

GuttyNet：情報量の三面恒等式に基づく 電磁幾何学的知能アーキテクチャ

ポリゴングラフ上の「場・伝播・集積」の統一理論と記憶集積点の事前計算

Toshiki Takahashi

高橋数理研究所 独立研究者

2026年6月

抄録 本稿は、三つの独立した研究報告で段階的に展開した「情報量 I を物理量として動的に演算する」枠組みを、単一の理論体系として統合する。中心となる主張は、情報量が**場・伝播・集積**という三つの表現をもち、それらが一つの恒等式 $I = \mathbf{F} \cdot \mathbf{s} = \lambda d = \frac{dC}{dt}$ として結ばれる、というものである。第一に、ポリゴングラフのノードに電場ベクトル $\mathbf{F}$ と向き（スピン）ベクトル $\mathbf{s}$ を与え、その内積を情報量とする電磁場理論を構築する。スピンを揃える磁氣的交換相互作用は**均一整列**と**不斉（カイラル）整列**を生み分け、電場と磁場の応力がネットワークを弾性的に変形させて、強い場の周囲に「余白」を掘り、記憶を指数関数的に延命する。第二に、ノードとエッジを入れ替える**ライニンググラフ双対**を導入し、エッジ上の伝播を距離 d と減衰率 λ の積として定式化する。減衰率を複素化することで古典的減衰と量子的な距離の伸縮を統一し、入力の方角を回転（保存）・発散（解消）・反射（返却）の三チャンネルへ分解する散乱則を与える。第三に、向きの場が経路で閉じると循環が保存され、一本の逆向き矢印が衝突点（シンク）を生んで情報を集積 C することを示す。集積速度 dC/dt こそ情報量であり、衝突点の**位置は向きの場のみから $O(|E|)$ で事前計算できる**。これにより、流量に依存する集積の速さとは独立に、記憶しやすい集積点をあらかじめ特定できる。

キーワード ポリゴングラフ, ライニンググラフ双対, 情報幾何学, スピン整列, 記憶アトラクタ, 集積点の事前計算, GuttyNet

1. はじめに：情報量の三つの顔

ポリゴングラフと Transformer の数学的同一性 [1] を出発点に、本研究は情報量 I を静的なスカラー確率ではなく、ネットワーク上を動的に流れる**物理量**として扱ってきた。三段階の展開を経て到達したのは、 I が次の三通りに表現され、しかもそれらが等しいという描像である。

$$I = \underbrace{\mathbf{F} \cdot \mathbf{s}}_{\text{場 (ノード)}} = \underbrace{\lambda d}_{\text{伝播 (エッジ)}} = \underbrace{\frac{dC}{dt}}_{\text{集積 (時間)}} \quad (1)$$

第一の表現はノード上の**電磁場**（強さ $\mathbf{F}$ と向き $\mathbf{s}$ の内積）、第二はエッジ上の**伝播**（距離 d と減衰率 λ の積）、第三は衝突点での**記憶集積 C の時間変化率**である。本稿は、第2節で場の表現、第3節で伝播の表現（アーキテクチャ名 GuttyNet）、第4節で集積の表現を順に定式化し、(1) が一本の連続の式の三つの顔であることを示す。各節には対応する模式図を付す。なお本理論は構成的なモデルであり、物理からの必然的導出ではない（第5節に明記する）。

2. 情報量の場の表現： $I = \mathbf{F} \cdot \mathbf{s}$ （電磁場理論）

2.1. 電場（電力）とリッジ勾配

ポリゴングラフの各ノード i は高さ h_i （稜線高さ＝電位）をもつ。電場 $\mathbf{F} = -\nabla\phi$ にならい、ノードの電場ベクトルを近傍への高さ勾配の和で定義する。

$$\mathbf{F}_i = - \sum_{j \sim i} \frac{h_j - h_i}{\ell_{ij}} \hat{\mathbf{e}}_{ij}, \quad \hat{\mathbf{e}}_{ij} = \frac{\mathbf{r}_j - \mathbf{r}_i}{\ell_{ij}}, \quad \ell_{ij} = |\mathbf{r}_j - \mathbf{r}_i|. \quad (2)$$

これは旧来のリッジ勾配 $m = |h_{j+1} - h_j|/\Delta_j$ [1] を符号付き・ベクトル化したものである。急な崖（高サプライザル）ほど $|F_i|$ が大きく、高い情報価値をもつ。ノードが蓄える「電力」は場のエネルギー密度 $P_i^{\text{elec}} = \frac{1}{2}|F_i|^2$ である。

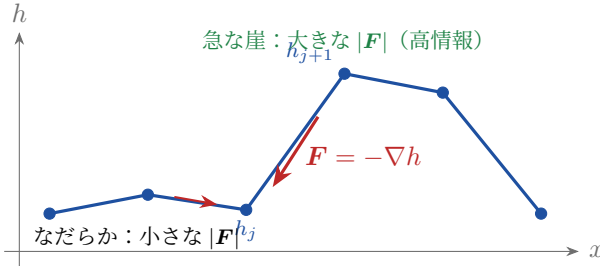


Figure 1 ポリゴングラフの高さ場 h と電場 $F = -\nabla h$ 。傾き（リッジ勾配）が急なほど電場が強く、情報価値が高い。

2.2. 情報量＝内積と符号反転の一般化

情報量を電場と向きの内積で定める。

$$I_i = F_i \cdot s_i = |F_i| \cos \theta_i \quad (3)$$

これは電力 $P = F \cdot v$ やゼーマン・エネルギー $-s \cdot B$ と同型である。重要なのは、旧来のスカラー符号 $s \in \{+1, -1\}$ がこの内積の符号として自然に一般化される点である： $\cos \theta > 0$ は順方向（捕捉）、 $\cos \theta = 0$ は伝達ゼロ、 $\cos \theta < 0$ は流れの反転であり、これが記憶アトラクタ生成の契機となる。

