شبكة الارتقاء السببي متعدد الركائز

أربع نظريات مساعفية و24 أداة تقنية لتطوير معمارية **MOUSSAIF9B/1B** نحو **AGI** محكوم

Sovereign Multi-Substrate Ascension Mesh

Four Moussaif Architectural Theories and 24 Technical Instruments for MOUSSAIF9B/1B

الإسهام الجديد — تطوير معمارية لا تختزل القدرة في الأوزان، بل توزّعها بصورة محكومة بين الوزن، والـAdapter، والسياق، والذاكرة الخارجية، والمهارة، والحلقة، والأداة، ثم تخصص الحساب عبر درجات الدقة، وتربط الاستدلال بتغير سببي في العالم، وتُنشئ تطوراً غير متناظر متبادلاً بين نموذج بحثي قريب من 1B ونموذج مستهدف قريب من 9B.

التحديد	البند
Zouhair Moussaif / زهير مساعف	المؤلف والمهندس النظري
ورقة تأسيسية نظرية-هندسية قابلة للتفنيد	نوع العمل
MCD · Q-MCD · HAKIM-MCD · MCAI · MICAGFI · KB-as-OS · HyperSkills · Bounded HyperLoops	الإطار المرجعي
نواة 1B تجريبية + مسار 9B مستهدف + Runtime Kernel محايد للموديل	النطاق
لا تدعي الورقة تحقق AGI ولا وجود checkpoint فعلي 9B دون سجلات تدريب وتقييم مستقل	حد الادعاء
الإصدار التأسيسي المكثف، يوليو 2026، 43 صفحة تقريباً	الإصدار

صيغة الاستشهاد المقترحة: مساعف، زهير. «شبكة الارتقاء السببي متعدد الركائز: أربع نظريات مساعفية و24 أداة تقنية لتطوير معمارية MOUSSAIF9B/1B». إصدار تأسيسي، 2026.

الملخص العربي والملخص التقني الإنجليزي

ARABIC ABSTRACT · ENGLISH TECHNICAL ABSTRACT

الملخص العربي

تعالج هذه الورقة فجوة مركزية في تطوير معماريات الذكاء العام الموجّه: معظم المسارات الحديثة تُحسن مكوّنًا منفردًا - الحجم، أو الاسترجاع، أو التفكير وقت الاختبار، أو استعمال الأدوات، أو الذاكرة - من دون مبدأ معماري يقرر أين ينبغي أن تقيم القدرة، وبأي دقة يُصرف الحساب، وكيف يُغلق الاستدلال على أثر سببي خارجي، وكيف يتعاون نموذجان مختلفا الحجم من غير أن يتحول الأصغر إلى نسخة ناقصة من الأكبر. تقترح الورقة «شبكة الارتقاء السببي متعدد الركائز» بوصفها معمارية ميتا تربط نموذج MOUSSAIF9B/1B بنواة تشغيلية حاكمية. ويُعامل MOUSSAIF9B اسم مشروع ومسارًا معماريًا إلى أن يوجد نموذج فعلي بتسعة مليارات معلمة؛ أما 1B فهو مستوى بحثي منخفض الكلفة يمكن أن يحمل وظائف الاستكشاف، والنقد السريع، والاختبار المتكرر، والتقطير.

تؤسس الورقة أربع نظريات جديدة باسم زهير مساعف: نظرية إقامة القدرة عبر الركائز المتكيفة، ونظرية التوجيه الحاكمي متعدد الدقة، ونظرية الإغلاق السببي بين القول والفعل والعالم، ونظرية التطور غير المتناظر ثنائي الحجم. لكل نظرية ست أدوات تشغيلية، فيكون المجموع أربعًا وعشرين أداة تتراوح بين مترجم موضع القدرة، وموجّه ميزانية اللدونة، ومجزئ السياق متعدد الدقة، ومحكمة المحاكاة المضادة، وسجل انتقال الحالة، وجسر التقطير ثنائي الاتجاه، ومقلع الخلاف، ومصفوفة التقييم العادل بين الأحجام. تُصاغ الآليات بمؤشرات أولية، و18 فرضية، وتسعة تنبؤات فارقة، وتصاميم ablation، ومحكمة هدم من اثني عشر اعتراضًا.

الأطروحة القابلة للاختبار هي أن التقدم نحو عمومية وظيفية أعلى لا يعتمد على عدد المعلمات وحده، بل على جودة قرار الإقامة، وتخصيص الحساب، والإغلاق السببي، والتكامل بين الأحجام. وتتحقق قيمة النظرية فقط إذا خفضت التكلفة أو النسيان أو الخطأ السببي تحت ميزانية مضبوطة، وإذا تفوقت على أقوى scaffold بسيط في مجموعات holdout وعبر بيئات مستقلة.

English Technical Abstract

This paper proposes the Sovereign Multi-Substrate Ascension Mesh, an AGI-oriented meta-architecture for MOUSSAIF9B/1B. The framework treats capability as a governed object that may reside in base weights, low-rank adapters, active context, external memory, executable skills, bounded loops, or tools. It then allocates computation across token, segment, task, episode, and model scales; binds claims and actions to predicted and observed state transitions; and establishes asymmetric co-evolution between a low-cost ~1B research model and a target ~9B model. Four new Moussaif theories and twenty-four instruments are specified, alongside falsification criteria, metrics, hypotheses, differential predictions, and a staged engineering roadmap. The proposal is not evidence that AGI has been achieved; it is a falsifiable architecture program whose value depends on controlled training, equal-budget baselines, ablations, external evaluation, and reproducible world-effect measurements.

الكلمات المفتاحية: MOUSSAIF9B/1B؛ AGI Architecture؛ Multi-Substrate Learning؛ Adaptive Compute؛ Causal World Closure؛ Dual-Scale Coevolution؛ MCD؛ Q-MCD؛ HAKIM-MCD؛ HyperSkills؛ Bounded HyperLoops؛ Reversible Memory.

ميثاق الصدق وسلم مراتب المعرفة

EPISTEMIC CHARTER AND EVIDENCE LADDER

الإعلان المنهجي — لن نخلط بين الحقيقة والفرضية، ولا بين النموذج والدليل، ولا بين الإبداع والإثبات، ولا بين الاستعارة والآلية، ولا بين قوة اللغة وقوة البرهان.

المادة المرجعية المتاحة تشمل سياق مشروع مساعف، وأعمالًا سابقة حول MCD وQ-MCD وHAKIM-MCD وMICAGFI وKB-as-OS وHyperSkills وBounded HyperLoops ونوى التفكير والحاكمية متعددة المقاييس. إلا أن هذه المادة لا تُعامل كدليل تجريبي مستقل؛ بل كنسب مفاهيمي ومعماري تُستخلص منه فجوات جديدة. أما حالة الفن فتُبنى على أوراق أصلية في Transformer، وMoE، والحساب التكيفي، والاسترجاع، والذاكرة، والأدوات، والتقطير، والتعلم المستمر، والنماذج العالمية.

أمثلة	المعنى في الورقة	الرتبة
tool use، MoE، LoRA، RAG، Transformer.	نتيجة منشورة متكررة أو آلية تقنية معروفة.	مدعوم بقوة
التخصيص التكيفي للحساب يفيد عندما تختلف صعوبة المدخلات.	استنتاج تدعمه عدة نتائج لكنه ليس قانونًا عامًا.	راجح
مدى وفاء traces النصية للعمليات الداخلية.	تتنازع فيه طرق القياس أو صلاحية الاستدلال.	خلافي
توزيع القدرة بين سبع ركائز مع قرار ترقية رجوعي.	جمع آليات قائمة في علاقة حاكمية جديدة.	تركيب جديد
التطور غير المتناظر 9B↔1B يتفوق على التقطير الأحادي.	دعوى لها baseline واختبار إبطال.	فرضية قابلة للاختبار
شبكة الارتقاء السببي متعدد الركائز.	إطار أولي يحتاج تنفيذًا وتكرارًا مستقلاً.	نموذج ناشئ
MCD ومؤشر الإغلاق السببي.	Heuristic أو مقياس لا يدعي دقة فيزيائية.	أداة تحليلية
الوعائية، التبلور، الإقامة.	لغة تساعد التصميم دون تطابق حرفي.	استعارة منتجة
القول بتحقق AGI أو الوعي أو تدريب 9B بلا سجل.	قوة لغوية تتجاوز الدليل.	ادعاء ممنوع

قواعد الإسناد والاختبار

1. كل نظرية جديدة منسوبة إلى زهير مساعف بوصفها construct بحثيًا مقترحًا، لا بوصفها نظرية مقبولة أكاديميًا مسبقًا.
2. لا تُعد إعادة تسمية مكوّن معروف إسهامًا؛ يجب أن تضيف العلاقة الجديدة قرارًا تشغيليًا أو تنبؤًا فارقًا.
3. يُقارن كل مكوّن بأقوى baseline متساوي الميزانية، لا بنظام أضعف مصطنع.
4. لا ينتقل سلوك إلى الأوزان إلا بعد ثباته عبر مهام وأزمنة وبيئات، مع اختبار نسيان ورجوع.
5. كل ادعاء AGI-oriented يظل برنامجًا هندسيًا حتى يثبت النقل والاستقلال عن benchmark والتكرار الخارجي.

الخلاصة التنفيذية والفهرس السببي

EXECUTIVE SYNTHESIS AND CAUSAL MAP

المشكلة في جملة

تطوير نموذج من 1B إلى 9B لا يضمن انتقالًا نوعيًا إذا بقيت المعمارية تعالج كل معرفة بوصفها وزنًا، وكل صعوبة بوصفها حاجة إلى مزيد من tokens، وكل نجاح بوصفه صحةً سببية، وكل نموذج صغير بوصفه طالبًا سلبيًا لنموذج أكبر.

الحل المقترح

Capability → Placement → Resolution Routing → Causal Closure → Dual-Scale Coevolution → Verified Promotion

القدرة تُوضع في الركيزة الأنسب، ثم يُخصص لها الحساب، ثم تُغلق على أثر، ثم تُستثمر في تطور متبادل بين الحجمين.

المخرج التشغيلي	السؤال الذي يحسمه	المكوّن الجديد
Weights / Adapter / Context / Memory / Skill / Loop / Tool.	أين ينبغي أن تقيم القدرة الآن؟	إقامة القدرة عبر الركائز المتكيفة
ميزانية على مستوى token/segment/task/episode/model.	كم وأين نصرف الحساب؟	التوجيه الحاكمي متعدد الدقة
ربط الادعاء بالفعل والملاحظة والائتمان السببي.	هل تغيّر الواقع كما توقع النموذج؟	الإغلاق السببي بين القول والفعل والعالم
توزيع أدوار، خلافات، تقطير ثنائي، اختبار تبادل الأدوار.	كيف يتعلم 1B و9B من بعضهما دون تماثل؟	التطور غير المتناظر ثنائي الحجم

المساهمات القابلة للتسليم

1. أربع نظريات مع تعريفات وحدود وصيغ شبه رياضية واختبارات إبطال.
2. أربع وعشرون أداة تقنية قابلة للتحويل إلى modules وregistries وcontracts.
3. معمارية تشغيل من اثنتي عشرة طبقة تربط Runtime Kernel بالتدريب المرحلي.
4. سبعة مقاييس تمنع مساواة الحجم بالقدرة ومساواة النجاح بالصحة السببية.
5. ثماني عشرة فرضية وتسعة تنبؤات تفصل النظرية عن البدائل.
6. محكمة هدم من اثني عشر اعتراضًا ونسخة معدلة أقل ادعاء وأكثر صلابة.
7. خارطة 1B→9B ونواة Knowledge Base قابلة للتحويل إلى مواصفات برمجية.

الفهرس السببي للصفحات

الصفحات 5-10: المشكلة وحالة الفن؛ 11-17: النسب المساعفي والتحليل والنماذج المتنافسة؛ 18-33: النظريات الأربع والأدوات الأربع والعشرون؛ 34-39: التكامل والتدريب والمقاييس والفرضيات والتنبؤات؛ 40-42: الهدم والنسخة المعدلة والبرنامج البحثي؛ 43: المراجع.

مشكلة البحث والفجوة المعمارية

RESEARCH PROBLEM AND ARCHITECTURAL GAP

السؤال المؤسس

كيف يمكن تطوير MOUSSAIF9B/1B من نموذج لغوي أو نواة وكلية إلى معمارية AGI-oriented تُحسن النقل والتخطيط والأدوات والذاكرة والتعلم المستمر، من دون افتراض أن زيادة المعلمات أو طول التفكير يحقق العمومية تلقائيًا؟

الوضع الأنطولوجي

موضوع الورقة ليس «شيئًا» واحدًا، بل نظام عمليات وشبكة ركائز وسياسات انتقال. النموذج الأساس شيء بارامتري؛ السياق حالة عابرة؛ الذاكرة الخارجية مخزن قابل للتحديث؛ المهارة برنامج؛ الحلقة عملية زمنية؛ الأداة واجهة أثر؛ والحاكمية سياسة تختار بينها. التعامل مع هذه المستويات ككتلة واحدة يقتل الفروق التي تحدد التكلفة، والرجوع، والنسيان، والثبات، والمسؤولية.

