

Modélisation graphique multi-vues de processus d'écriture : vers un système d'aide à la révision littéraire

Emna Ammari¹ Patrice Bellot¹ Christophe Leblay²

(1) Aix Marseille Univ, CNRS, LIS, Marseille, France

(2) Turku Univ, School of Languages and Translation Studies, Finlande

emna.ammari@lis-lab.fr, patrice.bellot@univ-amu.fr,

christophe.leblay@utu.fi

RÉSUMÉ

L'acte d'écriture, processus complexe et non linéaire, recèle des hésitations et des stratégies de révision profondes, invisibles dans le texte abouti. Puissants pour l'assistance à l'écriture, les outils d' IA générative actuels restent néanmoins insensibles aux processus génétiques qui sous-tendent le style d'un auteur, au détriment de la singularité littéraire et de la diversité créative.

À cet effet, cet article propose une modélisation graphique multi-vues de la genèse textuelle, couplée à un système multi-agents LLM guidé par des patterns génétiques appris.

Ce réseau de neurones en graphe (GNN : Graph Neural Network) articule, simultanément et par un apprentissage multi-vues, des dimensions linguistiques (lexicales, syntaxiques et sémantiques), et processuelles (opérations d'écriture et intentions de révisions inférées). Ce faisant, cette architecture ouvre ainsi la voie à une génération augmentée, fidèle et ancrée dans le profil rédactionnel de l'auteur, le tout s'appuyant sur des manuscrits patrimoniaux et traces d'écriture contemporaine.

ABSTRACT

Multi-view graph-based modeling of writing process : toward a literary revision assistance system

Writing is a complex and non-linear process that carries hesitations and deep revision strategies, invisible in the final text. Powerful as writing assistants, current generative AI tools bypass nonetheless the genetic processes underlying an author's style, to the detriment of literary singularity and creative diversity. To this end, this paper proposes a multi-view graph-based modeling of textual genesis, coupled with a multi-agent LLM system guided by learned genetic patterns.

This Graph Neural Network (GNN) simultaneously articulates, through multi-view learning, linguistic dimensions (lexical, syntactic and semantic), as well as processual aspects (writing operations and inferred revision intentions). In doing so, this architecture paves the way for an augmented text generation more grounded in the author's writing profile, drawing on both literary manuscript drafts and digital writing traces.

MOTS-CLÉS : Modélisation de l'écriture littéraire, Réseaux graphiques multi-vues, Multi-agents LLM, Révision assistée par IA, brouillons de manuscrits, données d'écriture enregistrée .

KEYWORDS: Literary writing modeling, Multi-views graph networks, LLM multi-agent, AI-assisted revision, Manuscripts drafts, Keystroke logging data.

1 Introduction

Les outils d'IA générative, s'installent progressivement dans l'ensemble des activités professionnelles et académiques. Cette évolution interpelle en profondeur les pratiques et dispositifs éducatifs. Leur intégration se déploie et se diversifie, investissant inexorablement l'ensemble des sphères pédagogiques (Shi *et al.*, 2025).

Portés par des grands modèles de langage (LLM : Large Language Models) tels que GPT (Generative Pre-trained Transformer) ou LLaMA (Large Language Model Meta AI), ces outils offrent des capacités avancées de génération et de compréhension du langage naturel, et sous-tendent des agents LLM autonomes et interactifs. Ces LLMs demeurent, cependant, limités aux textes produits, ne reproduisant que certains marqueurs linguistiques, sans pour autant saisir la profondeur stylistique d'un auteur (Mikros, 2025), ni les dynamiques rédactionnelles qui la sous-tendent.

Ce déficit de modélisation génétique favorise dès lors l'homogénéisation des productions et l'uniformisation de la singularité créative (Padmakumar & He, 2023). Or, ce sont précisément ces trajectoires de révision, dans leur dynamique réelle, qui constituent la dimension la plus riche et la plus authentique de l'acte d'écriture, et un levier pédagogique puissant pour apprendre la production et la créativité littéraires.

Une telle génération à empreinte stylistique appauvrie conforte ainsi l'idée de (Quaranta, 2025) d'apprendre un modèle d'écriture plutôt qu'un modèle de langue classique, lequel s'apparente à un modèle de l'écrit *a posteriori*, ne rendant pas pleinement compte de la dynamique de l'acte d'écrire. C'est dans cette perspective que cet article propose une modélisation GNN multi-vues de la genèse textuelle, couplée à des agents LLM coordonnés, vers un système interactif d'aide à la révision informé aux patterns rédactionnels de chaque auteur.

