

Théorie Unifiée et Modélisation Algorithmique du Cerveau Humain pour une Architecture d'Intelligence Artificielle Générale (ACPH)

Ce rapport présente une théorie structurée et un pseudo-code complets pour une architecture cognitive destinée à l'Intelligence Artificielle Générale (IAG), nommée l'Architecture Cognitivo-Prédicitive Hybride (ACPH). L'ACPH est élaborée par la synthèse de cadres neuroscientifiques et computationnels établis, incluant les architectures cognitives classiques (ACT-R, Soar), les modèles de neurosciences computationnelles (Mémoire Temporelle Hiérarchique, Codage Prédicatif) et les mécanismes de contrôle exécutif (Global Workspace Theory, Actor-Critic).

I. Théorie Unifiée de la Structure Cognitive Humaine (Macro-Architecture)

1. L'Impératif de l'IAG Bio-Inspirée et le Modèle Neuro-Symbolique Hybride

Le développement d'une IAG pleinement fonctionnelle exige l'unification des capacités d'apprentissage continu et de perception (connexionniste) avec les capacités de planification et de raisonnement abstrait (symbolique). Les architectures historiques, bien que fondatrices, ont démontré la nécessité d'une intégration plus profonde avec les principes biologiques du cerveau.

1.1. Le Cadre Théorique de l'Intelligence Générale : Fondations et Limites

Des architectures cognitives générales comme Soar et ACT-R fournissent le point de départ pour l'AGI en définissant les blocs computationnels nécessaires à la réalisation de l'éventail complet des capacités cognitives humaines, notamment la prise de décision, la résolution de problèmes et la planification.¹

L'architecture Soar repose sur l'Hypothèse de l'Espace Problème (*Problem Space Hypothesis*). Une hypothèse essentielle de Soar est que si la connaissance pour sélectionner ou appliquer un opérateur est incomplète ou incertaine, une *impasse* survient, ce qui force l'architecture à créer automatiquement un sous-état (*substate*) pour résoudre le problème.¹ L'apprentissage dans Soar se produit par un mécanisme de *chunking* qui compile le traitement effectué dans le sous-état en règles de production. Ces règles apprises se déclenchent automatiquement dans des situations similaires, convertissant ainsi le raisonnement complexe en traitement réactif et automatique.¹

L'architecture ACT-R, inspirée par les travaux d'Allen Newell, structure la connaissance humaine en deux formes irréductibles : le savoir déclaratif (représenté par des *chunks* vectoriels) et le savoir procédural (représenté par des règles de production).² La cognition dans ACT-R se déroule comme une succession de déclenchements de productions. Le système interne recherche une règle de production correspondant à l'état actuel des tampons (*buffers*), et une seule production est exécutée, modifiant l'état du système.² Ce cadre postule une rationalité dans le comportement humain, visant à maximiser la récompense et minimiser les coûts, évoquant la théorie du contrôle optimal stochastique.³

1.2. La Nécessité de la Fusion Neuro-Symbolique

Les avancées récentes dans l'apprentissage profond, notamment les Grands Modèles de Langage (LLMs), ont révélé les limites des systèmes purement connexionnistes lorsqu'il s'agit de raisonnement formel. Une analyse des performances des LLMs montre que leur comportement s'apparente davantage à un système sophistiqué de comparaison de motifs (*pattern matching*) qu'à une véritable logique formelle.⁴ La performance des LLMs sur des tâches de raisonnement mathématique peut fluctuer considérablement suite à de petites modifications des variables numériques dans les questions, indiquant une reproduction probabiliste du raisonnement plutôt qu'une exécution symbolique intrinsèque.⁴

Pour atteindre la robustesse et la généralité nécessaires à l'AGI, l'ACPH opère une fusion neuro-symbolique.⁵ Cette approche combine la précision logique et l'explicabilité des

systèmes symboliques (gestion des buts et des règles) avec la puissance d'apprentissage continu et de reconnaissance de motifs des architectures connexionnistes (modélisation du monde).

