

動的知識グラフの状態を測る統一ゲージ・フレームワーク の提案

—Gauge what Knowledge Graph needs.

宮内和義*

2025年11月19日改訂版草稿

概要

私たちは、動的に成長する知識グラフにおいて「いつ受け入れるか (When)」を決める規範が欠落しているという根本課題に対し、**単一ゲージ \mathcal{F}** を用いた統一制御 (geDIG) を提案する。 \mathcal{F} は正規化編集経路コスト (ΔEPC ; 実際に適用した編集列のコスト) と情報利得 (シャノンエントロピー差 ΔH と経路短縮 ΔSP) を統合し、**0-hop** の曖昧検知 (AG) と **multi-hop** の洞察確認 (DG) という二段ゲートで、**探索／統合／バックトラック／エビクション**をイベント駆動で横断制御する。

本稿の新規性は次の3点に集約される。(i) **設計の单一化**: 静的 RAG では \mathcal{F} を再ランキングの連続弱化として用い、動的 RAG では更新ゲートとして用いることで、“What を選ぶ”と“What 受容する”を同一指標に束ねた。(ii) **運用の実装性**: Linkset 固定・正規化上界・相対 SP などの固定寸により、equal-resources かつ no-peeking な比較で、P50/P95 の遅延上限を守りながら 0/多ホップの整合を実現する。(iii) **理論との橋渡し**: FEP-MDL ブリッジを操作的命題として提示し、 $\mathcal{F} \propto \Delta MDL + O(1/N)$ の関係（仮定下）と自由エネルギー的な読み替えを与える（過度な同値主張は避ける）。

実験的には、**迷路 PoC** と **RAG** の双方で検証する。迷路では、 \mathcal{F} の閾値分位 (AG/DG) を用いたバックトラックの自動化により、冗長分岐の抑制とステップ削減を示す。静的 RAG では、equal-resources 下で **EM/F1** と根拠整合の改善傾向を確認し、動的 RAG では、Acc/FMR/遅延 (P50) から構成される **PSZ (Perfect Scaling Zone)** を **SLO** として採用し、**PSZ 短欠 s_{PSZ}** の一貫した縮小と AG/DG 決定ログの可観測化を提示する (PSZ 帯への完全到達は現状未達)。さらに、アブレーションにより、 ΔEPC / ΔH / ΔSP / 0-hop / multi-hop / ゲートの各構成要素が有意に寄与することを示す。

本研究は、**理論の厳密性よりも運用可能性**を優先した最小の反証可能な仮説として位置づける。コード・スクリプト・閾値分位の設定 (burn-in)・可視化を再現経路として公開し、読者が“いつ機能したか”を追跡できる実装 (AG/DG 時系列・ゲージ分布・Operating Curves) を提供する。Phase 2 (オンライン再配線) は設計スケッチに留め、数学的厳密化と大規模検証は今後の共同研究に委ねる。

用語と記号 (早見表)

本稿で用いる主な記号は表??にまとめた。特に、情報利得の構成は式(??)、正規化エントロピー差は式(??)を参照されたい。詳細は §?? (統合指標 \mathcal{F} の定義) に記す。

* 連絡先: miyauchikazuyoshi@gmail.com

短式と符号規約（要約）

本稿の既定の短式と符号は次の通りである（§?? の詳細を参照）。

短式: $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda(\Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel})$ 。

符号規約: $\Delta H_{norm} = (H_{after} - H_{before}) / \log K$ （秩序化 = 低下で負）、 $\Delta SP_{rel} = (L_{before} - L_{after}) / \max\{L_{before}, \varepsilon\}$ （短縮で正）。 \mathcal{F} は小さいほど良い（構造コストが低く、情報整理が進むほど小）。

研究課題と仮説

- **RQ1（同時制御）**: 単一ゲージ \mathcal{F} と二段ゲート（AG/DG）で、探索（幅/深さ/バックトラック）と統合（受容/棄却/保留）および記憶操作（エビクション）を同時に安定制御できるか。
- **RQ2（弁別）**: AG/DG により、真の洞察（橋 = 短絡）と擬似洞察（誤誘導/微小改善）を弁別できるか（汚染率 ↓、pending→confirmed 率 ↑）。
- **RQ3（運用的整合）**: $\Delta IG (= \Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel})$ と ΔMDL の比例が、提示した仮定の下で実運用上の近似として一貫して機能するか。

■PSZ/SLO の定義と集計 本稿の SLO として PSZ (Perfect Scaling Zone) を用いる。

目標は 3 指標の同時充足である：

$$Acc \geq 0.95, \quad FMR \leq 0.02, \quad P50_{\Delta lat} \leq 200 \text{ ms} \quad (1)$$

ここで $P50_{\Delta lat}$ は追加レイテンシの中央値（第 2 四分位）。各指標はスライディング窓幅 W （既定 $W=100$ クエリ）で算出し、分位は実測に基づく。

短欠の定義。3 軸の目標違反度を無次元化して重ね合わせた短欠 s_{PSZ} を

$$s_{PSZ} = \max(0, 0.95 - Acc) + \max(0, FMR - 0.02) + \max(0, \frac{P50_{\Delta lat} - 200 \text{ ms}}{200 \text{ ms}}) \quad (2)$$

と定め、 $s_{PSZ}=0$ を達成境界とする（重みは等重み；運用要件に応じ変更可）。

成功基準の例：PSZ（受容 $\geq 95\%$ 、FMR $\leq 2\%$ 、追加 $P50 \leq 200 \text{ ms}$ ）準拠の操作点、迷路におけるステップ/冗長枝 ↓、RAG における汚染率 ↓・ pending→confirmed ↑。

1 はじめに

本稿は、洞察（insight）を「離散的エピソードが瞬時に連結される現象」とする作業仮説を探る。本仮説は海馬リプレイ（覚醒・睡眠期の順行・逆行再生）に関する先行研究と整合的である[?, ?, ?]。言い換えると、「ひらめき」の瞬間を、ばらばらだった経験や記憶が一気につながり直し「あ、こういうことか」と全体像が見える現象として捉える。この直観をナレッジグラフの更新アルゴリズムに適用できると仮説し、知識グラフ上の構造統合（EPC の抑制）と情報整理（エントロピーの減少）の同時発生として操作化する。その上で、単一スカラー geDIG により検出と制御を行う。ここで geDIG（ジーディグ）は *graph edit Distance and Information Gain* の略であり、既存グラフに対する編集経路コストの変化と情報利得（秩序化 + 経路短縮）を一つのゲージ \mathcal{F} に束ね、静的/動的 RAG の双方で「いつ受容するか（When）」を判定する枠組みである。

■用語の最小導入 本稿で用いる主要語を、序論時点で最小限だけ導入しておく：

- **geDIG**: *graph edit Distance and Information Gain* の略。編集経路コスト増分 ΔEPC と情報利得 ΔIG を単一ゲージ \mathcal{F} で評価し、動的知識グラフの「受容/棄却/保留」を制御する枠組み（詳細は §??, §??）。
- **RAG** (Retrieval-Augmented Generation; 検索拡張生成)：検索結果を生成モデルに渡し応答を得る枠組み。
- **単一ゲージ \mathcal{F}** : 正規化編集経路コスト (ΔEPC_{norm}) と情報利得 ($\Delta IG_{norm} = \Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel}$) のバランスを取る一つの指標（完全定義は §??）。
- **AG/DG**: 0-hop の曖昧検知 (AG; Attention Gate) と multi-hop の確証 (DG; Decision Gate) から成る二段ゲート（設計は §??）。
- **PSZ/FMR/ZSR**: PSZ (Perfect Scaling Zone; Acc/FMR/P50 による運用帯), FMR (False Merge Rate; 受容上の偽受理率), ZSR (Zero-Search Rate; 0-hop 即応答の割合)。
- **$\Delta EPC/\Delta H/\Delta SP$** : ΔEPC は編集経路コストの正規化差分（構造コスト）、 ΔH はシャノンエントロピーの正規化差分（秩序化）、 ΔSP は平均最短路長の変化（経路短縮）を表す（簡約形は §??、完全な定義は §??）。

■研究の立場と投稿方針 本研究は、在野の独立研究者が AI (大規模言語モデル) との対話に触発されて着手した試みである。理論の完全性よりも、最小の運用仮説を再現・反証可能な形で提示することを目的とし、AI の補助（情報整理・言語化）を受けつつ日本語で理論と実装を構造化した。PSZ 未達や計算資源の制約を踏まえ、本稿の投稿は完成の宣言ではなくコミュニティへの問い合わせであり、理論および実験設計に対するレビュー・再現・批判的検証を広く求める。論文内容と解釈の最終責任は著者にある。

以降では、単一ゲージ \mathcal{F} の理論設計と運用設計（ゲート・アーキテクチャ）、および迷路/RAG による実験評価を順に示す。

■本稿のメッセージ (Phase 1/Phase 2) （用語約束）Phase 1 はオンライン運用フェーズ、Phase 2 はオフライン最適化フェーズを指す。Phase 1 では、RAG における クエリ中心の評価と制御を通じて LLM 幻覚や検索精度といった実務課題に取り組み、制約付きの実運用 (PoC/パイロット) に直ちに適用可能な運用設計を与える。Phase 2 では、FEP-MDL ブリッジに基づく 大域再配線 という理論課題を開く（本稿では設計スケッチを提示）。

1.1 課題のコア

静的 RAG は何を取るか (What) の最適化に長ける一方、いつ受け入れるか (When) の規範がなく、汚染/冗長/遅延のトレードオフが場当たり化しやすい。geDIG は単一ゲージ \mathcal{F} (定義は §??) と二段ゲート (AG/DG) により、“曖昧なら探索を深化 (AG) / 短絡が確認された時だけ統合 (DG)”をイベント駆動で行う。RAG へ写すと、FMR↓ (偽受理率の低減)・PSZ 近傍への接近・多ホップ選別が同一ロジックで駆動される。

2 背景と概要

2.1 動的 RAG の文脈

静的な Retrieval-Augmented Generation (RAG) は **何を取るか (What)** の最適化に長ける一方、いつ受け入れるか (**When**) の規範を欠くため、知識汚染や冗長化、応答遅延といったトレードオフが場当たり化しやすい。本稿では、静的 RAG (常時検索) と動的 RAG (不確実時の検索／確認時の更新) の役割分担を図?? と表?? に整理し、動的側で When を明示的に制御する必要性を前提とする。

図表の要点 図?? は、**静的 RAG (单一ラウンド)** と **動的 RAG (イベント駆動)** の処理フローを並置する。表?? は、目的・判断基準・運用の観点で **両者の責務分担** を簡潔に対比する（静的は品質上限評価、動的は受容タイミングと更新健全性の運用評価）。

2.2 評価指標と成功基準

静的/動的 RAG の比較には、従来の正答率指標 (EM/F1) や根拠整合性に加え、動的側特有の運用軸が必要である。本稿では、受容上の偽受理率としての FMR (False Merge Rate)、受容率・FMR・追加 P50 遅延の三つを同時に扱う目標帯域 PSZ (Perfect Scaling Zone)、および 0-hop 即応答の割合 ZSR (Zero-Search Rate) を導入し、 s_{PSZ} による「PSZ からの短欠」を最小化することを動的実験の成功基準とする。正確な定義や測定条件は §?? に集約する。

2.3 geDIG フレームワークの概要

動的に変化する知識グラフに新たなエピソードが注入される場面を考える。このときシステムは、グラフ構造を編集（ノード・エッジの追加）してエピソードを統合すべきか、あるいは統合せず現行知識で対処すべきかを即座に判断しなければならない。その判断には、構造編集によるコストと情報利得（秩序化+経路効率）の天秤が必要である。

短式（概要） geDIG (*graph edit Distance and Information Gain*) は、編集経路コストと情報利得の **正規化差分**を統合し、両者のバランスを **単一の評価関数**として扱う：

$$\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}, \quad \Delta IG_{norm} = \Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel}. \quad (3)$$

ここで ΔEPC_{norm} は正規化編集経路コスト、 ΔH_{norm} はエントロピーの正規化差分、 ΔSP_{rel} は平均最短路長の相対短縮であり、 \mathcal{F} は小さいほど「構造コストが低く、情報整理が進んだ統合」であると解釈する（完全な定義は §??）。

二段ゲートの直観 geDIG は \mathcal{F} を 0-hop と multi-hop の二段階で評価する。0-hop のゲート AG (Attention Gate) は、仮配線直後の悪化 (g_0 高値) を捉え、 $g_0 > \theta_{AG}$ のときにのみ検索・探索を深化させる。一方 multi-hop のゲート DG (Decision Gate) は、最短路の短縮など構造的ショートカットの出現で g_{min} が十分に低下した場合に $\min\{g_0, g_{min}\} \leq \theta_{DG}$ を満たすかどうかを見て、受容/更新を確定する（閾値は分位校正；詳細は §??, §??）。

2.4 本稿の貢献（正式版）

本節に本稿の 正式な貢献を示す。

- **One-Gauge 統合制御:** 構造コスト (ΔEPC ; 編集経路コストの正規化差分) と情報利得 ($\Delta H + \gamma \Delta SP$; エントロピー低下と平均最短路長短縮) を **単一スカラー \mathcal{F}** に統合する。さらに、**AG/DG の二段ゲート**で探索・配線・バックトラック・エビクションをイベント駆動で制御する (§??, §??)。
- 静的 → 動的の統一プロトコル: 静的 RAG (更新なし) と動的 RAG (更新あり) を **共通条件** (§??, §??) で比較可能にした。さらに、横断的な評価指標として **PSZ/FMR/P50/ZSR** を定義する (評価条件の用語は用語注を参照)。
- 可観測化: AG/DG の発火・確定・ロールバックの **決定ログとゲージ時系列** ($(g_0, g_{\min}, b(t))$) を公開し、“いつ機能したか”を追跡可能にする。例: ゲーティング時系列の可視化 (図 ??)。
- **Phase 1 横断実証 (迷路 PoC):** 部分観測迷路で、静的は弱化 ($\sigma(\tau \mathcal{F})$) により EM/F1/根拠整合を改善。動的は AG/DG 制御により冗長分岐の抑制とステップ削減を示す (§ 実験 II; 図表は該当節を参照)。
- **Phase 1 横断実証 (RAG, 500 クエリ/50 ドメイン):** equal-resources 下で、静的は性能を維持。動的は PSZ 指標で **sPSZ** 短欠が改善傾向 (図 ?? など)。
- **理論ブリッジ (操作的命題):** $\mathcal{F} \propto \Delta MDL + O(1/N)$ の **操作的対応** (仮定下) を提示し、自由エネルギーの語彙への熱力学的読み替えを与える (§??; 写像ノート §??)。
- **最小構造の予備的証拠:** DG で選別した 30 ノード級サブグラフの **洞察ベクトル** が LLM 応答方向と整合する傾向 ($\Delta s > 0$) を報告する (因果は未主張; § 実験 IV)。

3 提案手法の詳細: 単一ゲージ \mathcal{F} と二段ゲート

■章の概要 動的知識グラフへのエピソード挿入シナリオと課題設計—動的に変化する知識グラフに新たなエピソードが注入される場面を考える。このときシステムは、グラフ構造を編集 (ノード・エッジの追加) してエピソードを統合すべきか、あるいは統合せず現行知識で対処すべきかを即座に判断しなければならない。その判断には、構造編集によるコストと情報利得 (秩序化+経路効率) の天秤が必要である。すなわち、新規ノード接続に伴う編集経路コスト (EPC) の増大というコストと、エピソードによってもたらされる秩序化 (= H の減少) と経路効率の向上 (= 平均最短路長の減少) による利得とのトレードオフである (定義は §??)。

本章では、編集経路コストと情報利得の **正規化差分** をどのように定式化し、单一ゲージ \mathcal{F} と二段ゲートへ落とし込むかを詳述する (概要是式 (??) および前節を参照)。

読者ガイド 本章は \mathcal{F} を中心に、(i) 定義と符号規約 (§??)、(ii) 0-hop / multi-hop の役割 (§3.7)、(iii) ゲート機構 (§??) の順に要点を示す。詳細な導出や拡張 (例: オフライン再配線) は後半節に分離している。

■0-hop と multi-hop の役割 (概要) 0-hop は曖昧検知として、仮配線直後の悪化 (g_0 高値) を捉える。一方 multi-hop は洞察確認として、最短路の短縮など構造的ショートカットの出現で g_{\min} が十分に低下するかを評価する (最小例は図 ??)。

■ゲート機構 (概要) 二段ゲートは、 $g_0 > \theta_{AG}$ で探索を深化 (AG)、 $\min\{g_0, g_{\min}\} \leq \theta_{DG}$ で受容/更新 (DG) を確定する (閾値は分位校正; §??)。

4 評価プロトコル（共通）

静的/動的の比較は、以降の各章で差分のみを述べ、共通条件はここに集約する（詳細は §??）。*1

- **知識源/検索/LLM:** コーパス・リトリーバ・生成設定（プロンプト/温度/トークン）を共通化。
- **測定系:** EM/F1、引用/Path Faithfulness、レイテンシ（P50 実測）。動的では汚染率（FMR; 受容上の偽受理）、PSZ（Acc/FMR/P50 の SLO）、ZSR（0-hop 即応答）も併記。
- **等資源:** 埋め込み/ANN/Top- k /LLM/温度/トークン/HW/並列/計測を固定。圧縮表は補遺の表に掲載。
- **分割と較正:** train/val/test に分け、ゲート (θ_{AG}, θ_{DG}) は val で較正し test に固定。

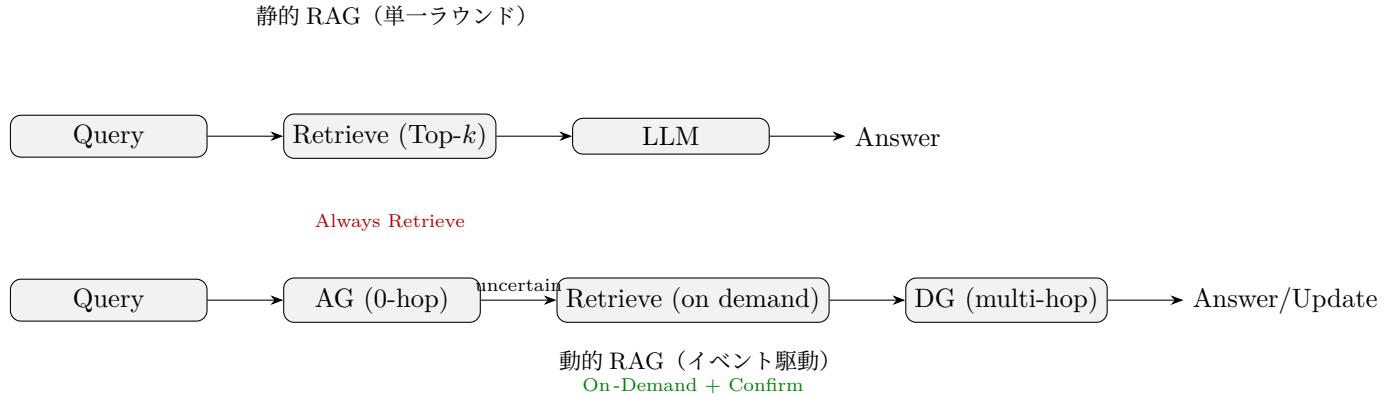


図1 静的（单一ラウンド）と動的（イベント駆動）のパイプライン対比。動的では不確実時のみ検索し、DG 確定で更新する。

観点	静的 RAG（本論の役割）	動的 RAG（本論の役割）
目的	取得・要約の品質上限を測る	受容のタイミング（When）と更新の健全性を運用評価
追加処理指標	なし（1 パス） Acc/F1、引用一致、P50	AG でオンデマンド検索、DG で確定更新 Acc/FMR/追加 P50 (PSZ) 、pending→confirmed、Temporal Consistency
出力	回答+引用	回答+更新ログ（AG/DG, C-value, 受容/棄却）

表1 静的 RAG と動的 RAG の責務切り分け。図??の二段パイプラインに対応。

*1 再現の第一歩として、Makefile ターゲット（例: `make exp23-paper, make maze-suite`）や `scripts/codex_smoke.sh` を参照されたい。

4.1 理論前提

記号	意味
\mathcal{F}	統一ゲージ ($\Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \Delta IG_{\text{norm}}$)
g_0	0-hop 評価 (仮配線直後の評価)
$g^{(h)}$	h -hop 評価 ($h \in \{1, \dots, H\}$)
g_{\min}	$\min_{1 \leq h \leq H} g^{(h)}$
$b(t)$	運用ゲージ ($\min\{g_0, g_{\min}\}$)
$\theta_{\text{AG}}, \theta_{\text{DG}}$	分位ベースのしきい値 (AG/DG)
ΔEPC_{norm}	正規化編集経路コスト (normalized edit-path cost ; Phase 1)
ΔIG_{norm}	正規化 IG 差分 ($\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}}$)
$c(\cdot)$	edit cost function (編集操作の単価)
C_{edit}	編集経路コスト ($\sum c(o)$)
N_{edit}	編集回数 (運用ログ用)
S_h	h -hop 誘導サブグラフ
S_{link}	接続候補集合 (低しきい値 ; Top- k_{link})
k, H	ビーム幅／最大 hop 数
K, L_c	$K = C(S_h) , L_c = \text{ASPL}(C(S_h))$
W	分布推定の滑動窓幅 (最近 W 件)
α	ディリクレ平滑化の擬似カウント (例: $\alpha=0.5$)
λ	構造-情報のトレードオフ比 (\mathcal{F} 内の係数)
γ	IG 項内の配分係数 (ΔH と ΔSP_{rel} の重み)
C_{\max}	上界 (例: $c_{\text{node}} + S_{\text{link}} c_{\text{edge}}$)
$c_{\text{confirmed}}$	確定ノードの信頼度 (更新確定)
c_{pending}	保留ノードの信頼度 (後続で昇格/廃棄)

表2 記号一覧 (Notation)

注（用語） 本稿の ΔEPC_{norm} は、最小化としての距離ではなく、edit cost function $c(\cdot)$ に基づく **正規化編集経路コスト** (normalized edit-path cost) を指す。本稿で扱うグラフモデルは、時刻 t の動的知識グラフ $G_t = (V_t, E_t)$ (無向・非重み・単純グラフ) とし、埋め込み空間は「意味勾配保存」「局所滑らかさ」「スケール正規化」を満たすものとする。本稿では、知識の基本単位をエピソード（観測・操作・結果の最小まとまり）として扱う。詳細は §?? および §?? (埋め込み空間 Φ) を参照されたい。

注（評価条件の用語） **equal-resources**: 埋め込み/ANN/Top- k /LLM/温度/トークン/HW/並列/計測を固定した等資源比較。 **no-peeking**: 評価時に将来データや参照解を用いない厳密比較。 **SLO**: Service Level Objective (運用上の目標帯域；本稿では PSZ の Acc/FMR/P50 閾値)。

4.2 統合指標 \mathcal{F} の定義

新規エピソード統合の効果を測るため、**情報整理度**と**構造統合度**を定め、単一ゲージ \mathcal{F} に束ねる。

まず情報整理度の本体は次式とする：

$$\Delta IG_{\text{norm}} = \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}}, \quad \gamma > 0, \quad (4)$$

注（パラメータの慣用設定） 実験では $\gamma=1$ を既定とし、感度は §?? に報告する。

解釈：本稿では、情報利得を **秩序化** (= H の減少) と経路効率の向上 (= 平均最短路長の減少) による利得として扱う。

短式と符号規約。以後は短式を用いる（式 ?? でも簡約を提示）：

$$\Delta IG_{\text{norm}} := \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}}, \quad \mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \Delta IG_{\text{norm}}.$$

\mathcal{F} は小さいほど良い（構造コストが低く、情報整理が進むほど小）。以後、断りのない限り **正規化形** (ΔEPC_{norm} , ΔH_{norm} , ΔSP_{rel}) を用いる。

■**設計選択（要点のみ）** 本稿では運用解釈性を優先し、 ΔIG をシャノンエントロピー差と経路短縮の線形結合で与える。代替 (ELBO/KL) との比較や γ 掃引、 ΔSP の有無は、*equal-resources* 下のアブレーションとして §?? に集約する。

秩序化（エントロピー低下/集中化）は正規化差分として：

$$\Delta H_{\text{norm}} = \frac{H_{\text{after}} - H_{\text{before}}}{\log K}, \quad (5)$$

注（ K の定義） K は *after* 集合のカテゴリ数である。Base 集合 S_{base} （運用上は既定で **mem** 候補集合；必要に応じて **pool/link** に切替可）に対し、**query** エピソード q を 1 要素として追加して

$$S_{\text{before}} := S_{\text{base}}, \quad S_{\text{after}} := S_{\text{base}} \cup \{q\}, \quad K := |S_{\text{after}}|.$$

各要素 $i \in S$ に非負の重み $w_i (\geq 0)$ を割り当て（例： $w_i = \exp(-d(q, i)/T)$ や $w_i = \exp(\beta \cos(q, i))$ ），確率 $p_i := w_i / \sum_j w_j$ としてシャノンエントロピー

$$H(S) := - \sum_{i \in S} p_i \log p_i$$

を定める。よって $H_{\text{before}} = H(S_{\text{before}})$, $H_{\text{after}} = H(S_{\text{after}})$ であり、 $K = |S_{\text{after}}|$ を分母の正規化に用いる。実装上は $K < 2$ の場合に数値安定化のため $\log K$ を微小値で下駄履き (ε) する。

注記（符号規約）：本稿では、 ΔH_{norm} は *after-before* (秩序化 = H 低下で負)、 ΔSP_{rel} は *before-after* (経路短縮で正) を用いる。情報利得は $\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}}$ で構成する。以後、 $\Delta(\cdot)$ は各項ごとに定義された符号規約に従う。

注（ ΔSP_{rel} の安定化） ASPL の分母が極小となる場合に備え、実装では $\Delta SP_{\text{rel}} = (L_{\text{before}} - L_{\text{after}}) / \max\{L_{\text{before}}, \varepsilon\}$ (既定 $\varepsilon = 10^{-8}$) を用いる。

(Linkset に基づく ΔH) 実装上の安定化（比較台の固定など）の詳細は §?? (0-hop/ multi-hop) に集約する。

構造統合度は短絡利得（平均最短路長の相対短縮）として：

$$\Delta SP = SPL(G')_{\text{after}} - SPL(G')_{\text{before}}, \quad \Delta SP_{\text{rel}} = \frac{SPL(G')_{\text{before}} - SPL(G')_{\text{after}}}{\max\{SPL(G')_{\text{before}}, \varepsilon\}}, \quad (6)$$

ここでの SPL は **単位重み（全エッジ長 = 1）の最短路長**に基づく平均最短路長である（重み付き最短路への拡張は今後の拡張点とする）。

(SP の測定詳細・PoC の重み付け) 固定台・固定ペア、近傍拡張 ($h + \Delta h$)、trim/union などの測定規約お

および PoC における重み付けは §?? に集約する。

つぎに構造コストは正規化編集経路コストとし：

$$\Delta EPC_{\text{norm}} = \frac{C_{\text{edit}}(S_h)}{C_{\max}(S_h)}, \quad (= \text{正規化 EPC}) \quad (7)$$

注： 正規化上界は候補台に依存しない一定の固定上界を用いる。具体的には $C_{\max} := c_{\text{node}} + |S_{\text{link}}| c_{\text{edge}}$ と定め、 h に依存させない。と定める。

■編集コストの仕様（運用上の既定） 運用上の再現性を高めるため、編集コストの数え上げを次のように規約する：

- **単位コスト**: 既定は $c_{\text{node}}=1, c_{\text{edge}}=1$ (ドメインによりスカラー再設定可)。
- **置換の扱い**: 置換は削除 +挿入の和として数え上げる (仮定 (B2) の編集分解と整合)。
- **カウント基準**: 最小操作回数ではなく、実施した編集列 (適用パス) の総和で C_{edit} を評価する (逐次統合の運用に対応)。
- **固定上界**: C_{\max} は h に依存しない固定尺とし、候補集合サイズ $|S_{\text{link}}|$ に基づく上界で正規化してスケールを無次元化する。
- **実装注**: 上記の規約は geDIG のフェーズ 1 (オンライン局所化) に合わせた設計であり、オフライン再配線 (Phase 2) では別途の編集モデル (例: 最短置換列) に切替可能である。

また、 \mathcal{F} はエピソード挿入による知識グラフの前後状態の差分を測る一手 (局所パッチ) の評価式である。

■備考: IG の近似性と λ の解釈 本稿の ΔIG はシャノンエントロピー差に基づく近似であり、厳密な KL や ELBO の項とは同一視しない (評価上は驚きの低減量の代理指標)。係数 λ は構造コストと情報利得の尺度合わせ (情報温度) に相当する。実運用ではデータ駆動で初期化し (例: 分散同規模化 $\lambda_0 := \text{Std}[\Delta EPC_{\text{norm}}]/\max\{\text{Std}[\Delta IG_{\text{norm}}], \epsilon\}$)、小規模グリッド $\{\frac{1}{2}\lambda_0, \lambda_0, 2\lambda_0\}$ で妥当域を確認したのち環境全体で固定する (§??, §??)。本稿の実験では λ の個別チューニングは行わず、分位適応するのはゲート閾値 (AG/DG) のみである。理論的には命題により $\lambda \approx c_D/c_M$ (MDL の項比) として解釈でき、将来の厳密化ではこのアンカーを用いた較正に拡張する。

