Article original

La modélisation numérique au service de la détection de la fatigue mentale

Illustration avec la détection sans contact

A. LAMBERT[(1)], A. LOISEAU[(2)], A. SONI[(3)], A. RAMDANE CHERIF[(4)], A. SOUKANE[(5)], A. RABAT[(6)]

(1,4) Université de Versailles—Saint-Quentin-en-Yvelines, Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes de Versailles (LISV), Vélizy
(1,2,6) Institut de Recherche Biomédicale des Armées, Unité d'Ergonomie Cognitive des Situations Opérationnelles, Brétigny-sur-Orge
(1,3,5) Laboratory of Research in Interdisciplinary Digital engineering and Sciences (LyRIDS), École Centrale Électronique (ECE) de Paris

Auteur correspondant : arnaud.rabat.irba@gmail.com

Open access DOI
10.17184/eac.9416

Reçu
le 23 janvier 2025

Accepté
le 1er avril 2025

Publié
le 11 juin 2025

Conflit d'intérêt
Les auteurs ne déclarent pas de conflit d'intérêt.

Résumé :
Même si la fatigue mentale est une notion bien connue de tous, elle demeure un problème récurrent pour les militaires et leurs décideurs. En effet, notre méconnaissance des mécanismes sous-jacents à cet état dégradé constitue une difficulté pour l'évaluation et la maîtrise du risque induit par la fatigue mentale, impliquée dans un grand nombre d'échecs de missions et d'accidents.
Les perspectives qu'offrirait la possibilité de sa détection restent un défi d'autant plus important que les mesures classiquement utilisées (subjectives avec des questionnaires et objectifs avec des mesures physiologiques, biologiques, etc.) présentent chacune des limites (respectivement de fiabilité et de faisabilité). Une autre possibilité se concrétise avec des outils de détection sans contact (images et vidéos) qui offrent de meilleurs perspectives en termes de fiabilité, d'adaptabilité et d'applicabilité dans des contextes opérationnels que les approches conventionnelles. Ces outils de détection sans contact peuvent s'appuyer sur la puissance du fonctionnement de systèmes intelligents comme l'intelligence artificielle. Des approches de modélisations (mathématiques, informatiques) se basant sur des Modèles d'apprentissage explicable (MAE) pourraient s'avérer pertinentes et éventuellement efficaces pour détecter et suivre l'état de fatigue mentale d'un militaire en situation de déploiement opérationnel.
La modélisation numérique pourrait donc contribuer à mieux appréhender les probables situations d'échecs et de risques tant sur le plan individuel que collectif. Elle représenterait

un outil de gestion des capacités individuelles et du succès collectif dans les situations de déploiement opérationnel.

Mots-clés : Détection sans contact. Fatigue mentale. Intelligence artificielle. Modèle d'apprentissage explicable. Modélisation numérique. Système expert intelligent. Visage humain. Médecine d'armée.

Abstract:
NUMERICAL MODELING TO DETECT MENTAL FATIGUE: AN ILLUSTRATION WITH NON-CONTACT DETECTION
Although mental fatigue is a well-known concern, it represents a recurring issue for the military and its decision-makers. Indeed, mental fatigue and its mechanisms are as yet not fully understood. While being a source of many mission failures and accidents, mental fatigue remains difficult to assess and manage.
Detecting mental fatigue remains a challenge, all the more so as the measures conventionally used, be they subjective with questionnaires or objective with physiological, biological measurements, etc. They all present limits of reliability and feasibility respectively. Another assessment approach is offering new possibilities today - with non-contact detection tools e.g., images and videos, which provides better prospects than conventional methods in terms of reliability, adaptability and applicability in operational contexts. These non-contact detection tools can draw on the power of intelligent systems such as artificial intelligence. Mathematical and computer modeling processses based on Explainable Learning Models (ELM) could prove relevant and effecient for detecting and monitoring the state of mental fatigue in soldiers in operational deployment situations.
Numerical modeling could therefore help analyse and anticipate risk situations and human failures at both individual and collective levels. It therefore represents a potential tool for managing individual capabilities and collective success in operational deployment situations.