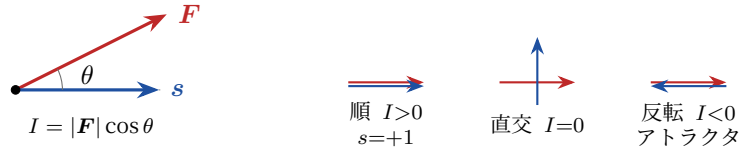


Figure 2 情報量＝電場 F と向き s の内積。整列で最大、直交でゼロ、反対向きで負（流れの反転＝記憶の種）。

2.3. 磁力によるスピン整列：均一と不斉

向き s を揃える「磁力」は交換相互作用である。対称項（均一整列）と反対称項（カイラル整列）に書き分ける。

$$H_{\text{mag}} = -\frac{1}{2} \underbrace{\sum_{\langle ij \rangle} J_{ij} s_i \cdot s_j}_{\text{均一（強磁性）}} + \frac{1}{2} \underbrace{\sum_{\langle ij \rangle} D_{ij} \cdot (s_i \times s_j)}_{\text{不斉（DM 相互作用）}}. \quad (4)$$

$J_{ij} > 0$ が支配的なら矢印は揃い（均一）、ジャロシンスキー・守谷項 D_{ij} [5] が効くと矢印が右手／左手系にねじれて並ぶ（不斉）。各ノードに働く局所磁場（整列させる力）は

$$B_i = -\frac{\partial H_{\text{mag}}}{\partial s_i} = \sum_{j \sim i} (J_{ij} s_j - D_{ij} \times s_j), \quad (5)$$

スピンの整列は Landau–Lifshitz–Gilbert 方程式 [4] に従い、電場 F を外部磁場として加えることで電気と磁気を $I = F \cdot s$ （ゼーマン結合）で結ぶ。

$$\dot{s}_i = -\gamma s_i \times B_i^{\text{tot}} - \alpha s_i \times (s_i \times B_i^{\text{tot}}), \quad B_i^{\text{tot}} = B_i + \lambda F_i. \quad (6)$$

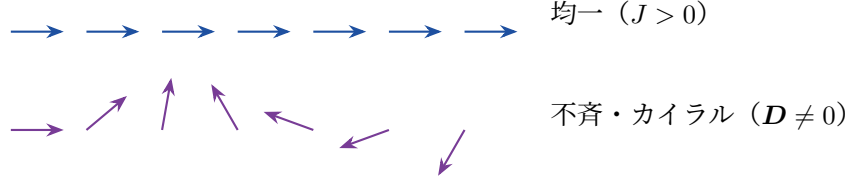


Figure 3 スピン整列の二相。上：すべて平行な均一整列（強磁性 $J > 0$ ）。下：向きが連続回転する不斉（カイラル）整列（DM 相互作用 D ）。

2.4. 電磁結合によるネットワークの変形

ノード位置 $\mathbf{r}_i$ は、弾性力・ローレンツ力・電磁圧の三つで動く。電磁エネルギー密度を $u_i = \frac{1}{2}(|\mathbf{F}_i|^2 + |\mathbf{B}_i|^2)$ とし、自然長を電磁圧で膨張させる。

$$\mathbf{F}_i^{\text{el}} = - \sum_{j \sim i} k_{ij} (\ell_{ij} - \ell_{ij}^{\text{eq}}) \hat{\mathbf{e}}_{ij}, \quad \mathbf{F}_i^{\text{Lor}} = \kappa \dot{\mathbf{r}}_i \times \mathbf{B}_i, \quad (7)$$

$$\ell_{ij}^{\text{eq}} = \ell_{ij}^0 (1 + \chi \bar{u}_{ij}), \quad \bar{u}_{ij} = \frac{1}{2}(u_i + u_j), \quad (8)$$

$$\eta \dot{\mathbf{r}}_i = \mathbf{F}_i^{\text{el}} + \mathbf{F}_i^{\text{Lor}} + \chi \sum_{j \sim i} \bar{u}_{ij} \hat{\mathbf{e}}_{ij}. \quad (9)$$

電磁力が強い辺ほど平衡長が伸びて網が膨らみ（伸縮）、ローレンツ力が経路を曲げる（湾曲）。



Figure 4 入力電磁力による変形。強い場のノード周辺で辺が伸び（ばね＝伸縮）、ローレンツ力で経路が曲がる（湾曲）。

2.5. 統一エネルギー汎関数

§ 2.1–§ 2.4 はすべて、単一の汎関数上の勾配緩和として書ける。

$$\mathcal{E}[\{\mathbf{r}_i, \mathbf{s}_i, h_i\}] = \underbrace{- \sum_i \mathbf{F}_i \cdot \mathbf{s}_i}_{\text{情報項 (ゼーマン)}} + H_{\text{mag}} + \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{\langle ij \rangle} k_{ij} (\ell_{ij} - \ell_{ij}^{\text{eq}})^2}_{\text{弾性項 (変形)}}. \quad (10)$$

