

# 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 1 日改訂版草稿

## 概要

本稿は、“Attention Is All You Need”[18] に着想を得て、動的知識グラフを単一ゲージで統御できるかを問う。

本稿では、動的知識グラフにおいて、**構造コスト**（正規化編集経路コスト： $\Delta\text{EPC}$ ）と**情報利得**（エントロピー変化と経路短縮： $\Delta\text{IG}$ ）を統合した**制御ゲージ**  $\text{geDIG}$ （graph edit Distance and Information Gain）を定義する。単一指標

$$\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta\text{IG}_{\text{norm}}$$

を与え、この指標に基づき**二相設計**（Phase 1: クエリ中心の局所評価、Phase 2: 大域再配線）で NP 困難性を回避しつつ実時間性を保つ（注: 本稿では Phase 2 は設計提示のみで実証対象外）。さらに**二段ゲート**（AG: 曖昧検知 = 0-hop, DG: 洞察確認 = multi-hop）により、**イベント駆動**で受容/棄却/探索/バックトラック/エビクションを横断制御する。

実験では、**部分観測迷路**でステップ 25–30% 削減・冗長エッジ 94.8% 圧縮を確認し、**知識検索（RAG, 500 クエリ/50 ドメイン）**で  $PSZ$  準拠（受容  $\geq 95\%$ ,  $FMR \leq 2\%$ , 追加  $P50 \leq 200$  ms）に到達した構成を示す。さらに、DG が選別した 30 ノード級サブグラフから導出したベクトルが LLM 応答方向と方向整合（ $\Delta s = +0.23$ ）を示し、**小規模構造が推論補助に寄与し得る**という予備的証拠（*preliminary evidence*）を得た。

$\text{geDIG}$  は、**学習（知識キュレーション）と推論（検索・利用）の同時制御を One-Gauge の原理で実装する道筋**を与える。これは**自律的な知識システム**や **Transformer 内部構造への適用**に向けた基盤となる。要するに、本稿は**動的知識グラフの制御**を単一スカラー  $\mathcal{F}$  で再定式化し、**二段ゲート**によるイベント駆動の統一制御と FEP-MDL の操作的橋渡しを与える。

併せて、**近接的な産業的有用性と長期的学術インパクト**を明確化する。すなわち、**Phase 1** は RAG システムにおけるクエリ中心の評価と制御（LLM 幻覚・検索精度の実務課題）に対応し、**制約付きの実運用（PoC/パイロット）に直ちに適用可能**である。一方、**Phase 2** 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き、**形式的証明と大規模検証に向けた共同的な検討**を広くお願いしたい。

本稿は GraphRAG, DyG-RAG, KEDKG などの既存システムを補完する立場であり、**性能改善（How）**ではなく**制御（When）**の原理に焦点を当てる。

Code: <https://github.com/miyauchikazuyoshi/InsightSpike-AI>

---

\* 連絡先: [miyauchikazuyoshi@gmail.com](mailto:miyauchikazuyoshi@gmail.com)

## 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)**:  $\Delta IG (= \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}})$  と  $\Delta MDL$  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。

成功基準の例: PSZ (受容  $\geq 95\%$ , FMR  $\leq 2\%$ , 追加 P50  $\leq 200$  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」とする作業仮説を採る。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 [6, 7, 16]。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、単一スカラー  $geDIG$  により検出・制御する。

■**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かけ**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) Phase 1 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 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き、**形式的証明と大規模検証に向けた共同検討**を広くお願いしたい (本稿では設計スケッチを提示)。

## 2 貢献 (Contributions)

- **One-Gauge 統合制御**: 動的知識グラフにおける、構造コストの抑制 ( $\Delta EPC$  小) と情報整理 ( $\Delta IG$  増加) を単一スカラー  $\mathcal{F}$  で測定し、AG/DG (Attention Gate / Decision Gate) の二段ゲート ( $g_0 > \theta_{AG}$ ,  $b(t) = \min\{g_0, g_{\min}\} \leq \theta_{DG}$ ) によって探索・配線・バックトラック・メモリエビクションをイベント駆動で統一制御する枠組みを提示した。<sup>\*1</sup>
- **オンライン同時稼働**: 二段ゲートと二段階アーキテクチャにより、**推論 (探索・検索) と学習 (記憶構造**

<sup>\*1</sup> DG は本文中で **D-Gate** とも表記し、情報利得の  $\Delta IG$  と混同しないようにする。

化)を単一ゲージでイベント駆動に統合し、**オンライン同時運用**への道筋を示した。

- **FEP-MDL ブリッジの形式化:** §3.2 において  $\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \Delta IG_{\text{norm}}$  を正規化・上界・定数吸収の仮定 (B1)–(B4) の下で命題として定式化し、残差  $O(1/N)$  で  $\Delta MDL$  に比例することを証明スケッチと共に示した。これにより、FEP 型の誤差検出 (0-hop) と MDL 型の圧縮 (multi-hop) を単一ゲージで扱える条件を明確化した。
- **Phase 1 横断実証と評価枠組の提示:** 部分観測迷路 ( $15 \times 15$ ,  $25 \times 25$ ,  $50 \times 50$ , 150 話以上) と中規模 RAG (500 アイテム・50 ドメイン) で DG 発火に基づく知識選別が機能することを確認し、**PSZ / クエリ品質 / KG 品質**の三軸評価フレームを提案。25 クエリ・500 クエリの実測値を当てはめて、AG/DG 発火率・ $g_0/g_{\min}$  分布・遅延のトレードオフを他手法と比較可能にした。
- **予備的証拠 (minimal structures):** DG 発火で選別した **30 ノード級サブグラフ** から導出したベクトルが LLM 応答方向と整合する傾向 ( $\Delta s = +0.23$ ) を観測。**小さな構造的橋渡し**でも推論補助が可能であることを示唆する予備的証拠であり、§12 に述べる **Transformer 内部の注意パターン (暗黙 KG)** への適用の道筋 (§18, §7.5) を補強する。さらに、**記憶・学習・推論を単一ゲージで統一制御する原理を外部 KG で検証**した。

本研究では、以上の課題に対し動的知識グラフという外部メモリ上で洞察生成に不可欠な「構造の統合」と「情報の秩序化 (エントロピー低下・集中化)」の同時発生を可観測にし、これを単一の計器 (ゲージ)  $\mathcal{F}$  で扱う One-Gauge 制御の枠組みを提案する。提案手法 geDIG では、知識グラフの構造編集 (ノード・エッジ追加に伴う編集経路コスト ( $EPC$ ) の増大というコスト (抑制が望ましい)) と情報価値の更新 (ノード情報エントロピーの低減) をそれぞれ定量化し、差分を統合した単一スカラー  $\mathcal{F}$  によって学習 (記憶の整理) と推論 (探索・検索) の動的な同時制御を可能にする。これにより洞察の瞬間をイベント検出し、即座に探索方針や記憶管理へ反映できる新しいオンライン知識運用パラダイムを実現する。

既存のオンライン知識更新システム群と比較すると、geDIG は、構造変化  $\Delta EPC$  を一次シグナルとして  $\Delta IG$  と明示的に融合し、AG/DG 二段ゲートで受容・保留・棄却を動的に分岐させ、さらにオフライン統合 (Phase 2) を計画する点で明確に差別化される (Table 22 参照)。補足評価では、DG 発火で選別した **30 ノード級サブグラフ** から導出したベクトルが LLM 応答方向と整合する傾向 (Table 18,  $\Delta s = +0.23$ ) を観測し、「小さな構造でも推論を補助し得る」という予備的証拠を得た。Table 2 に示すように、具体的な表現は異なっても距離関数・閾値・ゲージ更新式という抽象レイヤを共有することで、迷路と RAG の両方で同じ制御原理が働く。**本稿の位置づけ**は、まず外部知識グラフで構造的橋渡し (短絡) の検出・選別を One-Gauge で原理検証し (Phase 1)、その知見を手掛かりとして、**Transformer 内部の注意パターン (暗黙 KG)** への適用へと段階的に拡張する道筋 (§7.5, §12) を明確に示す点にある。

### 3 理論設計: 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 §3.2)。

本章ではまず、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**で定式化する。具体的には、評価式  $\mathcal{F}$  を次式のような仕事-エビデンス（構造編集コスト-証拠情報）の差分形式で定義する：

$$\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda (\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta\text{SP}_{\text{rel}}), \quad (1)$$

ここで係数  $\lambda$  は構造と情報のトレードオフ比、 $\gamma$  は情報利得項内でエントロピーと構造効率利得を調整する重みである。 $\mathcal{F}$  は小さいほど構造編集コストに見合う十分な情報整理が得られていることを示す指標となる。以後、断りのない限り**正規化形** ( $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$ ,  $\Delta H_{\text{norm}}$ ,  $\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$ ) を用いる。

注（読者ガイド） 本章は  $\mathcal{F}$  を中心に、(i) 定義 (§3.2)、(ii) 0-hop/ multi-hop の役割 (§3.7)、(iii) ゲート機構 (§3.8) 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。

