

Intelligence artificielle et neurosciences au service de la décision économique et managériale : Revue systématique des approches EEG/fNIRS fondées sur l'apprentissage automatique

Artificial Intelligence and Neuroscience in Support of Economic and Managerial Decision-Making: A Systematic Review of Machine Learning-Based EEG/fNIRS Approaches

Fatima Zahra EL ALAOUI ISMAILI

Docteure en Gestion, Économie et Développement Durable

Adresse de correspondance :	Laboratoire de Recherche : Marketing, Logistique et Management. Ecole Nationale de Commerce et de Gestion de Tanger (ENCGT)
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	EL ALAOUI ISMAILI, F. Z. (2026). Intelligence artificielle et neurosciences au service de la décision économique et managériale : Revue systématique des approches EEG/fNIRS fondées sur l'apprentissage automatique. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(6), 61–76. https://doi.org/10.5281/zenodo.20085929
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 06 (2026)

Intelligence artificielle et neurosciences au service de la décision économique et managériale : revue systématique des approches EEG/fNIRS fondées sur l'apprentissage automatique

Résumé :

Cette revue systématique examine la manière dont l'intelligence artificielle (IA), appliquée à des signaux neurophysiologiques – principalement l'électroencéphalographie (EEG) et la spectroscopie fonctionnelle proche infrarouge (fNIRS) – contribue à la prédiction et à l'interprétation de décisions économiques et managériales, telles que la préférence, l'intention ou la décision d'achat, la disposition à payer, la décision de crédit et l'efficacité publicitaire. Elle comble une lacune précise : les revues antérieures portent surtout sur le neuromarketing EEG ou sur les techniques d'analyse, alors qu'elles articulent rarement, dans un même périmètre, les modèles d'apprentissage automatique, les mesures EEG/fNIRS, les applications économiques et financières, ainsi que les conditions de validité externe et de gouvernance éthique. Conformément aux recommandations PRISMA 2020, une recherche structurée a été conduite sur les publications parues au cours des dix dernières années à partir de PubMed Central, Frontiers, ScienceDirect, Springer Nature et ACM Digital Library. Sur 28 enregistrements identifiés, 6 doublons ont été supprimés, 22 titres et résumés ont été examinés, 14 textes intégraux ont été évalués et 12 études empiriques ont finalement été incluses. La synthèse met en évidence un apport prédictif récurrent lorsque les signaux EEG complètent les auto-rapports ou les données comportementales, mais aussi une forte hétérogénéité des performances rapportées, liée aux tâches, aux tailles d'échantillon, aux métriques et aux schémas de validation. L'article propose un cadre intégratif « Neuro-IA-Décision » et un agenda de recherche centré sur la validité externe, la reproductibilité et la gouvernance éthique des données neuronales.

Mots-clés : intelligence artificielle ; apprentissage automatique ; EEG ; fNIRS ; neuromarketing ; neurofinance ; prise de décision ; économie et gestion.

Classification JEL : C45, D91, G41, M31

Type du papier : Recherche théorique (revue systématique)

Abstract :

This systematic review examines how artificial intelligence (AI), when applied to neurophysiological signals – primarily electroencephalography (EEG) and functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) – can support the prediction and interpretation of economic and managerial decisions such as preference, purchase intention, willingness to pay, credit decisions, and advertising effectiveness. It addresses a specific gap in the literature: previous reviews have mainly focused on EEG-based neuromarketing or on signal-analysis techniques, whereas few studies jointly examine machine-learning models, EEG/fNIRS measures, economic and financial applications, external validity, and ethical governance. Following PRISMA 2020, a structured English-language search was conducted for publications issued over the last ten years across PubMed Central, Frontiers, ScienceDirect, Springer Nature, and the ACM Digital Library. Out of 28 records identified, 6 duplicates were removed, 22 titles and abstracts were screened, 14 full texts were assessed, and 12 empirical studies were ultimately included. The synthesis shows a recurrent predictive gain when EEG signals complement self-reports or behavioral measures, but it also highlights substantial heterogeneity in reported performance, depending on task type, sample size, metrics, and validation protocols. The review further underlines the emerging role of interpretable approaches, especially SHAP-based fNIRS/finance analyses and EEG regional analyses linking predictions to prefrontal markers. Beyond descriptive synthesis, the article proposes an integrative “Neuro-AI-Decision” framework and outlines a research agenda centered on external validity, reproducibility, and the ethical governance of neural data.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; EEG; fNIRS; neuromarketing; neurofinance; decision-making; economics and management.

JEL Classification : C45, D91, G41, M31

Paper type: Theoretical research (systematic literature review)

1. Introduction

Les sciences de gestion sont régulièrement confrontées à une limite méthodologique bien connue : expliquer et anticiper des comportements dont une partie des déterminants demeure implicite, faiblement verbalisable ou seulement partiellement accessible à l'introspection. Cette difficulté est particulièrement visible lorsqu'il s'agit d'analyser des préférences, des arbitrages coût-bénéfice, des réactions à un stimulus publicitaire ou des décisions prises en situation d'incertitude. Les instruments classiques – questionnaires, intentions déclarées, tests A/B, analyses comportementales ou mesures de parcours – restent indispensables ; ils peuvent toutefois être affectés par des biais de désirabilité sociale, par les limites de l'auto-observation et par une sensibilité réduite aux processus attentionnels, émotionnels ou conflictuels qui précèdent parfois la décision explicite.

Dans ce contexte, les neurosciences appliquées au consommateur et à la décision apportent un complément méthodologique plutôt qu'un substitut aux approches traditionnelles. L'EEG, grâce à sa résolution temporelle fine, et la fNIRS, plus compatible avec des contextes de collecte relativement écologiques, permettent de capter des corrélats de l'attention, de la charge cognitive, de la valorisation et de la récompense. En parallèle, l'essor de l'intelligence artificielle renouvelle l'exploitation de données complexes et de haute dimension : l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond facilitent l'identification de structures non linéaires, la sélection de variables pertinentes et la production de prédictions hors échantillon. Appliqués aux signaux neurophysiologiques, ces outils ouvrent la voie à des dispositifs de prédiction des choix (achat, préférence, disposition à payer) ainsi qu'à des systèmes d'aide à la décision en marketing et en finance.

Les revues disponibles montrent toutefois que le champ demeure fragmenté. Byrne et al. (2022) synthétisent surtout la prédiction des préférences à partir de mesures EEG en neuromarketing, tandis que Khondakar et al. (2024) proposent une revue plus large des tendances EEG et des techniques d'analyse. Ces contributions sont importantes, mais elles examinent moins explicitement l'articulation entre apprentissage automatique, fNIRS, applications financières, qualité méthodologique des validations, et conditions de déploiement managérial. La présente revue vise donc à combler ce vide en adoptant un périmètre centré sur les études qui combinent simultanément une mesure neuroscientifique humaine, un modèle d'IA/ML et une variable de sortie économique ou managériale.