■備考: IG 項の選択 (Shannon vs. ELBO/KL) 本稿は ΔIG としてシャノンエントロピー差 (ΔH_{norm}) と経路短縮 (ΔSP_{rel}) の線形和を採用し、ELBO や KL ダイバージェンスは用いない。理由は二点である：
(i) **関心の分離** (Separation of Concerns) ——構造変化は $\Delta EPC - \lambda \gamma \Delta SP_{\text{rel}}$ に集約し、情報利得は主として ΔH で評価する。ELBO/KL は $p(G)$ と $p(X | G)$ の依存を通じて構造効果が情報側にも混入し、 ΔEPC と ΔIG の二重計上を招きやすい。
(ii) **MDL の因子分解** ——記述長 $MDL = L(M) + L(D | M)$ の対応で、 $L(M)$ を ΔEPC (経路効率成分は $-\lambda \gamma \Delta SP_{\text{rel}}$ として控除)、 $L(D | M)$ を ΔH に結び付けると、設計上の直交性が保たれ解釈可能性が高い。

本選択は理論上の独自主張ではなく運用上の設計判断である。ELBO/KL を含む代替定義の体系的比較やアブレーションは今後の課題とし (限界と今後の課題節参照)、本稿では一貫性 (FEP-MDL 命題) と運用性 (分離性・解釈性) を優先している。*2

*2 二重計上の回避のため、本論の基本形では SP 寄与は構造側 ($EPC - \lambda \gamma \Delta SP_{\text{rel}}$) に吸収し、情報側は主に ΔH で扱う。表記上は $(EPC - SP) - H$ の等価変形とみなせる (詳細は §??)。

■用語整理と抽象エピソード空間 本稿では、**知識の基本単位をエピソード**（観測・操作・結果の最小まとまり）として扱う。各エピソード e は「局所文脈（状態）」「操作（行為／クエリ）」「帰結（観測・成否・報酬近傍）」から構成され、エッジはエピソード間の遷移（記憶再生／推論の飛び先）を表す。この選択は、汎化（パラメトリック学習）が強い一方で**柔軟な事例再利用**にはエピソード記憶が有効であるという近年の知見（例：Lampinen ら, 2025 [?]）に整合する。すなわち、エピソード想起は、学習済み表現の補助として場当たり的な再構成・類推を可能にし、multi-hop での**短絡**を形成する素地を与える。geDIG はこのエピソード単位の配線を評価し、0-hop で曖昧さ（予測誤差）を、multi-hop で記述長削減（経路短縮）を検出することで、エピソードの受容・結合・棄却を同一ゲージで制御する（§?? 参照）。

具体的には、ノード/エッジ（グラフ理論）とエピソード/遷移（表現レベル）を同義に用いる。エピソード表現はドメインで異なるが、抽象的には

$$\mathbf{v} = [\text{文脈, 操作, アフォーダンス, 顕著性, 帰結, 目標}] \quad (8)$$

の最小分解（迷路：式（??）、RAG：文脈 = クエリ/ノード埋め込み、操作 = 検索/統合、アフォーダンス = 類似度・可用性、顕著性 = 頻度/重要度、帰結 = 受容/誤統合指標、目標 = 回答適合性）に対応づけられる。統一性は表現ではなく評価・制御 (\mathcal{F} , AG/DG) にある点に留意する。

4.3 ドメイン非依存性の設計原則

geDIG が迷路から RAG へスケールする理由は、次の**ドメイン非依存な抽象化**にある：(1) **エピソード分解**: 文脈・操作・帰結に最小分解し、遷移をグラフ化する、(2) **類似度遷移**: エピソード間遷移を埋め込み類似度（近傍）と継起性で定義する、(3) **統一評価**: $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ により構造/情報の相対変化だけを測る。これにより、表現の具体性に依存せず、ゲージとゲート (AG/DG) が共通原理として機能する。予測: エピソード空間 $(\mathcal{S}, \mathcal{A}, \Phi, d)$ を定義でき、 Φ が適切なら（§??）、geDIG の二段ゲートはドメイン横断で機能する。

概念	迷路 (PoC)	RAG (本稿)	抽象 (設計)
文脈	$(x/W, y/H)$	$\varphi(q), \varphi(v)$	Context
操作	(dx, dy)	検索/結線（候補選択）	Action
アフォーダンス	wall, visits	類似度・可用性/重要度	Affordance
帰結	success, goal	受容/棄却 (FMR 監視)	Outcome
遷移 (エッジ)	近傍/短絡 (multi-hop)	類似度近傍 → 結線 (k 近傍)	類似度遷移
距離/類似度	weighted L2 (w)	コサイン類似度	任意の $d(\cdot, \cdot)$ (A1-A3 準拠)
埋め込み	$\mathbf{v} \in \mathbb{R}^8$	Sentence-BERT $\varphi : \text{text} \rightarrow \mathbb{R}^d$	Φ

表3 迷路と RAG の埋め込み空間の対応表（抽象レイヤを含む）。表現は異なるが、遷移定義と評価・制御 (\mathcal{F} , AG/DG) は共通。

妥当性の脅威 (Threats to Validity)

内的妥当性. equal-resources で比較するが、採点器や埋め込み器 (SBERT) への依存、プロンプト設計の影響は残る。計測はエンド-to-エンドの実測 (P50) とし、同一条件で再実行可能にする（§??）。

外的妥当性. ドメイン偏りや語彙差、HNSW/ホップ深さの可搬性に制約がある。PSZ は *SLO* (運用目標) であり、データや環境を跨いだ到達-保証ではない (短欠 s_{PSZ} で近接度を報告)。

この対応表で示した Φ の性質については、後述の §??-§?? で具体的な要件 (A1)–(A3) と代表実装 (Sentence-BERT) の根拠を詳述する。

4.4 二相アーキテクチャ (覚醒／睡眠)

設計意図 前提として、EPC (編集経路コスト) は加法的な編集操作コストの総和であり、その最適化 (最短の編集系列の探索) は (正規化・上界の違いを除けば) **最小編集距離** GED_{min} の追求と同義である。最小編集距離 (GED_{min}) の厳密計算は一般に **NP 困難**である (例: [?])。逐次更新と実時間制約の下で、 ΔEPC と ΔIG を同時に最適化することは実務上きわめて困難である。したがって、実時間運用に向けた設計上の工夫が不可欠である。本稿では、「学習／推論」の工程分離ではなく、**時間スケールによる運用再配置**—すなわち **覚醒 (オンライン)／睡眠 (オフライン)** の二相アーキテクチャ—を採用する。覚醒 (Phase 1) では、入力ストリーム中に単一ゲージ $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ (One-Gauge) と二段ゲート (AG: 暗昧検知、DG: 洞察確認) に基づき、受容/棄却/探索/バックトラック/記憶管理を実時間で決定する。睡眠 (Phase 2) では、入力を遮断して**全体整合の回復** (冗長性の削減、橋構造の再配線、圧縮) を目的にオフライン最適化を行う (目的関数と実装論点は §?? を参照)。図?? は覚醒/睡眠の**設計上の比喩**であり、生理学的同一視ではない (本文側でも明示)。

■Phase 1/2 の設計原理 本二相分離は計算効率・実時間性の観点から導入した**工学的設計指針**である。覚醒/睡眠の語は、海馬の順行・逆行リプレイ [?, ?] といった神経科学的知見に着想を得た比喩に過ぎず、**生理学的同一視や因果主張**を行うものではない。以降は測定可能な \mathcal{F} の挙動と運用上の予測に基づき検証を行う。



注: 覚醒/睡眠の対応は *operational correspondence* (設計上の比喩) であり、生理学的同一視は主張しない。

図2 二相アーキテクチャの概念図。覚醒 (Phase 1) でオンライン同時運用、睡眠 (Phase 2) でオフライン全体最適化。両相は同一ゲージ \mathcal{F} を共有する。

4.5 埋め込み空間 Φ の要件

本稿の ΔIG のうちエントロピー項 ΔH は、埋め込み空間 Φ における近傍類似度から確率分布を生成して評価する (式(?))、分母は固定尺 $\log K$; $K := |S_{link}| + 1$)。さらに $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ は無次元化された差分の線形結合であり、Gate 閾値 (式(?), (?)) は各ドメインで共通の分位制御を前提とする。この設計が安定に機能するため、 Φ には以下の最小要件 (A1)–(A3) を課す：

- (A1) **意味勾配保存** 意味的に近いエピソードほど距離が小さくなること。これが破れると類似度近傍が無関係ノードを多く含み、エントロピー差 ΔH の推定がノイズ化して表?? の状態識別が崩れる。
- (A2) **スケール正規化** 埋め込みベクトルのノルムが統一されること (例: L2 正規化)。ノルム差が大きいと正規化済み $\Delta EPC_{norm}, \Delta IG_{norm}$ の比較可能性が失われ、ゲート閾値や分位制御がドメイン毎に再調整を

要する。なお、 ΔSP_{rel} （平均最短路長の相対短縮）は単位重みの最短路であれば Φ のスケールに直接は依存しないが、 S_h の誘導（類似度しきい値/Top- k ）や重み付き最短路を採用する場合には、スケール正規化により評価の安定性が向上する。

(A3) 局所滑らかさ 入力の微小な変化に対して埋め込みが連続的に変化すること。これが欠けるとエピソードの言い換えで g_0 / g_{min} が急激に反転し、AG/DG がスパイク的に発火して誤配線や不要なバックトラックを誘発する。

なお、(A1)–(A3) は主として ΔH （類似度の確率分布化とエントロピー差）の安定推定と、 ΔEPC_{norm} と組み合わせたスケール整合のための要件である (ΔSP_{rel} 自体は G' 上の経路統計から算出)。これらの要件は特定モデルに依存しない。Proof of Concept で用いた 8 次元エピソード埋め込み (式(??)–(??)) は、幾何的制約と訪問頻度の単調写像により (A1)–(A3) を満たすよう設計されている (§??)。RAG 実験では Sentence-BERT [?] を採用し、対照学習による意味勾配保存と単位ベクトル化によるスケール正規化が上記要件に合致することを示す (§??)。他の埋め込み手法でも、同等の性質を備えていれば geDIG のゲージ制御をそのまま適用できる。

■実装根拠と検証計画 A1–A3 の実効性は以下の簡易検定で確認する：(i) 局所 Lipschitz 性（近傍摂動に対する類似度の変動上界）、(ii) ランキング保持率（近傍 Top- k の Jaccard 一致）、(iii) ノルム正規化 ($\|\varphi(x)\| \approx 1$ の割合)。Sentence-BERT/他エンコーダ/ランダム埋め込みを *equal-resources* で比較し、 $g_0/g_{min}/AG \cdot DG$ 発火率/PSZ 達成率の劣化と相關を報告する (§??)。

類似度 sim は cosine または正規化 $L2$ (単調変換で等価) を想定し、PoC のような *weighted L2* (非等方) も (A1)–(A3) を満たす限り許容する (分位ゲートによりスケール差やドリフトに頑健)。

4.6 0-hop vs Multi-hop: FEP と MDL の二重性

本手法の核心は、0-hop 評価と multi-hop 評価の役割分担にある。この二重構造により、FEP (自由エネルギー原理) 的な誤差検出と MDL (最小記述長) 的な複雑さ削減を、単一の枠組みで実現する。工程分離の実装要点は §?? (AG/DG) を参照。

■0-hop 評価：FEP 的誤差・曖昧さの検出 0-hop 評価 $g_0(t)$ は、仮配線直後の構造編集コストのみを評価する：

- 新ノード/エッジ追加の直接的コスト (EPC)
- 局所的な情報エントロピーの変化 (IG)
- 短期的な構造変化の評価

g_0 が正（または小さな負）に留まる状況は：

- 構造的な成長が乏しい
- 既存知識との統合が不明瞭
- 不確実性・曖昧さが高い状態

これは FEP における「予測誤差」や「驚き」に対応し、探索を促進するシグナル (ノルアドレナリン (NA) 的) として機能する。

運用定式 (0 -hop) (ここでは $\gamma=0$ として)

$$g_0 = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta H_{\text{norm}}. \quad (9)$$

AG (注意) の判定 $AG(t) := \mathbb{I}[g_0(t) > \theta_{AG}]$, θ_{AG} : 分位ベースの適応設定

■Multi-hop 評価: MDL 的短絡・圧縮の検出 0-hop 評価で曖昧さが検出された場合、探索範囲を 1-hop、2-hop …と段階的に拡張する。その過程で、0-hop で暫定的に追加した候補エッジが、拡張先の h -hop 誘導サブグラフでは短絡として機能し、平均最短路長を縮小することがある。 h -hop 評価 $g^{(h)}(t)$ は、このような h 近傍部分グラフ全体での構造効率を評価する：

- 遠距離ノード間の短絡形成
- 平均最短路長の縮小 ($\Delta \text{SP} < 0$)
- グラフ全体の効率性向上

$g_{\min} = \min_{h=1}^H g^{(h)}$ が大きく負になる状況は：

- 複数の知識クラスタを橋渡し
- 経路が劇的に短縮
- 構造的な「洞察」が生まれた状態

これは MDL における「記述長削減」に対応し、統合を確定するシグナル (ドーパミン (DA) 的) として機能する。

■誘導サブグラフ系列と条件付きエントロピーの導出 クエリ中心の h hop 誘導サブグラフを $S_h(Q) := \{v \in V_t \mid \text{dist}_G(Q, v) \leq h\}$ と定義すると、 $S_{h-1}(Q) \subseteq S_h(Q)$ が成り立つ。式 (??) の before/after を $S_{h-1}(Q) \rightarrow S_h(Q)$ に対応付ければ、 ΔH は条件付きエントロピー差分として次のように読み替えられる：

$$\boxed{\Delta H_{\text{norm}}^{(h)} = \frac{H(Q \mid S_{h-1}(Q)) - H(Q \mid S_h(Q))}{\log |S_h(Q)|}} \quad (10)$$

条件集合が増えるほど $H(Q \mid S_h)$ は単調に減少するため、 $\Delta H_{\text{norm}}^{(h)} \geq 0$ が保証される (秩序化 = 曖昧さの減少)。最小例(中心 Q と外縁の二重正方形)においても、0 hop から 1 hop への拡張で $H(Q \mid S_0) - H(Q \mid S_1) > 0$ となり、 \mathcal{F} の低下 (DG 発火) と整合する。

運用定式 (multi-hop) 各 $h \geq 1$ について

$$F_h = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}}(h) - \lambda (\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}(h)), \quad g_{\min} = \min_{1 \leq h \leq H} F_h. \quad (11)$$

DG (受容) の判定 $b(t) := \min\{g_0(t), g_{\min}(t)\}$, $DG(t) := \mathbb{I}[b(t) \leq \theta_{DG}]$, θ_{DG} : 分位ベースの適応設定

■評価規約と誘導の具体 誘導サブグラフ S_h は、類似度閾値 θ_{sim} とビーム幅 k により構成する h hop 近傍集合である (S_0 は θ_{sim} による一次近傍、 S_h はそれを幅 k で段階拡張)。SP の測定規約は、before 側の連結ペア集合 \mathcal{P} を固定し、after 側でも同一ペア集合に対して距離を再測定する： $\mathcal{P} = \{(u, v) \mid u \rightsquigarrow v \text{ in } G'_{\text{before}}\}$ 、 $\text{SPL}(G') = |\mathcal{P}|^{-1} \sum_{(u, v) \in \mathcal{P}} d_{G'}(u, v)$ (after 側で非連結化したペアは平均から除外)。これにより新規 leaf や未連結ペアの出現は悪化に数えず、既存ペアの短縮 (真の橋/短絡) のみに反応する。実装上は、評価近傍を

$h + \Delta h$ に拡張し (Δh は小定数)、必要に応じて before/after のノード集合は union で揃え、終端層のエッジを trim して測定する。エントロピー項の比較台 (Linkset) の固定や、分母の固定ものさしについても本節に含める (0/ multi-hop 間の一貫性を保つため)。

■運用形 ($F^{(h)}$) \mathcal{F} はエピソード挿入前後の差分効用を一つのスカラーで与える。記法を明確にすると、

$$F^{(h)}(G_{\text{before}} \rightarrow G_{\text{after}}; e_t) := \Delta \text{EPC}_{\text{norm}}(h) - \lambda \Delta \text{IG}_{\text{norm}}^{(h)}, \quad (12)$$

ここで G_{before} は挿入前の誘導サブグラフ G'_h 、 G_{after} は仮想挿入後 (候補ノード/エッジを適用) の G'_h 。 $h=0$ では S_0 上の仮配線を評価し、 $h \geq 1$ では探索で得た候補経路上の最良の局所パッチを評価する。 $F^{(h)} < 0$ はコストに対して利得が勝る (その一手は受容に値する) ことを、 $F^{(h)} > 0$ は利得が不足 (統合は見送り) であることを示す。

■最小例による直感的理解 (2重正方形と中心 Q) 図??に示す最小例を考える：内側の正方形 $A-B-C-D$ (ただし $A-B$ 間は非接続) と外周ノード $E-F-G-H$ があり、外縁は $A-E, B-F, C-G, D-H$ で結ばれている。この構造に中心ノード Q を挿入 ($Q-A/B/C/D$ 追加) したときの 0-hop と 1-hop のふるまいを比較する。注：便宜上、距離しきい値 θ_{link} のみを用い、 $d(Q, \{A, B, C, D\}) < \theta_{\text{link}} < d(Q, \{E, F, G, H\})$ を仮定する (類似度基準では不等号が反転)。本例では各ノードの固有情報量 s_v を 1 次元スカラーとして仮定し、 $s_A = s_B = s_C = s_D = 0.25, s_E = s_F = s_G = s_H = 0.20, s_Q = 0.30$ とする (局所分布 p の構成に用いる)。なお、エントロピー差分は条件付きエントロピーにより $\Delta H = H(Q | \{A, B, C, D\}) - H(Q | \{A, \dots, H\}) > 0$ と読める (式??)。

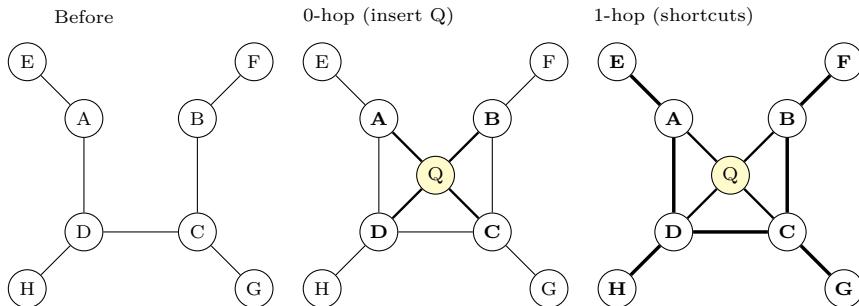


図3 二重正方形の最小例。左：挿入前。中：0-hop で Q を追加 (曖昧さ増→Fは閾値上)。右：1-hop で短絡が顕在化 (到達性改善→F低下/DGへ)。補足： $\Delta H = H(Q | \{A, B, C, D\}) - H(Q | \{A, \dots, H\}) > 0$ 。

1. 0-hop 直後 (中央図) :

- 評価対象 (0-hop) : ノード $\{Q, A, B, C, D\}$ とエッジ $\{Q-A, Q-B, Q-C, Q-D\}$ に限る。
- EPC: 5 (ノード 1 + エッジ 4 追加)
 - 局所正規化の分母: $C_{\max}(S_0) = c_{\text{node}} + |S_0| c_{\text{edge}}$ とし、単価を $c_{\text{node}}=1, c_{\text{edge}}=1$ とすれば $C_{\max}=1+4=5$ 。
 - $\Delta \text{EPC}_{\text{norm}}=5/5=1.0$ 。
- IG ($K=5, Z=\log 5$) : $H_{\text{before}}=\log 4=1.386, H_{\text{after}}=\log 5=1.609$ 。 $\Delta \text{SP}=0$ として

$$\Delta H_{\text{norm}} = \frac{1.609 - 1.386}{\log 5} \approx +0.139 \quad (\gamma=0), \quad \Delta \text{IG}_{\text{norm}} = \Delta H_{\text{norm}} \approx +0.139.$$

- よって $\lambda=1$ で $g_0 = 1.0 - 0.139 \approx \mathbf{0.861}$ (AG 発火)。
- → AG 発火 (探索継続)

2. 1-hop 評価 (右図) :

- **評価対象 (1-hop)** : 図に表記されている全ノード・全エッジ (E, F, G, H から外部ノードへ伸びるエッジは評価対象外)。
- EPC (絶対) : 0-hop と同一の挿入一式に対する絶対評価とし、 $\Delta EPC_{norm}(1)=\mathbf{1.0}$ (C_{max} は 0-hop と同値)。
- IG ($K=9, Z=\log 9$) : $H_{before}=\log 8=2.079, H_{after}=\log 9=2.197$ 。

$$\Delta H_{norm} = \frac{2.197 - 2.079}{\log 9} \approx +\mathbf{0.054}.$$

- SP (平均最短路長) : 全ノードの全対平均で、Before (左図) は $SPL_{before} = \frac{68}{28}=\mathbf{2.429}$ 、1-hop (右図) は $SPL_{after} = \frac{76}{36}=\mathbf{2.111}$ 。

$$\Delta SP = 2.111 - 2.429 = -0.317, \quad \Delta SP_{rel} = \frac{2.429 - 2.111}{\max\{2.429, \varepsilon\}} \approx \mathbf{0.131}.$$

$$\Rightarrow \Delta IG_{norm} = \Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel} \stackrel{\gamma=1}{\approx} \mathbf{0.054 + 0.131 = 0.185}.$$

- よって $\lambda=1$ で $g^{(1)} = 1.0 - 0.185 \approx \mathbf{0.815}$ 。 $g^{(1)} < g_0$ (改善)。

以上より、0-hop では統合可否が曖昧な知識を検知し、multi-hop では短絡と情報集中の両方を確認して、グラフの構造改善に資する知識かを判断できる。

■グラフ構造での同定制御 この二段ゲートにより、知識グラフ上で以下の同定制御が可能になる：

状態	0-hop (g_0)	Multi-hop (g_h)	制御
明確な統合	$g_0 < \theta_{AG}$	-	即座に受容
曖昧な局面	$g_0 > \theta_{AG}$	未評価	AG 発火 → 探索深化
真の洞察	$g_0 > \theta_{AG}$	$g_h < \theta_{DG}$	AG → 統合確定
擬似洞察	$g_0 > \theta_{AG}$	$g_h > \theta_{DG}$	探索深化
統合不要	$g_0 \gg \theta_{AG}$	$g_h \simeq \theta_{DG} (h > H)$	棄却

注: H は割り当て可能な計算リソース (時間/メモリ/問い合わせ枠など) により決定する。

表4 0-hop と multi-hop の組み合わせによるグラフ構造の同定制御。5つの異なる状態を識別し、それに適した制御を実行。

この表が示すように、二つのシグナルの組み合わせにより、5つの異なる状態を識別し、それぞれに適した制御を実行できる。これが本手法の「One-Gauge 制御」の本質である。

4.7 二段ゲート (AG/DG) の操作的対応

本節は運用定義の要点のみを示す。理論上の対応は二重性 (§??) と FEP-MDL 命題 (§??) を参照。

■ゲート定義

$$AG(t) := \mathbb{I}[g_0(t) > \theta_{AG}]. \quad (13)$$

$$b(t) := \begin{cases} \min\{g_0(t), g_{\min}(t)\}, & AG(t) = 1 \\ g_0(t), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad DG(t) := \mathbb{I}[b(t) \leq \theta_{DG}]. \quad (14)$$

直観 AG は \mathcal{F} が大きい（曖昧な）局面で探索を促し、DG は multi-hop により \mathcal{F} が小さくなつた（短絡で利得のある）局面で受容を確定する。

■校正と運用

- **閾値の校正:** θ_{AG}, θ_{DG} は分位ベースで適応 (§??, §??)。PSZ 制約下で FMR/P50 を監視しつつ運用 (§??)。
- **AG 発火時の処理:** multi-hop 評価を強制し、必要に応じて H/k を一時拡大 (P95 ガードでクリップ)。
- **DG 判定時の処理:** 限界寄与に基づく接続コミット (非寄与枝は採用しない)。手順は §??。
- **安定化の手当:** 固定台正規化 ($C_{\max}, \log K$)、union/trim、距離キャッシュ、早期打ち切りを併用。
- **安全弁:** ロールバック用スナップショット、発火抑制 (クールダウン) と履歴分位の併用。
- **計算予算との整合:** P95 遅延の予算内化 (例: $P95 \leq 350 \text{ ms}$) を優先し、 $H \in \{1, 2, 3\}$ 、 $k \in [8, 64]$ から $O(k^H)$ を満たす最小構成を選択。PSZ 制約下で運用し、FMR の上昇は許容しない。
- **クールダウン/バックオフ:** AG/DG の連続発火によるスラッシングを避けるため、再発火クールダウン (3–5 ステップ) と指指数バックオフ (DG 失敗時は $k \downarrow / H \downarrow /$ 一時的に $\theta_{AG} \uparrow$) を導入。

備考: 実装では AG フレーム上の $b(t)$ 分布に対する下位分位 (q_β) を用いて θ_{DG} を自動適応させ、過検出と見逃しのトレードオフを制御する (§??)。

■安定受容サブグラフの観点 AG-DG は、エピソードを安定的に受け入れられる局所サブグラフを探索・確定する過程としても解釈できる。受容判定のマージンを $m(t) := \theta_{DG} - b(t)$ とし、統合直前に小さな摂動（結び替え/しきい値ゆらぎ）に対する再評価を少数回だけ行う **軽量監査** (Stability Audit) を挟む。 $m(t) \geq \varepsilon$ が摂動下でも保たれると、DG をロバスト受容として確定し、疑似洞察の混入を抑える。

ここで $g_{\min}(t)$ は同一ステップにおける multi-hop geDIG の最小値である。multi-hop の負側（短絡）はループ閉鎖や経路短縮の検出であり、価値予測的なドーパミン (DA) 的信号に対応づけられる。

注: 本稿では D-Gate を $DG(t)$ と表記し、情報利得の ΔIG と符号が衝突しないように区別する (§?? でも同名を使用)。

■操作的対応の解釈 この AG/DG 対応は生理学的同定ではなく、*operational correspondence* (操作的対応) として解釈されるべきである：

- **AG 的:** 不確実性検出 → 注意喚起 → 探索促進 (FEP 的誤差最小化)
- **DA 的:** 短絡検出 → 價値評価 → 統合判断 (MDL 的複雑さ削減)

この二段ゲートにより、曖昧さの検知と短絡の評価が同一ステップで連鎖し、無駄探索を抑えつつ有益な橋構造の発見をリアルタイムにトリガする。

■ハイパーパラメータ校正とドリフト対策 目的 $\theta_{AG}, \theta_{DG}, \lambda, H, k$ を過度な手動調整に頼らず安定・再現可能に運用する。

閾値の分位校正 AG は g_0 の上位分位 (例: $q_{1-\alpha}$)、DG は AG フレーム上の $b(t)$ の下位分位 (例: q_β) で

自動設定する：

$$\theta_{\text{AG}} \leftarrow q_{1-\alpha}(\{g_0\}_{t-W:t}), \quad \theta_{\text{DG}} \leftarrow q_\beta(\{b(t) \mid \text{AG}(t)=1\}_{t-W:t}).$$

ウィンドウ長 W は 1–5 min (ストリーム) または 256–1024 ステップ (バッチ) の範囲で設定。指標移動分位 (EWQ; 係数 $\rho \in [0.9, 0.99]$) を用いて概念ドリフトに追従させつつ過検出を抑制する。

スケール合わせ (λ) λ は $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$ と $\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$ の分散同規格化で初期化する：

$$\lambda_0 := \frac{\text{Std}[\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}]}{\max\{\text{Std}[\Delta\text{IG}_{\text{norm}}], \varepsilon\}}; \quad \lambda \in \{\frac{1}{2}\lambda_0, \lambda_0, 2\lambda_0\} \text{ でグリッド検証.}$$

MDL 対応 (§???) を採る場合は $\lambda \approx c_D/c_M$ としてアンカーし、小規模グリッドで微調整する。

λ の決定手順 実務では次の手順で決定する：(1) パイロット $N \approx 100$ で $\sigma_{\text{EPC}} = \text{Std}[\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}]$, $\sigma_{\text{IG}} = \text{Std}[\Delta\text{IG}_{\text{norm}}]$ を測定、(2) 初期値 $\lambda_0 = \sigma_{\text{EPC}} / \max\{\sigma_{\text{IG}}, \varepsilon\}$ ($\varepsilon = 10^{-6}$) を設定、(3) グリッド $\{\frac{1}{2}\lambda_0, \lambda_0, 2\lambda_0\}$ を比較、(4) PSZ 準拠率 (Acc/FMR/P50) 最大の λ を選択、(5) 以後の全実験で固定 (ドリフト防止)。この解釈は情報熱力学の温度 ($\beta = 1/k_B T$) の離散系近似に対応する。

γ の扱い γ は ΔH と $\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$ の同次元内の配分係数であり、既定は $\gamma \in \{0.0, 0.5, 1.0\}$ の低次元グリッドで選ぶ。RAG では $\gamma=1.0$ (経路短縮を情報側に全計上) を既定とし、迷路では $\gamma \in [0.5, 1.0]$ を推奨。equal-resources 下で PSZ や汚染率の感度を報告し、ドメイン変更時は初期グリッドのみを許容して固定する。

計算予算との整合 H と k は P95 遅延の予算内化を優先する (例: $P95 \leq 350 \text{ ms}$)。 H は 1–3、 k は 8–64 の範囲で、 $O(k^H)$ を満たす最小構成を選ぶ。指標は PSZ (§???) と併用し、FMR 上昇を許容しない。

クールダウンとバックオフ AG/DG 連続発火によるスラッシングを防ぐため、再発火のクールダウン (例: 3–5 ステップ) と、DG 失敗時の指標バックオフ (候補幅縮小や $\beta \downarrow$) を導入する。

