نواة التبلور الحاكمي متعدد المقاييس

نظرية مساعف الموحّدة للذكاء العام من Moussaif1B إلى MOUSSAIF9B

Moussaif Multi-Scale Governance Crystallization Kernel
A Unified AGI Theory from the Moussaif1B Runtime Kernel to the MOUSSAIF9B Training Stack

التركيب الجديد: إطار موحّد يربط الحاكمية والسؤال والفرق النشط والذاكرة والمهارة والحلقة والأثر العالمي بقرارٍ صريح: ما الذي يبقى في Runtime Kernel، وما الذي ينتقل إلى Adapter أو وزن نموذج، وكيف يُقاس التكافؤ السببي بين 1B+Kernel و9B.

إعداد وتأليف وتركيب معماري: زهير مساعف / **Zouhair Moussaif**

الإصدار التأسيسي المكثف - يوليو 2026 - 44 صفحة

ورقة بحثية نظرية وهندسية؛ لا تدّعي أن *AGI* قد تحقق، ولا أن نموذجًا فعليًا بعدد *9B* قد دُرّب ما لم تُرفق سجلات التدريب والتقييم المستقل.

الهوية الببليوغرافية وحدود الإسناد

العنوان الجديد يبدأ بالمساهمة الفعلية: «نواة التبلور الحاكمي متعدد المقاييس»، ثم يضعها داخل النسب الأوسع لنظرية مساعف الموحّدة للذكاء العام. المقصود بالتبلور هو انتقال فرق معرفي أو سلوكي من حالة غير مستقرة - تعليمات أو استرجاع أو مهارة أو حلقة - إلى قدرة مستقرة قابلة للنقل، مع بقاء المصدر والاختبار والرجوع ظاهرًا. والمقصود بتعدد المقاييس هو أن الوحدة نفسها تُختبر على نموذج صغير فعلي، وعلى نواة تشغيلية محايدة للمزوّد، وعلى مسار ترقية إلى نموذج أكبر.

صيغة الإسناد المقترحة: مساعف، زهير. «نواة التبلور الحاكمي متعدد المقاييس: نظرية مساعف الموحّدة للذكاء العام من Moussaif1B إلى MOUSSAIF9B». الإصدار التأسيسي المكثف، يوليو 2026. تُعامل الأسماء والنظريات والأدوات الجديدة في هذه الورقة بوصفها Constructs بحثية وهندسية مقترحة، لا بوصفها حقائق مثبتة قبل التجارب المستقلة.

التحديد	البند
زهير مساعف / Zouhair Moussaif	المؤلف
العربية RTL مع مصطلحات تقنية إنجليزية	اللغة
Kernel Runtime، نموذج 1B فعلي، ومسار 9B مستهدف	النطاق
تأسيس نظري، مواصفات تشغيلية، فرضيات واختبارات مقترحة	حالة الدليل
6 نظريات، 12 أداة، 9 طرق تدريب جديدة	الإضافات
لا ادعاء AGI أو تدريب أوزان دون سجلات قابلة للمراجعة	الحد الحاكم

قاعدة النسبة: كل بناء جديد يُنسب إلى برنامج Moussaif AGI-Oriented Theory، مع فصل واضح بين إعادة الصياغة، والدمج المعماري، والفرضية الجديدة، والنتيجة التجريبية.

الملخص العربي والكلمات المفتاحية

تقترح هذه الورقة نظرية موحّدة تربط بين نواة Moussaif1B بوصفها Runtime Cognitive Kernel محايدة للموديل، وبين MOUSSAIF9B بوصفه اسم مشروع ومسار تدريب متعدد المقاييس يبدأ بنموذج فعلي قريب من 1B ويترقى - بعد تحقق الوصفة - إلى نموذج فعلي قريب من 9B. المشكلة المركزية ليست عدد المعلمات وحده، بل كيفية تحويل المعرفة والمهارات والمحاكم ومسارات الأدوات إلى قدرة عامة موثقة، قابلة للنقل، ومقيدة بالتفويض والميزانية والرجوع.

يعيد الإطار تنظيم MCD وQ-MCD وHAKIM-MCD وMICAGFI وKB-as-OS وHyperSkills وBounded HyperLoops وSparse HyperRouting وWorld-Effect Loop وSelf-Reconstruction Memory داخل مسار واحد: سؤال حاكم، فرق نشط، تقييم متعدد الأبعاد، اختيار وعاء القدرة، تنفيذ محدود، محكمة مستقلة، أثر في العالم، ثم ذاكرة قابلة لإعادة البناء. وتصبح وحدة التطور ليست «نصًا أكثر» ولا «حلقة أطول»، بل فرقًا سببيًا موثقًا يمكن توجيهه إلى Prompt أو RAG أو GraphRAG أو Skill أو Loop أو Router أو Adapter أو Weight Update وفق أقل تدخل كافٍ.

تضيف الورقة ست نظريات: التبلور الحاكمي متعدد المقاييس، الميزانية المعرفية التفاضلية، التحويل الوعائي بين السياق والوزن، التآزر الثلاثي للمعلمة-المهارة-الحلقة، الحاكمية المسبقة للتدرج، والتكافؤ الأثري متعدد الأحجام. كما تقدم اثنتي عشرة أداة وتسع طرق تدريب، وتضع محفظة تقييم تعتمد الأثر العالمي، والنقل، والمعايرة، والنسيان، والتكلفة، والرجوع، بدل اختزال الذكاء في Perplexity أو Benchmark منفرد.

الكلمات المفتاحية: Moussaif1B، MOUSSAIF9B، Moussaif Unified AGI، MICAGFI، MCD، Q-MCD، HAKIM-MCD، HyperKB، HyperSkill، HyperLoop، Sparse HyperRouting، Continual Post-Training، World-Effect Evaluation.

English Technical Abstract

This paper proposes the Moussaif Multi-Scale Governance Crystallization Kernel, a unified research and engineering theory connecting the provider-neutral Moussaif1B runtime cognitive kernel with the MOUSSAIF9B training program. MOUSSAIF9B is treated as a project name until a real nine-billion-parameter checkpoint is trained and independently evaluated; the initial empirical path may begin with an approximately one-billion-parameter model. The central question is not parameter count alone, but how governed questions, active differences, evidence, tools, reusable skills, bounded loops, courts, world effects, and reconstructible memory become transferable capability.

The framework consolidates MCD, Q-MCD, HAKIM-MCD, MICAGFI, KB-as-OS, HyperSkills, Bounded HyperLoops, Sparse HyperRouting, World-Effect Loops, and Self-Reconstruction Memory into one causal route: governed question -> active difference -> multi-dimensional scoring -> capability-vessel selection -> bounded execution -> independent court -> observable world effect -> reversible memory update. It introduces a least-invasive update hierarchy spanning prompts, retrieval, graphs, skills, loops, routers, supervised tuning, preference optimization, adapters, continued pretraining, and exceptional full retraining.

Six new theories are formulated: Multi-Scale Governance Crystallization, Differential Cognitive Budgeting, Context-to-Weight Vascular Transfer, Parameter-Skill-Loop Synergy, Pre-Gradient Governance, and Multi-Scale World-Effect Equivalence. Twelve operational tools and nine training methods are specified. The paper ends with falsification conditions, ablation designs, a staged 1B-to-9B roadmap, and a comprehensive knowledge-engineering map. The proposal is AGI-oriented, not evidence that AGI has been achieved.

Core Formula: Generality = governed transfer of verified active differences across tasks, tools, contexts, scales, and time - under .explicit authority, cost, uncertainty, and rollback constraints

الفهرس التركيبي للورقة

المحور	الصفحات
الهوية، الملخصات، ميثاق الصدق، الخلاصة التنفيذية	1-7
مشكلة البحث، النسب النظري، النواة، الموديل، تعريف AGI الموحد	8-13
MCD وQ-MCD وHAKIM-MCD وHyperKB والمهارات والحلقات والمحاكم والأثر والذاكرة	14-22
التدريب المستمر، Post-training، Pretraining، البيانات، التفكير، الأدوات، الذاكرة، التقييم	23-30
النظريات الست الجديدة	31-36
الأدوات الاثنتا عشرة الجديدة	37-39
طرق التدريب التسع الجديدة	40-41
خارطة التنفيذ من 1B إلى 9B	42
محكمة الهدم والفرضيات والـAblations والملخص الشامل	43
المراجع المختارة والبيان الختامي	44

يتعمد الفهرس ترتيب الورقة بحسب علاقة السببية لا بحسب كثرة المصطلحات. يبدأ من صدق الادعاء، ثم يعرّف الوحدة المعرفية والحاكمية، ثم يبني أوعية القدرة، وبعدها ينتقل إلى هندسة التدريب والتقييم. الإضافات الجديدة لا توضع في المقدمة كزينة؛ بل تأتي بعد إعادة بناء السلسلة القديمة، كي يظهر بالضبط أي فجوة تعالجها كل نظرية وأداة وطريقة تدريب.

يُقرأ المشروع على مستويين متكاملين. المستوى الأول هو Kernel Overlay يمكن تشغيله فوق نماذج ومزوّدين مختلفين، وظيفته الحاكمية والتوجيه والذاكرة والمحاكم. المستوى الثاني هو Model Training Stack يحاول ترسيخ بعض القدرات المتكررة داخل checkpoint فعلي. لا يلغي أحدهما الآخر: النواة تمنح السرعة والمرونة والتحديث، والأوزان تمنح الكفاءة والاستقرار عندما يكون السلوك ثابتًا وعابرًا للمهام.

مفتاح القراءة: عندما ترد كلمة «تدريب» يُفصل بين تدريب Runtime competence، وتسجيل Skill أو Loop، وتدريب Adapter، وتحديث أوزان فعلي. لا تُساوى هذه المستويات.