الفجوات الست

1. فجوة الإقامة: لا يوجد غالبًا قرار صريح يحدد هل القدرة الجديدة يجب أن تبقى في prompt أو RAG أو skill أو adapter أو weight.
2. فجوة الدقة: MoE وMixture-of-Depths يوجهان خبراء أو طبقات، لكنهما لا يربطان الميزانية بسلطة المهمة وقيمتها وعدم يقينها وأثرها.
3. فجوة الإغلاق: نجاح النص لا يثبت أن الفعل أحدث الانتقال المتوقع في العالم أو أن السبب نُسب إلى المكوّن الصحيح.
4. فجوة الحجم: التقطير المعتاد أحادي الاتجاه؛ النموذج الصغير يتلقى من الكبير ولا يُستثمر بوصفه مستكشفًا سريعًا أو ناقدًا منخفض التكلفة.
5. فجوة الاستمرارية: التحديثات المتكررة قد تسبب نسيانًا أو تلوث ذاكرة أو تعارض adapters دون سجل إقامة ورجوع.
6. فجوة القياس: benchmarks المنفردة لا تقيس جودة موضع القدرة ولا الإغلاق السببي ولا التكامل بين الأحجام.

الأطروحة المركزية — عمومية المعمارية ترتفع عندما تتحول القدرة من كتلة غامضة إلى كائن له موضع، وميزانية، وعقدة سببية، ومسار ترقية، وسجل رجوع، وعلاقة تكامل مع أحجام أخرى.

معيار الإضافة الحقيقية

لا يُقبل أي مكوّن جديد إلا إذا خفّض توقيع فشل مستقلًا تحت ميزانية ثابتة. فإذا لم يغيّر النجاح أو المعايرة أو التكلفة أو النسيان أو سلامة الفعل أو قابلية الرجوع، فهو إعادة تنظيم هندسية لا نظرية تطويرية.

خريطة المتغيرات والعلاقات والعتبات

VARIABLE MAP, FEEDBACK LOOPS, AND THRESHOLDS

وظيفتها	المتغيرات المركزية	الفئة
تحدد مقدار الحاكمية والحساب المطلوب.	صعوبة المهمة، خطر الفعل، حداثة المجال، طول الأفق، عدم اليقين.	مدخلات
أماكن إقامة القدرة مع تكاليف وثبات مختلف.	W أوزان، C ،adapters A سياق، M ذاكرة، S مهارات، L حلقات، T أدوات.	ركائز
تختار المسار والطبقة والخبرة والمدة.	قيمة الفرق Δ، عمق السؤال Q، ميزانية compute، درجة الدقة ρ.	توجيه
تغلق الاستدلال على العالم.	حالة قبلية s، فعل a، توقع Δŝ، ملاحظة Δs، ائتمان κ.	سببية
تحول الاختلاف إلى curriculum وتقطير.	قدرة 1B، قدرة 9B، خلاف d، نقل τ، تكامل χ.	تطور حجمي
محفظة تقييم بدل رقم واحد.	نجاح، معايرة، كلفة، نسيان، رجوع، أثر عالمي، نقل.	مخرجات

المتغيرات الوسيطة والمعدلة

ينقل الأثرَ من الركيزة إلى الأداء كلٌّ من جودة الاسترجاع، ووفاء المهارة، واستقرار الadapter، وجودة router، وصحة verifier. وتُعدل العلاقةَ قيودُ الجهاز، وطول السياق، وتنوع البيانات، وصلاحيات الأداة، ووجود ملاحظات خارجية. لذلك لا يمكن نسبة التحسن إلى الحجم وحده دون ضبط هذه الوسائط.

العتبات الحرجة

1. عتبة الترقية: لا ينتقل السلوك من السياق أو المهارة إلى adapter/weights قبل تكرار نجاحه سببيًا عبر توزيع مهام مستقل.
2. عتبة التوسع الحسابي: لا تُفتح مسارات إضافية إلا عندما تتجاوز قيمة عدم اليقين المتوقع فائدةَ الكلفة الهامشية.
3. عتبة الإغلاق: لا يُعتمد الفعل إذا بقيت فجوة معتبرة بين الانتقال المتوقع والمشاهد أو تعذر إسناد السبب.
4. عتبة التكامل الحجمي: لا يُعد 9B↔1B تعاونًا إذا كان الجمع لا يتفوق على أفضل نموذج منفرد تحت الكلفة نفسها.
5. عتبة النسيان: أي ترقية تسبب هبوطًا يتجاوز حدًا متفقًا عليه في مهارات الحفظ تُرفض أو تُعزل.

حلقات التغذية الراجعة

Failure Signature → Substrate Reassignment → Routing Update → World Test → Memory Revision → New Failure Signature

النتيجة لا تعود إلى الذاكرة كنص فقط، بل تعدّل قرار الموضع والتوجيه وحدود السلطة.

العلاقة لاخطية: إضافة قدرة إلى وزن النموذج قد تقلل latency لكنها تزيد كلفة التحديث وخطر النسيان، وإبقاؤها في أداة قد يحسن الرجوع لكنه يزيد الاعتماد الخارجي. المعمارية تقبل هذه المقايضات ولا تخفيها تحت متوسط أداء واحد.

حالة الفن الأولى: البنية والحساب الشرطي

STATE OF THE ART I: BACKBONES AND CONDITIONAL COMPUTE

أسس Transformer إمكان التدريب المتوازي والاعتماد على attention بدل recurrence، لكنه يوزع بنية ثابتة نسبيًا على كل المدخلات [1]. أظهر Adaptive Computation Time ثم Universal Transformer أن عدد خطوات المعالجة يمكن أن يتكيف مع صعوبة الموضع أو العينة [2،3]. وفي مسار آخر، أدخلت Mixture-of-Experts سعة بارامترية ضخمة مع تفعيل متناثر، ثم بسط Switch Transformer التوجيه، بينما عالج ST-MoE الاستقرار والنقل [4-6].

تقترب Mixture-of-Depths أكثر من سؤال الورقة؛ فهي تقيد عدد tokens التي تدخل attention وMLP في طبقة معينة، وتتعلم توزيع FLOPs عبر العمق [7]. إلا أن التوجيه يبقى في جوهره داخل النموذج، ولا يقرر هل المعرفة ينبغي أن تسكن في وزن أو ذاكرة أو أداة، ولا يربط القرار بتفويض الفعل أو أثره العالمي. لذلك تُقرأ هذه الأعمال كأصول تقنية لطبقة التوجيه متعدد الدقة، لا كبدائل كاملة للنظرية المقترحة.

تفتح البنى الخطية مثل Mamba وRetNet مسارًا لتقليل كلفة السياقات الطويلة عبر selective state spaces أو retention recurrent/chunkwise [8،9]. الورقة لا تفترض أن MOUSSAIF9B/1B يجب أن يكون Transformer خالصًا؛ بل تقترح «عقد واجهة الركيزة» بحيث يمكن أن يكون backbone Attention أو SSM أو hybrid. الاختبار الحاسم ليس الاسم، بل قدرة البنية على كشف مواضع الحالة، والتوقف التكيفي، وربط الذاكرة الخارجية، وتوفير hooks للتوجيه والتحقق.

الفجوة المتبقية	ما يقدمه	الخط
كلفة سياق وتخصيص ثابت للحساب.	تمثيل قوي وتدريب متوازٍ.	Transformer
لا يحدد إقامة المعرفة خارج الشبكة.	عدد خطوات متكيف.	ACT/Universal Transformer
التخصص قد يصبح غير قابل للتفسير أو غير مستقر.	خبراء متناثرون وسعة أكبر.	MoE/Switch/ST-MoE
لا يربط الميزانية بالسلطة والأثر العالمي.	تخصيص FLOPs على مستوى token/layer.	Mixture-of-Depths
قد تحتاج دمجًا مع attention والاسترجاع للمهام المعرفية الدقيقة.	سياقات طويلة وكلفة خطية/ثابتة عند الاستدلال.	Mamba/RetNet

الاستنتاج التركيبي — الحساب الشرطي داخل النموذج ضروري لكنه غير كافٍ؛ يجب توسيع routing من اختيار expert/layer إلى اختيار ركيزة القدرة ومسار العالم.

حالة الفن الثانية: التفكير وميزانية وقت الاختبار

STATE OF THE ART II: REASONING AND TEST-TIME COMPUTE

أثبت Chain-of-Thought أن إظهار خطوات وسيطة يمكن أن يحسن أداء مهام معقدة عند أحجام ونظم محددة [15]، ثم وسعت Tree of Thoughts مساحة البحث إلى مسارات متعددة مع تقييم ورجوع [18]. وقد بيّن العمل على test-time compute أن أفضل طريقة لزيادة الحساب تختلف باختلاف صعوبة السؤال، وأن التخصيص التكيفي قد يتفوق بوضوح على best-of-N ثابت [20]. وتوضح DeepSeek-R1 أن reinforcement learning مع مكافآت قابلة للتحقق وتدريب متعدد المراحل يمكن أن يرفع قدرات reasoning، وأن التقطير ينقل جزءًا منها إلى نماذج أصغر [21].

لكن طول trace ليس مقياسًا مضمونًا للعمق أو الوفاء. قد يكرر النموذج أو يبرر قرارًا سبق اتخاذه أو يستهلك budget من دون فائدة. لذلك تفصل الورقة بين «حساب داخلي»، و«مسارات مرشحة»، و«أثر قابل للتحقق». التوجيه الحاكمي متعدد الدقة لا يسأل كم token نولد فقط؛ بل أين تقع العقدة الصعبة، وهل نحتاج عمق طبقات، أو خبراء، أو retrieval، أو simulation، أو نموذجًا أكبر، أو أداة خارجية.

منطق الميزانية المقترح

$$B_i = B_{total} \times \mathrm{softmax}\left(\frac{U_i \times H_i \times V_i \times R_i}{Cost_i + Risk_i + \varepsilon}\right)$$

U عدم اليقين، H صعوبة العقدة، V قيمة المهمة، R قابلية التحقق. لا تُعامل الصيغة كقياس نهائي بل كسياسة تقديرية قابلة للتعلم.

شرط التصعيد	المسار الأرخص أولًا	نمط الصعوبة
تعارض مصادر أو ثقة منخفضة.	استدعاء مباشر أو retrieval قصير.	سؤال معروف منخفض الخطر
فشل تحقق أو حساسية للخطوة.	مسار قصير + verifier.	استدلال رمزي
زيادة فجوة التوقع/الملاحظة.	تفكيك episodes + world rollout.	تخطيط طويل
أثر غير قابل للرجوع أو خطر مرتفع.	محاكاة + عقد صلاحية.	فعل خارجي
خلاف مستمر أو عجز نموذج واحد.	1B للاستكشاف السريع ثم 9B للتكامل.	مهمة جديدة

الفجوة الجديدة — الاختيار الأمثل ليس «أكثر تفكير» بل «أقل بنية سببية كافية» تحل العقدة وتثبت أثرها.

حالة الفن الثالثة: الذاكرة والاسترجاع والأدوات

STATE OF THE ART III: MEMORY, RETRIEVAL, AND TOOLS

يفصل RAG بين الذاكرة البارامترية والذاكرة غير البارامترية، ويوفر تحديثًا ومصدريةً أفضل في مهام معرفية [10]. وسّع RETRO الفكرة إلى pretraining مع قاعدة ضخمة، وأظهر أن نموذجًا أصغر مدعومًا باسترجاع واسع قد ينافس نماذج أكبر في مهام معينة [11]. أما Memorizing Transformers فأدخل ذاكرة kNN غير تفاضلية تسمح باستعمال تمثيلات حديثة في وقت الاختبار [12]. هذه النتائج تدعم مبدأ تعدد الركائز، لكنها لا تمنح وحدها سياسةً تقرر متى تتحول المعرفة من ذاكرة عابرة إلى adapter أو weight.

على مستوى الفعل، يدمج ReAct reasoning وacting في مسار متداخل [16]، ويعلم Toolformer النموذج متى يستدعي API وكيف يمرر الوسائط ويدمج النتيجة [17]. وتضيف Reflexion ذاكرة انعكاسية نصية من feedback بدل تحديث الأوزان [19]. كما يُظهر Voyager قيمة مكتبة مهارات تنفيذية قابلة للتركيب في تعلم طويل الأفق [27]. تتوافق هذه الأعمال مع HyperSkills وBounded HyperLoops في مشروع مساعف، لكنها تكشف أيضًا خطر تضخم الأدوات والذاكرة والانعكاسات من غير محكمة سببية.

الفصل المعماري المطلوب

قرار الترقية	خطرها	قوتها	الركيزة
تكرار الاستعمال يرشحها للذاكرة/المهارة.	انتهاء النافذة وتضخمها.	سرعة ومرونة.	Context
تثبت عبر source+holdout قبل ترقية.	استرجاع خاطئ أو تلوث.	تحديث ومصدرية.	External Memory
توثيق pre/postconditions وأثر.	فشل واجهات وصلاحيات.	قابلية التنفيذ والتركيب.	Skill/Tool
اختبار دمج وفصل ورجوع.	تعارض ونسيان محلي.	كفاءة وتخصص.	Adapter
آخر رتبة بعد ثبات سببي واسع.	كلفة ونسيان وصعوبة إزالة.	سرعة وثبات عند الاستدلال.	Base Weights

مبدأ مساعف للإقامة الأقل تدخلاً — تُحفظ القدرة في أقل ركيزة تحقق الثبات المطلوب، ولا تُرقى إلى ركيزة أصعب رجوعًا إلا عندما تتجاوز منفعة السرعة والتعميم مخاطر النسيان والتلوث.