Inscrit dans le projet ANR Cré@Lame¹, ce travail exploite deux formes d'écriture complémentaires : patrimoniale et contemporaine, pour une modélisation inédite des processus d'écriture créatifs, contribuant ainsi au développement de nouveaux dispositifs d'assistance à l'écriture.

2 Modéliser le processus d'écriture : entre patrimoine textuel, traces numériques et IA générative

La production littéraire est un processus complexe et non linéaire, fait d'hésitations, de relances et de révisions. La critique génétique, interrogeant les manuscrits comme traces de la genèse textuelle (Grésillon, 2016), révèle que l'écriture ne se réduit pas à son résultat final mais constitue un ensemble d'opérations complexes saisies *in vivo* qui méritent une attention analytique particulière.

L'IA générative ouvre désormais la voie à une assistance littéraire, les textes co-produits étant jugés mieux écrits (Doshi & Hauser, 2024). Ces mêmes auteurs révèlent cependant une tendance à la convergence stylistique collective. Les textes assistés étant plus similaires entre eux que les productions humaines autonomes (Doshi & Hauser, 2024), trahissant ainsi une perte de singularité propre à chaque auteur.

Dans le même sens, (Padmakumar & He, 2023), confirment expérimentalement que la co-écriture avec un LLM *instruction-tuné* (InstructGPT), accroît la similarité inter-auteurs et réduit significativement la diversité lexicale et sémantique globale.

De plus, (Bhandarkar *et al.*, 2024), en testant 12 LLMs pré-entraînés, dont GPT-4 et LLaMA *via* la

1. <https://anr.fr/Projet-ANR-24-CE38-7454>

stylisation par *prompting*, il est confirmé que l'émulation efficace du style d'un auteur particulier reste en deçà des capacités de ces modèles, malgré des performances prometteuses.

En effet, les approches de transfert de style, qu'elles mobilisent le *zero-shot prompting* (Reif *et al.*, 2022), le *fine-tuning* par LoRA (Low-Rank Adaptation) (Liu *et al.*, 2024), ou encore la révision par paires *source/cible* telle que RewriteLM (Shu *et al.*, 2024), opèrent généralement sur des textes aboutis ou des paires statiques. Or, un auteur ne se définit pas uniquement par ce qu'il donne à lire, mais par la manière dont il écrit et révisé.

Dans un autre registre, les systèmes multi-agents LLM pour l'écriture, qu'ils visent la *génération encyclopédique* (STORM) (Shao *et al.*, 2024), la *curation collaborative de connaissances* (Co-STORM) (Jiang *et al.*, 2024), ou encore la *narration fictionnelle* (Agents' Room) (Huot *et al.*, 2024), ne modélisent pas davantage ces dynamiques de révision ni les pratiques génétiques réelles d'un auteur donné.

L'écriture numérique contemporaine offre, quant à elle, une fenêtre d'observation complémentaire et inédite sur le processus en acte. Les logiciels de capture de *keystroke* restituent fidèlement l'ensemble des événements produits lors d'une session, révélant une dimension temporelle invisible dans le texte final (Leblay, 2009). Ils constituent ainsi un matériau pour une modélisation à fine granularité du processus d'écriture. Ces données restent pourtant largement sous-exploitées dans les approches génératives.

(Zafar *et al.*, 2025b,a) franchissent certes une première tentative significative en s'appuyant sur ces mêmes données de *keystroke logging* pour enrichir le feedback formatif généré par des LLMs (Gemini et GPT-4) sur des essais étudiants. Leur approche reste néanmoins focalisée sur l'évaluation pédagogique où les traces sont injectées brutes.

Dans cette même veine, (Bekius, 2021) révèle, via le projet *Track Changes*², le potentiel des données de *keystroke logging* pour une analyse fine mais strictement qualitative des motifs génétiques de l'écriture numérique littéraire, notamment les opérations d'édition et les trajectoires révisionnelles, formalisées en encodage TEI (Text Encoding Initiative) eXtant³.