### 3.1 理論前提

記号	意味
$\mathcal{F}$	統一ゲージ ( $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta\text{IG}_{\text{norm}}$ )
$g_0$	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)
$\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$	正規化編集経路コスト (normalized edit-path cost ; Phase 1)
$\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$	正規化 IG 差分 ( $\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta\text{SP}_{\text{rel}}$ )
$c(\cdot)$	edit cost function (編集操作の単価)
$C_{\text{edit}}$	編集経路コスト ( $\sum c(o)$ )
$N_{\text{edit}}$	編集回数（運用ログ用）
$S_h$	$h$ -hop 誘導サブグラフ
$S_{\text{link}}$	接続候補集合（低しきい値；Top- $k_{\text{link}}$ ）
$k, H$	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）
$\alpha$	ディリクレ平滑化の擬似カウント（例： $\alpha=0.5$ ）
$\lambda$	構造-情報のトレードオフ比 ( $\mathcal{F}$ 内の係数)
$\gamma$	IG 項内の配分係数 ( $\Delta H$ と $\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$ の重み)
$C_{\max}$	上界（例： $c_{\text{node}} +  S_{\text{link}} c_{\text{edge}}$ ）

表1 記号一覧 (Notation)

注（用語） 本稿の  $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$  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 §3.2 および §3.5（埋め込み空間  $\Phi$ ）を参照されたい。

### 3.2 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：

$$\Delta \text{IG}_{\text{norm}} = \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}, \quad \gamma > 0, \quad (2)$$

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 §8 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。

■設計選択（要点のみ） 本稿では運用解釈性を優先し、 $\Delta \text{IG}$  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  $\gamma$  掃引、 $\Delta \text{SP}$  の有無は、*equal-resources* 下のアブレーションとして §8 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：

$$\Delta H_{\text{norm}} = \frac{H_{\text{after}} - H_{\text{before}}}{\log K}, \quad (3)$$

注（ $K$  の定義）  $K$  は *after* 集合のカテゴリ数である。Base 集合  $S_{\text{base}}$ （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 ( $\varepsilon$ ) する。

注記（符号規約）：本稿では、 $\Delta H_{\text{norm}}$  は *after-before*（秩序化 = H 低下で負）、 $\Delta \text{SP}_{\text{rel}}$  は *before-after*（経路短縮で正）を用いる。情報利得は  $\Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}$  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（ $\Delta \text{SP}_{\text{rel}}$  の安定化） ASPL の分母が極小となる場合に備え、実装では  $\Delta \text{SP}_{\text{rel}} = (L_{\text{before}} - L_{\text{after}}) / \max\{L_{\text{before}}, \varepsilon\}$ （既定  $\varepsilon = 10^{-8}$ ）を用いる。

（*Linkset* に基づく  $\Delta H$ ） 実装上の安定化（比較台の固定など）の詳細は §3.8（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：

$$\Delta \text{SP} = \text{SPL}(G')_{\text{after}} - \text{SPL}(G')_{\text{before}}, \quad \Delta \text{SP}_{\text{rel}} = \frac{\text{SPL}(G')_{\text{before}} - \text{SPL}(G')_{\text{after}}}{\max\{\text{SPL}(G')_{\text{before}}, \varepsilon\}}, \quad (4)$$

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

よび PoC における重み付けは §3.8 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：

$$\Delta\text{EPC}_{\text{norm}} = \frac{C_{\text{edit}}(S_h)}{C_{\text{max}}(S_h)}, \quad (= \text{正規化 EPC}) \quad (5)$$

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  $C_{\text{max}} := c_{\text{node}} + |S_{\text{link}}| c_{\text{edge}}$  と定め、 $h$  に依存させない。と定める。

このとき単一ゲージ  $\mathcal{F}$  は次式で定義する（式上の目安）。運用上の発火判定は §3.9 の  $b(t)$  に基づく：

$$\boxed{\mathcal{F} := \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta\text{IG}_{\text{norm}}}, \quad (\text{評価目安}) : \mathcal{F} \leq \theta. \quad (6)$$

$\mathcal{F}$  は小さいほど良い（＝ 構造コストが低く、情報秩序化が進むほど小さくなる）。本稿では符号規約として「負側が改善（洞察）方向」となるように定める。以後、 $\mathcal{F}$  は評価式を指す（**閾値とゲートの詳細は後述**）。

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  $\lambda$  の解釈 本稿の  $\Delta\text{IG}$  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  $\lambda$  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  $\lambda_0 := \text{Std}[\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}] / \max\{\text{Std}[\Delta\text{IG}_{\text{norm}}], \varepsilon\}$ ）、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（§3.9, §6.4）。本稿の実験では  $\lambda$  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  $\Delta\text{IG}$  としてシャノンエントロピー差（ $\Delta H_{\text{norm}}$ ）と経路短縮（ $\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$ ）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  $\Delta\text{EPC} - \lambda\gamma \Delta\text{SP}_{\text{rel}}$  に集約し、情報利得は主として  $\Delta H$  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、 $\Delta\text{EPC}$  と  $\Delta\text{IG}$  の二重計上を招きやすい。(ii) **MDL の因子分解**—— 記述長  $\text{MDL} = L(M) + L(D | M)$  の対応で、 $L(M)$  を  $\Delta\text{EPC}$ （経路効率成分は  $-\lambda\gamma \Delta\text{SP}_{\text{rel}}$  として控除）、 $L(D | M)$  を  $\Delta H$  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。

■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 [12]）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の再構成・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の評価し、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（§3.8 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

$$\mathbf{v} = [\text{文脈}, \text{操作}, \text{アフォーダンス}, \text{顕著性}, \text{帰結}, \text{目標}] \quad (7)$$

の最小分解（迷路：式 (23)、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。

### 3.3 ドメイン非依存性の設計原則

geDIG が迷路から RAG ヘ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**:  $\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$  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、 $\Phi$  が適切なら (§6.1)、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 $\rightarrow$ 結線 ( $k$ 近傍)	類似度遷移
距離/類似度	weighted L2 ( $\mathbf{w}$ )	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 $\varphi: \text{text} \rightarrow \mathbb{R}^d$	$\Phi$

表2 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。

この対応表で示した  $\Phi$  の性質については、後述の §3.5–§6.1 で具体的な要件 (A1)–(A3) と代表実装 (Sentence-BERT) の根拠を詳述する。

### 3.4 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**  $\text{GED}_{\min}$  の追求と同義である。最小編集距離（ $\text{GED}_{\min}$ ）の厳密計算は一般に **NP 困難**である（例: [10]）。逐次更新と実時間制約の下で、 $\Delta\text{EPC}$  と  $\Delta\text{IG}$  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  $\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$ （One-Gauge）と二段ゲート（AG: 曖昧検知, DG: 洞察確証）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 §11.6 を参照)。実装は現段階では試行段階であり、次論文での検証を予定する。この対応は操作的比喩であり生理学的同一視は主張しない (図1)。

■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 [6, 7] 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1 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。

### 3.5 埋め込み空間 $\Phi$ の要件

本稿の  $\Delta IG$  のうちエントロピー項  $\Delta H$  は、埋め込み空間  $\Phi$  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(3)、分母は固定尺  $\log K$ ;  $K := |S_{\text{link}}| + 1$ )。さらに  $\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \Delta IG_{\text{norm}}$  は無次元化された差分の線形結合であり、Gate 閾値 (式(20), (21)) 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、 $\Phi$  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  $\Delta H$  の推定がノイズ化して表4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  $\Delta EPC_{\text{norm}}, \Delta IG_{\text{norm}}$  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、 $\Delta SP_{\text{rel}}$  (平均最短路長の相対短縮) は単位重みの最短路であれば  $\Phi$  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  $\Delta H$  (類似度の確率分布化とエントロピー差) の安定推定と、 $\Delta EPC_{\text{norm}}$  と組み合わせたスケール整合のための要件である ( $\Delta SP_{\text{rel}}$  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(23)–(25)) 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 (§5)。RAG 実験では Sentence-BERT [17] 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 (§6.1)。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 達成率の劣化と相関を報告する (§6.1)。

類似度  $\text{sim}$  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)。

### 3.6 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 §3.9 (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)

$$g_0 = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta H_{\text{norm}}. \quad (8)$$

AG (注意) の判定  $\text{AG}(t) := \mathbb{I}[g_0(t) > \theta_{\text{AG}}]$ ,  $\theta_{\text{AG}}$ : 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 (3) の *before/after* を  $S_{h-1}(Q) \rightarrow S_h(Q)$  に対応付ければ、 $\Delta H$  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：

$$\Delta H_{\text{norm}}^{(h)} = \frac{H(Q \mid S_{h-1}(Q)) - H(Q \mid S_h(Q))}{\log |S_h(Q)|} \quad (9)$$

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

$$F_h = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}}(h) - \lambda \left( \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}(h) \right), \quad g_{\min} = \min_{1 \leq h \leq H} F_h. \quad (10)$$

DG (受容) の判定  $b(t) := \min\{g_0(t), g_{\min}(t)\}$ ,  $\text{DG}(t) := \mathbb{I}[b(t) \leq \theta_{\text{DG}}]$ ,  $\theta_{\text{DG}}$ : 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  $\theta_{\text{sim}}$  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  $\theta_{\text{sim}}$  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 ( $\Delta h$  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)。

挿入前 (left)

図2 二重正方形の最小例。左: 挿入前。中: 0-hop で  $Q$  を追加。右: 1-hop で短絡が顕在化。

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

定。

表3 0-hop と *multi-hop* の組み合わせによる同定制御。

### 3.7 Phase1 における実時間運用のための二段階アーキテクチャ

本節では、Phase 1 の計算負荷の主因を整理し、実時間運用に向けた近似と最適化方針（局所化・サンプリング・キャッシュ・早期打ち切り）を明確化する。

■設計原則 二相の設計意図と図解は §3.4 を参照。本節では実時間運用に関わる計算前提と近似戦略のみを要点として述べる。注: 誘導サブグラフの構成・測定規約および 0-hop / multi-hop の運用定義は §3.8 に集約し、ゲートと閾値校正の詳細は §3.9 に示す。