Keywords: Contactless detection. Mental fatigue. Artificial intelligence. Explicable learning model. Digital modeling. Intelligent expert system. Human face. Military medicine.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

Introduction : le militaire, sa fatigue mentale et l'utilité de la modélisation numérique

Les soldats qui sont déployés dans les zones de combat ou plus largement qui sont en situation de déploiement opérationnel sont fréquemment soumis à des situations stressantes (1,2) qui induisent chez eux une prévalence plus forte de fatigue, voire d'un Syndrome de fatigue chronique (SFC) comparativement à des soldats non déployés (3,4). Les troubles liés au stress (syndrome de stress post-traumatique et trouble dépressif) et les problèmes sanitaires comme le SFC qui sont observés chez ces militaires (1,4) seraient potentiellement en lien avec le « coût » physiologique pour l'organisme humain de ces « stresseurs » avec, notamment, une implication des réponses inflammatoires (5-8).

Comme pour les organisations de travail civiles, les armées ont connu de nombreux changements, au cours des dernières décennies, qui ont pu influencer les types et les niveaux de fatigue (9-10). Selon Frone et Tidwell (11), la fatigue au travail se définit comme une expérience subjective représentant « une fatigue extrême et une capacité fonctionnelle réduite, ressenties pendant et à la fin de la journée de travail ». Même si une grande partie des études s'est concentrée sur la fatigue au travail dans des environnements de combattants déployés (12,13), une étude plus récente, menée sur un large échantillon de militaires non déployés ($N = 1375$), a mis en évidence une forte prévalence de trois types de fatigue (physique, mentale et émotionnelle) parmi le personnel militaire non déployé qui sont positivement associés aux défaillances cognitives sur le lieu de travail et aux conflits entre le travail et la famille (10). Parmi les facteurs prédictifs, les auteurs relèvent des associations positives avec l'exigence du travail (trois types de fatigue), l'ambiguïté du rôle et les intentions de rotation (pour la fatigue mentale et émotionnelle) et négatives avec l'activité physique, la qualité du sommeil et le soutien organisationnel perçu pour les trois types de fatigue (10). Cette étude démontre que la fatigue au travail est un problème critique parmi le personnel militaire non déployé et une question essentielle pour l'élaboration d'une politique de défense.

La question de la fatigue, qui sera restreinte dans cet article à celle de la fatigue mentale, reste une problématique d'intérêt, car il subsiste un paradoxe. En effet, alors que familière du grand public, la fatigue mentale dont le mécanisme fondamental reste obscur (14), est encore très débattue au sein de la communauté scientifique, car trop souvent confondue et réduite à la somnolence (15). La fatigue mentale reste une problématique militaire d'intérêt puisque cet état dégradé, concomitant à l'activité des opérationnels, demeure une cause importante d'erreurs humaines et d'accidents (9,16). La fatigue mentale reste donc un enjeu important dans la gestion de la performance humaine et de l'efficience collective dans le cadre des opérations militaires (17,18).
Même si ce constat est largement partagé au sein de la communauté scientifique, la détection de la fatigue mentale dans une logique de prévention des accidents s'avère être un défi.

Classiquement, l'évaluation et le suivi des états dégradés comme la fatigue mentale se font à l'aide de mesures subjectives (questionnaires) et objectives (mouvements corporels, mesures physionomiques, physiologiques avec des capteurs cérébraux, cardiaques, oculaires, cutanés, etc.). Cependant, parmi ces mesures, certaines (questionnaires) s'avèrent facile à mettre en place même dans des conditions opérationnelles, mais

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

sont peu fiables (19) et d'autres (mesures physiologiques et physionomiques) offrent l'avantage d'être fiables, mais sont très facilement « artéfactées » par l'environnement « bruyant » dans lequel évoluent les militaires. Certains dispositifs (i.e. EEG) qui ont pu être utilisés en dehors des conditions de laboratoire dans des situations plus « naturelles » (20) se sont limités à la problématique de la baisse de vigilance (i.e. de la somnolence) et pas à celle de la fatigue mentale. La pluralité des facteurs qui composent et alimentent la fatigue mentale et les conditions dans lesquelles il faudrait pouvoir mesurer objectivement cet état dégradé rend sa détection et sa modélisation complexe (18).