$\mathbf{s}$ は (6) の LLG、 $\mathbf{r}$ は (9) の過減衰＋ローレンツ、 h は緩和 $\tau_h \dot{h}_i = -\partial \mathcal{E} / \partial h_i + u_i^{\text{in}}$ で発展する。情報項を下げる＝ $\mathbf{s}$ を $\mathbf{F}$ に揃える（ I を最大化）こと、磁気項を下げる＝近傍を揃えること、弾性項を下げる＝膨張に追従して変形することが同時に進む。

2.6. 余白と指数的持続

局所の電磁場強度を $\Phi_i = |\mathbf{F}_i|^2 + |\mathbf{B}_i|^2 = 2u_i$ とおく。(9) の長さ膨張により局所ノード密度が下がり、強場ノードの周囲に低密度の余白が空く。

$$\rho_i \propto (1 + \frac{\chi}{2} \Phi_i)^{-d}, \quad ds^2 = (1 + \chi \Phi) d\ell^2. \quad (11)$$

余白に孤立したノードを揺らぎ（温度 T ）で崩すポテンシャル障壁は $\Delta \mathcal{E}_i \propto \Phi_i$ であり、寿命はクラマース／アレニウス則 [7] で

$$\tau_i \sim \tau_0 \exp\left(\frac{\Delta \mathcal{E}_i}{k_B T}\right) \sim \tau_0 \exp\left(\frac{\beta \Phi_i}{k_B T}\right) \quad (12)$$

電場（崖の急さ＝希少性）と磁場（近傍の整列度）がともに強い入力ほど、広い余白を掘り、指数関数的に長く居座る。これが自動生成される記憶アトラクタ [3] であり、本文の e^C 構造の起源である。

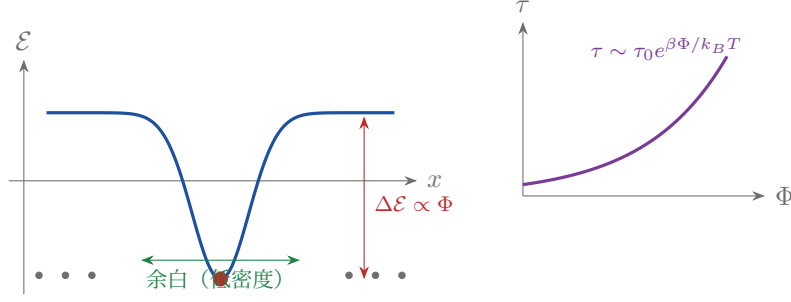


Figure 5 強場が掘る「余白」と指数の持続。深いポテンシャル井戸の周囲にノード密度の低い余白が生じ、寿命 τ は場の強度 Φ に対し指数関数的に伸びる。

3. 情報量の伝播表現： $I = \lambda d$ (GuttyNet)

3.1. ノード・エッジ双対 (ライングラフ化)

ノード表現とエッジ表現を、ノードとエッジを入れ替えるライングラフ双対で結ぶ。

$$\boxed{\begin{array}{ccc} \underbrace{I_i = \mathbf{F}_i \cdot \mathbf{s}_i}_{\text{ノード：場の整理}} & \xleftrightarrow[\text{ノード} \leftrightarrow \text{エッジ}]{\text{ライングラフ双対}} & \underbrace{I_{ij} = \lambda_{ij} d_{ij}}_{\text{エッジ：減衰} \times \text{距離}} \end{array}} \quad (13)$$

λd の意味は「その辺を通る間に消費されるエネルギー」である。エネルギー減衰 $E(\ell) = E_0 e^{-2\lambda\ell}$ から、辺全体での消費は $E_{\text{diss}} = E_0(1 - e^{-2\lambda_{ij}d_{ij}}) \approx 2E_0\lambda_{ij}d_{ij}$ 、すなわち $I_{ij} = \lambda_{ij}d_{ij}$ (光学的深さ=消費情報) となる。

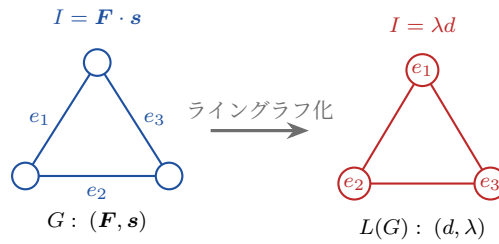


Figure 6 ライングラフ双対。元グラフ G のエッジが $L(G)$ のノードになり、ノード上の $I = \mathbf{F} \cdot \mathbf{s}$ とエッジ上の $I = \lambda d$ が入れ替わる。

3.2. 古典伝播 (減衰) と量子伝播 (距離の伸縮)

辺の弧長を $\ell \in [0, d_{ij}]$ 、振幅を A とする。古典 (実 λ) では進むほどエネルギーを消費し速度が落ちる。

$$\partial_t A + v \partial_\ell A = -\lambda_{ij} v A \Rightarrow A(\ell) = A_0 e^{-\lambda_{ij}\ell}, \quad v(\ell) = v_0 e^{-\lambda_{ij}\ell}, \quad E(\ell) = E_0 e^{-2\lambda_{ij}\ell}. \quad (14)$$