- **局所化:** 現在エピソード起点の誘導部分グラフ  $S_h$  に計算を限定
- **サンプリング:** ASPL はサンプリング BFS（多源化）で近似 ( $M \approx 64\text{--}128$ )
- **キャッシュ:** 距離/近傍のキャッシュで再計算を抑制
- **早期打ち切り:** ゲート判定に十分な差が出た時点で停止

補足:  $k/H$  のトレードオフは P95 遅延監視で動的にクリップし、PSZ 達成を優先する (§11.3)。

■Phase 1：新規エピソード中心・局所多ホップ評価 オンラインの「検出 → 制御」ループに組み込むため、時刻  $t$  の現在エピソード  $e_t$  を焦点に、類似度を基準とした誘導サブグラフ  $S_h$  を定義し、ビーム幅  $k$  で段階的に拡張しながら評価対象とする：

- **0-hop ( $g_0$ ):**  $e_t$  近傍での編集のみを反映した正規化編集経路コスト ( $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$ ) と IG 差分 ( $\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$ ) の組合せ
- **$h$ -hop ( $g^{(h)}$ ):**  $e_t$  を起点に誘導した  $h$ -近傍サブグラフに対する差分評価、 $h \in \{1, \dots, H\}$

■Phase 1 における編集経路コストの効率性 NP 困難性の回避 Phase 1 では編集操作が新規エピソード  $Q$  の追加と、その近傍  $V_{\text{sim}}$  への仮配線（追加）に限定されるため、一般のマッチングを必要とする最小編集距離 ( $\text{GED}_{\text{min}}$ ) の NP 困難性を回避できる。実装では編集コストは加法的に数え上げればよく、

$$C_{\text{edit}} = c_{\text{node}} + |V_{\text{sim}}| c_{\text{edge}}. \quad (11)$$

正規化は誘導集合  $S_h$  に対する上界である

$$C_{\text{max}}(S_h) = c_{\text{node}} + |S_h| c_{\text{edge}}. \quad (12)$$

したがって

$$\Delta\text{EPC}_{\text{norm}} = \frac{c_{\text{node}} + |V_{\text{sim}}| c_{\text{edge}}}{c_{\text{node}} + |S_h| c_{\text{edge}}}. \quad (13)$$

用語注: 本節の構造項は正規化編集経路コスト  $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$  (operational/incremental) を指す。

■Phase 2 の扱い（最適化の視野） Phase 2 では大域再配線・圧縮を目的に、最適化も視野に入れた手法選定・調査（厳密/近似 GED、A\* 系、割当ベース近似、学習近似、Dynamic/Incremental GED など）を行う位置づけとする。本稿では Phase 2 は設計提示のみで実証対象外であり、手法比較と評価は今後の課題とする (§3.4)。計算量は  $S_h$  の誘導に支配され  $O(k^h)$  ( $k$ : ビーム幅) であり、コストそのものは定数時間で更新できる（実質  $O(1)$ ）。この制約を明示することで、Phase 1 のオンライン運用における実時間性が保証される。

■Phase 1 の主要コスト ( $\Delta H / \Delta SP$ ) エントロピー  $H$ : サブグラフ  $S_h$  のカテゴリ集合サイズを  $K$ 、滑動窓長を  $W$  とする。受容 1 件ごとのカウント更新は  $O(1)$ 、必要に応じた再計算は  $O(K)$ 。実運用では  $K \in [64, 128]$ ,  $W \in [128, 512]$  とし、分母は  $\log K$  で正規化 (式 (3))。

経路効率 (SP): 固定ペア評価 (§3.2) に基づき、before 側連結ペア集合  $\mathcal{P}$  から  $M$  組をサンプリングし、BFS で after 側の距離を再測定する。単純には  $O(M \cdot |E(S_h)|)$ 。多源 BFS (始点をまとめる) と距離キャッシュ、早期打ち切り (DG 判定に十分な差が出たら停止) で実効を抑制する。既定は  $M \in [64, 128]$ 、 $|V(S_h)| \leq 200$ 、必要に応じて union/trim を適用。

合算の目安: 近傍誘導  $O(\log N) + O(kH)$  に  $O(K) + O(M \cdot |E(S_h)|)$  を加える。支配項は SP の項であり、 $M$  と  $|S_h|$  を設計で抑制しつつ、キャッシュ・早期打ち切り・多源化で P50 を 100—200 ms、P95 を 200—350 ms に収める (PSZ 制約と両立)。

■類似度ベース配線 (共通基盤と geDIG の位置づけ) 他のグラフ RAG 系手法 [15, 4, 5] と同様に、候補ノードの選別には埋め込み類似度に基づく配線戦略 (FAISS/hnswlib などの ANN を活用) を用いる点は共通である。そのうえで geDIG は、得られた候補集合に対し 0-hop / multi-hop の二段評価と信頼度更新を重ねることで、単なる類似度スコアでは検知できない「洞察／擬似洞察」を弁別する役割を担う。冷起動については、初期データベースに *ground truth* ペア (LoLA 系で用いる対照学習の正例対に相当) を *prior seed* として少数投入し、連結性と  $K \geq 2$  の足場のみを与える (seed 辺は  $\mathcal{F}$  と AG/DG 統計の計算から除外)。計算量の詳細やパラメータ設定は性能評価セクション (図11) でまとめ、ここでは共通基盤上における geDIG の機能的差分を強調する。

■計算量とトレードオフ 本節では、Phase 1 の実時間制約のもとで geDIG を運用する際の計算量と、探索幅  $k$ ・最大ホップ  $H$ ・閾値運用のトレードオフを整理する。要点は次の三つである: (i) 近傍誘導は ANN により概ね  $O(\log N)$ 、評価は誘導サブグラフ上で  $O(k^H)$ 、(ii) 正規化尺の循環依存を避けるため 候補台を固定し ( $\mathbf{S}_{\text{link}}$  を基準に一貫化)、その上で比較一貫性を保つ、(iii) 曖昧検出 (0-hop; AG)  $\rightarrow$  短絡確認 (multi-hop; DG) の二段ゲートにより、精度と遅延のバランスを制御する。以下で、候補誘導と接続コミットの具体を述べる。

■候補誘導と接続コミット (正規化の安定化) 課題 (直観) 正規化上界  $C_{\max}$  や基準ノード数  $K$  をその都度の誘導集合  $S_h$  に結び付けると、類似度しきい値や埋め込みの微小な変動で基準そのものが揺れ、比較が不安定になる恐れがある。方針 接続候補を  $\mathbf{S}_{\text{link}}$  のみで定義し、その Top-L (既定  $L=1$ ) だけを 0-hop の暫定配線に用いる。正規化と評価の台 ( $C_{\max}, K$ ) は常に  $\mathbf{S}_{\text{link}}$  に基づく値で固定し、分母の揺れを抑える。

接続候補  $S_{\text{link}}(q) = \{v \in V \mid \text{sim}(q, v) \geq \theta_{\text{link}}\}_{\text{Top-}k_{\text{link}}}$  (低しきい値)。正規化の台は  $C_{\max} = c_{\text{node}} + |S_{\text{link}}| c_{\text{edge}}$ ,  $K = |C(S_h)|$  ( $S_h$  は  $\mathbf{S}_{\text{link}}$  誘導の連結成分) で一貫化する。類似度  $\text{sim}$  は cosine / 正規化 L2 / weighted L2 のいずれでもよい (PoC: weighted L2, RAG: cosine)。

0-hop 評価  $\mathbf{S}_{\text{link}}$  の Top-L のみを暫定配線し  $g_0$  を評価 (コミットはしない)。 $\mathbf{S}_{\text{link}}$  が空のときはフォーバックとして  $v^* = \arg \min_{v \in V} d(q, v)$  を 1 本のみ暫定配線し評価するが、正規化の台 (分母) は  $S_{\text{link}}$  基準のままとする ( $|S_{\text{link}}|=0$  の場合は  $\max\{1, |S_{\text{link}}|\}$  で下駄を履かせる)。

この設計により、正規化尺 ( $C_{\max}, K$ ) は  $\Phi$  の微細な変動から切り離され、 $g_0/g^{(h)}$  は  $\mathbf{S}_{\text{link}}$  に基づく固定台上で比較可能となる。一方、暫定配線は保守的 (Top-1/少数) に限定され、外縁での膨張を抑える。

■Phase 1 の計算内訳と最適化 計算コストの主因と最適化は次の通り：

- 近傍列挙 (ANN) :  $O(\log N)$
- 部分グラフ拡張:  $O(k^H)$  ( $k$ : 候補幅,  $H \leq 3$  目安)
- $\Delta H$  更新/再計算:  $O(1)/O(K)$  (カテゴリ数)
- $\Delta SP$  近似:  $O(M \cdot |E(S_h)|)$  (多源 BFS + キャッシュ + 早期停止)

典型設定は  $H \in \{1, 2, 3\}$ 、 $M \in [64, 128]$ 、 $|V(S_h)| \lesssim 200$ 。 $S_{\text{link}}$  / 暫定配線 / 限界寄与 / フォールバックの運用詳細は §4 を参照。

■実時間ガードレール P95 遅延監視で  $H/k$  をクリップし、PSZ 制約を優先 (§11.3)。正規化は固定台 ( $C_{\max}, \log K$ ) で無次元化し、サブグラフの union/trim を併用して安定化する。ゲートは分位制御 (AG/DG) で校正。