Une possibilité qui nous est offerte aujourd'hui est de faire appel à des outils de détection (capteurs) sans contact (caméra) et de s'appuyer sur le fonctionnement de systèmes intelligents qui, pour la plupart, reposent sur des approches de modélisations numériques c'est-à-dire l'utilisation des outils numériques (mathématiques, informatiques) pour permettre la représentation d'un phénomène complexe de manière formelle (19). Après un bref rappel de la problématique de la fatigue mentale au sein des forces armées, de l'importance de sa prise en compte et de son objectivation en situation opérationnelle, nous expliquerons dans cet article pourquoi et comment la modélisation numérique utilisant une approche sans contact pourrait s'avérer une approche pertinente et potentiellement efficace pour détecter et suivre l'état de fatigue mentale d'un militaire en situation de déploiement opérationnel.

1 La fatigue mentale : de l'importance de sa détection en situation opérationnelle

Les équipements actuellement utilisés par les militaires en situations opérationnelles sont de plus en plus sophistiqués (21). Par ailleurs, et en plus de cette gestion multimatérielle, les opérateurs doivent également gérer une multitude de tâches, exécutées simultanément ou alternativement, dont les modalités sensorielles (visuelles, auditives) peuvent être multiples (21). Ces conditions opérationnelles conduisent la plupart du temps à des situations d'augmentation de la charge cognitive du combattant (21). L'augmentation de cette charge cognitive des militaires (i.e. chef de groupe d'infanterie, Maître de central, Chef de quart à la passerelle, etc.) est un défi qui, avec des programmes d'armement récents (i.e. Scorpion) et avenirs (i.e. SCAF), sera de plus en plus fréquent dans les opérations militaires (22). Du fait des conditions d'emploi des forces armées, l'évolution des missions avec une connexion et une intrication de plus en plus fortes entre différents systèmes d'armes (i.e. Scorpion, SCAF, etc.) et dans un contexte de « guerre à haute intensité », tout concourt à l'augmentation de cette charge (21) et donc inévitablement à l'installation d'un état de fatigue mentale (23-25).

Parallèlement les conditions générales de déploiement et des missions dans lesquelles sont engagées nos militaires leur imposent également des rythmes activités/repos et des temps de sommeil qui ne favorisent pas leur récupération (physiologique et cognitive) et qui accroissent leur dette chronique de sommeil, leur état de somnolence et donc, indirectement, leur fatigue mentale (17,26,27). Les militaires sont également confrontés, à l'issue et jusqu'à six mois après le déploiement en mission, à des problèmes de fatigue (32,3 %) et de sommeil (32,8 %) (26,27). Cette plainte de fatigue est d'autant plus répandue après le déploiement que les militaires souffrent de

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

comorbidités (Syndrome de stress post-traumatique [SSPT], lésions cérébrales traumatiques et blessures physiques) (28,29).

La fatigue reste donc un enjeu important dans la gestion de la performance humaine et plus largement de la santé des militaires pendant et à l'issue de leur déploiement opérationnel (9,17,18). Un des problèmes de la fatigue mentale, mis à part ses effets délétères sur le plan sanitaire, est que cet état dégradé engendre une dégradation des performances (omissions, erreurs) et le comportement humain (échec de la mission) dont la partie émergée de cet « iceberg » est l'accident avec des conséquences matérielles et humaines souvent tragiques (9,16,30). Ces effets délétères de la fatigue mentale ne se limitent pas aux théâtres opérationnels, mais concernent également des situations impliquant des personnels médicaux en charge de patients (31,32).