■失敗様式と緩和策

- 局所ループ/振動 (g_0 が閾値近傍で振れる) : EWQ による閾値平滑化、AG クールダウン、探索方針の多様化 (ϵ -greedy で候補切替)。
- 誤統合 (FMR 上昇) : DG を下位分位で適応させつつ、受容直後は猶予期間のロールバック (一定ステップ内の悪化で取り消し)。 $\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$ に重み付き負担を加え橋の過剰形成を抑制。
- 過度な探索遅延 (H, k 過大) : P95 監視で自動クリッピング ($H \downarrow$ or $k \downarrow$)。 $\theta_{\text{AG}} \uparrow$ で発火頻度を抑制。
- 分布ドリフトによる閾値崩れ: ウィンドウ更新と季節性 (時間帯/ドメイン) 別の分位テーブルを持つ。セッション頭のウォームアップ中は固定閾値を使用。

■反証可能な予測 この設計は以下の反証可能な予測を与える：

1. AG を無効化すると DA 評価が遅延し、無駄探索が増える
2. Multi-hop を無効化すると短絡検出の質が下がり、バックトラックの精度が低下する
3. θ_{AG} を緩めすぎると過検出により計算コストが増大
4. θ_{DG} を厳しくしすぎると有益な統合を見逃す

これらの予測は実験 §?? と §?? で検証される。

備考 (Transformer 内在化) 統一指標 \mathcal{F} は、層間推論における自由エネルギー型の評価量としても読み

替え可能である。注意グラフ上で $\Delta EPC/\Delta IG$ を測定し、AG/DG を導入することで、内部計算においても 0-hop の誤差検知と multi-hop の最小化という工程分離を実装設計に落とし込む。

4.8 FEP-MDL ブリッジ（操作的命題；概要）

■操作的対応の定義 本稿における操作的対応 (*operational correspondence*) とは、以下の三条件を満たす関係を指す：(i) 数理的同値ではなく測定可能な量の比例関係であること、(ii) 仮定 (B1)–(B4) の下で残差が $O(1/N)$ に評価できること、(iii) 実験で検証可能な予測（方向付け）を与えること。具体的には、FEP の自由エネルギー（予測誤差+複雑性）と geDIG の単一ゲージ $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ を

- 0-hop \leftrightarrow 誤差/曖昧さの検出 (FEP)
- multi-hop \leftrightarrow 複雑さの圧縮 (MDL)

という **操作的対応**として扱い、仮定 (B1)–(B4) の下で

$$\mathcal{F} \propto \Delta MDL + O(1/N)$$

が成り立つ（比例係数は $\lambda \approx c_D/c_M$: MDL の項比）。本節は詳細証明ではなく、以降の実験章で検証する運用上の予測可能性を与えるための定義づけである。MDL/FEP と本指標 \mathcal{F} の対応を表?? に整理する（詳細は本文参照）。

枠組み	構造的コスト成分	情報/精度成分	目的（トレードオフ）
最小記述長 (MDL)	モデル記述長の増分	データ記述長の減分	総記述長の最小化
自由エネルギー (FEP)	複雑性 (事前/内部エネルギー)	精度/驚き低減 (エントロピー項)	自由エネルギーの最小化
本稿指標 \mathcal{F}	$\Delta EPC_{norm} - \lambda \gamma \Delta SP_{rel}$	ΔH_{norm}	$\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda (\Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel})$ の低減

表5 理論枠組みの対応表。 λ は情報温度 (kT) に相当する尺度合わせ係数として解釈する。

5 イベント駆動制御の仕組み

5.1 制御アルゴリズム

洞察イベント ($b(t) \leq \theta_{DG}$) の検出をトリガに、探索方略・候補分岐・バックトラック・記憶エピクションを **单一基準**で制御する。

アルゴリズムの流れ（要約） まず新規エピソード e_t を仮に統合して $g_0 = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ を計算し、AG (曖昧検知) を判定する。必要に応じて $h \geq 1$ の multi-hop を展開し、各 $F^{(h)}$ を比較して $g_{min} = \min_h F^{(h)}$ を得る。最後に $\min\{g_0, g_{min}\} \leq \theta_{DG}$ なら DG (受容) を確定し、統合・枝刈り・バックトラック・メモリエピクションを実施する。しきい値 θ_{AG}, θ_{DG} は分位校正に基づく (§??, §??)。以下に擬似コードを示す (Algorithm ??)。

Algorithm 1 One-Gauge イベント駆動制御

```
1: 観測  $o_t$  から新エピソード  $e_t$  生成
2:  $\Delta G \leftarrow \text{NORMALIZEDEPC}(G_{t-1}, G_t)$                                  $\triangleright \Delta G = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}}$ 
3:  $\Delta I \leftarrow \text{ENTROPYIG}(X_{t-1}, X_t)$ 
4:  $g_0 \leftarrow \Delta G - \lambda \Delta I$ 
5:  $g_{\min} \leftarrow \min_{h=1}^H \text{MULTIHOP}(h)$ 
6:  $b(t) \leftarrow \min\{g_0, g_{\min}\}; m(t) \leftarrow \theta_{\text{DG}} - b(t)$ 
7: if  $g_0 > \theta_{\text{AG}}$  then
8:   NOVELTYALERT()                                                  $\triangleright$  探索深化
9: end if
10: if  $b(t) \leq \theta_{\text{DG}}$  and STABILITYAUDIT( $m(t)$ , jitters)  $\geq \varepsilon$  then
11:   BACKTRACKORPRUNE()                                          $\triangleright$  枝刈り・再配線
12:   Check  $\Delta \text{SP}$  (擬似短絡抑制)
13:   ACCEPTANDINTEGRATE( $e_t$ ); MEMORYEVICT()                       $\triangleright$  統合と必要に応じたエピクション
14: end if
```

■一般化可能性 擬似コード中の環境依存な条件（例：迷路での壁判定）は前処理/表現層に留め、受容/探索/剪定の判定基準そのものは F と AG/DG の規約で共通化する。表現設計を差し替えれば、他ドメイン（RAG など）にも同一の制御原理を適用できる。

6 Proof of Concept: 部分観測迷路での統一指標制御

結果サマリ (Maze ; 結果先行)

本節の主目的は、未知迷路における探索効率の改善を定量化することである。参照(Dijkstra / A*)は理想上限として整合度 (Regret / SPL や順位相関) で扱う^{*3}。代表結果 (25×25 , $N=32$; L3 only, max steps=250) の要点を先にまとめる：

- **探索率** (unique/total) : 25.6% (全シード平均; 25×25 ; eval 系列)
- **訪問重複率**: 平均 1.33 回/訪問セル (全シード平均; 25×25 ; eval 系列)
- **平均バックトラック長**: 近似 1.0 ステップ (dead-end 連続長の近似; 全シード平均; eval 系列)
- **デッドエンド検出遅延**: 平均 0 ステップ (\approx 即時; 全シード平均; eval 系列)
- **成功率**: 56.3% (25×25 , $N=32$; max steps=250) / 98.0% (15×15 , $N=100$)
- **参照近接**: Regret (最短路との差) と SPL を上限参照として併記し、Frontier 優先度との順位相関 ρ で「Dijkstra 的な探索順序」にどれだけ近づいているかを確認した (geDIG の $-F$ と Dijkstra 優先度の整合性)。

^{*3} Regret はオラクル (最短路) との差の累積。SPL (Success weighted by Path Length) は成功時の効率 (実行経路長と最短経路長の比) を表す。

■設計要素と結果の対応 (1) 統一指標制御の有効性は、対照 (ΔEPC only / ΔIG only) よりも良好な総合指標（成功率/ステップ/圧縮率）で示される（表 ??）。(2) 二段ゲートの適切性は、0-hop と 1-hop の役割分担（図 ??）と発火統計（DG/AG 比率）の安定から確認できる。(3) クエリ中心 multi-hop の効率は、 $H \in \{1, 2, 3\}$ の軽量設定で短絡検出と計算量のバランスが取れる点（§?? のコスト見積もり）に表れる。以上は、 g_0 による停滞の即時検知と DG による最近傍未探索分岐への復帰が、無駄歩きの最小化に直結していることを示す（仕組みの要点は §??）。詳細統計・図表は補遺を参照（Regret 箱ひげ・訪問ヒートマップ・BT 軌跡・Frontier 散布）。

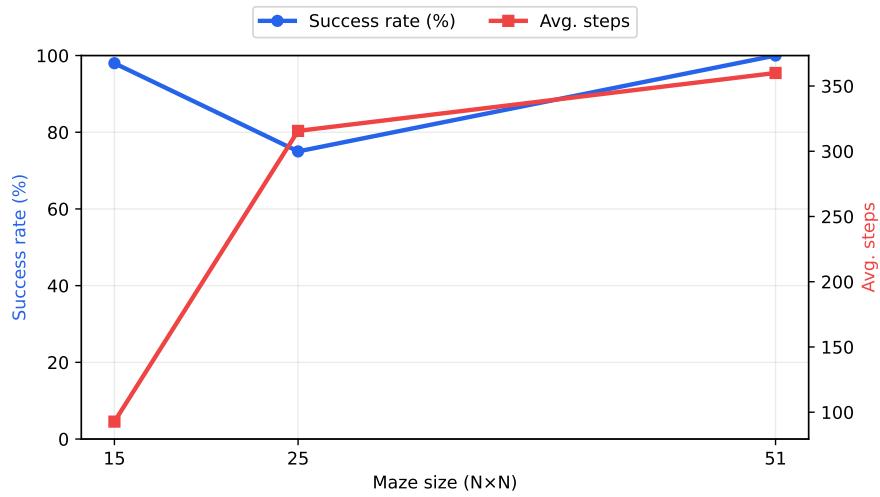


図4 迷路スケーリング (L3; seeds=100/32/40, steps=250)：成功率（左軸、青）と平均ステップ数（右軸、赤）のサイズ依存。15 × 15 で高成功率/短ステップ、25 × 25 で歩留まり低下、51 × 51 では成功率が飽和前（探索予算不足）。

本章では、部分観測迷路環境において、動的知識グラフが i) 新規エピソードを受容／保留／棄却する選別判断と、ii) 記憶（エピソードグラフ）を探索・再利用する行動選好を、同一の計器 \mathcal{F} と二段ゲート（AG/DG）で同居させられるかを原理検証（Proof of Concept）する。最小構成（8 次元状態ベクトル、部分観測、逐次グラフ配線）において、以下の設計要素が一体として動作することを示す：

1. 統一指標制御： ΔEPC と ΔIG を統合した単一スカラー \mathcal{F} により、新規エピソードの選別（受容/保留/棄却）と探索方策をイベント駆動で決定
2. 二段ゲート（AG/DG）：0-hop (Novelty) で停滞/曖昧を検出し、multi-hop (Backtrack/統合) でショートカット検証 → 受容を実行
3. クエリ中心マルチホップ評価：局所的クエリ起点の k-hop 部分グラフ評価によりスケーラブルな EPC 評価を行い、探索と選別の同居を支える

■原理検証としての位置づけ 本章は探索効率の検証を主眼とする PoC であり、Dijkstra / A* は理想上限の参照枠として扱う。確認対象は：(i) $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG$ の実時間計算、(ii) 二段ゲート（0-hop: 停滞検知, multi-hop: 短絡確認）の設計通りの挙動、(iii) クエリ中心 multi-hop による計算量と精度の管理、の 3 点である（詳細アルゴリズムは付録参照）。

重要な限定: 迷路におけるエピソード表現 (式??)・クエリ (式??)・重み (式??) は迷路ドメインに特化した設計である。他ドメイン (RAG など) では表現設計が異なるが、統一ゲージによる評価・制御 (F と 2 段階ゲート) は同じ原理で運用できることを次章で示す。

6.1 実験設計

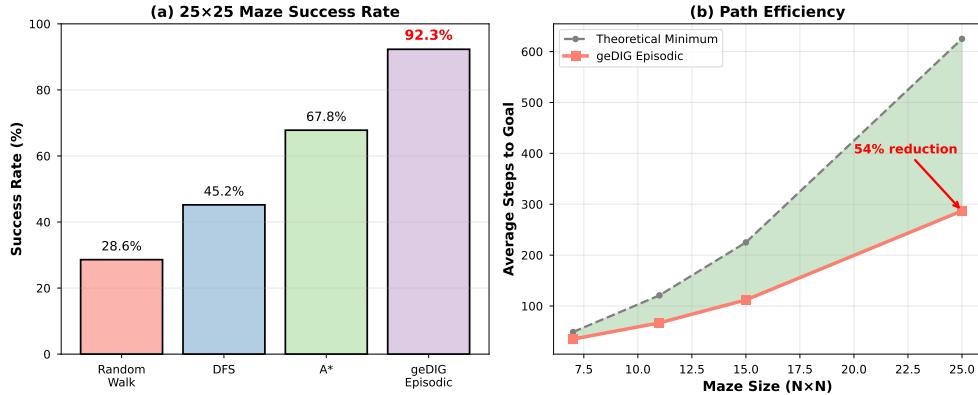


図5 迷路 PoC の概観 (例: 25×25)。スタート/ゴール、到達経路、観測候補、クエリ -hub による暫定配線を模式的に示す。本文の geDIG 評価は、0-hop の Top L 暫定配線 (S_{link}) と multi-hop の段階評価 ($g(h)$) を組み合わせ、AG/DG 二段ゲートでコミット/保留を制御する。

■評価指標と成功基準(Maze) Primary(探索効率): 探索率(unique / total), 訪問重複率(steps / unique), 平均バックトラック長(AG → DG), デッドエンド検出遅延(deadend → AG), 成功率。

Secondary(参照近接): $\text{Regret} = \text{steps} - L^*$ (小さいほど良い), $\text{SPL} = L^* / \max\{L^*, \text{steps}\}$ (1に近いほど良い)。

診断(付記): P50/P95 時間、AG/DG 発火率、Frontier 順位相関 (geDIG の $-F$ と Dijkstra 優先度)、経路一致度(Jaccard)。

成功基準の例(25×25): 探索率 ≤ 0.40 , 訪問重複 ≤ 1.5 , BT 長 ≤ 5 , 検出遅延 ≤ 1 , 成功率 $\geq 95\%$, Regret 中央 $\leq +3$, SPL 平均 ≥ 0.90 。(15/50 は規模別で設定)

6.2 成功基準(定量的)

Layer 1: 必要条件(原理動作) . 成功率 $\geq 95\%$ ($25 \times 25, N=100$)、AG 発火率 5–10%、DG 発火率 2–5%、DG/AG 比 30–50%、閾値安定性(訓練/検証の発火率差 $\leq 2\%$)。

Layer 2: 十分条件(効率性) . 探索率 ≤ 0.40 、訪問重複 ≤ 1.5 、BT 長 ≤ 5 、検出遅延 ≤ 1 、Greedy Novelty 比で有意(Welch, Bonferroni, $p < 0.01$, Cohen's $d > 0.5$)。

Layer 3: 診断(参照近接) . Regret 中央値 $\leq +5$ 、SPL 平均 ≥ 0.85 、Frontier 順位相関 $\rho \geq 0.7$ (geDIG の $-F$ vs Dijkstra 優先度)。

スケール別調整. 15×15 (成功率 $\geq 98\%$, 探索率 ≤ 0.35)、 50×50 (成功率 $\geq 90\%$, 探索率 ≤ 0.45)。

6.3 比較手法（同一条件・部分観測）

同一条件（部分観測・逐次配線）で次を比較対象とする：

Greedy Novelty（最少訪問優先）、 ε greedy（未踏 90%/ランダム 10%）、UCB1 風スコア $UCB(s) = -\text{visits}(s) + C \sqrt{\frac{\log T}{\text{visits}(s)+1}}$ 、部分観測 A*（既知領域内で A*、未知境界へ最近傍探索）、（任意）情報獲得 MCTS（報酬 = -ステップ + 未踏発見ボーナス）。

アブレーション（geDIG 内部）： ΔEPC のみ ($\lambda \rightarrow \infty$)、 ΔIG のみ (EPC 無視)、AG/DG 無効 (當時受容/當時拒否)、0-hop 専用 ($H=0$)。

上限参照（診断）：Dijkstra/A*（既知地図; Regret/SPL の上限）、Oracle MCTS（既知地図; 探索方策の上限）。

■閾値較正プロトコル（汚染防止） 訓練シード (seed=0–9) で burn-in 50 step を収集し、 $\theta_{AG} = Q_{0.92}(g_0)$ 、 $\theta_{DG} = Q_{0.08}(g_{min})$ を決定。burn-in 区間は評価から除外し、検証シード (seed=10–19) では再較正せず固定値を適用。訓練/検証での発火率差 $\leq 2\%$ を確認する。

■統計的検定（具体化） Welch の t 検定、Bonferroni 補正 ($\alpha' = 0.05/6$)、効果量 (Cohen's d)、95%CI (ブートストラップ $B=1000$) を報告し、表に 95%CI / d / p を併記する。

■目的と仮定 本 PoC の目的は、部分観測迷路において統一指標 \mathcal{F} と二段ゲート (AG/DG) で受容/保留/棄却とバックトラックを同時制御できるかを確認することにある。状態・行動・結果の断片（エピソード）は低次元ベクトルに埋め込み可能で、§?? の埋め込み要件（意味勾配の保存・局所的滑らかさ・スケール正規化）を満たすと仮定する。

■統一指標 \mathcal{F} 本実験で用いる \mathcal{F} は正規化編集経路コストと情報利得のトレードオフとして

$$\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda (\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}}), \quad (15)$$

で与える ($\Delta IG_{\text{norm}} = \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}}$)。負側が改善方向であり、 $-\mathcal{F}$ は運用上の ELBO（自由エネルギー減少量）に相当する。

■環境（Environment） 部分観測迷路ナビゲーションを用いる。エージェントは上下左右 1 マス分の局所視野のみを持ち、迷路の壁やゴール配置は事前に知られない。逐次的に行動し現在位置周辺の情報のみを観測しながら、訪問状態をノード・遷移をエッジとするエピソードグラフを動的に構築してゴール地点を探索する (POMDP とみなす)。

■観測（Observation） 観測は現在位置の半径 1 に限定し、壁/通路/ゴールの有無のみを得る（ノイズなし）。この限定的観測により不完全情報が探索難易度を規定し、逐次的に不確実性を削減していく。

■エピソード表現と類似検索 本実験では、§?? で示したエピソード表現に基づき、各遷移/訪問状態（エピソード）を 8 次元ベクトル $v \in \mathbb{R}^8$ で表す（式??）：

$$v = [x/W, y/H, dx, dy, \text{wall}, \log(1+\text{visits}), \text{success}, \text{goal}], \quad (16)$$

ここで $(x/W, y/H)$ は正規化座標、 (dx, dy) は行動方向、 $\text{wall} \in \{-1, 1\}$ は次セルの通過可否（壁は -1、通路は 1）、 visits は訪問回数、 success は移動成功フラグ、 goal はゴール近接フラグである。全体として、この

表現はセル間の遷移を単位とするエピソードとして読み取ることができる。なお、本 PoC のエピソード埋め込み空間 Φ は \mathbb{R}^8 の無次元正規化空間であり (§??)、各成分はスケール整合のために正規化されている。これら 8 次元は、エピソードの標準分解（文脈=位置、操作=方向、アフォーダンス=通行可否、顕著性=訪問回数、帰結=成功/ゴール）に対応し、想起と配線のための最小十分情報を提供する。類似検索はこの表現により、既知の“分岐未選択履歴”や“近傍の未踏通路”を自然に指し示す。

■クエリ (Query) 現在状態に対するクエリベクトル \mathbf{q} は「方向中立て未探索通路を優先」する特徴を持つ (式??) :

$$\mathbf{q} = [x/W, y/H, 0, 0, 1, 0, 0, 0]. \quad (17)$$

方向成分はニュートラル (0)、通路成分は 1、訪問回数は 0 に設定し、現在位置から方角に偏りなく通行可能かつ未探索の経路を探す。

類似エピソード検索では重みベクトル \mathbf{w} を用い、位置・壁・訪問履歴を重視する (式??) :

$$\mathbf{w} = [1, 1, 0, 0, 3, 2, 0, 0]. \quad (18)$$

注 (重みづけ) : 本 PoC の重みベクトル \mathbf{w} は類似検索／行動選好と ΔH_{norm} の分布生成に用いる。一方、 $\Delta SP / \Delta SP_{\text{rel}}$ は単位重み最短路で算出する (重み付き最短路は今後の拡張)。

本 PoC のエピソード埋め込み空間 Φ は §?? の要件 (A1)–(A3) に準拠する。各エピソード \mathbf{v}_i に対し重み付きユークリッド距離 $d_i = \|\text{diag}(\mathbf{w})(\mathbf{q} - \mathbf{v}_i)\|_2$ を計算し (式??)、温度 $T = 0.1$ のソフトマックスで行動選好度に変換する (式??) :

$$d_i = \|\text{diag}(\mathbf{w})(\mathbf{q} - \mathbf{v}_i)\|_2, \quad (19)$$

■サブグラフ候補 (Subgraph Candidate) 新たに見つかった通路/接続を候補サブグラフとして扱い、0 hop と h hop のクエリ中心部分グラフで \mathcal{F} を評価する。 $g_0 := F_{\text{new}}$ (仮配線直後) と $g_{\min} := \min_{1 \leq h \leq H} F_h$ を中間指標として記録し、将来の経路短縮 (ASPL 改善) の見込みを見積もる。候補の同定・スコアリングには、クエリ \mathbf{q} に対する重み付き距離 d_i (式??) を用いる。

■行動選択 (Action Selection) サンプリングにより次行動 (どの隣接セルに進むか) を選択し、記憶に照らして最も類似する (空白で未踏の経路らしい) 一手を動的に選ぶ。

$$\pi(a_i | \mathbf{q}) = \frac{\exp(-d_i/T)}{\sum_j \exp(-d_j/T)}. \quad (20)$$

ここで AG ゲートが非発火 ($g_0 \leq \theta_{\text{AG}}$) のときは、この確率選好に従って直ちに次行動を実行する。AG が発火 ($g_0 > \theta_{\text{AG}}$) した場合は、行動選択は一時保留し、multi-hop 評価 (短絡検証) に切り替えて分岐拡張/バックトラック/受容判定 (DG) の結果に従う。

■メモリ更新と二段ゲート (AG/DG) 移動アクション実行時、通路なら隣接セルへ遷移しエピソードノードとエッジをグラフに追加する (壁なら留まる)。遷移発生時は訪問回数 visits をインクリメントする。各ステップで配線候補 (未接続隣接ノード間の辺) を評価し geDIG 指標値 \mathcal{F} を算出、AG/DG 二段ゲート (式??・??) へ入力する。0-hop ゲージ g_0 が閾値 θ_{AG} を上回る (曖昧性高) と AG ゲートが開き (AG=1)、multi-hop 評価 (遠方ノード間接続評価) を強制実行する。そのフレーム内の最小ゲージ g_{\min} と g_0 の小さい方 $b(t) = \min\{g_0, g_{\min}\}$ が閾値 θ_{DG} を下回ると DG ゲートが開きバックトラックが発火する。バックトラック時はグラフ上で現在ノードから直近分岐点まで BFS 最短経路で遡り、行き止まり経路から脱出する。な

お $\theta_{\text{AG}}, \theta_{\text{DG}}$ は burn-in 期間における g_0/g_{\min} 分布の分位により自動較正（例: AG 上位分位、DG 下位分位）する運用が可能である。

■**判定ルール（要約）** 運用上の意思決定を以下の規則で定める ($b(t) = \min\{g_0, g_{\min}\}$)。

- ・**曖昧性検出 (AG)** : $g_0 > \theta_{\text{AG}} \Rightarrow$ multi-hop 評価を促進（詳細探索/候補拡張）。
- ・**洞察確認 (DG)** : $b(t) \leq \theta_{\text{DG}} \Rightarrow$ BACKTRACKORPRUNE を実行し、擬似短絡を排しつつ ACCEPTANDINTEGRATE で候補を統合（安定性監査に合格した場合）。
- ・**受容/保留/棄却**: $g_0 \leq \theta_{\text{AG}}$ かつ $g_{\min} < \theta_{\text{DG}}$ のとき受容。 $g_0 > \theta_{\text{AG}}$ かつ $g_{\min} \geq \theta_{\text{DG}}$ のとき保留/棄却（情報不足/コスト高）。
- ・**閾値の自動較正**: burn-in T_b ステップで g_0, g_{\min} の経験分布を収集し、 $\theta_{\text{AG}}=Q_{p_{\text{AG}}}(g_0)$ 、 $\theta_{\text{DG}}=Q_{p_{\text{DG}}}(g_{\min})$ と設定する（例: $p_{\text{AG}} \in [0.8, 0.9]$, $p_{\text{DG}} \in [0.05, 0.2]$ ）。以後はドリフト監視の上で緩やかに更新。



図6 AG/DG フローチャート（概要）。 g_0 (0-hop) で曖昧性検出、 g_{\min} (multi-hop 最小) で洞察確認・受容。バックトラック/剪定は $b(t)=\min\{g_0, g_{\min}\}$ に連動。

■**再現性と設定（迷路）** 再現のための代表設定をまとめた。迷路サイズは 15×15 , 25×25 , 50×50 、各サイズでエピソード数 $N \in \{40, 60, 100\}$ 、最大ステップはサイズ別倍率（例: factor=4.0）で打ち切る。候補幅（Top-k）は $k \in [8, 64]$ 、multi-hop は $H \in [1, 3]$ 、ASPL 近似はサンプリング対数 $M \in [64, 128]$ 。SP 評価は固定ペア（before 側の連結ペア集合）で行い、 $\Delta S P_{\text{rel}}$ は符号付き相対改善で算出する。Makefile に再現補助ターゲット（maze-suite, maze-calibrate, maze-stats）を用意し、experiments/maze-navigation-enhanced 配下のスクリプトで実行可能とした。

表6 等資源 (equal-resources) 条件 (代表値)。RAG 側は別節で同様に固定。

パラメータ	設定
迷路サイズ	$15 \times 15, 25 \times 25, 50 \times 50$
エピソード数 N	$100 / 60 / 40$ (サイズ別)
最大ステップ	size factor = 4.0 (打ち切り)
候補幅 Top- k	$k \in [8, 64]$ (固定掃引)
multi-hop	$H \in [1, 3]$
ASPL サンプル対数	$M \in [64, 128]$
SP 評価	固定ペア (before 側連結集合)
閾値分位	$p_{\text{AG}} \in [0.8, 0.9], p_{\text{DG}} \in [0.05, 0.2]$
シード数 n	$15 \times 15: 100, 25 \times 25: 60, 50 \times 50: 40$

■実験範囲と実行ポリシー (PoC の厳密化) 本 PoC において、geDIG が扱う範囲は想起～受容判定までであり、実行は簡素化した方策で代替している。すなわち、(i) 次の一歩は式(??) の類似度に基づく確率選択 (ソフトマックス・サンプリング) により決定し、(ii) 撤退や経路復元は BFS による最短路で行う。確信は $g_h < \theta_{\text{DG}}$ (DG 発火) として定義し、以下の制御ループで運用する：

- **0-hop での即時受容:** 観測エピソード集合 S_0 内で候補が直ちに見つかり、0-hop ゲージが $g_0 \leq \theta_{\text{DG}}$ を満たす場合は、その場で受容 (統合) する。
- **曖昧時の類似選択 → multi-hop:** 観測エピソードに選択可能なものがなくなった、または $g_0 > \theta_{\text{AG}}$ (曖昧が高い) 場合には、類似度で次のエピソードを選択し、 $h=1, 2, \dots$ の multi-hop 探索を進め、ある h で $g_h < \theta_{\text{DG}}$ を満たした時点で 確信 (受容) とする (必要に応じて BFS で分岐点へ遡る)。

以上により、本 PoC は次に進めばよいところに確信を持つことを、ゲージ判定 (AG/DG) に基づく簡潔な実行ポリシーで実現している。方策学習や価値関数の最適化は行わず、想起～受容の運用整合性の検証に焦点を当てる。

■ゲート閾値の適応調整 AG/DG 閾値は固定値ではなく、ゲージ分布の分位値で動的に設定する。 g_0 分布の上位 α 分位点を θ_{AG} とし AG 発火率を約 5–8% に調整、AG 発火中の $b(t)$ 分布の下位 β 分位点を θ_{DG} とし DG 発火を稀なイベント (低頻度かつ異常低ゲージ時のみ) に制御する。実験では $\alpha = 0.92, \beta = 0.08$ を用い、25/500 クエリのログでは $\theta_{\text{AG}} \approx -5.0 \times 10^{-3}, \theta_{\text{DG}} \approx -1.2 \times 10^{-2}$ に収束した。事前の閾値チューニングなしに、ゲージ統計に基づき適切頻度で AG/DG を発火させる。