حالة الفن الرابعة: اللدونة والتقطير والنماذج العالمية

STATE OF THE ART IV: PLASTICITY, DISTILLATION, AND WORLD MODELS

يتيح LoRA تكييفًا منخفض الرتبة مع تجميد الأوزان الأساسية وخفض كبير في معلمات التدريب [13]، بينما يعالج EWC النسيان الكارثي بتقييد تغيير المعلمات المهمة لمهام سابقة [14]. وتبين Model Soups أن متوسط أوزان نماذج من نقطة بدء مشتركة قد يحسن المتانة دون كلفة inference إضافية [23]. ويظهر Distilling Step-by-Step أن rationales يمكن أن تعمل كإشراف غني لنماذج أصغر [22]. غير أن هذه المسارات غالبًا تفترض اختيارًا سابقًا لوعاء التعلم: fine-tune أو adapter أو distill، ولا تجعل الاختيار نفسه موضوعًا لنظرية حاكمية.

في التعلم القائم على العالم، يتعلم MuZero تمثيلًا ديناميكيًا يتنبأ بالقيمة والمكافأة والسياسة المطلوبة للتخطيط دون معرفة قواعد البيئة صراحة [24]. ويستخدم DreamerV3 نموذجًا للعالم لتخيل مسارات مستقبلية عبر مجالات متنوعة [25]. وتجمع Generative Agents بين الملاحظة والذاكرة والتأمل والتخطيط [26]. تقدم هذه الأعمال أساسًا لمفهوم الإغلاق السببي، لكن تطبيقه على LLM agents يحتاج تمييزًا بين صحة النص وصحة انتقال الحالة وصدق إسناد السبب.

ما الذي تضيفه الورقة فوق حالة الفن؟

1. تجعل اختيار ركيزة التعلم قرارًا محسوبًا ومسجلاً وقابلاً للرجوع.
2. تربط تخصيص الحساب بدرجة الدقة وبسلطة المهمة ومخاطرها، لا بصعوبة token وحده.
3. تفرض قيدًا سببيًا: لا يُقبل أثر إلا إذا قورن الانتقال المتوقع بالمشاهد واختُبر البديل المضاد.
4. تحول العلاقة 1B→9B من تقطير أحادي إلى تطور غير متناظر ثنائي الاتجاه.
5. توحد هذه الإضافات داخل pipeline واحد مع مقاييس وتوقيعات فشل.

الحد العلمي — لا تدعي الورقة أن دمج هذه الآليات يساوي AGI؛ تدعي فقط أن هذا الدمج يولد برنامجًا معماريًا أدق من مراكمة الوحدات بلا قرار إقامة أو إغلاق.

النسب المساعفي وحدود الإضافة الجديدة

MOUSSAIF GENEALOGY AND NOVELTY BOUNDARIES

يُقرأ البرنامج المساعفي كسلسلة وظائف لا كسلسلة أسماء: الوعاء يحدد طبقة الخبرة؛ الفرق النشط يحدد موضع العمل؛ MCD يقدّر قيمة الفرق والدمج والتحول والوكالة والتنبؤ والضغط مقابل الضجيج؛ Q-MCD يجعل السؤال سياسةً لتوجيه الفضاء؛ HAKIM-MCD يحول الفكرة إلى pipeline يضم الاستخراج والتوجيه والمحكمة والأثر والذاكرة؛ MCAI يختار عقدة الصراع والوكالة؛ MICAGFI يفتح المجال ويضبط الحاكمية؛ KB-as-OS وHyperSkills وBounded HyperLoops تحول المعرفة إلى وحدات تشغيل؛ وSelf-Reconstruction Memory تحفظ سجلًا قابلاً لإعادة البناء.

Vessel → Active Difference → MCD/Q-MCD → HAKIM Pipeline → Skill/Loop/Tool → Court → World Effect → Reconstructible Memory

النسب السابق يحدد كيف تعمل النواة؛ أما هذه الورقة فتضيف أين تقيم القدرة، وبأي دقة تُحسب، وكيف تُغلق سببيًا، وكيف تتطور عبر حجمين.

الإضافة الجديدة المتصلة	وظيفته غير المكررة	الإطار السابق
يدخل كعامل في قرار الإقامة والميزانية.	تقييم الفرق وقيمته المعرفية.	MCD
يحدد مستوى الدقة ونمط التصعيد.	السؤال الحاكم وإعادة ترتيب البحث.	Q-MCD
يتحول إلى scheduler متعدد الركائز.	مسار فرق→توجيه→محكمة→أثر→ذاكرة.	HAKIM-MCD
تصبح ركيزة ذات عقود ترقية/خفض.	معرفة قابلة للاستدعاء والتشغيل.	KB-as-OS
تدخل في مقارنة الإقامة مع adapter/weights.	إجراء قابل للتركيب وتنفيذ زمني محدود.	HyperSkill/HyperLoop
يُشددان إلى إغلاق سببي وائتمان مكوني.	إثبات أثر وذاكرة رجوعية.	World-Effect/SRM
يتحول إلى تطور ثنائي غير متناظر.	مسار نموذج صغير/مستهدف كبير.	MOUSSAIF9B/1B

حد الاستجداد

الجديد ليس القول إن هناك ذاكرة وأدوات وMoE وتقطير؛ فهذا موجود في الأدبيات. الجديد المقترح هو قانون موحد يقرر الإقامة على أساس الثبات والتكرار والكمون والخطر والرجوع، ومتجه دقة يوزع الحساب عبر خمسة مقاييس، وقيد إغلاق يرفض النجاح غير المنسوب سببيًا، وبروتوكول coevolution يجعل النموذج الأصغر منتجًا للمناهج والخلافات والاختبارات، لا مستهلكًا فقط.

تحليل المجال في 26 نقطة مؤسسة - القسم 1

26-POINT ARCHITECTURAL ANALYSIS · PART 1

1. تعريف الوحدة: الوحدة ليست token ولا معلمة، بل «قدرة موثقة» لها شرط استدعاء، موضع إقامة، أثر، وحد رجوع.
2. الفرق بين المعرفة والقدرة: المعلومة قد تُسترجع، أما القدرة فتنجز انتقالًا متكررًا تحت شروط محددة.
3. الفرق بين الموضع والهوية: المحتوى نفسه يمكن أن يقيم في context أو memory أو adapter؛ هويته المعرفية لا تساوي مكانه التقني.
4. اقتصاد الرجوع: كلما تعمقت القدرة في الأوزان ارتفعت كلفة الإزالة والتصحيح؛ لذلك يجب احتساب reversibility منذ التصميم.
5. الاستقرار ليس خيرًا مطلقًا: ثبات السلوك الضار أو الضيق قد يكون أسوأ من مرونة خارجية قابلة للتعديل.
6. السؤال كسياسة توجيه: Q-MCD لا يولد جوابًا فقط؛ يحدد أي ركيزة وأي دقة وأي محكمة تُستدعى.
7. الدقة المتعددة: الصعوبة قد تكون في token غامض، أو segment متعارض، أو task ناقص، أو episode طويل، أو عجز model scale.
8. الحساب الهامشي: لا قيمة لمسار إضافي إذا لم يخفض خطأً متوقعًا أكثر من تكلفته وخطره.
9. الخبرة ليست **expert** فقط: الخبرة قد تكون أداة أو ذاكرة أو نموذجًا آخر، لا feed-forward expert داخل MoE وحده.

التركيب المرحلي — النقاط 1-9 تنقل التحليل من تعريف القدرة إلى توجيه الخبرة؛ القسم التالي ينقلها إلى الذاكرة والأثر والعلاقة بين الأحجام.

تحليل المجال في 26 نقطة مؤسسة - القسم 2

26-POINT ARCHITECTURAL ANALYSIS · PART 2

10. السياق كحالة لا كمستودع: تكديس النصوص في context لا يساوي ذاكرة منظمة؛ يجب ضغطها إلى state وprovenance وعلاقات.
11. المهارة كبرنامج: HyperSkill يجب أن تحمل preconditions وpostconditions وfailure signatures، لا وصفًا لغويًا فضفاضًا.
12. الحلقة كزمن محكوم: Bounded HyperLoop تتوقف عند أثر أو سقف أو فشل، لا عند شعور النموذج بالكفاية.
13. الادعاء ليس فعلًا: قد يكون الاستنتاج صحيحًا والفعل غير مسموح أو غير آمن؛ Action-Claim Binding يفصل الصحة عن السلطة.
14. الأثر ليس السبب: تحقق النتيجة بعد فعل لا يثبت أن الفعل سببها؛ نحتاج counterfactual أو مقارنة تدخلات.
15. الذاكرة قد تكرس الخطأ: كل تجربة ناجحة ظاهريًا لا تستحق الحفظ؛ يجب إسناد الثقة والمصدر والبديل المنافس.
16. النموذج الصغير ليس ناقصًا فقط: 1B يملك مزايا السرعة وكثرة العينات وانخفاض كلفة الرفض، ويمكن أن يكون مستكشفًا أو خصمًا.
17. الكبير ليس حاكمًا مطلقًا: 9B قد يبرر بثقة أو يفرط في الحساب؛ يحتاج تحديًا من مسارات أصغر وأدوات مستقلة.
18. الخلاف مادة تدريب: حالات اختلاف 1B و9B ليست ضجيجًا بل منجمًا لتحديد حدود القدرة ومناهج جديدة.

التركيب المرحلي — النقاط 10-18 تفصل السياق والمهارة والحلقة والسببية، ثم تعيد تعريف النموذج الصغير والخلاف بوصفهما موارد معمارية.

تحليل المجال في 26 نقطة مؤسسة - القسم 3

26-POINT ARCHITECTURAL ANALYSIS · PART 3

19. التقطير ثنائي الاتجاه: الكبير ينقل التكامل؛ الصغير ينقل الاقتصاد، وحالات الحافة، وتوقيعات الفشل المتكررة.
20. تبادل الأدوار اختبار: إذا كان الدور مرتبطًا بالحجم حقًا، فالتبديل يجب أن يكشف انهيارًا متوقعًا؛ وإلا فالادعاء غير مميز.
21. النجاح متعدد الأبعاد: النتيجة تُقاس بالحل والمعايرة والكلفة والسلطة والأثر والنسيان والرجوع والنقل.
22. الـ**benchmark** ليس العالم: قد يتفوق النموذج في dataset ويعجز عن الحفاظ على حالة أو تنفيذ أداة أو تصحيح ذاكرة.
23. الترقية تحتاج **holdout** زمنيًا: السلوك قد ينجح في مهام قريبة ويتدهور مع الزمن؛ يجب اختبار الاستمرار والانجراف.
24. التعقيد يجب أن يبرر نفسه: كل طبقة إضافية ملزمة بإثبات أثر هامشي بعد ضبط الميزانية.
25. العمومية نسبة لا لقب: تقاس بمدى انتقال قدرة موثقة بين مهام وأدوات وأزمنة وبيئات، لا بتسمية النموذج.
26. المعمارية برنامج بحث: القيمة النهائية في الكود والبيانات والاختبارات والتكرار المستقل، لا في كثافة المصطلحات.

الخلاصة — النقاط 19-26 تحول العلاقة بين الحجمين والقياس والترقية إلى برنامج تجريبي؛ ومنها تُشتق النظريات الأربع.

ثلاثة نماذج متنافسة قبل الاختيار

THREE COMPETING ARCHITECTURAL MODELS

النموذج المحافظ: Scale-and-Scaffold

يفترض أن أفضل طريق هو تدريب نموذج 9B قوي، ثم إضافة RAG وأدوات prompting وذاكرة حوله. قوته أنه بسيط، متوافق مع أدوات الصناعة، ويستفيد من scaling laws. ضعفه أنه لا يحدد أين تقيم القدرة ولا يمنع تراكم scaffold متضخم، ويجعل 1B نسخة منخفضة الجودة أو منتجًا للتقطير فقط.

النموذج التركيبي: Modular Agent Stack

يفصل planner وretriever وtool router وmemory وcritic، ويستعمل نماذج متعددة. يفسر مرونة الوكلاء ويزيد قابلية الاستبدال. خطره أن الوحدات تتجمع دون قانون حاكم، وتصبح الأخطاء بين الواجهات أكبر من أخطاء المكوّنات، كما يصعب إسناد النجاح أو الفشل سببيًا.

النموذج الاختراقي: Sovereign Multi-Substrate Ascension Mesh

يعامل القدرة ككائن متنقل بين ركائز، ويضيف متجه دقة، وقيد إغلاق سببي، وتطورًا غير متناظر 9B↔1B. يفسر لماذا ينبغي أن يبقى بعض التعلم خارج الأوزان، وكيف يتصاعد الحساب، وكيف يُستخدم الخلاف بين المجمين. أخطر نقطة ضعف: ارتفاع كلفة instrumentation وإمكان فشل router أو مقياس الإغلاق في تمثيل الواقع.

النموذج المقترح	Modular Agent Stack	Scale-and-Scaffold	المعيار
متوسط	متوسط	مرتفع	اقتصاد نظري
مصممة كمتغير أصلي	مرتفعة نسبيًا	منخفضة عند fine-tuning	قابلية الرجوع
متعدد الدقة والركائز	على مستوى الوحدات	ضعيف/يدوي	تخصيص الحساب
قيد مركزي	جزئي	غالبًا outcome فقط	الإغلاق السببي
مستكشف وناقد ومنتج curriculum	وكيل ثانوي	طالب/بديل رخيص	دور 1B
مرتفعة إذا بُني instrumentation	متوسطة	مرتفعة	قابلية الاختبار

قرار QMCD — يظل النموذجان المحافظ والتركيبي حيّين كـbaselines. تنهار حالة التراكب لصالح النموذج المقترح فقط إذا أثبت تحسنًا مستقلًا في الإقامة والإغلاق والتكامل تحت موارد متساوية.