ميثاق الصدق العلمي ومراتب الدليل

تُقسم قوة الادعاء إلى ست مراتب. E0 تسمية أو تصور؛ E1 فرضية معمارية ذات آلية وفشل متوقع؛ E2 مكوّن منفذ محلياً؛ E3 سلامة بنيوية للحزمة مع اختبارات؛ E4 تحسن تجريبي مضبوط على Holdouts؛ E5 تكرار مستقل متعدد البيئات. معظم هذه الورقة يقع بين E0 وE2، وبعض بروتوكولات النواة يمكن أن تصل إلى E3 عند وجود ملفات وتشغيل واختبارات. أما دعوى التحسن العام أو AGI فتتطلب E4-E5.

تمنع النظرية أربعة خلطات منهجية: خلط اسم المشروع بالحجم الفعلي؛ خلط RAG أو Markdown بتحديث الأوزان؛ خلط النجاح في Demo بالتعميم؛ وخلط طول السلسلة بعمق التفكير. كل claim يجب أن يحمل نوعه، مصدره، تاريخ صلاحيته، آلية اختباره، وتوقيع فشله. كما أن التقييم الذاتي للنظام لا يعد استقلالًا؛ المحكمة المستقلة تحتاج Baseline أو Verifier أو Human/External check منفصلًا عن المسار الذي أنتج النتيجة.

شرط الترقية	المعنى	الرتبة
تعريف غير دائري وحدود واضحة	اسم/صياغة	E0
آلية + تنبؤ + شرط هدم	فرضية	E1
تنفيذ قابل للفحص	مكوّن	E2
اختبارات، سجلات، سلامة بنيوية	حزمة	E3
Ablation وHoldout ومقارنة متساوية الميزانية	تحسن مضبوط	E4
فرق وبيئات وبذور متعددة	تكرار مستقل	E5

قانون الادعاء: قوة الادعاء لا تتجاوز أضعف حلقة بين الدليل، والاستقلال، وقابلية التكرار، وقابلية الرجوع.

الخلاصة التنفيذية: ماذا أصبح لدينا؟

أصبح البرنامج يتكون من ثلاثة أجسام مترابطة. الأول هو Moussaif1B Kernel: نواة تشغيلية لا تعتمد على مزود واحد، تحكم العقدة المهمة من تعريف المهمة والسؤال إلى الاختبار والأثر والذاكرة. الثاني هو MOUSSAIF9B Training Stack: وصفة بيانات وتدريب متعددة المقاييس، تبدأ بتجارب صغيرة ثم بنموذج 1B فعلي، ولا تنتقل إلى 9B إلا بعد إثبات أن منحنيات الجودة والكلفة والتعميم تبرر التوسيع. الثالث هو Moussaif Unified AGI Theory: النظرية التي تشرح لماذا يمكن لترابط النواة والموديل والمهارات والحلقات والمحاكم أن ينتج قابلية عامة أعلى من كل جزء منفرد.

الفرضية المركزية هي أن الذكاء العام ليس كيانًا واحدًا داخل الوزن، ولا مجرد Orchestrator خارج الوزن. إنه خاصية نظامية تظهر عندما تُستخرج الفروق النشطة، وتُوضع في الوعاء الأقل كلفة والأكثر ثباتًا، وتُستدعى في الزمن المناسب، وتُنفذ ضمن تفويض، وتُقاس بأثر، وتُعاد إلى الذاكرة دون تلويث. لذلك يصبح الانتقال بين 1B و9B قرارًا هندسيًا حول توزيع القدرة، لا سباقًا رمزيًا حول الحجم.

- النواة مسؤولة عن الحاكمية، السياق، الذاكرة، التوجيه، المحاكم، والتحديث القابل للرجوع.
- الموديل مسؤول عن التمثيل اللغوي، الاستدلال المتكرر، الضغط الداخلي، والتعميم الذي يفيد من ترسيخه في الوزن.
- HyperSkills تمثل قدرات ذات عقد واضحة؛ HyperLoops تمثل تنفيذًا محدودًا؛ HyperKB يمثل ذاكرة موثقة قابلة للتحديث.
- التدريب الجديد يختار بين السياق والوزن بدل أن يفترض أن كل معرفة يجب أن تدخل الأوزان.

نتيجة تأسيسية: MOUSSAIF9B ليس بديلًا عن Moussaif1B Kernel؛ هو مجال لترسيخ ما أثبتت النواة أنه متكرر، قابل للنقل، ومستحق لتكلفة الوزن.

مشكلة البحث والفجوة التي تعالجها النظرية

تواجه هندسة النماذج العامة فجوة مركبة. النماذج الكبيرة تملك تمثيلات واسعة لكنها قد تفشل في التحديث السريع، التفويض، الذاكرة الموثقة، وكشف أثر العالم. الأنظمة الوكيلية تضيف أدوات وذاكرة، لكنها قد تتحول إلى طبقات هشّة، كثيرة السياق، طويلة الحلقات، وغير قابلة للعزو السببي. أما قواعد المعرفة الكبيرة فقد ترفع الاستدعاء لكنها لا تضمن اختيار المعرفة الصحيحة أو تحويلها إلى فعل صحيح. الفجوة إذن ليست نقص مكوّن منفرد، بل نقص نظرية توزيع وربط وحاكمية.

السؤال البحثي الأعلى هو: كيف نحول فرقًا معرفيًا جديدًا إلى قدرة عامة قابلة للنقل بأقل تدخل كافٍ، ثم نقرر هل يبقى هذا الفرق في سياق أو Graph أو Skill أو Loop أو Router أو Adapter أو Weight؟ ويتفرع عنه: كيف نمنع التضخم؟ كيف نثبت أن المهارة تغير النتيجة؟ كيف نقارن 1B مدعومًا بنواة مع 9B خام أو 9B مدعومًا بالنواة؟ وكيف نعرف أن التحسن ليس Benchmark leakage أو زيادة Compute مخفية؟

المعالجة المساعفية	الفشل المعتاد	الفجوة
Context-to-Weight Router	إدخال كل شيء في Prompt أو الوزن	توزيع القدرة
Bounded HyperLoops + Stop Conditions	حلقات مفتوحة	الوكالة
HyperKB + Provenance Gates	استرجاع بلا مصدرية	المعرفة
World-Effect Vector + Equal-Budget Ablation	درجة واحدة	التقييم
Governed Delta Ledger + Promotion Court	Fine-tuning أعمى	التطور

إسهام الورقة: تحويل سؤال «ما أكبر موديل؟» إلى سؤال «ما أفضل توزيع سببي للقدرة بين الوزن والسياق والمهارة والحلقة والمحكمة؟».

النسب النظري: من الفرق إلى المعمارية الموحّدة

بدأ الخط النظري من MCD بوصفه مقياسًا للفرق المعرفي النافع: تمييز، اندماج، حساسية زمنية، قابلية للفعل، قدرة تنبؤية، وتوليد، مطروحًا منها الضجيج. ثم ظهر Q-MCD ليجعل جودة السؤال بوابة تضرب قيمة المعالجة؛ فالسؤال الرديء قد يهدر قدرة نموذج ممتاز. بعد ذلك جاء HAKIM-MCD ليحول المقياس إلى Pipeline: استخراج الفرق، التقييم، التوجيه الوعائي، توليد المسارات، محكمة التفنيد، اختيار الأداة والوكالة، قياس الأثر، وإعادة بناء الذاكرة.

توسعت السلسلة عبر KB-as-OS وM-HKOS، حيث المعرفة ليست أرشيفًا بل طبقة تشغيلية لها عقود ومصدرية واستدعاء. أضيفت HyperSkills كوحدات قدرة قابلة لإعادة الاستخدام، وBounded HyperLoops كحلقات تنفيذ ذات ميزانيات وإيقاف، وSparse HyperRouting لمنع تحميل كل شيء. ثم جمعت MICAGFI هذه الأجسام في دورة: Q -> Δ -> MCD/Q-MCD -> Governance -> Agency -> World Effect -> Memory -> Higher Q. وأعطت نظرية السياق الحاكمي الموحد والفرق الحاكمي الأعلى لغة لتحديد أي سياق أو اعتبار يملك سلطة القرار.

- MCD: قيمة الفرق لا حجم النص.
- Q-MCD: السؤال يحدد مجال الفرق الممكن.
- HAKIM-MCD: الفرق يتحول إلى مسار قابل للتنفيذ والهدم.
- MICAGFI: المسار يصبح معمارية عامة متكررة.
- Moussaif1B: المعمارية تُترجم إلى Kernel تشغيلية.
- MOUSSAIF9B: القدرات المتكررة تُختبر كمنهج تدريب متعدد المقاييس.

التركيب: الجديد هنا ليس جمع الأسماء، بل رسم Genealogy يحدد المدخل والآلية والمخرج ومتى تحل طبقة محل أخرى.

أنطولوجيا نواة Moussaif1B

Moussaif1B ليس بالضرورة اسمًا لحجم معلمات، بل اسم لنواة إدراكية وكيلية يمكن تركيبها فوق موديلات مختلفة. كائنها الأساسي هو Typed Task State: هدف، سياق، قيود، أدلة، مخاطر، صلاحيات، خطة، أدوات، ناتج، عدم يقين، وأثر. النواة لا تستبدل النموذج؛ إنها تمنع أن يختزل النموذج المهمة في استكمال لغوي. كل خطوة يجب أن تغيّر حالة معرفة أو قرار أو عالم بصورة قابلة للتتبع.

تتكون الأنطولوجيا من خمس عائلات: كائنات الهوية والدستور؛ كائنات السؤال والفرق؛ كائنات المعرفة والذاكرة؛ كائنات القدرة والتنفيذ؛ وكائنات المحكمة والأثر. لكل كائن Version وProvenance وAuthority Tier وFreshness وRollback Pointer. هذه الكتابة المهيكلة تمنع انتقال الغموض بين الوكلاء والأدوات، وتسمح بتقييم أي طبقة مستقلة عن الطلاقة اللغوية.