Identifiée il y a plus d'un siècle comme un état émotionnel qui servirait à protéger un individu contre l'atteinte des limites potentiellement préjudiciables pour sa performance métabolique (33,34), la fatigue mentale dont le mécanisme fondamental reste obscur (14), est encore très débattue au sein de la communauté scientifique, peut-être parce qu'elle reste trop souvent confondue et réduite à la somnolence (15,35). Le second problème de la fatigue mentale, en lien avec le premier, est que cet état dégradé doit être considéré comme un état psychophysiologique dont les causes ou facteurs sont d'origines multiples (36). Or, trop souvent et juste qu'à récemment, la fatigue mentale est confondue voir circonscrite à un seul autre état dégradé : la somnolence (15,35,37). Une des conséquences est qu'il n'existe pas de paramètre(s) universellement accepté(s) pour la détection d'un état de fatigue mentale (14,19,38). Or, la compréhension des conditions et des facteurs inducteurs de cet état dégradé et son éventuelle compensation (i.e. un entraînement d'endurance mentale) (39) confèrerait un avantage pour les forces militaires, car elles permettraient d'améliorer leurs capacités mentales, mais aussi physiques lors d'opérations soutenues (notamment dans une perspective de « guerre à haute intensité ») et donner la possibilité de se rapprocher des limites physiologiques dans des environnements extrêmes tout en réduisant la fréquence des défaillances mentales et des accidents qui en découlent (18).

Dans ce contexte, il est nécessaire de pouvoir établir un consensus sur une définition plus claire et plus étroite de la fatigue mentale. Au travers d'un travail de réflexion collectif de plusieurs années (groupe de travail scientifique du panel facteur humain de l'OTAN, HFM RTG-331), nous avons pu proposer une définition *(« un état psychobiologique induit par un effort prolongé qui a la potentialité de réduire/altérer les performances »)* que nous estimons pertinente car indépendante de la thématique de la somnolence et de son jumeau la vigilance (15). Il faut, dans une perspective de prévention des accidents : 1) pouvoir identifier des modifications (marqueurs) concomitantes à l'installation d'un état de fatigue mentale ; et, 2) proposer une méthode, des capteurs et des mesures permettant de mieux détecter et surveiller ces modifications dans des environnements les plus *« naturels »* possibles. Nous pensons qu'une modélisation mathématique avec une approche sans contact offre des avantages en termes de fiabilité et d'applicabilité dans des contextes opérationnels comparativement aux approches plus conventionnelles dans la détection et la mesure de la fatigue mentale que ce soit avec des mesures subjectives (des questionnaires) ou des mesures objectives par contact avec l'EEG, l'ECG, le diamètre de la pupille ou par le prélèvement d'échantillons biologiques comme de la salive ou du sang (19).

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

2 Des systèmes numériques à la modélisation sans contact : importance de l'explicabilité des modèles

Un « système intelligent » fournit à l'utilisateur des informations pertinentes et utiles. Selon la vision de Jorion, c'est un collaborateur intelligent qui est connecté à d'autres systèmes (40). En 2006, Kasabov et Filev ont affirmé qu'un système intelligent possède des connaissances et qu'il est en capacité de prendre des décisions, de raisonner et d'agir (41). Selon cette vision, un système intelligent doit donc être capable : 1) de traiter et de réagir en temps réel ; 2) de se connecter à d'autres systèmes intelligents pour pouvoir échanger des informations et être conscient d'un environnement plus large ; 3) d'interagir avec le monde extérieur (moteur, écran, etc.) ; 4) de détecter le monde extérieur par le biais de données issues de capteurs ; 5) de posséder des connaissances sur certaines situations ; 6) d'être conscient des erreurs possibles qui pourraient survenir ; et 7) de s'adapter à son utilisateur en étant conscient du profil de ce dernier. Les systèmes intelligents sont donc un ensemble de technologies qui accompagnent l'homme dans sa prise de décision. Quel que soit le système intelligent, il est toujours composé de trois éléments qui interagissent les uns avec les autres : les organes de perception, les organes de traitement et de raisonnement et ceux de la décision. Le composant de raisonnement ou « intelligent » collecte les données du composant de perception pour déterminer la situation actuelle et raisonne à partir de ces données et produit un résultat induit à partir des données d'entrée. Dans cette composante, il est possible d'utiliser des réseaux neuronaux comme approche d'apprentissage automatique ou des moteurs d'inférence couplés à une représentation des connaissances (ontologies). Une fois que le composant de raisonnement a produit un résultat, celui-ci doit être interprété par le module de décision afin de choisir l'action à entreprendre sur l'environnement.

