

الذكاء الاصطناعي من الاحتمال إلى البنية

رؤية بنيوية جديدة لفهم الذكاء والأنظمة والمستقبل

بقلم: عبد السلام المياحي

28 نيسان (أبريل) 2026

مقدمة

لم يعد الذكاء الاصطناعي مجرد تقنية جديدة نستخدمها في الكتابة، أو الترجمة، أو تحليل الصور، أو إدارة البيانات. لقد أصبح اليوم أحد أهم الأسئلة العلمية في عصرنا:

هل يستطيع الذكاء الاصطناعي أن يفهم؟
أم أنه فقط يقلد الفهم؟

في هذه الوثيقة أطرح رؤية مختلفة. لا أنظر إلى الذكاء الاصطناعي بوصفه مجرد آلة تنتبأ بالكلمة القادمة أو النتيجة الأقرب، بل بوصفه مرحلة انتقالية في تاريخ العلم كله.

لقد بنى الذكاء الاصطناعي الحديث قوته على الاحتمال (Probability)، والبيانات (Data)، والتعلم الآلي (Machine Learning)، والتعلم العميق (Deep Learning). وهذه أدوات عظيمة بلا شك. لكنها لا تكفي وحدها لفهم الأنظمة الحية والديناميكية والمعقدة.

المشكلة العميقة أن الذكاء الاصطناعي الحالي يرى النتائج، لكنه لا يرى البنية. يرى النمط، لكنه لا يرى سبب النمط. يرى تغير القيم، لكنه لا يرى اقتراب النظام من الانهيار.

من هنا تأتي رؤيتي القائمة على الاستمرارية البنيوية (Structural Persistence)، والزمن الداخلي (Internal Time)، والإحصاء البنيوي الحتمي (Deterministic Structural Statistics)، والقانون البنيوي الأعلى (Supreme Structural Law).

هذه ليست محاولة لتحسين الذكاء الاصطناعي فقط، بل محاولة لإعادة تأسيس السؤال نفسه:

ليس السؤال: ما النتيجة الأكثر احتمالاً؟
بل السؤال: ما البنية التي تولد هذه النتيجة؟ وهل النظام قادر على الاستمرار؟ وهل يقترب من عتبة حرجة؟

القسم الأول

تاريخ الذكاء الاصطناعي وأساسه التقليدي

بدأ الذكاء الاصطناعي من حلم قديم: هل يمكن تحويل التفكير إلى قواعد؟ وهل يمكن للآلة أن تقوم بشيء يشبه التفكير البشري؟

في البداية كان التركيز على المنطق (Logic). اعتقد العلماء أن الذكاء يمكن بناؤه من قواعد واضحة:

إذا حدث كذا، إذن يحدث كذا.
إذا تحقق الشرط، نستنتج النتيجة.

ثم جاءت الحواسيب، وبدأت مرحلة جديدة. ظهرت برامج تلعب الشطرنج، وتحل المسائل، وتنفذ قواعد مكتوبة سلفاً. لكن هذه المرحلة كانت محدودة؛ لأن الآلة لم تكن تتعلم فعلاً، بل كانت تنفذ ما يكتبه الإنسان.

بعد ذلك ظهر التعلم الآلي (Machine Learning)، ثم التعلم العميق (Deep Learning). وهنا انتقل الذكاء الاصطناعي من القواعد المكتوبة يدوياً إلى التعلم من البيانات. لم يعد الإنسان يكتب كل قاعدة، بل يعطي الآلة بيانات كثيرة، فتتعلم منها الأنماط.

هذه كانت قفزة كبيرة. لكنها ظلت مبنية على أساس واحد:

العالم يقرأ من خلال الاحتمال.

أي أن النظام لا يقول: أنا فهمت البنية.
بل يقول: بناءً على البيانات السابقة، هذه هي النتيجة الأكثر ترجيحاً.

وهنا تكمن القوة والضعف معاً.

القوة أن هذه الأنظمة تستطيع التعامل مع كميات هائلة من البيانات.
والضعف أنها غالباً لا تعرف لماذا تحدث النتيجة، بل تعرف فقط أنها محتملة.