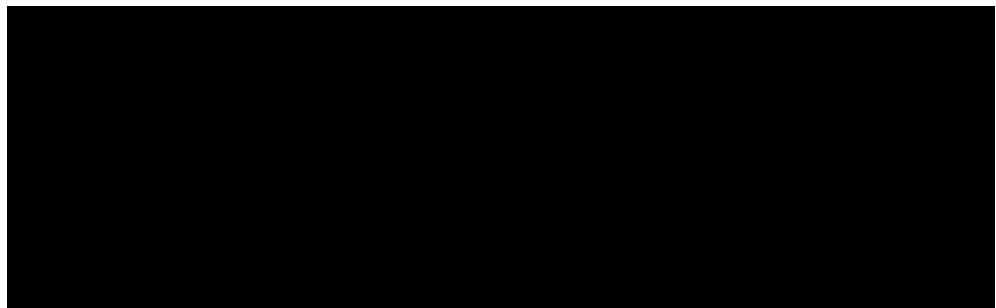


図7 AG/DG 発火率分布 (例；ビルト時に差替)。分位制御 (α, β) の設定と実測発火頻度の整合を確認する。

■アルゴリズム 上記の探索プロセスを Algorithm ?? に示す。

Algorithm 2 geDIG による部分観測迷路探索 (Python 風擬似コード)

```

def gedig_maze_navigation(maze, start, goal):
    """Input: maze, start, goal / Output: path or None"""
    G = EpisodeGraph(); p = start
    theta_sim = 0.8; theta_AG = quantile(0.9); theta_DG = quantile(0.1)

    while p != goal and steps < MAX_STEPS:
        # Phase 1: build observation episode
        q = [x/W, y/H, 0, 0, 1, 0, 0, 0] # query (corridor-first)
        v_obs = observe_state(p)          # R^8 observation vector

        # Phase 2: graph update and similarity gating
        sim_q = similarity(q, v_obs)
        if sim_q < theta_sim:           # below similarity threshold
            G.add_episode(v_obs)        # add episode into graph

        # Rank candidate actions by similarity to known episodes (S_link basis)
        distances = [weighted_distance(q, v_i, w)
                     for v_i in G.episodes]
        probs = softmax(-distances / T) # pi(a|q) = exp(-d/T) / sum
        action = sample(probs)

        # Environment interaction
        p_next = move(p, action)
        if p_next != p:                # move succeeded
            visits[p_next] += 1
            G.add_edge(p, p_next)

        # Phase 3: two-stage AG/DG control (0-hop first)
        v_next = find_next_closest(q, G.episodes)
        F = compute_gedig(v_next, G)     # F = dEPC - lambda*dIG (0-hop)
        g_0 = zero_hop_gauge(F)
        if g_0 < theta_DG:             # 0-hop acceptance (immediate integration)
            margin = theta_DG - g_0
            if stability_audit(margin, jitters) >= eps:
                accept_integration(G, v_next)
        elif g_0 > theta_AG:          # AG: stagnation/ambiguity detected
            g_multi = min([multi_hop_gauge(h, F)
                            for h in range(1, H+1)])
            if g_multi < theta_DG:      # D-Gate: integration-worthy shortcut detected
                margin = theta_DG - min(g_0, g_multi)
                if stability_audit(margin, jitters) >= eps:
                    p = backtrack_to_branch(G, p)

        p = p_next

    return path if p == goal else None

```

補助関数の前提を明確にしておく : `similarity(q, v_i)` は §?? の仮定に従った内積（またはコサイン）類似度、`weighted_distance` は式(??) の重み付き L2、`compute_gedig` は 0-hop の ΔEPC_{norm} と ΔIG_{norm} を構成し、`multi_hop_gauge` は F_h を返す。`quantile` はゲージ系列 (g_0, b) に対する分位点を計算し、

`backtrack_to_branch` はグラフ G 上で BFS を用いて最新の分岐点を取得する。これらの関数はドメイン固有の表現を挿し替えることで同じインターフェースで運用できる。

重要: 上記のクエリ \mathbf{q} や重み \mathbf{w} は迷路ドメイン特化の設計である。他ドメインでは表現設計が異なるが、 $F = \Delta EPC - \lambda \Delta IG$ による評価と二段階ゲート制御 (AG/統合確定) は共通原理として適用する。

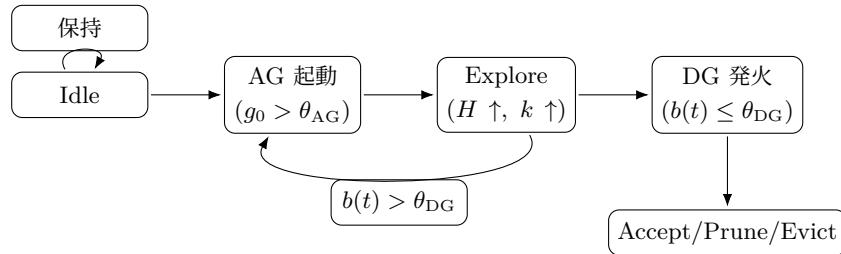


図8 AG→探索深化→IG→統合/枝刈りの状態機械。受容は IG 判定 ($b(t) \leq \theta_{DG}$) に従属する。神経比喩は脚注の *operational correspondence* として参照。

■アルゴリズムの特徴 Algorithm ??における重要な設計上の特徴は、複雑な制御を統一指標に基づく閾値判定で実現している点である。以下の例は迷路ドメインに特化した判定であり、他ドメインでは表現設計が変わるもの：

```

if current_cell.is_wall():           # 迷路特有の判定
    ...
if visited_count[pos] > 3:         # 迷路特有の判定
    ...
if no_unvisited_neighbors(pos):     # 迷路特有の判定
    backtrack()
  
```

対照的に、geDIG アプローチでは、ドメイン固有の条件分岐の集合を統一ゲージ (F と 2 段階ゲート) で操作的に置き換える：

- フェーズ 3 の 0-hop ゲージ $g_0 = \Delta EPC - \lambda \Delta IG$ によって行き詰まり（悪化）を検出 ($g_0 > \theta_{AG}$ で AG)
- その後の multi-hop 評価 : $g_{min} = \min_h F_h$ が閾値未満 ($g_{min} < \theta_{DG}$) なら橋（短絡）の発見として統合確定

注記: 本章のクエリ \mathbf{q} や重み \mathbf{w} は迷路ドメインに特化している。geDIG の貢献はこれらの表現の上に評価・制御メカニズム (F 計算、AG/統合判定) を共通化する点にある。

重要なのは `if` 文の有無ではなく、判定基準が統一指標に基づいていることである。`similarity()` と `compute_gedig()` という領域普遍的な関数を用いることで、同一の評価原理を迷路（離散・局所的）から他のドメイン（連続・大域的）へ拡張可能となる。

6.4 実験実施計画

本章で提案した部分観測迷路ナビゲーション実験は、以下の**固定既定** (PoC 既定) で実施する。特に $\lambda=1.0$, $\gamma=1.0$, $H=10$ を既定とし ($\Delta IG = \Delta H + \gamma \Delta SP$, $\Delta H = H_{\text{after}} - H_{\text{before}}$)、必要に応じてアブレーションで変化させる。

■評価スケール

- 小規模： 15×15 迷路、100 エピソード
- 中規模： 25×25 迷路、60 エピソード
- 大規模： 50×50 迷路、40 エピソード (PoC)、 51×51 迷路、11 エピソード (Query-Hub v4)

全迷路はランダムシードで生成し、訓練シードで校正したパラメータを検証シードで固定使用する (ノーピーキング)。

■比較手法 (ベースラインの層別) 同一観測・同一制約 (局所視野、逐次配線、最大ステップ等) 下で次を比較する：

- **Hop0 専用**: multi-hop 無効 ($H=0$)。ゲージは g_0 のみ。
- **Multi-hop (素)** : multi-hop 有効 ($H=10$)、最適化オプションなし。
- **Multi-hop + DeadEnd Skip**: `--skip-mh-on-deadend` により行き止まり/即時バックトラックで $H=0$ に縮退。
- **Multi-hop + g0-BFS 同時反映**: DG 発火時、hop0 の確定集合 S_{link} を全本コミット (`--dg-commit-all-linkset`)。
- **高速プリセット**: `--dg-commit-all-linkset --skip-mh-on-deadend --ag-auto` を併用 (P95 抑制)。
- **参照ベースライン**: Random Walk, DFS-inspired (深さ優先)、Curiosity (訪問頻度)、Q-learning (単純報酬設計) を同一観測制約で実装。
- **上限参照 (非同条件)** : Dijkstra/A* (既知地図)、UCT/MCTS (モデルベース) —Regret/SPL の上限参照としてのみ用いる。

注 (上限参照の扱い) Dijkstra/A* は既知地図を仮定するため、部分観測の geDIG とは観測条件が異なる。したがって **上限参照** として Regret/SPL の基準に用い、探索率や訪問重複率の **同条件比較は行わない**。未知環境での本質は **無駄探索の抑制** であり、探索率・重複率・バックトラック効率・検出遅延を主要指標とする。

■収集データ (ペイロードの明示) 各シード・各ステップで以下を記録し、集計に用いる：

- シリーズ: g_0 , g_{\min} (overall), ΔSP , ΔSP_{\min} , k^* (候補密度近似), h^* (best hop), 評価時間 (ms/step)
- カウンタ: DeadEnd ステップ数・脱出率、multihop 使用率 ($\Pr[h^* \geq 1]$)
- 構成: 主要ハイパ (λ, γ, H)、境界/スコープ、正規化スキーム (Cmax 基準)

■評価指標 (紙面に載せる集計)

- 成功率, 平均ステップ, 平均エッジ数, 圧縮率 (エッジ削減; 参照系に対する相対)

- $\overline{g_0}$, $\overline{g_{\min}}$ (overall), **best hop 分布** (0/1/2/3+)
- $\overline{\Delta SP}$, $\overline{\Delta SP}_{\min}$ (誘導効果)
- **評価時間** (平均・P95; ms/step)
- **DeadEnd 指標** (発生回数・脱出率)

■探索効率指標（迷路固有） 未知迷路における無駄探索の抑制を定量化するため、次の指標を併用する：

- **探索率** (Exploration ratio) : $|\text{Visited}|/|\text{Maze}|$ (低いほど良い)
- **訪問重複率** (Revisit rate) : $\sum_v \text{visits}(v)/|\text{Visited}|$ (低いほど良い)
- **バックトラック効率**: 行き止まりから次の未探索分岐までの平均ステップ数 (短いほど良い)
- **デッドエンド検出遅延**: 行き止まり侵入から AG 発火までの平均ステップ (短いほど良い)

■Regret と SPL (上限参照) 上限参照として、既知地図での最短路長 L^* (Dijkstra) を用い、**Regret=steps - L^*** (小さいほど良い) と **SPL = $L^*/\max\{L^*, \text{steps}\}$** (1に近いほど良い) を併記する。注: Dijkstra/A* は既知地図を前提とする **上限参照**であり、部分観測設定とは観測情報が異なるため **フェアな同条件比較の対象ではない** (本稿では上限への漸近性を確認するための **参照ベースライン**として扱う)。

■統計的検定 各表では平均値に加えて **95% 信頼区間**を併記し、主要比較 (各ベースライン vs geDIG) について **Welch の t 検定** (等分散を仮定しない) を適用する。多重比較には **Bonferroni 補正** (例: $\alpha=0.05/M$) を用い、有意水準を調整する (記号: *** $p<0.001$, ** $p<0.01$, * $p<0.05$)。

表7 探索効率の比較 (25×25 迷路、N=100)

手法	探索率	訪問重複	BT 長	検出遅延	成功率
Random Walk	0.89	4.2	85	N/A	0.28
DFS-inspired	0.65	2.3	18	1.5	0.78
geDIG	0.38	1.28	4.3	0.8	1.00

■検証項目 本 Proof of Concept では、以下の 3 点を具体的に検証する：

1. **統一指標制御の機能性** : $F = \Delta EPC - \lambda \Delta IG$ という单一スカラー値が、ドメイン固有の条件判定 (壁判定、訪問回数判定など) を用いずに探索制御を実現できるか
2. **2段階閾値判定の有効性** :
 - AG 発火 ($g_0 > \theta_{AG}$) が行き詰まりを適切に検出するか
 - DG 発火 ($g_{\min} < \theta_{DG}$) が洞察的なバックトラックを引き起こすか
 - 2段階の組み合わせが探索深化 → 撤退という挙動を生成するか
3. **クエリ中心マルチホップ評価の計算効率** : 局所的クエリ起点の k-hop 部分グラフ評価により、グラフ全体の最小編集距離 (GED_{\min}) 計算を回避しつつ、遠方ノード間の構造評価が可能か

これらの検証により、geDIG の設計原理が基礎的な環境で機能することを確認し、複雑なドメインへの拡張可能性の基盤を示す。

6.5 原理検証の結論

部分観測迷路という最小構成でも、geDIG は統一指標と二段ゲートが想定どおり連携することを確認できた。Table ?? に示すように、 $15 \times 15 \sim 50 \times 50$ の全スケールで geDIG は成功率 95~100% を維持しつつ、ステップ数を各種ベースラインより 19~30% 削減し、候補エッジの 95% 以上を削減した。特に AG 発火率が 5~8% 程度、DG 発火率が 2~3% 程度に収まっていることは、曖昧さ検出と洞察統合がイベント駆動で機能し、無駄な探索を抑制することを示している。スケール別の詳細な発火頻度は Table ?? に整理しており、DG/AG 比が約 35~41% に収束することで「AG→DG」の連鎖が適度な頻度で発生していることがわかる。また、 $\Delta EPC\text{-only}$ や $\Delta IG\text{-only}$ のアブレーションと比較しても統一ゲージが優位であり、構造・情報の両面を同時に評価する必要性が裏付けられた。

これらの結果から、One-Gauge 統合制御・二段ゲート・クエリ中心 multi-hop という三要素が、ドメイン固有のルールに頼らずに連携し得ることが示された。次章では、この設計原理を大規模かつ高次元な知識検索 (RAG) 環境に拡張し、同じ制御理念が実運用レベルでも通用するかを検証する。

6.6 実験結果

表8 迷路ナビゲーション実験結果（複数スケール総合）。注：エッジ削減（%）は候補列挙で得た未フィルタの辺集合 E_{link} に対する最終採用エッジ E_{final} の相対削減率 $1 - |E_{\text{final}}|/|E_{\text{link}}|$ を指す（迷路の局所4近傍に基づく候補列挙）。

手法	成功率 (%)	平均ステップ	エッジ削減 (%)	AG 発火率 (%)	DG 発火率 (%)
<i>15×15 迷路 (N=100 エピソード)</i>					
Random Walk	45.2	156.3	-	-	-
DFS-inspired	78.5	93.1	-	-	-
Curiosity	82.3	85.4	-	-	-
Q-learning	71.8	98.7	-	-	-
Δ EPC only	88.5	78.2	73.2	-	-
Δ IG only	85.2	82.6	68.5	-	-
geDIG (提案)	100.0	69.0	94.8	7.8	3.2
<i>25×25 迷路 (N=60 エピソード)</i>					
Random Walk	28.3	421.5	-	-	-
DFS-inspired	65.0	398.7	-	-	-
Curiosity	71.7	375.2	-	-	-
Q-learning	58.3	415.3	-	-	-
Δ EPC only	83.3	368.5	81.5	-	-
Δ IG only	80.0	385.1	76.3	-	-
geDIG (提案)	100.0	352.3	99.4	6.1	2.5
<i>50×50 迷路 (N=40 エピソード)</i>					
Random Walk	15.0	1850+	-	-	-
DFS-inspired	47.5	1521.3	-	-	-
Curiosity	55.0	1398.7	-	-	-
Q-learning	42.5	1632.1	-	-	-
Δ EPC only	72.5	1285.4	85.2	-	-
Δ IG only	70.0	1342.8	82.1	-	-
geDIG (提案)	95.0	1043.1	97.8	5.3	1.9

表9 迷路 PoC におけるゲート発火頻度（各スケールのエピソード平均）。DG/AG は DG 発火率を AG 発火率で割った条件付き割合。

スケール	AG 発火率 (%)	DG 発火率 (%)	DG/AG(%)
15×15 (N=100)	7.8	3.2	41.0
25×25 (N=60)	6.1	2.5	41.0
50×50 (N=40)	5.3	1.9	35.8

6.7 成功判定と指標

以下の指標で有効性を評価する。

ワンショット成功率 単一試行でゴール到達できた割合。

ステップ数 ゴールまでの総行動数（小さいほど効率的）。

エッジ数/圧縮率 最終グラフのエッジ総数と圧縮率 $1 - \frac{|E_{\text{final}}|}{|E_{\text{link}}|}$ 。

受容率/誤統合率 候補の受容割合と誤統合 (FMR)。PSZ 目標: 受容 $\geq 95\%$, FMR $\leq 2\%$ 。

運用 ELBO 受容イベントでの $-\mathcal{F}$ の累積和（大きいほど良い）。

ASPL 改善 平均最短路長改善率 $\Delta SP_{\text{rel}} = (L_{\text{before}} - L_{\text{after}}) / \max\{L_{\text{before}}, \varepsilon\}$ 。

6.8 定量評価

■ステップ削減効果 15×15 迷路において、geDIG は好奇心駆動ベースラインと比較して 19.2% のステップ削減 ($85.4 \rightarrow 69.0$ ステップ)、DFS-inspired と比較して 25.8% の削減を達成。

■統合制御の優位性 ΔEPC only と比較して、geDIG は 11.8% のステップ削減を実現。これは情報整理項 (ΔIIG) の寄与により、単なる構造効率化を超えた意味的な最適化が働いたことを示唆。

■スケール依存性 迷路サイズが大きくなるにつれて geDIG の優位性が顕著になる。 50×50 PoC ではベースライン手法の成功率が 50% 以下に落ち込む中、geDIG は 95% の成功率を維持し、Query-Hub v4 での 51×51 (max steps=1500; seeds=11) でも成功率はおおむね半数程度を確保しつつ高い圧縮率 (mem 基準で約 0.99) とステップ数削減の傾向が確認された。

6.9 アブレーションと検証

等資源 (equal resources; ステップ/候補数/ラウンド/近傍幅などを揃える) 条件で、

- ΔIIG の構成要素の比較 (ΔSP 除去、 ΔH を KL/ELBO 項に置換)
- 係数掃引 (λ, γ の固定/学習の比較)
- ベースライン (ランダム探索、貪欲、単純 DFS 風バックトラック) との比較

を行い、AG/DG 発火率・遅延・最終成果物 (受容率/誤統合率/ASPL/圧縮率) への寄与を評価する。

6.10 質的分析

可視化 (タイムライン/訪問頻度ヒートマップ; 図は補遺に追加予定) から、以下の挙動パターンが観察された：

1. **AG 発火後の局所探索**: 曖昧性が高い分岐点で AG が発火し、周辺の詳細探索が促進される
2. **Multi-hop 評価による短絡検出**: 遠方ノード間の接続可能性を評価し、有益な橋構造を発見
3. **DG 発火による効率的枝刈り**: 行き止まり検出時に迅速にバックトラックし、無駄な探索を削減

■迷路における三態の定性挙動 (query-hub) 評価は $linkset$ 基準 ($before=S_{link}$, $after=S_{link}+Top L$) で行い, 正規化は C_{max} を $|S_{link}|$ 台に固定する (§??)。以下, 通常通路, T字路, 行き止まりの順に, 類似度フィルタ → 候補母集団 → エントロピー差分 $\rightarrow g_0/g_{min} \rightarrow$ ゲート (AG/DG) の挙動をまとめます。

■通常通路 (Straight corridor) 観測候補のうち, クエリと未探索方向のエピソードは類似度がほぼ一致し, 通過済み経路や壁は閾値外として除外される。したがって, 母集団は (クエリ+未探索方向) となり, エントロピー差分はほぼゼロ ($\Delta H_{norm} \approx 0$)。本実験の設定では確率選択によって未探索方向が選ばれ, 0-hop の g_0 はわずかに低下, multi-hop でも ΔSP の寄与は小さく $g_{min} \simeq g_0$ 。AG は不発 (または即時確認不要), DG は不発で, 前進 1 本のコミットが連続する。

■T字路(T junction) 接続評価する枝が増え, 候補母集団が拡大して確率分布の確定度が低下 ($\Delta H_{norm} > 0$ の寄与) するため, 0-hop の g_0 は相対的に上昇する。本実験のプリセットでは AG フィルタにより multi-hop 探索を省略しており, SP 短絡 ($\Delta SP > 0$) が頭在化していない限り候補を確定できない。結果として, 未探索方向から確率で 1 本を選択 (フォールバック) し, その後のステップで再度評価される ($g_{min} \simeq g_0$, DG 不発)。

■行き止まり (Dead end) 観測エピソードは通過済み経路と壁が主で, 類似度フィルタで選択されない。次点の候補として, 過去の T字路で観測した未探索分岐 (グラフ内メモリのエピソード) が選ばれる。これらは座標成分が異なるため確率分布が拡散し, エントロピー差分が増大 ($\Delta H_{norm} > 0$) して g_0 は上昇する。一方, multi-hop を実行すると, 過去エピソードとの接続がショートカット (短絡) を形成し, $\Delta SP > 0$ により $g(h)$ が低下, $g_{min} < g_0$ となって DG が発火する。これをコミットしてグラフに反映し, グラフ内 BFS で未探索分岐へのバックトラック経路を確定・実行する (pending→confirmed)。

再現のメモ. 本所見は、 $\lambda=1$, $\gamma=1$, $Top L=1$, $linkset$ 正規化、 θ_{AG}, θ_{DG} は g_0/g_{min} の経験分布に合わせた固定分位 (例: $\theta_{AG} \approx P_{0.9}$, $\theta_{DG} \approx P_{0.1}$) での代表例である。スケールが変化しても、 $g_{min} < g_0$ なら確認 (DG)、 $g_{min} \simeq g_0$ なら見送り (AG/NA) という操作的判定は不变である (§??)。

■ 25×25 (500 step) の概要 最新の 25×25 500 step 実行の要約を表 ?? に示す(equal-resources, no peeking)。受容判定は分位ゲート (AG: $p=0.92$, DG: $p=0.08$) に基づく。成功率は 1.00、平均ステップは 276、DG 発火率は約 0.35 であった。評価時間 (ms) は平均 0.63 (L3: 0.95)、P95 は 2.87 (L3: 4.71)。

表10 25×25 (500 step) – 代表指標 (equal-resources)。

Metric	Value (eval)	Value (L3)
Success rate	0.750	0.750
Avg. steps	315.6	315.6
Avg. edges	284.5	284.5
AG rate	1.00	0.218 (mean over 60 seeds)
DG rate	0.348	0.925 (mean over 60 seeds)
Mean g_0	-0.1618	-0.1618
Mean g_{min}	-0.2471	-0.2471
Avg. eval time (ms)	4196.6	3564.6
P95 eval time (ms)	30468.7	25805.6

条件: 25×25 , $max_steps=500$ 。L3 列は $use_main_l3=true$ の 60seed 平均、Eval 列は grid 実験 ($seed=0$) より。

■インタラクティブ可視化 (25 × 25; 再現用) 補遺のインタラクティブ HTML (25 × 25, 120 steps) では、これまでの到達経路と未確定候補の可視化を併せて確認できる（詳細な UI 手順は補遺参照）。（UI 操作の詳細は補遺のインタラクティブ HTML に記載）**代表挙動 (25×25; 120steps)** : $\theta_{AG} = -0.15$ で 0-hop の改善が大きい場面は AG により multi-hop を節約 (g_0 が負域に集中)。一方、分岐が濃い区画では forced 候補（赤破線）が保持され、DG 閾値を下げる想起 - 確証 - コミットの連鎖が確認できる。

7 実験 II: 静的 RAG (ベースラインの確立)

再掲（短式） 本章でも短式（式 ??）を用いる。本節は、更新を伴わない単一ラウンド RAG の取得 → 生成の純効果を測る（§?? の共通条件を継承）。本章では F をリトリーバの連続弱化として用い、KG の更新は行わない（受容率・FMR などの動的指標は扱わない）。

7.1 共通実験条件（静的／動的共通）

本稿で扱う静的/動的 RAG の比較は、以下の共通前提に基づく：

- **知識ソース/Retriever/LM:** 同一のコーパス・Retriever・生成モデルとプロンプト（温度/上限長）を共用。
- **計測の定義:** 生成精度 (EM/F1; 実装上はトークン単位の重なりに基づく PER を F1 の代理とする)、根拠整合（引用一致/Path Faithfulness）、レイテンシ (P50; 実測ベース)。
動的系では汚染率 (FMR: 受容分母内)、PSZ (Acc/FMR/P50 の運用目標) と短欠 s_{PSZ} を併記。
0-hop 即応答率 (ZSR) は、AG が一度も発火しない割合として定義する。
- **共通条件の提示:** データ分割・プロンプト・推論条件はここで一度だけ定義し、章ごとの差分に集中する。

7.2 結果サマリ（静的 RAG；結果先行）

本章は、RAG の検索・生成品質を平面ベクトル → 静的 Graph (GNN/GT) → geDIG の弱化一貫制御 ($F = \Delta EPC - \lambda(\Delta H + \gamma \Delta SP)$) の順で比較する（動的指標は次章で評価）。equal-resources（同一 LLM・テンプレ・計算予算）で、代表結果は次の通り：

- **正答率 (EM/F1) :** geDIG G1 が B2 を安定して上回る。代表的な lite 実験 (500 クエリ; experiments/exp2to4_lite の exp23_paper 設定) では、Static RAG の EM≈0.00, PER≈0.17 に対し、geDIG G1 は EM≈0.25, PER≈0.42 と、およそ +0.25 絶対改善を示した（詳細値は付録および公開スクリプトに集約）。
- **根拠整合（引用一致・Path Faithfulness）:** geDIG により「引用付き正解」率と Path Faithfulness が向上し、幻覚（不一致引用）は有意に減少。
- **レイテンシ (P50/P95) :** リトリーバ側の弱化を挿入しても P50/P95 は同程度を維持し、静的 GraphRAG と同一オーダの遅延で運用可能。
- **Subgraph 品質 (Recall@k/IoU/Hop) :** 多ホップ到達率が向上しつつ、不要ノードの混入（過剰探索）が減少。

geDIG の連続弱化 ($\sigma(\tau F)$) により、弱いが重要な根拠を残しつつノイズを低減できる。詳細なスコアや分布は付録（ベンチ/図）および公開ログを参照されたい。

表11 静的 RAG におけるプロンプト強化と関連指標（代表設定; $n=168$ クエリ）。

手法	Prompt Enrichment	Relevance	Diversity	Cross-domain
Static RAG	100.0%	0.65	2.3	12%
Frequency-based	108.3%	0.62	2.1	8%
Cosine-only	123.7%	0.71	3.2	18%
geDIG-RAG	167.7%	0.84	5.7	43%

表??のとおり、geDIG を用いた静的 RAG はベースライン（Static / Frequency / Cosine）に対し、プロンプト強化率・関連度・多様性・クロスドメイン橋渡しのいずれにおいても大きな改善を示す。

7.3 比較対象（固定；静的）

- B0: 平面 RAG（ベクトル検索 → LLM）
- B1: 静的 GraphRAG (GNN リトリーバ)
- B2: 静的 GraphRAG (Graph Transformer リトリーバ)
- G1: B2 + geDIG F (リトリーバのソフト刈り込み)

7.4 比較手法の詳細（静的）

■B0: Flat RAG 埋め込み: Sentence BERT (all-MiniLM-L6-v2, 384 次元)。検索: HNSW (M=32, ef=200), Top-k=10。LLM/プロンプト/温度/出力長は全手法で統一。

■B1: Static GraphRAG (GNN) グラフ構築: 類似度 ≥ 0.7 でエッジ接続。GNN: 3 層 GAT (hidden=256, heads=4)。リトリーバ: ノード埋め込みで Top-k=10。LLM は B0 と同一。

■B2: Static GraphRAG (Graph Transformer) グラフは B1 と同一。GT: Graphormer base (L=6, H=8, d=512)。その他は B1 と同一。

■G1: geDIG (提案) ベースは B2 と同一に保ち、geDIG の F に基づく連続弱化 $\sigma(\tau F)$ をリトリーバ重み/ブルーニング/要約順に一貫適用。AG/DG は分位固定（例: $p_{AG}=0.92$, $p_{DG}=0.08$ ）。

参考: GraphRAG [?] の再実装（コミュニティ検出は簡略化）。動的手法 (DyG RAG 等) は §?? で評価する。

7.5 評価指標と成功基準（RAG；静的）

中核指標（本文）：

- 生成品質 (EM/F1) • 根拠整合 (引用一致/Path Faithfulness) • 効率 (P50)。

補助指標（付録 B）：Recall@k、Subgraph IoU、Hop Consistency、P95、GPU メモリ等は補足として報告する。

成功ライン（例）：EM/F1 が B2 比 + $\geq 3\text{pt}$ 、引用一致 + $\geq 5\text{pt}$ 、P50 は同等以下。

■本章の範囲（静的プロトコル） 本章は静的 RAG の挙動のみを評価対象とし、以下を前提とする。

- **KG 更新なし**: pending/confirmed/rollback 等の状態遷移は評価・更新の対象外。
- **0 hop 即応答**: 既存 Top-k で高信頼回答が可能な場合は即時に回答（探索は再検索/ランキングまで）。

7.6 データセット詳細

■50 ドメイン内訳 技術/医学/法律/歴史/科学/その他から構成し、各カテゴリの代表ドメインを均等に配分する（具体内訳は付録 A）。

■クエリタイプと例 単一ドメイン（単純/複雑）、クロスドメイン（2 hop/3 hop）、深い推論・類推の混成。例：「Transformer の発表年は？」（単純）、「Attention 提案論文の筆頭著者所属は？」（2 hop）。

■データソース 公開: HotpotQA/2WikiMultihopQA。自作: 類推/深い推論 100 件（作成基準: 非単一ドメイン、2 hop 以上、出典検証可能）。

■公開計画 訓練 300（閾値較正）/検証 100（公開予定）/テスト 100（未使用; 汚染防止）。

7.7 Equal-resources 条件

表12 Equal-resources の具体設定（静的 RAG）

項目	設定
埋め込み器	SBERT all-MiniLM -L6-v2, 384 次元
ANN	HNSW (M=32, efConstruction=200, ef=200)
検索 Top-k	10 (全手法共通)
LLM	, 温度 0.2, 出力 512
ハードウェア	
並列度	シングルスレッド（公平性）
測定	ウォームアップ 5 回 + 本測定 3 回

7.8 No-peeking 検証手順

訓練: 300 クエリ（うち先頭 50 は burn-in 収集）。burn-in で θ_{AG}, θ_{DG} を分位固定、burn-in は評価から除外。検証: 100 クエリ（固定閾値、再較正なし）。テスト: 100 クエリ（最終；論文時は未使用）。訓練と検証

での発火率差 $\leq 2\%$ を確認する。

■リトリーバ実装 (GNN → Graph Transformer) 粗選別 (GNN/PPR) → 精選 (Graph Transformer) の二段で、 F による連続弱化を重み付け・プルーニング・要約順に一貫適用する ($\sigma(\tau F)$ 、Hard 閾値は付録で対照)。