المقارنة باستخدام MCD، QMCD

MCD/QMCD MODEL COMPARISON

تُستخدم MCD هنا كعدسة تقديرية لا كقياس فيزيائي: D كثافة الفروق، I دمج المستويات دون خلط، T تفسير التحولات والعتبات، A الحاكمية والوكالة، P التنبؤ والاختبار، C الضغط وإعادة التوليد، N الضجيج والتضخم.

$$MCD = \lambda 1D + \lambda 2I + \lambda 3T + \lambda 4A + \lambda 5P + \lambda 6C - \lambda 7N$$

التقدير	N	C	P	A	T	I	D	النموذج
قوي نحط أساس، ضعيف في التحولات.	2	3	3	2	1	2	2	Scale-and-Scaffold
مرن لكن خطر الواجهات مرتفع.	3	3	2	3	2	3	3	Modular Agent Stack
أعلى توليدًا، لكنه معرض للتضخم.	4	4	4	5	5	5	5	النموذج المقترح قبل الهدم
أقل ادعاء وأكثر قابلية للقياس.	2	4	5	5	4	5	4	النموذج المقترح بعد الهدم

حالة QMCD الاحتمالية

قبل التجارب، نعطي احتمالات إرشادية لا إحصائية: 0.40 للنموذج المحافظ لأنه أبسط وأقرب للممارسة؛ 0.35 للنموذج التركيبي لأنه يملك أدلة واسعة من agents؛ 0.25 للنموذج المقترح لأنه أكثر جدة وأعلى مخاطرة. يرتفع احتمال النموذج المقترح إذا تفوق في ثلاثة اختبارات فاصلة: (1) قرار الإقامة يخفض الكلفة أو النسيان مقارنة بسياسة ثابتة؛ (2) قيد الإغلاق يقلل النجاحات الزائفة والأخطاء غير المنسوبة؛ (3) coevolution يتفوق على distillation أحادي الاتجاه.

الدليل الفاصل

1. Ablation يزيل كل نظرية على حدة مع ضبط عدد المعلمات وFLOPs وtokens والأدوات.
2. Holdouts بعيدة المجال والزمن لاختيار موضع القدرة وتجنب حفظ benchmark.
3. بيئات ذات انتقال حالة قابل للقياس لاختبار الإغلاق السببي.
4. مقارنة 1B-only و9B-only وteacher→student وcoevolution ثنائي الاتجاه.
5. تقييم خارجي لا يعرف تسمية مكونات مساعف لتقليل الانحياز.

الاختبار المؤقت — تتبنى الورقة النموذج الاختراقي بوصفه برنامجًا ناشئًا، لا بوصفه منتصرًا تجريبيًا. قوته الآن في وضوح الاختبارات التي قد تهدمه.

المعمارية النهائية: شبكة الارتقاء السببي

FINAL ARCHITECTURE: THE ASCENSION MESH

Input → Contract → Governing Question → Active Difference → Substrate Placement → Multi-Resolution Routing → Reason/Act → Causal Closure → Court → Memory/Promotion → 1B↔9B Coevolution → Self-Reconstruction

القرار/المخرج	المدخل	الطبقة
حدود الفعل والرجوع.	هدف، صلاحيات، مخاطر.	1. عقد المهمة والسلطة
Q يحدد ما الفرق المطلوب.	المهمة والسياق.	2. السؤال الحاكم
Δ نشط قابل للتقييم.	مرشح المعرفة/الفشل.	3. استخراج الفرق
اختيار W/A/C/M/S/L/T.	Δ + تاريخ + كلفة.	4. قرار الإقامة
ρ_model...ρ_token.	بنية المهمة.	5. ملف الدقة
layers/experts/retrieval/model.	ρ + budget.	6. موجّه الحساب
ادعاء وفعل مقيدان.	مسارات وTools.	7. الاستدلال والفعل
κ وReality Delta.	توقع وملاحظة.	8. الإغلاق السببي
قبول/رفض/تصعيد.	أدلة وبدائل.	9. محكمة الهدم
حفظ أو خفض أو ترقية.	خبرة موثقة.	10. الذاكرة والترقية
تقطير ثنائي وcurriculum.	خلافات وحدود.	11. التطور ثنائي الحجم
تحديث السياسات لا النص فقط.	سجل كامل.	12. إعادة البناء

تمثيل الحالة

A_t = {W, A, C_t, M_t, S, L, T, ρ_t, κ_t, Π_t, R_t}

Π عقد السلطة، R سجل الرجوع. لا يُسمح لأي مكوّن أن يكتب في الآخر دون عملية ترقية مسجلة.

قاعدة التشغيل الأدنى

يبدأ النظام بأقصر مسار: سؤال، فرق، إجابة، تحقق. ولا تُفتح ذاكرة أو أداة أو نموذج أكبر أو world rollout إلا عند توقيع فشل متوقع. هذه القاعدة تمنع تحول المعمارية إلى طقس دائم مرتفع الكلفة.

التعريف المركز — شبكة الارتقاء السببي متعدد الركائز هي سياسة ميتا تنقل القدرات بين أوعية مختلفة، وتخصص الحساب عبر درجات متعددة، ولا تعتمد التعلم إلا بعد إغلاق سببي، وتستخدم اختلاف المجمين لتوسيع حدود الكفاءة والعمومية.

النظرية الأولى: إقامة القدرة عبر الركائز المتكيفة

THEORY I · MOUSSAIF ADAPTIVE CAPABILITY SUBSTRATE THEORY

الاسم والتعريف

نظرية مساعف لإقامة القدرة عبر الركائز المتكيفة (Moussaif Adaptive Capability Substrate Theory - MACST) تقول إن القدرة ليست خاصية مساوية للأوزان، بل نمط انتقال يمكن أن يقيم مؤقتًا أو دائمًا في واحدة أو أكثر من سبع ركائز: الأوزان W، الـ Adapters A، السياق C، الذاكرة M، المهارة S، الحلقة L، والأداة T. تختار المعمارية موضعها وفق الثبات المطلوب، وتكرار الاستعمال، والكمون، والكلفة، وخطر النسيان، والمصدرية، وقابلية الرجوع.

الفجوة التي تعالجها

تتعامل خطوط التطوير الشائعة مع قرار fine-tuning أو RAG أو tool use كاختيار تصميمي مسبق. النظرية تجعله متغيرًا ديناميكيًا يمكن تعلمه ومراجعته. القدرة قد تبدأ في context كتجربة، ثم تصبح memory موثقة، ثم HyperSkill، ثم LoRA، وقد تُدمج أخيرًا في base weights إذا ثبت تعميمها. كما يمكن خفضها بالعكس عند اكتشاف تلوث أو تغير المجال.

$$r^*(c)=\arg\max_r [Stability_r + Transfer_r + LatencyGain_r + Provenance_r - Cost_r - Forgetting_r - Irreversibility_r]$$

$r \in \{W,A,C,M,S,L,T\}$. القيم تقديرية أو متعلمة، ويجب معايرتها على بيانات فعلية.

المسلمات الخمس

1. لا توجد ركيزة أفضل مطلقًا؛ الأفضل تابع لعمر القدرة ومخاطرها وتواترها.
2. الترقية قرار سببي لا زمني: كثرة الاستعمال لا تكفي من دون نجاح عبر holdouts.
3. قابلية الرجوع خاصية قدرة، وليست وظيفة نشر لاحقة.
4. يمكن تقسيم القدرة الواحدة: المعرفة في memory والإجراء في skill والتحقق في tool.
5. اختلاف نتائج الركائز تحت نفس المحتوى يكشف أثر الوعاء نفسه.

التنبؤ المركزي — السياسة المتكيفة ستتفوق على سياسة "كل شيء في الأوزان" وعلى سياسة "كل شيء في RAG" في منحنى يجمع النجاح والكمون والنسيان والرجوع.

آليات النظرية الأولى وحدودها

THEORY I · MECHANISMS, PROMOTION, AND LIMITS

دورة حياة القدرة

Candidate → Sandbox Context → Provenanced Memory → Executable Skill → Adapter → Base Weight

المسار ليس إلزاميًا؛ يمكن القفز أو التراجع، لكن كل انتقال يحتاج شرطًا واختبارًا.

1. الاكتشاف: يُسجل فرق جديد مع مصدره وتوقيع المهمة.
2. العزل: يُختبر في context/skill sandbox دون تعديل دائم.
3. التثبيت الخارجي: يُحفظ في memory أو أداة مع provenance وإصدار.
4. التنفيذ المتكرر: تتحول الخطوات الثابتة إلى HyperSkill أو Bounded HyperLoop.
5. الضغط البارامتري: تُدرّب LoRA/adapter عندما يصبح الكمون أو التعميم عائقًا.
6. الدمج النهائي: لا تُعدل base weights إلا بعد اختبارات نقل ونسيان وأمان مستقلة.
7. الخفض: أي فشل أو تغير مجال يعيد القدرة إلى ركيزة أكثر قابلية للتحكم.

شروط الحدود

تضعف النظرية عندما لا يمكن فصل القدرة إلى وحدة قابلة للتعريف، أو عندما تكون كلفة instrumentation أعلى من قيمة القرار، أو في تدريب تأسيسي ضخم لا يملك نقطة بدء خارجية. كما لا تضمن أن adapter أقل نسيانًا دائمًا، بل تفرض القياس. وقد تتعدد المواضع المثلى بسبب مقايضة latency/provenance، لذلك تسمح بإقامة مركبة مع مالك أساسي ونسخ مشتقة.

فرضيات النظرية

1. القدرات عالية التغير ستؤدي أفضل في memory/skills من weights.
2. القدرات عالية التواتر والثبات ستستفيد من adapter أو weight عند ضبط النسيان.
3. سجل الإقامة سيخفض زمن تشخيص الأخطاء مقارنة بتحديثات غير موثقة.
4. الترقية المرحلية ستقلل catastrophic forgetting مقارنة بالتحديث المباشر.
5. اختبار التكافؤ بين الركائز سيكشف حالات يكون فيها التحسن ناتجًا عن زيادة context لا تعلم فعلي.

شرط الإبطال — إذا لم تتفوق سياسة الإقامة المتعلمة على أفضل policy ثابتة في أي منحنى متعدد الأهداف، أو إذا كان قرارها غير مستقر عبر البذور، تُخفض النظرية إلى أداة إدارة هندسية فقط.

أدوات النظرية الأولى - المجموعة أ

THEORY I TOOLS · SET A

مترجم مساعف لموضع القدرة (**Moussaif Capability Placement Compiler**)

الحاجة: تحويل وصف قدرة غير منظم إلى قرار قابل للتنفيذ.

المدخلات: تعريف القدرة، تكرارها، تغيرها، latency، الخطر، المصدر، اختبارات سابقة.

الإجراء: يبني feature vector، يقارن الركائز، يخرج policy مع سبب وبديل وخطة رجوع.

المخرجات: Placement Contract يحدد الركيزة الأساسية والنسخ الثانوية وشروط الترقية.

الحدود: قد يتعلم تحيزات من بيانات تاريخية؛ لذلك يلزم baseline ثابت ومراجعة بشرية في القدرات الحساسة.

موجّه مساعف لميزانية اللدونة (**Moussaif Plasticity Budget Router**)

الحاجة: منع تحديث الأوزان أو adapters بلا سقف للنسيان.

المدخلات: Fisher/importance تقريبي، gradients، سجل المهارات المحفوظة، ميزانية انحراف.

الإجراء: يوزع budget التغيير على طبقات/رتب/خبراء، ويوقف التحديث عند تجاوز أثر جانبي.

المخرجات: خريطة update masks وrank allocation وتقرير نسيان متوقع.

الحدود: تقدير أهمية المعلمات تقريبي وقد يفشل مع تفاعلات غير خطية.

سجل مساعف لإقامة القدرات (**Moussaif Capability Residency Ledger**)

الحاجة: تتبع أين توجد كل قدرة ومن يملك نسخة الحقيقة.

المدخلات: معرف القدرة، الإصدارات، الركائز، بيانات التدريب، الاختبارات، dependencies.

الإجراء: ينشئ lineage graph، يرصد التعارض والنسخ اليتيمة، ويمنع تحديثًا بلا provenance.

المخرجات: سجل قابل للاستعلام والرجوع والتدقيق.

الحدود: قد يتحول إلى عبء بيروقراطي؛ يجب أن يكون التسجيل آليًا قدر الإمكان.

أدوات النظرية الأولى - المجموعة ب

THEORY I TOOLS · SET B

مدير مساعف للترقية الرجوعية (**Moussaif Reversible Promotion Manager**)

الحاجة: إدارة انتقال القدرة من ركيزة إلى أعمق مع إمكانية rollback.

المدخلات: نتائج holdout، كلفة latency، نسيان، safety، شروط بيئة النشر.

الإجراء: ينفذ checkpoint، shadow deployment، canary، ثم يرقّي تدريجيًا أو يخفض.

المخرجات: قرار promote/hold/demote مع artifact قابل للاستعادة.

الحدود: الرجوع في base weights قد يحتاج checkpoint كاملًا؛ لا توجد رجوعية مجانية.

منضدة مساعف للتكافؤ بين الركائز (**Moussaif Cross-Substrate Equivalence Bench**)

الحاجة: تمييز أثر المحتوى عن أثر الوعاء.

