

Vers une synthèse neuro-symbolique des dossiers médicaux électroniques

De GraphSynth aux LLMs multimodaux

Amal Beldi Salma Sassi Richard Chbeir Abderrazek Jemai

Atelier EGC 2026

Contribution architecturale : le graphe au cœur, le MLLM sous contrôle (factualité & traçabilité).

Contexte : pourquoi les Dossiers Médicaux Electroniques (DME) sont difficiles à résumer

- Dossiers volumineux, hétérogènes (textes, examens, prescriptions, signaux)
- Dimension temporelle forte (trajectoires, épisodes, événements)
- Besoin de synthèses **ciblées** (selon tâche clinique et profil médecin)

En clinique, une synthèse doit être utile *et* justifiable.

- Hallucinations factuelles
- Absence de traçabilité du raisonnement
- Faible intégration des connaissances structurées
- Exigences cliniques : auditabilité et confiance

Une réponse sans preuve n'est pas acceptable en contexte médical.

| Approche | Factualité | Traçabilité | Patient-centré | Personnalisation |
|---------------------------|------------|-------------|----------------|------------------|
| LLM seul | × | × | × | × |
| RAG textuel | △ | △ | △ | × |
| KG externe (UMLS, SNOMED) | ✓ | ✓ | × | × |
| Notre approche | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |

✓ : *bon* △ : *partiel* × : *insuffisant*

On compare surtout des *niveaux de contrôle clinique* (et pas seulement des modèles).

- Produire des synthèses plus factuelles
- Améliorer l'explicabilité (preuves)
- Adapter la synthèse au profil du médecin

Le MLLM génère, le graphe contrôle.

Rôle

Transformer un DME hétérogène en un graphe patient-centrique exploitant explicitement relations et temporalité.

- Unification des sources (documents, mesures, prescriptions, événements)
- Encodage des relations sémantiques et temporelles
- **Référence factuelle commune** pour synthèse & vérification

But

Produire une vue compacte et pertinente du dossier **selon** (i) une tâche clinique T et (ii) un profil utilisateur UP .

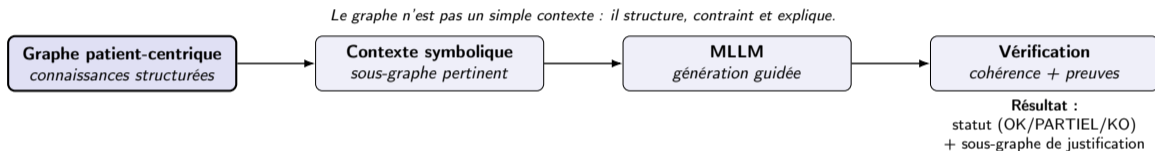
- Opérateurs : filtrer, transformer, extraire, abstraire, calculer
- **Réduction structurée** + focalisation sur l'important (trajectoire, récence)
- Personnalisation : généraliste vs spécialiste (granularité et contenu)

Pourquoi RDF ?

Interopérabilité, requêtabilité, structuration TBox/ABox, support naturel pour la vérification.

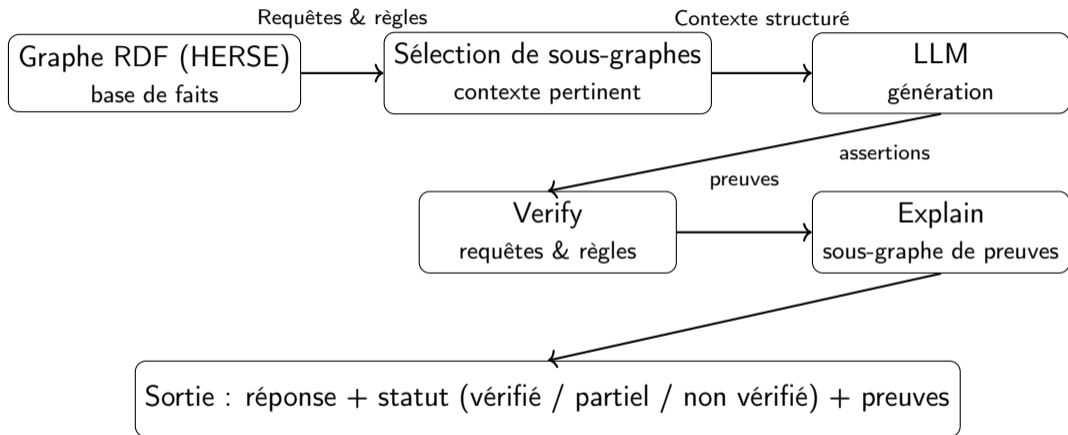
- Traduction du graphe résumé vers un KG RDF
- Optimisation (HERSE) : graphe plus compact et plus interrogeable

Sortie : un graphe de connaissances patient-centrique optimisé G_{RDF}^* .