到達可能距離は減衰長 $d^* = 1/\lambda_{ij}$ である。量子では複素波数 $\tilde{k}_{ij} = k_{ij} + i\lambda_{ij}$ を使い、伝播子 $K_{ij} = e^{i\tilde{k}_{ij}d_{ij}} = e^{ik_{ij}d_{ij}} e^{-\lambda_{ij}d_{ij}}$ により、減衰率が始点・終端の実効距離を伸び縮みさせる。

$$d_{ij}^{\text{eff}} = d_{ij} \sqrt{1 + (\lambda_{ij}/k_{ij})^2} \quad (\text{伸び}), \quad |K_{ij}| = e^{-\lambda_{ij}d_{ij}} \quad (\text{縮み}), \quad I_{ij} = \text{Im}(\tilde{k}_{ij}d_{ij}) = \lambda_{ij}d_{ij}. \quad (15)$$

複素位相の実部が伝播位相、虚部が情報量に対応する。前節の計量に λ を載せると $ds^2 = (1 + \chi\Phi)e^{-2\lambda\ell}d\ell^2$ 。

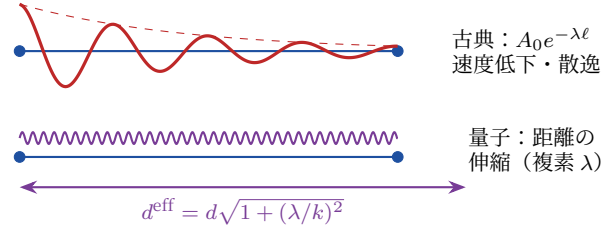


Figure 7 エッジ伝播の二相。上（古典）：振幅・速度が指数的に減衰。下（量子）：複素波数により始点・終端の実効距離 d^{eff} が伸び縮みする。

3.3. 入力捕捉・蠕動・スピン再配向

入力流が網に捕捉されると、外部場 $\mathbf{F}^{\text{in}}$ と流れ $\mathbf{u}^{\text{in}}$ を供給し、その電磁力が辺の蠕動（伸縮）を駆動し、立ち先（矢印 $\mathbf{s}_i$ ）の向きを変える。(9)(6)を入力で駆動する。

$$\eta \dot{\mathbf{r}}_i = -\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial \mathbf{r}_i} + \kappa \dot{\mathbf{r}}_i \times \mathbf{B}_i + \mathbf{F}_i^{\text{in}}, \quad \mathbf{B}_i^{\text{tot}} = \mathbf{B}_i + \lambda \mathbf{F}_i + \mathbf{F}_i^{\text{in}}. \quad (16)$$

(d, λ) と $(\mathbf{F}, \mathbf{s})$ を結ぶ構成則として、入力流が辺に揃えば低損失で通り、横切れば速く散逸する形を与える： $\lambda_{ij} = \lambda_0(1 - \hat{\mathbf{u}}^{\text{in}} \cdot \hat{\mathbf{e}}_{ij}) \geq 0$ 。

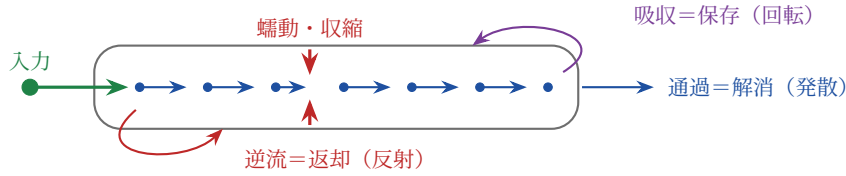


Figure 8 蠕動する腸網 GutyNet。捕捉された入力流は、電磁力による収縮（蠕動）を受け、吸収（保存）・通過（解消）・逆流（返却）の三つの行方に分かれる。

3.4. 入力の三つの行方：回転・発散・反射

各ノードで入力流の局所ヤコビアン $\mathbf{A}_i = \nabla \mathbf{u}^{\text{in}}|_i$ を、ひずみ（発散）と渦度（回転）に分解する： $\mathbf{A}_i = \mathbf{S}_i + \mathbf{W}_i$ 、 $\mathbf{S} = \frac{1}{2}(\mathbf{A} + \mathbf{A}^T)$ 、 $\mathbf{W} = \frac{1}{2}(\mathbf{A} - \mathbf{A}^T)$ 。発散 $\theta_i = \text{tr } \mathbf{S}_i = \text{div } \mathbf{u}^{\text{in}}$ 、Q 値 $Q_i = \frac{1}{2}(\|\mathbf{W}_i\|^2 - \|\mathbf{S}_i\|^2)$ で行方が決まる。**回転（保存）**は $Q_i > 0$ 、 $\theta_i \approx 0$ で循環 $\Gamma_i = \oint \mathbf{u} \cdot d\mathbf{l}$ が一定 ($\lambda_{\text{eff}} \rightarrow 0$ 、無損失)、**発散（解消）**は $\theta_i > 0$ 、 $Q_i < 0$ で流束が拡散・散逸 ($I = \lambda d > 0$)、**反射（返却）**は境界のインピーダンス不整合で反射係数 $r_{ij} = (Z_j - Z_i)/(Z_j + Z_i)$ 、 $A_{\text{refl}} = r_{ij} A_{\text{in}}$ 。ノードでのエネルギー保存が三者を閉じる。

$$|r_i|^2 + |t_i^{\text{rot}}|^2 + |t_i^{\text{div}}|^2 = 1 \quad (\text{反射} + \text{保存} + \text{解消} = 1) \quad (17)$$