العائلة	الكائنات	السؤال الحاكم
الدستور	Identity, authority, constraints	ما المسموح وما غير القابل للتجاوز؟
المعرفة	Claim, evidence, memory, graph	ماذا نعرف وما مصدره وصلاحيته؟
الفرق	Question, distinction, hypothesis	ما الفرق الذي يغيّر القرار؟
القدرة	Skill, loop, tool, route	ما الوعاء الأقل كلفة لتنفيذ الفرق؟
الأثر	Test, verifier, world-state, delta	ماذا تغير فعلًا وهل يستحق الحفظ؟

حد النواة: أي مكوّن لا يملك Trigger وState وMechanism وMetric وFailure وRollback يبقى وصفًا، لا Kernel object.

المسار التشغيلي الحاكم داخل النواة

المسار المرجعي هو: Contract -> Sovereign Question -> Active Difference -> MCD/Q-MCD -> Context and Capability Routing -> Plan -> Authority Gate -> Tool/Model Action -> Verification Courts -> World-Effect Observation -> Memory Reconstruction.

هذا المسار لا يعني تنفيذ كل المراحل بأقصى طول. Sparse HyperRouting يختار الحد الأدنى الضروري منها، ويوقف المسار عندما يكون الجواب المباشر أكثر كفاءة.

في البداية يُحوّل الطلب إلى عقد مهمة يحدد الهدف والقيود وتعريف الانتهاء. ثم يُنتج السؤال الحاكم الذي يختبر أكبر غموض أو مخاطرة. يُستخرج الفرق النشط، أي المعلومة أو الآلية التي إذا تغيرت تغير القرار. بعد التقييم، يختار Router وعاء القدرة: استرجاع، مهارة، حلقة، نموذج متخصص، أداة، أو إنسان. التنفيذ يمر ببوابة التفويض، ثم تُفحص النتيجة مستقلة عن الثقة اللغوية. لا تكتب الذاكرة إلا ما اجتاز شرط الأثر والمصدرية.

المرحلة	بوابة العبور	الفشل الممنوع
Contract	تعريف نجاح قابل للرصد	هدف فضفاض
Question	خفض عدم اليقين الحاكم	أسئلة زخرفية
Difference	تغيير متوقع في القرار	معلومة بلا أثر
Routing	منفعة/كلفة/خطر	تحميل كل السياق
Execution	صلاحية وشروط إيقاف	وكالة غير محدودة
Court	اختبار مستقل	تصديق الذات
Memory	مصدر ونتيجة ورجوع	تلوث دائم

مبدأ الاقتصاد: كل مرحلة يجب أن تبرر كلفتها بزيادة متوقعة في الدقة أو الأثر أو الأمان، وإلا تُحذف.

هوية **MOUSSAIF9B** وفصل الاسم عن الحجم

MOUSSAIF9B هو الاسم المرجعي للمشروع ومسار التدريب. عندما تكون النسخة الفعلية 1B تُسمى بطاقة النموذج MOUSSAIF9B-1B أو MOUSSAIF1B-Model بوضوح؛ وعندما يُدرب checkpoint فعلي قريب من تسعة مليارات معلمة يمكن استخدام MOUSSAIF9B-9B. هذا الفصل يمنع الالتباس بين الهوية البحثية والخاصية الفيزيائية للنموذج، ويحافظ على إمكانية بناء الوصفة على Proxy models قبل الإنفاق الواسع.

يُقترح مسار متعدد المقاييس: 100M-300M لاختبار Tokenization وData mixtures؛ 1B لاختبار المعمارية والتدريب الطويل والـPost-training؛ 3B لاختبار scaling behavior؛ ثم 9B عندما تُظهر منحنيات النقل والنسيان والأثر أن التوسع مبرر. ليست الأبعاد المعمارية أرقامًا مقدسة؛ يمكن اختبار Dense Transformer بـGQA وSwiGLU وRMSNorm وRoPE، أو بدائل أكثر كفاءة، لكن القرار يجب أن يصدر من Proxy suite لا من التقليد.

قرار الترقية	وظيفته	المقياس
استقرار loss وغياب عيوب منهجية	Data/Tokenizer/Objective probes	100M-300M
تحسن متعدد المحاور	النموذج التجريبي الكامل	1B≈
مكسب يتجاوز كلفة الحجم	اختبار منحنى التوسع	3B≈
تمويل وبيانات وHoldouts مستقلة	النموذج المستهدف	9B≈

قاعدة الحجم: لا ترقية لمجرد أن النموذج الأكبر أفضل مطلقًا؛ الترقية تحتاج مكسبًا سببيًا لكل وحدة Compute مع عدم تدهور الحاكمية والرجوع.

المعمارية المرجعية متعددة المقاييس

تتكون المعمارية من ثلاث طبقات رأسية وطبقتين عرضيتين. الطبقة الأولى Model Core: tokenizer، embeddings، transformer blocks، وheads. الثانية tool tokens، preference policy، SFT behavior، Capability Adaptation: adapters، وmemory interfaces. الثالثة Runtime Kernel: الدستور، السؤال، Courts، Router، HyperLoops، HyperSkills، HyperKB، MCD، وWorld-Effect ledger. الطبقتان العرضيتان هما Observability/Evaluation وAuthorization/Security.

توزيع الوظائف مهم: الحقائق المتغيرة والمشروعيات الخاصة تبقى في HyperKB؛ الإجراءات المتكررة ذات المدخلات والمخرجات الواضحة تصبح HyperSkills؛ التسلسلات الطويلة ذات المخاطر تصبح HyperLoops؛ السلوكيات اللغوية أو الاستدلالية العامة المتكررة قد تدخل Adapter أو Weight. عندما يتغير العالم، يجب أن يستطيع النظام إصلاح المعرفة دون إعادة تدريب كامل. وعندما يتكرر السلوك عبر مجالات متعددة، قد يكون ترسيخه في الوزن أكثر كفاءة من استدعائه دائمًا.

الطبقة	ما تخزنه	زمن التحديث
Model weights	تمثيلات وقدرات مستقرة	بطيء ومكلف
Adapters	تخصصات قابلة للعزل	متوسط وقابل للرجوع
HyperSkills	عقود قدرات	سريع
HyperLoops	مسارات تنفيذ محدودة	سريع مع اختبارات
HyperKB/Graph	معرفة ومصدرية	الأسرع
Kernel policies	حاكمية وتوجيه	مضبوط وموقّع

مبدأ الوعاء: القيمة ليست في أن تدخل المعرفة إلى أعمق طبقة، بل في أن توضع في الطبقة التي تحقق أعلى Transfer بأقل Staleness وForgetting وCost.

التعريف التشغيلي لنظرية مساعف الموحّدة للذكاء العام

تعرّف النظرية الذكاء العام كقدرة منظومة على اكتشاف فرق حاكم جديد، نقله بين مجالات، اختيار الوعاء والأداة والوكيل المناسب، إنتاج أثر قابل للرصد، ثم تعديل ذاكرتها وقواعدها التشغيلية بصورة موثقة وقابلة للرجوع. العمومية هنا متجه وليست رتبة واحدة: عمومية معرفية، استدلالية، أداتية، زمنية، اجتماعية-تفويضية، ومجالية.

لا يكفي أن يجيب النظام عن مجالات كثيرة؛ يجب أن يميز بين ما يعرفه وما يستنتجه وما يفرضه، وأن يغيّر سلوكه عندما يتغير الدليل، وأن يوقف الوكالة عند غياب التفويض، وأن ينقل مهارة تعلمها من سياق إلى آخر دون نسخ سطحي. كما لا تكفي ذاتية التسمية أو ادعاء الوعي. المؤشر الأقوى هو Transfer under governance: قدرة منتقلة تحافظ على الدقة والمصدرية والكلفة والحدود.

- Generality of representation: تمثيل مفاهيم وعلاقات متنوعة.
- Generality of transformation: تركيب واختبار فروق جديدة.
- Generality of action: استخدام أدوات ضمن حدود.
- Generality of learning: تحويل الأثر إلى تحديث غير ملوث.
- Generality of governance: تعديل الخطة دون خرق الدستور.
- Generality across scale: بقاء الآلية نافعة من 1B+Kernel إلى 9B.

المعيار الأعلى: AGI-oriented progress = Verified Transfer × World Effect × Governance × Memory Integrity ÷ (Cost + Noise + Irreversibility).

MCD: مقياس الفرق المعرفي النشط

تعيد هذه الورقة تفسير MCD كدالة اختيار لا كدرجة بلاغية. الصيغة الأصلية تجمع D للتمييز، I للاندماج، T للحساسية الزمنية، A للقابلية للفعل، P للتنبؤ، C للتوليد، وتطرح N للضجيج. لكن القيمة الحقيقية تظهر عندما يقارن النظام مرشحين تحت ميزانية واحدة: أي فرق يقلل عدم اليقين وبغير خطة أو أداة أو أثرًا؟

في التدريب، يمكن تحويل MCD إلى Metadata على عينات البيانات: لا تُعطى كل tokens القيمة نفسها. مثال غني بالفروق والعلاقات والحدود قد يستحق وزنًا أعلى من نص مكرر. وفي Runtime، يستخدم MCD لترتيب الاسترجاع والمهارات والفرضيات. وفي التقييم، يختبر ما إذا كانت الزيادة في الكلام قد أنتجت فرقًا قابلًا للنقل أم ضجيجًا.

البعد	سؤال القياس	مثال فشل
D	هل يفصل بين بدائل حقيقية؟	إعادة صياغة
I	هل يربط أنظمة دون خلط؟	دمج اسمي
T	هل يراعي التغير والصلاحية؟	معلومة قديمة
A	هل يغيّر فعلًا؟	شرح بلا إجراء
P	هل يولد توقعًا قابلًا للاختبار؟	تنبؤ غير محدد
C	هل ينتج أدوات/أسئلة جديدة؟	حفظ مغلق
N	ما الضجيج والكلفة؟	طول بلا قيمة

تعديل مقترح: يُضاف إلى MCD معامل Transfer وReversibility عند قرارات التدريب، لأن الفرق المفيد محليًا قد يكون ضارًا إذا ترسخ في الوزن.

