtes du nord de l'Europe

Le rôle central de la bataille de Gergovie (52 av. J.-C.) dans la préparation d'Alésia

L'unification des tribus par Vercingétorix

Les tribus déjà romanisées

La capitulation de Vercingétorix en septembre 52 av. J.-C.

Termine par une synthèse d'environ 30 lignes sur les apports de cette guerre à la formation de la société gallo-romaine.

Ce type de prompt, structuré en blocs thématiques, permet de segmenter la consigne et de garantir une réponse complète et exploitable. Il peut ensuite être ajusté selon le niveau des étudiants, la durée du cours ou les ressources attendues (plan, diaporama, fiche de lecture...). Tout en rappelant que l'enseignant reste responsable de la validité scientifique, de la clarté pédagogique et de la cohérence avec les objectifs du cours : il lui revient d'évaluer la qualité des contenus générés, d'en vérifier la fiabilité, et de les adapter en fonction du contexte d'enseignement. Une production générée par IA nécessite toujours un travail de relecture, d'ajustement et d'appropriation, car elle ne peut, par défaut, répondre parfaitement aux exigences d'un scénario pédagogique précis.

LE RÔLE DE LA "RESPIRATION" DANS LA RÉDACTION D'UN PROMPT

Des travaux récents (Yang et al., 2024) suggèrent que l'insertion d'expressions comme « Take a deep breath » (« Prends une grande respiration ») dans un prompt peut améliorer la clarté, la structuration et la précision des réponses générées par une intelligence artificielle. Cette pratique, issue de l'observation de certains modèles de langage, semble favoriser un traitement plus analytique ou séquentiel de la consigne, en stimulant une réponse plus détaillée ou plus réfléchie.

Cette méthode s'inscrit dans une logique plus large de structuration du prompt, que l'on peut résumer en trois principes :

Formuler le prompt en langage naturel, comme dans une conversation humaine ;

Segmenter et expliciter les différentes composantes (rôle, tâche, objectif, contexte, tonalité...);

Insérer des marqueurs de respiration — tels que Take a deep breath — entre les blocs d'instruction, pour renforcer la lisibilité du prompt par le modèle.

Exemple de prompt avec "respiration" intégrée :

Tu es enseignant en histoire, spécialisé dans la période de la Gaule.
Tu enseignes cette discipline à la Faculté des Lettres de Sorbonne Université depuis 5 ans.

Take a deep breath

Tu dois rédiger un discours de présentation dans le cadre d'un cours magistral de 4 heures destiné à des étudiant-es de Licence 2, portant sur la bataille d'Alésia, dans un ton convivial.

Take a deep breath

Ce discours devra comporter une introduction de 20 lignes sur le contexte des affrontements entre Gaulois et Romains, puis les sections suivantes :

Les campagnes militaires de Jules César ;

La guerre des Gaules à partir de 58 av. J.-C. ;

Les tribus gauloises et celtes ;

L'importance stratégique de Gergovie ;

La coalition de Vercingétorix ;

Les tribus déjà romanisées ;

La capitulation à Alésia en septembre 52 av. J.-C.

Take a deep breath

Termine par une synthèse de 30 lignes sur les conséquences de cette guerre dans la formation de la société gallo-romaine.

Take a deep breath

Le document final doit être livré sous forme de fichier Word téléchargeable.

As-tu bien compris la demande ?

APPROCHES AVANCÉES POUR L'OPTIMISATION DES PROMPTS ET DES PERFORMANCES DES IAG

Au-delà des simples consignes textuelles, plusieurs techniques avancées de structuration du prompt et d'organisation du raisonnement ont récemment émergé pour améliorer la qualité, la fiabilité et la robustesse des réponses générées par les modèles d'IA générative.

Parmi ces techniques, les **persona patterns** consistent à définir précisément un rôle ou une identité pour le modèle (ex. : "Tu es professeur de littérature comparée à l'université") afin d'influencer son registre de langue, ses références et son style discursif. Cette approche améliore la cohérence contextuelle et la pertinence des réponses (Zhou et al., 2023).

La méthode RAG (Retrieval-Augmented Generation) combine la génération avec une étape de recherche documentaire externe : le modèle interroge une base de connaissances (documents, corpus, base vectorielle, etc.) avant de formuler sa réponse, ce qui améliore considérablement la vérifiabilité des contenus produits (Lewis et al., 2020).