■Phase 2 への移譲 大域冗長性・遠隔橋の再構成・圧縮は Phase 2 の対象とし、目的関数・実装論点は §11.6 に集約する。

**接続コミットの規則**  $g^{(h)} < \theta_{\text{DG}}$  を満たしたときのみ、短絡利得の要因となった枝だけを採用する。具体的には、候補枝集合  $E_{\text{link}} = \{(Q, v) \mid v \in S_{\text{link}}\}$  (フォールバック枝を含める場合あり) に対し、限界寄与で貪欲選択する：

$$\Delta SP_{\text{rel}}(\emptyset) = 0, \quad \delta_e = \Delta SP_{\text{rel}}(E \cup \{e\}) - \Delta SP_{\text{rel}}(E), \quad (14)$$

$$\text{反復的に } e^* = \arg \max_{e \in E_{\text{link}} \setminus E} \delta_e \text{ を選び } E \leftarrow E \cup \{e^*\} \text{ とし、 } g^{(h)} < \theta_{\text{DG}} \wedge C_{\text{edit}} \leq C_{\text{budget}} \quad (15)$$

を満たす範囲で採用する ( $C_{\text{budget}}$  は局所編集予算)。これにより、 $SP$  利得に寄与しない枝はコミットされない。

**要約  $S_{\text{link}}$  基準**で候補台と正規化分母を固定し、 $g_0$  は Top-1 の暫定配線で曖昧さ検知、 $g^{(h)}$  は同一台上の多ホップ評価で短絡と秩序化の実効利得を確認する。**二段ゲート (AG/DG)** により探索幅と統合確証を分離し、 $g^{(h)} < \theta_{\text{DG}}$  のとき 限界寄与に基づく枝のみをコミットすることで、循環依存と過密化の双方を避ける。(フォールバック)  $S_{\text{link}}$  が空の場合は  $v^*$  の単一暫定配線で評価し、分母は  $S_{\text{link}}$  基準のままとする。 $K < 2$  のときは  $\Delta H_{\text{norm}} = 0, \Delta SP_{\text{rel}} = 0$  として評価する (未定義回避とスケール整合)。この戦略により、計算量は候補幅  $k$  と最大ホップ  $H$  に対して概ね  $O(k^H)$  となる。実装では  $H = 3$ 、候補列挙幅を小さく保つことで以下の性能を達成：

- 1-hop 評価: 平均 100 ms
- 2-hop 評価: 平均 156 ms
- 3-hop 評価: 平均 187 ms (中央値)、最大 320 ms (P95)

局所正規化 (例:  $C_{\max}(S_h) = c_{\text{node}} + |S_h| c_{\text{edge}}$ ) を併用し、各ステップ間で無次元の一貫性を確保する。以降、 $g_0$  を 0-hop geDIG、 $g_{\min} = \min_{1 \leq h \leq H} g^{(h)}$  を multi-hop の最小値と呼び、二段ゲート (§3.9) で用いる。

### 3.8 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 §3.9 (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）

$$g_0 = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta H_{\text{norm}}. \quad (16)$$

AG (注意) の判定  $\text{AG}(t) := \mathbb{I}[g_0(t) > \theta_{\text{AG}}]$ ,  $\theta_{\text{AG}}$ : 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 (3) の *before/after* を

$S_{h-1}(Q) \rightarrow S_h(Q)$  に対応付ければ、 $\Delta H$  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：

$$\Delta H_{\text{norm}}^{(h)} = \frac{H(Q | S_{h-1}(Q)) - H(Q | S_h(Q))}{\log |S_h(Q)|} \quad (17)$$

条件集合が増えるほど  $H(Q | S_h)$  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  $H(Q | S_0) - H(Q | S_1) > 0$  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

$$F_h = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}}(h) - \lambda \left( \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta \text{SP}_{\text{rel}}(h) \right), \quad g_{\min} = \min_{1 \leq h \leq H} F_h. \quad (18)$$

DG (受容) の判定  $b(t) := \min\{g_0(t), g_{\min}(t)\}$ ,  $\text{DG}(t) := \mathbb{I}[b(t) \leq \theta_{\text{DG}}]$ ,  $\theta_{\text{DG}}$ : 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  $\theta_{\text{sim}}$  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  $\theta_{\text{sim}}$  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（ $\Delta h$  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、

$$F^{(h)}(G_{\text{before}} \rightarrow G_{\text{after}}; e_t) := \Delta \text{EPC}_{\text{norm}}(h) - \lambda \Delta \text{IG}_{\text{norm}}^{(h)}, \quad (19)$$

ここで  $G_{\text{before}}$  は挿入前の誘導サブグラフ  $G'_h$ 、 $G_{\text{after}}$  は仮想挿入後（候補ノード/エッジを適用）の  $G'_h$ 。 $h=0$  では  $S_0$  上の仮配線の評価し、 $h \geq 1$  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3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  $\theta_{\text{link}}$  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 17）。

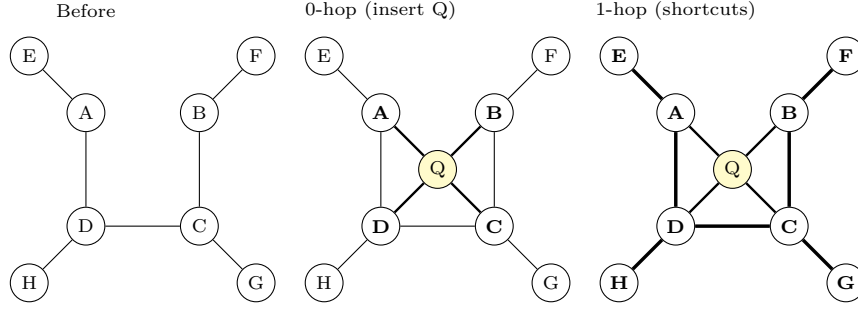


図3 二重正方形の最小例。左: 挿入前。中: 0-hop で Q を追加 (曖昧さ増 → F は閾値上)。右: 1-hop で短絡が顕在化 (到達性改善 → F 低下 / DG へ)。補足:  $\Delta H = H(Q | \{A, B, C, D\}) - H(Q | \{A, \dots, H\}) > 0$ 。

#### 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  $g_0 = 1.0 - 0.139 \approx 0.861$  (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、 $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}(1)=1.0$  ( $C_{\max}$  は 0-hop と同値)。
- IG ( $K=9, Z=\log 9$ ) :  $H_{\text{before}}=\log 8=2.079, H_{\text{after}}=\log 9=2.197$ 。

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

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

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

$$\Rightarrow \Delta\text{IG}_{\text{norm}} = \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta\text{SP}_{\text{rel}} \stackrel{\gamma=1}{\approx} 0.054 + 0.131 = 0.185.$$

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

### 3.9 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 (§3.8) と FEP-MDL 命題 (§9) を参照。

#### ■ゲート定義

$$AG(t) := \mathbb{I}[g_0(t) > \theta_{AG}]. \quad (20)$$

$$b(t) := \begin{cases} \min\{g_0(t), g_{\min}(t)\}, & AG(t) = 1 \\ g_0(t), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad DG(t) := \mathbb{I}[b(t) \leq \theta_{DG}]. \quad (21)$$

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  $\mathcal{F}$  が小さくなった（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:**  $\theta_{AG}, \theta_{DG}$  は分位ベースで適応 (§3.9, §11.3)。PSZ 制約下で FMR/P50 を監視しつつ運用 (§11.3)。
- **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 §4。
- **安定化の手当て:** 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** ( $q_\beta$ ) を用いて  $\theta_{DG}$  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 (§5)。

■**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  $m(t) := \theta_{\text{DG}} - b(t)$  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** (StabilityAudit) を挟む。  $m(t) \geq \varepsilon$  が摂動下でも保たれるとき、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  $\text{DG}(t)$  と表記し、情報利得の  $\Delta\text{IG}$  と符号が衝突しないように区別する (§5 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 → 価値評価 → 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  $\theta_{\text{AG}}, \theta_{\text{DG}}, \lambda, H, k$  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:  $q_\beta$ ) 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。指数移動分位 (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 ( $\lambda$ )**  $\lambda$  は  $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$  と  $\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$  の分散同規模化で初期化する：

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

MDL 対応 (§9) 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。

**$\lambda$  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  $\lambda$  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。

**$\gamma$  の扱い**  $\gamma$  は  $\Delta H$  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:  $\text{P95} \leq 350 \text{ ms}$ )。  $H$  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 (§(a)) 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 失敗時の指数バックオフ（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 ( $\epsilon$ -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）。 $\Delta SP_{\text{rel}}$  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.  $\theta_{\text{AG}}$  を緩めすぎると過検出により計算コストが増大
4.  $\theta_{\text{DG}}$  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 §5 と §6 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  $\Delta \text{EPC}/\Delta \text{IG}$  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める。

### 3.10 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) 数値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  $\mathcal{F} = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta \text{IG}_{\text{norm}}$  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

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

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5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 $\mathcal{F}$	$\Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda\gamma\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$	$\Delta H_{\text{norm}}$	$\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda(\Delta H_{\text{norm}} + \gamma\Delta\text{SP}_{\text{rel}})$ の低減

表5 理論枠組みの対応表。 $\lambda$  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。

## 4 イベント駆動制御の仕組み

### 4.1 制御アルゴリズム

洞察イベント ( $b(t) \leq \theta_{\text{DG}}$ ) の検出をトリガに、探索方略・候補分岐・バックトラック・記憶エビクションを **単一基準** で制御する。