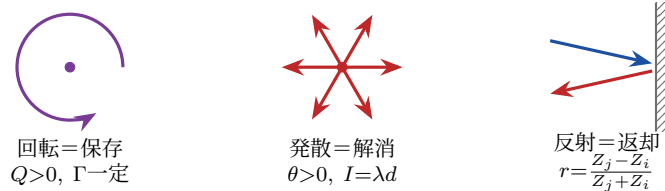


Figure 9 入力の三つの行方。(左) 渦による無損失循環=保存、(中) 湧き出しによる散逸=解消、(右) 境界での反射=返却。

3.5. GutyNet 統一方程式

入力振幅場 ψ の発展として、エッジ（複素伝播）・ノード（場）・散乱を一つに束ねる。

$$i \partial_t \psi = \hat{H}_{\text{GN}} \psi, \quad \hat{H}_{\text{GN}} = \underbrace{\hat{T}(\tilde{\lambda}, d)}_{\text{エッジ}} + \underbrace{\hat{V}(\mathbf{F}, \mathbf{s})}_{\text{ノード}} + \underbrace{\hat{S}(Q, \theta, Z)}_{\text{散乱}}. \quad (18)$$

幾何 $\{\mathbf{r}_i, \mathbf{s}_i, \ell_{ij}\}$ は (10)(16) の蠕動で共進化する。腸網の収支は「吸収（保存）＝摂取－排泄（解消）－逆流（反射）」である。

$$\frac{d}{dt} \underbrace{\sum_i \Gamma_i}_{\text{保存}} = \underbrace{S^{\text{in}}}_{\text{摂取}} - \underbrace{\sum_{\langle ij \rangle} \lambda_{ij} d_{ij}}_{\text{解消}} - \underbrace{\sum_i |r_i|^2 S_i}_{\text{返却}}. \quad (19)$$

保存チャンネル（回転）では $\lambda_{\text{eff}} \rightarrow 0$ ゆえ散逸せず、(12) の寿命がほぼ無限長の閉ループとして記憶を保つ。

4. 情報量の集積表現： $I = dC/dt$ （記憶の事前予測）

4.1. 閉ループの循環と逆向き矢印の衝突

各辺で、ノード i の矢印が辺方向にどれだけ押し出すかを符号付きで定義する。

$$a_{ij} = \mathbf{s}_i \cdot \hat{\mathbf{e}}_{ij} \quad (> 0: i \text{ が } j \text{ 側へ押す}). \quad (20)$$

両端の符号の組み合わせが、第3節の三つの行方をそのまま生む（表1）。向きが経路で閉じる（同回りに揃う）と、ループ上はすべて一方向型になって衝突がなく、**循環** $\Gamma_C = \oint_C \mathbf{s} \cdot d\ell$ が**保存して回り続ける**。ところが一本の矢印が逆を向くと、その辺だけ向かい合いに変わり、正面衝突して**シンク**が生成される。

(a_{ij}, a_{ji})	矢印の関係	結果	第3節との対応
(+, +)	向かい合う	衝突 → 集積（シンク）	保存・記憶の種
(+, -)/(-, +)	一方向に流れる	通過・循環	回転（保存・閉ループ）
(-, -)	背き合う	湧き出し・希薄化	発散（解消）

Table 1 向きの符号 $a_{ij} = \mathbf{s}_i \cdot \hat{\mathbf{e}}_{ij}$ による行方の分類。

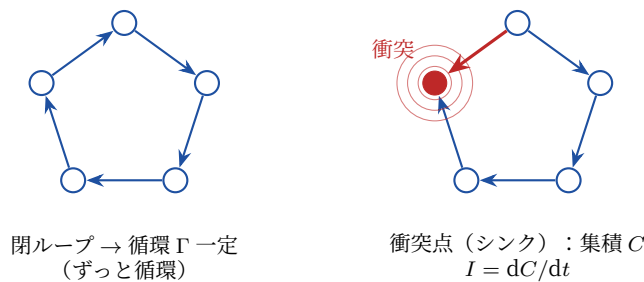


Figure 10 閉ループの循環（左）と、一本の逆向き矢印（赤）が作る衝突点（右）。向かい合う流れが正面衝突するノードに情報が集積する。

4.2. 衝突点の事前予測

辺ごとの衝突強度を、両端が互いを向く度合いとして定義する（これが核心の予測量）。

$$\sigma_{ij} = [a_{ij}]_+ [a_{ji}]_+, \quad [x]_+ = \max(0, x). \quad (21)$$

σ_{ij} は流す前の $\{\mathbf{s}\}$ だけで全体 $O(|E|)$ で計算でき、予測衝突集合 $\mathcal{K} = \{(i, j) : \sigma_{ij} > 0\}$ とノード感受率 $\Sigma_i = \frac{1}{2} \sum_{j \sim i} \sigma_{ij}$ を与える。循環が保たれる条件はサイクル上で衝突がないこと ($\sigma_{ij} = 0, \forall (i, j) \in \mathcal{C} \Leftrightarrow \Gamma_C$ 一定)。さらに向きの場の臨界点の指数和はオイラー標数に拘束され（ポアンカレ・ホップ： $\sum_{\text{臨界点}} \text{ind} = \chi(G)$ ）、シンクの存在と数は位相的に強制されるため、場所は事前に特定できる。