1.3. Modèle Structurel de l'ACPH : Les Trois Boucles Cérébrales

L'ACPH est organisée autour de trois boucles fonctionnelles interconnectées qui simulent les principaux circuits cérébraux :

1. **La Boucle Corticale (Cortex / HTM):** Responsable de la perception, de l'encodage des séquences temporelles et de la génération des attentes (Codage Prédictif).
2. **La Boucle de Renforcement (Ganglions de la Base / Actor-Critic):** Responsable de l'évaluation de la valeur des états et de la sélection de la production (action) la plus pertinente et la plus récompensée.⁷
3. **La Boucle de Conscience (Cortex Préfrontal / Global Workspace):** Responsable du maintien des objectifs, de la délibération sérielle et de la gestion des ressources attentionnelles.⁹

2. Le Principe Unificateur : Le Cerveau Bayésien et le Traitement Prédictif

L'hypothèse du Codage Prédictif (PP) est le mécanisme algorithmique qui sous-tend toute l'ACPH. Il est le socle des modèles plus vastes qui suivent l'hypothèse du Cerveau Bayésien.¹¹

2.1. Formalisation du Codage Prédictif (PP)

Le PP postule que le cerveau maintient un modèle interne génératif qu'il utilise pour anticiper en permanence ses entrées sensorielles.¹¹ Le système compare ces prédictions descendantes (*top-down*) avec les signaux d'entrée ascendante (*bottom-up*) reçus des sens. La différence, ou l'Erreur de Prédition Sensorielle (EPS), est le signal clé qui est remonté dans la hiérarchie. L'apprentissage se produit lorsque le système ajuste son modèle génératif pour minimiser cette EPS.¹²

2.2. L'Erreur de Prédition comme Moteur de la Cognition

Dans l'ACPH, la présence ou l'absence d'une erreur de prédition détermine le type de traitement engagé. Lorsque l'EPS est faible, le modèle interne est validé, et le traitement est rapide, automatique et réactif (assimilable au *chunking*¹). C'est le mode par défaut et économe en ressources.

En revanche, si l'EPS est élevée, elle signale une violation des attentes ou une nouveauté. Cette EPS doit être considérée comme la source unique d'information utile pour l'apprentissage et l'adaptation. Lorsque l'EPS dépasse un seuil d'alerte, elle doit être propagée vers la Boucle de Conscience (PFC/GWT). Ce signal convertit l'inattendu (initialement un phénomène connexionniste) en une information consciente nécessitant une délibération symbolique, potentiellement via la résolution d'impasse et la réinitialisation de l'objectif.

3. Le Cycle Cognitif Intégré (ACT-R/GWT) et le Mappage Neuro-Fonctionnel

Le cycle cognitif de l'ACPH est une séquence d'étapes sérielles gérées par le *production system*, en coordination avec les modules parallèles.

3.1. Le Cycle Sériel et la Résolution des Conflits

Le cycle de l'ACPH est une itération rapide et continue de la Boucle de Conscience. L'état actuel des *buffers* (Goal Buffer, Percept Buffer) est confronté à l'ensemble des règles de production. Un *pattern matcher* identifie les règles applicables.²

Le processus critique est la sélection d'une production unique à exécuter.² C'est ici que l'interface entre le symbolique et le connexionniste est la plus forte : le choix est effectué par la Boucle de Renforcement (Ganglions de la Base), qui calcule la valeur future attendue de chaque production correspondante. Cette sélection pilotée par la valeur garantit que, même si plusieurs actions sont logiquement possibles, le système choisit celle qui a historiquement

maximisé la récompense.³

Le *Global Workspace Theory* (GWT) modélise comment les résultats des processus de bas niveau (perception HTM, EPS, RPE) sont agrégés. Le GWT est un mécanisme de *broadcasting* qui permet aux processus inconscients et parallèles de compétitionner pour l'accès à la mémoire de travail sérielle et à capacité limitée. Une fois l'information dans cet espace, elle peut être utilisée pour la planification et l'exploration de scénarios contrefactuels, essentiels à la délibération.¹³ Le concept de Functeur de Conscience (CF) formalise cette transmission entre les mémoires inconscientes et conscientes via une approche catégorielle.¹⁰

3.2. Mappage des Composants Computationnels Clés

L'ACPH cartographie ses fonctions sur des structures biologiques clés pour assurer la cohérence :