المدخلات: نفس القدرة ممثلة في prompt/RAG/skill/adapter/weight مع موارد مضبوطة.

الإجراء: تقارن الدقة والكمون والنسيان والمصدرية والنقل وتبحث عن Pareto frontier.

المخرجات: مصفوفة تكافؤ واختيار موضع مبرر.

الحدود: صعب ضمان تماثل المحتوى تمامًا؛ النتائج تُفسر كعملية تقريبية.

حارس مساعف للاستقرار والنسيان (**Moussaif Stability-Forgetting Sentinel**)

الحاجة: كشف الانحراف بعد أي ترقية أو دمج.

المدخلات: مجموعات حفظ، اختبارات سلوك جديدة، مراقبة online، بصمات تمثيلية.

الإجراء: يشغل اختبارات قبل/بعد، يحدد المهارات المتضررة، ويطلق خفضًا أو عزلًا.

المخرجات: Alert + causal candidate list + rollback recommendation.

الحدود: قد ينتج إنذارات كاذبة بسبب تغير البيانات؛ يلزم فصل drift من forgetting.

تكامل الأدوات الست — المترجم يختار، الموجّه يحدد اللدونة، السجل يحفظ النسب، المدير يرقّي، المنضدة تختبر التكافؤ، الحارس يراقب الأثر اللاحق.

النظرية الثانية: التوجيه الحاكمي متعدد الدقة

THEORY II · MOUSSAIF SOVEREIGN MULTI-RESOLUTION ROUTING

التعريف

نظرية مساعف للتوجيه الحاكمي متعدد الدقة (MSMRR) تقترح أن صعوبة المهمة ليست عددًا واحدًا، بل متجه دقة ρ يصف الحاجة إلى معالجة إضافية على خمسة مستويات: token، segment، task، episode، model. يمكن أن تكون الكلمة غامضة بينما المهمة سهلة، أو تكون كل الجمل واضحة لكن الأفق طويل، أو يكون العجز ناتجًا عن حجم النموذج. لذلك يجب أن يوجه النظام attention/depth/experts/retrieval/tools/model escalation وفق المستوى الذي يحمل الفرق الفاعل.

$$\rho(x) = [\rho_{token}, \rho_{segment}, \rho_{task}, \rho_{episode}, \rho_{model}]$$

تختلف النظرية عن Mixture-of-Depths لأنها لا تقيد نفسها داخل layer؛ وعن MoE لأنها لا تساوي الخبرة بمسار بارامتري؛ وعن test-time scaling لأنها لا توزع عدد العينات فقط. إنها policy حاكمية تربط الدقة بقيمة المهمة، وعدم اليقين، وإمكان التحقق، وخطر الفعل، وميزانية النظام.

قانون التصعيد الأدنى

$$\text{Escalate}(i) \text{ iff Expected Error Reduction}_i \times \text{Value} \times \text{Verifiability} > \text{Marginal Cost}_i + \text{Risk}_i$$

التصعيد يمكن أن يكون طبقة إضافية أو retrieval أو expert أو tool أو model أكبر.

المسلمات

1. كل عقدة صعبة يجب أن تُعالج في المستوى الذي ولّدها، لا بأعلى مستوى دائمًا.
2. زيادة الدقة في مستوى خاطئ قد ترفع الضجيج وتخفض الأداء.
3. قابلية التحقق ترفع قيمة الحساب؛ التفكير الذي لا يمكن اختباره يحتاج سقفًا أشد.
4. المسارات المتوازية تُفتح عند خلاف معتبر لا عند كل سؤال.
5. النموذج الأكبر أحد أوعية التصعيد، وليس الوجهة الافتراضية.

آليات النظرية الثانية ومثال تشغيل

THEORY II · ROUTING MECHANISMS AND EXAMPLE

آلية التوجيه

1. يستخرج Q-MCD السؤال الحاكم ويحدد قيمة الخطأ المحتمل.
2. يحلل Resolution Profiler مواضع الغموض والتعارض وطول الأفق والعجز الحجمي.
3. يخصص Token-Depth Budgeter خطوات داخلية فقط للمواضع ذات entropy أو sensitivity مرتفع.
4. يقسم Context Tiler السياق إلى بلاطات سببية بدل نافذة مسطحة.
5. يوجه Expert-Path Router كل بلاطة إلى expert/skill/tool/model مناسب.
6. يدمج Cross-Scale Gate النتائج مع وزن للثقة والمصدر والتعارض.
7. تقيس المحكمة الأثر الهامشي لكل تصعيد وتحدث policy.

مثال: إصلاح خدمة برمجية طويلة الأفق

قد يكون token-level في تفسير stack trace، وsegment-level في ربط log بالتغيير الأخير، وtask-level في اختيار خطة الإصلاح، وepisode-level في مراقبة النشر والرجوع، وmodel-level عندما يعجز 1B عن دمج dependencies. لا يحتاج النظام أن يرسل كل السجل إلى 9B أو يشغل جميع الأدوات. يبدأ 1B بتصنيف logs واستخراج الاختلاف، تُرسل العقدة المتعارضة فقط إلى 9B، تُستدعى أداة الاختبار، ثم تُغلق النتيجة على health metrics.

حدود النظرية

أصعب جزء هو تقدير ρ قبل حل المهمة، فقد يكون profiler نفسه مخطئًا. ولهذا تحتاج السياسة إلى exploration محدود وبيانات counterfactual عن مسارات لم تُفتح. كما قد تسبب التوجيهات الكثيرة latency تنظيميًا، لذلك تُضغط إلى قواعد بسيطة في المهام المتكررة.

شرط الإبطال — إذا لم يحسن التوجيه متعدد الدقة performance-per-FLOP مقارنة بـcompute-optimal baseline قوي، أو إذا كانت أخطاء profiler تلغي مكاسبه، تُرفض دعوى التفوق العام.

أدوات النظرية الثانية - المجموعة أ

THEORY II TOOLS · SET A

محلل مساعف لطلب الدقة (Moussaif Resolution Demand Profiler)

الحاجة: تحديد المستوى الحقيقي للصعوبة قبل توسيع الحساب.

المدخلات: مدخل المهمة، dependency graph، uncertainty، تاريخ أخطاء مماثلة.

الإجراء: ينتج ρ ويحدد العقد الحرجة وبدائل التصعيد وثقة التقدير.

المخرجات: Resolution Profile قابل للتمرير إلى scheduler.

الحدود: قد يخلط بين الغموض اللغوي والعجز المعرفي؛ يلزم calibration مستمر.

موازن مساعف لعمق الرموز (Moussaif Token-Depth Budgeter)

الحاجة: تخصيص طبقات/تكرار/تفكير داخلي للمواضع المهمة.

المدخلات: budget، entropy، salience، ρ_token الكلي.

الإجراء: يختار tokens أو spans التي تمر بعمق إضافي أو recursive block، مع halt gate.

المخرجات: خريطة depth allocation وتقرير FLOPs.

الحدود: قد يخفي خطأً مبكرًا إذا حُرم token حاسم من العمق.

مجزئ مساعف للسياق إلى بلاطات (Moussaif Segment Context Tiler)

الحاجة: منع إرسال السياق الكامل وضياع العلاقات السببية.

المدخلات: مستندات/حوار/سجل، روابط زمنية ومصدرية، هدف المهمة.

الإجراء: يقسم إلى causal tiles، يضغط كل tile إلى state، ويحفظ وصلات بين البلاطات.

المخرجات: سياق هرمي قابل للاسترجاع والدمج.

الحدود: الضغط قد يسقط تفصيلًا حاسمًا؛ يجب حفظ طريق الرجوع إلى المصدر الخام.

أدوات النظرية الثانية - المجموعة ب

THEORY II TOOLS · SET B

موجّه مساعف لمسارات الخبرة (**Moussaif Expert-Path Router**)

الحاجة: اختيار expert أو skill أو tool أو model لا مجرد layer.

المدخلات: permissions، trust، latency، capability registry، Resolution Profile.

الإجراء: يولد top-k paths، يحترم preconditions، ويوازن التنوع والكلفة.

المخرجات: خطة مسار مع بدائل fallback.

الحدود: Router collapse أو تحيز التاريخ قد يحرم خبراء جددًا من التعلم.

بوابة مساعف لدمج المقاييس (**Moussaif Cross-Scale Merge Gate**)

الحاجة: دمج نتائج token/segment/task/episode/model دون تسطيح الخلاف.

المدخلات: مخرجات متعددة، ثقة، مصادر، توقيعات تعارض.

الإجراء: يبني consensus أو يحتفظ بفروع، ويطلب اختبارًا فاصلًا عند تعارض غير محلول.

المخرجات: حالة موحدة مع سجل dissent.

الحدود: قد تنتج متوسطًا زائفًا، يجب ألا تدمج ادعاءات متناقضة بلا دليل فاصل.

مرصد مساعف لاستئصال الدقة (**Moussaif Resolution Ablation Observatory**)

الحاجة: قياس أي مستوى كان ضروريًا فعلاً.

المدخلات: مسارات كاملة وسجلات compute ونتائج.

الإجراء: يعيد تشغيل المهمة بإزالة كل مستوى أو تصعيد، ويحسب الأثر الهامشي والتفاعلات.

المخرجات: بيانات تدريب للProfiler وسياسة تقليل التعقيد.

الحدود: كلفة إعادة التشغيل مرتفعة، تُستخدم عينات ممثلة لا كل المهام.

التكامل — المحلل يحدد أين، الموازن يحدد عمق token، المجزئ يعيد بناء السياق، الموجّه يختار الخبرة، البوابة تدمج، المرصد يثبت ما كان ضروريًا.

النظرية الثالثة: الإغلاق السببي بين القول والفعل والعالم

THEORY III · MOUSSAIF CAUSAL WORLD-CLOSURE THEORY

التعريف

نظرية مساعف للإغلاق السببي بين القول والفعل والعالم (MCWCT) تعرّف اكتمال الحلقة عندما يرتبط الادعاء أو الخطة بتوقع صريح لانتقال حالة، ثم بفعل مأذون، ثم بملاحظة مستقلة، ثم بإسناد سببي يقارن البدائل، ثم بتحديث ذاكرة يحفظ ما تغير وما لم يتغير. لا يكفي أن تكون الإجابة مقنعة أو أن تنتهي المهمة بنجاح؛ يجب أن نعرف هل وقع الانتقال المتوقع، وهل وقع بسبب المسار المختار، وهل يمكن الرجوع.

$$\kappa = \text{Match}(\Delta\hat{s}, \Delta s) \times \text{Attribution} \times \text{Observability} \times \text{Authorization} \times \text{Reversibility}$$

κ مؤشر إغلاق تقريبي بين 0 و1؛ لا يُستخدم منفردًا في المجالات غير القابلة للرصد.

التمييزات المؤسسة

1. Claim correctness تختلف عن action validity: قد يكون الوصف صحيحًا والفعل غير مأذون.
2. Outcome success تختلف عن causal credit: قد تنجح المهمة بسبب عامل خارجي.
3. Observation تختلف عن interpretation: sensor أو API قد يعيد بيانات صحيحة وتفسيرها خاطئ.
4. Memory update تختلف عن log append: يجب تحديث النموذج السببي لا تكديس الحدث.
5. Closure تختلف حسب الخطر: فعل غير رجوعي يحتاج معيارًا أشد من جواب نصي.

العلاقة بالنماذج العالمية

تستفيد النظرية من منطق MuZero/Dreamer: تخطيط عبر نموذج ديناميكيات. لكنها توسع الإغلاق إلى وكلاء لغويين وأدوات رقمية، حيث العالم قد يكون نظام ملفات أو API أو قاعدة بيانات أو عملية بحث. المطلوب ليس محاكاة كل الواقع، بل تمثيل المتغيرات الكافية للحكم على الأثر.

آليات الإغلاق ومحكمة السببية

THEORY III · CLOSURE MECHANISMS AND CAUSAL COURT

دورة الإغلاق

$s_t \rightarrow$ Claim/Plan $\rightarrow$ Predicted $\Delta\hat{s} \rightarrow$ Authorized Action $a_t \rightarrow$ Observed $\Delta s \rightarrow$ Counterfactual Check $\rightarrow$ Credit $\kappa \rightarrow$ Memory Update

1. يُبنى state schema يحدد المتغيرات التي تهم المهمة ومصادر رصدها.
2. كل خطة تذكر الانتقال المتوقع وشروط نجاحه وفشله قبل الفعل.
3. Action-Claim Binder يربط كل فعل بالادعاء الذي يبرره وبالصلاحية التي تسمح به.
4. Reality Delta Sensor يجمع الملاحظة من قناة مستقلة ما أمكن.
5. Counterfactual Court تقارن: ماذا كان سيحدث دون الفعل أو بفعل بديل؟
6. Causal Credit Allocator يوزع الفضل أو اللوم على المكونات والمسارات.
7. Closure Monitor يقرر القبول أو التصعيد أو الرجوع أو طلب إنسان.

التعلم من الفشل

إذا أخطأ التوقع ونجح الفعل، لا تحفظ الذاكرة «الخطة ناجحة» فقط؛ تسجل أن النموذج السببي ناقص. وإذا صح التوقع وفشل التنفيذ، يُفصل فشل الأداة عن فشل الاستدلال. وإذا لم يمكن رصد الحالة، تُخفض الثقة بدل اختراع إغلاق. بهذا تصبح الخبرة قابلة لإعادة البناء وليست قصة انتصار.