Ce positionnement appelle une prudence particulière. Les promesses du neuromarketing et des neurotechnologies doivent être confrontées aux limites connues de coût, d'interprétabilité, de généralisation et de gouvernance des données (Ariely & Berns, 2010 ; Ienca & Andorno, 2017). Dès lors, la question n'est pas seulement de savoir si les signaux neuronaux améliorent une métrique prédictive, mais de déterminer sous quelles conditions expérimentales, statistiques et éthiques cette amélioration devient interprétable et utile pour les sciences de gestion.

La revue est structurée autour de quatre questions de recherche : RQ1 – Quelles modalités neuroscientifiques et quels paradigmes expérimentaux structurent la littérature Neuro-IA appliquée à l'économie et à la gestion ? RQ2 – Quels modèles d'IA sont les plus fréquemment mobilisés et selon quels protocoles de validation ? RQ3 – Dans quelle mesure les signaux neurophysiologiques améliorent-ils la performance prédictive par rapport aux auto-rapports et aux variables comportementales classiques ? RQ4 – Quelles implications théoriques, managériales et éthiques se dégagent de ces résultats, et quelles lacunes de recherche persistent ? La contribution attendue de l'article est triple. Sur le plan théorique, il relie les signaux EEG/fNIRS aux mécanismes neurocognitifs de l'attention, de la valorisation, du conflit et du contrôle cognitif. Sur le plan méthodologique, il discute la robustesse des résultats à partir des schémas de validation, des risques de data leakage et de la transparence du reporting. Sur le

plan managérial, il précise les conditions de mobilisation responsable de la Neuro-IA dans le pré-test publicitaire, l'e-commerce, le pricing et l'aide à la décision financière.

2. Revue de littérature

2.1. Neurosciences et variables décisionnelles en économie et en gestion

L'essor du neuromarketing, de la neuroéconomie et plus largement des approches de neurosciences appliquées au consommateur s'explique par la volonté de mieux comprendre des mécanismes que les mesures déclaratives seules appréhendent imparfaitement. Dans les situations d'achat, de comparaison de produits, d'évaluation publicitaire ou de jugement sous risque, les chercheurs cherchent à relier le comportement observé à des processus latents tels que l'attention, la charge cognitive, la saillance, la valeur subjective ou le conflit décisionnel. Les mesures neurophysiologiques sont mobilisées précisément parce qu'elles permettent d'observer ces dynamiques au plus près du déroulement temporel de la décision.

L'EEG occupe une place centrale dans cette littérature en raison de son coût relativement accessible, de sa portabilité croissante et de sa résolution temporelle. La fNIRS, moins fréquente mais en progression, attire l'attention lorsqu'il s'agit d'explorer des dynamiques préfrontales dans des contextes où la mobilité, l'ergonomie et l'interprétabilité régionale constituent des avantages. Dans le champ des sciences de gestion, ces instruments ne valent toutefois que par l'articulation qu'ils permettent entre un signal, un protocole expérimental et une variable décisionnelle effectivement actionnable.

Sur le plan neurocognitif, les approches de décision fondée sur la valeur permettent de relier les mesures cérébrales à des composantes telles que la construction de la valeur, la comparaison d'options, le choix et l'apprentissage post-décisionnel (Rangel et al., 2008). Les modèles computationnels, notamment le drift-diffusion model, rappellent en outre que la décision peut être conceptualisée comme une accumulation progressive d'évidence jusqu'à un seuil de choix (Ratcliff, 1978). Cette perspective aide à interpréter les signaux EEG/fNIRS non comme des preuves directes de la décision, mais comme des indicateurs indirects de processus attentionnels, évaluatifs et conflictuels.

2.2. L'apport de l'intelligence artificielle aux signaux neurophysiologiques

Parallèlement, l'intelligence artificielle transforme la manière d'exploiter les signaux neurophysiologiques. Les classifieurs traditionnels (SVM, kNN, forêts aléatoires, gradient boosting) restent largement utilisés, souvent en combinaison avec des étapes de sélection de variables et des descripteurs dérivés des bandes EEG, des paramètres Hjorth ou des ERP. Les architectures profondes, notamment les CNN et certains réseaux pleinement connectés, sont mobilisées lorsque le volume d'essais le permet ou lorsque l'objectif est de mieux capturer des dépendances non linéaires. L'enjeu n'est pas seulement d'augmenter un score de classification ; il consiste aussi à produire une validation hors échantillon crédible et, de plus en plus, à expliciter les contributions des variables ou des régions cérébrales aux prédictions observées.

Trois tensions structurent cependant cette littérature. La première oppose performance prédictive et valeur explicative : un modèle peut bien classer des préférences sans pour autant identifier un mécanisme causal. La deuxième concerne la comparabilité des métriques : accuracy, AUC, F1 et RMSE ne mesurent pas le même objet et ne sont pas directement cumulables. La troisième tient à la validation : un split par essai peut surestimer la performance lorsque plusieurs observations proviennent du même participant, alors qu'un split par sujet ou une validation externe donne une estimation plus exigeante de la généralisabilité. Ces tensions justifient l'intégration d'une grille de qualité dans l'interprétation des résultats.

2.3. Positionnement différentiel de la revue

Le positionnement de cette revue s'inscrit dans un espace encore dispersé. Il ne s'agit pas de cartographier l'ensemble du neuromarketing EEG, mais de retenir les travaux qui mobilisent explicitement un modèle d'apprentissage automatique ou profond et dont la variable de sortie relève directement de l'économie ou du management. À ce titre, la revue vise à apprécier la valeur ajoutée effective des signaux neurophysiologiques dans des dispositifs prédictifs appliqués à des variables décisionnelles actionnables, ainsi qu'à identifier les conditions méthodologiques sous lesquelles cette valeur ajoutée peut être considérée comme crédible.