Q-MCD: السؤال الحاكم كبوابة للقدرة

يفترض Q-MCD أن القدرة لا تُستدعى بكفاءة دون سؤال يحدد الفرق المطلوب. السؤال الحاكم ليس أكثر الأسئلة تجريدًا، بل السؤال الذي إذا أجيب عنه انخفض أكبر قدر من عدم اليقين المؤثر. لذلك يسبق البحث والتخطيط والتدريب: ما المتغير الذي يحكم الفشل؟ ما الدليل الذي يغير اختيار الوعاء؟ ما الحدود التي تمنع التعميم؟

في MOUSSAIF9B يُترجم هذا إلى Sovereign Question Curriculum: أمثلة لا تطلب جوابًا فقط، بل تدرب النموذج على اختيار السؤال التالي، رفض الأسئلة غير القابلة للإجابة، وتفكيك السؤال المركب. يُقاس النجاح بانخفاض الخطوات غير الضرورية، وتحسن tool selection، وزيادة نسبة الفرضيات التي يمكن هدمها. وفي Kernel، يقوم Q-MCD Gate بإيقاف الاسترجاع أو الحلقة إذا لم يحدد السؤال قيمة إضافية.

- Question compression: اختزال المهمة إلى سؤال حاكم واحد أو شجرة صغيرة.
- Question depth: الانتقال من الوصف إلى الآلية ثم حدود الآلية.
- Question authority: عدم السؤال أو الفعل خارج نطاق الصلاحية.
- Question economy: التوقف عندما تصبح تكلفة سؤال جديد أكبر من قيمته.
- Question memory: حفظ نمط السؤال الذي كشف الفشل، لا الجواب وحده.

قانون السؤال الوعائي: السؤال الجيد لا يضيف نصًا، إنه يفتح الوعاء المعرفي الصحيح ويغلق أوعية لا حاجة لها.

HAKIM-MCD: من القياس إلى خط أنابيب حاكم

HAKIM-MCD يحول النظرية إلى سلسلة قابلة للتشغيل: Difference Extraction -> MCD Scoring -> Vascular Routing -> Candidate Paths -> Falsification Court -> Tool/GraphRAG -> Agency Selection -> World-Effect Loop -> Self-Reconstruction Memory.

القوة هنا أن كل مرحلة لها مدخل ومخرج وفشل، ويمكن إجراء Ablation بإزالتها أو استبدالها.

في النموذج 1B تساعد هذه السلسلة على تعويض محدودية الذاكرة والتمثيل عبر استدعاء خارجي وتوجيه دقيق. وفي 9B يمكن ترسيخ بعض الانتقالات - مثل اكتشاف التناقض أو اختيار نوع الأداة - داخل الأوزان، مع إبقاء التفويض والمصدرية والمحكمة في Kernel. بذلك لا يصبح الأكبر أكثر استقلالًا بلا حدود، بل أسرع في الأجزاء المستقرة.

الخطوة	الكائن الناتج	مقياسها
Extract	Active Difference Record	decision impact
Score	MCD vector	signal/noise
Route	Vessel choice	utility/cost
Generate	candidate paths	coverage/diversity
Falsify	rejections/repairs	falsification yield
Act	bounded trajectory	tool success
Observe	world delta	causal validity
Reconstruct	memory delta	future reuse

موضع الجدة: HAKIM-MCD يصبح جسرًا بين Runtime وTraining: كل سجل تشغيل ناجح أو فاشل يمكن تحويله إلى Training unit بعد التنقية والمحكمة.

HyperKB وKB-as-OS: المعرفة كطبقة تشغيلية

HyperKB ليست موسوعة أكبر، بل ذاكرة معرفية ذات Schemas وProvenance وFreshness وActivation rules. كل وحدة معرفة تحمل Claim وEvidence وContext وValidity وConflicts وTools وTests. وعندما تستدعى، لا تُحقن بكاملها؛ تُضغط إلى Context Capsule يضم أقل ما يلزم لحل الفرق الحاكم. بهذا تتحول KB-as-OS إلى مورد تشغيل، لا إلى حشو سياق.

تقسم الذاكرة إلى Governance rules، Episodic traces، Procedural skills، Semantic facts، وProject identity. يجب عزلها لمنع انتقال تعليمات مشروع إلى آخر. كما تستخدم GraphRAG للعلاقات التي لا تكفيها المطابقة النصية، وتستخدم Content hashes وSupersession links لمنع النسخ الصامت. المعرفة المتغيرة تبقى هنا بدل الأوزان، بينما الأنماط المستقرة قد تولد أمثلة لتدريب الموديل.

بوابة	آلية	وظيفة
authorization	parse, atomize, hash	Ingest
evidence rank	fact/inference/hypothesis	Grade
ontology fit	typed graph edges	Map
minimum sufficient context	hybrid + sparse routing	Retrieve
repeated verified use	canonical memory	Promote
freshness policy	staleness invalidation	Expire

قاعدة **HyperKB**: المعرفة التي لا تحمل مصدرًا وصلاحية وتوقيع فشل لا تدخل الذاكرة القانونية، مهما كانت صياغتها مقنعة.

HyperSkills: تبلور القدرة في عقد قابل لإعادة الاستخدام

HyperSkill هي قدرة ذات Trigger وInputs وPreconditions وProcedure وTools وOutputs وVerification وFailure modes وAuthorization وCost. الفرق عن Prompt أنها ليست نصًا عامًا، والفرق عن Fine-tuning أنها قابلة للفحص والتعديل دون تغيير الأوزان. عندما تتكرر مهارة عبر مهام مختلفة وتنجح مع اختبارات مستقلة، يمكن أن تصبح مرشحًا للتقطير داخل Adapter أو وزن.

منع التضخم ضروري. تسجيل آلاف المهارات المتشابهة يخفض الدقة ويزيد routing entropy. لذلك تحتاج المنظومة إلى deduplication دلالي، مجموعات Redundancy، وحقول Compatibility. لا تُرقّى مهارة من نجاح واحد؛ تقترح الورقة ثلاث نجاحات موثقة على ثلاث عائلات مهام كحد أدنى أولي، مع مقارنة بBaseline بدون المهارة.

- Skill contract يمنع التفعيل بسبب تشابه لفظي فقط.
- Activation kernel يقارن المنفعة المتوقعة والكلفة والخطر.
- Verifier يختبر المخرج لا وصف المهارة لنفسها.
- Postmortem يحول الفشل إلى تعديل أو دمج أو إيقاف.
- Crystallization audit يقرر هل تظل المهارة خارجية أم تُقطر في الموديل.

وحدة النقل: المهارة الناجحة ليست سلسلة أوامر محفوظة، بل invariant يمكن إعادة تركيبه تحت سياقات وأدوات مختلفة.

Bounded HyperLoops: الوكالة المحدودة بدل الدوران المفتوح

HyperLoop هي حلقة متعددة الخطوات تُستخدم عندما لا تكفي مهارة واحدة: بحث، تخطيط، تنفيذ، تحقق، إصلاح، ثم توقف. يجب أن تحمل ميزانيات Tokens ووقت وأدوات ومحاولات وتكلفة، إضافة إلى Stop conditions وRollback. الحلقة المفتوحة لا تعد ذكاءً، غالبًا هي نقل للفشل من خطوة إلى أخرى دون مقياس.

تتكون الحلقة الجيدة من State machine، لا من تكرار Prompt. في كل دورة يجب أن يظهر delta: دليل جديد، فرضية مرفوضة، ملف متغير، اختبار ناجح، أو أثر في العالم. إذا لم يظهر فرق خلال عدد محدد من الدورات، تتوقف الحلقة أو تغيّر الاستراتيجية. وبذلك يمكن تدريب MOUSSAIF9B على Trajectories قصيرة موثقة بدل Chain-of-Thought خاص وغير قابل للتحقق.

العقدة	شرط الدخول	شرط الخروج
Plan	هدف وفجوة	خطة قابلة للاختبار
Retrieve	نقص دليل	حزمة كافية
Act	تفويض وأداة	ناتج أو خطأ مصنف
Verify	ناتج قابل للفحص	Pass/repair/reject
Repair	فشل محلي	تصحيح محدود
Stop	ميزانية/نجاح/عائق	سجل نهائي وذاكرة

قانون الحلقة: لا دورة بلا فرق مسجل؛ لا فرق بلا اختبار؛ لا تمديد بلا مبرر منفعة يتجاوز الكلفة.

Sparse HyperRouting ومحفظة الموديلات والأدوات

التوجيه المتناثر يعالج مشكلة أن كثرة النماذج والمهارات وقواعد المعرفة لا تساوي قدرة أعلى إذا استُدعيت كلها. Router يبني مرشحين قليلين اعتمادًا على نوع المهمة، الحساسية، طول السياق، الخصوصية، السرعة، السعر، الأداء التاريخي، والقدرة على الأدوات. ثم يجري اختيارًا أو Ensemble محدودًا. الهدف هو Minimum Sufficient Capability Set.

في النظام متعدد المقاييس يمكن توجيه مهام الاستخراج والتصنيف إلى نموذج 1B محلي، والمهام المعقدة إلى 9B أو نموذج خارجي، مع بقاء نفس Kernel. هذا يسمح بقياس ما يضيفه الحجم فعلًا. كما أن Router يجب أن يميز بين قدرة أساسية وميزة سياقية: ربما ينجح 1B لأن HyperKB جيدة، أو ينجح 9B بلا استرجاع. المقارنة العادلة تفصل هذه العوامل.

المسار المرجح	إشارة التوجيه
1B محلي + HyperSkill	خصوصية عالية، تعقيد منخفض
RAG/GraphRAG قبل زيادة الحجم	معرفة حديثة
9B أو نموذج تفكير + Court	استدلال متعدد القيود
Human approval + bounded loop	أثر خارجي مرتفع
صغير cache/skill/model	زمن منخفض
عدة مرشحين + verifier مستقل	عدم يقين مرتفع

مقياس التوجيه: Route Utility = Expected Verified Gain - Token/Latency/Tool/Risk Cost - Coordination Loss.