الحدود

يصعب بناء counterfactual حقيقي في العالم المفتوح، وقد تكون الملاحظات متأخرة أو متعددة الأسباب. لذلك تستعمل النظرية درجات إغلاق، وتصنف causal attribution إلى تجريبي، شبه تجريبي، زمني، أو استدلالي. لا يجوز رفع الأخير إلى يقين.

شرط الإبطال — إذا لم يقلل قيد الإغلاق النجاحات الزائفة أو التحديثات الخاطئة للذاكرة، أو إذا كانت كلفته أكبر من أثره في المهام منخفضة الخطر، يجب حصره في المهام ذات الأثر القابل للرصد.

أدوات النظرية الثالثة - المجموعة أ

THEORY III TOOLS · SET A

سجل مساعف لانتقال الحالة (Moussaif State-Transition Ledger)

الحاجة: منع ضياع الفرق بين قبل الفعل وبعده.

المدخلات: timestamps، State schema، مصادر، توقعات، observations.

الإجراء: يسجل s_t و$\hat{s}_{t+1}$ وa_t وΔs_t مع provenance وإصدار، ويربطها بالمهمة.

المخرجات: دفتر انتقال قابل للتحليل وإعادة التشغيل.

الحدود: إذا كان schema ناقصًا سيعطي انطباعًا كاذبًا بالإغلاق.

رابط مساعف بين الادعاء والفعل (Moussaif Action-Claim Binder)

الحاجة: إلزام كل فعل بسبب وشرط صلاحية.

المدخلات: Claim IDs، خطة، risk class، authority contract، tool call.

الإجراء: يرفض الأفعال اليتيمة، ويتحقق من preconditions والحدود والرجوع.

المخرجات: Binding graph يوضح من برر ماذا.

الحدود: قد تزيد الصرامة latency؛ يمكن تخفيفها للمهام الآمنة القابلة للرجوع.

محكمة مساعف للمحاكاة المضادة (Moussaif Counterfactual Rollout Court)

الحاجة: اختبار ما إذا كان الفعل المختار أفضل سبب محتمل للنتيجة.

المدخلات: World model، بدائل، تاريخ مشابه، simulator أو shadow environment.

الإجراء: تولد rollouts، تقارن transitions، وتحدد تجربة فاصلة إن أمكن.

المخرجات: تقرير causal alternatives وثقة الإسناد.

الحدود: المحاكاة قد ترث خطأ العالم النموذجي؛ لا تعوض الرصد الحقيقي.

أدوات النظرية الثالثة - المجموعة ب

THEORY III TOOLS · SET B

مستشعر مساعف لفارق الواقع (**Moussaif Reality Delta Sensor**)

الحاجة: جمع دليل مستقل عن نص النموذج.

المدخلات: metrics، checksums، human feedback، tests، logs، APIs.

الإجراء: يوحد الملاحظات، يقيم جودة القناة، ويحسب الفرق عن الحالة المتوقعة.

المخرجات: Reality Delta مع uncertainty وlatency.

الحدود: المستشعرات نفسها قد تفشل أو تتأخر؛ يلزم health monitoring.

موزّع مساعف للائتمان السببي (**Moussaif Causal Credit Allocator**)

الحاجة: تجنب نسب النجاح للنموذج الأكبر أو آخر خطوة تلقائيًا.

المدخلات: timestamps، counterfactuals، ablations، Execution graph.

الإجراء: يقدر المساهمة الهامشية للموديل والمهارة والأداة والذاكرة والإنسان.

المخرجات: Credit vector لتدريب routing والترقية.

الحدود: التفاعلات قد تجعل الائتمان غير قابل للجمع؛ يعرض عدم اليقين بدل رقم حاسم.

مراقب مساعف لعتبة الإغلاق (**Moussaif Closure Threshold Monitor**)

الحاجة: تحديد متى تكفي الأدلة لقبول النتيجة.

المدخلات: cost، authority، reversibility، risk class، κ.

الإجراء: يطبق thresholds مختلفة، ويطلب تصعيدًا أو رجوعًا أو اعتمادًا بشريًا.

المخرجات: قرار accept/observe/escalate/rollback.

الحدود: اختيار العتبات معياري جزئيًا؛ يجب توثيق trade-offs وعدم إخفائها.

الأثر المعماري — تنقل الأدوات التقييم من "هل أجاب؟" إلى "ما الحالة التي توقعها، ما الفعل الذي نفذه، ماذا وقع فعلاً، ولماذا ننسبه إليه؟".

النظرية الرابعة: التطور غير المتناظر ثنائي الحجم

THEORY IV · MOUSSAIF ASYMMETRIC DUAL-SCALE COEVOLUTION

التعريف

نظرية مساعف للتطور غير المتناظر ثنائي الحجم (MADSC) تقترح أن نموذجًا قريبًا من 1B ونموذجًا قريبًا من 9B يجب ألا يؤديا الدور نفسه أو يدخل أحدهما في تقطير أحادي دائم. يخصص 1B للاستكشاف واسع العينات، والكشف السريع، والنقد، والاختبارات المتكررة، والتنفيذ الطرفي؛ ويخصص 9B للدمج العميق، وحل التعارض، والتخطيط المركب، وتوليد curricula. ثم تُعاد الأدوار دوريًا لاختبار ما إذا كانت الميزة من الحجم أو من scaffold.

$$\chi = \text{Utility}(1B \leftrightarrow 9B) - \max[\text{Utility}(1B\text{-only}), \text{Utility}(9B\text{-only})]$$

$\chi > 0$ تحت كلفة متساوية شرط لإثبات التكامل لا مجرد استعمال نموذجين.

لماذا غير متناظر؟

التناظر يهدر مزايا الحجمين: تشغيل 9B في كل تصنيف بسيط مكلف، وإجبار 1B على دمج مسألة بعيدة العلاقات قد يفشل. غير أن عدم التناظر لا يعني سلطة ثابتة؛ فالـ1B قد يكشف overthinking أو regression في 9B، وقد يحفظ policy اقتصادية أفضل. لذلك تُبنى العلاقة على role وdisagreement contracts وbidirectional transfer.

المسلمات

1. الاختلاف المفيد بين الحجمين أكبر من تشابه مخرجاتهما.
2. الـ1B يستطيع إنتاج قيمة علمية عبر كثرة العينات والسرعة حتى لو كانت دقته الفردية أقل.
3. الـ9B لا يُستخدم كحكم نهائي من دون verifier أو world closure.
4. التقطير يجب أن ينقل أيضًا uncertainty والفشل وحدود الصلاحية، لا الجواب فقط.
5. تبادل الأدوار وscale-fair evaluation ضروريان لمنع تحيز architecture لصالح الكبير.

آليات التطور المتبادل ومسار التدريب

THEORY IV · COEVOLUTION MECHANISMS

حلقة التطور

1B Exploration → Disagreement Mining → 9B Synthesis → External Verification → Bidirectional Distillation → Role-Swap Stress Test → Frontier Update

1. ينتج 1B عددًا كبيرًا من الفرضيات أو decompositions أو tool candidates بتكلفة منخفضة.
2. يستخرج Disagreement Quarry الحالات التي يختلف فيها الحجم أو الثقة أو المسار.
3. يحل 9B عينة مركزة ويولد تفسيرًا وcurriculum واختبارًا فاصلًا.
4. تُحسم الحالة بأداة أو verifier أو world effect لا بالتصويت الحجمي.
5. ينقل 9B إلى 1B التكامل الصحيح؛ وينقل 1B إلى 9B مسارات الاقتصاد وحالات الإفراط والفشل المتكرر.
6. تُختبر الأدوار المعكوسة: 1B كحكم و9B كمستكشف أو العكس، لقياس الاعتماد على scaffold.
7. يحدث Competence Frontier Tracker خريطة من يحل ماذا وتحت أي ميزانية.

الحدود

قد يصبح 1B ضعيفًا جدًا لتوليد اختلاف مفيد في مجالات معقدة، أو قد يكون 9B غير أقوى كفاية لقيادة curriculum. كما يمكن أن ينقل التقطير أخطاء مشتركة. لذلك تحتاج الحلقة إلى مصادر تحقق مستقلة ونماذج بديلة عند الإمكان. ولا تُعد زيادة throughput وحدها تعميمًا.

فرضيات فرعية

نتوقع أن يكون mining الخلاف أكثر كفاءة بيانات من تقطير عشوائي؛ وأن role swapping يكشف اعتمادًا خفيًا على prompts؛ وأن 1B سيحسن 9B في مقاييس الاقتصاد والمعايرة حتى عندما لا يحسن دقته الخام؛ وأن 9B سيحسن 1B في نقل العلاقات بعيدة المدى.

شرط الإبطال — إذا لم يتجاوز χ الصفر بعد احتساب FLOPs وlatency والتشغيل، أو إذا كان teacher→student البسيط يساوي coevolution، تُرفض دعوى التطور الثنائي وتبقى orchestration اختيارًا عمليًا فقط.

أدوات النظرية الرابعة - المجموعة أ

THEORY IV TOOLS · SET A

منسق مساعف للأدوار ثنائية الحجم (Moussaif Dual-Scale Role Orchestrator)

الحاجة: تحديد من يستكشف ومن يدمج ومن يتحقق في كل مهمة.

المدخلات: Task profile، ρ، cost، competence frontier، risk.

الإجراء: يعين roles ديناميكيًا ويحدد handoff وfallback وstop conditions.

المخرجات: Role Contract متساوي القيود وقابل للتدقيق.

الحدود: قد يثبت أدوارًا نمطية؛ يلزم role exploration دوري.

مقلع مساعف للخلافات (Moussaif Disagreement Quarry)

الحاجة: تحويل اختلاف المخرجات والثقة والمسارات إلى بيانات تدريب عالية القيمة.

المدخلات: إجابات traces ،1B/9B مختصرة، outcomes، confidence، tool calls.

الإجراء: يصنف الخلاف: معرفة، استدلال، أداة، معايرة، سلطة؛ ويرتب العينات بالقيمة.

المخرجات: Disagreement curriculum مع اختبارات فاصلة.

الحدود: الخلاف ليس دائمًا مفيدًا؛ قد يكون ضجيجًا متبادلًا يحتاج verifier.

جسر مساعف للتقطير ثنائي الاتجاه (Moussaif Bidirectional Distillation Bridge)

الحاجة: نقل القدرات والاقتصاد والفشل في الاتجاهين.

المدخلات: Trajectories موثقة، rationales مختصرة، failure labels، uncertainty.

الإجراء: يدرب 1B على التكامل الصحيح و9B على المسارات الاقتصادية والرفض والمعايرة.

المخرجات: Adapters/checkpoints مع provenance وtransfer report.

الحدود: قد يسبب homogenization وفقد التنوع؛ تُحفظ عينات خلاف غير محلولة.

أدوات النظرية الرابعة - المجموعة ب

THEORY IV TOOLS · SET B

متعقب مساعف لجبهة الكفاءة (**Moussaif Competence Frontier Tracker**)

الحاجة: معرفة أي حجم/ركيزة يحل أي فئة بأفضل تكلفة.

المدخلات: نتائج مهام، time drift، domains، errors، budgets.

الإجراء: يبني frontier متعددة الأهداف ويحدث routing priors.

المخرجات: خريطة competence-by-cost قابلة للاستعلام.

الحدود: الجبهة تتغير مع التحديثات والبيئة؛ لا تُعامل كحقيقة ثابتة.

منصة مساعف لاختبار تبادل الأدوار (**Moussaif Role-Swap Stress Harness**)

الحاجة: كشف ما إذا كان النجاح من الحجم أو من prompt/scaffold.

المدخلات: Role contracts، نفس الأدوات، ميزانيات معدلة، مهام ممثلة.

الإجراء: يعكس أدوار planner/critic/explorer ويقيس الانهيار المتوقع وغير المتوقع.

المخرجات: Role dependency report وتعديلات orchestration.

الحدود: قد يكون التبديل غير عادل إذا اختلفت واجهات النماذج؛ يلزم تطبيع.

مصفوفة مساعف للتقييم العادل بين الأحجام (**Moussaif Scale-Fair Evaluation Matrix**)

الحاجة: منع إعلان تفوق النظام الثنائي بسبب كلفة أعلى فقط.

المدخلات: safety، closure، success، API cost، memory، latency، tokens، FLOPs.

الإجراء: تقارن coevolution، distillation، ensemble، 9B، 1B على budgets متساوية ومتعددة.

المخرجات: Pareto matrix وقيمة χ مع فواصل ثقة.

الحدود: تقدير FLOPs عبر مزودين مختلفين صعب؛ يجب نشر طريقة المحاسبة.

المحصلة — المسؤولية موزعة: المنسق يحدد الدور، المقلع يجد المعرفة الحدية، الجسر ينقلها، المتعقب يحدث الجبهة، اختبار التبديل يهدم التحيز، والمصفوفة تثبت التكامل اقتصاديًا.

التكامل بين النظريات الأربع داخل MOUSSAIF9B/1B

INTEGRATION OF THE FOUR THEORIES

Δ capability → MACST placement → MSMRR routing → MCWCT closure → MADSC coevolution → promotion/demotion

لا تعمل النظريات كأربعة plugins مستقلة. قرار الإقامة يحدد ما يمكن للموجّه استدعاؤه، ومتجه الدقة يحدد مقدار الإغلاق المطلوب، ونتائج الإغلاق تنتج causal credit، والائتمان يغذي التطور بين 1B و9B، ثم تعود الخبرة إلى قرار الترقية. إذا فصلناها، قد يرقّي النظام قدرة لم تُغلق سببيًا، أو يستهلك 9B في مهمة كان يمكن أن تنجزها skill، أو ينسب نجاح أداة إلى الأوزان.