Tableau 1 : Positionnement comparatif par rapport aux revues antérieures

Élément comparé	Byrne et al. (2022)	Khondakar et al. (2024)	Présente revue
Périmètre principal	Prédiction des préférences en neuromarketing EEG	Tendances et techniques EEG en neuromarketing	IA/ML + EEG/fNIRS + variables économiques/managériales
Modalités retenues	EEG principalement	EEG	EEG et fNIRS, avec ouverture aux contextes financiers
Objet de sortie	Préférence du consommateur	Réponses neuromarketing et techniques d'analyse	Préférence, achat, WTP, publicité, crédit, finance comportementale
Angle méthodologique	Synthèse des performances et mesures EEG	Cartographie des approches EEG	PRISMA, qualité des validations, leakage, interprétabilité
Valeur ajoutée	Montre le potentiel EEG/ML pour la préférence	Actualise les techniques EEG récentes	Relie performance, robustesse, explicabilité et gouvernance éthique

Source : élaboration de l'auteure.

Cette comparaison montre que la valeur ajoutée de la présente revue tient à son périmètre croisé : elle ne réduit pas la Neuro-IA à une technique de classification, mais l'analyse comme un ensemble de choix méthodologiques, théoriques et éthiques qui conditionnent la validité des conclusions.

2.4. Gouvernance éthique des données neuronales

L'intégration de données neuronales dans des dispositifs managériaux soulève des enjeux spécifiques de consentement, de minimisation, de finalité et de proportionnalité. Les données issues de signaux cérébraux peuvent révéler des caractéristiques physiologiques ou comportementales sensibles, surtout lorsqu'elles sont combinées à des données d'achat, de navigation ou de crédit. Les principes de *Privacy by Design* invitent donc à intégrer la protection de la vie privée dès la conception des protocoles et non comme une correction a posteriori (Cavoukian, 2011). Dans le même esprit, les débats sur les neurodroits soulignent la nécessité de protéger l'intégrité mentale, la liberté cognitive et la confidentialité des informations neuronales (Ienca & Andorno, 2017).

3. Méthodologie de recherche

Le protocole de revue suit les recommandations PRISMA 2020 (Page et al., 2021), complétées par les principes de conduite des revues systématiques en sciences de gestion (Tranfield et al., 2003 ; Denyer & Tranfield, 2009). La stratégie de recherche, les critères d'éligibilité et la procédure de sélection ont été définis a priori afin d'assurer la cohérence du dépouillement et de limiter les arbitrages ex post.

3.1. Sources d'information et stratégie de recherche

Une recherche structurée a été conduite sur les publications parues au cours des dix dernières années. Le protocole a combiné des sources ouvertes et des interfaces éditoriales permettant l'accès aux résumés et, lorsque cela était possible, aux textes intégraux. Les principaux canaux

consultés incluait PubMed Central, Frontiers, ScienceDirect, Springer Nature et ACM Digital Library.

Les équations de recherche ont été construites à partir de trois blocs conceptuels : (1) les neurosciences (EEG, électroencéphal, fNIRS, functional near-infrared spectroscopy, neuroimaging) ; (2) l'IA (machine learning, deep learning, neural network, SVM, random forest, XGBoost, gradient boosting) ; (3) les applications économiques et managériales (marketing, consumer, purchase, willingness to pay, advertising, e-commerce, finance, credit, trading, management). Les syntaxes détaillées et vérifiables sont présentées en Annexe A.

Scopus et Web of Science n'ont pas été interrogées en raison de contraintes d'accès institutionnel. L'impact potentiel de cette restriction a été limité par la consultation croisée de plateformes éditeurs et de sources ouvertes, mais il ne peut être totalement neutralisé : certaines études indexées uniquement dans ces bases peuvent avoir échappé à la sélection. Cette limite est donc prise en compte dans l'interprétation de l'exhaustivité et de la généralisation des résultats.

3.2. Critères d'éligibilité

Ont été incluses les études répondant simultanément aux conditions suivantes : (i) articles empiriques évalués par les pairs ; (ii) recours à une mesure neuroscientifique humaine (EEG, fNIRS, etc.) ; (iii) utilisation explicite d'un modèle d'apprentissage automatique ou profond ; (iv) variable dépendante relevant de l'économie ou du management, telle que la préférence, l'achat, la disposition à payer, la décision de crédit ou la performance publicitaire.

Ont été exclus les travaux purement conceptuels ou éditoriaux, les études ne mobilisant pas explicitement l'IA/ML, les recherches neuroscientifiques sans lien direct avec un comportement économique ou managérial, les études animales ainsi que les actes non évalués par les pairs lorsque l'information méthodologique était insuffisante.

3.3. Processus de sélection et extraction

Après dédoublement, les titres et résumés ont été examinés au regard des critères d'éligibilité. Les textes intégraux ont ensuite été analysés lorsqu'ils étaient accessibles. La sélection des études et l'extraction des données ont été réalisées par l'auteure au moyen d'une grille standardisée couvrant le domaine d'application, la modalité neuroscientifique, l'échantillon, le paradigme expérimental, la variable dépendante, les modèles mobilisés, les métriques de performance, les schémas de validation et les éléments d'interprétabilité. Afin de réduire le risque de subjectivité lié à l'absence de double codage indépendant, trois mesures ont été appliquées : relecture différée des décisions d'inclusion/exclusion, comparaison systématique avec les critères d'éligibilité, et vérification de la saturation des résultats lors de la synthèse finale.