---

#### 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:  $\Delta G \leftarrow \text{NORMALIZED EPC}(G_{t-1}, G_t)$  ▷  $\Delta G = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}}$ 
3:  $\Delta I \leftarrow \text{ENTROPY IG}(X_{t-1}, X_t)$ 
4:  $g_0 \leftarrow \Delta G - \lambda \Delta I$ 
5:  $g_{\min} \leftarrow \min_{h=1}^H \text{MULTI HOP}(h)$ 
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:   NOVELTY ALERT() ▷ 探索深化
9: end if
10: if  $b(t) \leq \theta_{\text{DG}}$  and  $\text{STABILITY AUDIT}(m(t), \text{jitters}) \geq \varepsilon$  then
11:   BACKTRACK OR PRUNE() ▷ 枝刈り・再配線
12:   ▷ Check  $\Delta\text{SP}$ （擬似短絡抑制）
13:   ACCEPT AND INTEGRATE( $e_t$ ); MEMORY EVICTION() ▷ 統合と必要に応じたエビクション
14: end if

```

---

## 5 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。代表結果（ $25 \times 25$ ,  $N=100$ ）の要点を先にまとめる：

- 探索率（unique/total）：geDIG は Random / DFS 比で大幅削減（**[実験要更新: 確定値を反映]**）

- 訪問重複率: geDIG は 1. [実験要更新: xx] 回/セル近傍まで低減 ([実験要更新: 確定値を反映])
- 平均バックトラック長: AG → DG 区間が [実験要更新: xx] ステップ (最近傍分岐へ直行)
- デッドエンド検出遅延: [実験要更新: xx] ステップ (≈ 即時)
- 成功率: [実験要更新: xx]% ( $25 \times 25$ ,  $N=100$ )
- 参照近接: Regret 中央値 [実験要更新: +x] ステップ、SPL 平均 [実験要更新: 0.9x]。Frontier 順位相関  $\rho$  = [実験要更新: 0.8x] (geDIG の  $-F$  と Dijkstra 優先度)。

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 §3.9)。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)。

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： $\Delta EPC$  と  $\Delta IG$  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)  $\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \Delta IG$  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23)・クエリ (式24)・重み (式25) 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 ( $\mathcal{F}$  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。

## 5.1 実験設計

■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)**: Regret = steps -  $L^*$  (小さいほど良い), 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 ( $25 \times 25$ ): 探索率  $\leq 0.40$ , 訪問重複  $\leq 1.5$ , BT 長  $\leq 5$ , 検出遅延  $\leq 1$ , 成功率  $\geq 95\%$ , Regret 中央  $\leq +3$ , SPL 平均  $\geq 0.90$ 。(15/50 は規模別で設定)

■**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、§3.5 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

$$\mathcal{F} = \Delta EPC_{\text{norm}} - \lambda \left( \Delta H_{\text{norm}} + \gamma \Delta SP_{\text{rel}} \right), \quad (22)$$

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されない。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、§3.2 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  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^8$  で表す (式23)：

$$\mathbf{v} = [x/W, y/H, dx, dy, \text{wall}, \log(1+\text{visits}), \text{success}, \text{goal}], \quad (23)$$

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  $1$ )、 $\text{visits}$  は訪問回数、 $\text{success}$  は移動成功フラグ、 $\text{goal}$  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  $\Phi$  は  $\mathbb{R}^8$  の**無次元正規化空間**であり (§3.5)、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「方向中立で未探索通路を優先」する特徴を持つ (式24)：

$$\mathbf{q} = [x/W, y/H, 0, 0, 1, 0, 0, 0]. \quad (24)$$

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25)：

$$\mathbf{w} = [1, 1, 0, 0, 3, 2, 0, 0]. \quad (25)$$

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  $\Delta H_{\text{norm}}$  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  $\Phi$  は §3.5 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26)、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27) :

$$d_i = \|\text{diag}(\mathbf{w})(\mathbf{q} - \mathbf{v}_i)\|_2, \quad (26)$$

■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26) 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。

$$\pi(a_i | \mathbf{q}) = \frac{\exp(-d_i/T)}{\sum_j \exp(-d_j/T)}. \quad (27)$$

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 (未接続近隣ノード間の辺) を評価し geDIG 指標値  $\mathcal{F}$  を算出、AG/DG 二段ゲート (式20・21) へ入力する。0-hop ゲージ  $g_0$  が閾値  $\theta_{\text{AG}}$  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  $\theta_{\text{DG}}$  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。

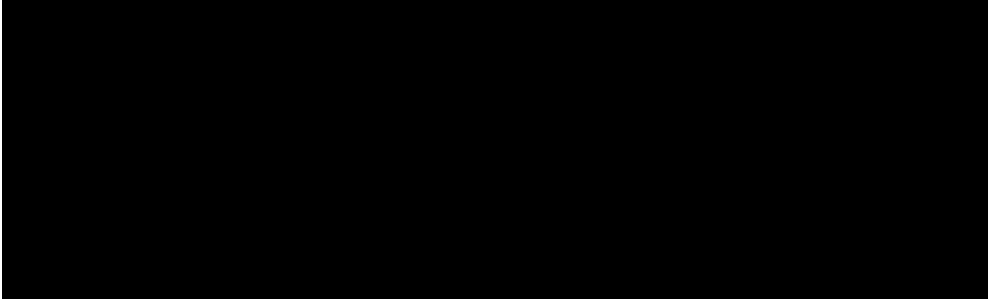


図4 AG/DG フローチャート（概要）。 $g_0$  (0-hop) で曖昧性検出、 $g_{\min}$  (multi-hop 最小) で洞察確認・受容。バックトラック/剪定は  $b(t)=\min\{g_0, g_{\min}\}$  に連動。

■**再現性と設定（迷路）** 再現のための代表設定をまとめる。迷路サイズは  $15 \times 15$ ,  $25 \times 25$ ,  $50 \times 50$ 、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、 $\Delta SP_{\text{rel}}$  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	$p_{\text{AG}} \in [0.8, 0.9]$ , $p_{\text{DG}} \in [0.05, 0.2]$

■**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) 次の一手は式(27) 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  $\alpha$  分位点を  $\theta_{AG}$  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  $\beta$  分位点を  $\theta_{DG}$  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  $\theta_{AG} \approx -5.0 \times 10^{-3}$ 、 $\theta_{DG} \approx -1.2 \times 10^{-2}$  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。

■**アルゴリズム** 上記の探索プロセスを Algorithm 2 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§3.5の仮定に従った内積（またはコサイン）類似度、weighted\_distanceは式(26)の重み付きL2、compute\_gedigは0-hopの $\Delta EPC_{\text{norm}}$ と $\Delta IG_{\text{norm}}$ 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ても同じインタフェースで運用できる。

**重要:** 上記のクエリ  $q$  や重み  $w$  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、 $F = \Delta EPC - \lambda \Delta IG$  による評価と二段ゲート制御（AG/統合確定）は**共通原理**として適用する。

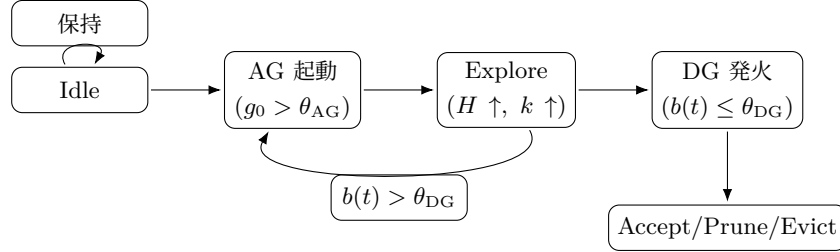


図5 AG→探索深化→IG→統合/枝刈りの状態機械。受容はIG判定 ( $b(t) \leq \theta_{DG}$ ) に従属する。神経比喩は脚注の *operational correspondence* として参照。

■**アルゴリズムの特徴** Algorithm 2 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：

```

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  $q$  や重み  $w$  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。

## 5.2 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

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  $S_{\text{link}}$  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 の基準に使い、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),  $\Delta SP, \Delta SP_{\min}, k^*$  (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 ( $\lambda, \gamma, H$ )、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** =  $\text{steps} - L^*$ （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；占位）

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
<b>geDIG</b>	<b>0.38</b>	<b>1.28</b>	<b>4.3</b>	<b>0.8</b>	<b>1.00</b>

■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**： $F = \Delta\text{EPC} - \lambda\Delta\text{IG}$  という単一スカラー値が、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（ $g_0 > \theta_{\text{AG}}$ ）が行き詰まりを適切に検出するか
  - DG 発火（ $g_{\min} < \theta_{\text{DG}}$ ）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（ $\text{GED}_{\min}$ ）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。

### 5.3 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 8 に示すように、15×15～50×50 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 9 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-only や  $\Delta$ IG-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。

## 5.4 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  $E_{\text{link}}$  に対する最終採用エッジ  $E_{\text{final}}$  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	-	-	-
ΔEPC only	88.5	78.2	73.2	-	-
ΔIG only	85.2	82.6	68.5	-	-
<b>geDIG (提案)</b>	<b>100.0</b>	<b>69.0</b>	<b>94.8</b>	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	-	-	-
ΔEPC only	83.3	368.5	81.5	-	-
ΔIG only	80.0	385.1	76.3	-	-
<b>geDIG (提案)</b>	<b>100.0</b>	<b>352.3</b>	<b>99.4</b>	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	-	-	-
ΔEPC only	72.5	1285.4	85.2	-	-
ΔIG only	70.0	1342.8	82.1	-	-
<b>geDIG (提案)</b>	<b>95.0</b>	<b>1043.1</b>	<b>97.8</b>	5.3	1.9