Contrairement aux approches textuelles classiques, les GNNs offrent une capacité unique de modélisation des relations complexes et multi-granulaires, constituant ainsi un cadre prometteur pour capturer la richesse de la textualisation. Pourtant, les travaux qui les mobilisent restent ancrés dans une vocation structurale, sans apprentissage ni orientation générative.

(Bécotte-Boutin, 2019) propose une représentation par graphe du processus d'écriture à partir des données *keystroke*, précieuse mais caractère-par-caractère, sur une vue unique et non applicable à de grands corpus.

Dans cette lignée, (Tanoï Namio, 2025) définit des indicateurs analytiques caractérisant l'évolution du texte, dont l'*indice de modification* et les *communautés de modification*, regroupements de révisions successives dans une même zone textuelle, sans toutefois dépasser le cadre descriptif.

Malgré leur diversité, aucun de ces travaux ne franchit le seuil d'une modélisation structurée du processus d'écriture à portée générative, motivant l'approche que nous proposons dans cet article.

2. <https://www.huygens.knaw.nl/en/projecten/track-changes-2/>

3. <https://extant-cmg.github.io/eXtant-wiki/loxensis/encoding/the-tags>

3 Vers une génération augmentée à la manière d’un auteur : GNN multi-vues et agents LLM

Écrire à la manière d’un auteur, c’est reproduire son empreinte génétique et sa trajectoire révisionnelle, irréductible à son seul style manifeste. Or, cet ancrage échappe largement aux LLMs, façonnés par le texte abouti, sans accès réel à la genèse textuelle ni aux relations structurelles qui la sous-tendent.

Nous proposons dès lors une architecture graphique multi-vues capturant les patterns de révision profonds d’un auteur, dont les régularités apprises orientent des agents LLM vers une réécriture augmentée en résonance avec sa signature. Cette modélisation multidimensionnelle embrasse l’acte d’écriture dans toutes ses dimensions imbriquées ; du geste d’édition à l’intention stylistique. Nous structurons en conséquence notre architecture en vues complémentaires, chacune encodant une information spécifique et distincte, mais interconnectée, d’une même variante textuelle.

Ainsi, la figure 1 illustre , pour une variante de texte V_t , les cinq niveaux articulés de notre modèle GNN, inscrits dans une trajectoire temporelle $V_0 \rightarrow V_f$ des états éditoriaux du texte, rendant compte de la progression rédactionnelle. En effet, pour chaque variante V_t , ce cadre modélise simultanément l’acte de révision, de l’intention qui l’oriente aux structures syntaxiques et aux concepts sémantiques qu’il transforme.

Ces vues ne sont pas indépendantes, chacune projetant les mêmes unités textuelles sources dans des espaces de représentations distincts, selon une topologie et des relations qui leur sont spécifiques.

La vue orientée-processus orchestre des opérations d’édition (insertions et suppressions) articulées par des relations temporelles tout au long de la genèse. Tissant le fil du texte abouti, la vue lexicale enchaîne les tokens selon leur séquence linéaire. Sous-tendant la structure grammaticale d’une variante textuelle, la vue syntaxique ordonne les unités linguistiques en un réseau de dépendances, où chaque nœud porte une fonction syntaxique distincte. Opérant à un niveau d’abstraction supérieur, la vue sémantique distille le contenu textuel en des composantes conceptuelles, articulées par des relations de rôles thématiques.

Couronnant cet ensemble, les intentions révisionnelles de l’auteur se cristallisent en marqueurs intentionnels dont les relations inter-variantes tracent l’évolution textuelle de V_{t-1} vers V_t . Ces intentions pourraient ainsi être inférées par une *supervision faible* (weak supervision), combinant les règles heuristiques sur des patterns de révision dominants et des signaux de l’évolution linguistique entre variantes successives. Ces labels sont ensuite consolidés par une annotation manuelle d’un sous-ensemble de référence, V_{t_0} marque quant à elle le début de la genèse.

Cet ensemble articulé de vues, bien que structurellement distinctes, est entrelacée par des ponts inter-vues exprimant les correspondances d’impact entre les différentes dimensions.

À titre d’exemple : une intention de clarification se traduit simultanément par des substitutions et des expansions locales de segments, une restructuration syntaxique des éléments modifiés et un glissement sémantique reflétant l’évolution du sens global.