La stratégie du Chain-of-Thought prompting invite l'IA à raisonner par étapes intermédiaires pour résoudre des problèmes complexes ou argumenter plus clairement. Cela a montré des gains significatifs en précision, notamment pour les tâches de raisonnement logique ou mathématique (Wei et al., 2022). Ce principe peut être enrichi par des variantes comme :

- Le **ReAct (Reasoning + Acting)** qui combine raisonnement étape par étape avec des appels à des outils externes (navigateur, base de données) pour interagir avec l'environnement avant de conclure (Yao et al., 2022)
- Le **Contrastive Chain-of-Thought (CCoT)** qui compare plusieurs chaînes de raisonnement en parallèle pour évaluer la réponse la plus plausible (Suzgun et al., 2023)
- Le **Chain of Verification (CoV)** qui consiste à vérifier rétroactivement une réponse en utilisant une seconde IA pour valider ou corriger la chaîne de raisonnement initiale (Zelikman et al., 2022)
- Enfin le **Directional Stimulus Prompting (DSP)** vise à orienter le modèle dans une direction argumentative ou méthodologique particulière (par exemple : "explique cette notion comme si tu la présentais à un étudiant débutant en philosophie"), permettant d'adapter les réponses au niveau et à l'intention pédagogique.

DES MÉTHODOLOGIES D'USAGE VARIÉES SELON LES SITUATIONS PÉDAGOGIQUES

Les exemples de prompts développés précédemment illustrent des méthodologies de travail différentes selon les types de besoins pédagogiques. L'approche par méga-prompt, structurée et détaillée, permet par exemple la génération de contenus primaires : textes explicatifs, plans de cours, maquettes d'activités, listes de questions, ou encore fiches synthétiques.

À l'inverse, l'approche par multi-prompt, fondée sur une interaction progressive en plusieurs étapes, s'adapte à des contextes où la réflexion évolue au fil de l'échange. Elle est particulièrement pertinente pour la co-construction d'un contenu, l'exploration d'une problématique, ou la mise en oeuvre d'un raisonnement pédagogique itératif.

EXEMPLES D'USAGES PÉDAGOGIQUES

Cas n°1 – Interroger un personnage historique (Travaux dirigés ou pratiques)

Objectif : Créer une activité immersive et critique
Scénario : L'enseignant demande à l'IA de prendre le rôle d'un personnage historique (ex. : Robespierre, Voltaire), avec des connaissances contextuelles précises. Les étudiants lui posent des questions sur des événements réels ou hypothétiques. Intérêts :

Favorise l'engagement dans des séquences complexes

Stimule la curiosité et le débat

Permet de revoir les acquis de façon active

Introduit un outil numérique par l'expérimentation

Cas n°2 – Confronter un contenu généré à un contenu enseigné (Travaux dirigés)

Objectif : Développer l'esprit critique et la validation des sources
Scénario : L'enseignant demande aux étudiants d'interroger l'IA sur une thématique du cours. Ils doivent ensuite confronter cette réponse à leurs connaissances ou aux documents de référence. Intérêts :

Sensibilisation à la fiabilité des contenus générés

Apprentissage de la validation scientifique

Complément à un cours ou outil de remédiation

Intégration du raisonnement critique dans l'évaluation

Cas n°3 – Préparer une activité de remédiation (Pédagogie inversée)

Objectif : Aider à concevoir un parcours de révision autonome Scénario : L'enseignant utilise l'IA pour définir les éléments essentiels d'un chapitre non traité en cours (objectifs, notions clés, format d'évaluation). Intérêts :
Prolongement des apprentissages en autonomie
Reconfiguration des séquences selon les contraintes horaires
Conception rapide de ressources différenciées
Appui méthodologique pour l'enseignant

Cas n°4 – Organiser une stratégie de révision (Pédagogie inversée)

Objectif : Structurer une méthodologie d'apprentissage adaptée aux besoins des étudiants Scénario : L'enseignant demande à l'IA de hiérarchiser les notions à maîtriser, de proposer des 20

supports adaptés aux différents niveaux, et de construire un calendrier de révision. Intérêts :
Individualisation du rythme d'apprentissage
Optimisation du temps de travail étudiant
Automatisation de supports d'entraînement ou de mémorisation
Réduction de la charge de conception pédagogique

CONCLUSION

Ces scénarios illustrent que les IAG peuvent être mobilisées de manière souple et stratégique selon les contraintes de temps, les niveaux d'étudiants, et les objectifs pédagogiques. Le choix de la méthode (méga-prompt vs. multi-prompt), tout comme la qualité de la formulation, influencent directement la pertinence des productions et leur intégration réussie dans les dispositifs d'enseignement.