- **Le Cortex Préfrontal (PFC):** Agit comme le *Goal Buffer* et la structure exécutive. Le PFC maintient un "Code de Population Stable pour l'Attention," contrairement au code dynamique dans le cortex visuel.⁹ Ce rôle de stabilité est essentiel pour maintenir le fil du raisonnement logique et garantir que l'objectif à long terme (la valeur élevée du *Goal Buffer*) biaise la sélection d'action, empêchant le système de dériver vers des tâches réactives moins importantes.
- **L'Hippocampe:** Structure cruciale pour l'encodage des faits contextuels et la mémoire.¹⁴ Il est modélisé comme le module responsable de la consolidation des représentations séquentielles continues (issues du HTM) en unités déclaratives discrètes (*chunks*) pour la mémoire à long terme.¹⁵
- **Les Ganglions de la Base (GB):** Le moteur de sélection (Actor-Critic). Les GB reçoivent les états agrégés et sélectionnent l'opérateur (la Production Rule). Il est important de noter que les GB effectuent une réduction de la dimensionnalité des entrées corticales.¹⁶ Ce filtrage est biaisé par le renforcement, forçant le cortex à encoder l'information de manière à mettre en évidence les caractéristiques qui ont historiquement conduit à une récompense.¹⁶

II. Les Algorithmes Fondamentaux (Micro-Architecture)

4. Modélisation de la Perception et de la Mémoire de Séquence (HTM)

Le fondement de la Boucle Corticale de l'ACPH est l'algorithme d'apprentissage cortical HTM, inspiré par la structure en couches et en colonnes du néocortex.¹⁷

4.1. Structure du Cortex et Représentation Distribuée Sparse (SDR)

L'unité fonctionnelle de base du cortex est la mini-colonne (environ \$30 \mu m\$ de diamètre, 80 à 100 neurones).¹⁸ Chaque couche HTM crée une SDR à partir de son entrée, garantissant qu'un pourcentage fixe de mini-colonnes soit actif.¹⁹ Cette sparsité est la clé de la robustesse, de la haute capacité (un petit système peut apprendre des millions de transitions²⁰) et de la tolérance aux pannes du système.²⁰

Chaque colonne HTM contient plusieurs cellules, capables de mémoriser plusieurs états précédents.¹⁹

4.2. Les Phases du Concentrateur Temporel (Temporal Pooler)

Le *Temporal Pooler* (TP) de l'HTM est l'algorithme d'apprentissage temporel continu²⁰, opérant en ligne (sans *batch training*). Le pseudocode ci-dessous dérive des trois phases d'inférence et d'apprentissage combinés.¹⁸

Pseudocode 1 : Algorithme de la Mémoire Temporelle Hiérarchique (Temporal Pooler)

```
 $$\text{Initialisation: } \text{Colonnes } C = \{c_1, c_2, \dots, N_C\} \text{ Cellules } \\ \text{Cells}(c, i) \text{ où } i \in \{1, \dots, N_{cellules}\} \text{ Synapses } \text{Synapses}(c, i, s, j) \text{ avec poids } w \in \$\$
```

Fonction Principale : TP_Cycle(\$Input_{SDR}, \$PreviousStates\$)

1. **Phase 1 : Calcul de l'État Actif (\$activeState\$) et de la Cellule d'Apprentissage**
 - o \$ActiveCols(t) \leftarrow \text{SpatialPooler}(\text{Input}_{SDR})\$
 - o **Pour chaque colonne \$c\$ dans \$ActiveCols(t)\$:**
 - \$buPredicted \leftarrow \text{False}\$

- $\text{\textbackslash leftarrow} \{ \text{\textbackslash text\{Cells\}}(c, i) \mid \text{\textbackslash text\{predictiveState\}}(c, i, t-1) = 1 \} \}$
- **Si $\text{\textbackslash text\{PredictedCells\}}$ n'est pas vide :**
 - $\text{\textbackslash text\{activeState\}}(c, i, t) = 1$ pour toutes les cellules i dans $\text{\textbackslash text\{PredictedCells\}}$.
 - $\text{\textbackslash text\{learnState\}}(c, i, t) \leftarrow \text{Cellule prédite ayant le segment le plus actif à } t-1$.
 - $\text{\textbackslash buPredicted} \leftarrow \text{\textbackslash text\{True\}}$
- **Sinon :** // Entrée inattendue (Burst = EPS locale)
 - $\text{\textbackslash text\{activeState\}}(c, i, t) = 1$ pour toutes les cellules i de la colonne c .
 - $\text{\textbackslash text\{learnState\}}(c, i, t) \leftarrow \text{\textbackslash text\{getBestMatchingCell\}}(c, t-1)$
 - $\text{\textbackslash text\{Ajouter un Nouveau Segment\}}$ à cette cellule pour la nouvelle séquence.