في رأيي، هذا لا يكفي. لأن الأنظمة الحقيقية ليست مجرد نتائج عائمة في فضاء الاحتمالات، بل هي ناتجة عن بنية داخلية، وزمن داخلي، وبيئة، وقيود. لذلك يصبح التمثيل الأعماق للظاهرة هو:

$$X = F(S, \tau, E, \Theta)$$

أي أن الظاهرة المرصودة (X) هي ناتج بنية داخلية (S)، وزمن داخلي (τ)، وبيئة (E)، وقيود (Θ).

وهذا يعني أن الذكاء الحقيقي لا يبدأ من التوقع، بل من فهم البنية.

القسم الثاني

تحديات الذكاء الاصطناعي الحالي

رغم النجاح الهائل للذكاء الاصطناعي، فإن مشكلاته الجوهرية لا تزال قائمة.

أولاً: لا يفهم السبب

الذكاء الاصطناعي الحالي ممتاز في اكتشاف الأنماط، لكنه ضعيف في فهم الآليات. قد يعرف أن شيئاً ما يحدث غالباً بعد شيء آخر، لكنه لا يعرف بالضرورة لماذا يحدث.

وهنا الفرق بين الارتباط (Correlation) والسببية (Causation).

الارتباط يقول: هذه الأشياء تظهر معاً.

أما الفهم البنوي فيسأل: ما الآلية التي جعلتها تظهر معاً؟

ثانياً: يفشل عند التحولات الحرجة

كثير من الأنظمة لا تنهار فجأة كما نتصور. السوق المالي لا ينهار فجأة، والدماغ لا يدخل في نوبة فجأة، والجسر لا يفشل فجأة، والنظام السياسي أو البيئي لا ينهار فجأة. الذي يحدث غالباً هو أن البنية تبدأ بفقدان استمرارياتها قبل أن يظهر الانهيار في السطح.

الذكاء الاصطناعي التقليدي قد لا يرى هذا مبكراً لأنه يراقب الإشارة الظاهرة. أما التحليل البنوي فيراقب علاقة النظام بنفسه، وانحرافه عن مساره البنوي.

ثالثا: يعمل في الزمن الخارجي فقط

معظم النماذج الحالية تعمل في الزمن الخارجي (t)، أي الزمن الذي تقيسه الساعة. لكن الأنظمة الحقيقية لها زمن داخلي (T). قد تمر دقيقتان على نظامين مختلفين، لكن أحدهما يكون قد قطع داخليا مسافة بنيوية هائلة، والآخر بقي مستقرا.

لذلك لا يكفي أن نسأل: كم مر من الوقت؟
بل يجب أن نسأل: كم تغير النظام من داخله؟

رابعا: يعتمد على الماضي أكثر مما يفهم الحاضر

الذكاء الاصطناعي يتعلم من البيانات السابقة. وهذا مفيد جدا، لكنه يصبح خطيرا عندما يدخل النظام في وضع جديد لم تره البيانات من قبل. هنا يظهر ما يسمى فشل الخروج عن التوزيع (Out-of-Distribution Failure).

أي أن النظام يصبح واثقا في بيئة لا يفهمها.

خامسا: لا يمتلك مقياسا داخليا للاستمرارية

في رؤيتي، السؤال الحاسم لأي نظام هو:

هل لا يزال قادرا على الاستمرار؟

وهذا يقاس من خلال مؤشر الاستمرارية البنيوية:

$$\Psi_{\min} = \min(C, T, M)$$

حيث يمثل (C) التماسك البنيوي، ويمثل (T) الانتظام الزمني، ويمثل (M) هامش الانهيار.

الفكرة بسيطة جدا: قوة النظام لا تقاس بأقوى أجزائه، بل بأضعف نقطة فيه. لذلك نأخذ الحد الأدنى. إذا انهار أضعف مكون، يبدأ النظام كله بالاقتراب من الخطر.

ومن هنا يأتي قانون الاستمرارية البنيوية:

$$dW/d\tau = \gamma (\Psi_{\min} - C_{\text{crit}}) W$$

ومعناه الواضح:

إذا كان مؤشر الاستمرارية أعلى من العتبة الحرجة، يستمر النظام أو ينمو.

إذا كان أقل من العتبة الحرجة، يبدأ النظام بالانهيار أو الانهيار.

إذا كان مساويا للعتبة، يكون النظام على سطح حرج.