Les grands modèles de langage (LLM) qui occupent une place importante depuis 2018 sont une bonne illustration de ce que peuvent être des IA (i.e. ChatGPT®, DeepBlue® ou encore Le Chat®). Même s'il existe des IA très sophistiquées qui obtiennent des résultats remarquables, avec le dépassement des performances humaines dans des défis de reconnaissance d'images comme ImageNet® (42), dans des jeux (*Go* et *Échecs*) (43) ou dans la production de textes semblables à ceux de l'homme, ces IA peuvent exploiter des modèles cachés ou des biais dans les données (cf. l'histoire de « Hans le Malin »[1]). Cette problématique prend d'autant plus d'importance si nous considérons qu'il faille confier les activités et se fier à l'IA pour des applications critiques (i.e. la conduite autonome, les évaluations financières, les diagnostics médicaux, les décisions judiciaires, etc.). Selon nous, il est donc essentiel de faire la distinction entre une véritable compréhension et une simple corrélation statistique. Dans ce contexte, nous pensons qu'il est important de développer une méthode explicable qui vise à combler le fossé entre les corrélations observées et la compréhension causale en fournissant des informations sur le processus de prise de décision de l'IA. Les modèles *« explicables »* expliquent le raisonnement derrière leurs prédictions, révélant le « pourquoi » et le « quoi ». En clarifiant leur processus décisionnel, les modèles « explicables » favorisent la transparence et la confiance. Cette transparence permet

[1] Pfungst, O. (1911) Clever Hans :the Horse of Mr. von Osten. A Contribution to Experimental Animal and Human Psychology. New York. Henry Holt and Co., Pp. vii, 274

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

de mieux valider le comportement du modèle, en aidant à identifier ses biais et ses limites.

Les Modèles d'apprentissage explicables (MAE) sont des modèles d'apprentissage utilisant des réseaux neuronaux conçus pour être intrinsèquement explicables (figure 1). Ils sont souvent conçus à partir de concepts explicables par l'homme en entraînant le modèle sur une fonction de perte personnalisée et en ajoutant des connaissances sémantiques aux réseaux. Les MAE peuvent fournir une compréhension intuitive en améliorant la méthode d'apprentissage traditionnelle. Les modèles d'apprentissage profond (*Deep Learning* en anglais) sont conçus pour apprendre à partir de données et faire des prédictions ou prendre des décisions sans être explicitement programmés avec des règles. La couche d'entrée (i.e. réseaux de neurones artificiels) est suivie de couches cachées, dont le nombre peut varier. Ces couches effectuent des calculs intermédiaires qui permettent d'extraire des caractéristiques et des modèles des données d'entrée. Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) sont des modèles d'apprentissage profond spécialisés, conçus pour traiter des données à structure tensorielle, telles que des images ou des vidéos. L'explicabilité des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) peut être abordée en transformant les CNN traditionnels en *« CNN explicables »*. Cette transformation permet à chaque filtre de ces couches de se spécialiser dans la détection de parties spécifiques d'objets. Cette meilleure explicabilité aide non seulement les chercheurs à comprendre la logique sous-jacente des prédictions des CNN, mais aussi renforce la confiance dans les décisions prises par ces réseaux. Au cœur de la méthodologie proposée se trouve une fonction de perte innovante qui encourage deux propriétés clés dans les activations de filtre. La première propriété, la faible entropie des activations inter-catégories, garantit que chaque filtre est principalement activé par des images appartenant à une seule catégorie d'objets. Par exemple, un filtre peut se spécialiser dans la reconnaissance de la « tête » d'un chat tout en restant inactif pour les autres catégories.