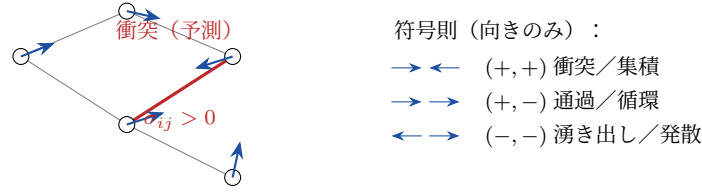


Figure 11 向きの場 $\{s\}$ のみからの衝突点予測。両端の矢印が向かい合う辺（赤、 $\sigma_{ij} > 0$ ）が記憶集積点。流す前に $O(|E|)$ で計算できる。

4.3. 集積ダイナミクスと三面恒等式

衝突点に流れ込む情報流束を $\Phi_{ij} = q e^{-\lambda_{ij} d_{ij}}$ (q : 情報の流れる量) とする。集積は、衝突ゲート σ_{ij} で選ばれた流入から漏れ (μ) を引いて溜まる。

$$\frac{dC_{ij}}{dt} = \sigma_{ij} \Phi_{ij} - \mu C_{ij}, \quad C_{ij}^* = \frac{\sigma_{ij} \Phi_{ij}}{\mu}. \quad (22)$$

ノードの流入率がそのまま情報量で、これが前二節の表現と一致する。

$$I_i = \left. \frac{dC_i}{dt} \right|_{\text{流入}} = \sum_{j \sim i} \sigma_{ij} \Phi_{ij} = \mathbf{F}_i \cdot \mathbf{s}_i = \lambda_i d_i \quad (23)$$

これらは一本の連続の式の三つの顔である。情報流 $\mathbf{J}_I = (\mathbf{F} \cdot \mathbf{s}) \hat{\mathbf{s}} = \lambda d \hat{\mathbf{s}}$ とおくと、 $\frac{dC}{dt} + \text{div } \mathbf{J}_I = 0$ であり、シンク ($\text{div } \mathbf{J}_I < 0$) で集積が成長する。時間積分 $C(t) = \int_0^t I dt'$ が記憶であり、井戸が深まって $\Delta \mathcal{E} \propto C$ 、寿命は $\tau \sim \tau_0 \exp(C/k_B T)$ – 旧来の e^C 構造がここで閉じる。

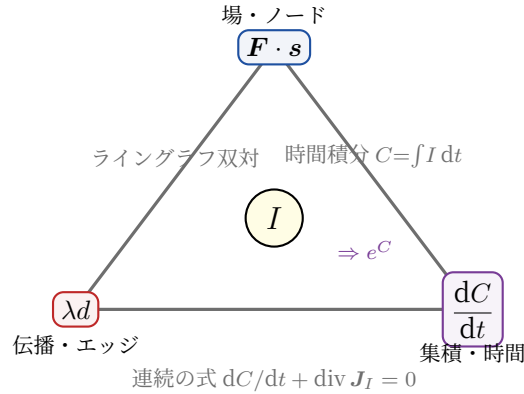


Figure 12 三面恒等式 $I = \mathbf{F} \cdot \mathbf{s} = \lambda d = dC/dt$ 。場（ノード）・伝播（エッジ）・集積（時間）の三表現が一本の連続の式で結ばれる。

4.4. 予測アルゴリズムと記憶しやすさ

場所は向きから先に、強さは流量で後から決まる。

Step 1--3 (向きのみ・流す前・ $O(|E|)$) 全辺で $a_{ij} = \mathbf{s}_i \cdot \hat{\mathbf{e}}_{ij}$ を計算し、衝突集合 $\mathcal{K} = \{\sigma_{ij} > 0\}$ を抽出、 σ_{ij} (または Σ_i) の降順で記憶ポテンシャルをランキングする。最有力は $\arg \max_{ij} \sigma_{ij}$ 。
Step 4 (流量 q が入ってから) 集積速度 $\dot{C}_{ij} = \sigma_{ij} \Phi_{ij}$ 、定常 $C_{ij}^* = \sigma_{ij} \Phi_{ij} / \mu$ 、予測寿命 $\tau \sim e^{C^*/k_B T}$ 。

$$\underbrace{\text{どこに集まるか}}_{\text{位相 } \sigma_{ij}(\{s\}) \text{ で事前確定}} \times \underbrace{\text{どれだけ速く溜まるか}}_{\text{流量 } \Phi_{ij}(q) \text{ で後決め}} = \underbrace{C_{ij}^*}_{\text{記憶の強さ}}. \quad (24)$$

これにより、フルの流れ計算を回さずに $O(|E|)$ の衝突マップだけで記憶配置を先読みできる。

5. 結言と今後の展望

本稿は、三段階で展開した枠組みを、情報量の三面恒等式 $I = \mathbf{F} \cdot \mathbf{s} = \lambda d = dC/dt$ を背骨として統合した。要点は三つである。第一に、ノード上の電場と向きの内積（場）、エッジ上の減衰と距離の積（伝播）、衝突点での集積の時間変化率（記憶）が、ライングラフ双対と連続の式で一本に結ばれること。第二に、向きの符号構造 $a_{ij} = \mathbf{s}_i \cdot \hat{\mathbf{e}}_{ij}$ が「回転（保存）・発散（解消）・衝突／反射（返却）」をすべて生み、磁氣的整列が均一と不斉を分け、電磁応力が網を変形させて余白と指数的記憶を作ること。第三に、衝突＝記憶の場所が向きの場のみから $O(|E|)$ で事前計算でき、流量に依存する集積の速さとは独立に記憶しやすい点を特定できること。