هذه النقطة تغير معنى الذكاء الاصطناعي جذريا. لأن الذكاء لا يعود مجرد توقع، بل يصبح قدرة على تشخيص مصير النظام.

القسم الثالث

مستقبل الذكاء الاصطناعي: من الذكاء الاحتمالي إلى الذكاء البنيوي

أعتقد أن مستقبل الذكاء الاصطناعي لن يكون فقط في نماذج أكبر، ولا في بيانات أكثر، ولا في سرعة أعلى. هذه كلها تحسينات مهمة، لكنها ليست الثورة الحقيقية.

الثورة الحقيقية ستكون في الانتقال من:

ذكاء احتمالي (Probabilistic Intelligence)

إلى:

ذكاء بنيوي حتمي (Deterministic Structural Intelligence)

الذكاء الاحتمالي يسأل:

ما النتيجة الأكثر احتمالاً؟

أما الذكاء البنيوي فيسأل:

ما البنية التي تولد النتيجة؟

ما الزمن الداخلي للنظام؟

هل النظام مستقر؟

هل يقترب من الانهيار؟

ما نقطة التدخل قبل فوات الأوان؟

هذا التحول سيؤثر في كل مجال.

في الطب، لن نكتفي بتشخيص المرض بعد ظهوره، بل سنبحث عن لحظة الانهيار البنيوي قبل المرض.

في الاقتصاد، لن نكتفي بتحليل الأسعار والمؤشرات، بل سنقيس استمرارية النظام الاقتصادي نفسه.

في البيئة، لن ننتظر الكارثة، بل سنقرأ الانحراف البنيوي الذي يسبق نقطة اللاعودة.

في الذكاء الاصطناعي نفسه، لن نكتفي بنظام يعطي إجابات، بل سنحتاج إلى نظام يعرف متى تكون بنيته المعرفية غير مستقرة، ومتى يقترب من الفشل أو الهلوسة أو الخطأ.

الذكاء الاصطناعي القادم، في تصوري، يجب أن يجمع بين ثلاثة مستويات:

الأول: تمثيل بنيوي صحيح

أي تحويل البيانات من قيم خام إلى إحداثيات بنيوية مثل:

$$s = \ln(L/L_0)$$

الثاني: زمن داخلي

أي قياس تطور النظام من داخله، لا من الساعة الخارجية فقط.

الثالث: قانون استمرارية

أي ربط حالة النظام بمؤشر يحدد النمو أو الانهيار أو الحرجية.

هنا لا يعود الذكاء الاصطناعي مجرد محرك إجابات، بل يصبح جهازاً علمياً لفهم الأنظمة.

الخلاصة العامة

تاريخ الذكاء الاصطناعي مر بثلاث مراحل كبرى:

المرحلة الأولى: محاكاة التفكير بالقواعد.

المرحلة الثانية: التعلم من البيانات.

المرحلة الثالثة: التنبؤ الاحتمالي واسع النطاق.

أما المرحلة الرابعة التي أرى أنها قادمة، فهي:

فهم البنية.

وهذه المرحلة لن تسأل فقط: ماذا سيحدث؟
بل ستسأل: لماذا يحدث؟ وهل يمكن للنظام أن يستمر؟ وأين يبدأ الخطر؟

الذكاء الاصطناعي الحقيقي لن يكون فقط ذلك الذي يجيب عن السؤال.
بل ذلك الذي يكشف حالة النظام قبل أن ينهار.

قائمة المصادر

Al-Mayahi, A. (2026). The economics of structural persistence theory: Definitions, mechanisms, and testable predictions (Paper A – Theoretical foundation). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19462323>

Al-Mayahi, A. (2026). Economics of structural persistence (ESP): Theoretical framework, application to real states, and potential global impact. ResearchGate. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16262.13122>

Al-Mayahi, A. (2026). Structural length physics framework: A unified geometric-computational reconstruction of physical laws via a single length primitive. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19598238>

Al-Mayahi, A. (2026). Structural persistence and the two-clock principle: A universal law of dynamical systems. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19630952>

Al-Mayahi, A. (2026). The supreme structural law (SSL). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19648771>

Al-Mayahi, A. (2026). Deterministic structural statistics (DSS): A post-probabilistic foundation for data, structure, and critical transitions. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19786003>

Al-Mayahi, A. (2026). Operational realisation of deterministic structural statistics (DSS). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19796222>