De surcroît, la spatialité absolue de chaque token, telle qu’elle évolue au fil de la transition $V_{t-1} \rightarrow V_t$, constitue l’ancrage propre de la vue lexicale dans le texte final. Ainsi, une opération temporellement tardive peut affecter une position spatialement antérieure (figure 1), révélant le découplage entre l’ordre opérationnel et la position textuelle finale. C’est précisément cette intersection spatio-temporelle, signature des mouvements de curseur révélateurs des pratiques génétiques, qui permet à notre modèle de capturer et d’apprendre la non-linéarité propre à chaque auteur.

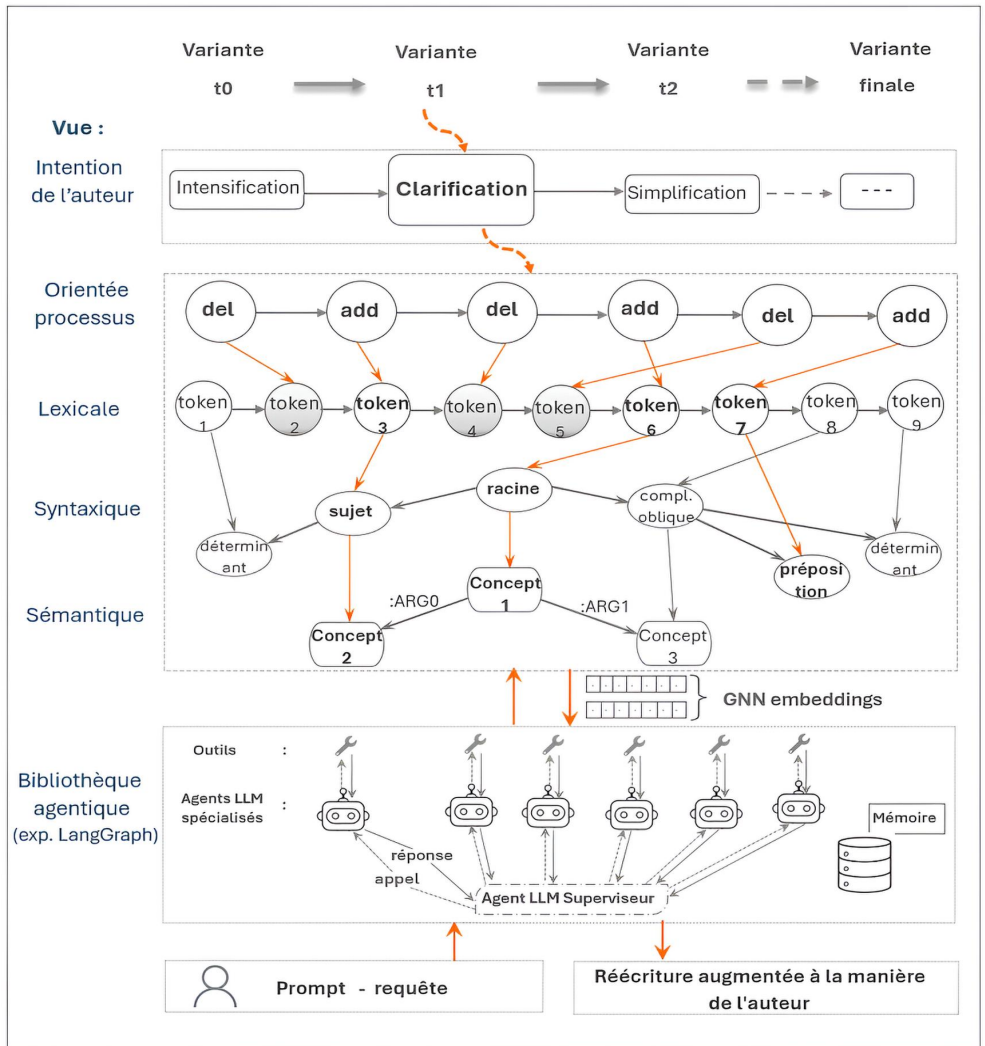


FIGURE 1 – Architecture GNN multi-vues couplée à des agents LLM pour une réécriture augmentée

D'autres vues peuvent également enrichir ce schéma, telle la vue émotionnelle qui traduit l'intensité cognitive du geste d'écriture : densité de révisions, zones d'hésitation et de tension ([Medimorec & Risko, 2017](#)), révélant ainsi des régularités affectives propres à chaque auteur, au gré des traces captées.