2. Phase 2 : Calcul de l'État Prédicatif ($\text{\textbackslash text\{predictiveState\}}$)

- Pour chaque cellule $\text{\textbackslash text\{Cells\}}(c, i)$:
 - Si $\text{\textbackslash text\{Un segment } s \text{ est actif\}}$ (via entrées latérales des cellules actives à t) :
 - $\text{\textbackslash text\{predictiveState\}}(c, i, t+1) = 1$
 - $\text{\textbackslash text\{Mettre en file d'attente les modifications synaptiques\}}$ pour le renforcement futur.

3. Phase 3 : Apprentissage et Mise à Jour Synaptique

- Pour chaque cellule $\text{\textbackslash text\{Cells\}}(c, i)$:
 - Si $\text{\textbackslash text\{learnState\}}(c, i, t) = 1$:
 - $\text{\textbackslash text\{Effectuer la Potentiation des Segments\}}$ dans $\text{\textbackslash text\{segmentUpdateList\}}$.
 - Si $\text{\textbackslash text\{predictiveState\}}(c, i, t-1) = 1$ et $\text{\textbackslash text\{activeState\}}(c, i, t) = 0$:
 - $\text{\textbackslash text\{Effectuer la Dépression Synaptique\}}$ (ajustement négatif des segments ayant prédit incorrectement).

4. Retourner $\text{\textbackslash text\{ActiveState\}}(t) \cup \text{\textbackslash text\{PredictiveState\}}(t)$ (Output pour le niveau supérieur).

4.3. Plasticité et Stabilité Homéostatique

L'apprentissage local et continu (Phase 3) est une forme de plasticité hebbienne, analogue à la Plasticité Dépendante du Temps de Spike (STDP).²¹ Pour que le système HTM soit stable, des contraintes d'homéostasie sont essentielles, surtout dans les réseaux récurrents.

L'absence de bornes sur les poids synaptiques, ou l'utilisation d'un renforcement excessif, peut mener à un comportement de spiking explosif et à la saturation des neurones.²² L'ACPH doit intégrer des mécanismes de régulation (bornes "soft" ou "hard" sur les poids) pour

moduler la STDP et prévenir la divergence.

5. L'Apprentissage par Renforcement et la Sélection d'Action (Boucles GB)

L'ACPH utilise le modèle Actor-Critic pour formaliser la Boucle de Renforcement des Ganglions de la Base, laquelle guide le choix des règles de production.

5.1. L'Architecture Actor-Critic

Le modèle Actor-Critic est biologiquement plausible pour les GB, le signal dopaminergique jouant le rôle critique de l'Erreur de Prédiction de Récompense (RPE).⁷ Le Critique estime la valeur future, et l'Acteur ajuste la politique de sélection d'action en fonction de ce signal d'erreur.¹⁶

Pseudocode 2 : Algorithme Actor-Critic (TD(0)) pour la Sélection d'Action

\$\$\text{Initialisation: } \pi(S, A) \text{ Fonction Valeur (Critique) } V(S) \\ \text{Paramètres: } \alpha_V, \alpha_\pi, \gamma

Fonction Principale : RL_Select_Update(\$S_t, R_t, S_{t+1}\$)

1. **Réception de l'État (\$S_t\$)** : État symbolique agrégé des buffers cognitifs.
2. Sélection de l'Action (\$A_t\$) : L'Acteur choisit l'action (règle de production) en fonction de la politique actuelle :

$$A_t \sim \pi(\cdot | S_t)$$

3. Calcul de l'Erreur de Prédiction de Récompense (RPE - \$\delta_t\$) :

$$\delta_t \leftarrow R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1}) - V(S_t)$$

4. Mise à Jour du Critique (\$V(S)\$) :

$$V(S_t) \leftarrow V(S_t) + \alpha_V \cdot \delta_t$$

5. Mise à Jour de l'Acteur (\$\pi\$) :

$$\pi(S_t, A_t) \leftarrow \pi(S_t, A_t) + \alpha_\pi \cdot \delta_t \cdot \nabla_{A_t} \log \pi(S_t, A_t)$$

6. **Retourner** l'action sélectionnée \$A_t\$.