Positionnement : le MLLM est un composant génératif intégré dans un cadre symbolique.

Architecture de raisonnement contrôlé : générer, vérifier, expliquer



Message clé : Le LLM génère, le graphe contraint et explique.

Scénario

Préparer une consultation : synthèse d'un patient diabète type 2 (événements récents, traitements, mesures, complications).

- **Entrée** : DME hétérogène + profil (ex. généraliste / endocrinologue)
- **Sortie** : résumé + **statut de vérification** + **sous-graphe preuve**
- **Bénéfice** : réduction des assertions non supportées + auditabilité

Question clinique :

« Quels sont les événements récents et le contrôle glycémique ? »

Réponse MLLM :

Synthèse textuelle (médicaments, HbA1c, événements, dates) + normalisation.

Statut : OK / PARTIEL / KO

Preuve : sous-graphe G_{exp}

Le module ne « corrige » pas automatiquement : il rend explicite ce qui est supporté par le dossier.

- L'idée d'évaluation est de comparer :
 - un MLLM avec contexte textuel et un MLLM conditionné par le graphe.
- La vérification dépend de l'extraction d'entités / relations (NER / RE)
- Les critères incluent :
 - **Factualité** : proportion d'assertions réellement supportées par le dossier
 - **Taux d'hallucinations** : assertions générées mais absentes du graphe,
 - **la couverture explicative**
 - **Dépendance à la qualité du graphe** (complétude, bruit)
 - Multimodalité (images/signaux) : extension progressive

Cadre testable et auditable : priorité à la confiance clinique.

- Le **graphe patient-centrique** est la mémoire et la référence factuelle
- Le MLLM devient un **générateur contrôlé**, pas un raisonneur central
- Verify & Explain apporte une **explicabilité par construction** (preuves)

En clinique, générer ne suffit pas : il faut vérifier et expliquer.

Questions ?

Slides (détails méthodologiques).

Tableau comparatif (version détaillée)

| Approche | Factualité / traçabilité | Structure exploitée | Limites principales |
|----------------------------|--|-------------------------------------|--|
| LLMs sans contexte | Hallucinations fréquentes ; pas de traçabilité vers le DME | Texte brut | Pas de preuves, pas de contrôle, pas de personnalisation |
| RAG textuel classique | Factualité moyenne ; traçabilité limitée aux passages | Segments textuels isolés | Contexte volumineux/bruité ; vue fragmentée |
| KG externes (UMLS, SNOMED) | Bonne pour la connaissance générale | Ontologies génériques | Non patient-centré ; peu de temporalité clinique |
| Summarization de graphes | Bonne si graphe source robuste | Sous-graphes / schémas | Perte d'information ; dépend de l'objectif |
| Notre approche | Élevée via contraintes + vérification | Graphe résumé patient-centré | Dépend de la qualité du graphe ; nécessite un pipeline dédié |

Algorithme 1 (backup) — Pipeline neuro-symbolique

Entrées / sorties

Entrées : D (DME), T (tâche), UP (profil utilisateur), O (ontologies), Θ (paramètres).

Sorties : R (réponse), G_{exp} (sous-graphe de preuves).

- 1 **BuildDG** : projeter le DME dans un graphe de données DG .
- 2 **DGsumm** : appliquer *display/filtrate/transformate/calculate/abstract* \rightarrow graphe résumé GS .
- 3 **RDF-GraphSyn** : traduire $GS \rightarrow G_{RDF}$, puis **HERSE** : optimiser $\rightarrow G_{RDF}^*$.
- 4 **BuildContext/BuildPrompt** : sélectionner + linéariser un sous-graphe pertinent \rightarrow prompt P .
- 5 **QueryMLLM** : générer une réponse brute A_{raw} , puis **PostProcess** $\rightarrow A$.
- 6 **VerifyAndExplain** : comparer A à G_{RDF}^* \rightarrow statut + G_{exp} .
- 7 **FormatAnswer** : rendre $R = (A, statut, preuves)$.

Objectif

Attribuer un statut (**OK** / **PARTIEL** / **KO**) à la réponse du MLLM et produire un sous-graphe G_{exp} qui justifie les assertions supportées.

- 1 **Extraction** : extraire des triplets/rerelations E depuis le texte (NER + extraction relationnelle).
- 2 **Vérification** : pour chaque assertion (s, r, o) , vérifier l'existence d'un triplet ou chemin dans G_{RDF}^* .
- 3 **Preuves** : agréger les chemins/sous-graphes témoins $\rightarrow G_{exp}$.
- 4 **Score** : $score = \frac{nb_{supportees}}{nb_{total}}$.
- 5 **Décision** : comparer à des seuils $\theta_{OK}, \theta_{PARTIEL}$.