المحاكم والاستقلال وقابلية الرجوع

محكمة الهدم ليست فقرة نقدية بعدية، بل مسار قرار يمكنه الرفض والإصلاح والحجر والرجوع. تتعدد المحاكم: التعريف، الدليل، الحدود، الآلية، التكرار، البيانات، النسيان، التفويض، الأدوات، الأثر العالمي، مقاومة التضخم، والصيانة. لا يلزم تشغيلها كلها؛ Router يختار المحكمة التي تستهدف أضعف طبقة.

الاستقلال نسبي لكنه يجب أن يكون حقيقيًا: يمكن استخدام نموذج آخر، Prompt معكوس، اختبارات برمجية، بيانات Holdout، أو مراجعة بشرية. المحكمة التي ترى نفس السياق ونفس المبررات وقد صممتها الجهة نفسها قد تعيد الخطأ. كذلك لا يكفي Pass؛ يجب تسجيل لماذا فشل المرشحون الآخرون وما الذي سيعيد فتح القرار مستقبلًا.

- Reject: الآلية لا تملك أثرًا أو تخالف الدستور.
- Repair: الفشل محلي وقابل للتعديل.
- Quarantine: الدليل غير كافٍ أو خطر التلوث مرتفع.
- Promote: تحسن على هدف وHoldout مع رجوع جاهز.
- Rollback: تدهور لاحق أو تغير العالم أو ظهور تعارض.

قانون المحكمة: كل ترقية دائمة تحتاج دليلًا أقوى من دليل التفعيل المؤقت، وكل طبقة أعمق تحتاج رجوعًا أصعب وتعويضًا أقوى.

Self-Reconstruction Memory، World-Effect Loop

يميز World-Effect Loop بين ناتج لغوي وبين تغير قابل للرصد: اختبار نجح، ملف تغير، قرار تحسن، خطأ انخفض، أو مستخدم أكد النتيجة. لا يُفترض أن كل مهمة تحتاج أثرًا خارجيًا، حتى التحليل النظري يملك أثرًا معرفيًا يمكن قياسه بقدرة القارئ على التنبؤ أو حل اختبار. المهم أن يحدد النظام Observation قبل التنفيذ.

بعد الأثر تأتي Self-Reconstruction Memory. لا تكتب الذاكرة «نجحنا» فقط، بل تحفظ الحالة السابقة، القرار، الدليل، التنفيذ، النتيجة، عدم اليقين، وما يجب استرجاعه لاحقًا. عند تعارض جديد لا تُمسح النسخة القديمة؛ تُربط بعلاقة superseded-by. هذه البنية تمنع الهوية الزائفة والتعلم من نتائج غير مؤكدة.

المحتوى	السجل
السياق والقيود والنسخة	State before
المرشح المختار ولماذا	Decision
الأداة/الموديل/المهارة	Action
الأثر المقاس	Observation
ما بقي مجهولًا	Residual
ما يضاف أو يعدل أو يحجر	Memory delta
كيف نعود ومتى	Rollback

معيار التعلم: لا تعلم دائم من نتيجة غير ملاحظة، ولا ذاكرة شرعية من ادعاء ذاتي، ولا إعادة بناء بلا نسب ونسخ.

نظام التحويل المستمر من المعرفة إلى النواة

يسمح النظام المستمر بإدخال KB أو OS أو HyperSkill أو HyperLoop أو ورقة بحثية بوصفها Asset، ثم تحويلها إلى Delta مرشح لا إلى إضافة عمياء. المسار: Discover -> Hash -> Authorize -> Parse -> Atomize -> Grade -> Extract Active Differences -> Map Ontology -> Detect Duplicates/Conflicts -> Build Impact Cone -> Select Update Mode -> Stage -> Evaluate -> Court -> Promote/Quarantine/Rollback.

هرم التحديث يبدأ بالأقل تدخلًا: Router، Loop compilation، Skill registration، Graph remap، RAG mount، Prompt-kernel patch، LoRA/QLoRA، Continued pretraining، Preference optimization، SFT، update، ثم Full retraining استثنائيًا. هذه الأولوية تعالج حقيقة أن المعرفة المتغيرة لا ينبغي أن تُحبس في الوزن، وأن Fine-tuning قد يسبب نسيانًا أو تداخل Adapters.

خطره	متى يستخدم	وضع التحديث
منخفض	معرفة متغيرة أو إجراء	Prompt/RAG
منخفض-متوسط	علاقات وقدرات تنفيذية	Graph/Skill/Loop
متوسط	اختيار متكرر	Router
متوسط	سلوك ثابت بأمثلة	SFT/Preference
متوسط-مرتفع	تخصص قابل للعزل	LoRA/QLoRA
مرتفع	Corpus كبير متماسك	Continued PT
الأعلى	تغير معماري شامل	Full retraining

مبدأ الحماية: الدستور لا يتغير بإدخال Asset عادي؛ أي تغيير حاكم يحتاج موافقة بشرية، Regression، Red-team، توقيعًا وRollback.

هندسة **Pretraining**: ضغط مئة برنامج إلى عشر طبقات

لا تُعامل برامج Pretraining المئة كقائمة منفصلة، بل تضغط إلى عشر طبقات متوازنة: المعرفة واللغة، البنية المنطقية، الرياضيات والرموز، البرمجة والأنظمة، الزمن والسببية، النماذج العالمية والمحاكاة، التخطيط والاقتصاد، الدليل والمعايرة، الأدوات والاسترجاع، ثم الطبقة المساعفية التي تضم MCD وQ-MCD وHAKIM-MCD وHyperSkills وHyperLoops وMICAGFI.

كل طبقة تحتاج Mix ratios وData quality gates وContamination checks وHoldouts. لا يكفي جمع نصوص عن التفكير، يجب بناء أمثلة تفرق بين حقيقة واستنتاج وفرضية، بين هدف وقيد، وبين خطأ أداة وخطأ خطة. كما يجب إدخال العربية واللغات المتعددة في قلب التدريب لا كترجمة لاحقة، لأن التمييز الصرفي والمنطقي والسياقي يختبر قدرة التمثيل بطرق مختلفة.

مخرج التدريب	الهدف	الطبقة
معنى وصياغة	تمثيل واسع نظيف	A المعرفة/اللغة
حدود الاستدلال	حجج ومغالطات	B المنطق
دقة قابلة للتحقق	رمزية وحساب	C الرياضيات
تنفيذ واختبار	كود وأنظمة	D البرمجة
تنبؤ سببي	ترتيب وآليات	E الزمن/السببية
state transitions	محاكاة عمليات	F العالم
خطط مقيدة	أهداف وموارد	G التخطيط
صدق معرفي	معايرة ومصدرية	H الدليل
tool competence	وفشل schemas	I الأدوات
kernel-native priors	فرق/سؤال/حاكمية	J Moussaif

قاعدة البيانات: جودة العينة تقاس بما تضيفه من فرق وعلاقة وحد، لا بطولها أو شهرتها فقط.

هندسة **Post-training**: عشر دوائر للسلوك العام

بعد التدريب الأساسي تأتي عشر دوائر: اتباع التعليمات والقيود؛ حل الغموض؛ التفكير المهيكل؛ استخدام الأدوات؛ الاسترجاع والمصدرية؛ التخطيط والوكالة؛ التحقق والإصلاح؛ المعايرة والرفض؛ الحاكمية والتفويض؛ ثم التطور المستمر والذاكرة. تستخدم SFT وPreference pairs وRejected trajectories وTool traces وOutcome labels، مع فصل ما هو سلوك مرغوب عن ما هو حقيقة.

تُبنى الأمثلة كوحدات كاملة: Instruction -> Evidence Packet -> Concise Rationale -> Plan -> Permission Check -> Tool Action or Dry Run -> Verifier -> Court -> World Effect -> Memory Delta. لا يدرّب النظام على كشف سلسلة تفكير خاصة؛ يدرّب على مبررات موجزة، سجلات قرار، اختبارات، وعدم يقين. كما تُضمن أمثلة الامتناع عندما لا يوجد تفويض أو دليل كافٍ.

الدائرة	نوع المثال	المقياس
تعليمات	constraint-preserving SFT	instruction success
غموض	clarify/decompose	ambiguity reduction
تفكير	mechanism/critique	falsification yield
أدوات	schema + recovery	tool accuracy
استرجاع	claim-evidence	citation precision
وكالة	bounded plans	safe completion
تحقق	repair trajectories	regression rate
معايرة	abstention labels	calibration error
حاكمية	authority pairs	violation rate
تطور	memory/update cases	reuse without contamination

مبدأ ما بعد التدريب: لا تُكافأ الإجابة لأنها تبدو نافعة؛ تكافأ لأنها تحافظ على القيود وتنتج أثرًا موثقًا أو امتناعًا صحيحًا.

دستور البيانات والتعدد اللغوي ومنع التلوث

دستور البيانات يحدد الحقوق، المصدرية، الجودة، التكرار، الحساسية، التوازن، والاختبارات. كل shard يحمل manifest يصف مصدره ورخصته وتحويلاته. تُفصل بيانات التدريب عن Benchmarks وHoldouts بمفاتيح وبصمات، وتستخدم near-duplicate detection لمنع التسرب. البيانات الخاصة أو السرية لا تدخل التدريب العام؛ يمكن استخدامها في RAG محلي أو Adapter معزول فقط ضمن التفويض.

يمنح التعدد اللغوي قيمة بحثية لا تسويقية فقط. العربية تختبر الجذر والصيغة، الإحالة، السياق البلاغي، والانتقال بين الفصحى والتقنية. يجب بناء Parallel وNon-parallel corpora، وأسئلة حاكمية بالعربية، وأمثلة code-switching، مع تقييم مستقل لا يختزل الجودة في ترجمة English benchmark. التوازن لا يعني نسبًا متساوية، بل Coverage يحمي اللغات من النسيان والتشويه.

- Provenance ledger لكل وثيقة وشريحة.
- Quality scoring يجمع الدقة والكثافة والتنوع.
- Toxicity/security filters دون محو المعرفة النقدية.
- Contamination firewall بين التدريب والاختبار.
- Deduplication دلالي داخل وعبر اللغات.
- Versioned dataset cards وreproducible mixtures.