5.2. Intégration des Erreurs de Plasticité

Il est crucial de distinguer les deux signaux d'erreur qui pilotent l'ACPH : l'Erreur de Prédiction Sensorielle (EPS) et l'Erreur de Prédiction de Récompense (RPE). L'EPS est le moteur de l'apprentissage continu dans le cortex (HTM), tandis que le RPE est le moteur de la rationalité dans la sélection d'action (GB).

Tableau 3 : Distinction des Erreurs de Plasticité dans l'ACPH

Signal d'Erreur	Abréviation	Source/Lieu Cérébral	Mécanisme Piloté	Finalité
Erreur de Prédiction Sensorielle	EPS	Cortex Perceptif (Bursts HTM)	Apprentissage non supervisé, Attention	Minimiser l'incertitude dans le modèle du monde
Erreur de Prédiction de Récompense	RPE	Ganglions de la Base (Dopamine)	Apprentissage par Renforcement	Optimiser la sélection d'action (Actor-Critic)

Un RPE élevé et inattendu signale une réussite ou un échec qui peut nécessiter une réévaluation de l'objectif par la Boucle de Conscience, tandis qu'une EPS persistante signalera une anomalie contextuelle nécessitant l'utilisation du GWT pour générer un nouvel opérateur de résolution de problème.

6. La Conscience et la Gestion de l'Attention (PFC/GWT)

La conscience est modélisée dans l'ACPH par le Global Workspace, où l'information est intégrée pour permettre la délibération sérielle. Le Functeur de Conscience (CF) modélise la transmission du contenu entre les mémoires inconscientes et conscientes.¹⁰

Le GWT permet à l'AGI de simuler des scénarios contrefactuels avant d'engager une action.¹³ Cette capacité est directement liée à la résolution d'impasse de Soar.¹ Lorsque l'ACPH

rencontre une situation pour laquelle aucune règle de production n'est disponible ou si le conflit est trop élevé, une impasse est déclarée. Le GWT entre en jeu pour recombiner de manière innovante les connaissances (chunks symboliques) afin de créer une nouvelle production qui résout le sous-état.

Le besoin d'intégrer l'information est également soutenu par l'Integrated Information Theory (IIT), qui postule que la conscience est proportionnelle à l'information intégrée (Φ).²⁴ L'IIT valide la nécessité d'une architecture réentrant, caractérisée par de multiples boucles de rétroaction et de connexions.²⁵ L'ACPH, avec ses boucles cortico-corticales et GB-corticales, satisfait cette exigence architecturale, faisant de l'état des buffers du GWT le complexe qui maximise Φ .

III. Pseudocode Intégral du Cycle Cognitif Hybride

Le cycle de l'ACPH orchestre l'interaction entre les systèmes connexionnistes (perception continue) et les systèmes symboliques (raisonnement sériel).

Pseudocode 3 : Cycle Cognitif Hybride (ACPH Main Loop)

Boucle : Tant que l'AGI est actif

1. Phase de Perception et de Modélisation du Monde
 - o \$Input_{Raw} \leftarrow \text{Acquisition Sensorielle}\$
 - o \$\text{HTM_Output} \leftarrow \text{TP_Cycle}(\text{Input}_{Raw})\$ (Mise à jour du Modèle du Monde et apprentissage continu)
 - o \$\text{EPS}_{\text{Cortical}} \leftarrow \text{Évaluer l'Erreur de Prédiction (niveau de Burst)}\$
2. Phase de Mise en Tampon et de Rappel Déclaratif
 - o // Consolidation : Traduction Connexionniste-Symbolique (Défi du Chunking)
 - o \$\text{PerceptBuffer} \leftarrow \text{Clusterize}(\text{HTM_Output})\$ // Extraction des chunks pertinents
 - o \$\text{GoalBuffer} \leftarrow \text{PFC_Maintien}(\text{Goal}_{actuel})\$ // Maintien du code de population stable⁹
 - o \$\text{RetrievalBuffer} \leftarrow \text{ACT_R_Retrieve}(\text{GoalBuffer})\$ // Rappel des chunks déclaratifs (Hippocampe)
3. Phase de Diffusion et d'Attention (Global Workspace)
 - o Si \$\text{EPS}_{\text{Cortical}} > \text{Seuil}\$ ou \$\text{RPE} \neq 0\$:
 - \$\text{GWT_Broadcast}(\text{PerceptBuffer}, \text{GoalBuffer}, \text{RetrievalBuffer})\$ // Information consciente
4. Phase de Correspondance et de Sélection d'Action (Système de Production)