Couplée à des agents LLM spécialisés, cette architecture leur transmet les représentations apprises transversalement des différents niveaux textuels du processus d'écriture, sur l'ensemble des variantes d'un auteur.

Ainsi, ces agents, au sens de modules spécialisés capables de raisonnement et d'interaction avec des outils, se répartissent en fonctions complémentaires telles qu'un agent créatif pour la reformulation stylistique guidée par des patterns de révision appris, un agent éditeur chargé des opérations d'édition, un agent critique pour la vérification de la cohérence génétique, ou encore un agent de recherche pour la curation documentaire via une recherche d'information, un agent de planification pour la structuration discursive et un chatbot interactif pour le retour et recueil des préférences de l'utilisateur. Coordinés par une solution telle que *LangGraph*, ces agents peuvent opérer de façon séquentielle en boucle de rétroaction, dont les prompts génératifs sont enrichis par les embeddings du GNN. Chaque suggestion est ainsi mise en regard du modèle révisioennel appris, propre à l'auteur, et réajustée itérativement jusqu'à convergence.

Cette capacité de modélisation offre aux agents un ancrage structuré et inédit dans les pratiques réelles de révision, vers une réécriture augmentée plus proche de la singularité de l'auteur, au-delà de ce que permettent les modèles textuels classiques.

Appelée à être évaluée sur la fidélité stylistique des suggestions générées et la cohérence des intentions révisioennelles inférées, la présente approche trouverait ses métriques dans plusieurs mesures complémentaires. La similarité cosinus entre les embeddings appris et les représentations générées constituerait le pivot évaluatif privilégié pour la cohérence génétique.

À ces instruments s'ajouteraient des métriques de génération de texte éprouvées telles que SARI ([Xu et al., 2016](#)) pour l'évaluation des opérations d'édition, BERTScore ([Zhang et al., 2019](#)) pour la cohérence sémantique, et BLEU/ROUGE ([Papineni et al., 2002](#); [Lin, 2004](#)) pour la fidélité lexicale. Une évaluation de la précision des intentions inférées par rapport aux annotations de référence viendrait parachever ce dispositif évaluatif. S'y accolerait enfin, une génération LLM non conditionnée servirait ainsi de référence comparative minimale.

Extractible et visualisable, cette signature génétique ouvre également la voie à une dimension pédagogique, permettant de voir et d'analyser les trajectoires créatives des écrivains patrimoniaux comme contemporains, en ce sens que chaque suggestion de réécriture peut être retracée et étayée par les vues qui l'ont orientée.

4 Matériaux empiriques : manuscrits patrimoniaux et traces d'écriture numérique

Notre approche exploite deux sources de données complémentaires au sein du projet Cré@Lame. Elle s'appuie sur des données inédites suivantes, issues d'archives littéraires et de l'enregistrement de pratiques d'écriture numérique, afin d'enrichir les études sur les processus de textualisation.

Les manuscrits patrimoniaux recèlent des témoignages matériels uniques de la genèse des œuvres, dont les brouillons de Marcel Proust constituent le corpus central, d'une grande richesse encore peu

exploitée dans une perspective computationnelle et générative. Ces documents offrent des traces de révisions profondes : ratures, déplacements de blocs, gloses marginales (Grésillon, 2016), formant une source d’annotations génétiques spécifiques à chaque auteur.

À cet égard, leur restitution dynamique est assurée par Schnappi⁴, logiciel développé par (Butzek, 2023) dans le cadre de sa thèse au CIELAM (Centre Interdisciplinaire d’Étude des Littératures d’Aix-Marseille), permettant de rejouer, sous forme filmique, l’intégralité du processus d’écriture (insertions, déplacements, ratures) telles qu’elles se déploient sur les brouillons.

Les données d’écriture contemporaine enregistrées (*keystroke logging data*) sont constituées de logs numériques collectés via Inputlog⁵ (Leijten & Van Waes, 2013), un logiciel qui enregistre automatiquement et à haute granularité l’ensemble des frappes, des pauses, des mouvements de curseur et des changements d’application lors d’une session d’écriture horodatée à la milliseconde. Ces logs offrent ainsi un aperçu direct et précis de la genèse en acte : interruptions et pauses fines, fautes de frappe, séquence temporelle exacte des opérations et rythme rédactionnel : autant de dimensions invisibles dans les traces manuscrites.