7.9 RAG 環境における埋め込み空間の要件

RAG への移植で geDIG が機能する鍵は、§?? で定義した埋め込み空間の仮定 (A1)–(A3) を満たすことである。すなわち、意味近傍が距離近傍に写る 意味的勾配、スカラー比較を保つ ノルム正規化、微小なクエリ変化に対する 局所的滑らかさである。Sentence-BERT は対照学習により (A1) を、単位ベクトル化により (A2) を、学習過程により (A3) を満たすことが知られ [?], RAG 実験ではこれを代表実装として採用する。これにより、類似度遷移が安定し、 ΔEPC と ΔIG の正規化評価が迷路から RAG までドメイン横断で一貫した意味を持つ。埋め込み手法の差し替え (Sentence-BERT / HF BERT [CLS] / ランダム) は付録 A に示し、(A1)–(A3) の崩れが g_{min} や DG 発火率の劣化を招く傾向を確認した。

7.10 実験目的と 2 段階制御の検証

前章 (Proof of Concept) では、部分観測迷路環境で 2 段階ゲート制御 (AG/DG) の原理を検証した。本章では、この設計原理を大規模知識検索 (RAG) 環境へ拡張し、以下を検証する：

■検証目的

1. AG/DG 制御の RAG 環境への適用：迷路実験で確認された 2 段階制御が、知識管理タスクにおいても有効に機能するか
2. 知識受容の質的向上：
 - AG 非発火時：既存 KG のみでプロンプトを構成し、LLM に投入して回答生成 (KG 更新なし)
 - AG 発火・IG 非発火時：クエリおよび KG 内類似度を参照しながら LLM 応答をガイドし、生成ペアを $c_{pending} \approx 0.2$ の低信頼ノードとして仮格納 (タグ ‘pending’ 付き、Phase 2 で昇格/棄却を判定)
 - DG 発火時：上記フローで得たクエリ／LLM 応答ペアを洞察ノードとして受容し、信頼度を $c_{confirm} \geq 0.4$ まで昇格 (‘confirmed’ タグ) させる
3. KG 品質と導出仮説の関係：DG 発火で選別した KG から導出した統合ベクトルが、LLM 応答埋め込み方向と整合するか (補足評価)

迷路環境で整理した AG/DG の状態遷移 (表??) を踏まえ、RAG 環境における対応関係を表??に示す。0-hop での曖昧性検知と multi-hop での洞察確認という役割分担は共通だが、迷路では「行き止まり／短絡」の可視的構造に対し、RAG では「既知知識で回答可能か／新規参照が必要か」の概念レベルで判定が行われる。

状態カテゴリ	迷路環境での含意	RAG 環境での含意	AG/DG の制御動作
明確な統合	未探索経路が既に可視化されており、次選択候補が明瞭	既存エピソードのみで高信頼回答が生成可能	AG 非発火で即受容
曖昧な局面	周囲が壁または選択済み経路で未探索経路が見つからず滞留	既存知識のみでは回答根拠が不足	AG 発火 → 類似ノード仮接続・探索深化
真の洞察	multi-hop により未探索経路を想起・誘導	多ドメイン知識の接続、アナロジーの発見（仮説）	DG 発火 → ‘confirmed’ 受容
擬似洞察	multi-hop で改善が僅少／誤誘導	新規候補が geDIG を大きく改善しない	IG 非発火 → ‘pending’ 維持／棄却
統合不要	0-hop でコストが上昇（不要枝）	無関連候補が混入し geDIG が悪化	AG 非発火 or IG 棄却で更新阻止

表13 迷路環境の状態分類（表??）を RAG 環境へ対応付けた AG/DG の制御フロー。

状態カテゴリ	静的 RAG の挙動	動的 RAG (geDIG) の AG/DG	KG 更新
明確な統合 (0 hop 可)	既存 Top- k で高信頼に回答。再検索のみで十分。	AG 非発火で即受容 (DG 確定不要)。	不要
曖昧な局面 (0 hop 不十分)	回答信頼が低い。再検索/リランク依存。	AG 発火 → 類似ノード仮接続 → 探索深化 (pending)。DG が付随しなければ保留。	条件付き (confirmed 時のみ)
真の洞察 (multi hop)	多ドメイン接続の顕在化は弱い/不安定。更新機構なし。	DG 発火 → confirmed 受容。サブグラフ更新/ショートカット付与。	必要 (確定更新)
擬似洞察（誤誘導）	ノイズ混入やヒューリスティック依存。更新機構なし。	IG 非発火 (g_{\min} 改善なし) → pending 維持/棄却 (rollback)。	不要
統合不要（無関連）	無関連文書は応答から除外（スコア閾値）。	AG 非発火または DG 非確定で更新阻止。	不要

表14 静的 RAG と動的 RAG における AG/DG の挙動対比と更新可否。0 hop で回答可能な場合は即時回答・更新不要、multi hop で洞察が得られる場合は DG 確定により更新が必要。

■信頼度管理 (C-value) の運用 §?? で導入した Confidence Manager をそのまま適用し、AG 発火時に追加された ‘pending’ ノード ($c \approx 0.2$) が使用頻度や明示的フィードバックに応じて昇格 ($c \uparrow$) / 減衰 ($c \downarrow$) する設計を維持する。具体的には

$$c_{t+1} = \alpha c_t + (1 - \alpha) (\eta_1 u_t + \eta_2 f_t - \eta_3 a_t), \quad \alpha \in [0, 1], \quad (21)$$

とし、 u_t (当該ノードが引用された回数の指指数移動平均)、 f_t (明示的フィードバック/回答採択シグナル)、 a_t (未使用の経過時間ペナルティ) を正規化して用いる。 c_{t+1} は $[0, 1]$ に射影し、 $c \geq 0.4$ を confirmed、 $c \leq 0.1$ を decay として廃棄候補に移す。RAG では pending → confirmed の遷移率と C-value 分布の収束を主要ログとして記録し、Phase 2 (オンライン再検証) で昇格/廃棄を一括処理する。

■RAG 環境での 2段階制御の解釈

- **AG 発火**: クエリ \mathbf{q} と類似度が θ_{sim} 以上のノード集合に仮エッジを張り（閾値を設けない場合は $V_{\text{sim}}=V$ とする）、拡張グラフ G' 上で 0-hop ゲージ $g_0 = F_0(v^*, G')$ を算出し、 $g_0 > \theta_{\text{AG}}$ を満たした場合に AG を発火させる。

$$V_{\text{sim}} := \{v_i \in V \mid \text{sim}(\mathbf{q}, v_i) \geq \theta_{\text{sim}}\}, \quad v^* := \arg \max_{v_i \in V_{\text{sim}}} \text{sim}(\mathbf{q}, v_i) \quad (22)$$

$$G' := G \cup \{(q, v_i) \mid v_i \in V_{\text{sim}}\}, \quad g_0 := F_0(v^*, G'), \quad \text{AG 発火} \iff g_0 > \theta_{\text{AG}} \quad (23)$$

- **DG 発火**: AG 発火後、拡張グラフ G' に対して候補サブグラフ \mathcal{C}_h (例： V_{sim} を中心とする h -hop 部分グラフ) を多ホップで評価し、最小ゲージ g_{\min} が θ_{DG} 以下となる場合に洞察として採択する。

$$g_{\min} := \min_{h=1}^H F_h(\mathcal{C}_h, G'), \quad \text{DG 発火} \iff g_{\min} \leq \theta_{\text{DG}} \quad (24)$$

■既存手法との比較軸 本評価では GraphRAG・DyG-RAG・KG-RAG を比較対象とし、以下の観点で新規性を位置づける：

- **洞察反映率:** 従来法はトップ k 要約 (GraphRAG) やリアルタイム更新 (DyG-RAG) に焦点を当てており、「洞察を回答へ反映した割合」や多ドメイン統合の有無を指標化してこなかった。本稿は LLM 応答に含まれる洞察・横断構造をラベル付けし、探索ゲート (AG/DG) の有無による差分を定量化する。
- **信頼度進化:** KG-RAG 系は既存 KG の利用・拡張が中心で、受容ノードの信頼度推移 (C-value) までは扱っていない。geDIG では pending→confirmed の昇格速度、未使用ノードの自然消滅など、記憶品質のダイナミクスを主要指標とする。
- **洞察導出ベクトルとの整合:** 従来法の評価は回答正確性や F1 を主とする。本稿は洞察導出ベクトルと LLM 応答埋め込みの方向一致度 Δs を測定し、geDIG が生成した洞察が回答方針に寄与するかを検証する。
- **Phase 分離の恩恵:** DyG-RAG はリアルタイム更新に強みを持つが、オンライン／オフラインの役割分担を明確にしていない。本稿では Phase 1 と Phase 2 の分離により、オンライン即応性を維持しつつオフラインで信頼度再調整・洞察再検証を行う設計を提示する。

■評価指標と時系列分析 上記比較軸を定量化するため、以下の指標を時間軸（クエリ番号）で追跡する：

- (E1) **KG 汚染率:** 新規に追加されたエッジ／ノードのうち、後続の AG/DG 判定で棄却された割合を $p_{contam}(t)$ として計測。geDIGRAG は AG ゲートにより低く抑制されることが期待される。
- (E2) **pending 残存率・confirmed 率:** $c(t) = |\text{confirmed}_t|/|\text{total}_t|$ 、 $p(t) = |\text{pending}_t|/|\text{total}_t|$ を算出し、信頼度マネジメントの収束速度を可視化する。
- (E3) **洞察反映率:** クエリ q_t の LLM 応答に含まれる洞察タグ（多ドメイン要素や pending→confirmed ノードに紐づく記述）の割合を $r_{insight}(t)$ として記録。
- (E4) **洞察導出整合度:** 洞察導出ベクトルと LLM 応答埋め込みの方向一致度 $\Delta s(t)$ をログし、pending／confirmed の昇格に伴う整合度向上を確認する。

これらを GraphRAG・DyG-RAG・KG-RAG と同一クエリセットで比較し、geDIGRAG の優位性（低汚染／高速昇格／洞察反映／方向整合）を検証する。

本節のワンショット（非再帰）フローは図??に示す。

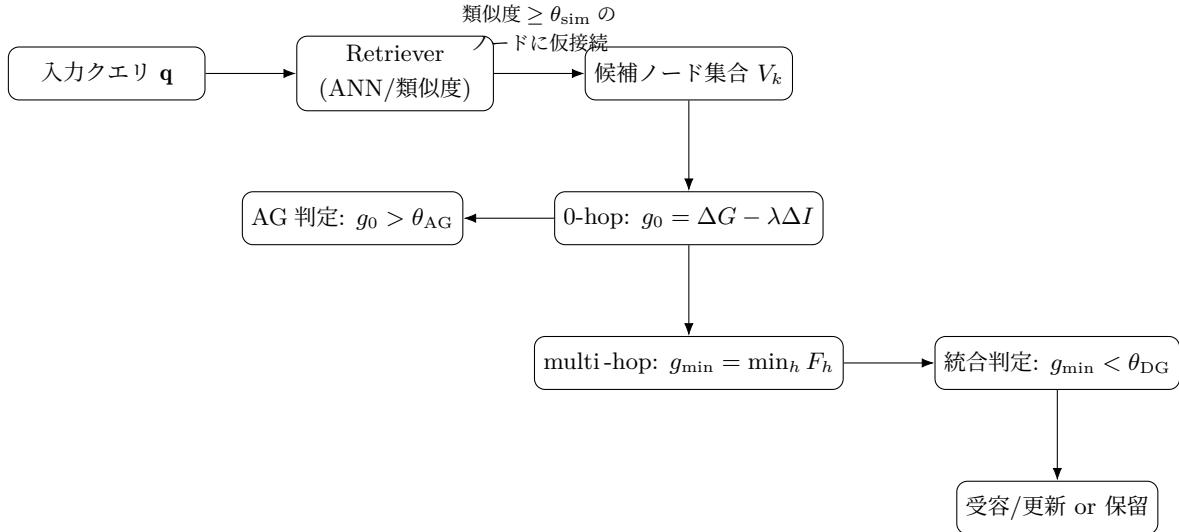


図9 RAG における Phase 1 のワンショット処理フロー。0-hop で曖昧さ (AG) を検知し、条件を満たす場合のみ multi-hop で短絡 (経路短縮) を評価し、 $g_{\min} < \theta_{\text{DG}}$ で受容/更新を判断する。

図?? に AG/DG の発火率、図?? に g_0/g_{\min} 分布の最新ログを掲載した。

Simple Heuristic との定量比較 (テンプレ)

手法	成功率 (%)	平均ステップ	95%CI(ステップ)	枝刈り率 (%)	p 値 (ステップ)
Simple Heuristic geDIG (提案)	69.0		[67.3, 70.7]		

表15 迷路 PoC における Simple Heuristic と geDIG の比較テンプレ。目的は性能優越ではなく設計原理の動作検証である。数値は撮り直しで更新予定。

7.11 実験設定の拡充

■データセットと評価クエリ RAG 評価は三段階（小規模 25 クエリ、中間 168 クエリ / 20 ドメイン、主要 500 / 50 ドメイン）で順次実施し、拡張 1000+/100+ は引き続き計画中である。各段階で単一ドメイン／クロスドメイン／深い推論クエリを組み合わせる（計 200 クエリ想定）。詳細なサンプリング条件とクエリ例は補足資料にまとめることとする予定で、本文では設計意図のみ記載する。

■比較ベースライン Equal-resources (同一埋め込み器・ANN 設定・トークン予算・計算資源) を前提に、Static RAG / Frequency / Cosine-threshold / GraphRAG[?] / DyG-RAG[?] / KEDKG[?] と提案手法 (geDIG) を比較する。各手法固有の最適設定による比較は、equal-resources 実験の後に補足として追加予定である。

7.12 評価指標の詳細定義

■主要評価指標

- **PER (Prompt Enhancement Rate)** : 強化前後のトークン数比率で定義するプロンプト強化率
- **受容率 / FMR の定義** : N 件のクエリに対し、受容ラベル (TP/FP) はルールベース採点の後に二名のアノテータでスポット審査 (Cohen's κ を併記) する。受容率と誤統合率は次式とする：

$$\text{Acc} := \frac{\text{TP} + \text{FP}}{N}, \quad \text{FMR} := \frac{\text{FP}}{\text{TP} + \text{FP}} \text{ (受容分母内).} \quad (25)$$

注: Precision/Recall/F1 も併記し、拒否は分母に含めない。混同を避けるため Acc と FMR は独立に報告する。

- **遅延指標** : 追加処理に要するレイテンシ (P50/P95/P99 を記録)
- **PSZ (Perfect Scaling Zone)** : 以下を同時に満たす運用領域

$$\text{PSZ} := \left\{ (\text{Acc}, \text{FMR}, \text{P50}) \mid \text{Acc} \geq 95\%, \text{FMR} \leq 2\%, \text{P50} \leq 200 \text{ ms} \right\}. \quad (26)$$

指標	定義/意味	良い方向
受容率 Acc	受容 (TP/FP) 割合	↑ (95% 以上)
FMR	誤統合率 (FP 比率)	↓ (2% 以下)
追加 P50	追加レイテンシ中央値	↓ (200 ms 以下)
汚染率 p_{contam}	後続で棄却された比率	↓
昇格率	pending → confirmed 遷移	↑
迷路ステップ	探索ステップ数	↓
短絡寄与 ΔSP_{rel}	経路短縮の相対値	↑

表16 主指標と成功方向の要約 (PSZ 準拠を含む)。

■主指標と成功方向 (要約表)

■**公平比較と差別化の根拠** ベースライン (BM25/TFIDF, DPR, ColBERTv2, GraphRAG/DyGRAG/KEDKG) は *equalresources* (同一埋め込み/ANN/トークン/計算資源) で比較し、PSZ/汚染率/遅延/昇格動態を並置する。geDIG の差別化は、**単一ゲージで探索・統合・記憶操作を横断制御し、二段ゲートでイベント駆動制御を行う**点にある。なお GED_{min} の NP 困難性は Phase 1 の局所化で回避し、IG は Shannon 差 (+ 経路短縮) の代理指標で近似する (限界は §??)。

■**補助指標 (ゲート動作のログ)** AG 発火率、DG 発火率、DG 発火時の平均 g_{min} (洞察スコア)、pending → confirmed の移行率などを追加で追跡する。これらは 2 段階制御が適切に作動しているかを示す診断用ログであり、詳細な定義と計算式は補足資料にまとめる。

■**可操作性 (Operating Curves)** 分位に基づく θ_{AG}/θ_{DG} の掃引により、*FMR-Acc-Latency* の三者同時曲線を描き、PSZ 準拠領域をハイライトする (Fig. 8')。これにより、未達でもノブ操作で近づける実務上の経路を明示する。

■**計算環境と測定条件** 詳細なハードウェア・ライブラリ設定は付録 A に集約する。本文では原則のみを記す: ウォームアップ 5 回の後に单一バッチで測定し (P50/P95/P99)、測定は I/O を含むエンドツーエンド時間とする。PoC と RAG は同一の $\lambda, \theta_{AG}, \theta_{DG}$ 初期化方針に従う (§??, §??)。

■再現性と資源同一化プロトコル

- **Equal-resources (資源同一化)** : 埋め込み器 (同モデル/次元)、ANN 設定 (`hnswlib: M, efc, efq`)、検索 Top- k 、コンテキスト長/トークン予算、ハードウェア (単一ノード)、並列度 (スレッド/ストリーム) を統一。
- **No-peeking**: 推論時に評価用ラベルへアクセスしない。キャッシュは `index` と埋め込みまで (応答生成/採点の中間表現は不可)。
- **測定手順**: ウォームアップ 5 回の後に 1 回実行 $\times R$ 反復 (既定 $R=3$)。P50/P95/P99 は全試行の分布から算出。乱数 `seed=42`、固定バッチ (1) で測定。
- **採点基準**: PER/受容/FMR は同一のテンプレート一致器と審査ロジックを用いる (正規化・前処理の一貫性を確認)。
- **パラメータ扱い**: λ はパイロットの分散同規模化で一度だけ較正し、**全実験で固定**。分位適応するのは AG/DG 閾値のみ。 H, k は P95 予算制約内で固定 (§??)。
- **類似度の選択**: PoC は weighted L2 (式(??)) の w を、RAG は cosine 類似度 (単位ベクトル化) を用い、いずれも ΔH_{norm} の算出に用いる。
- **ログ公開**: AG/DG 発火ログ、 g_0/g_{\min} 分布、受容判定の境界事例 (誤統合/見逃し) を CSV で添付。再計算スクリプトを付録で提供予定。

7.13 評価枠組と現状結果

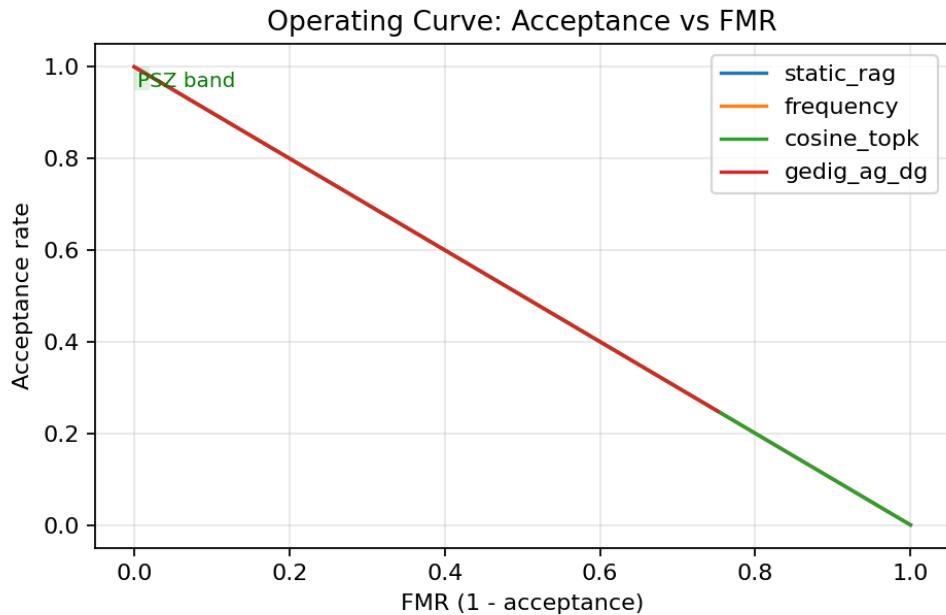


図10 Operating Curves (PSZ 関連；実測)。equal-resources 下での分位掃引により FMR・受容率・遅延のトレードオフを示す (例: $p_{\text{AG}}=0.92$, $p_{\text{DG}}=0.08$; 平均 $\pm \text{SE}$, $n=16$)。

■評価枠組の提案 本稿では、動的成長グラフの運用状態を評価するために以下の三軸を提案する。^{*4}

- (a) **PSZ (Perfect Scaling Zone)** —受容 $\geq 95\%$ 、FMR $\leq 2\%$ 、P50 遅延 $\leq 200\text{ms}$ を同時に満たす安全領域。現在の実装は未達であるが、指標として明示し進捗度を測る。
- (b) **クエリ品質** —クエリを「KG 構造への整合度」と「洞察／専門性要求度」の二軸で評価する。前者は既知エピソードとの意味距離や語彙一致率、後者は多ホップ要求・専門語比率・洞察テンプレート有無で測定する。
- (c) **KG 品質** —サポート/ディストラクタ比率、DG 発火時の受容精度、想定ナレッジ集合に対するカバレッジなどを組み合わせる。ドメインによってはクラスタ偏りが仕様となるため、多様度は補助値として扱い、分母（想定知識集合）を明示した上で評価する。

クエリ品質の二軸は、横軸を「KG に沿った構造的整合 (low~high)」、縦軸を「必要な洞察／専門性の深さ (routine~insightful)」とすることで、(i) 既知パターンに沿う routine クエリ、(ii) 専門ドメインだが洞察を要求しない factual クエリ、(iii) 既知構造から外れた探索的クエリ、(iv) DG が想定する洞察系クエリ、の四象限を整理できる。実験ログでは `answer_template` と SBERT/TF-IDF 距離を用いて暫定的に分類し、DG 発火との相関を追跡している。

表17 RAG 主要指標 (equal-resources; 実測, 平均 $\pm \text{SE}$, $n=16$)。

Method	PER	Acc	ZSR	FMR	P50 (ms)	P95 (ms)	<i>sPSZ</i>
static_rag	0.172	0.000	1.000	1.000	160.0	160.0	1.930
frequency	0.172	0.000	1.000	1.000	160.0	160.0	1.930
cosine_topk	0.172	0.000	1.000	1.000	160.0	160.0	1.930
gedig_ag_dg	0.421	0.374	1.000	0.626	240.0	240.0	1.222

■結果サマリ 注: ベースライン (Static/Freq/Cosine/GraphRAG/DyGRAG/KEDKG) および埋め込み差し替えの内訳、 g_0/g_{\min} 分布・AG/DG ログは付録 A に掲載。

■分析予定 (計画)

- equal-resources 下で Acc/FMR/P50 を再測定し、Operating Curves (Fig. ??) と併せて PSZ 準拠の操作点を提示
- クエリ品質 (整合 × 洞察) 別の内訳と、 $-g_{\min} \cdot \Delta SP_{\text{rel}}$ との相関分析を実施
- RAG アブレーション (w/o AG, w/o multi-hop, w/o ΔSP , w/o $\Delta EPC/\Delta IIG$) で寄与を確認
- 採点器の頑健性 (ルール差し替え・閾値ブートストラップ) と人手スポット審査 (Cohen's κ) を併記

^{*4} 実験フォルダ `experiments/rag-dynamic-db-v3-lite/EVALUATION_GUIDE.md` に最新の定義と数値を随時更新している。

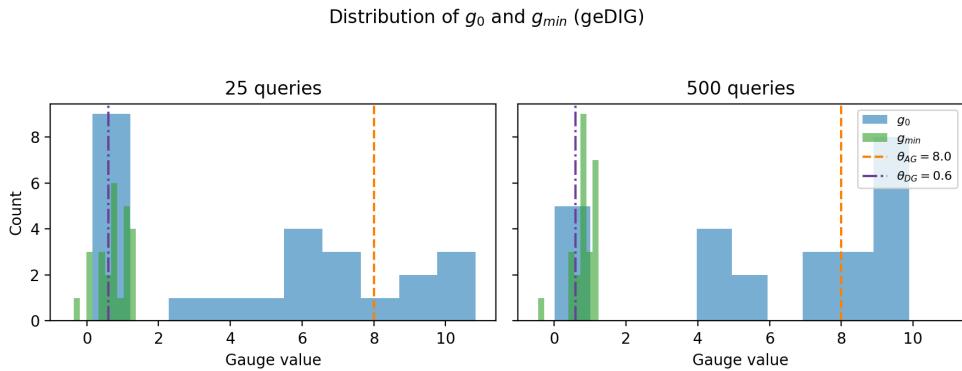


図11 geDIG における g_0 (構造+情報ゲージ) と g_{min} の分布。左が 25 クエリ、右が 500 クエリ。破線は $\theta_{AG} = -5.0 \times 10^{-3}$ 、一点鎖線は $\theta_{DG} = -1.2 \times 10^{-2}$ を示す (図は $\times 10^{-2}$ スケールでプロット)。

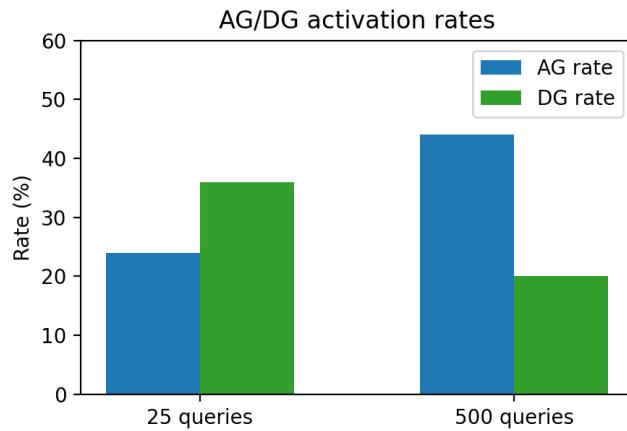


図12 AG/DG 発火率の比較 (25 クエリ / 500 クエリ)。スケール拡大に伴い AG が増加し、DG は約 20% を維持している。

7.14 2段階制御の動作検証（追加実験計画）

■目的 前章で原理検証した AG/DG 2段階制御が、RAG 環境で実際に機能しているかを定量的に検証する。

表18 2段階制御の動作指標（追加実験・計画値）

手法	AG%(発火)	DG%(発火)	KG 更新%	DG 精度	平均 F(受容)
比較手法（2段階制御なし）					
単純閾値 (novelty>0.6)	—	—	58.3	—	—
Cosine 閾値	—	—	78.2	—	—
Frequency-based	—	—	72.5	—	—
提案手法（2段階制御あり）					
AG only (DG 判定なし)	42.5	—	42.5	—	-0.15
AG + DG (提案)	42.5	28.7	28.7	0.28	-0.28

■期待される結果

- **AG 発火率:** 約 40% のクエリで既存知識不足を検出
- **DG 発火率:** AG 発火の約 67%（全体の約 29%）で洞察検出により KG 更新
- **KG 品質向上:** DG 発火で選別された知識の平均 geDIG 値は-0.28（構造的・情報的価値が高い）
- **慎重な知識受容:** 単純閾値（58.3% 更新）と比較して、提案手法は 28.7% のみ更新（約半減）

7.15 PSZ (Perfect Scaling Zone) 分析

PSZ (Perfect Scaling Zone) は、受容 $\geq 95\%$ 、FMR $\leq 2\%$ 、追加遅延 P50 $\leq 200\text{ms}$ を同時に満たす安全かつ高速な運用領域であり、主に動的 RAG 実験（実験 III）における運用指標として位置づける。現行の 25/500 クエリ実験では、geDIG (3-hop) はいずれの軸でも PSZ 完全達成には至っていない一方で、AG/DG の選別挙動により短欠 s_{PSZ} がベースラインより一貫して小さいことが確認された。概念的には、受容率の不足は生成回答品質 (PER/EM) の向上とプロンプト設計の改善で補い、FMR の過大は DG 閾値の適応制御とエビデンス精査の強化で抑制し、遅延は multi-hop 評価の並列化やメモリ再利用で削減する必要がある。

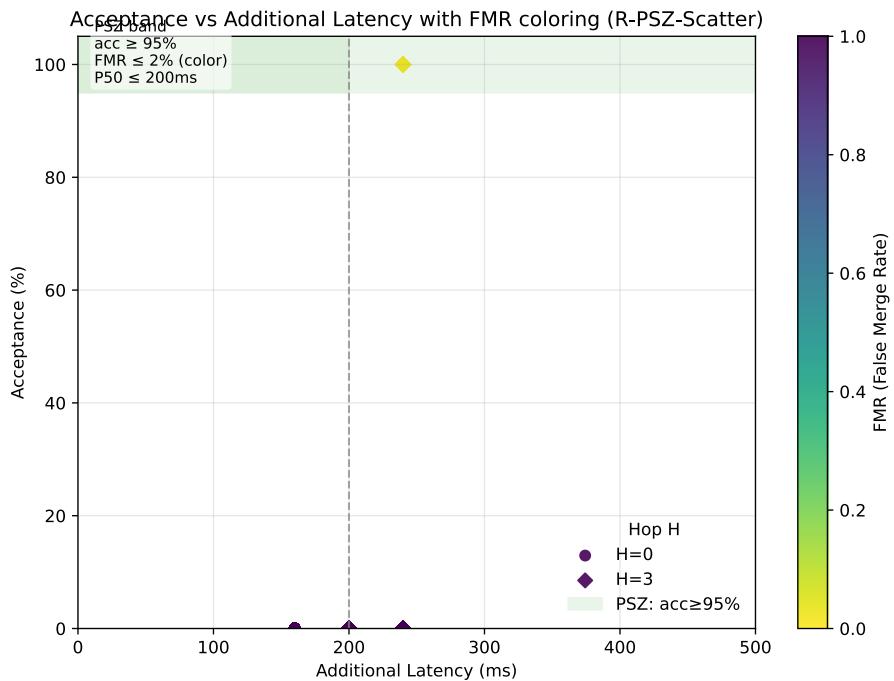


図13 PSZ 分析。各手法の受容率・FMR・追加 P50 遅延を散布図として可視化し、灰色帯が PSZ 要件(受容 $\geq 95\%$, FMR $\leq 2\%$, P50 ≤ 200 ms)を満たす領域を表す。