قاعدة السيادة: لا Corpus بلا حق استخدام، ولا مثال بلا نسب، ولا Benchmark بلا عزل، ولا تحديث بلا سجل خلط قابل لإعادة البناء.

تدريب التفكير واستخدام الأدوات دون تمثيل زائف

تدريب التفكير يركز على منتجات قابلة للمراجعة: تعريفات، فروق، خرائط آلية، فرضيات، أمثلة مضادة، خطط، وسجلات قرار. لا تُطلب سلاسل داخلية مطولة؛ يُطلب Rationale موجز بقدر ما يحتاجه Verifier. هذا يقلل تقليد البلاغة ويجعل الهدف قابلًا للتقييم. تستخدم بيانات إيجابية وسلبية، حيث تُوسم الأخطاء: قفزة سببية، تعميم، تجاهل قيد، أو إسناد غير صحيح.

أما الأدوات فتدرب عبر Schemas حقيقية ومحاكاة أخطاء: partial، permission denied، stale result، timeout، argument mismatch. يجب أن يعرف النموذج متى يستخدم الأداة ومتى لا يستخدمها، وكيف يبني Query، وكيف يتحقق من النتيجة. تُقاس Tool competence بنسبة الاستدعاءات الصحيحة، وجودة المعاملات، واسترداد الفشل، لا بعدد الاستدعاءات.

القدرة	بيانات التدريب	اختبار
تعريف	أمثلة وحدود	counterexample
سببية	mechanism graphs	intervention question
تخطيط	resource-constrained cases	plan validity
بحث	query-source pairs	freshness/precision
أداة	schemas + failures	execution accuracy
تحقق	candidate + hidden defect	defect detection
إصلاح	local failure traces	minimal repair

الفصل الحاكم: الموديل يقترح ويستدل، الأداة تقيس أو تنفذ، المحكمة تقرر صلاحية النتيجة. خلط هذه الأدوار يولد ثقة زائفة.

تدريب السياق والذاكرة والضغط القابل للفك

السياق الطويل لا يساوي ذاكرة جيدة. التدريب يجب أن يشمل تحديد المقاطع الحاكمة، تجاهل التشابه غير المهم، تتبع المصدر، واكتشاف التعارض. تستخدم أمثلة needle ليست مجرد كلمة مخفية، بل فرقًا يؤثر على قرار. كما يُدرّب النموذج على Context capsules: ضغط يذكر الهدف والقيود والدليل والقرار وعدم اليقين دون نقل الضجيج.

الضغط المساعفي ROFSC يُفهم كضغط تركيبي يمكن فكه: يحتفظ بالنسب والعلاقات والشروط، لا بالملخص السطحي فقط. وعندما يكون النسيان مقصودًا - حذف بيانات شخصية أو انتهاء صلاحية - يجب أن يستطيع النظام إبطال الذاكرة الخارجية فورًا، وتحديد ما إذا كان Adapter أو وزن يحتاج unlearning أو إعادة تدريب. الذاكرة التشغيلية أسرع رجوعًا من الوزن، وهذه ميزة يجب الحفاظ عليها.

- Long-context selection: العثور على العامل الحاكم بين ضجيج كبير.
- Conflict-aware retrieval: إظهار التعارض لا دمجه.
- Temporal freshness: تفضيل النسخة الصالحة.
- Context compaction: أقل سياق كافٍ.
- Memory write gate: لا حفظ قبل التحقق.
- Forgetting protocol: حذف، إبطال، أو إعادة تدريب حسب الوعاء.

مقياس السياق: Context Efficiency = Verified Gain / (Tokens Retrieved + Coordination Overhead + Staleness Risk).

تدريب الوكالة والتفويض والحالة الآمنة

الوكالة في هذا الإطار قدرة مقيدة، لا حقًا عامًا في الفعل. كل تدريب وكيل يحدد Authority tier: قراءة فقط؛ تغييرات قابلة للرجوع؛ أو أفعال عالية الأثر تحتاج موافقة صريحة. تُدرّب أمثلة privacy boundary، missing credential، wrong-account، وproduction mutation، ويكافأ النظام عندما يتوقف أو يتحول إلى Proposal-only بدل اختراع صلاحية.

يجب أن تفصل Trajectory بين الخطة والموافقة والتنفيذ والتحقق. في المهام الخارجية، يلتقط World-state snapshot قبل التغيير، وينشئ checkpoint أو dry-run عندما يمكن، ثم يسجل side effects. تعلم الوكالة لا يعني زيادة الاستقلال فقط؛ يعني تحسين القدرة على معرفة متى لا يتصرف. كما تتضمن البيانات هجمات Prompt injection داخل صفحات أو أدوات، وعلى Kernel أن يعطي تعليمات النظام والمستخدم المصرح له أولوية على المحتوى غير الموثوق.

الشرط	مثال	المستوى
لا أثر خارجي	تحليل/اقتراح	T0
حماية الخصوصية	قراءة وبحث	T1
تفويض + checkpoint	تعديل قابل للرجوع	T2
موافقة صريحة + verifier	نشر/مال/حذف/اتصال	T3

تعريف الذكاء الآمن: القدرة على إتمام المهمة لا تتقدم على القدرة على حفظ وكالة الإنسان وحدود النظام.

محفظة التقييم: الذكاء متجه لا رقم واحد

تستخدم المحفظة سبعة محاور أولية: Task success، Cross-domain transfer، Tool-call accuracy، Epistemic calibration، World-effect validity، Context/token efficiency، Governance/rollback reliability. يضاف إليها Catastrophic forgetting وSecurity violation عندما يوجد تدريب أوزان أو أدوات. تُعرض النتائج كمتجه ورادار أو Pareto frontier، لا متوسط يخفي الانهيار في بعد حساس.

أهم تصميم هو Equal-budget Ablation. نقارن 1B خامًا، 9B ،1B+Kernel خامًا، و9B+Kernel تحت ميزانيات معلنة. كما نحذف مكونًا واحدًا: Q-MCD أو HyperSkill أو Court أو Memory gate، ثم نقيس الفرق. هذا يثبت العزو السببي ويمنع نسبة كل تحسن إلى النظرية كاملة. يجب استخدام بذور متعددة ومهام غير موجودة في التدريب وتقييم بشري عند الأثر المركب.

ما يختبره	الذراع
القدرة الداخلية الأساسية	1B baseline
قيمة المعرفة الحديثة	1B + retrieval
قيمة الحاكمية والتوجيه	1B + full kernel
قيمة الحجم	9B baseline
التآزر	9B + full kernel
القيمة السببية لكل مكوّن	Ablated kernel

بوابة الادعاء: لا يعلن تحسن إلا إذا ظهر على Target وHoldout، ونجا من النسيان والسلامة، وكان Rollback جاهزًا.

النظرية الجديدة الأولى: التبلور الحاكمي متعدد المقاييس

تفترض النظرية أن القدرة تبدأ كفرق غير مستقر، ثم تمر بأوعية متدرجة: ملاحظة -> قاعدة معرفة -> مهارة -> حلقة -> سياسة توجيه -> Adapter -> وزن. «التبلور» هو انتقالها إلى وعاء أكثر استقرارًا فقط بعد تكرارها ونقلها واختبارها. الحاكمية تمنع التبلور المبكر الذي يحبس خطأ أو معرفة متغيرة في طبقة عميقة.

تنبؤ النظرية: القدرات التي تنجح كـHyperSkill عبر ثلاث عائلات مهام وتبقى متسقة بعد تغير السياق ستكون أفضل مرشحين للتقطير من القدرات المختارة بسبب كثرة الظهور النصي. كما نتوقع أن 1B+Kernel يمكن أن يسبق 9B خامًا في مهام تعتمد على تحديث ومصدرية، بينما يسبق 9B في التعميم الضمني؛ التآزر الأعلى يظهر عندما يبلور 9B الأنماط المستقرة وتحتفظ النواة بالمتغيرات.

العنصر	التحديد
Trigger	تكلفة استدعاء متكرر أو نجاح عبر مجالات
Mechanism	ترقية الوعاء تدريجيًا
Metric	transfer gain / update cost
Falsifier	لا تحسن بعد التقطير أو زيادة النسيان
Decision	remain / crystallize / rollback

قانون التبلور: لا تنتقل القدرة إلى طبقة أعمق إلا إذا تجاوزت مكاسب النقل كلفة الجمود والنسيان والرجوع.

النظرية الجديدة الثانية: الميزانية المعرفية التفاضلية

ترى هذه النظرية أن Compute وTokens وData ليست موارد توزع بالتساوي، بل بحسب قيمة الفرق النشط. كل مثال أو خطوة أو أداة تحصل على ميزانية تتناسب مع Impact المتوقع، عدم اليقين، واحتمال النقل، وتتناقص مع التكرار والخطر والكلفة. بذلك يمكن لموديل صغير أن يركز القدرة على الاختناق الحاكم بدل استهلاك ميزانية ثابتة لكل سؤال.

في Pretraining تستخدم درجات MCD لتحديد sampling weights؛ وفي Runtime يستخدم Q-MCD لتحديد عمق التفكير والاسترجاع؛ وفي Post-training توزع أمثلة الفشل وفق impact cones. لا تعني النظرية حرمان المجالات النادرة، لأن الندرة ذات أثر مرتفع قد تزيد الميزانية. بل تمنع تضخم البيانات المتكررة ذات الإشارة المنخفضة.

المعنى	المتغير
التغير المتوقع في القرار/الأثر	Expected Difference Gain
مقدار ما لا نعرفه	Uncertainty
عدد عائلات المهام المتأثرة	Transfer
أثر الخطأ	Risk
التكرار الدلالي	Redundancy
tokens/compute/examples/tools	Budget

صيغة مقترحة: Budget_i ∝ (DifferenceGain × Uncertainty × Transfer × RiskCriticality) / (Redundancy + Cost + Saturation).