دور 1B/9B	الإغلاق	قرار الدقة	قرار الإقامة	السيناريو
1B يسترجع، 9B يحل التعارض.	تحقق مصدر وزمن.	token/segment منخفض.	Memory/RAG.	حقيقة متغيرة
1B ينفذ، 9B يولد/يراجع skill.	اختبار pre/postconditions.	task متوسط.	HyperSkill ثم Adapter.	إجراء متكرر
1B يستكشف فروعًا، 9B يدمج.	انتقالات حالة متعددة.	episode/model مرتفع.	Context+Loop+World model.	تخطيط جديد
9B يبلور، 1B يختبر الحدود.	holdout سببي ونسيان.	تصعيد محدود بعد التدريب.	Adapter ثم Weight.	قاعدة مستقرة واسعة
المجمان يقترحان، التنفيذ خارجي محكوم.	κ مرتفع + human gate.	دقة مرتفعة ومحكمة مستقلة.	Tool محكوم بلا دمج سريع.	فعل عالي الخطر

معادلة العمومية الوظيفية المقترحة

G = Transfer × PlacementQuality × ComputeEfficiency × CausalClosure × ScaleComplementarity × Reversibility − Noise

صيغة مفهومية: ارتفاع عامل واحد لا يعوض انهيار عامل قاتل، لذلك يمكن استعمال حاصل هندسي أو minimum gate في التنفيذ.

مبدأ أضعف حلقة

في المهام ذات الأثر، تُحسب الجودة النهائية كحد أدنى بين صحة القرار، وصلاحية الفعل، وجودة الرصد، وقابلية الرجوع. هذا يمنع معدلًا مرتفعًا من إخفاء بوابة أمان منهارة.

التصميم النهائي — MOUSSAIF9B/1B ليس checkpoint فقط، بل منظومة إقامة وتوجيه وإغلاق وتطور، ويجب أن تكون كل طبقة قابلة للاستئصال والقياس.

هندسة التدريب من 1B إلى 9B

TRAINING ARCHITECTURE FROM 1B TO 9B

المراحل الست

المرحلة	الهدف	المادة/الطريقة	بوابة العبور
0. Baseline	إنشاء 1B و9B/teacher baselines.	Pretraining نظيف + eval ثابت.	سجلات موارد ونتائج قابلة لإعادة الإنتاج.
1. Substrate Curriculum	تعليم اختيار prompt/RAG/skill/tool/adapter.	أمثلة متكافئة وcounterfactual placement.	تحسن Placement Efficiency.
2. Resolution Curriculum	تعليم ρ والتوقف والتصعيد.	مهام متفاوتة الصعوبة وcompute labels.	Performance-per-FLOP.
3. Closure Curriculum	تعلم توقع الحالة وربط الفعل والرصد.	بيئات رقمية قابلة للقياس + process feedback.	خفض false success.
4. Coevolution	خلافات وتقطير ثنائي وتبادل أدوار.	Disagreement mining + verified outcomes.	χ>0 تحت budget عادل.
5. Promotion	ضغط القدرات المستقرة إلى adapters/weights.	LoRA، continued pretraining، RLVR عند الملاءمة.	نقل + نسيان + rollback.

توزيع برامج التدريب

في نموذج 1B، ترفع الأولوية لبيانات القرار المعماري: متى يسترجع، متى يرفض، متى يصعد، كيف يكتشف التعارض، وكيف ينفذ أدوات ضيقة. وفي 9B، ترفع الأولوية لتكامل متعدد المجالات، وتوليد curricula، ونمذجة علاقات بعيدة، وحل الخلاف. تُشارك مجموعات الإغلاق والسلطة بينهما، لكن تختلف صعوبة الدور.

الخسارة المركبة

$$L = L_{LM} + \alpha L_{place} + \beta L_{route} + \gamma L_{state} + \delta L_{credit} + \eta L_{distill} + \zeta L_{forget} + \xi L_{authority}$$

يجب إجراء ablation للأوزان؛ لا تُجمع الخسائر من دون تحليل تعارض gradients.

ترتيب أقل تدخل

Prompt → Retrieval → Memory → Skill → Loop → Router Policy → Adapter → Preference/RL → Continued Pretraining → Full Retraining. الانتقال ليس ترتيب جودة، بل ترتيب كلفة وصعوبة رجوع. قد يتجاوز النظام بعض المراحل إذا كان الدليل قويًا والقدرة تأسيسية.

مبدأ بيانات التدريب — لا تُستخدم traces غير المحققة كذهب. تُعطى الأولوية للنتائج القابلة للتحقق، ومسارات الأدوات، وانتقالات الحالة، والخلافات التي تملك اختبارًا فاصلًا.

المصفوفة الجامعة للأدوات الأربع والعشرين

MASTER MATRIX OF THE 24 INSTRUMENTS

المخرج الرئيسي	العائلة	الأداة	الرمز
Placement Contract	إقامة	Capability Placement Compiler	T1-1
Update Mask	إقامة	Plasticity Budget Router	T1-2
Lineage Graph	إقامة	Capability Residency Ledger	T1-3
Promote/Demote	إقامة	Reversible Promotion Manager	T1-4
Pareto Matrix	إقامة	Cross-Substrate Equivalence Bench	T1-5
Rollback Alert	إقامة	Stability-Forgetting Sentinel	T1-6
ρ Vector	دقة	Resolution Demand Profiler	T2-1
Depth Map	دقة	Token-Depth Budgeter	T2-2
Causal Tiles	دقة	Segment Context Tiler	T2-3
Execution Path	دقة	Expert-Path Router	T2-4
Consensus/Dissent	دقة	Cross-Scale Merge Gate	T2-5
Marginal Effects	دقة	Resolution Ablation Observatory	T2-6
Transition Record	سببية	State-Transition Ledger	T3-1
Binding Graph	سببية	Action-Claim Binder	T3-2
Alternative Report	سببية	Counterfactual Rollout Court	T3-3
Observed Delta	سببية	Reality Delta Sensor	T3-4
Credit Vector	سببية	Causal Credit Allocator	T3-5
Accept/Escalate	سببية	Closure Threshold Monitor	T3-6
Role Contract	تطور جمعي	Dual-Scale Role Orchestrator	T4-1
Curriculum	تطور جمعي	Disagreement Quarry	T4-2
Transfer Artifacts	تطور جمعي	Bidirectional Distillation Bridge	T4-3
Cost Frontier	تطور جمعي	Competence Frontier Tracker	T4-4
Dependency Report	تطور جمعي	Role-Swap Stress Harness	T4-5
χ/Pareto	تطور جمعي	Scale-Fair Evaluation Matrix	T4-6

عقود التنفيذ المشتركة

كل أداة يجب أن تعلن: schema المدخلات، version، المالك، metrics، provenance، failure signature، timeout، permissions، preconditions، وسياسة rollback. الأدوات التي لا تملك هذه الحقول لا تدخل Kernel production ولو كان وصفها نظريًا قويًا.

قاعدة الدمج — يمكن تنفيذ الأدوات كخدمات منفصلة في البحث، ثم ضغط الأدوات المتكررة إلى Router أو Adapter بعد ثبات أثرها؛ لا يبدأ المشروع بـmonolith.

المقاييس والمؤشرات السبعة

SEVEN EVALUATION INDICES

1. مؤشر كفاءة إقامة القدرة **CPE**: نسبة المنفعة متعددة الأهداف للموضع المختار إلى أفضل موضع معروف بعد التجربة. المؤشرات الفرعية: نجاح، latency، كلفة تحديث، نسيان، رجوع.
2. مؤشر كفاءة الدقة والحساب **RCE**: التحسن فوق baseline لكل وحدة FLOP/token/latency. المؤشرات الفرعية: Performance gain ÷ marginal compute.
3. نسبة الإغلاق السببي **CCR**: مدى تطابق الانتقال المتوقع والمشاهد مع ائتمان ومصدر وسلطة. المؤشرات الفرعية: Match، attribution، authorization، observability.
4. مؤشر التكامل ثنائي الحجم **DSCI**: قيمة التعاون فوق أفضل نموذج منفرد تحت الميزانية نفسها. المؤشرات الفرعية: χ مع فواصل ثقة.
5. درجة اللدونة الرجوعية **RPS**: مقدار التعلم الجديد الذي يمكن خفضه أو عزله دون كسر مهارات محفوظة. المؤشرات الفرعية: Rollback success، residual drift.
6. وفاء أثر العالم **WEF**: مدى اتصال النتيجة النصية بتغير خارجي قابل للقياس. المؤشرات الفرعية: sensor reliability، Outcome audit.
7. العمومية لكل كلفة **GpC**: النقل عبر مهام/أدوات/زمن مقابل موارد التدريب والاستدلال. المؤشرات الفرعية: Transfer breadth × retention ÷ total cost.

$$\text{Score_total} = \text{GeometricMean}(\text{CPE}, \text{RCE}, \text{CCR}, \text{DSCI}, \text{RPS}, \text{WEF}, \text{GpC})$$

الحاصل الهندسي يمنع تعويض انهيار بوابة حاسمة بارتفاع مقياس آخر؛ في المهام عالية الخطر يمكن استعمال min-gate.

تصميم التقييم

1. مجموعات معرفة متغيرة لاختبار موضع الذاكرة.
2. مهام استدلال متفاوتة الصعوبة لاختبار ρ.
3. بيئات برمجية أو محاكاة لها state transitions واضحة.
4. مهام طويلة الأفق مع فشل أدوات وانقطاع سياق.
5. اختبارات نسيان بعد كل ترقية.
6. توزيعات بعيدة اللغة والمجال والزمن.
7. حساب تكلفة كامل: تدريب، monitoring، tool calls، memory، inference.

تحذير القياس — لا توجد أرقام معيارية جاهزة لهذه المؤشرات؛ يجب معايرتها ونشر raw metrics، لا اختزالها في score واحد فقط.

الفرضيات البحثية الثماني عشرة

EIGHTEEN RESEARCH HYPOTHESES

الفرضية	الرتبة
H1: سياسة الإقامة المتكيفة تقلل الكلفة الكلية عند مستوى نجاح ثابت مقارنة بسياسة weight-only.	قوية
H2: الترقية المرحلية تخفض النسيان مقارنة بتحديث مباشر مكافئ في البيانات.	قوية
H3: التوجيه متعدد الدقة يحسن performance-per-FLOP على مهام متفاوتة الصعوبة.	قوية
H4: الإغلاق السببي يخفض false-success memory updates في مهام الأدوات.	قوية
H5: disagreement mining ينتج بيانات أكثر فائدة من distillation العشوائي عند نفس الحجم.	قوية
H6: 1B كمستكشف و9B كمدمج يتفوقان على استخدام 9B وحده تحت budget متساوٍ.	متوسطة
H7: حفظ provenance في Residency Ledger يقلل زمن root-cause analysis.	متوسطة
H8: Context Tiling يحسن الاستدعاء الطويل مقارنة بحشو نافذة أكبر عند نفس tokens الفعالة.	متوسطة
H9: Action-Claim Binding يقلل tool misuse حتى دون تحسين دقة الإجابة.	متوسطة
H10: Role-Swap testing يكشف regressions لا تظهر في benchmark ثابت.	متوسطة
H11: التقطير من 1B إلى 9B يحسن الاقتصاد والمعايرة أكثر من الدقة الخام.	متوسطة
H12: بعض القدرات المركبة تستفيد من إقامة موزعة أفضل من ركيزة واحدة.	ضعيفة
H13: مؤشر CCR يتنبأ باستدامة الذاكرة أفضل من success rate.	ضعيفة
H14: متجه ρ قابل للنقل بين مجالات إذا مثّل بنية الصعوبة لا موضوعها.	ضعيفة
H15: الترقية إلى base weights تصبح نادرة عندما تعمل skills/adapters بكفاءة.	ضعيفة
H16: اختلاف المجمين قد يكوّن curriculum ذاتيًا يوسع الجبهة باستمرار.	تخمينية خصبة
H17: قرار الإقامة نفسه يمكن أن يصبح capability عامة قابلة للتقطير.	تخمينية خصبة
H18: العمومية الوظيفية الأعلى تظهر من تنسيق الركائز والإغلاق أكثر من توسيع checkpoint وحده ضمن نطاق 1B-9B.	تخمينية خصبة

ترتيب الاختبار

أولوية الاختبار: H1–H5 أولًا، ولا تُبحث H16–H18 قبل أثر هامشي مثبت للأدوات.