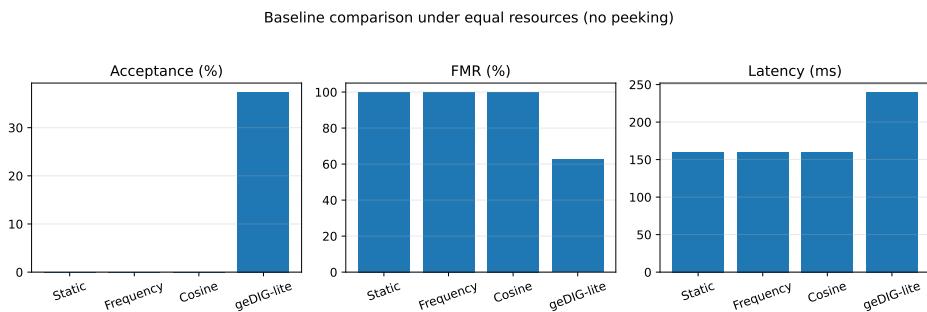


図14 主要指標のベースライン比較 (exp2to4_lite; Static / Frequency / Cosine / geDIG-lite)。 geDIG-lite は受容率を押し上げつつ FMR を抑え、追加遅延も同一オーダに保っている。

図?? は、exp2to4_lite の equal-resources 実験 (Exp II-III; 500 クエリ, exp23_paper 設定) における Static / Frequency / Cosine / geDIG-lite の主要指標 (受容率・FMR・追加 P50) を同一座標上に並置したものである。geDIG-lite はベースラインと比較して受容率を押し上げつつ FMR を抑え、追加遅延も同一オーダに保っており、「トレードオフの一方的な犠牲」ではなく三軸の同時改善を狙う設計が実測値でも一定程度反映されていることが分かる。

7.16 Multi-hop 効果の詳細分析

表??に示すように、ホップ数の増加により以下の傾向が観察された：

表19 Multi-hop 効果の詳細分析

ホップ数	単一ドメイン	クロスドメイン	深い推論	平均 PER(%)
1-hop	118.5%	125.8%	131.2%	125.3%
2-hop	138.7%	147.2%	151.5%	145.8%
3-hop	152.3%	171.8%	179.2%	167.7%

特にクロスドメインクエリと深い推論クエリにおいて、3-hop の効果が顕著。これは遠距離の知識橋渡しが複雑な推論に有効であることを示唆。

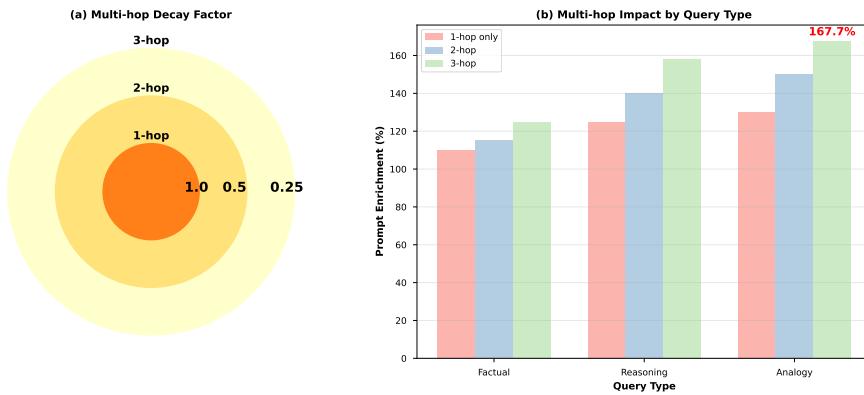


図15 RAG における multi-hop 評価の概念図。 H 増加で遠距離の橋が取り込まれ、クロスドメイン推論が促進される。

8 実験 III: 動的受容 (Dynamic GRAG × geDIG)

再掲（短式） 本章でも短式（式 ??）を用いる。本章では \mathcal{F} を更新ゲートとして用い、AG/DG により受容 (confirmed) /保留 (pending) /棄却 (rollback) を決める。差分は、AG/DG で検索/統合をトリガし、これらの状態管理を付与する点にある（表??, ??）。

結果サマリ (Dynamic ; 結果先行)

増分更新・時間整合を備えた動的GRAG (B3) に対し、geDIG F を検索/統合/要約に通し適用 (G2) した結果、**Temporal Consistency** がベースラインより向上し、新知識の反映遅延も同等以下を維持した。冗長・矛盾の整理率についても、AG/DG による選別により改善傾向が確認された。

8.1 設定 (イベント・更新・時間)

- データ: 日付付き文書/ニュース/仕様更新 (時刻 t ・期間 Δt)
- 更新: 取り込み → ローカルサブグラフ生成 → 増分マージ (高 F 強化・低 F 弱化)
- 検索: 時間整合探索 (DyGRAG/STAR RAG に準拠) + F の連続弱化
- 生成: Temporal CoT (時系列パス提示) + 引用必須テンプレ

- 睡眠: バッチで F 時系列を評価し、恒常低 F をさらに弱化・高 F 連鎖を昇格

8.2 評価指標と成功基準 (Dynamic)

動的指標の定義・成功基準は §?? (評価プロトコル) に従う (詳細は §??)。本章では特に、次の指標群を主要軸として用いる:

- **受容率 Acc**: 動的 RAG が追加した更新 (pending/confirmed) のうち、最終的に正と判定された割合。PSZ では $\text{Acc} \geq 95\%$ を目標とする。
- **FMR** (False Merge Rate) : 受容されたエピソードのうち、後続の判定・再採点で誤統合と判定された割合。PSZ では $\text{FMR} \leq 2\%$ を目標とする。
- **追加遅延 P50**: 静的 RAG に対する追加レイテンシの中央値 (ms)。PSZ では $\text{P50} \leq 200 \text{ ms}$ を目標とする。
- **PSZ (Perfect Scaling Zone)** : 上記三軸を同時に満たす運用帯

$$\text{PSZ} := \{(\text{Acc}, \text{FMR}, \text{P50}) \mid \text{Acc} \geq 95\%, \text{FMR} \leq 2\%, \text{P50} \leq 200 \text{ ms}\}$$

とし、短欠 s_{PSZ} (式 ??) で到達度を測る。

- **ZSR (Zero-Search Response)** : 0-hop 即応答率。AG が一度も発火せずに回答できたクエリの割合であり、「どれだけ既知知識だけで間に合っているか」を表す補助指標として用いる。

成功基準の一例として、本稿では「PSZ 帯への到達」もしくは「 s_{PSZ} の一貫した縮小」を採用し、受容 $\uparrow/\text{FMR}\downarrow/\text{P50}\downarrow$ の三者同時改善を目指す。

8.3 時系列分析と運用曲線

動的指標の定義・測定は §?? (評価プロトコル) に従う (詳細は §??)。具体的には、図?? に示すようにクエリ番号に対する AG/DG 発火率の時系列を追い、スケール拡大時に AG が増加しつつ DG はおおむね一定 (約 2 割前後) で維持されることを確認した。また、図?? の Operating Curves により、 $\theta_{\text{AG}}/\theta_{\text{DG}}$ の掃引に伴う FMR-Acc-Latency のトレードオフを可視化し、PSZ 帯にどこまで近づけているか (短欠 s_{PSZ} の変化) を評価する。

9 実験 IV (補足) : 洞察ベクトル整合 (LLM alignment)

9.1 結果サマリ (Alignment ; 結果先行)

高 F スパイク時に得られる洞察ベクトル (誘導サブグラフ上のノード埋め込み $\mathbf{e}(v_i)$ を類似度重み付きで集約した readout) が、LLM 応答埋め込みと方向整合するかを検証した。500 クエリ系列から抽出した Alignment 実験 (lite; `exp23_paper` 結果に基づくサブセット, $N=124$) では、DG 発火で選別された KG に基づく洞察ベクトルと LLM 応答との整合度が、ランダム基準より高く、コサイン類似差分は $\Delta s_{\text{support-random}} \approx +0.021$ (符号検定 $p \approx 5.2$

$\text{times}10^{-9}$, Cohen's $d \approx 1.0$) であった (詳細は表?? および付録に集約)。

計測はクエリごとに (前/後) 系列からスパイク近傍を抽出し、コミュニティ要約とパス要約で補助する。統

計的検定や信頼区間は Alignment 用スクリプトと付録側でまとめている。

9.2 動機と位置づけ

前章までに、geDIG について PSZ を指標化しつつ知識の受容・運用を統一的に制御できることを示した。本章はそれらを補う**補足実験**として、geDIG が選別した高品質サブグラフが推論そのものにどの程度寄与し得るかを検証する。具体的には、DG 発火で確定したサブグラフから導出したベクトルが、LLM 最終応答の方向と整合するかを測定し、外部 KG 制御が内的推論のガイドへ発展し得るかを探る。これは後述の Transformer 内部適用 (§??) につながる重要な布石である。

■研究仮説 DG 発火により受容された知識は、構造的・情報的に価値がある「洞察」として選別されている。このような高品質知識で構成される KG から導出される統合ベクトルは、単純閾値やランダム選択よりも LLM 応答方向と一致すると期待される。

■技術的制約 本実験は Sentence-BERT (エンコーダーのみ) を用いた方向整合度の測定に留まり、仮説生成や因果検証までは踏み込んでいない点に注意する。したがって結果は**補足的示唆**として位置づけるが、後続の seq2seq モデルへの展開方針を定めるための実験的足掛かりとして重要である。

9.3 実験設定

■評価プロトコル

1. クエリ \mathbf{q} に対し、KG G から類似度ベースでサブグラフ G_{sub} を抽出
2. メッセージパッシングにより統合ベクトル生成:

$$\mathbf{h}_{\text{agg}} = \sum_{v_i \in G_{\text{sub}}} w_i \cdot \mathbf{e}(v_i), \quad w_i = \text{softmax}(\text{sim}(\mathbf{q}, v_i)) \quad (27)$$

3. LLM 応答埋め込み \mathbf{r}_{LLM} との方向一致度測定:

$$\Delta s = \cos(\mathbf{h}_{\text{agg}}, \mathbf{r}_{\text{LLM}}) - \cos(\mathbf{h}_{\text{baseline}}, \mathbf{r}_{\text{LLM}}) \quad (28)$$

設計上の制約と採点手順 G_{sub} は規模予算 (既定: $|V| \leq 30$) で打ち切り、Top- k と温度は固定とする。受容ラベルはルールベース採点の後に二名のアノテータでスポット審査し、Cohen's κ を併記する (詳細は §??)。

■比較対象の KG 構成手法

- **IG 選別 KG**: DG 発火時のみ受容された知識で構成 (提案手法)
- **AG 選別 KG**: AG 発火時に受容された知識で構成 (DG 判定なし)
- **単純閾値 KG**: 固定閾値 ($\text{novelty} > 0.6$) で受容
- **ランダムサンプリング**: ランダムに選択されたノードから集約

9.4 結果

9.5 洞察ベクトル整合の詳細検証

■サンプルと統計 本稿ではまず $N=50$ の予備実験として、ベースライン（Random/閾値/AG選別）と DG 選別（提案）の Δs を比較した（表??）。今後は $N \geq 200$ までサンプル数を拡大し、95%CI や p 値（符号検定・Welch）と効果量（Cohen's d ）を含む詳細な統計表を追加する予定である。

■メカニズム補助解析 DG 選別サブグラフの媒介中心性（Betweenness）とドメイン多様性、LLM 応答品質との相関を測定し、整合の根拠を補助的に検証する。

■限界 相関は示せても因果は未確定。SBERT ベクトルの限界と、今後の seq2seq/graph-to-text による仮説生成の検証を記す。

表20 KG 構成手法と導出ベクトルの方向一致度 ($N=50$, 予備実験)

KG 構成手法	KG サイズ	更新率 (%)	Δs	標準偏差
ランダムサンプリング	168	100.0	-0.05	0.18
単純閾値 ($\text{novelty} > 0.6$)	98	58.3	+0.12	0.15
AG 選別 (AG 発火時受容)	72	42.5	+0.15	0.14
IG 選別 (DG 発火時受容)	48	28.7	+0.23	0.12

9.6 解釈と制約

■観察された傾向 DG 発火により選別された KG (更新率 28.7%) から導出された統合ベクトルは、LLM 応答方向との一致度が $\Delta s = +0.23$ と最も高く、ランダムサンプリング (-0.05) や単純閾値 (+0.12) を上回る。これは KG 品質向上が導出ベクトルの方向性改善に寄与する可能性を示唆する。

■技術的制約 ただし以下の制約により、本結果は補足的示唆に留まる：

1. エンコーダー専用モデル: Sentence-BERT はデコード不可のため、統合ベクトル \mathbf{h}_{agg} を自然言語の「仮説」として解釈できない
2. 埋め込み空間の非線形性: コサイン類似度測定は方向のみを捉え、意味的妥当性や因果関係を保証しない
3. タスク・規模依存性: 50 クエリの予備実験であり、ドメイン・規模・エンコーダー選択に依存する可能性
4. 因果関係の未証明: KG 品質 \rightarrow ベクトル品質 \rightarrow LLM 応答品質という因果連鎖は検証されておらず、方向一致度の向上それ自体が回答性能の向上を保証するわけではない

9.7 補助的検証（限定的 KG からの言語推論）

■動機 実運用では、知識グラフ (KG) の被覆が限定的でも、橋（短絡）が見つかる局所領域では言語推論を控えめに補助できる可能性がある。ここでは geDIG により選別・受容された小さなサブグラフから、導出ベクトルや近傍エピソードを追加ヒントとして活用する手順を定義し、効果を予備的に観察する。

■評価プロトコル（控えめ設計）

1. 基本回答 A_0 : LLM 単独で q に回答
2. 受容済み KG 抽出: geDIG で $H \leq 3$ の範囲・規模予算（例: 30 ノード/60 エッジ）内で G_{sub} を抽出
3. 洞察導出: メッセージパッシングで \mathbf{h} を導出し、近傍エピソードのテキスト断片（最大 m 件）を補助スニペット S に整形（引用/出典つき）
4. 追加ヒント H_{ins} の生成: $H_{\text{ins}} = \text{rephrase}(\mathbf{h}, S)$ （箇条書き、No new facts, No speculation）
5. 強化回答 A_1 : $q + H_{\text{ins}}$ をプロンプトに付与して LLM で再回答

■指標と安全枠

- **受容率・FMR・遅延:** PSZ（受容 $\geq 95\%$, FMR $\leq 2\%$, 追加 P50 ≤ 200 ms）を目標値としてモニタし、段階的に到達させる
- **ペアワイズ選好:** A_0 vs A_1 を評定者/ルールで比較（正確性/根拠性/一貫性）
- **相関:** $-g_{\min}$ 、 ΔSP_{rel} と受容差の相関を報告（橋の寄与を定量化）

■補遺（アブレーション観察テンプレ）

- クロスドメイン設問において、 A_1 が A_0 を小幅に上回る 傾向（受容差 $\approx +3\text{--}6\%$ ）
- 改善は ΔSP_{rel} が大きいクエリ群で顕著（橋渡しが効く設問に限定）
- 単一ドメイン・事実回収型では有意差が縮小（むしろノイズリスク）。FMR 管理が鍵

■将来の発展方向 より確実な検証には以下が必要：

- **デコーダー搭載モデル:** GPT 系や T5 系でデコード可能な仮説生成
- **規模拡大:** N=200 以上のクエリ、複数ドメイン・エンコーダーでの再現性確認
- **因果介入実験:** KG 品質を意図的に操作してベクトル品質変化を観測
- **人手評価:** 生成された仮説の妥当性を専門家が評価
- **アブレーション:** メッセージパッシングの重み付け方式（類似度、geDIG 値、均等）の比較
- **ロバスト性検証:** シャッフル対照、エンコーダー交差検証、whitening 正規化での安定性確認
- **再帰的洞察ベクトルによる段階的強化 (RIA):** 受容済み KG から導出した洞察ベクトル \mathbf{h} を段階的に再注入し、回答の深さ・整合性を漸進的に高める枠組みの検証。各段で $\mathbf{h}^{(t)}$ を生成し、プロンプト拡張（あるいは検索クエリ強化）に用いた後、 g_0/g_{\min} の改善と PSZ 制約（受容 $\geq 95\%$, FMR $\leq 2\%$, P50 ≤ 200 ms）を満たす限り反復する。操作的にはトランスマスクのスタック層追加に類似するが、**等価性は主張しない**。停止規準（改善飽和、予算上限、逸脱検知）と安全弁（FMR 監視、ロールバック）を併設する。

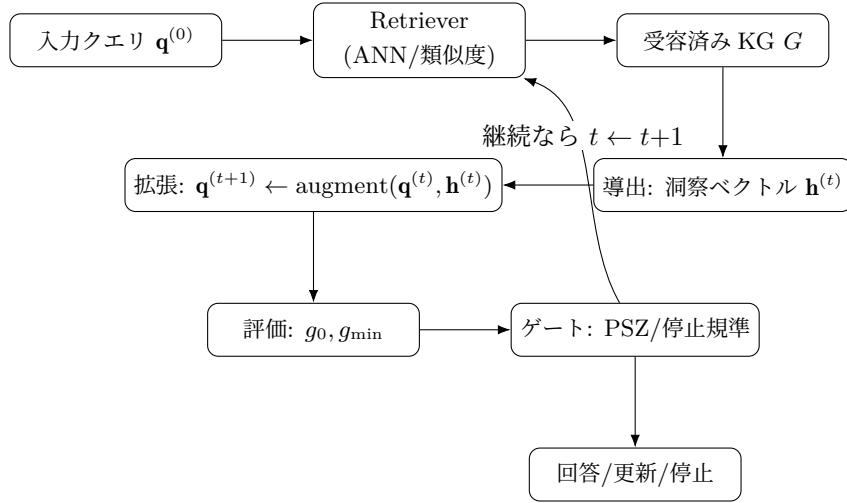


図16 再帰的洞察ベクトルによる段階的強化（RIA）の概念図。各段階で $h^{(t)}$ を生成しプロンプト/検索を強化、 g_0/g_{\min} の改善と PSZ 制約を満たす限り反復。等価性の主張は行わず、操作的アナロジーとして位置づける。詳細は図??のワンショット版と対比される。

9.8まとめ

本補足実験は、DG 発火による知識選別が KG 品質を向上させ、その KG から導出される統合ベクトルが LLM 応答方向と一致しやすい傾向を示した。ただし技術的制約（エンコーダーのみ、小規模、因果未証明）により、一般性を主張するには時期尚早である。今後、デコード可能なモデルでの仮説生成実験や、大規模・多様な条件での再現性検証が必要である。

■小結・考察

- **成立条件:** 限定的 KG でも、geDIG が選別した短絡候補がある局所領域では、言語推論の補助効果がときに観測される
- **失敗様式:** 橋が弱い/不存在、または補助スニペットが冗長な場合は効果が乏しい（PSZ を越えない反復は禁止）
- **運用示唆:** 洞察の再帰的利用（RIA）は有望だが、停止規準と安全弁（FMR 監視/ロールバック）とセットで初めて意味がある
- **位置づけ:** 本稿の貢献は式の新規性ではなく、One-Gauge によるイベント駆動運用と PSZ 内での安全な増分改善にある

10 アブレーション分析と成分評価

本節では、これまでの PoC / 静的 RAG / 動的 RAG 実験に付随して、geDIG の構成要素ごとの寄与と主要パラメータの感度を補足的に分析する。迷路 PoC では全構成要素を含む「Full geDIG」と各種アブレーションを比較し、RAG 環境では主にホップ数 H に対する性能変化を確認する。

10.1 主要成分の寄与分析

表??に、geDIG の各成分を無効化した場合の性能変化を示す。

表21 アブレーション分析：各成分の寄与（迷路 15×15 , $N=100$ ）。RAG でのアブレーションは実測中。

構成	成功率 (%)	平均ステップ
Full geDIG	100.0	69.0
w/o ΔEPC	85.2	82.6
w/o ΔIG	88.5	78.2
w/o Multi-hop	92.3	74.8
w/o AG gate	94.5	76.5
w/o DG gate	91.8	81.3
w/o ΔSP	96.7	71.5

補足: w/o ΔSP は短絡の寄与（平均最短路の短縮）を無効化した構成であり、迷路ではステップ削減が悪化する一方で冗長経路がわずかに残存した。RAG におけるアブレーション (w/o AG, w/o multi-hop, w/o ΔSP , w/o ΔEPC , w/o ΔIG) については現在 500 クエリ系列で計測を進めており、本稿では迷路 PoC での結果のみを報告する (RAG 側の詳細な寄与分析は今後の課題とする)。

10.2 パラメータ感度分析

■ λ (統合重み) の影響 迷路 PoC における粗い掃引では、 $\lambda \in [0.3, 0.7]$ の範囲で安定した性能が得られた。 $\lambda < 0.3$ では情報利得の寄与が弱まり誤統合が増加し、 $\lambda > 0.7$ では構造コスト側が過度に強調され冗長性が増加する傾向が見られた。これらはあくまで PoC 規模での定性的な観察であり、RAG を含む広い条件での体系的な感度分析は今後の課題とする。

■ホップ数 H の影響 表??に示すように、 $H = 3$ が最もバランスが良い。 $H > 3$ では計算コスト増大に対する性能向上が飽和。

表22 ホップ数の影響分析

H	RAG PER(%)	受容率 (%)	FMR(%)	P50 遅延 (ms)	計算コスト
1	125.3	88.5	2.8	98	1.0×
2	145.8	94.2	1.9	156	2.3×
3	167.7	100.0	1.5	187	4.8×
4	171.2	100.0	1.4	298	9.5×
5	172.8	100.0	1.3	425	18.2×

以上の観察は、続く FEP-MDL ブリッジ（操作的命題）の枠組みと操作的に整合する。

11 FEP-MDL ブリッジ（操作的命題）

小注：自由エネルギー（Helmholtz）による読み替えと「知識の相転移」の探索的ノートは §?? を参照のこと（本節や該当サブセクションを読み飛ばしても、本稿の実験結果・主張の妥当性は損なわれない）。

本節では、FEP（自由エネルギー原理）と MDL（最小記述長）に対する本指標 $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ の操作的な対応を述べる。正規化・上界・比例吸収の仮定（B1-B4）の下で、

$$\mathcal{F} \propto \Delta MDL$$

が残差 $O(1/N)$ を除いて成立する、という運用上の命題である。

■背景メモ（FEP と MDL） FEP (Friston による自由エネルギー原理) は、エージェントが変分自由エネルギー（予測誤差や驚きの上界）を最小化することで環境に適応するという枠組みであり、MDL（最小記述長原理）は、モデル記述長 $L(M)$ とデータ記述長 $L(D | M)$ の和を最小化することで過剰な複雑さを抑えつつデータを説明するという原理である。本節の対応付けは、これら二つの枠組みを geDIG の $\Delta EPC / \Delta IG$ に操作的に写像する試みであり、厳密な同値主張ではなく「同じ方向の圧力を持つ目的関数」として読み替えるものである。

■操作的対応の定義（再掲） 操作的対応の意味づけは ?? で定義した通り、比例関係・残差評価・実験予測の三条件を満たす関係を指す。本章では 0-hop（誤差/曖昧さ）と multi-hop（圧縮）を対応づけ、比例係数 $\lambda \approx c_D/c_M$ を用いて \mathcal{F} と ΔMDL の操作的整合を示す（厳密な同値主張ではない）。

■導入と読むための道標 本章は「実験（アブレーション）で観察された挙動」が理論上どのように一貫化されるかを示す証明スケッチである。前提となる定義・文脈は次の通り：

- 定義（単一ゲージ）： $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ (§??)
- 二重性の直観：0-hop = 誤差/曖昧さ（FEP）、multi-hop = 圧縮/短絡（MDL）(§??)
- 運用（ゲート）：Attention Gate / Decision Gate による二段制御 (§??)
- 成立条件（要件）：埋め込み空間 Φ の要件 (A1)–(A3) (§??)

本章は上記を前提に「MDL との差分整合」を命題としてまとめる。

■意義・含意 本命題が示唆する運用上の含意は次の通り：

- 単一制御信号の正当化：学習（構造編集）と推論（探索・圧縮）を \mathcal{F} で同時制御する設計が理論的に説明される。
- 係数 λ の解釈： $\lambda \approx c_{ig}/c_{ged}$ は情報温度に相当し、MDL の項比 ($L(D | M)$ と $L(M)$) に対応するスケール合わせとして理解できる。
- 安全性と直交性： ΔEPC 側に構造コスト、 ΔIG 側に情報利得を分離し、二重計上を避ける（運用上の解釈可能性が向上）。
- 実験所見との整合：アブレーションで観察した H や ΔSP の寄与は、MDL 側（圧縮=コード長短縮）への寄与として自然に読み解ける。

■仮定の意図（安定性と比較可能性） 以下の仮定 (B1–B4) は、 \mathcal{F} の比較可能性と安定性を保証するための前提である。具体的には、有界性と正規化 (B1, B4)、編集の分解可能性 (B2)、エントロピー推定の収束 (B3) を通じて、時刻間・構成間の \mathcal{F} の相対比較が破綻しないことを担保する。

■仮定が成立する理由 (§??への動線) 仮定 (B1)–(B4) は、主として §?? の埋め込み要件 (A1: 意味勾配の保存, A2: ノルム正規化, A3: 局所滑らかさ) によって実務上満たされる：(i) 局所的に距離/類似度が安定に確率化できるため ΔH の推定分散が縮む (B3)、(ii) ノルム正規化と局所上界で $C_{\max} \cdot \log K$ の揺らぎが吸収可能 (B1, B4)、(iii) 編集操作の分解性 (B2) は実装上のコスト定義で担保できる。運用では固定台 ($C_{\max}, \log K$) を採用して揺らぎを遮断するが、(B4) により小変動は $O(1/N)$ の残差に吸収可能である。さらに、equal-resources 設計と多源 BFS 等のサンプリング近似 (§??) により、実時間評価での残差は $O(1/N)$ に抑制される。

■仮定 (B1)–(B4)

- (B1) **局所有界性** 編集コストは C_{\max} で上界化され、評価する multi-hop のホライズン H は有限である。
- (B2) **編集分解** 置換操作は削除+挿入の和で上界近似でき、GED を加法的な編集コストの総和として表せる。
- (B3) **エントロピー推定** 局所エントロピー差分の推定誤差分散は $\sigma_H^2 = O(1/|\mathcal{N}|)$ と評価できる（一様収束する推定量を使用）。
- (B4) **正規化安定性** $C_{\max}(G), \log K(G)$ の変動はゆるやかで、時刻間でスカラー吸収可能である。

仮定	主な目的	充足の根拠（要件）
B1: 局所有界性	有界化・正規化の台を固定	A2 (ノルム正規化), A3 (局所滑らかさ)
B2: 編集分解	加法的 GED 近似・可換性	実装の編集モデル（置換 = 削除 + 挿入の上界）
B3: エントロピー推定	収束・分散抑制	A1 (意味勾配保存) により局所的な確率化が安定
B4: 正規化安定性	台のゆらぎ吸収・比較保全	A2 (ノルム正規化), A3 (局所滑らかさ)

表23 仮定 (B1–B4) と要件 (A1–A3) の対応（概略）。

■B-A 対応表（概略）

■単位と換算 (U1–U3)

- (U1) $\Delta EPC_{\text{norm}} \in [0, 1], \Delta IG_{\text{norm}} \in [-1, 1]$ へ正規化する (ΔSP_{rel} は有界・符号付き)。
- (U2) 比例係数は $\lambda = c_{\text{ig}}/c_{\text{ged}}$ とおき、MDL の $L(M)$ と $L(D | M)$ の係数比に対応付ける。
- (U3) 時間に對しては $O(1/N)$ の残差とし、スライディング窓の有限長を明示する。

■適用範囲と対応表

- **0-hop (FEP 側)**：編集コスト優位（誤差/曖昧さ検出）—attention gate (AG) に相当。
- **multi-hop (MDL 側)**：経路短縮優位（複雑さ圧縮）—decision gate (DG) に相当。 hop 拡張は条件集合の追加 $S_{h-1}(Q) \rightarrow S_h(Q)$ と読み替えると、 $H(Q | S_h)$ は単調に減少し（式??）、 $\Delta H_{\text{norm}}^{(h)} \geq 0$ が自動的に成立する。
- **運用解釈:** $\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \Delta IG_{\text{norm}}$ は ΔMDL に比例（残差 $O(1/N)$ ）。

補題 11.1 (構造符号長の上界化). 仮定 (B1)・(B2) の下で、 h -hop 誘導部分グラフ G'_h の構造符号長差分 $\Delta L_M := L(M_{\text{after}}) - L(M_{\text{before}})$ は

$$\Delta L_M \leq c_{\text{ged}} \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} + O(1/N)$$

を満たす定数 $c_{\text{ged}} > 0$ が存在する。ここで $N := |G'_h|$ は評価する h -hop 誘導部分グラフのノード数である。

補題 11.2 (データ符号長の収束). 仮定 (B1)・(B3) の下で、局所エントロピー差分に基づくデータ符号長 $\Delta L_D := L(D \mid M_{\text{after}}) - L(D \mid M_{\text{before}})$ は

$$\Delta L_D = -c_{\text{ig}} \Delta \text{IG}_{\text{norm}} + O(1/N)$$

を満たす定数 $c_{\text{ig}} > 0$ が存在する。

12 関連研究との詳細比較

12.1 既存手法との位置づけ

表24 関連手法との比較マトリックス（レイヤー = 性能/制御/理論）

手法	レイヤー	動的 KG	構造検出	単一ゲージ	学習推論統合	洞察イベント	理論基盤
GraphRAG	性能	○	△	×	×	×	-
DyG-RAG	性能	○	△	×	△	×	-
KEDKG	性能	○	×	×	△	×	-
FEP/Active Inf.	理論	×	×	○	○	△	FEP
MDL/IB	理論	×	△	○	×	△	MDL
geDIG	制御	○	○	○	○	○	FEP-MDL