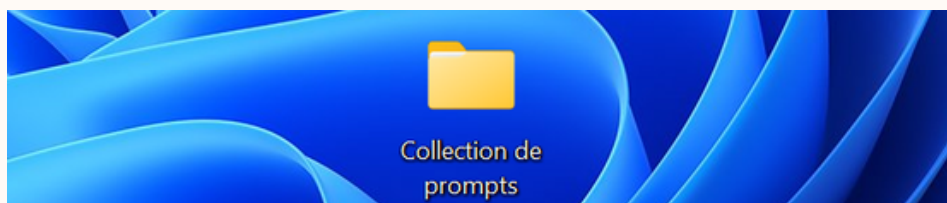
Conserver, organiser et réutiliser ses prompts

Lorsque l'on utilise une intelligence artificielle générative de manière régulière, il est fréquent de produire un grand nombre de prompts au fil des séances, expérimentations ou ajustements. Afin d'en tirer pleinement parti dans une perspective pédagogique, il est recommandé de conserver systématiquement les prompts qui ont donné des résultats pertinents ou satisfaisants.

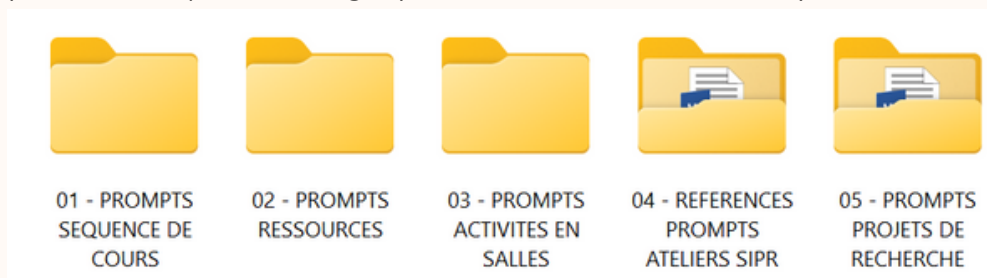
La création d'un répertoire de prompts structurés, organisé par thème, niveau d'enseignement ou type d'activité, constitue une bonne pratique pour capitaliser sur vos expérimentations. Ce recueil peut servir de base réutilisable pour d'autres cours, être adapté à de nouveaux contextes pédagogiques, ou encore partagé entre collègues dans une logique de mutualisation.

MÉTHODE CONSEILLÉE

1. Créez un dossier dédié sur votre ordinateur ou drive professionnel ;






2. Classez les prompts dans des sous-dossiers par discipline, niveau ou type de production (texte, image, plan de cours, activité, etc.) ;



3. Pour chaque prompt, enregistrez un fichier distinct (Word ou TXT) contenant : le prompt lui-même :

- un court descriptif du contexte d'utilisation,
- la réponse générée (si pertinente),
- d'éventuelles remarques sur la qualité ou les limites du résultat.

Nom	Modifié le	Type
 PROMPT 2024 - PROJET DE RECHERCHE	17/12/2024 14:34	Document Microsoft ...
 PROMPT ANALYSE IAG	17/12/2024 14:35	Document Microsoft ...
 PROMPT COLLOQUE	17/12/2024 14:08	Document Microsoft ...

Cette démarche facilite le repérage rapide des formulations efficaces, la traçabilité des expérimentations, et permet de gagner du temps dans la conception de ressources futures

BIBLIOGRAPHIE INDICATIVE

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Mitchell, M. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In FAccT '21: Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (pp. 610–623). ACM. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>

Bengio, Y., Ducharme, R., Vincent, P., & Jauvin, C. (2003). A neural probabilistic language model. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1137–1155. <http://www.jmlr.org/papers/volume3/bengio03a/bengio03a.pdf>

Bonprompt. (n.d.). Bonprompt.com. <http://bonprompt.com/>

Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., ... & Liang, P. (2021). On the opportunities and risks of foundation models. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2108.07258>

Chengrun, Y., Wang, X., Lu, Y., Liu, H., Le, Q. V., Zhou, D., & Chen, X. (2024). Large language models as optimizers. OpenReview. <https://openreview.net/forum?id=Bb4VGOWELI>

Chollet, F. (2020). *L'apprentissage profond avec Python* (J.-I. Forien, Trad.). machinelearning.fr. (Ouvrage original publié en 2017 chez Manning Publications) [ISBN : 978-2-491674-00-7]