3.4. Évaluation de la qualité méthodologique

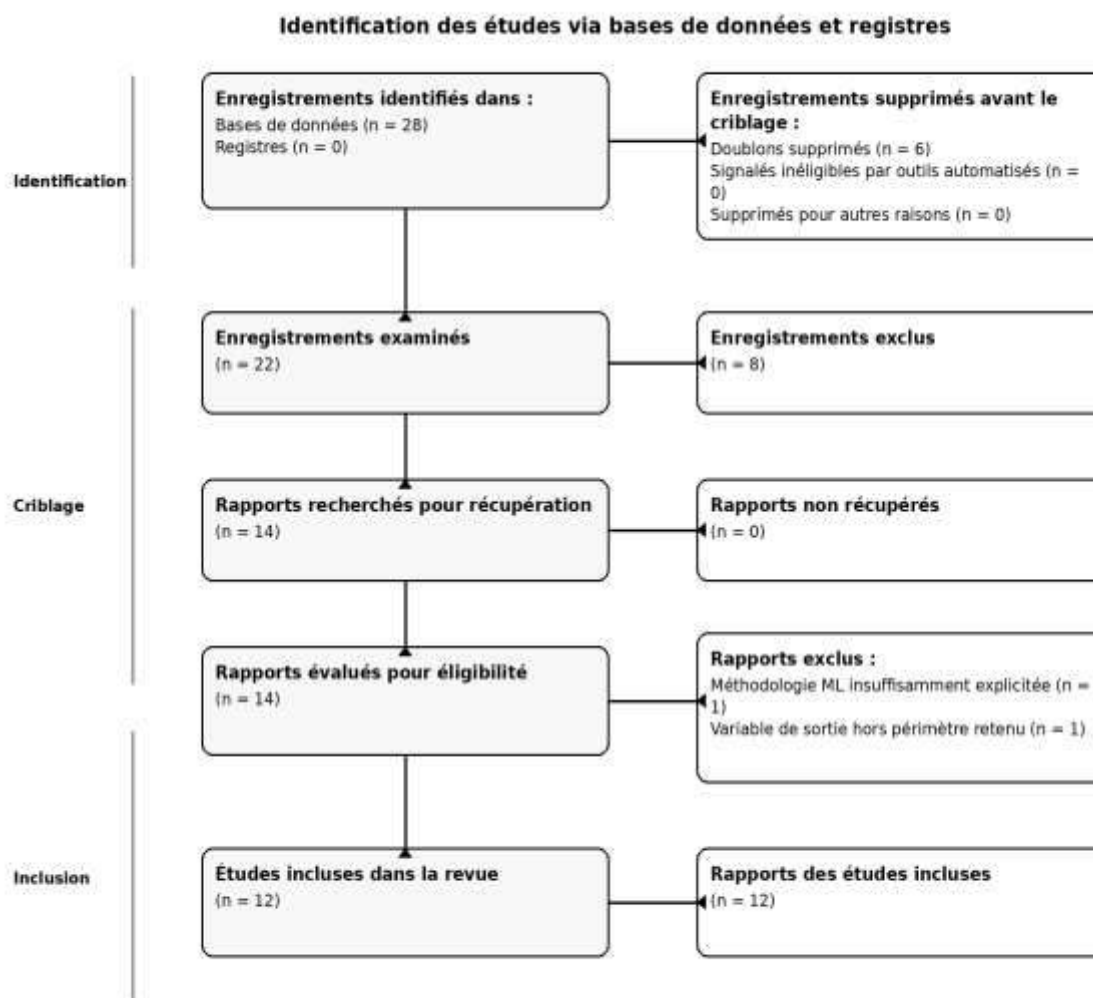
Un cadre d'appréciation adapté aux études prédictives Neuro-IA a été mobilisé afin d'évaluer : (a) la description du pipeline de prétraitement ; (b) la prévention de la fuite de données (data leakage) ; (c) la qualité de la validation (cross-validation, hold-out, out-of-sample) ; (d) le reporting des métriques ; (e) l'interprétabilité ; et (f) la transparence, entendue comme la disponibilité des données, du code ou d'informations suffisantes pour permettre une réplique raisonnable. Chaque critère a reçu un score de 0 à 2. Les scores n'ont pas été utilisés pour exclure des études, mais pour pondérer la confiance accordée aux performances rapportées dans la discussion.

3.5. Processus de sélection des études et diagramme PRISMA 2020

Conformément au modèle PRISMA 2020, le flux de sélection distingue l'identification, le criblage, l'éligibilité et l'inclusion. La recherche a permis d'identifier 28 enregistrements.

Après suppression de 6 doublons, 22 enregistrements ont été examinés sur titres et résumés. Huit enregistrements ont été exclus à ce stade, principalement en raison d'une inadéquation avec le périmètre économie/gestion, de l'absence d'un recours explicite à l'IA/ML ou de l'absence de mesure neuroscientifique. Quatorze textes intégraux ont ensuite été évalués ; deux rapports ont été exclus après lecture approfondie, l'un pour méthodologie de machine learning insuffisamment explicitée et l'autre pour variable de sortie hors périmètre retenu. Au final, 12 études empiriques ont été incluses dans la synthèse.

Figure 1 : Diagramme de flux PRISMA 2020 de sélection des études



Source : élaboration de l'auteure, adaptée du diagramme PRISMA 2020 (Page et al., 2021).

3.6. Stratégie de synthèse

Compte tenu de l'hétérogénéité des tâches, des métriques, des tailles d'échantillon et des protocoles de validation, une méta-analyse quantitative n'a pas été jugée appropriée. La synthèse retenue est donc narrative, complétée par une comparaison prudente des performances rapportées lorsque les études fournissaient des métriques suffisamment explicites. Les résultats de performance ont été lus conjointement avec les scores de qualité afin d'éviter de survaloriser des scores élevés provenant de protocoles peu documentés.

4. Résultats

4.1. Caractéristiques des études incluses

Les études retenues se répartissent principalement entre des applications de marketing/neuromarketing – préférence, intention d'achat, efficacité publicitaire – et, dans une moindre mesure, des applications financières liées à la décision de crédit. L'EEG constitue de loin la modalité la plus mobilisée, ce qui reflète sa disponibilité relative, sa granularité temporelle et son ancrage historique dans le neuromarketing. La fNIRS apparaît plus ponctuellement, surtout dans des contextes financiers où l'intérêt porté aux dynamiques préfrontales d'évaluation et de contrôle est particulièrement saillant.

Tableau 2 : Synthèse harmonisée des études empiriques Neuro-IA incluses (dix dernières années)

Étude	Année	Modalité	Domaine	Échantillon	Modèle IA	Variable / performance clé
Hakim et al.	2021	EEG	Marketing publicité /	N=33 (2 exclus)	ML (plusieurs modèles) sur mesures EEG + auto-rapports	Préférence produit (choix) + succès campagne (niveau population) — 68.5% (prédire produit préféré vs moins préféré); RMSE 1.91 vs 2.39; +12.6–12.7% au niveau population
Hakim et al. (DeePay)	2023	EEG	Marketing / prix	N=213 (produits=72; >35k essais)	Deep learning (réseaux neuronaux) + EEG (ERPs, bandes) + auto-rapports	Disposition à payer (WTP) individuelle; profit — DLN: RMSE test=0.276 (WTP continu); accuracy test=75.09% (haut vs bas WTP); AUC=0.832
Mashrur et al.	2022	EEG	Neuromarketing / intention d'achat	N=20	SVM-RBF + sélection RFE	Intention d'achat (PI) & attitude affective (AA) (positif/négatif) — Accuracy 84% (PI) ; 87% (AA)
Horr et al.	2023	EEG (+ eye tracking pour annotation)	E-commerce / comportement d'achat réel	N=391; 6,030 pages produit	RF, SVM, etc. sur paramètres Hjorth	Classe (acheté / panier / non-acheté) — RF >80% accuracy (2-classes et 3-classes) ; sans augmentation <65%
Ouzir et al.	2024	EEG	Marketing préférence produit /	N=25 (données publiques; Emotiv Epoc+ 14 canaux)	kNN, Random Forest, Neural Network, Gradient Boosting (EEG par régions)	Préférence (like/dislike) — AUC max: 76.61% (RP, NN); 75.33% (LP, GB); 73.55% (RFro, kNN); 72.62% (RFro, RF)
Xu & Liu	2024	EEG	Commerce en ligne / décision d'achat	N=66; 328 instances de décision	ML (kNN, RF, SVM, shallow NN) + sélection de features (EEG)	Décision d'achat — SVM (gaussien) : accuracy 87.1%
Li et al.	2024	EEG (ERP)	Commerce en ligne / décision d'achat	N=85	CNN (deep learning) sur caractéristiques EEG/ERP	Décision d'achat — Accuracy 98% ; F1 = 0.98