Ces deux sources, aux formats et granularités hétérogènes, soulèvent un défi d’alignement et de formalisation. En effet, Schnappi reconstruit a posteriori la genèse manuscrite dans ses grandes lignes, tandis que InputLog en traque chaque infime mouvement de l’acte d’écriture numérique. Tous deux génèrent ainsi des logs denses de frappes brutes, caractère par caractère, dont la disparité d’échelle complique toute exploitation graphique directe. Un cadre commun s’impose dès lors, préservant la richesse de chacune et jetant les bases d’une modélisation graphique multi-vues cohérente, quel que soit le corpus traité.

En croisant ces deux modalités d’écriture, patrimoniale et contemporaine, l’approche proposée poserait les jalons d’une plateforme expérimentale capable d’analyser et de simuler des trajectoires de révision, enrichissant ainsi les approches d’IA générative en matière de créativité littéraire.

5 Conclusion et perspectives

Cet article a introduit une modélisation inédite de la genèse textuelle par GNN multi-vues, couplée à des agents LLM coordonnés, ouvrant la voie vers une assistance à la révision littéraire augmentée, en résonance avec les dynamiques rédactionnelles et génétiques propres à chaque auteur.

Au-delà de la génération de texte, cette architecture ouvre des usages concrets dans les contextes éducatifs et patrimoniaux. Le profil génétique appris, révélé dans toute sa richesse, constitue un levier pédagogique aux dimensions variées. Ce dispositif pourrait ainsi se décliner en un cadre des régularités révisionnelles, telles qu’un relevé des patterns émergentes (révisions contextuelles tardives, suppressions massives, substitutions récurrentes) ou encore une carte des intentions inférées. Ce faisant, il rendrait visible ce qui demeure ordinairement opaque dans le texte abouti.

Plus encore, dans un contexte de formation à la révision, la visualisation des stratégies d’écriture, telles que les intentions dominantes ou les zones d’hésitation, offrirait aux enseignants un outil d’analyse et de retour formatif sur les pratiques de leurs apprenants. Ceux-ci pourraient également confronter leurs propres trajectoires révisionnelles à celles d’un auteur de référence, développant ainsi une conscience métacognitive de leurs stratégies d’écriture. Cet ancrage comparatif les guiderait progressivement vers une maîtrise plus fine du geste scriptural.

4. <https://cielam.univ-amu.fr/publications/presentation-video-schnappi>

5. <https://www.inputlog.net/>

Dans le domaine patrimonial, entraîné sur les cahiers de brouillons d'un auteur tel que Proust, le modèle pourrait proposer aux éditeurs et chercheurs des suggestions cohérentes avec son style révisionnel appris, pour les passages fragmentaires ou illisibles, chaque suggestion étant retracée et étayée par les vues qui l'ont orientée.

En l'état, l'architecture présentée demeure conceptuelle et prospective, les axes expérimentaux envisagés constituent les prochaines étapes du projet ANR Cré@Lame, dont l'implémentation est en cours. Cette approche pose ainsi les jalons d'une IA générative plus sensible à la créativité littéraire humaine, par l'apprentissage d'un modèle d'écriture plutôt qu'un modèle de langue classique.

Références

BÉCOTTE-BOUTIN H.-S. (2019). *Analyse et visualisation du processus d'écriture à l'aide des graphes*. Ecole Polytechnique, Montreal (Canada).

BEKIUS L. (2021). The reconstruction of the author's movement through the text, or how to encode keystroke logged writing processes in tei-xml. *Variants. The Journal of the European Society for Textual Scholarship*, (15-16), 3–43.

BHANDARKAR A., WILSON R., SWARUP A. & WOODARD D. (2024). Emulating author style : A feasibility study of prompt-enabled text stylization with off-the-shelf llms. In *Proceedings of the 1st Workshop on Personalization of Generative AI Systems (PERSONALIZE 2024)*, p. 76–82.

BUTZEK A.-M. (2023). *Les processus de l'écriture littéraire du point de vue génétique et psycholinguistique : Étude de cas*. Thèse de doctorat, Aix-Marseille.