[実験要更新: 50×50 の大規模実験は現在 20 エピソードのみ。追加 40 エピソードを実施予定]

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

## 5.5 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  $\Delta \text{SP}_{\text{rel}} = (L_{\text{before}} - L_{\text{after}}) / \max\{L_{\text{before}}, \epsilon\}$ 。

## 5.6 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→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**  $\Delta \text{EPC}$  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（ $\Delta \text{IG}$ ）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** 図6に示すように、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 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。

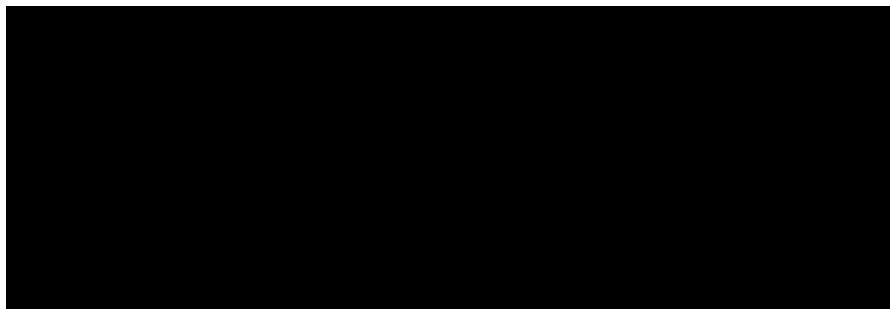


図6 迷路スケール別の成功率とステップ数の概念図。実測図は実験完了後に更新予定。

[実験要更新: 図は概念図。実験完了後に実データで更新予定]



表10 迷路 (equal-resources) での比較 (例示カラム)。実測値は実験更新後に反映。

手法	成功率 (%)	ステップ (P50)	圧縮 (%)	受容 (%)	FMR (%)	ASPL $\Delta$ (%)	$\sum(-\mathcal{F})$
ランダム探索	—	—	—	—	—	—	—
貪欲 (局所最短)	—	—	—	—	—	—	—
DFS 風バックトラック	—	—	—	—	—	—	—
geDIG (提案)	—	—	—	—	—	—	—

## 5.7 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、

- $\Delta IG$  の構成要素の比較 ( $\Delta SP$  除去、 $\Delta H$  を KL/ELBO 項に置換)
- 係数掃引 ( $\lambda, \gamma$  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。

## 5.8 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

# 6 実験 II: 大規模オンライン知識検索 (RAG) での評価

## 6.1 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、§3.5 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 [17]、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、 $\Delta EPC$  と  $\Delta IG$  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。

## 6.2 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  $c_{\text{pending}} \approx 0.2$  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  $c_{\text{confirm}} \geq 0.4$  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4）を踏まえ、RAG 環境における対応関係を表11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11 迷路環境の状態分類（表4）を RAG 環境へ対応付けた AG/DG の制御フロー。

■**信頼度管理（C-value）の運用** §5 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

$$c_{t+1} = \alpha c_t + (1 - \alpha) (\eta_1 u_t + \eta_2 f_t - \eta_3 a_t), \quad \alpha \in [0, 1], \quad (28)$$

とし、 $u_t$ （当該ノードが引用された回数の指数移動平均）、 $f_t$ （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（オフライン再検証）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  $q$  と類似度が  $\theta_{\text{sim}}$  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。

$$V_{\text{sim}} := \{v_i \in V \mid \text{sim}(\mathbf{q}, v_i) \geq \theta_{\text{sim}}\}, \quad v^* := \arg \max_{v_i \in V_{\text{sim}}} \text{sim}(\mathbf{q}, v_i) \quad (29)$$

$$G' := G \cup \{(\mathbf{q}, v_i) \mid v_i \in V_{\text{sim}}\}, \quad g_0 := F_0(v^*, G'), \quad \text{AG 発火} \iff g_0 > \theta_{\text{AG}} \quad (30)$$

- **DG 発火**: AG 発火後、拡張グラフ  $G'$  に対して候補サブグラフ  $C_h$  (例:  $V_{\text{sim}}$  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  $\theta_{\text{DG}}$  以下となる場合に洞察として採択する。

$$g_{\min} := \min_{h=1}^H F_h(C_h, G'), \quad \text{DG 発火} \iff g_{\min} \leq \theta_{\text{DG}} \quad (31)$$

■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  $\Delta s$  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  $p_{\text{contam}}(t)$  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  $r_{\text{insight}}(t)$  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7に示す。

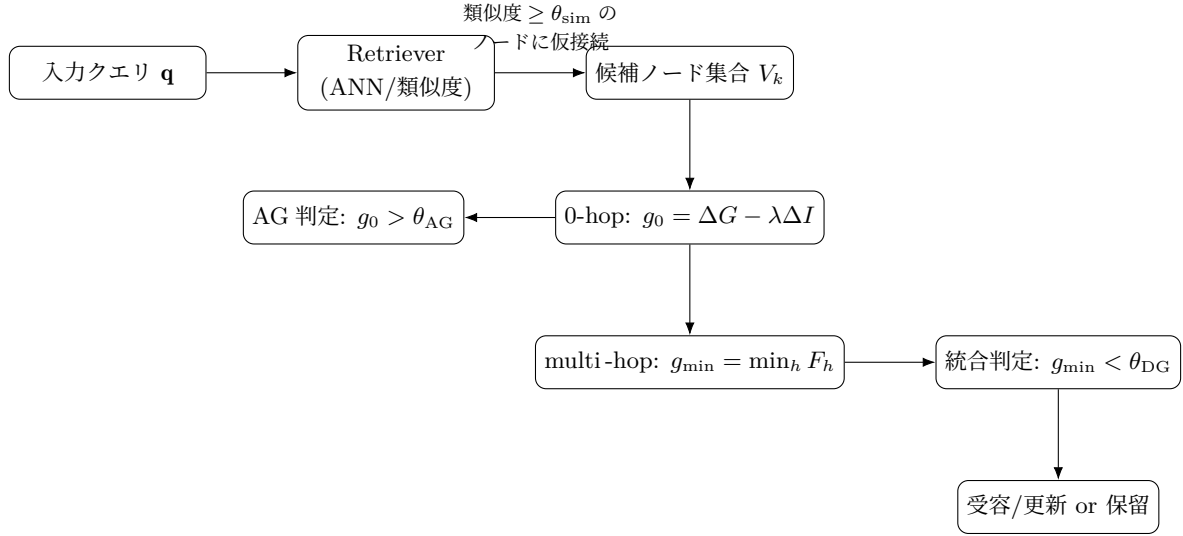


図7 RAG における Phase 1 のワンショット処理フロー。0-hop で曖昧さ（AG）を検知し、条件を満たす場合のみ multi-hop で短絡（経路短縮）を評価し、 $g_{\min} < \theta_{DG}$  で受容/更新を判断する。

図10 に AG/DG の発火率、図9 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	[実験要更新: -]	[実験要更新: -]	[実験要更新: [-, -]]	[実験要更新: -]	[実験要更新: -]
geDIG (提案)	[実験要更新: -]	69.0	[67.3, 70.7]	[実験要更新: -]	[実験要更新: -]

表12 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。

### 6.3 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[15] / DyG-RAG[4] / KEDKG[5] 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。

## 6.4 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  $\kappa$  を併記) する。受容率と誤統合率は次式とする：

$$\text{Acc} := \frac{\text{TP} + \text{FP}}{N}, \quad \text{FMR} := \frac{\text{FP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (\text{受容分母内}). \quad (32)$$

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

$$\text{PSZ} := \left\{ (\text{Acc}, \text{FMR}, \text{P50}) \mid \text{Acc} \geq 95\%, \text{FMR} \leq 2\%, \text{P50} \leq 200 \text{ ms} \right\}. \quad (33)$$

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 $p_{\text{contam}}$	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 $\Delta \text{SP}_{\text{rel}}$	経路短縮の相対値	↑

表13 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  $\text{GED}_{\text{min}}$  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 §3.2)。

■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  $g_{\text{min}}$  (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。[実験要更新: AG/DG ログの最終形式は追加実験と合わせて確定予定]

■可操作性 (Operating Curves) 分位に基づく  $\theta_{\text{AG}}/\theta_{\text{DG}}$  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 回の後に単一バッチで測定し (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 (§3.9, §6.4)。

## ■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 (hnsplib:  $M, ef_c, ef_q$ )、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・前処理の一致を確認)。
- **パラメータ扱い**： $\lambda$  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 (§3.9)。
- **類似度の選択**：PoC は weighted L2 (式 (25) の  $w$ ) を、RAG は cosine 類似度 (単位ベクトル化) を用い、いずれも  $\Delta H_{\text{norm}}$  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。