Çakar et al.	2024	fNIRS	Finance / crédit	N=39; 35 offres	XGBoost, CatBoost, Extra Trees, LightGBM + SHAP	Préférence / décision de crédit — Meilleur modèle Extra Trees: accuracy 79%
Alimardani & Kaba	2021	EEG	Neuromarketing / préférence	Deux jeux de données (ouvert + privé) : N=25 (choix produit) ; N=32 (notation film)	Ensemble (SVM/RF/LogReg) vs CNN (raw/filtré)	Préférence (like/dislike) — Choix produit : accuracy ~51% ; Notation film : accuracy 74.57% (CNN) ; F1 84.13%
Sourov et al.	2023	EEG	Neuromarketing / préférence	N=49 (24 hommes, 25 femmes; ~1400 réponses; 30 pubs images)	SVM, kNN, NN pattern recognition	Préférence — Max accuracy 75.7% (KNN, femmes) ; sensibilité 95.8% (KNN, femmes)
Usman et al.	2025	EEG + eye tracking	E-commerce / préférence	NeuMa dataset : N=42	Ensemble (RF + autres) sur EEG + eye tracking	Préférence — Accuracy 84.01% ; précision 83%
Zhao et al.	2025	EEG	Neuromarketing / classification	N=25 (Emotiv Epoc+ 14 canaux)	AutoML (comparaison de modèles)	Préférence / classification — Accuracy max 94% ; F1 0.95

Note. Les tailles d'échantillon et les performances sont rapportées telles qu'indiquées par les auteurs. Leur comparaison directe doit être abordée avec réserve en raison de la diversité des tâches étudiées, de l'hétérogénéité des métriques utilisées et des différences de protocoles de validation, notamment entre splits par essai et splits par sujet.

Source : élaboration de l'auteure.

4.2. Qualité méthodologique et lecture pondérée des performances

L'examen méthodologique met en évidence un niveau de reporting contrasté. Les études dont le score de qualité est élevé décrivent mieux le prétraitement, les métriques et la validation ; elles permettent donc une interprétation plus robuste de leurs performances. À l'inverse, des scores de classification très élevés doivent être interprétés avec prudence lorsque la partition des données le contrôle de la data leakage ou la validation externe restent insuffisamment explicites.

Tableau 3 : Lecture croisée des performances et de la qualité méthodologique

Étude	Performance principale rapportée	Score qualité /12	Lecture pondérée
Hakim et al. (2021)	68,5 % ; RMSE 1,91 vs 2,39	9	Confiance relativement élevée ; gain explicite vs auto-rapports
Hakim et al. (2023)	RMSE 0,276 ; accuracy 75,09 % ; AUC 0,832	9	Résultat solide, mais attention au split par participant
Mashrur et al. (2022)	84 % PI ; 87 % AA	7	Résultat prometteur ; validation externe à renforcer
Horr et al. (2023)	> 80 %	9	Scénario naturaliste et échantillon large ; vigilance sur augmentation/split
Ouzir et al. (2024)	AUC max 76,61 %	5	Performance modérée ; interprétation prudente
Xu & Liu (2024)	87,1 %	3	Score élevé mais reporting méthodologique à préciser
Li et al. (2024)	98 % ; F1 = 0,98	4	Très élevé ; risque de sur-apprentissage à discuter

Çakar et al. (2024)	79 %	10	Confiance plus élevée grâce à SHAP et reporting robuste
Alimardani & Kaba (2021)	~51 % / 74,57 %	4	Montre que la performance n'est pas systématiquement élevée
Sourov et al. (2023)	75,7 %	5	Résultat modéré ; split/leakage à expliciter
Usman et al. (2025)	84,01 %	5	Multimodal prometteur ; validation à documenter
Zhao et al. (2025)	94 % ; F1 0,95	5	AutoML performant ; prudence sur comparabilité

Source : élaboration de l'auteure.

4.3. Résultats principaux par domaine

Les études retenues couvrent cinq familles d'applications. La présente section rapporte uniquement les constats descriptifs et les performances indiqués dans les études incluses ; leur interprétation théorique, managériale et éthique est réservée à la discussion.

1) Marketing, publicité et pré-test de campagne. Les études rapportent l'apport d'indicateurs EEG pour la prédiction des préférences et des réponses à des messages au-delà des auto-rapports. Hakim et al. (2021) indiquent qu'un modèle combinant plusieurs signatures EEG avec des algorithmes d'apprentissage atteint une accuracy de 68,5 % pour la prédiction du produit préféré dans un choix binaire, un RMSE de 1,91 contre 2,39, ainsi qu'un gain agrégé au niveau populationnel d'environ +12,6 % à +12,7 % selon les indicateurs.

2) Pricing et disposition à payer (WTP). DeePay (Hakim et al., 2023) rapporte l'utilisation de modèles profonds pour estimer une disposition à payer individuelle. Le modèle présente un RMSE de test de 0,276 sur un WTP continu, ainsi qu'une performance de discrimination de 75,09 % d'accuracy et 0,832 d'AUC pour distinguer les classes haut versus bas WTP.

3) Intention d'achat et attitude affective. Mashrur et al. (2022) présentent un cadre de neuromarketing intelligent dans lequel des caractéristiques EEG sont sélectionnées par RFE puis classifiées par SVM. Les auteurs rapportent des performances de 84 % pour la prédiction de l'intention d'achat et de 87 % pour l'attitude affective vis-à-vis d'annonces.

4) E-commerce : préférence et décision d'achat. Plusieurs travaux s'appuient sur des environnements d'e-commerce – images de produits, interfaces numériques ou navigation libre – pour prédire la préférence ou l'achat. Les performances rapportées varient d'environ 0,73–0,77 d'AUC dans certains jeux de données à des scores supérieurs à 0,90 dans d'autres protocoles. Cette dispersion est présentée ici avec les informations disponibles sur la taille de l'échantillon, le nombre d'essais et le type de split utilisé.