DOSHI A. R. & HAUSER O. P. (2024). Generative ai enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science advances*, **10**(28), eadn5290.

GRÉSILLON A. (2016). *Éléments de critique génétique. Lire les manuscrits modernes*. CNRS éditions.

HUOT F., AMPLAYO R. K., PALOMAKI J., JAKOBOVITS A. S., CLARK E. & LAPATA M. (2024). Agents' room : Narrative generation through multi-step collaboration. *arXiv preprint arXiv :2410.02603*.

JIANG Y., SHAO Y., MA D., SEMNANI S. & LAM M. (2024). Into the unknown unknowns : Engaged human learning through participation in language model agent conversations. In *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, p. 9917–9955.

LEBLAY C. (2009). La question du «déjà écrit» dans le processus d'écriture observé en temps réel. une contribution de la génétique à la didactique. *Modèles linguistiques*, **30**(59), 153–176.

LEIJTEN M. & VAN WAES L. (2013). Keystroke logging in writing research : Using inputlog to analyze and visualize writing processes. *Written Communication*, **30**(3), 358–392.

LIN C.-Y. (2004). Rouge : A package for automatic evaluation of summaries. In *Text summarization branches out*, p. 74–81.

LIU X., DIDDEE H. & IPPOLITO D. (2024). Customizing large language model generation style using parameter-efficient finetuning. In *Proceedings of the 17th International Natural Language Generation Conference*, p. 412–426.

MEDIMOREC S. & RISKO E. F. (2017). Pauses in written composition : On the importance of where writers pause. *Reading and Writing*, **30**(6), 1267–1285.

MIKROS G. (2025). Beyond the surface : stylometric analysis of gpt-4o's capacity for literary style imitation. *Digital Scholarship in the Humanities*, **40**(2), 587–600.

- PADMAKUMAR V. & HE H. (2023). Does writing with language models reduce content diversity? *arXiv preprint arXiv :2309.05196*.
- PAPINENI K., ROUKOS S., WARD T. & ZHU W.-J. (2002). Bleu : a method for automatic evaluation of machine translation. In *Proceedings of the 40th annual meeting of the Association for Computational Linguistics*, p. 311–318.
- QUARANTA J.-M. (2025). Intelligence artificielle et création littéraire : expériences et perspectives. *Interfaces numériques*, **14**(1).
- REIF E., IPPOLITO D., YUAN A., COENEN A., CALLISON-BURCH C. & WEI J. (2022). A recipe for arbitrary text style transfer with large language models. In *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2 : Short Papers)*, p. 837–848.
- SHAO Y., JIANG Y., KANELL T., XU P., KHATTAB O. & LAM M. (2024). Assisting in writing wikipedia-like articles from scratch with large language models. In *Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies (Volume 1 : Long Papers)*, p. 6252–6278.
- SHI Y., YU K., DONG Y. & CHEN F. (2025). Large language models in education : a systematic review of empirical applications, benefits, and challenges. *Computers and Education : Artificial Intelligence*, p. 100529.
- SHU L., LUO L., HOSKERE J., ZHU Y., LIU Y., TONG S., CHEN J. & MENG L. (2024). RewritelM : An instruction-tuned large language model for text rewriting. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 38, p. 18970–18980.
- TANOÏ NAMIO F. (2025). *Analyse des Graphes issus d'un processus d'écriture*. Thèse de doctorat, Polytechnique Montréal.
- XU W., NAPOLES C., PAVLICK E., CHEN Q. & CALLISON-BURCH C. (2016). Optimizing statistical machine translation for text simplification. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, **4**, 401–415.
- ZAFAR S., MINHAS S., ZAIDI S. A. H., NAEEM A. & ALI Z. (2025a). " i wrote, i paused, i rewrote" teaching llms to read between the lines of student writing. *arXiv preprint arXiv :2506.08221*.
- ZAFAR S., YOUSAF S. & MINHAS M. S. (2025b). " can you see me think?" grounding llm feedback in keystrokes and revision patterns. *arXiv preprint arXiv :2508.13543*.
- ZHANG T., KISHORE V., WU F., WEINBERGER K. Q. & ARTZI Y. (2019). Bertscore : Evaluating text generation with bert. *arXiv preprint arXiv :1904.09675*.