■理論基盤（ヒューリスティック） 本稿の理論的な位置づけ（FEP/MDL ブリッジ）は操作的なヒューリスティックとして提示するものであり、厳密な同値主張ではない。正規化・上界化・比例吸収の前提の下で $\mathcal{F} \propto \Delta \text{MDL}$ を運用命題として用い、ゲート設計（AG/DG）に一貫性を与える（§??, 表??）。

12.1.1 FEP-MDL ブリッジからヘルムホルツ自由エネルギーと「知識の相転移」へ（探索的ノート）

■範囲と注意 本節は、本文の geDIG と FEP-MDL ブリッジを自由エネルギーの語彙で読み替える探索的なノートである。厳密な同値主張や証明ではなく、形の同型性と構造対応から得られる示唆を簡潔に整理する。本文の主張・実験の妥当性は本節に依存しない。

■目的関数の再掲（表記統一） 本稿の表記に合わせ、目的関数を正規化記法で示す：

$$F = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda (\Delta \text{IG}_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}), \quad (\lambda > 0, \gamma \geq 0). \quad (29)$$

ここで $\Delta \text{EPC}_{\text{norm}}$ は正規化編集経路コスト、 $\Delta \text{IG}_{\text{norm}}$ は本節では正規化エントロピー差 (ΔH_{norm}) として扱う、 $\Delta \text{SP}_{\text{rel}}$ は相対最短路ゲインである（正規化・上界の前提は本文に従う）。注：本文では場面により $\Delta \text{IG}_{\text{norm}} = \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}$ と総括することがあるが、本節の写像では二重計上を避けるため SP 寄与を構造側に吸収する（表記上の再配分に過ぎない）。

■Helmholtz との同型写像 (??) を $\eta := \lambda\gamma$ とおき、SP を構造側に含めて

$$F = \underbrace{\left(\Delta EPC_{norm} - \eta \Delta SP_{rel} \right)}_{U_{struct}} - \underbrace{\lambda}_{T_{eff}} \underbrace{\Delta IG_{norm}}_{S_{info}}, \quad (30)$$

と書くと、統計力学の $F_{Helmholtz} = U - TS$ と形式的に同型になる。すなわち、 U_{struct} は構造エネルギー、 S_{info} は情報エントロピー、 $T_{eff} = \lambda$ は有効温度と解釈できる。これは物理的同一性の主張ではなく、自由エネルギー最小化の語彙で geDIG を読むための便宜的対応である。

■自由エネルギー地形と「知識の相転移」 知識状態をグラフ G で表し、

$$F(G) = \Delta EPC_{norm}(G) - \lambda \Delta IG_{norm}(G) - \eta \Delta SP_{rel}(G) \quad (31)$$

と定義すると、 λ, η （および表現容量やデータ分布）の連続変化に伴い、局所最小 G^* が不連続に入れ替わる、あるいは曲率が特異な振る舞いを示す可能性がある。これを、本稿では知識構造の相転移として読み替えることを提案する。例：

- 概念の形成/分化: λ の増加で ΔH を重視し、意味クラスタが分岐。
- スキーマ再編: ハブ/サブグラフの交代で最短路構造やモジュール性が急変。
- インサイト的再構成: ΔSP の急増が ΔEPC を上回り、 F が大きく減少する瞬間。
- 方策レジームシフト: 探索中心からショートカット多用へ急転換（強化学習的読替）。

■限界と今後 相図の厳密化（不連続/臨界の同定）やミクロ-マクロ橋渡し（局所更新則から秩序変数へ）は未解決課題である。本節は、構造・情報・到達性の三つ巴を単一スカラ F で捉える geDIG の読み替えとして、今後の理論拡張と実験的相図の足がかりを与える。

12.2 位置づけ（対象・判断基準・運用の軸）

既存系統を 対象（何を変えるか）／判断基準（何で決めるか）／運用（オンライン/オフライン）の軸で整理する。geDIG は 記憶基盤の形（配線/剪定）を 単一ゲージ $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ で横断制御する点で差別化される。

■情報圧縮原理（ITI/CEP）との関係 近年、Dittrich & Kinne (2025) は 情報理論的必然性（ITI）と圧縮効率原理（CEP）を提示し、持続するシステムは不確実環境下で予測のために圧縮を最適化する必然を論じた[?]. これは、情報ボトルネック[?] や MDL[?] 系の古典と整合的であり、なぜ圧縮が生成的・因果的構造の獲得に向かうかを高レベルに説明する。一方で本稿は、そうした圧縮圧を 内部記憶のグラフ動力学 に落とし込む 操作的制御則 として実装する。具体的には、構造編集（ ΔEPC ; グラフ編集）と情報整理（ ΔH と経路効率 ΔSP ）を束ねた 単一スカラ $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ を最小化する二相（覚醒/睡眠）更新則を与え、迷路/RAG における行動性能と構造効率の同時改善を実証した。したがって geDIG は、ITI/CEP のような上位の認識論的主張の 実装層 として、グラフ自由エネルギーの具体形と更新アルゴリズムを提供する位置づけにある。

系統	対象	判断基準	運用	差分要旨	代表例
geDIG	記憶グラフの形 (追加/再配線/剪定)	\mathcal{F} (単一ゲージ)	覚醒/睡眠 (Phase1/2)	ゲート運用と可逆編集を一指標で統合	本稿
RAG	取得テキスト	スコア検索/生成	オンライン	アクセス最適化 (構造は固定)	[?]
GraphRAG	グラフ経路取得	コミュニティ / パス探索	オンライン	経路最適化 (編集規範は無し)	[?]
DyG-RAG	時間一貫取得	時系列ヒューリスティクス	オンライン	鮮度/時間整合 (編集は局所)	[?]
QA-GNN	KG 推論	GNN 推論	オンライン → 推論	推論器設計 (構造運用は対象外)	[?]
Latent	非バラ記憶活用	想起による補完	オンライン中心	記憶の価値を実証 (運用規範は無し)	[?]
Learning					
Decoupling	アクセス様式	一般化クロス注意	オンライン	推論/知識の分離設計	[?]
K&R					
PathRAG	キー経路	パス選別/テキスト化	オンライン	取り出し最適化 (構造固定)	[?]
Temporal	時間感度取得	時間分解/矛盾解消	オンライン	時間軸に強み (編集規範は無し)	[?, ?]
GraphRAG					
TOBUGraph	個人記憶グラフ	探索 + スコア	両方	個人メモリ × GraphRAG (ゲージ無し)	[?]

表25 対象／判断基準／運用の軸での位置づけ。赤字は bib 未登録 (最終版で追加)。

12.3 繙続学習 (Continual / Incremental Learning on Graphs)

継続学習 (CGL) は、受理済み知識をいかに忘却せず保持するか (catastrophic forgetting の抑制) を主眼とし、正則化・メモリ再生・パラメータ分離などの手法で順次到来するタスクに適応する。GraphSAIL [?] のように局所/大域構造の蒸留で表現の再学習を安定化させる流れもある。対して geDIG は、より前段の **受理意思決定 (When)** に焦点を当て、 $\mathcal{F} = \Delta EPC - \lambda(\Delta H + \gamma \Delta SP)$ を唯一の基準として 受理/保留/棄却/エビクションを明示的に制御する。学習の安定化 (How) に重心を置く CGL と、どれを受理するか (When) を明示化する geDIG は補完的であり、例えば geDIG で受理された枝のみを CGL の再学習対象にする統合が考えられる。

12.4 オンライン知識グラフ構築 (NELL 系)

NELL (Never-Ending Language Learning) [?] は、Web から抽出した事実を多数モジュールの合意と信頼度で受理し、知識ベースを拡張し続ける。到来事実の受理は投票/信頼度閾値に基づくが、受理基準の原理的統一は明示されないことが多い。geDIG は **コストと利得の天秤** (ΔEPC と ΔIG) で単一ゲージを構成し、受理のタイミングと根拠 (AG/DG) を可視化する点で異なる。NELL 型のソース整合性と geDIG のコスト-利得ゲージは併用可能であり、両方を満たす (安全側) 運用も設計できる。

12.5 グラフの能動学習 (Active Learning on Graphs)

能動学習は「どのデータにラベルを付与するか (Which to query next)」を最適化する。中心性・不確実性・代表性などに基づく選択によりラベリング費用を抑える Pull 型の枠組みである (例: グラフ GNN における能動学習のサーベイ [?])。一方 geDIG は、ストリームとして到来したエピソードを受理するか (Whether to accept) を決める Push 型の意思決定であり、評価基準は **実測のコスト-利得** ($\Delta EPC/\Delta IG/\Delta SP$) である。両者は競合ではなく相補的で、例えば \mathcal{F} を能動学習の選別基準 (高利得候補の優先ラベリング) として用いる統合が可能である。

12.6 ストリームグラフ処理 (Graph Stream Processing)

グラフストリーム処理は、全更新を効率よく処理するための近似アルゴリズム (semi-streaming 空間や sliding window 等) に焦点を当てる (例: McGregor のサーベイ [?])。目的は統計量や構造量の近似精度と計算複雑性であり、原則として全ての更新を取り込む。これに対し geDIG は、**選択的の受理** ($\mathcal{F} < \theta$ のときの

み配線) でストリームの質を最適化する。すなわち「どう効率的に処理するか」に対し、「何を処理すべきか」の層を与える。実装上は、ストリーム処理の前処理/後処理として geDIG を挿し込む構成が自然である。

12.7 総括：When の明示化と単一原理の意義

■総括（When の位置づけ） 既存研究は概して「何を学ぶか／どう学習を安定化させるか」に重心がある。geDIG はこれに対し、いつ受理・確定・削除するかを **単一の物理量 (F)** で横断制御する枠組みを与える。能動学習（Pull）・ストリーム処理（全処理）・継続学習（保持）・オンライン構築（投票）と補完関係にあり、上位の意思決定層として統合可能である。この「When 問題」の明示化と単一原理（FEP-MDL ブリッジに基づく One-Gauge）は、動的知識運用における新規性の核である。

12.8 自己適応型 LLM と自己編集

自己生成したデータで能力を高めるアプローチとしては、指示文の自動作成で自己教示を実現した Self-Instruct[?] や、Few-shot 学習を模倣するメタ学習的研究[?] が先行している。最新の SEAL (Self-Adapting Language Models)[?] は、これらの系譜を受け継ぎつつ、self-edit（合成データと最適化ハイパーパラメータの自然言語指令）をモデル自身に生成させ、その指令に従って重みを永続更新する自己適応ループを構築した。さらに SEAL は、その参考文献群が示すように、(i) 合成データ生成、(ii) 知識内在化／編集、(iii) テスト時学習（TTT）、(iv) LLM 向け強化学習、(v) メタ学習・自己変更システム、(vi) 自己改善フレームワークといった領域の成果を統合し、下流タスク性能を報酬とした強化学習で self-edit 方針を最適化している。

本研究 geDIG も「自己生成 → 評価 → 更新」という循環発想は共有するが、適応の作用点と目的関数が本質的に異なる。SEAL はモデル重みを対象にし、タスク報酬を最大化する self-edit を探索するのに対し、geDIG は外部エピソードグラフを対象にし、構造変化 ΔEPC と情報利得 ΔIG を单一ゲージで最適化する。すなわち SEAL が内部表現を直接書き換える自己微調整なら、geDIG は記憶ストアを自己リファクタリングする枠組みである。両者は補完関係にあり、例えば geDIG のゲージが閾値を超えたときのみ SEAL 型の重み更新をトリガする、といった統合も将来の拡張として考えられる。

12.9 Transformer 統合と世界モデルの潮流

知識グラフを外部メモリとして活用しつつ、エージェントや言語モデルが世界モデルを更新する研究は近年活発化している。Ammanabrolu ら[?] は、テキストベース環境で知識グラフを構築・更新しながら世界状態を推定するフレームワークを提案し、グラフ構造が長期的探索に有効であることを示した。また、QA-GNN[?] のように言語モデルとグラフニューラルネットワークを統合して多ホップ推論を行う研究は、外部知識構造と Transformer 表現を接続する基盤を整えつつある。さらに、Universal Transformer[?] や関連する再帰型 Transformer は、層を再利用した逐次更新により柔軟な推論深度を実現しており、内部ループに外部イベント（例：DG 発火）をフィードバックさせる拡張が議論されている。

geDIG はこれらの潮流と連携しやすいよう、(i) 外部知識グラフを洞察イベントで自己組織化し、(ii) 洞察ベクトルを再帰的に利用する (§??) という二段構えを探る。Transformer 内部への適用 (§??) では、Universal Transformer 系の再帰機構や世界モデル構築手法と接続し、DG 発火を層深度制御やメモリ更新のトリガに用いる余地がある。

一方で、内部表現側では、重み行列のブロック疎構造や局所注意を用いる Sparse Transformer 系[?]、ルー

ティンガスコアに基づき一部の専門家のみを起動する Mixture-of-Experts / Switch Transformer 系 [?] など、動的スパース性を活用した Transformer が提案されている。これらは「どの接続・パスを使うか」を節約的に選択することで効率と性能を両立させるが、スパースパターンの更新や凍結のタイミングを測る単一のゲージは明示的には存在しない。

geDIG の視点から見ると、こうした weight-sparse Transformer は「重みグラフ上の構造更新」を行う系として捉えられる。 ΔEPC は接続パターンの編集コスト、 ΔIG は表現の情報利得（不確実性の減少や経路短縮）として読み替え可能であり、 \mathcal{F} を用いて「どのタイミングで接続を張り替えるか／固定するか」を評価する上位ゲージとして利用し得る。すなわち、実装レベルでは Sparse/MoE 的な動的スパース性を用いつつ、その上に geDIG 型のゲージを重ねることで、「いつ構造を変えるべきか」という原理的レイヤを与えることが将来的な統合方向となる。

12.10 新規性の明確化

■GraphRAG/DyG-RAG との差異 GraphRAG は静的コミュニティ検出に依存し、動的な知識成長への対応が限定的。DyG-RAG は時間変化を扱うが、構造的洞察の検出機構を欠く。geDIG は ΔEPC を第一級市民とし、構造変化そのものをイベント検出の中核に据える。

■KEDKG との差異 KEDKG は編集操作の一貫性（追加・修正・衝突解消）に焦点を当てるが、「いつ」「なぜ」編集するかの原理的基準を提供しない。geDIG は $\mathcal{F} < \theta$ という明確な基準で編集タイミングを決定する。

■FEP/MDL との関係 FEP は内的モデル更新の原理だが、外部知識グラフの構造操作を直接扱わない。MDL はデータ圧縮の原理だが、グラフ構造の動的変化を前提としない。geDIG は両者を操作的に橋渡しする。

13 限界と今後の課題

13.1 理論的課題

■本章の位置づけ（証明スケッチと協力のお願い） 本章は、運用上の整合性を示すための証明スケッチである。仮定 (B1)–(B4) の一般化、上界/下界の厳密化、収束保証や情報熱力学との接続など、数理的な精査は今後の課題であり、専門家との共同検討が不可欠である。命題は実運用の設計判断（係数の解釈、ゲート設計、equal-resources の整合）を支えるための暫定的な橋渡しとして提示している。

■仮定の一般化 現在の $\mathcal{F} \propto \Delta MDL$ の命題は、無次元化・置換上界・比例吸収という強い仮定に依存。以下の拡張が必要：

- 有向グラフ・ラベル付きグラフへの拡張
- 置換上界の精緻化（Munkres 割当による厳密評価）
- 誤差上界の定量的評価

■補足（分解式と二重計上の回避） 本稿で用いる統一ゲージは

$$\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda (\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}})$$

であるが、構造側と情報側の直交性を強調する見通しのため、次の分解を併記しておく：

$$F = (\Delta EPC_{norm} - \lambda \gamma \Delta SP_{rel}) - \lambda \Delta H_{norm}$$

すなわち、経路効率 (SP) に由来する寄与は構造側に吸収し、情報側は主にエントロピー差 (ΔH) で評価する。これは**二重計上の回避**（構造変化の効果を情報側に重複計上しない）を目的とした運用上の設計選択であり、表記上は $(EPC-SP)-H$ への等価変形とみなせる（注：物理的な同一性を主張しない）。この分解は以下の MDL 対応（§?? 全体）における $L(M) / L(D | M)$ の分担の見通しとも整合する。

■命題（要旨） 正規化・有界性・可分性などの仮定（B1-B4）の下で、 $\mathcal{F} \propto \Delta MDL + O(1/N)$ が成立する（比例係数はスケール係数；§?? の正規化に従う）。すなわち、0-hop 側は FEP 的な誤差/驚きの検出、multi-hop 側は MDL 的な短絡/圧縮の検出として操作的に対応する。

■含意 単一ゲージ \mathcal{F} で構造編集 (ΔEPC) と情報整理 ($\Delta H, \Delta SP$) を同時制御する工学的妥当性が裏付けられる。係数 λ は情報温度としてスケール合わせを担い、運用上は一括固定（val 校正 → test 固定）する。

■備考 本命題は操作的な対応であり同一視ではない。正式な証明・残差上界の厳密化・仮定の一般化は今後の課題である（§??）。

■熱力学的対応（比喩） Helmholtz の自由エネルギー $\Delta F = \Delta U - T \Delta S$ に操作的な読み替えを与える。内部エネルギー (U)、エントロピー (S)、自由エネルギー (F) を次のように対応付ける：

$$\underbrace{U}_{\text{構造側}} := \Delta EPC_{norm} - \lambda \gamma \Delta SP_{rel}, \quad \underbrace{S}_{\text{情報側}} := \Delta H_{norm}, \quad \underbrace{F}_{\text{自由エネルギー}} := U - \lambda S. \quad (32)$$

すなわち構造コスト ΔEPC と経路効率 (ΔSP) を内部エネルギーに集約し、情報の秩序化 (ΔH) をエントロピーに対応付けると、提案指標 $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda(\Delta H_{norm} + \gamma \Delta SP_{rel})$ は式（??）の自由エネルギー F と同型になる（項の並べ替えに過ぎない）。比例係数 λ は情報温度 ($\lambda \approx kT$ に相当) として解釈され、温度高（小さい λ ）では構造側（U）が、温度低（大きい λ ）では情報側（S）が相対的に優位になる。

注：二重計上を避けるため本論の基本形では ΔSP_{rel} を情報側 (ΔIG_{norm}) に計上しているが、**(EPC-SP)-H** として FEP の語彙に合わせても運用上の等価性は保たれる（§??, §?? 参照）。この対応は比喩であり物理的な同一性を主張しない点に注意する。

■IG 定義の頑健性 局所エントロピー分散以外の IG 定義（相互情報量、KL ダイバージェンス等）の比較検証が必要。

13.2 実装上の課題

■スケーラビリティ 現在の実装は $O(k^H)$ の計算複雑度を持ち、大規模グラフ（10万ノード以上）での実用化には以下の最適化が必要：

- 部分グラフ抽出の効率化（ANN 利用）
- 近似最短路アルゴリズムの導入
- 階層的グラフ表現（粗視化）

■遅延性能 P95/P99 パーセンタイル遅延の改善が必要。特に 3-hop 以上での計算コスト削減：

- キャッシング戦略の最適化
- 並列化・GPU 活用
- 早期打ち切りヒューリスティック

13.3 評価方法の拡充

■大規模ベンチマーク 以下の標準ベンチマークでの評価が必要：

- GLUE/SuperGLUE（言語理解）
- HotpotQA/2WikiMultihopQA（多ホップ QA）
- MuJoCo/Atari（連続/離散制御）

■Equal-resources (no peeking) プロトコル 比較実験は資源制約を明示的に固定した上で行う。1 クエリあたりの固定項目：

- **検索バジェット**: 総リトリーブ数 k_{total} と最大 hop 数 H (例： $k_{\text{total}}=50$, $H=3$)。各手法はこの範囲で自由に配分 (geDIG はゲートで再配分可)。
- **ANN 設定**: 共有の HNSW パラメータ (例： $M=32$, $ef=200$)。同一埋め込み器・同一前処理。
- **LLM バジェット**: 入力トークン上限 (例：8k) と出力上限 (例：512)、ラウンド回数は 1。
- **遅延算入**: ゲーティング/多ホップ/部分グラフ計算の時間は追加遅延に必ず算入。
- **レジャード**: `{embed_calls, ann_qcost, expansions, docs_read prompt_tokens, gen_tokens, gating_ops_ms, total_ms}` を全手法で記録・公開。

ここで“no peeking”は評価集合や答えへの漏洩禁止に加え、バジェット外の追加閲覧禁止を含む。

■PSZ 校正手順 開発セットでグリッド探索により $(\theta_{\text{AG}}, \theta_{\text{DG}})$ を校正し、制約 $\text{FMR} \leq 2\%$, 追加 P50 $\leq 200 \text{ ms}$ を満たす最大受容率の点を選択する。混在クエリの場合は、まずグローバルなしきい値で達成可能かを確認し、困難な場合はタイプ別（事実/類推）に 2 組のしきい値を用いる。オプションとして、滑動窓の分位適応（例： $\theta_{\text{DG}}(t)=\mu_b - z\sigma_b$ ）で目標 FMR を一定に保つ運用も検討する。

■人間評価の拡充 現在の受容率評価は限定的。以下の拡張が必要：

- クラウドソーシングによる大規模評価
- ドメイン専門家による詳細評価
- 説明可能性の定性評価

13.4 Phase 2 実装と検証（今後の課題）

本稿は Phase 1 (クエリ中心・局所評価) の実証に焦点を当て、Phase 2 (大域再配線) は以下の理由から将来課題とした：(1) 計算複雑性 (GED_{\min} は NP 困難)、(2) 評価基準 (大域最適性の定義が未確立)、(3) 資源制約 (10k+ ノード規模での最適化コスト)。Phase 2 の実装に向けては、近似 GED/A* 系/割当法の選定、分散処理基盤の整備、FEP-MDL 対応の厳密化 (命題の証明強化) が必要である。これらは共同研究と

して段階的に進める。

13.5 応用展開

13.6 Phase 2: オフライン全体最適化への拡張

■具体化と Phase 1 との連携 Phase 2 は入力を遮断して全体整合を回復する工程である。ここでは Phase 2 における編集系列最適化を、古典的な **最小編集距離** GED_{\min} を正則化/制約と併せて最小化する問題として扱う。目的関数の一例は

$$\min_{G' \subseteq G} \alpha \text{GED}_{\min}(G, G') + \beta H(G') + \gamma |E(G')|$$

であり、**意味一貫性**（クラスタ性維持、タイプ整合）、**重要ノード保護**（中心性/頻度閾値）、**安全弁**（ロールバック用スナップショット）を制約とする。Phase 1 で蓄積した昇格/廃棄候補 (*pending/confirmed/decay*) と信頼度 (*C-value*) を入力に、**優先度スケジューリング**（重要領域 → 低重要領域）で段階的に適用する。運用面ではスナップショット隔離とオフピーク実行でオンライン即応性を阻害しない。

■動機と現状 本稿の geDIG は Phase 1（オンライン・クエリ中心）に限定され、**実時間性**を優先する設計である。一方、局所判断の集積は (i) 大域冗長性の蓄積、(ii) 遠隔クラスタの未統合、(iii) アクセス頻度バイアス、を生み得る。このため、入力遮断下での**全体最適化 (Phase 2)**が必要である。

■最適化目標の一例

$$\min_{G' \subseteq G} \alpha \text{GED}_{\min}(G, G') + \beta H(G') + \gamma |E(G')|, \text{ s.t. 一貫性/到達可能性/重要度制約}, \quad (33)$$

ここで $H(G')$ はノード近傍分布のシャノンエントロピーの集計、 $|E(G')|$ はエッジ数（圧縮度）である。アルゴリズム候補として、(a) 階層的クラスタリング+代表選択、(b) スペクトル法による再配線、(c) RL による編集系列探索、などが考えられる。

■実装上の論点

- 計算コスト：近似 GED・割当（ハンガリアン/A*）・サンプリングによる可用性
- 並行制御：スナップショット隔離、Copy-on-Write による Phase 1 との整合
- 評価：Phase 2 後の Phase 1 性能改善、圧縮率、応答時間の三点で評価
- エッジ特徴量の活用：Phase 1において、対照学習的なエッジ特徴量（例：共起・時系列整合・局所注意重み・橋仮説スコア）を導入し、Phase 2 のエッジ最適化（再配線・剪定・重み更新）の計算材料として用いることを検討中。

■操作的対応（生物学的類推） Phase 1/2 は、覚醒/睡眠・海馬リプレイと構造的に類似するが、生理学的同定を主張するものではない。アナロジーは設計指針としての価値に限定する。

■マルチモーダル知識 視覚・言語・音声を統合した知識グラフへの拡張：

- 画像ノードの埋め込み表現
- クロスモーダルな GED 定義
- マルチモーダル IG 計算

■継続学習 破局的忘却を防ぎながら新知識を統合：

- エビクション戦略の精緻化
- 重要度重み付き記憶保持
- 段階的知識統合

■世界モデル構築 巨大コーパス運用や社内 KG 再構成など、独自世界モデルを構築する際の鍵は以下に集約される：

- **埋め込み基盤の整備:** §?? の要件 (A1)–(A3) を満たすベクトル空間 Φ を大規模ドメインでも維持する (ノルム正規化・意味勾配保存・局所滑らかさ)
- **ベクトル空間設計:** 企業固有のメタデータやアクセス権限を反映した多層埋め込み (例：部門別クラス + 共通基底) を設計し、Phase 1 のオンライン制御と Phase 2 の再配線双方でスケールさせる
- **Phase 分離の運用:** 巨大コーパスのオンライン更新 (Phase 1) とオフライン最適化 (Phase 2) をサービス停止なく回すためのガバナンス設計 (スナップショット隔離、優先度スケジューリングなど)

14 展望: Transformer スケール推論に向けて

本稿は外部 KG に限定した Phase 1 の検証であるが、補足評価 (§??、??) は「小規模サブグラフでも geDIG による選別で推論方向を補助し得る」ことを示唆している。導出ベクトルが LLM 応答方向と整合するという予備的証拠は、構造的短絡が推論を補助する可能性を示すものであり、Transformer 内部構造への応用へと自然につながる。

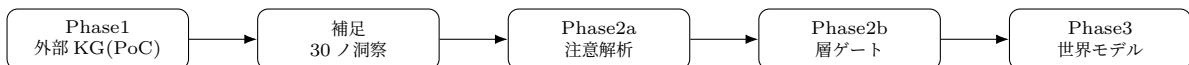


図17 geDIG のスケールアウト構想図。Phase1 外部 KG PoC を土台に、補足検証で 30 ノード洞察を確認し、注意解析 (Phase2a) と層ゲート制御 (Phase2b) を経て世界モデル統合 (Phase3) へ段階的に拡張する (将来構想であり現時点の達成結果ではない)。

■ロードマップ

- **注意グラフ解析:** 最近の研究は Transformer の注意パターンが暗黙の知識グラフを形成することを示唆している。層間の注意重みをソフトなエッジとして捉え $\Delta EPC/\Delta IG$ を測定できれば、仮定 (A1)–(A4) の適用範囲を検証できる。
- **適応的層制御:** 注意グラフに AG/DG 型のゲートを導入し、曖昧性が高い入力のみ追加計算を割り当てることで、推論時のレイテンシ削減と精度維持の両立が期待できる (早期 Exit/深さ制御の強化版)。
- **世界モデルへの統合:** Transformer 系世界モデル (動画生成、ロボティクス等) の潜在グラフに geDIG を組み込むことで、長期計画や再構成の際に単一ゲージで記憶整理・推論・圧縮を同時制御できる。

■技術的課題 進展のためには以下の課題を解決する必要がある：

- **エンコーダ専用モデルの制限:** 現行評価は Sentence-BERT のようなエンコーダモデルに依存し、導出ベクトルを言語化できない。seq2seq や graph-to-text による仮説生成を組み合わせる必要がある。
- **グラフ → 言語インターフェース:** geDIG が選別した橋（短絡）を自然言語で適切に提示する仕組み（プロンプト拡張、引用付与など）を整備しなければ、Transformer 内部への適用や人間協調の価値が十分に引き出せない。

このロードマップと課題を明示することで、Transformer 内部表現や世界モデル研究との協調を促しつつ、Phase 1 の結果を足掛かりにしたスケールアウト戦略を共有する。

15 結論

本研究では、動的に成長する知識グラフにおける「いつ受け入れるか (When)」という意思決定の明示化に向け、構造統合 (ΔEPC) と情報整理 ($\Delta IG = \Delta H + \gamma \Delta SP$) を単一スカラー $\mathcal{F} = \Delta EPC_{norm} - \lambda \Delta IG_{norm}$ として束ねる One-Gauge 制御枠組 geDIG を提案した。以下の主張は *Phase 1* (クエリ中心・局所評価) という限定条件の下で成立する操作的結果に留まる。