構成的モデルゆえの選択を明示する。複素減衰率の虚部を情報量とする (15) は古典減衰と量子的距離伸縮を一本化する核心仮定であり、(21) の ReLU 積や (17) の散乱係数、(22) の漏れ μ は校正項である。三つの I が一致するのは連続の式 (23) を課したときの恒等式であって、物理からの必然的導出ではない。実装に向けては、入力埋め込みから場 $\{\mathbf{s}, \mathbf{F}\}$ を生成する写像、結合定数 $\{J, \mathbf{D}, \chi, \kappa, \lambda_0, Z, \mu\}$ の学習則、および σ ランキングが実際のアテンション集積点と相関するか の定量検証が次の課題となる。今後は、衝突マップによる記憶配置の先読みを用いた超軽量デコードのベンチマーク評価を進め、力任せの巨大化に依存しない「意味と空気を解する」コンパクトな知能の実現を目指す。

参考文献

- [1] Takahashi, T. (2026). “On the Mathematical Identity between Transformers and Polygon Graphs: An Integration Structure Determined by Nodes and Edges,” Journal of Takahashi Mathematics Laboratory (TML), May 2026.
- [2] Shannon, C. E. (1948). “A Mathematical Theory of Communication,” Bell System Technical Journal, Vol. 27, pp. 379–423, 623–656.
- [3] Hopfield, J. J. (1982). “Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities,” PNAS, 79(8), pp. 2554–2558.
- [4] Landau, L. D. & Lifshitz, E. M. (1935). “On the theory of the dispersion of magnetic permeability in ferromagnetic bodies,” Phys. Z. Sowjetunion, 8, pp. 153–169.
- [5] Dzyaloshinsky, I. (1958); Moriya, T. (1960). “Anisotropic superexchange interaction and weak ferromagnetism,” J. Phys. Chem. Solids / Phys. Rev., 120, pp. 91–98.
- [6] Viterbi, A. J. (1967). “Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm,” IEEE Trans. Inf. Theory, 13(2), pp. 260–269.
- [7] Kramers, H. A. (1940). “Brownian motion in a field of force and the diffusion model of chemical reactions,” Physica, 7(4), pp. 284–304.

余白の知能

——「ぶつかり、溜まり、生まれる」情報のしくみ

GuttyNet 論文のやさしい解説

Toshiki Takahashi / 高橋数理研究所 独立研究者 / 2026年6月

はじめに

先の研究報告では、情報を「確率の数字」としてではなく、ネットワークの上を流れる**物理的な実体**として扱いました。情報には強さがあり、向きがあり、伝わるうちに薄れ、ぶつかれば溜まる——そういう、手で触れられそうな存在として描いたのです。

本稿は、その理論のいちばん大事な勘どころ、すなわち「**余白（よはく）**」を、数式を使わずにやさしく説明します。結論を先に言ってしましましょう。余白こそが、情報が**溜まり（集積）**、ひとりでに**存り続け（存立）**、そして次々に**新しいものを生み出す（生成）**ための、たった一つの共通の土台なのです。

情報の三つの顔（ごく手短かに）

理論の背骨は、「情報量 I が三つの姿で現れ、しかもそれらは同じものだ」という発見でした。ひとことで書けば次の通りです。

$$I = \underbrace{F \cdot s}_{\text{強さと向き}} = \underbrace{\lambda d}_{\text{伝わって薄れる}} = \underbrace{\frac{dC}{dt}}_{\text{ぶつかって溜まる}}$$

第一の顔は**強さと向き**です。地形でいう急な「崖」ほど情報は大きく、その向き（矢印）と揃うほど強く効きます。第二の顔は**伝播**で、つながり（辺）を通る間に少しずつエネルギーを失っていきます。そして第三の顔が**集積**です。矢印が向かい合うところで流れが衝突し、そこへ流れてきた情報が積もっていく——その**積もる速さ**こそが情報量だ、というわけです。

この三番目「溜まる」を陰で支えているのが、本稿の主役、余白です。

余白とは何か

強い情報がネットワークに入ると、その周りのつながり（辺）が伸びて、まわりがぐっと押し広げられます。トランポリンに重い玉を置くと、まわりがくぼんで空くのも同じです。こうして生まれる「すいた場所」「まだ使われていない空き」が**余白**です。

ここで大切なのは、余白は「何もないムダ」ではない、ということです。むしろ余白は、これから**何かが起こるための場所**です。以下では、その余白が果たす三つの役割を順に見ていきます。

要点1：余白ができるから、集積もできる

■ 余白は、情報が溜まるための「器（うつわ）」をつくる。

水を思い浮かべてください。平らな地面に水を撒いても、薄く広がって乾いてしまうだけで

す。水が溜まるには、くぼみ——まわりより低くて、空いた場所——がどうしても要ります。

情報もまったく同じです。ネットワークがぎっしり詰まっていると、流れてきた情報はあちこちでぶつかって打ち消し合い、散ってしまいます。ところが強い情報がまわりに余白を掘ると、そこに「くぼみ」ができ、向かい合って衝突した情報が、そのくぼみへ静かに積もっていく。これが集積 C です。