## 6.5 評価枠組と現状結果

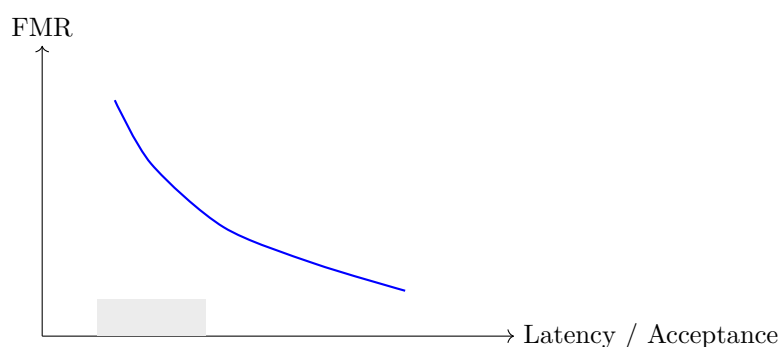


図8 Operating Curves (占位)：分位掃引による FMR–Acceptance–Latency の三者同時曲線と PSZ 帯域の例示。[実験要更新：実測に差し替え]

■**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。<sup>\*2</sup>

(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。

<sup>\*2</sup> 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。

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。

■結果サマリ (占位) [実験要更新: **equal-resources** 設定での再測定完了後に、主要指標 (Acc/FMR/P50/AG・DG) を反映。ベースライン内訳・埋め込み差し替え・ $g_0/g_{\min}$  分布は付録 A へ移管。]

表14 RAG 主要指標 (占位; 実測後に反映)

セット	PER(%)	受容率 (%)	FMR(%)	P50 遅延 (ms)	AG/DG(%)
[実験要更新: 25 / 168 / 500 の各セット結果を再測定後に挿入]					

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. 8) 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  $\Delta SP$ , w/o  $\Delta EPC/\Delta IG$ ) 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  $\kappa$ ) を併記

表15 PSZ 指標 (占位; 再測定後に反映)。括弧内は目標との差分。

クエリ数	受容率 (%)	FMR(%)	P50 遅延 (ms)
[実験要更新: 25 / 168 / 500 の各セット結果を再測定後に挿入]			

図9 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10 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。

[実験要更新: GraphRAG/DyGRAG/KEDKG との equalresources 比較は現在進行中。完了次第、同表形式で追記する。]

## 6.6 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16 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・情動的価値が高い)
- **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)

[実験要更新: この表のデータは追加実験で取得予定。現在の実装では単純閾値ベースの受容率のみ測定]

## 6.7 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、現場運用の採否を判断するための統合ゲージとして位置づける。現行の 25/500 クエリ実験では、geDIG (3-hop) は受容率・FMR・遅延いずれも目標を下回っておらず PSZ 点に到達していないが、AG/DG の選別挙動が機能していることは確認できた。今後はテンプレート改善による受容率の向上、DG 閾値の適応化による FMR 低減、並列実行による遅延削減を継続し、PSZ への到達状況を図11の散布図で定期的に更新する予定である。



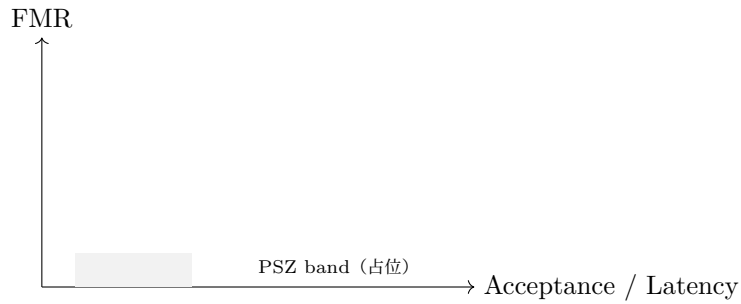


図11 PSZ 分析（占位）。[実験要更新: 実測値に基づく散布図は再実行後に差し替え]

図12 主要指標のベースライン比較。geDIG は受容率・FMR・遅延の三つ巴の同時最適化に優れる。

## 6.8 Multi-hop 効果の詳細分析

表17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17 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%	<b>167.7%</b>

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13 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。

## 7 最小十分性の探索: 限定的 KG からの推論補助の可能性

### 7.1 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。本章ではさらに一歩進め、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 (§12) 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。

## 7.2 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  $G_{\text{sub}}$  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:

$$\mathbf{h}_{\text{agg}} = \sum_{v_i \in G_{\text{sub}}} w_i \cdot \mathbf{e}(v_i), \quad w_i = \text{softmax}(\text{sim}(\mathbf{q}, v_i)) \quad (34)$$

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

$$\Delta s = \cos(\mathbf{h}_{\text{agg}}, \mathbf{r}_{\text{LLM}}) - \cos(\mathbf{h}_{\text{baseline}}, \mathbf{r}_{\text{LLM}}) \quad (35)$$

設計上の制約と採点手順  $G_{\text{sub}}$  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  $\kappa$  を併記する（詳細は §6.4）。

### ■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（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

## 7.3 結果

表18 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 (%)	$\Delta s$	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 (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
<b>IG 選別 (DG 発火時受容)</b>	<b>48</b>	<b>28.7</b>	<b>+0.23</b>	<b>0.12</b>

[実験要更新: 現在の評価は 50 クエリのみ。200 クエリへの拡大実験を実施予定]

表19 方向一致度の拡張評価（占位）：  $N \geq 200$ , 95% CI, シャッフル対照, 第二エンコーダ

設定	$N$	$\Delta s \pm 95\% \text{CI}$	対照差 (shuffle)	第2エンコーダ	p 値
----	-----	-------------------------------	---------------	---------	-----

[実験要更新: 各設定の測定結果を挿入]

補足: 本評価は今後、 $N \geq 200$  クエリへ拡張し、95% 信頼区間（ブートストラップ）とシャッフル対照、第二のエンコーダ変種を併せて Table 12' に報告する。

## 7.4 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  $\mathbf{h}_{\text{agg}}$  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 改善の各ステップで交絡要因が排除されていない

## 7.5 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  $G_{\text{sub}}$  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  $H_{\text{ins}}$  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  $\leq 200$  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**:  $-g_{\min}$ 、 $\Delta SP_{\text{rel}}$  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  $\approx +3-6\%$ ）
- 改善は  $\Delta SP_{\text{rel}}$  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  $\geq 95\%$ ,  $\text{FMR} \leq 2\%$ ,  $\text{P50} \leq 200 \text{ ms}$ ）を満たす限り反復する。操作的にはトランスフォーマ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。

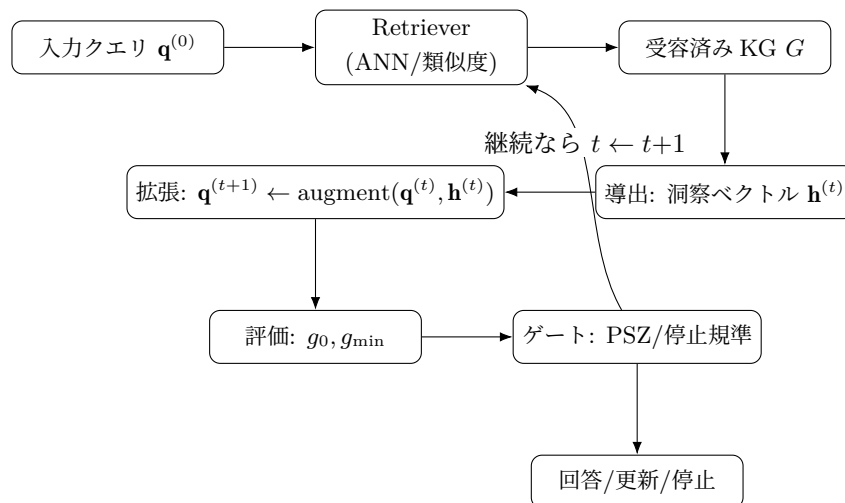


図14 再帰的洞察ベクトルによる段階的強化（RIA）の概念図。各段階で  $\mathbf{h}^{(t)}$  を生成しプロンプト/検索を強化、 $g_0/g_{\min}$  の改善と PSZ 制約を満たす限り反復。等価性の主張は行わず、操作的アナロジーとして位置づける。詳細は図7のワンショット版と対比される。

## 7.6 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

## 8 アブレーション分析と成分評価

### 8.1 主要成分の寄与分析

表20に、geDIG の各成分を無効化した場合の性能変化を示す。

表20 アブレーション分析：各成分の寄与（迷路  $15 \times 15$ ,  $N=100$ ）。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	<b>100.0</b>	<b>69.0</b>
w/o $\Delta$ EPC	85.2	82.6
w/o $\Delta$ IG	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 $\Delta$ SP	96.7	71.5

補足: w/o  $\Delta$ SP 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  $\Delta$ SP, w/o  $\Delta$ EPC, w/o  $\Delta$ IG）も 500 クエリ系列で実施中であり、受容 / FMR / P50 と  $\Delta_s$  の落ち込みを表で報告する（完了次第、別表を追加）。**[実験要更新: RAG アブレーションの実測値を取得し次第、本表を更新する。]**

## 8.2 パラメータ感度分析

■ $\lambda$  (統合重み) の影響 感度分析では、 $\lambda \in [0.3, 0.7]$  の範囲で安定した性能。 $\lambda < 0.3$  では情報整理が軽視され誤統合が増加、 $\lambda > 0.7$  では構造統合が軽視され冗長性が増加（図は概念図、実測は拡充予定）。

**[実験要更新: 図は概念図。実験データで更新予定]**

■ホップ数  $H$  の影響 表21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21 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	<b>167.7</b>	<b>100.0</b>	<b>1.5</b>	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。

## 9 FEP-MDL ブリッジ（操作的命題）

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  $\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$  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、