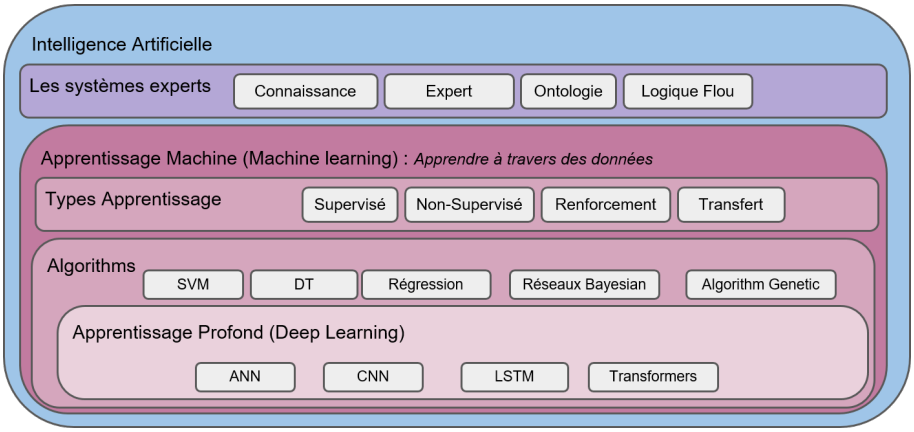


Fig. 1 : Vue d'ensemble non exhaustive hiérarchique du domaine de l'Intelligence Artificielle (IA). La figure illustre les relations entre l'IA, les systèmes experts, l'apprentissage machine et l'apprentissage profond. Des exemples d'algorithmes d'apprentissage machine sont également présentés (i.e. SVM, DT, Réseaux Bayesian, etc.).

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

L'utilisation d'un MAE n'exclut pas l'importance de bien définir l'objet (ici, la fatigue mentale) pour optimiser sa modélisation. Contrairement aux domaines de la psychologie cognitive et des neurosciences, l'approche de modélisation en informatique classique aborde la problématique de la fatigue mentale humaine en se concentrant principalement sur les méthodes de détection et des indicateurs de la fatigue mentale à l'aide de capteurs et pas sur la compréhension des mécanismes et des modifications associées à cet état dégradé. Dans une récente publication faisant une synthèse bibliographique sur cette question, l'analyse statistique montre que la plupart des recherches se concentrent sur les techniques de vision par ordinateur (*computer vision* en anglais) pour la détection de la région d'intérêt (ROI) et l'extraction des caractéristiques faciales, puis sur les modules de raisonnement, et une petite partie se concentre sur l'analyse de l'ensemble de données et des caractéristiques extraites (19). Mais, avec la MAE, il faut aussi pouvoir identifier des modifications (les données identifiées par le capteur) associées et pertinentes au regard de l'objet initial : la fatigue mentale (19). La modélisation traditionnelle sans contact qui intègre le flux vidéo avec la détection des visages, l'extraction des paramètres et le raisonnement est confrontée à plusieurs défis. Tout d'abord, la modélisation actuelle ne comprend pas le concept de la fatigue mentale avec des conséquences directes et concrètes sur la conception expérimentale, les méthodes d'acquisition et le traitement des données et (surtout) les paramètres choisis pour la modélisation de cet état dégradé (19). Cela conduira évidemment à un mauvais raisonnement de la fatigue mentale dans le modèle et à des entrées de modèle biaisées ou incohérentes (19). L'absence d'une définition claire de la fatigue mentale est responsable de la genèse de modèles d'IA désadaptés pour la détection et la modélisation de cet état dégradé (19).

3 Détection de la fatigue mentale sur un visage : de l'intérêt des MAE, de l'approche sans contact et comparaison avec des évaluateurs humains

Étant donné que les activités militaires et les interactions interpersonnelles humaines en général incluent la détection intuitive de l'état mental, il est raisonnable de supposer que des indicateurs clés de la fatigue mentale pourraient provenir d'expressions ou de modifications faciales (visages). La physionomie faciale présente le double avantage d'être facile à tester expérimentalement et d'être une solution technique facile à mettre en œuvre dans et en dehors du laboratoire. Il existe un certain nombre d'études qui ont examiné la possibilité de détecter la fatigue mentale à partir de données du visage (19,44,45). Mais ces études ont abordé le concept de la fatigue mentale de façon tronquée en se concentrant essentiellement sur des concepts connexes à la fatigue mentale comme la somnolence ou l'hypovigilance (19).