النظرية الجديدة الثالثة: التحويل الوعائي بين السياق والوزن

تعالج النظرية قرارًا مهملًا: متى تبقى المعرفة في السياق، ومتى تتحول إلى وزن؟ تشبه الأوعية مستويات نقل مختلفة. HyperKB وعاء سريع متغير، Skill وعاء إجرائي، Adapter وعاء تخصص معزول، الوزن وعاء بطيء وعميق. Router يقيس تغير المعرفة، تكرار الاستخدام، قابلية التعميم، حساسية الخصوصية، وكلفة الاستدعاء، ثم يختار الوعاء.

تتنبأ النظرية بأن الحقائق الزمنية والمشروعيات يجب أن تبقى خارج الوزن، بينما أنماط اكتشاف التناقض، اختيار الأداة، أو تفكيك الهدف قد تستحق التدريب. كما يمكن إجراء Alternating training: يشاهد الموديل حزمة استرجاع أولًا، ثم يتعلم invariant دون حفظ المحتوى الخاص. التقييم يقيس هل تقل الحاجة إلى السياق دون انخفاض المصدرية أو زيادة الهلوسة.

تفضيل الوزن/Adapter	تفضيل السياق	الخاصية
بطيء	سريع	التغير
منخفضة/مصرح بها	عالية	الخصوصية
مرتفع	منخفض	التكرار
عبر مجالات	محلي	التعميم
يمكن حفظ الآلية	مطلوبة حرفيًا	المصدرية
ممكن عبر Adapter/نسخة	ضروري فوريًا	الرجوع

قانون التحويل: درّب الآلية، واسترجع الحقيقة؛ بلور الثابت، وأبق المتغير في وعائه القابل للتحديث.

النظرية الجديدة الرابعة: تآزر المعلمة-المهارة-الحلقة

تعرّف النظرية وحدة القدرة العامة كتركيب من ثلاثة أضلاع: Parameters توفر تمثيلًا واستدلالًا، HyperSkill توفر عقدًا وإجراءً، HyperLoop توفر استمرارًا وتحققًا عبر الزمن. الاعتماد على ضلع واحد يولد فشلًا مميزًا: الوزن وحده قد يهلوس أو ينسى الحد، المهارة وحدها قد تكون جامدة، الحلقة وحدها قد تدور بلا فهم.

التآزر يُقاس بتجارب 2×2×2: تشغيل أو تعطيل كل ضلع. إذا لم تضف المهارة فوق الموديل، فهي زائدة؛ إذا لم تضف الحلقة أثرًا، فهي تضخم؛ إذا لم يرفع 9B الأداء بعد تثبيت المهارات والحلقات، فقد لا يبرر الحجم. يسمح هذا التصميم بتحديد أين ينبغي الاستثمار: بيانات، Skill engineering، أو Orchestration.

المكوّن	وظيفته	توقيع الفشل
Parameter	تمثيل وتعميم	ثقة بلا مصدر/حد
HyperSkill	إجراء قابل لإعادة الاستخدام	جمود وسوء تفعيل
HyperLoop	زمن وأدوات وتحقق	دوران وتنسيق زائد
Kernel	حاكمية وربط	اختناق إذا كان ثقيلًا

تنبؤ قابل للهدم: أعلى أداء لا يأتي بالضرورة من أكبر وزن، بل من أفضل توازن بين القوة الداخلية والعقد الخارجية والزمن المحكوم.

النظرية الجديدة الخامسة: الحاكمية المسبقة للتدرج

توسع النظرية مبدأ التفويض إلى التدريب نفسه. قبل أن تؤثر عينة أو Preference pair أو Trajectory في Gradient، يجب أن تمر ببوابات المصدرية، الحقوق، عدم التلوث، نوع الادعاء، الخطر، والتوافق الدستوري. الحاكمية بعد التدريب متأخرة، لأن الخطأ قد يكون ترسخ في الأوزان وأصبح الرجوع مكلفًا.

تُنفذ عبر Governance Gradient Gate يعطي العينة Quarantine، Downweight، Allow، أو Reject. لا يهدف إلى فرض رأي واحد، بل إلى منع بيانات غير مصرح بها، تعليمات متعارضة، مكافآت تشجع تجاوز التفويض، أو أمثلة تخلط الحقيقة بالفرضية. كما يسجل أي قاعدة أثرت في الخسارة، مما يسمح بإعادة بناء Dataset mixture وإجراء Audit.

السؤال	البوابة
من أين جاءت العينة؟	Provenance
هل يسمح استخدامها؟	Rights
حقيقة أم استنتاج أم فرضية؟	Epistemic type
هل تعلم تجاوز صلاحية؟	Authority
هل تتسرب من الاختبار؟	Contamination
ما أثر الخطأ إذا تعمم؟	Risk
هل يمكن عزل تأثيرها؟	Rollback

قاعدة التدرج: لا يصبح المثال مؤثرًا في الوزن لمجرد أنه صالح نحويًا أو مرغوبًا سلوكيًا؛ يجب أن يكون مشروعًا، مصنفًا، وقابلًا للتدقيق.

النظرية الجديدة السادسة: التكافؤ الأثري متعدد الأحجام

تقترح النظرية مقارنة الأنظمة بما تنتجه في العالم تحت ميزانية معلنة، لا بعدد المعلمات. قد يكون 1B+Kernel مكافئًا لـ9B في فئة مهام، ومتأخرًا في أخرى. «التكافؤ» لا يعني تطابق المخرجات، بل وصولًا إلى أثر صحيح مماثل مع فروق مقبولة في الزمن والكلفة والمخاطر. بذلك نحصل على خريطة قرار لا حكم مطلق.

تستخدم World-Effect Equivalence Bench أزواج مهام: سؤال ثابت، سياق متغير، أدوات متاحة أو محجوبة، وقيود تكلفة. تقيس النجاح، عدد التدخلات، جودة المصدرية، الحاجة للبشر، والرجوع. إذا حقق 1B+Kernel الأثر نفسه بكلفة أقل، فلا مبرر لـ9B في هذا المسار. وإذا حقق 9B أثرًا أعلى دون تضخم خطر، يبرر التوسيع أو التقطير.

القرار	الحالة
Route إلى 1B	1B+K ≈ 9B وأرخص
استخدم 9B أو قطّر النمط	9B أفضل في النقل
حافظ على النواة المشتركة	Kernel يرفع الاثنين
خفف Kernel/أعد التوجيه	9B خام أفضل من 9B+K
ارفض الادعاء النظري	لا أثر لأي فرق

المبدأ: الحجم مورد، وليس برهانًا؛ الأثر المكافئ تحت ميزانية متساوية هو أساس اختيار المقياس.

الأدوات الاثنتا عشرة الجديدة: سجل تشغيلي

الرمز	الأداة	وظيفتها
TL-N01	Active Difference Dataset Compiler	تحويل corpus إلى أمثلة فروق نشطة
TL-N02	Governance Gradient Gate	السماح/الخفض/الحجر قبل التدرج
TL-N03	Context-to-Weight Router	اختيار الوعاء المناسب
TL-N04	Parameter-Skill-Loop Mapper	رسم توزيع القدرة
TL-N05	Multi-Scale Capability Ledger	تتبع القدرة عبر 1B/3B/9B
TL-N06	Counterfactual Curriculum Generator	إنتاج أمثلة تغير القرار
TL-N07	Forgetting Impact-Cone Scanner	تقدير أثر التحديث على الشبكة
TL-N08	Sovereign Distillation Controller	تقطير الآلية مع حفظ الحدود
TL-N09	World-Effect Equivalence Bench	مقارنة أثر الأحجام
TL-N10	Training Evidence Graph Builder	ربط العينة بالدليل والنتيجة
TL-N11	HyperSkill Crystallization Auditor	تقرير الترقية إلى Adapter/وزن
TL-N12	Kernel-to-Checkpoint Promotion Court	قرار نهائي متعدد المحاكم

كل أداة تنتج Artifact قابلًا للمراجعة، لا نصًا فقط. ويجب أن ترتبط بTrigger وInputs وVerifier وFailure modes. الأدوات لا تزعم أنها برامج منفذة في هذه الورقة؛ هي مواصفات يمكن تحويلها إلى Python services أو data pipelines أو evaluation harnesses داخل Hermes/Codex أو stack تدريب مفتوح.

مبدأ السجل: لا تُضاف أداة لأن اسمها جذاب؛ تُضاف عندما تحل اختناقًا لا تغطيه أداة قائمة، وتملك مخرجًا يمكن اختباره.

تفصيل الأدوات الجديدة 1-6

TL-N01 يفكك الوثائق إلى Claims وآليات وحدود وأمثلة مضادة، ثم يبني Dataset records يحدد فيها الفرق الذي يجب أن يتعلمه النموذج. TL-N02 يقرأ provenance وrights وepistemic type ويقرر أثر العينة في loss. TL-N03 يقارن تغير المعرفة وتكرارها وخصوصيتها وتكلفة الاستدعاء ليختار بين RAG وSkill وAdapter وWeight.

TL-N04 يبني خريطة ثلاثية للقدرة: ما الذي يعرفه الوزن، ما الذي تنفذه المهارة، وما الذي تنظمه الحلقة، ويكشف التكرار والفراغ. TL-N05 يحفظ نتائج القدرة عند كل مقياس ونسخة وميزانية، ويمنع نقل نتيجة 1B إلى 9B أو العكس بلا دليل. TL-N06 يولد Curricula مضادة للواقع: يغير قيدًا أو دليلًا أو أداة، ثم يطلب من النظام تعديل القرار، ما يكشف الحفظ السطحي.

الأداة	Input	Output/Verifier
N01	Corpus + ontology	Difference records / human audit
N02	Training sample	allow/downweight/quarantine/reject
N03	Capability candidate	vessel decision / cost model
N04	Traces + skills + model tests	capability graph / redundancy report
N05	Runs at scales	versioned ledger / reproducibility
N06	Base cases	counterfactual pairs / decision sensitivity

التكامل: N01-N03 تحدد ماذا وأين نتعلم؛ N04-N06 تكشف بنية القدرة وتنتج اختبارات لا يمكن اجتيازها بالحفظ وحده.