つまり順番が大事なのです。先に空き（余白）があるからこそ、そこに溜める（集積）ことができる。余白なくして集積なし。空白は、記憶の入れ物なのです。

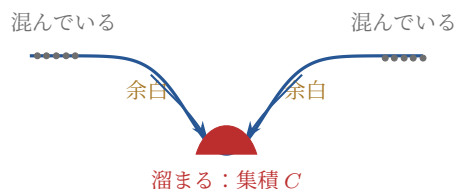


Figure 1 余白が「器」をつくる。混み合った場所では情報は散るが、強い情報が掘った余白のくぼみには、流れてきた情報が溜まる。

要点2：余白に囲まれた情報は、それ自体で存り続け、長持ちする

■ まわりが余白なら、その情報は誰にも寄りかからず、自分の力で立っていられる。

くぼみが深く、まわりが広く空いていると、そこに溜まった情報は、外のざわめき（ゆらぎ・ノイズ）に簡単には崩されません。

まわりが混み合っていれば、隣からの干渉でたちまち上書きされ、すぐ消えてしまいます。けれども余白という「堀」にぐると囲まれていれば、外の波は届きにくく、その情報はひとりで——たえず誰かに支えてもらわなくても——存り続けます。これが、自動的に生まれる「記憶」の正体です。

しかも、この長持ちの仕方には強い特徴があります。余白（堀）がほんの少し深くなるだけで、寿命が一気に伸びるのです（指数関数的な持続）。深く刻まれた記憶ほど、まわりに空白をたっぷりもち、長く残る——私たちの実感とも、不思議とよく重なります。

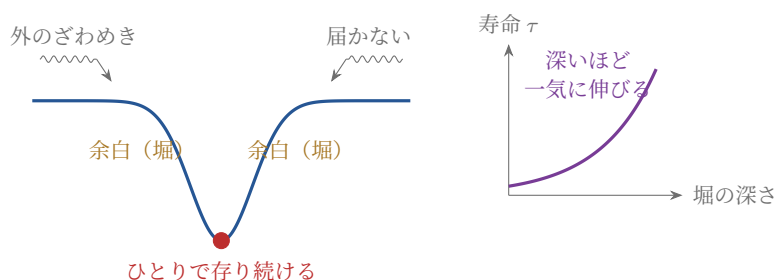


Figure 2 余白の「堀」に守られて自立する情報。堀が深いほど寿命は指数関数的に伸び、外のゆらぎに崩されず長く残る。

要点3：余白を作れるから、新しい構造が生まれ続ける

■ 余白は、次に何かを作るための「余地」。空けられるから、また生み出せる。

もしネットワークが、ただ埋まっていく一方だったら、いずれ満杯になり、新しいものを置く場所がなくなってしまいます。真っ白だった紙が文字で埋め尽くされれば、もう一文字も書けないのと同じです。

ところがこの仕組みでは、強い情報が入るたびに、まわりに余白が掘られます。つまり**何か**が生まれると同時に、次の何かのための空きも生まれているのです。アーキテクチャの名「腸網（GuttyNet）」が言い当てているように、腸が**出す**ことでまた**食べる**余地をつくるのと同じ。息を吐くから、また吸える。

だからこの知能は、飽和して止まることがありません。余白を作り続けられるかぎり、新しい構造を生み出し続けられる。**余白を生む力こそ、創り続ける力**なのです。

古い知恵もこれを言っています。車輪が役に立つのは中心が空いているから、器が使えるのは中がうつろだから、部屋が住めるのは戸や窓の空きがあるから——「無」があるからこそ、ものは役に立つ。余白とは、まさにこの「無の用」にほかなりません。

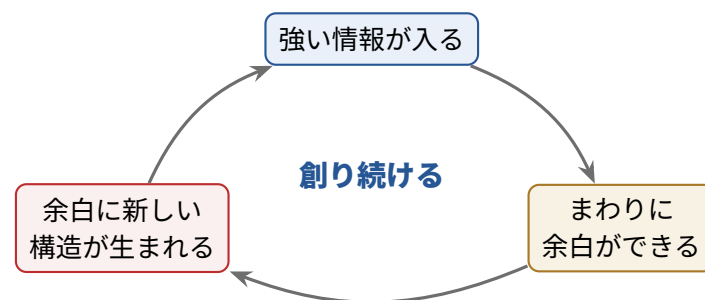


Figure 3 余白がまわす生成のサイクル。情報が入る→余白ができる→そこに新しい構造が生まれる→それがまた余白を生む。止まらない創造の循環。

三つはひとつ

集積・存立・生成——この三つは、ばらばらの性質ではありません。すべて余白という一つの源から流れ出ています。

強い情報（場）がまわりを押し広げて余白を掘り、その余白がくぼみとなって情報を溜め（**集積**）、溜まった情報を外のざわめきから守って長持ちさせ（**存立**）、同時に次の構造のための空きを残す（**生成**）。一つの余白が、三つの役を同時に演じているのです。言い換えれば、余白は三つの顔をつなぐ「**のりしろ**」です。

この理論が描くのは、力任せに大きくして詰め込むだけの知能ではありません。**適切に空ける**ことで、溜め・保ち・生み続ける知能です。余白を恐れず、むしろ余白を設計すること——それが「意味と空気を解する」コンパクトな知能への道だと考えています。

（注）本稿は技術報告『GuttyNet：情報量の三面恒等式に基づく電磁幾何学的知能アーキテクチャ』の直感的な姉妹編であり、モデルの考え方を平易に述べたものです。数式による厳密な定義や前提条件は本編をご参照ください。