Clausel, F., & Hammdoun, A. (2024). L'art du prompt, promptement ! *Cahiers pédagogiques*, (593), 41–42. <https://doi.org/10.3917/cape.593.0041>

ComparIA. (n.d.). Le comparateur d'IA conversationnelles. <https://www.comparia.beta.gouv.fr/>

Desveaud, K. (2024). *L'intelligence artificielle décryptée. Comprendre les enjeux et risques éthiques de l'IA pour mieux l'appréhender.* Cairn. <https://shs.cairn.info/intelligence-artificielle-decryptee--9782376879602>

Délégation Régionale Académique au Numérique Éducatif – Académie de Versailles. (2024). Intelligence artificielle IA générative : l'art du prompt. <https://drane-versailles.region-academique-idf.fr/spip.php?article792>

Dhorne, L. (2024). *Je maîtrise l'IA pour la formation.* Clic éditions.

Du, X., Wang, L., Li, P., Xie, X., & Jiang, M. (2023). Contrastive decoding: Open-ended question answering with enhanced CoT reasoning. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2302.01551>

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press.
<https://www.deeplearningbook.org/>

Haton, J.-P. (2025). Introduction à l'intelligence artificielle. In Techniques de l'Ingénieur.
<https://www.techniques-ingenieur.fr/actualite/articles/les-grands-modeles-de-lia-142853/>

Lamri, J., Tertrais, G., & Silver, A. (2023). Travailler à l'ère des IA génératives. EMS Editions.
<https://www.cairn.info/travailler-a-l-ere-des-ia-generatives--9782376877806.htm>

La revue IA. (2023). Introduction aux réseaux de neurones transformers.
<https://larevueia.fr/introduction-aux-reseaux-de-neurones-transformers/>

Lendi, S. (2024). Profitez des intelligences artificielles. In Le marketing digital à l'ère de l'IA et du Web3 (pp. 18–32). Vuibert. <https://shs.cairn.info/le-marketing-digital-a-l-ere-de-l-ia-et-du-web3--9782311626483-page-18>

Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., ... & Riedel, S. (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2005.11401>

Minsky, M. (1986). The society of mind. Simon and Schuster.

OpenAI. (2023). GPT-4 technical report. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>

Pibourret, J., & Beaujault, S. (2024). Outil 1. ChatGPT. In La petite boîte à outils des IA génératives pour créer du contenu : 36 outils et 4 plans d'action (pp. 20–22). Dunod.
<https://shs.cairn.info/la-petite-boite-a-outils-des-ia-generatives--9782100865741-page-20>

Sorbonne Université. (2025). Sorbonne Université rejoint une alliance inédite sur l'IA avec Mistral AI. <https://www.sorbonne-universite.fr/actualites/sorbonne-universite-rejoint-une-alliance-inedite-sur-lia-avec-mistral-ai>

Suzgun, M., Scales, N., Schärli, N., Gehrmann, S., Tay, Y., Chung, H., ... & Wei, J. (2023). A survey of reasoning with language model prompting. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2305.10601>

Touzet, C. (1992). Les réseaux de neurones artificiels : Introduction au connexionnisme. HAL AMU. <https://amu.hal.science/hal-01338010>

Vangrunderbeeck, P. (2024). Intégrer l'IA générative dans les stratégies pédagogiques. Cahiers LLL, UC Louvain.
https://oer.uclouvain.be/jspui/bitstream/20.500.12279/1089.3/6/CahierLLL_IAG_OKOER.pdf

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In Advances in Neural Information Processing Systems (Vol. 30). <https://arxiv.org/abs/1706.03762> 25

Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, B., Xia, F., ... & Zhou, D. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2201.11903>

WordReference. (n.d.). Traduction de "prompt". <https://www.wordreference.com/enfr/prompt>

Yang, C., Wang, X., Lu, Y., Liu, H., Le, Q. V., Zhou, D., & Chen, X. (2024). Large language models as optimizers. OpenReview. <https://openreview.net/forum?id=Bb4VGOWELI>

Yao, S., Zhao, J., Kass, R., Cao, S., Guan, Y., & Zhang, C. (2022). ReAct: Synergizing reasoning and acting in language models. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2210.03629>

Zelikman, E., Wu, J., & Goodman, N. D. (2022). The chain of verification: A new framework and dataset for multi-step reasoning in language models. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2204.01943>

Zhou, X., Liu, J., Li, X., & Chen, X. (2023). Persona patterns for language models. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2302.06645>

MERCI