5) Finance et décision de crédit. Dans un registre financier, Çakar et al. (2024) combinent fNIRS et apprentissage automatique pour prédire des décisions de crédit. Les auteurs rapportent une accuracy maximale de 79 % avec un modèle Extra Trees. L'analyse SHAP met en évidence des contributions préfrontales compatibles avec des mécanismes de contrôle cognitif et d'évaluation de la valeur.

5. Discussion

5.1. Cadre intégratif « Neuro-IA-Décision »

Pris dans leur ensemble, les résultats soutiennent une proposition théorique structurante : les signaux neurophysiologiques, et en particulier l'EEG et la fNIRS, peuvent être considérés comme des indicateurs proximaux de processus latents – attention, charge cognitive, valeur subjective, conflit ou émotion – qui, lorsqu'ils sont correctement traduits par des modèles d'IA, deviennent mobilisables dans des dispositifs à la fois prédictifs et explicatifs en sciences de gestion. Le cadre proposé relie quatre composantes : la modalité neuroscientifique, le pipeline IA, la variable décisionnelle et les conditions de robustesse.

Figure 2 : Cadre intégratif Neuro-IA-Décision

Entrées neuroscientifiques	Prétraitement et features	Modèles IA/ML	Variables décisionnelles	Conditions de robustesse
EEG fNIRS Données comportementales Auto-rapports	Filtrage ERP / bandes EEG Paramètres Hjorth Régions fNIRS	SVM / RF / kNN Gradient boosting CNN / deep learning SHAP / interprétabilité	Préférence Achat / WTP Publicité Crédit / finance	Split par sujet Test externe Transparence Privacy by Design
Processus latents : attention, valorisation, conflit décisionnel, contrôle cognitif		Prédiction + interprétation prudente		Validité externe et gouvernance éthique

Source : élaboration de l'auteure.

5.2. Implications managériales et conditions de déploiement

D'un point de vue opérationnel, les cas d'usage les plus crédibles concernent le pré-test publicitaire, la priorisation d'optimisations UX/UI en e-commerce, l'exploration de stratégies de pricing et de segmentation ainsi que la conception d'outils d'aide à la décision en finance comportementale. Pour autant, la traduction managériale de ces résultats ne peut être pensée indépendamment de contraintes d'ingénierie substantielles : standardisation des protocoles, coûts et temps de collecte, intégration aux systèmes d'information, compétences analytiques requises et gouvernance des données.

Dans le pré-test publicitaire, un déploiement réaliste consisterait à utiliser l'EEG comme complément à des mesures déclaratives et comportementales sur un échantillon pilote, afin d'identifier les stimuli qui génèrent attention et engagement sans se limiter aux intentions exprimées. La valeur managériale dépendrait alors moins du score brut du modèle que de la capacité à comparer plusieurs créations selon un protocole stable, reproductible et économiquement soutenable. Dans l'aide à la décision crédit, l'usage de fNIRS/IA ne saurait justifier une automatisation de l'octroi : il pourrait en revanche alimenter des recherches expérimentales sur la perception du risque et de la confiance, à condition de respecter des exigences strictes de consentement, d'anonymisation et d'audit des biais.

5.3. Enjeux méthodologiques et éthiques

Trois défis apparaissent particulièrement structurants pour la consolidation du champ. Le premier concerne la validité externe : des protocoles plus naturalistes et des échantillons plus diversifiés sont nécessaires pour éviter que les performances observées ne restent confinées à des situations expérimentales fortement contrôlées. Le deuxième tient à la reproductibilité : les études gagneraient à documenter plus finement le prétraitement, les schémas de validation, les hyperparamètres et les conditions exactes d'entraînement. Le troisième renvoie à l'éthique : consentement, minimisation des données, explicitation des finalités d'usage et prévention des discriminations algorithmiques ne peuvent être traités comme des considérations périphériques. Dans cette perspective, une logique de *Privacy by Design* complétée par des audits de biais et de robustesse apparaît indispensable avant toute forme de déploiement.

5.4. Agenda de recherche

Un tel agenda permettrait à la Neuro-IA de contribuer non seulement à l'amélioration de la décision opérationnelle, mais aussi à la consolidation théorique des sciences de gestion. Les scores élevés rapportés par certaines études ne doivent toutefois pas être lus comme des

performances immédiatement généralisables. La présence de nombreux essais par participant, la variabilité des splits, l'absence occasionnelle d'un jeu de test strictement indépendant et le manque de réplifications multi-sites peuvent conduire à une surestimation de la généralisabilité. À l'inverse, les protocoles naturalistes, les données issues d'achats réels et les échantillons plus larges constituent des directions importantes pour rapprocher la Neuro-IA des contraintes du terrain.

Tableau 4 : Agenda de recherche par horizon temporel

Horizon	Priorité	Objectif opérationnel
Court terme	Standardiser les splits et les métriques	Distinguer clairement split par essai, par sujet et validation externe
Court terme	Documenter les pipelines	Publier les étapes de prétraitement, hyperparamètres et <i>baselines</i>
Moyen terme	Construire des benchmarks ouverts	Comparer les modèles sur des tâches et données reproductibles
Moyen terme	Adapter l'explicabilité aux signaux neurophysiologiques	Développer SHAP/ <i>saliency</i> temporel et régional avec interprétation non causale
Long terme	Réaliser des études multi-sites et pré-enregistrées	Renforcer la validité externe et la cumulativité du champ
Long terme	Articuler prédiction et causalité	Tester des protocoles randomisés ou quasi expérimentaux

Source : élaboration de l'auteure.

6. Conclusion

Cette revue systématique a examiné la manière dont les approches Neuro-IA, fondées sur l'EEG et la fNIRS, contribuent à la prédiction et à l'interprétation de décisions économiques et managériales. Les résultats permettent de répondre aux quatre questions de recherche formulées en introduction.

En réponse à RQ1, la littérature est dominée par l'EEG, principalement dans des contextes de neuromarketing, de préférence, de publicité et d'e-commerce. La fNIRS reste moins fréquente, mais elle apporte une valeur spécifique dans les contextes financiers et préfrontaux, notamment lorsque l'objectif est de relier la prédiction à des mécanismes de contrôle et d'évaluation de la valeur.

En réponse à RQ2, les modèles utilisés vont des classifieurs classiques (SVM, kNN, Random Forest, gradient boosting) aux architectures profondes (CNN, réseaux neuronaux). Les protocoles de validation demeurent cependant hétérogènes, ce qui limite la comparabilité directe des performances. Les études les plus convaincantes sont celles qui documentent clairement le prétraitement, les splits, les métriques et les mesures prises contre le data leakage. En réponse à RQ3, les signaux neurophysiologiques semblent améliorer la prédiction lorsqu'ils complètent les auto-rapports et les variables comportementales, en particulier pour la préférence, la disposition à payer et l'efficacité publicitaire. Toutefois, les performances élevées doivent être pondérées par la taille des échantillons, le nombre d'essais par participant et la qualité de la validation.