تفصيل الأدوات الجديدة 7-12

TL-N07 يبني Impact cone لأي تحديث ويحدد المهارات والاختبارات واللغات والمجالات المعرضة للنسيان. TL-N08 يقطر HyperSkill أو مسار HAKIM إلى بيانات أو Adapter مع إبقاء شروط الرفض والتفويض، فلا يتعلم النجاح وحده. TL-N09 يقارن الأثر العالمي بين الأحجام تحت ميزانيات متساوية.

TL-N10 يبني Graph يربط كل مثال تدريب بمصدره وسبب إدخاله ونتيجة النموذج قبل/بعد، ما يسمح بعزو التحسن. TL-N11 يراجع نجاح المهارة عبر المهام، ويقرر remain external أو distill أو merge أو retire. TL-N12 يجمع محاكم البيانات والنسيان والسلامة والأثر والرجوع، ولا يسمح بترقية Kernel behavior إلى Checkpoint إلا مع دليل متكامل.

الأداة	الاختناق الذي تحله	قرارها
N07	التحديثات العابرة للمجالات	tests + affected nodes
N08	تقطير بلا حدود	governed adapter/data
N09	حجم بلا معنى سببي	equivalence class
N10	تحسن بلا نسب	evidence graph
N11	تضخم المهارات	crystallize/merge/retire
N12	ترقية متسرعة	promote/quarantine/rollback

ناتج الأدوات: الأثر المتوقع هو Dataset وLedger وGraph وDecision packet واختبارات؛ لا يُقبل وصف عام بوصفه تنفيذًا.

طرق التدريب الجديدة 4-1

M1 - Difference-First Pretraining: تعاد موازنة العينات حسب الفروق والحدود والعلاقات، وتبنى مهام تستخرج ما يغير القرار. M2 - Sovereign Question Curriculum: يتعلم النموذج اختيار السؤال الحاكم، تفكيك الغموض، ومعرفة متى لا يوجد سؤال قابل للإجابة. M3 - Context-to-Weight Alternating Training: يتناوب التدريب بين حل المهمة مع حزمة استرجاع، ثم حل invariant مختزل دون الحزمة، فيتعلم الآلية لا الحقيقة المتغيرة. M4 - Court-Contrasted Preference Optimization: تُبنى أزواج التفضيل من أحكام محاكم مستقلة، حيث يُفضل المرشح الذي ينجو من الدليل والحدود والأثر لا الأكثر طلاقة.

الطريقة	البيانات	المقياس الأساسي
M1 Difference-First PT	فرق/حد/مثال مضاد	transfer per token
M2 Sovereign Question	question trees + abstention	uncertainty reduction
M3 Context-to-Weight	retrieved/non-retrieved pairs	context need vs accuracy
M4 Court-Contrasted PO	candidates + court verdict	verified preference rate

تُنفذ الطرق على Proxies أولًا. M1 يجب أن يتفوق على sampling عادي تحت عدد tokens نفسه؛ M2 يجب أن يخفض خطوات الأدوات؛ M3 يجب ألا يزيد الهلوسة عندما يقل السياق؛ M4 يجب أن يتحسن على Holdout courts لا على نفس القواعد التي ولدت الأزواج.

الجامع: الطرق الأربع تنقل التدريب من تقليد الإجابة إلى اكتشاف الفرق والسؤال والوعاء والحكم.

طرق التدريب الجديدة 5-9

M5 - World-Effect Reinforcement: المكافأة من أثر قابل للرصد واختبار، مع منع الوكالة غير المصرح بها. M6 - Sparse HyperSkill Distillation: اختيار مهارات قليلة عالية النقل وتقطير invariantsها، مع أمثلة رفض. M7 - Bounded HyperLoop Trajectory Training: تدريب على trajectories قصيرة تحمل stop/repair/rollback، لا حلقات مفتوحة. M8 - Multi-Scale Twin Training: تدريب 1B و9B على curricula وHoldouts مشتركة، وتبادل distillation بطريقة تحافظ على فروق المقياس. M9 - Reversible Continual Graph-to-Gradient Training: تبدأ المعرفة كـGraph delta، وتدخل Adapter أو weights فقط بعد استقرارها، مع سجل رجوع واختبارات نسيان.

الطريقة	ميزة الجدة	خطرها
M5 World-Effect RL	fluency لا Outcome	reward hacking
M6 Skill Distillation	قدرات مختارة سببياً	over-compression
M7 Bounded Trajectory	stop/repair as targets	trajectory imitation
M8 Twin Training	مقارنة وتبادل عبر المقاييس	teacher bias
M9 Graph-to-Gradient	تدرج بعد استقرار خارجي	slow promotion

تنجح هذه الطرق فقط مع فصل واضح بين Offline simulation وM5 External action. يمكن أن يستخدم بيئات اختبار أو ملفات محلية قبل العالم الحقيقي. M8 لا يجعل 9B معلّمًا دائمًا، قد يقدم 1B+Kernel إشارات مصدرية أو كفاءة يتعلم منها الأكبر. M9 يفضل Adapter قابلًا للفصل قبل تحديث شامل.

سلم التدريب: Graph evidence -> Skill success -> Loop success -> Adapter trial -> Holdout -> Court -> limited promotion -> monitoring -> retain or rollback.

خارطة التنفيذ ومحكمة الهدم والملخص الشامل المحيط

المرحلة صفر: تثبيت Ontology، Corpus provenance، وBenchmark suite. المرحلة الأولى: نماذج 100M-300M لاختبار tokenizer و-M1 M4. المرحلة الثانية: تدريب 1B فعلي، وتركيب Kernel minimum يضم Q-MCD وHyperKB و10-30 HyperSkills و5-10 HyperLoops ومحاكم أساسية. المرحلة الثالثة: تشغيل Ablations ومقارنة 1B خام/1B+Kernel. المرحلة الرابعة: 3B proxy واختبار scaling. المرحلة الخامسة: 9B فقط إذا ظهر مكسب متين لكل Compute، ثم تطبيق M5-M9 تدريجيًا.

محكمة الهدم تطرح اعتراضات: قد تكون المصطلحات إعادة تسمية؛ قد يضيف Kernel تنسيقًا أكثر من القيمة؛ قد تكون World-Effect metrics قابلة للتلاعب؛ قد ينجح 1B+RAG لأن البيانات أفضل لا بسبب النظرية؛ قد يسبب التقطير نسيان الحدود؛ وقد لا يتعمم التدريب العربي. الرد ليس بلاغيًا: cross-language transfer، contamination-resistant holdouts، hidden verifiers، equal-budget ablation، Deduplication genealogy، وrollback tests. إذا لم يظهر أثر سببي، تُدمج النظرية أو تُرفض.

الاختبار الفاصل	الفرضية
1B+K مقابل 9B تحت ميزانية	H1 النواة تعوض الحجم جزئيًا
M1 مقابل sampling عادي	H2 MCD يحسن البيانات
أدوات/خطوات تحت نجاح متساو	H3 Q-MCD يخفض الكلفة
Skill خارجي مقابل Adapter مقطر	H4 التبلور يحسن النقل
Gate on/off مع safety holdout	H5 الحاكمية قبل التدرج تقلل المخاطر
قرار route وتكلفة واقعية	H6 التكافؤ الأثري يغير routing

الهندسة المعرفية الشاملة: الوحدة العليا هي فرق موثق؛ السؤال يفتحه، MCD يقيمه، HAKIM يمرره، HyperKB يحفظه، Skill يجسده، Loop ينفذه، Router يوزعه، Court يهدمه، World Effect يثبته، Memory تعيد بناءه، والتدريب يبلور ما استقر منه عبر المقاييس.

المراجع المختارة والبيان الختامي

[1] Vaswani et al. Attention Is All You Need. NeurIPS, 2017.

[2] Kaplan et al. Scaling Laws for Neural Language Models. 2020.

[3] Hoffmann et al. Training Compute-Optimal Large Language Models. 2022.

[4] Lewis et al. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP. 2020.

[5] Ouyang et al. Training Language Models to Follow Instructions with Human Feedback. 2022.

[6] Yao et al. ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models. 2022/2023.

[7] Rafailov et al. Direct Preference Optimization. 2023.

[8] Shinn et al. Reflexion: Language Agents with Verbal Reinforcement Learning. 2023.

[9] Hu et al. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. 2021.

[10] Dettmers et al. QLoRA: Efficient Finetuning of Quantized LLMs. 2023.

[11] Moussaif, Z. Moussaif1B Agentic AGI - 20 Theories Research Paper. Internal corpus, July 2026.

[12] Moussaif, Z. Unified Moussaif Agentic AGI Theory - Founding Unified Edition. Internal corpus, July 2026.

[13] Moussaif, Z. MOUSSAIF9B AGI-Oriented Training Stack. Internal corpus, July 2026.

[14] Moussaif, Z. Continuous Knowledge-to-Kernel Post-Training OS V2. Internal corpus, July 2026.

[15] Moussaif, Z. HyperSkills-HyperKB-HyperLoops State of the Art. Internal corpus, July 2026.

البيان الختامي: تقدم هذه الورقة إطارًا موحدًا قابلاً للبناء والهدم، لا إعلانًا عن بلوغ الذكاء العام. قيمتها البحثية الحقيقية ستظهر عندما تتحول النظريات إلى أدوات، والأدوات إلى تجارب، والتجارب إلى نتائج قابلة لإعادة الإنتاج. يصبح **MOUSSAIF9B** مشروعًا علميًا قويًا بقدر ما يحافظ على صدق الحجم، وعزل البيانات، والتقييم المتساوي، ونشر النتائج السلبية، وقابلية الرجوع. أما نواة **Moussaif1B** فتبقى القلب الحاكم الذي يسمح للنماذج المختلفة بالعمل داخل ذاكرة وأدوات ومحاكم واحدة دون أن تتحول المرونة إلى فوضى.

الخلاصة الأخيرة: لا تُقاس العمومية بما يحتفظ به الموديل فقط، بل بما يستطيع النظام اكتشافه وتوجيهه وتنفيذه والتحقق منه وتعلمه دون أن يفقد المصدر والحد والإنسان.