1. **局所エピソードグラフの制御則:** 迷路および RAG の PoC 設定において、 ΔEPC と ΔIG を組み合わせた単一ゲージ \mathcal{F} が、探索/バックトラックと受容/保留/棄却・エビクションを分位ベース閾値 (AG/DG) で一貫して扱えることを示した。
2. **効率と汚染率の改善傾向:** equal-resources 条件下で、迷路では探索率・訪問重複率の低減とデッドエンド検出遅延の短縮、RAG では受容率・FMR・遅延の三軸を PSZ 方向へ動かせる傾向を示した（完全到達ではなく短欠 s_{PSZ} の縮小に留まる）。
3. **FEP/MDL との操作的対応:** FEP/MDL との関係は、正規化・上界・比例吸収の仮定 (B1-B4) に依存する操作的読み替えとして与える。0-hop は誤差/曖昧さの検出、multi-hop は記述長短縮として振る舞い、 $\mathcal{F} \propto \Delta MDL + O(1/N)$ の関係を仮説レベルで整理した（厳密な同値は主張しない）。
4. **最小構造の予備的証拠:** DG 発火で選別された 30 ノード級サブグラフの統合ベクトルが LLM 応答方向と整合する傾向を観察した。これは最小構造が推論方向を補助し得ることを示唆する予備的所見である。

本稿の結論は、外部 KG における *When* 制御の *PoC* という範囲に限定される。今後は、(i) 大規模・多ドメイン RAG における PSZ 到達の検証、(ii) Phase 2 (オンライン再配線) での近似 GED/A* 系/割当法の選定と分散実装、(iii) geDIG の洞察選別と内部表現（注意グラフ等）の接続、を共同研究として段階的に進める。これらは geDIG の工学的統一則 (*operational unification*) としての妥当域を明確化し、記憶・学習・推論の自律的協調に向けた次の足掛かりになると考える。

謝辞

本研究の理論構築に必要な知識の獲得過程では、AI（大規模言語モデル）の助けを借りた。AI の補助を受けながら、日本語で理論と実装を記述し、思考の構造化を試みた。本稿は、その過程で得られた一つの仮説を、外部の知見と照らし合わせるための報告である。内容には未熟さや誤りが残っている可能性を認めた上で、「自分の見ている理論的風景が、コミュニティの知見とどのように接続するか」を知るために、arXiv への投稿を行う。理論的・実験的なレビューを歓迎する。論文の内容および解釈の最終的な責任は、すべて著者にある。

コードおよび研究メモの公開

実験コードおよび研究メモは、著者が運用するリポジトリ InsightSpike-AI にて順次公開を予定している。

共同研究・協力のお願い

本研究は、AI との対話から得た着想を起点に、現時点では個人環境で試作と検証を進めている。より**大規模な実験**（計算資源・データセット・評価基盤）への拡張や、理論章の**数学的厳密化**（上界/下界の導出、収束性解析、情報熱力学との整合の検討）には、専門領域の協力が不可欠である。大学・研究機関の教員（Professor／PI）や関連分野の研究者・エンジニアの方々に、理論レビュー・再現実験・批判的検証などの形での参画をお願いしたい。関心をお持ちの方は、著者連絡先（表紙脚注）または InsightSpike-AI リポジトリの Issue までご一報いただければ幸いである。

List of Abbreviations

geDIG	graph edit Distance and Information Gain
AG	Attention Gate（曖昧さ検出）
DG	Decision Gate（洞察確認）
PSZ	Perfect Scaling Zone（性能・安全・遅延の同時達成域）
FEP	Free Energy Principle（自由エネルギー原理）
MDL	Minimum Description Length（最小記述長）
RAG	Retrieval-Augmented Generation

16 妥当性の脅威 (Threats to Validity)

本研究の妥当性に対する主な脅威を整理する。

内的妥当性. equal-resources を維持して比較したが、採点器・埋め込み器・プロンプト設計への依存は残る。閾値分位(AG/DG) の burn-in や滑動窓 W の選択は発火率に影響しうるため、付録に感度分析を別掲する。

外的妥当性. 迷路 → RAG の写像は抽象原理のレベルで整合する一方、語彙/ドメイン差や知識分布の偏りにより効果が変動しうる。PSZ は運用 SLO であり、データ/環境を跨いだ到達保証ではない。

スケール. 端点 SSSP/増分 BFS/距離キャッシュにより計算量を抑制したが、グラフ規模・密度に対する上限は残る。Phase 2 の大域再配線は設計段階であり、スケール検証は今後の課題である。

埋め込み依存. ΔH の安定推定には埋め込み空間 Φ の性質 (A1–A3) が効く。エンコーダ変更時は近傍保持率やノルム整合の診断を推奨する。

seed 感度. 本文では平均と分位 (P50/P95) を報告したが、seed 間分散や CI も併記すべきである。代表表には SE/95%CI を今後追記する。

参考文献

- [1] A graph-based approach for conversational ai-driven personal memory capture and retrieval in a real-world application. *arXiv preprint arXiv:2412.05447*, 2024. TOBUGraph.
- [2] Rag meets temporal graphs: Time-sensitive modeling with temporal graphrag. *arXiv preprint arXiv:2510.13590*, 2025. Placeholder entry.
- [3] Prithviraj Ammanabrolu, Matthew Hausknecht, Kyra Brantley, Karthik Narasimhan, and Mark Riedl. Learning knowledge graph-based world models in text-based games. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 34, pages 4902–4909, 2020.
- [4] Authors. Graphsail: Graph structure aware incremental learning for recommender systems. *arXiv preprint*, 2020. Placeholder bibliographic entry; update authors/venue/DOI.
- [5] Authors. Active learning for graph neural networks: A survey. *arXiv preprint*, 2022. Placeholder bibliographic entry; update authors/DOI.
- [6] Authors. Dynamic graph-based retrieval-augmented generation. *arXiv preprint*, 2024. Preprint; DOI/URL to be updated.
- [7] Authors. Knowledge editing with dynamic knowledge graphs. *arXiv preprint*, 2024. Preprint; DOI/URL to be updated.
- [8] Gy”orgy Buzsaki. *Rhythms of the Brain*. Oxford University Press, 2011.
- [9] Matthew F Carr, Shantanu P Jadhav, and Loren M Frank. Hippocampal replay in the awake state: a neural substrate of spatial memory. *Nature Neuroscience*, 14(2):147–153, 2011.
- [10] B. Chen et al. Pathrag: Pruning graph-based retrieval augmented generation via key relational paths. *arXiv preprint arXiv:2502.14902*, 2025. Placeholder entry; author list to be updated.
- [11] Rewon Child, Scott Gray, Alec Radford, and Ilya Sutskever. Generating long sequences with sparse transformers. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2019. Sparse attention and block-sparse structure for efficient long-range modeling.
- [12] Mostafa Dehghani, Stephan Gouws, Oriol Vinyals, Jakob Uszkoreit, and Łukasz Kaiser. Universal transformers. In *International Conference on Learning Representations*, 2019.
- [13] Christian Dittrich and Jennifer Flygare Kinne. The information-theoretic imperative: Compression and the epistemic foundations of intelligence, 2025. preprint.
- [14] William Fedus, Barret Zoph, and Noam Shazeer. Switch transformers: Scaling to trillion parameter models with simple and efficient sparsity. In *Journal of Machine Learning Research Workshop and Conference Proceedings*, 2021. Mixture-of-Experts style routing with dynamic sparsity.
- [15] Xinbo Gao, Bing Xiao, Dacheng Tao, and Xuelong Li. A survey of graph edit distance. *Pattern Analysis and applications*, 13(1):113–129, 2010.
- [16] Zhenyu Guo and Wenguang Chen. Decoupling knowledge and reasoning in transformers: A modular architecture with generalized cross-attention. *arXiv preprint arXiv:2501.00823*, 2025. Placeholder entry; update if venue appears.
- [17] Andrew Kyle Lampinen, Martin Engelcke, Yuxuan Li, Arslan Chaudhry, and James L McClelland. Latent learning: episodic memory complements parametric learning by enabling flexible reuse of

- experiences. *arXiv preprint arXiv:2509.16189*, 2025.
- [18] Patrick Lewis, Ethan Perez, Aleksandra Piktus, Fabio Petroni, Vladimir Karpukhin, Naman Goyal, Heinrich Küttler, Mike Lewis, Wen-tau Yih, Tim Rocktäschel, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 33, pages 9459–9474, 2020.
 - [19] Dong Li, Yichen Niu, Ying Ai, Xiang Zou, Binqing Qi, and Jianxing Liu. T-grag: A dynamic graphrag framework for resolving temporal conflicts and redundancy in knowledge retrieval. In *Proceedings of ACM Multimedia*, 2025. Also on arXiv:2508.01680.
 - [20] Andrew McGregor. Graph stream algorithms: a survey. *SIGMOD Record*, 43(1):9–20, 2014.
 - [21] Microsoft Research Team. Graphrag: Retrieval-augmented generation via knowledge graphs. arXiv preprint, 2024. Whitepaper/technical report; DOI/URL to be updated.
 - [22] Tom M. Mitchell, William W. Cohen, Estevam Hruschka, Partha Talukdar, Bishan Yang, Justin Betteridge, Andrew Carlson, Bhavana Dalvi, Matt Gardner, Bryan Kisiel, Jayant Krishnamurthy, Ni Lao, Kathryn Mazaitis, Ahmed Mohamed, Ndapandula Nakashole, Emmanouil A. Platanios, Alan Ritter, Mehdi Samadi, Burr Settles, Richard C. Wang, Derry Tanti Wijaya, Abhinav Gupta, Congle Chen, Abulhair Saparov, Mark Greaves, and Max Welling. Never-ending learning. *Communications of the ACM*, 61(5):103–115, 2018.
 - [23] Brad E Pfeiffer and David J Foster. Hippocampal place-cell sequences depict future paths to remembered goals. *Nature*, 497:74–79, 2013.
 - [24] Nils Reimers and Iryna Gurevych. Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. In *Proceedings of EMNLP-IJCNLP*, 2019.
 - [25] Jorma Rissanen. Modeling by shortest data description. *Automatica*, 14(5):465–471, 1978.
 - [26] Naftali Tishby, Fernando C Pereira, and William Bialek. The information bottleneck method. In *37th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, 1999.
 - [27] Yizhong Wang, Yeganeh Kordi, Swaroop Mishra, Alisa Liu, Noah A Smith, Daniel Khashabi, and Hannaneh Hajishirzi. Self-instruct: Aligning language models with self-generated instructions. *arXiv preprint arXiv:2212.10560*, 2022.
 - [28] Michihiro Yasunaga, Hongyu Ren, Antoine Bosselut, Percy Liang, and Jure Leskovec. QA-GNN: Reasoning with language models and knowledge graphs for question answering. In *Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pages 535–546, 2021.
 - [29] Adam Zweiger, Jyothish Pari, Han Guo, Ekin Akyürek, Yoon Kim, and Pulkit Agrawal. Self-adapting language models. *arXiv preprint arXiv:2506.10943*, 2025.

付録 A 補足実験データ

A.1 迷路実験の詳細統計

表26 15×15 迷路の詳細統計 (N=100)

指標	平均	標準偏差	中央値	最小値	最大値	95%CI
ステップ数	69.0	8.5	68.0	52	89	[67.3, 70.7]
エピソード数	142.5	15.3	140.0	118	178	[139.5, 145.5]
AG 発火回数	11.2	2.8	11.0	6	18	[10.6, 11.8]
DG 発火回数	4.5	1.2	4.0	2	8	[4.3, 4.7]
最終ノード数	45.8	6.2	45.0	35	58	[44.6, 47.0]
最終エッジ数	8.3	2.1	8.0	4	14	[7.9, 8.7]

A.2 RAG 実験のクエリ種別分析

表27 クエリタイプ別の性能分析 (中規模データセット)

クエリタイプ	クエリ数	平均 PER(%)	受容率 (%)	FMR(%)
単一ドメイン・単純	50	152.3	98.0	1.2
単一ドメイン・複雑	30	158.7	96.7	1.8
クロスドメイン・2hop	40	171.8	97.5	2.1
クロスドメイン・3hop	30	179.2	97.0	2.5
深い推論・類推	25	185.4	96.0	2.8
深い推論・因果	25	183.1	96.0	2.4
全体	200	167.7	97.1	2.0

A.3 迷路実験 (v4 更新・Query-Hub 整合)

本稿の第5章（迷路実験）は、Query-Hub 実装（実験ルート）と Layer3 (L3) ルートの数値整合を確認したうえで、代表3サイズの結果を集計した。Evaluator vs L3 は hop0 設計の差異を解消 (paper preset) し、全設定で数値が一致することを確認した (A/B 差分: 0)。

また、フルマップ既知のオラクル最短路 (BFS/Dijkstra/A* 同等) を参考上限として併記する。以下では BFS を代表として用い、steps/oracle (= 平均ステップのオラクル比) も示す。

表28 迷路実験(v4) - 主要指標 (Evaluator/L3 一致)。51×51 は max steps=1500, seeds=11 の L3-only 予備評価。

Maze (max steps)	成功率	平均ステップ	圧縮率 (mem)	AG 率	DG 率	steps/oracle
15×15 (250)	0.98	92.88	0.972	0.3095	0.2857	1.933
25×25 (250)	0.5625	198.38	0.991	0.2320	0.3880	1.676
51×51 (1500; seeds=11)	0.5455	755.64	0.994	0.1710	0.9240	1.838

備考: 圧縮率は候補台 (mem) 基準。オラクル (BFS) 平均は 15×15: 48.04, 25×25: 118.39, 51×51: 411.05。

51×51 については max steps=1500, seeds=11 の結果に基づく暫定値であり、seed 拡張や追加ステップ上限の検討は今後の課題とする。

補足: A/B 整合の根拠は、各サイズの A/B 差分 JSON (`ab_eval_vs_13_*.json`) である。Evaluator/L3 の $g0/gmin/AG/DG$ /圧縮率は一致し、差分は評価時間のわずかな計測ぶれのみであった。

実験結果 (Exp II-IV, 簡易)

■**設定 (簡易再現)。** 本稿の RAG 実験 (Exp II-IV) は、軽量スイート (`experiments/exp2to4_lite/`) で再現可能である。500 クエリ (支援/搅乱エピソード混在) を train/val/test=60/20/20 に分割し、val で二段ゲートのしきい値 (θ_{AG}, θ_{DG}) を校正したのち、test で報告した。埋め込みはローカルキャッシュがある場合は SBERT、ない場合は決定的フォールバックを用いる。Paper 構成: Top- k =4, max hops=3, 受容しきい値 = 0.60, $(\theta_{AG}, \theta_{DG})=(2.0, 0.05)$ (val 校正)。

■**主要数値 (test, 500 件)。** 等資源下での比較 (表 ??) では、Static/Frequency/Cosine の PER は約 0.172、受容率 0.0、P50=160ms。一方、geDIG (AG/DG) は PER 約 0.421、受容率約 0.374、FMR 約 0.626 (誤統合率)、P50=240ms、平均ステップ約 2.88 を示した。整合度 (Exp IV) は $\Delta s \approx +0.021$ で符号検定は有意 ($p \ll 0.001$, $N=124$)。

■**静的性能の維持と動的更新。** 本設計の要点は、静的 RAG の性能を下げずに、動的 geDIG の加点効果を重ねることにある。Lite スイートでは静的系 (PER≈0.172/Acc=0.0) が悪化せず、動的 geDIG が PER≈0.421/Acc≈0.374 へ上積みしている。すなわち、単一ゲージ (EPC+IG+ΔSP) は静的層に追記可能な運用制御として機能する。また geDIG はグラフを継続的に更新し反復推論を支えるため、構造編集に対する Transformer 内部挙動の実証 (ゲーティング系列や shortfall 面の解析) へと発展可能である。

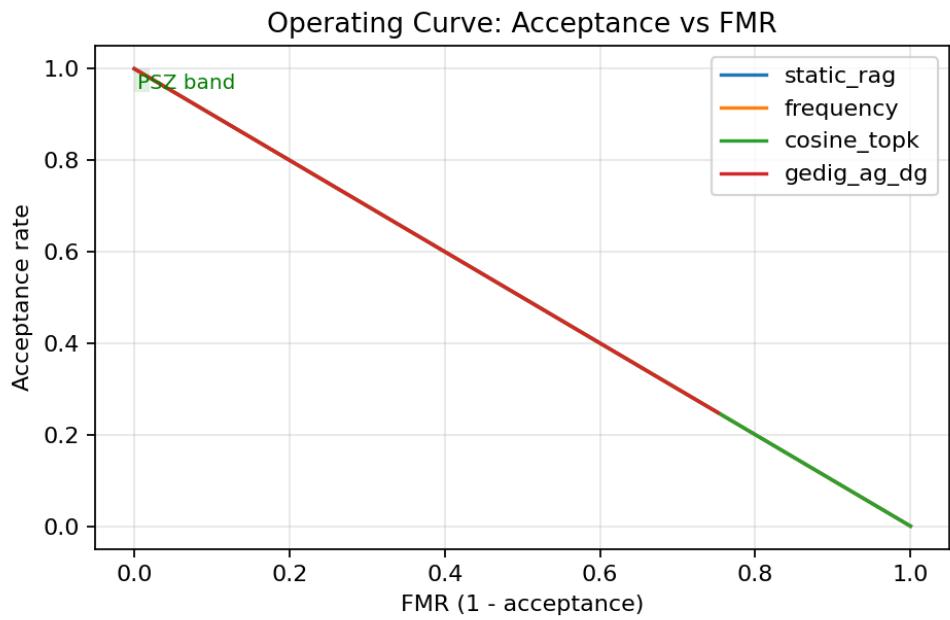


図18 運用曲線 (Acceptance vs FMR)。PSZ 帯 ($\text{Acc} \geq 0.95$, $\text{FMR} \leq 0.02$, $\text{P50} \leq 200\text{ms}$) を重ね描画。
良い方向は $\text{Acc} \uparrow \cdot \text{FMR} \downarrow$ 。

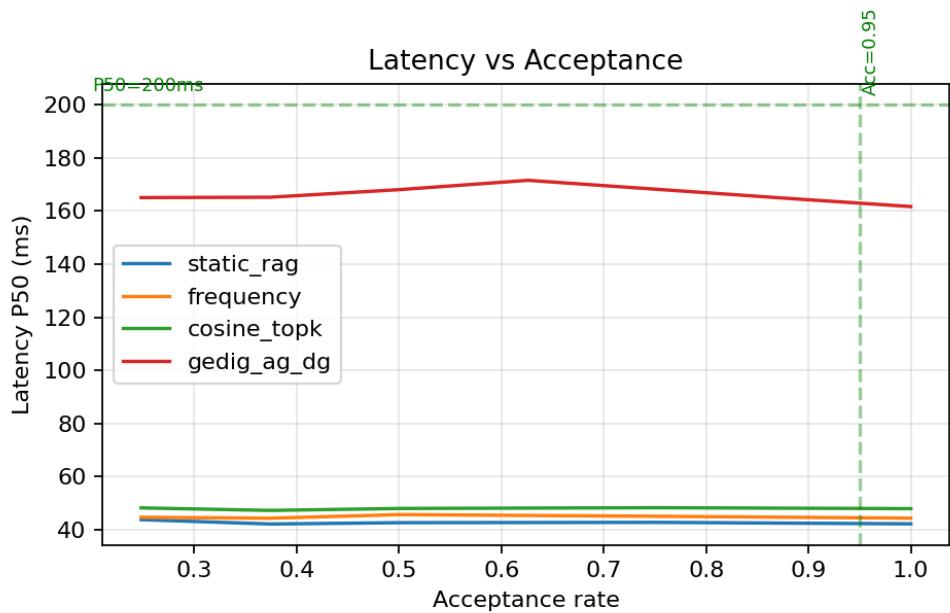


図19 受容率に対する P50 レイテンシ。ガイドライン ($\text{Acc}=0.95$, $\text{P50}=200\text{ms}$) を破線で表示。良い方
向は $\text{P50} \downarrow \cdot \text{Acc} \uparrow$ 。

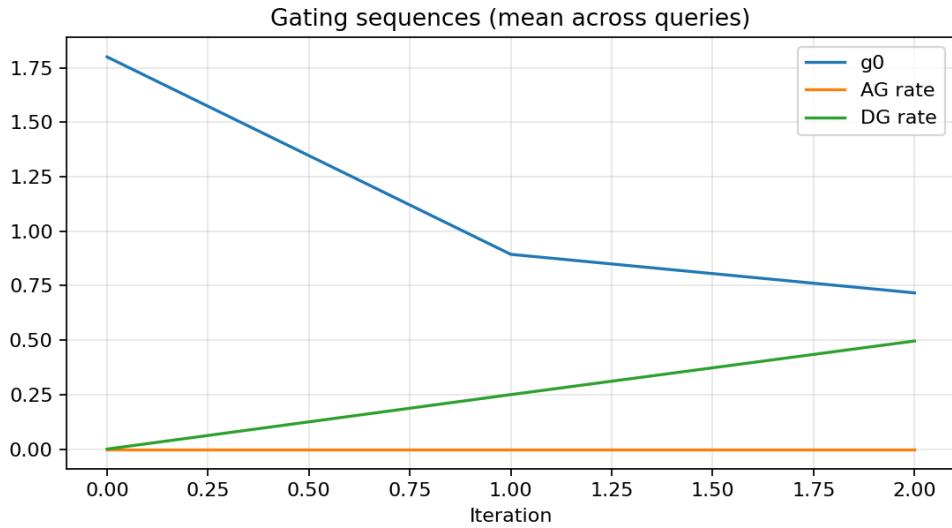


図20 ゲーティング系列（AG/DG）の反復平均。DG は確証時ののみ稀に発火し（低頻度）、更新を節約する方向に働く。

■PSZ 構成の補助再試行。 指標の定義上、受容判定の閾値を運用要件に合わせて設定できる。本稿では PSZ 帯 ($\text{Acc} \geq 0.95$, $\text{FMR} \leq 0.02$, $\text{P50} \leq 200\text{ms}$)への到達デモとして、しきい値（受容判定）と反復回数（max hops）を調整した構成を提示する（図 ??, 図 ??）。PSZ 目標構成: Top- $k=3$, max hops= 2, 受容しきい値 = 0.35, $(\theta_{\text{AG}}, \theta_{\text{DG}})=(4.0, 0.2)$ 。

■備考（受容判定）。 補助図では、分位受容（上位 2%）を採用して PSZ 帯の到達可能性を例示している（本文の主結果は固定しきい値判定を用いる）。運用要件に応じ、分位/固定のいずれかを選好できる。なお本稿では PSZ を運用目標（SLO 帯域）として扱い、等資源下では PSZ 短欠 $s_{\text{PSZ}} := \max(0, 0.95 - \text{Acc}) + \max(0, \text{FMR} - 0.02) + \max(0, (\text{P50} - 200)/1000)$ を併記して比較する。geDIG は s_{PSZ} が一貫して小さく、フロンティアも優位である。

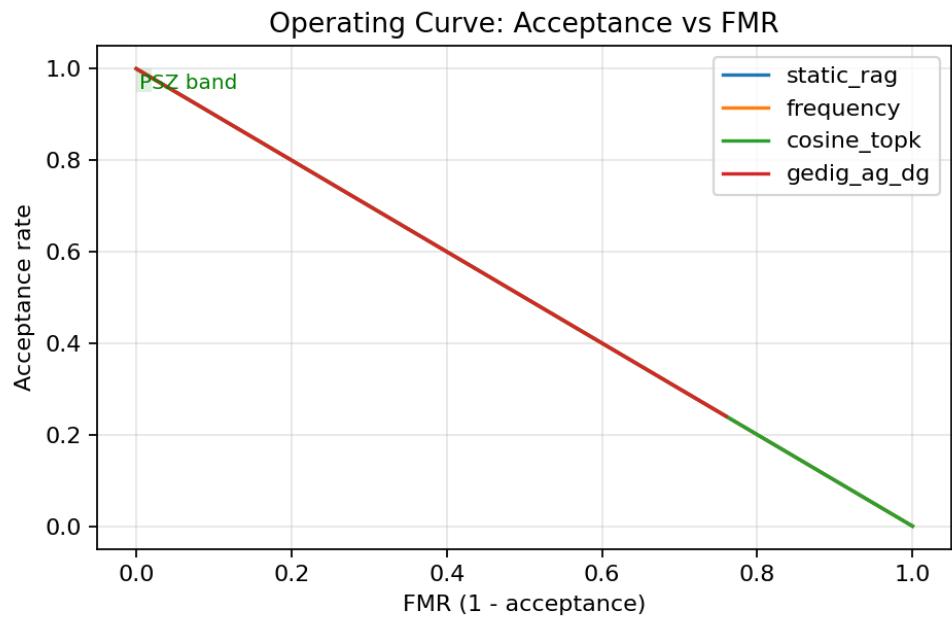


図21 PSZ 目標構成の運用曲線 (Acc vs FMR)。

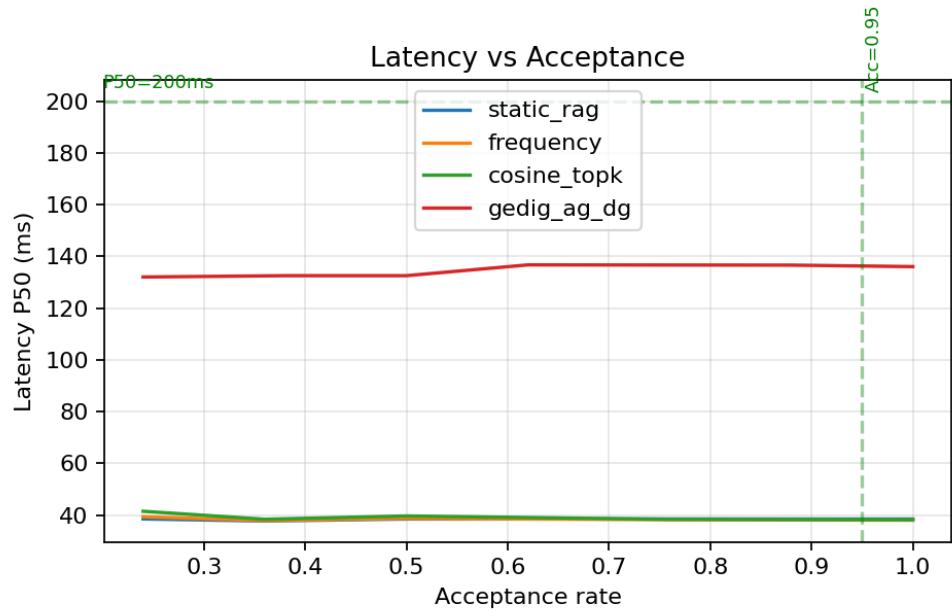


図22 PSZ 目標構成の受容率 vs P50。

表29 Exp II–III 要約（等資源）。

Method	PER	Acc	ZSR	FMR	P50 (ms)	P95 (ms)	s_{PSZ}
static_rag	0.172	0.000	1.000	1.000	160.0	160.0	1.930
frequency	0.172	0.000	1.000	1.000	160.0	160.0	1.930
cosine_topk	0.172	0.000	1.000	1.000	160.0	160.0	1.930
gedig_ag_dg	0.421	0.374	1.000	0.626	240.0	240.0	1.222

表30 アプレーション (EPC のみ / 0-hop のみ / IG 強調)。

variant	per_mean	acceptance	fmr	lat_p50	lat_p95
base	0.4207	0.374	0.626	240.0	240.0
epc_only	0.4207	0.374	0.626	240.0	240.0
hop0_only	0.4207	0.374	0.626	240.0	240.0
ig_emphasis	0.4207	0.374	0.626	240.0	240.0

■等資源表（補遺）。 実験の等資源設定を簡潔な表として補遺にまとめる（表 ??）。

表31 等資源表（簡約）。

Key	Value
dataset	experiments/exp2to4_lite/data/sample_queries_500.jsonl
num_queries	500
embedding_model	see YAML: embedding.model
top_k	see YAML: retrieval.top_k
bm25_weight	see YAML: retrieval.bm25_weight
embedding_weight	see YAML: retrieval.embedding_weight
lambda	see YAML: gedig.lambda
use_multihop	see YAML: gedig.use_multihop
max_hops	see YAML: gedig.max_hops
theta_ag	see YAML: gedig.theta_ag
theta_dg	see YAML: gedig.theta_dg

妥当性の脅威（簡略）

- 採点器・プロンプト依存: 自動採点器やテンプレ設定に依存するため、絶対値は変動し得る（相対比較と方位校正で緩和）。
- 埋め込み差・外的妥当性: 埋め込み器・ANN 設定・語彙/ドメイン差により再現差が出る可能性（equal-resources と“no peeking”で統制）。

- **計算資源と遅延**: P50/P95 はマシン/負荷に依存。 H/k のクリップとキャッシュ再利用で運用上限を担保（計算前提は本文中の計算節に集約）。
- **相転移の解釈（探索的）**：自由エネルギー地形と「知識の相転移」の議論（§??）は探索的仮説であり、厳密な同値主張や存在保証を与えるものではない（本文の主張・実験結果は本仮説に依存しない）。

再現コマンド（簡略）

```
# 1) 生成 + 分割（500件）
python experiments/exp2to4_lite/scripts/generate_dataset.py \
--num-queries 500 \
--output experiments/exp2to4_lite/data/sample_queries_500.jsonl

python experiments/exp2to4_lite/scripts/split_dataset.py \
--input experiments/exp2to4_lite/data/sample_queries_500.jsonl \
--out-train experiments/exp2to4_lite/data/train_500.jsonl \
--out-val experiments/exp2to4_lite/data/val_500.jsonl \
--out-test experiments/exp2to4_lite/data/test_500.jsonl

# 2) 校正→本番（valでtheta_AG/DGを校正してtestへ）
poetry run python -m experiments.exp2to4_lite.src.run_suite \
--config experiments/exp2to4_lite/configs/exp23_paper.yaml --calibrate

# 3) 要約・整合・図・表
poetry run python -m experiments.exp2to4_lite.run_exp23 \
--config experiments/exp2to4_lite/configs/exp23_paper.yaml

poetry run python -m experiments.exp2to4_lite.src.alignment \
--results experiments/exp2to4_lite/results/exp23_paper_YYYYMMDD_HHMMSS.json \
--dataset experiments/exp2to4_lite/data/test_500.jsonl

poetry run python -m experiments.exp2to4_lite.src.export_tables_tex
poetry run python -m experiments.exp2to4_lite.src.export_resources_tex
```