En réponse à RQ4, les implications théoriques résident dans l'articulation entre signaux EEG/fNIRS, processus latents de décision et modèles d'IA interprétables. Les implications managériales concernent surtout le pré-test publicitaire, l'e-commerce, le pricing et la finance comportementale, mais elles exigent des protocoles standardisés, des compétences analytiques, une gouvernance des données et une logique de *Privacy by Design*.

L'originalité de cette revue tient donc à son périmètre : elle ne se limite pas au neuromarketing EEG, mais intègre la fNIRS, les applications financières, l'analyse de la généralisabilité et les enjeux éthiques. Cette extension permet de distinguer plus clairement la valeur prédictive des signaux neuronaux de leur valeur explicative et de leur faisabilité managériale.

Les limites de l'étude doivent cependant être prises en considération. Premièrement, l'absence d'interrogation directe de Scopus et Web of Science peut avoir réduit la couverture documentaire ; si cette limite était levée, certaines études supplémentaires pourraient enrichir le corpus sans nécessairement modifier les tendances principales. Deuxièmement, l'absence de double codage indépendant peut introduire un biais de sélection ; les procédures de relecture différée et de grille standardisée limitent ce risque sans l'éliminer totalement. Troisièmement, l'hétérogénéité des tâches et des métriques empêche une méta-analyse robuste ; une standardisation future pourrait modifier l'estimation précise des effets. Quatrièmement, la transférabilité des performances vers d'autres populations, plateformes et contextes reste conditionnée à des validations externes et à des répliques multi-sites encore insuffisantes.

Références

- (1). Alimardani, M., & Kaba, K. (2021). Consumer preference prediction by the analysis and classification of EEG signals using machine learning. In *Proceedings of the 2021 ACM Symposium on Applied Perception*. <https://doi.org/10.1145/3460881.3460930>
- (2). Ariely, D., & Berns, G. S. (2010). Neuromarketing: The hope and hype of neuroimaging in business. *Nature Reviews Neuroscience*, 11(4), 284–292. <https://doi.org/10.1038/nrn2795>
- (3). Byrne, A., Bonfiglio, E., Rigby, C., & Edelstyn, N. (2022). A systematic review of the prediction of consumer preference using EEG measures and machine-learning in neuromarketing research. *Brain Informatics*, 9, Article 27. <https://doi.org/10.1186/s40708-022-00175-3>
- (4). Cavoukian, A. (2011). Privacy by design: The 7 foundational principles. Information and Privacy Commissioner of Ontario.
- (5). Çakar, T., Son-Turan, S., Girişken, Y., Sayar, A., Ertuğrul, S., Filiz, G., & Tuna, E. (2024). Unlocking the neural mechanisms of consumer loan evaluations: An fNIRS and ML-based consumer neuroscience study. *Frontiers in Human Neuroscience*, 18, Article 1286918. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1286918>
- (6). Denyer, D., & Tranfield, D. (2009). Producing a systematic review. In D. A. Buchanan & A. Bryman (Eds.), *The SAGE handbook of organizational research methods* (pp. 671–689). SAGE.
- (7). European Parliament and Council of the European Union. (2016). Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016. *Official Journal of the European Union*.
- (8). Hakim, A., Golan, I., Yefet, S., & Levy, D. J. (2023). DeePay: Deep learning decodes EEG to predict consumer's willingness to pay for neuromarketing. *Frontiers in Human Neuroscience*, 17, Article 1153413. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2023.1153413>
- (9). Hakim, A., Klorfeld, S., Sela, T., Friedman, D., Shabat-Simon, M., & Levy, D. J. (2021). Machines learn neuromarketing: Improving preference prediction from self-reports using multiple EEG measures and machine learning. *International Journal of Research in Marketing*, 38(3), 770–791. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2020.10.005>
- (10). Horr, N. K., Mousavi, B., Han, K., Li, A., & Tang, R. (2023). Human behavior in free search online shopping scenarios can be predicted from EEG activation using Hjorth parameters. *Frontiers in Neuroscience*, 17, Article 1191213. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1191213>
- (11). Ienca, M., & Andorno, R. (2017). Towards new human rights in the age of neuroscience and neurotechnology. *Life Sciences, Society and Policy*, 13, Article 5. <https://doi.org/10.1186/s40504-017-0050-1>

- (12). Khondakar, M. F. K., Sarowar, M. H., Chowdhury, M. H., Majumder, S., Hossain, M. A., Dewan, M. A. A., & Hossain, Q. D. (2024). A systematic review on EEG-based neuromarketing: Recent trends and analyzing techniques. *Brain Informatics*, 11, Article 17. <https://doi.org/10.1186/s40708-024-00229-8>
- (13). Li, Y., Liu, Q., & Wu, J. (2024). Unveiling the secrets of online consumer choice: A deep learning algorithmic approach to evaluate and predict purchase decisions through EEG responses. *Information Processing & Management*, 61(3), Article 103671. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2024.103671>
- (14). Mashrur, F. R., Rahman, K. M., Miya, M. T. I., Vaidyanathan, R., Anwar, S. F., Sarker, F., & Mamun, K. A. (2022). BCI-based consumers' choice prediction from EEG signals: An intelligent neuromarketing framework. *Frontiers in Human Neuroscience*, 16, Article 861270. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.861270>
- (15). Ouzir, M., Chakir Lamrani, H., Bradley, R. L., & El Moudden, I. (2024). Neuromarketing and decision-making: Classification of consumer preferences based on changes analysis in the EEG signal of brain regions. *Biomedical Signal Processing and Control*, 87, Article 105469. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.105469>
- (16). Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, Article n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- (17). Rangel, A., Camerer, C., & Montague, P. R. (2008). A framework for studying the neurobiology of value-based decision making. *Nature Reviews Neuroscience*, 9(7), 545–556. <https://doi.org/10.1038/nrn2357>
- (18). Ratcliff, R. (1978). A theory of memory retrieval. *Psychological Review*, 85(2), 59–108. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.85.2.59>
- (19). Sourov, I. H., Alvi Ahmed, F., Opu, M. T. I., Mutasim, A. K., Bashar, M. R., Sardar Tipu, R., Amin, M. A., & Islam, M. K. (2023). EEG-based preference classification for neuromarketing application. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2023, Article 4994751. <https://doi.org/10.1155/2023/4994751>
- (20). Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>
- (21). Usman, S. M., Khalid, S., Tanveer, A., Imran, A. S., & Zubair, M. (2025). Multimodal consumer choice prediction using EEG signals and eye-tracking. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 18, Article 1516440. <https://doi.org/10.3389/fncom.2024.1516440>
- (22). Xu, Z., & Liu, S. (2024). Decoding consumer purchase decisions: Exploring the predictive power of EEG features in online shopping environments using machine learning. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 1202. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03691-1>
- (23). Zhao, T., Gois, F. N. B., Marques, J. A. L., Silva, B. R. dos S., Cortez, P., & Jagatheesaperumal, S. K. (2025). AutoML-based EEG signal analysis in neuromarketing classification using biclustering method. *Applied Soft Computing*, 181, Article 113412. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113412>