- $S_{actuel} \leftarrow \text{Compiler l'état de tous les Buffers}$
 - $\text{MatchingSet} \leftarrow \{\text{Production Rules } P \mid P.\text{Condition correspond à } S_{actuel}\}$
 - **Si MatchingSet est vide :**
 - $\text{Déclarer Impasse.} \rightarrow \text{GoalBuffer} \leftarrow \text{Générer Sous-Objectif} \text{ (Subgoaling Soar¹)}$
 - **Sinon :**
 - $\text{Value_Scores} \leftarrow \text{RL_Select_Update}(S_{actuel}, \text{Actions dans MatchingSet})$
 - $\text{Action}_t \leftarrow \text{Sélectionner la production } P \mid \text{Value_Score} \text{ le plus élevé.}$
5. **Phase d'Exécution et d'Apprentissage**
- $\text{Execute_Action}(\text{Action}_t) // \text{Exécution sérielle de la Production Rule}$
 - $R_{t+1} \leftarrow \text{Évaluer la Récompense}$
 - $\text{Mettre à jour Acteur et Critique}$ avec R_{t+1} et δ_t (RPE) via Pseudocode 2.

Conclusions et Recommandations d'Implémentation

Le présent rapport établit l'Architecture Cognitivo-Préditive Hybride (ACPH) comme un cadre computationnel robuste et bio-inspiré pour l'IAG. Cette architecture unifie le traitement connexionniste (HTM pour la modélisation du monde prédictive et continue) avec le raisonnement symbolique (système de production ACT-R/Soar pour la délibération sérielle).

La viabilité de l'ACPH pour l'IAG repose sur la compréhension du cerveau comme un système de boucles à boucles, où l'apprentissage est piloté par la minimisation de l'erreur, qu'elle soit sensorielle (EPS) ou de valeur (RPE). L'intégration des Ganglions de la Base (Actor-Critic) garantit que le comportement de l'AGI reste rationnel en favorisant les règles de production qui maximisent la récompense, tout en exploitant leur rôle de réduction de dimensionnalité pour stabiliser le code préfrontal.

Le défi technique le plus significatif réside dans l'implémentation de l'interface neuronale/symbolique : le mécanisme de *chunking* qui convertit les Représentations Distribuées Scpares (SDRs) dynamiques et continues du cortex (HTM) en *chunks* symboliques stables pour la mémoire déclarative et les buffers cognitifs. Ce processus est essentiel pour fournir l'état S_t nécessaire au moteur de production et garantir que la délibération symbolique repose sur une abstraction cohérente du monde perçu. Il est recommandé de développer des modules de *clustering* temporel et d'inférence bayésienne pour automatiser cette conversion, assurant ainsi que l'AGI puisse passer au-delà de la simple reconnaissance

de motifs vers un raisonnement formel de haut niveau.