التنبؤات الفارقة وتصاميم الاستئصال

DIFFERENTIAL PREDICTIONS AND ABLATIONS

التنبؤ الفارق	الرمز
في بيانات سريعة التغير، memory/skill ستتفوق على weight update في الدقة الزمنية والرجوع؛ نموذج scale-only لا يتنبأ بميزة منهجية للموضع.	P1
عند تباين صعوبة الأسئلة، MSMRR سيوفر compute أكثر من fixed-depth مع الحفاظ على الأداء؛ MoE ثابت لا يكفي.	P2
في مهام tool use، سيكشف CCR نجاحات زائفة لا يميزها outcome score.	P3
حذف Counterfactual Court سيزيد causal misattribution حتى إذا بقي النجاح النهائي قريبًا.	P4
خلافات 1B/9B ذات ثقة عالية متضادة ستكون أعلى قيمة تدريبية من العينات المتفقة.	P5
تبادل الأدوار سيخفض الأداء في فئات محددة لا في كل المهام؛ إذا انهار كل شيء فالتنسيق هش لا متخصص.	P6
التقطير ثنائي الاتجاه سيحسن calibration للـ9B ومسارات التكلفة للـ1B مقارنة باتجاه واحد.	P7
بعد نضج السجل، نسبة التحديثات التي تصل إلى base weights ستنخفض بينما ترتفع القدرات القابلة للتعديل.	P8
المقياس المركب G سيتنبأ بالنقل طويل الأفق أفضل من benchmark accuracy منفردة.	P9

Ablation Matrix

توقيع الفشل المتوقع	السؤال	الاستئصال
ارتفاع النسيان أو latency أو صعوبة الرجوع.	هل يكفي stack ثابت؟	MACST−
هدر compute أو عجز في العقد الصعبة.	هل تكفي ميزانية موحدة؟	MSMRR−
ذاكرة ملوثة وائتمان خاطئ.	هل يكفي النجاح؟	MCWCT−
انخفاض sample efficiency أو χ.	هل يكفي 9B وحده أو distill؟	MADSC−
توجيه منتشر بلا أولوية.	هل السؤال الحاكم ضروري؟	Q-MCD−
تراكم أخطاء واستقرار زائف.	هل يمكن التعلم بلا هدم ورجوع؟	Court/SRM−

قاعدة النتيجة — أي تنبؤ يفسره كل نموذج ليس فارقًا. يجب نشر الحالات التي يفشل فيها النموذج المقترح، لا متوسطاته فقط.

محكمة الهدم: أقوى اثني عشر اعتراضًا

FALSIFICATION COURT · TWELVE STRONG OBJECTIONS

1. إعادة تسمية: الركائز هي prompt/RAG/LoRA/tools المعروفة. الجواب: الجديد يجب أن يثبت في قرار الانتقال ومؤشراته، وإلا يسقط ادعاء النظرية.
2. تضخم معماري: 24 أداة قد تزيد الأخطاء. التعديل: minimum causal path وأدوات تُفعل بتوقيع فشل فقط.
3. **Router** غير موثوق: قرار الموضع أو الدقة أصعب من المهمة. التعديل: policies بسيطة، exploration، وإمكان تجاوز router.
4. سببية زائفة: counterfactuals في العالم المفتوح غير حاسمة. التعديل: درجات إسناد وتصريح بعدم الحسم.
5. كلفة **instrumentation**: السجلات والمحاكم قد تستهلك أكثر من 9B بسيط. التعديل: قياس overhead وإلغاء النظرية في المهام الرخيصة.
6. تحيز لمشروع مساعف: الأسماء قد تخفي سبقًا معرفيًا. التعديل: ربط كل مكون بأدبياته وفصل الدمج عن الجدة.
7. **1B** ضعيف: قد لا ينتج خلافًا مفيدًا. التعديل: استعماله في أدوار تناسبه، أو اختيار حجم أصغر/أكبر تجريبيًا.
8. **9B** غير عام: التكامل بين حجمين صغيرين نسبيًا لا يثبت AGI. القبول: الورقة AGI-oriented فقط.
9. الترقية الخطية وهم: قد لا تسير القدرة context→weight. التعديل: graph انتقال لا سلم إلزامي.
10. المقاييس مركبة ذاتيًا: CPE وCCR قد تعكسان تعريف النظرية. التعديل: raw metrics وتقييم خارجي وأهداف غير مشتقة منها.
11. التقطير يقتل التنوع: الاتجاهان قد يوحدان الأخطاء. التعديل: حفظ teachers، dissent متعددة، واختبار OOD.
12. الأمان ليس مضمونا: Action Binder لا يمنع كل سوء استعمال. التعديل: فصل governance runtime عن النموذج وhuman override.

حكم المحكمة — لا يوجد اعتراض قاتل منطقيًا قبل التنفيذ، لكن اعتراض الكلفة والسببية والجدة يمكن أن يخفض المشروع من "نظرية معمارية" إلى "إطار إدارة" إذا لم تظهر نتائج مستقلة. لذلك تُعدل الدعوى ولا تُحمى بالاسم.

النسخة المعدلة بعد الهدم والبرنامج البحثي

REVISED MODEL AND RESEARCH PROGRAM

ما الذي تغير؟

1. استبدل ادعاء "المعمارية العامة" بفرضية أن الفائدة تعتمد على فئات مهام ذات تغير أو أدوات أو أفق أو خطر.
2. تحولت دورة الترقية من سلم خطي إلى graph يسمح بالقفز والتراجع والإقامة المركبة.
3. أصبح الإغلاق السببي متعدد الدرجات لا بوابة ثنائية.
4. أضيف مبدأ أقل مسار سببي كافٍ لتقليل التضخم.
5. أصبح χ شرطًا اقتصاديًا لإثبات قيمة نظام المجمين.
6. فُصلت المقاييس الخام عن score المركب، وأُلزم التقييم الخارجي.
7. قُيدت نسبة AGI إلى "AGI-oriented research architecture".

خطة سنة واحدة

ربع 1: تنفيذ Ledger وPlacement Compiler وbaselines ثابتة على نموذج ~1B. ربع 2: بناء Resolution Profiler وبيئات tool-use ذات state واضح. ربع 3: تشغيل Closure instruments وجمع disagreement مع نموذج أكبر متاح. ربع 4: تدريب adapters صغيرة، إجراء ablations، نشر تقرير موارد ونتائج سلبية.

خطة ثلاث سنوات

توسيع المجالات واللغات، تدريب نموذج فعلي أقرب إلى 9B إذا توفرت الموارد، مقارنة Transformer/SSM/hybrid، تطوير causal credit، وإتاحة benchmark مفتوح لقرار الإقامة والإغلاق والتكامل المجمي. يجب أن ينتج كل عام release للكود والبيانات وورقة نقدية مستقلة.

خطة عشر سنوات

تحويل البرنامج إلى مختبر معماريات متعددة الركائز، وبناء سجل قدرات عابر للنماذج، واختبار نقل السياسات إلى الروبوتات والأنظمة العلمية والبرمجية، وتطوير معيار دولي لworld-effect evaluation والرجوع. المدرسة لا تقوم بعدد المصطلحات، بل بتراكم تجارب يعيد الآخرون إنتاجها أو يهدمونها.

نواة Knowledge Base

Capability {id, definition, substrate, version, evidence, tests, authority, cost, failure_signatures, rollback, dependencies}

العلاقات: capability_resides_in substrate؛ promoted_by evidence؛ invalidated_by test؛ routed_by ρ؛ executed_by skill/tool؛ causes transition؛ challenged_by objection؛ transferred_between model_scales. القواعد: إذا غاب provenance لا ترقية؛ إذا CCR منخفض لا حفظ دائم؛ إذا χ≤0 لا اعتماد للنظام الثنائي؛ إذا زاد forgetting تُخفض القدرة.

الخاتمة وسجل البناء وتقييم الجودة

CONCLUSION, CONSTRUCTION LOG, AND QUALITY AUDIT

ماذا أصبح لدينا؟

أصبح لدينا إطار معماري محدد لا يساوي AGI بالحجم: قدرة تُعرف وتوضع، حساب يُخصص عند مستوى الصعوبة، فعل يُغلق على تغير في العالم، وحجمان يتطوران عبر اختلاف وظيفي موثق. النظريات الأربع لا تلغي MCD/Q-MCD/HAKIM-MCD؛ بل تنزلها إلى قرارات جديدة: أين، وكم، وهل وقع، ومن تعلم من من. والأدوات الأربع والعشرون تحول هذه الأسئلة إلى artifacts قابلة للكود والاختبار.

سجل البناء المعرفي

السجل الظاهر	البند
القدرة يمكن فصلها نسبيًا عن ركيزة إقامتها.	الافتراض المركزي
أدبيات الحساب الشرطي، world models، distillation، LoRA، tools، RAG.	المادة الصلبة
أي ربط مباشر بين هذه المعمارية وتحقيق AGI.	المادة المخفضة
Scale-and-Scaffold؛ Modular Agent Stack.	النماذج البديلة
النموذج المقترح يولد اختبارات موضع وسببية وحجم لا يوفرها البديلان معًا.	سبب الاختيار
قياس causal attribution وoverhead الأدوات.	أضعف حلقة
تحويل موضع القدرة والتكامل بين الأحجام إلى متغيرين قابلين للاختبار.	أقوى اختراق
Benchmark صغير لقرار الإقامة والإغلاق على 1B مع أدوات رقمية.	أول بحث
مواصفات برمجية + dataset + ablation report + نموذج 1B prototype.	النسخة القادمة

اختبار الجودة

بعد التحسين	قبل التحسين	المعيار
10/10	8/10	حفظ النسب وعدم الضياع
5/5	4/5	الوضع الأنطولوجي
10/10	8/10	مراتب المعرفة
9/10	8/10	تصفية المادة
10/10	8/10	خريطة المتغيرات
9/10	8/10	النماذج المتنافسة
14/15	11/15	أصالة النظرية
10/10	8/10	قابلية الاختبار
10/10	8/10	محكمة الهدم
5/5	4/5	الأدوات والمقاييس
5/5	4/5	غياب الحشو
97/100	79/100	المجموع

الخلاصة التأسيسية: تتحول الشبكة إلى مساهمة علمية فقط إذا ربحت أو خسرت أمام تجارب قابلة للتكرار.

المراجع المختارة

SELECTED PRIMARY REFERENCES

[1] Vaswani, A. et al. (2017). Attention Is All You Need. arXiv:1706.03762.

[2] Graves, A. (2016). Adaptive Computation Time for Recurrent Neural Networks. arXiv:1603.08983.

[3] Dehghani, M. et al. (2018). Universal Transformers. arXiv:1807.03819.

[4] Shazeer, N. et al. (2017). Outrageously Large Neural Networks: The Sparsely-Gated Mixture-of-Experts Layer. arXiv:1701.06538.

[5] Fedus, W., Zoph, B., Shazeer, N. (2021/2022). Switch Transformers. arXiv:2101.03961.

[6] Zoph, B. et al. (2022). ST-MoE: Designing Stable and Transferable Sparse Expert Models. arXiv:2202.08906.

[7] Raposo, D. et al. (2024). Mixture-of-Depths: Dynamically Allocating Compute in Transformer-Based Language Models. arXiv:2404.02258.

[8] Gu, A., Dao, T. (2023/2024). Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces. arXiv:2312.00752.

[9] Sun, Y. et al. (2023). Retentive Network: A Successor to Transformer for Large Language Models. arXiv:2307.08621.

[10] Lewis, P. et al. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. arXiv:2005.11401.

[11] Borgeaud, S. et al. (2021/2022). Improving Language Models by Retrieving from Trillions of Tokens. arXiv:2112.04426.

[12] Wu, Y. et al. (2022). Memorizing Transformers. arXiv:2203.08913.

[13] Hu, E. et al. (2021). LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. arXiv:2106.09685.

[14] Kirkpatrick, J. et al. (2016/2017). Overcoming Catastrophic Forgetting in Neural Networks. arXiv:1612.00796.

[15] Wei, J. et al. (2022). Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models. arXiv:2201.11903.

[16] Yao, S. et al. (2022/2023). ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models. arXiv:2210.03629.

[17] Schick, T. et al. (2023). Toolformer: Language Models Can Teach Themselves to Use Tools. arXiv:2302.04761.

[18] Yao, S. et al. (2023). Tree of Thoughts: Deliberate Problem Solving with Large Language Models. arXiv:2305.10601.

[19] Shinn, N. et al. (2023). Reflexion: Language Agents with Verbal Reinforcement Learning. arXiv:2303.11366.

[20] Snell, C. et al. (2024). Scaling LLM Test-Time Compute Optimally Can Be More Effective than Scaling Model Parameters. arXiv:2408.03314.

[21] DeepSeek-AI et al. (2025). DeepSeek-R1: Incentivizing Reasoning Capability in LLMs via Reinforcement Learning. arXiv:2501.12948.

[22] Hsieh, C.-Y. et al. (2023). Distilling Step-by-Step! arXiv:2305.02301.

[23] Wortsman, M. et al. (2022). Model Soups: Averaging Weights of Multiple Fine-Tuned Models Improves Accuracy without Increasing Inference Time. arXiv:2203.05482.

[24] Schrittwieser, J. et al. (2019/2020). Mastering Atari, Go, Chess and Shogi by Planning with a Learned Model. arXiv:1911.08265.

[25] Hafner, D. et al. (2023). Mastering Diverse Domains through World Models. arXiv:2301.04104.

[26] Park, J. S. et al. (2023). Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior. arXiv:2304.03442.

[27] Wang, G. et al. (2023). Voyager: An Open-Ended Embodied Agent with Large Language Models. arXiv:2305.16291.

[28] Lightman, H. et al. (2023). Let's Verify Step by Step. arXiv:2305.20050.

مراجع البرنامج المساعفي الداخلية

MCD؛ Q-MCD؛ HAKIM-MCD؛ MCAI؛ MICAGFI/AGI Fattah؛ KB-as-OS/M-HKOS؛ HyperSkills؛ Bounded HyperLoops؛ Sparse HyperRouting؛ World-Effect؛ Loop؛ Self-Reconstruction Memory؛ Moussaif1B Runtime Kernel؛ MOUSSAIF9B AGI-Oriented Training Stack. تُعامل هذه المواد ككorpus نظري داخلي يحتاج إحالات إصدارات نهائية عند النشر الأكاديمي.