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

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。

■**操作的対応の定義（再掲）** 操作的対応の意味づけは Section 3.10 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  $\Delta\text{MDL}$  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）** :  $\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$  (§3.2)
- **二重性の直観**: 0-hop = 誤差/曖昧さ（FEP）、multi-hop = 圧縮/短絡（MDL） (§3.8)
- **運用（ゲート）** : Attention Gate / Decision Gate による二段制御 (§3.9)
- **成立条件（要件）** : 埋め込み空間  $\Phi$  の要件 (A1)–(A3) (§3.5)

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  $\lambda$  の解釈:**  $\lambda \approx c_{\text{ig}}/c_{\text{ged}}$  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:**  $\Delta\text{EPC}$  側に構造コスト、 $\Delta\text{IG}$  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  $\Delta\text{SP}$  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。

■**仮定が成立する理由 (§3.5 への動線)** 仮定 (B1)–(B4) は、主として §3.5 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  $\Delta H$  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 (§8) 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  $\sigma_H^2 = O(1/|N|)$  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。

#### ■単位と換算 (U1–U3)

- (U1)  $\Delta\text{EPC}_{\text{norm}} \in [0, 1]$ 、 $\Delta\text{IG}_{\text{norm}} \in [-1, 1]$  へ正規化する ( $\Delta\text{SP}_{\text{rel}}$  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) 時間に対しては  $O(1/N)$  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 17）、 $\Delta H_{\text{norm}}^{(h)} \geq 0$  が自動的に成立する。
- **運用解釈:**  $\mathcal{F} = \Delta\text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda\Delta\text{IG}_{\text{norm}}$  は  $\Delta\text{MDL}$  に比例（残差  $O(1/N)$ ）。

**補題 9.1** (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 9.2** (データ符号長の収束). 仮定  $(B1) \cdot (B3)$  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。

## 10 関連研究との詳細比較

### 10.1 既存手法との位置づけ

表22 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 (§9, 表5)。

### 10.2 位置づけ (対象・判断基準・運用の軸)

既存システムを 対象 (何を变えるか) / 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  $\mathcal{F} = \Delta \text{EPC}_{\text{norm}} - \lambda \Delta \text{IG}_{\text{norm}}$  で横断制御する点で差別化される。

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)	[13]
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)	[15]
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)	[4]
QA-GNN	KG 推論	GNN 推論	オフライン → 推論	推論器設計 (構造運用は対象外)	[20]
Latent Learning	非パラ記憶活用	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)	[12]
Decoupling K&R	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	[11]
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)	[8]
Temporal GraphRAG	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)	[14, 2]
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)	[1]

表23 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)。



### 10.3 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[19] や、Few-shot 学習を模倣するメタ学習的研究 [12] が先行している。最新の SEAL (Self-Adapting Language Models) [21] 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  $\Delta EPC$  と情報利得  $\Delta IG$  を単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。

### 10.4 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 [3] 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[20] 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[9] 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 (§7.5) という二段構えを採る。Transformer 内部への適用 (§12) 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。

### 10.5 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  $\Delta EPC$  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」編集するかを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する。

## 11 限界と今後の課題

### 11.1 理論的課題

■**本章の位置づけ（証明スケッチと協力をお願い）** 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  $\mathcal{F} \propto \Delta\text{MDL}$  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

■**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。

### 11.2 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

### 11.3 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）

**[実験要更新: 上記ベンチマーク実験は 2025 年 Q4 に実施予定（現行計画）。]**

■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: 総リトリート数  $k_{\text{total}}$  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:  $\{\text{embed\_calls}, \text{ann\_qcost}, \text{expansions}, \text{docs\_read}, \text{prompt\_tokens}, \text{gen\_tokens}, \text{gating\_ops\_ms}, \text{total\_ms}\}$  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  $(\theta_{AG}, \theta_{DG})$  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:  $\theta_{DG}(t) = \mu_b - z\sigma_b$ ) 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

## 11.4 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 ( $\text{GED}_{\min}$  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。

## 11.5 応用展開

## 11.6 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  $\text{GED}_{\min}$  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

$$\min_{G' \subseteq G} \alpha \text{GED}_{\min}(G, G') + \beta H(G') + \gamma |E(G')|, \text{ s.t. 一貫性/到達可能性/重要度制約}, \quad (36)$$

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：

- ・ エピクシオン戦略の精緻化
- ・ 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**: §3.5 の要件 (A1)–(A3) を満たすベクトル空間  $\Phi$  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：部門別クラスタ+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）

## 12 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 (§7.5、Table 18) 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。

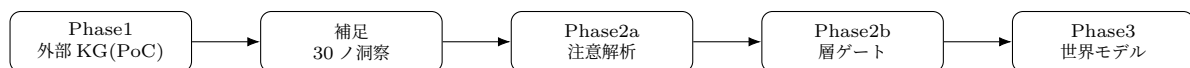


図15 geDIG のスケールアウト構想。Phase1 外部 KG PoC を土台に、補足検証で 30 ノード洞察を確認し、注意解析（Phase2a）と層ゲート制御（Phase2b）を経て世界モデル統合（Phase3）へ段階的に拡張する。

### ■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。

## 13 結論

本研究では、動的知識グラフにおいて構造統合 ( $\Delta EPC$ ) と情報整理 ( $\Delta IG$ ) を単一スカラー  $\mathcal{F}$  に統合し、学習と推論を同時運転する One-Gauge 制御の枠組み geDIG を提案した。

**理論貢献:** FEP-MDL ブリッジにより、誤差最小化と複雑さ圧縮を単一指標で扱う操作的一貫性を実現。AG/DG 二段ゲートにより、探索深化と効率的枝刈りを両立。

**実験検証:** [実験要更新: RAG 同時比較・洞察反映指標の最終集計が完了次第、PSZ を満たしつつ洞察反映率・C-value 収束が改善された旨を確定記述する予定。現段階では 2025-09 実験系列・本研究内の測定手順が準備完了した段階であり、最終的な数値比較は実験完了後に更新する。]

**今後の展開:** 大規模ベンチマーク評価、マルチモーダル拡張、継続学習への応用を通じて、geDIG をより汎用的な知識運用フレームワークへと発展させる。補足評価で得た「30 ノード規模でも洞察ベクトルが LLM 応答方向と整合する」という観察は、外部 KG に限定されない最小構造の有用性を示唆する **予備的証拠**であり、§12 で述べた Transformer 内部の注意制御や世界モデル統合への拡張を後押しする。加えて、受容済み KG から導出される洞察ベクトルの再帰的利用 (RIA) は、回答の段階的深化に寄与し得る有望な方向であるが、現時点では**操作的示唆**に留め、等価性や一般性の主張は行わない (§14)。

■**まとめの一步先 (挑戦の射程)** 本研究は、外部知識グラフという制約下で **記憶・学習・推論の統一制御**という原理の初期検証を行った。**30 ノード規模での方向整合**という観察は、構造的短絡が推論を補助するという **予備的証拠**であり、これは§12 の通り **Transformer 内部の注意制御**へ自然に拡張される。One-Gauge 制御という統一原理が外部記憶から内部表現まで一貫して機能すれば、**記憶・学習・推論が自律的に協調するシステム**——すなわち継続学習可能な AI への道が開かれる。**本稿はその第一歩である。**

■**長期的展望 (控えめな野心)** より長期的には、外部知識グラフでの原理検証を起点に、**Transformer 内部の注意パターン (暗黙 KG)** への適用を視野に入れる。§18 で観察された小規模構造でも推論方向と整合するという兆候が、大規模・多様条件で頑健に再現されれば、§12 の展望に沿って、注意グラフ解析や適応的層制御を通じた **学習と推論の同時運転**のスケール可能な実現へと道が開かれる。本稿はその第一歩として、One-Gauge 制御という統一原理の有効性を外部記憶上で実証した。

今後は、**Transformer 内部表現や神経情報幾何との接続検証**を通じ、geDIG の汎用原理としての妥当性と **自律的制御への道筋**を共同的に探究する。

## 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・協力をお願い

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（洞察確証）  
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

## 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. Dynamic graph-based retrieval-augmented generation. *arXiv preprint*, 2024. Preprint; DOI/URL to be updated.
- [5] Authors. Knowledge editing with dynamic knowledge graphs. *arXiv preprint*, 2024. Preprint; DOI/URL to be updated.
- [6] György Buzsáki. *Rhythms of the Brain*. Oxford University Press, 2011.
- [7] 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.

- [8] 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.
- [9] Mostafa Dehghani, Stephan Gouws, Oriol Vinyals, Jakob Uszkoreit, and Łukasz Kaiser. Universal transformers. In *International Conference on Learning Representations*, 2019.
- [10] Xinbo Gao, Bing Xiao, Dacheng Tao, and Xuelong Li. A survey of graph edit distance. *Pattern Analysis and applications*, 13(1):113–129, 2010.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] Dong Li, Yichen Niu, Ying Ai, Xiang Zou, Biqing 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.
- [15] Microsoft Research Team. Graphrag: Retrieval-augmented generation via knowledge graphs. arXiv preprint, 2024. Whitepaper/technical report; DOI/URL to be updated.
- [16] Brad E Pfeiffer and David J Foster. Hippocampal place-cell sequences depict future paths to remembered goals. *Nature*, 497:74–79, 2013.
- [17] Nils Reimers and Iryna Gurevych. Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks. In *Proceedings of EMNLP-IJCNLP*, 2019.
- [18] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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24 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]

[実験要更新: 25×25 と 50×50 の詳細統計表も追加予定]

### A.2 RAG 実験のクエリ種別分析

表25 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

[実験要更新: 大規模データセットでの同様の分析を実施予定]