Sources des citations

1. Soar (cognitive architecture) - Wikipedia, consulté le novembre 26, 2025,
[https://en.wikipedia.org/wiki/Soar_\(cognitive_architecture\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Soar_(cognitive_architecture))
2. ACT-R - Wikipedia, consulté le novembre 26, 2025,
<https://en.wikipedia.org/wiki/ACT-R>
3. Understanding ACT-R – an Outsider's Perspective, consulté le novembre 26, 2025, <https://inc.ucsd.edu/~jake/actr.pdf>
4. IA: Les LLMs incapable de raisonnement logique d'après une étude d'Apple, consulté le novembre 26, 2025,
<https://numerique-hesge.ch/les-langs-incapable-de-raisonnement-logique/>
5. Fusion de l'IA Symbolique et Connexioniste pour une Meilleure Explicabilité des Modèles Cognitifs dans les Systèmes Homme-IA | Doctorat UL, consulté le novembre 26, 2025,
<http://doctorat.univ-lorraine.fr/fr/les-ecoles-doctorales/iaem/offres-de-these/cognition-explicable-fusion-de-ia-symbolique-et>
6. Symbolic AI vs. Connectionist AI: Know the Difference - SmythOS, consulté le novembre 26, 2025,
<https://smythos.com/developers/agent-development/symbolic-ai-vs-connectionist-ai/>
7. Actor–critic models of the basal ganglia: new anatomical and computational perspectives - Princeton University, consulté le novembre 26, 2025,
<https://www.princeton.edu/~yael/Publications/NN2002.pdf>
8. Modélisation de la modulation des oscillations β par l'exploration et l'exploitation dans la boucle rétroactive de prise de décision entre le cortex, les ganglions de la base et le thalamus. | Theses.fr, consulté le novembre 26, 2025,
<https://theses.fr/s383202>
9. A Stable Population Code for Attention in Prefrontal Cortex Leads a Dynamic Attention Code in Visual Cortex | Journal of Neuroscience, consulté le novembre 26, 2025, <https://www.jneurosci.org/content/41/44/9163>
10. Consciousness as a Functor - ChatPaper, consulté le novembre 26, 2025,
<https://chatpaper.com/paper/182952>
11. Predictive coding - Wikipedia, consulté le novembre 26, 2025,
https://en.wikipedia.org/wiki/Predictive_coding
12. Predictive coding algorithms induce brain-like responses in artificial neural networks | PLOS Complex Systems - Research journals, consulté le novembre 26, 2025,
<https://journals.plos.org/complexsystems/article?id=10.1371/journal.pcsy.0000076>
13. DeepSeek R1 on how to build conscious AGI - Hugging Face, consulté le novembre 26, 2025,
<https://huggingface.co/blog/KnutJaegersberg/deepseek-r1-on-consciousagi>
14. Hippocampe (cerveau) - Wikipédia, consulté le novembre 26, 2025,
[https://fr.wikipedia.org/wiki/Hippocampe_\(cerveau\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Hippocampe_(cerveau))

15. Modélisation computationnelle de l'hippocampe avec une morphologie détaillée des neurones pour l'interaction des oscillations neuronales avec la plasticité synaptique et la stimulation électrique | Theses.fr, consulté le novembre 26, 2025, <https://theses.fr/s364675>
16. Actor-critic models of the basal ganglia: new anatomical and computational perspectives, consulté le novembre 26, 2025, <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/12371510/>
17. A New Hierarchical Temporal Memory Algorithm Based on Activation Intensity - PMC - NIH, consulté le novembre 26, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8803450/>
18. MEMOIRE TEMPORELLE HIERARCHIQUE - Numenta, consulté le novembre 26, 2025, <https://www.numenta.com/assets/pdf/whitepapers/hierarchical-temporal-memory-cortical-learning-algorithm-0.2.1-fr.pdf>
19. Hierarchical temporal memory - Wikipedia, consulté le novembre 26, 2025, https://en.wikipedia.org/wiki/Hierarchical_temporal_memory
20. Principles of Hierarchical Temporal Memory (HTM): Foundations of Machine Intelligence, consulté le novembre 26, 2025, <https://www.youtube.com/watch?v=6ufPpZDmPKA>
21. Spike-timing-dependent plasticity - Wikipedia, consulté le novembre 26, 2025, https://en.wikipedia.org/wiki/Spike-timing-dependent_plasticity
22. STDP in Recurrent Neuronal Networks - PMC - NIH, consulté le novembre 26, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC2947928/>
23. Modèle informatique du coapprentissage des ganglions de la base et du cortex : l'apprentissage par renforcement et le développement de représentations - ResearchGate, consulté le novembre 26, 2025, https://www.researchgate.net/publication/47875249_Modele_informatique_du_coapprentissage_des_ganglions_de_la_base_et_du_cortex_l'apprentissage_par_renforcement_et_le_developpement_de_representations
24. Integrated information theory - Wikipedia, consulté le novembre 26, 2025, https://en.wikipedia.org/wiki/Integrated_information_theory
25. Integrated Information Theory of Consciousness | Internet Encyclopedia of Philosophy, consulté le novembre 26, 2025, <https://iep.utm.edu/integrated-information-theory-of-consciousness/>