Annexes

Annexe A. Chaînes de recherche détaillées

Période couverte : dix dernières années. Les syntaxes ci-dessous ont été adaptées aux champs disponibles de chaque plateforme.

Plateforme	Chaîne de recherche utilisée
PubMed Central	((EEG OR electroencephal* OR fNIRS OR "functional near-infrared spectroscopy" OR neuroimaging) AND ("machine learning" OR "deep learning" OR "neural network" OR SVM OR "random forest" OR XGBoost OR "gradient boosting") AND (marketing OR consumer OR purchase OR "willingness to pay" OR advertising OR e-commerce OR finance OR credit OR management)) AND 2015:2025[pdat]
Frontiers	((EEG OR electroencephalography OR fNIRS OR "functional near-infrared spectroscopy") AND ("machine learning" OR "deep learning" OR SVM OR "random forest" OR XGBoost) AND (marketing OR consumer OR purchase OR advertising OR finance OR credit) ; filter: 2015–2025, article type: original research
ScienceDirect	TITLE-ABSTR-KEY((EEG OR electroencephalography OR fNIRS OR "functional near-infrared spectroscopy") AND TITLE-ABSTR-KEY("machine learning" OR "deep learning" OR "neural network" OR SVM OR "random forest" OR XGBoost) AND TITLE-ABSTR-KEY(marketing OR consumer OR purchase OR "willingness to pay" OR advertising OR e-commerce OR finance OR credit) ; years 2015–2025
Springer Nature	"EEG" OR "electroencephalography" OR "fNIRS" OR "functional near-infrared spectroscopy" AND "machine learning" OR "deep learning" AND marketing OR consumer OR purchase OR finance OR credit ; years 2015–2025
ACM Digital Library	[[All: EEG] OR [All: electroencephalography] OR [All: fNIRS]] AND [[All: "machine learning"] OR [All: "deep learning"] OR [All: SVM] OR [All: "random forest"]]] AND [[All: marketing] OR [All: consumer] OR [All: purchase] OR [All: preference]] ; publication date 2015–2025

Source : élaboration de l'auteure.

Annexe B. Grille d'évaluation de la qualité méthodologique (Neuro-IA)

Objectif : apprécier la robustesse et la transparence des études prédictives Neuro-IA. Un score faible indique « non explicité dans les sources consultées » plutôt que « non réalisé ». Échelle : 0 = non/NR ; 1 = partiel ; 2 = adéquat.

Tableau A1 : Grille d'évaluation de la qualité méthodologique (Neuro-IA)

Critère	0 - Non/NR	1 - Partiel	2 - Adéquat
Prétraitement : Description du filtrage, gestion des artefacts, segmentation, extraction de caractéristiques.	Non rapporté / ambigu	Mention partielle	Décrit de manière claire
Partition/leakage : Schéma de split clair (par sujet idéalement) et mesures explicites pour éviter la fuite de données.	Non rapporté / ambigu	Mention partielle	Décrit de manière claire
Validation : Validation hors échantillon (hold-out ou cross-validation) et, si pertinent, nested CV/hyperparamètres séparés.	Non rapporté / ambigu	Mention partielle	Décrit de manière claire
Métriques : Métriques adaptées à la tâche (accuracy/AUC/F1/RMSE), avec précisions sur classes, baseline, et protocole.	Non rapporté / ambigu	Mention partielle	Décrit de manière claire
Interprétabilité : Analyse des contributions (importance de variables, SHAP/LIME/saliency) et discussion non causale.	Non rapporté / ambigu	Mention partielle	Décrit de manière claire
Transparence : Accès aux données/datasets, code, paramètres, ou informations suffisantes pour répliquer.	Non rapporté / ambigu	Mention partielle	Décrit de manière claire

Annexe C. Application indicative de la grille

Le tableau ci-dessous fournit une lecture indicative basée sur les informations accessibles. Il sert de matrice de transparence pour faciliter une mise à jour ultérieure.

Tableau A2 : Application indicative de la grille de qualité

Étude	Prétraitement	Partition/leakage	Validation	Métriques	Interprétabilité	Transparence	Commentaires (synthèse)
Hakim et al. (2021)	2	1	2	2	1	1	Étude de référence ; gains vs auto-rapports ; split/leakage parfois peu détaillé dans les résumés.
Hakim et al. (2023)	2	1	2	2	1	1	DL + test ; forte taille d'essais ; attention au split par participant.
Mashrur et al. (2022)	2	1	1	2	0	1	SVM + sélection ; validation externe à préciser selon texte intégral.
Horr et al. (2023)	2	1	2	2	1	1	Scénario naturaliste ; échantillon large ; détails du split par sujet à vérifier.
Ouzir et al. (2024)	1	0	1	2	0	1	Dataset public ; performances AUC ~0,73-0,77 ; explicabilité avancée non rapportée.
Xu & Liu (2024)	1	0	1	1	0	0	Accuracy rapportée ; détails pipeline/validation à confirmer dans le texte intégral.
Li et al. (2024)	1	0	1	2	0	0	scores très élevés ; schéma de validation et risque de sur-apprentissage à expliciter.
Çakar et al. (2024)	2	1	2	2	2	1	fNIRS + modèles tabulaires ; SHAP ; contexte à enjeux (crédit).
Alimardani & Kaba (2021)	1	0	1	1	0	1	ACM ; résultat proche hasard sur choix produit ; dataset(s) facilitent réplication.
Sourov et al. (2023)	1	0	1	2	0	1	performances modérées ; détails split/leakage à vérifier.
Usman et al. (2025)	1	0	1	2	0	1	Multimodal EEG + eye-tracking ; dataset NeuMa ; split/leakage à expliciter.
Zhao et al. (2025)	1	0	1	2	0	1	AutoML ; bonne performance ; protocole de comparaison et validation à documenter.