En intégrant une définition plus claire et plus opérationnelle de ce concept de fatigue mentale (15), le modèle que nous proposons reflètera plus correctement ce concept et sera une perspective d'optimisation de la modélisation utilisée. L'autre originalité de notre approche est d'avoir utilisé comme « données d'entrée » des vidéos de visages de sujets placés dans des conditions expérimentales (contrôlées) respectant la définition proposée (15) à savoir devant réaliser des tâches mentales (attention soutenue avec la tâche du *Psychomotor Vigilance Task* ou processus exécutif comme l'inhibition avec la

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

tâche du Go-NoGo) pendant une durée continue et prolongée (45 minutes). Ce point permet de limiter les effets délétères liés à l'utilisation de MAE dont le module de raisonnement est mal conçu, car alimenté par de mauvaises « données d'entrée » (méthodes d'acquisition et de traitement issues d'une mauvaise définition du concept, par exemple [19]).

En traitant et en analysant des indices visuels subtils dans les vidéos, nous avons entraîné un modèle d'apprentissage profond capable d'identifier avec précision des modèles liés à la fatigue mentale et qui se concentre sur la durée de la tâche en termes de classifications binaires (mentalement fatigué ou non) (figure 2).
En outre, nous avons exploré le processus de prise de décision du modèle en visualisant les domaines d'intérêt qui contribuent le plus significativement à ses prédictions en appliquant des méthodes informatiques d'explicabilité pour mieux comprendre la décision du modèle (*Grad-Cam* et *Drift Grad-Cam*) (46) et l'extraction des concepts (*concept clustering*) (47).

Dans les grandes lignes, le modèle MAE que nous avons utilisé pour détecter la fatigue mentale à partir de visages est un réseau de convolution 3D, basé sur une architecture *Resnet* appelé « ResNet3D18 » (48). Le processus d'apprentissage a utilisé la descente stochastique de gradient (SGD) comme optimiseur avec un momentum fixe de 0,9 et la fonction de coût utilisée était l'entropie croisée. Un programme de taux d'apprentissage en plusieurs étapes a aussi été mis en œuvre pour optimiser le processus d'apprentissage sur 25 époques.
Pour l'évaluation du modèle, nous avons utilisé une approche à multiples facettes qui combine des mesures d'évaluation de modèle standard avec diverses méthodes de visualisation pour mieux comprendre le processus de prise de décision du modèle (figure 2). Nos expériences ont utilisé plusieurs stratégies de validation croisée (approche standard de type *K-fold* et approche *subject-out*) afin de déterminer la capacité du modèle à se généraliser à des individus non vus (d'une manière générale, le modèle ne possède pas cette capacité d'après nos premiers tests sur les données expérimentales, mais il faudrait investiguer avec d'autres architectures de modèle et en changeant les hyper paramètres du modèle). Nous avons également utilisé plusieurs techniques de visualisation pour approfondir les représentations apprises du modèle avec la visualisation directe des cartes de caractéristiques de différentes couches (couche 1 et couche 4). La couche 1 se concentre sur des caractéristiques fines et de bas niveau telles que les bords et les textures autour des yeux, de la bouche et de la barbe (pour les hommes). La couche 4, plus profonde, présente des activations plus diffuses, mettant en évidence des régions faciales plus larges qui indiqueraient des représentations de caractéristiques plus abstraites et de plus haut niveau. Nos premiers résultats montrent que notre modèle (ResNet3D-18) a bien appris à s'adapter aux données d'apprentissage. Sa dépendance à l'égard d'indices spécifiques aux sujets appris a limité les performances de notre modèle sur des sujets non vus.

L'autre intérêt d'utiliser des MAE dans la modélisation (ici, une détection sans contact) est de pouvoir mieux comprendre et mieux expliquer le fonctionnement du module de raisonnement et extraire les concepts appris par ce dernier pour comparer les modifications, les marqueurs de la fatigue mentale qu'il identifie avec ceux identifiés par des experts humains et potentiellement découvrir des modifications/marqueurs non utilisés par les humains (47).

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

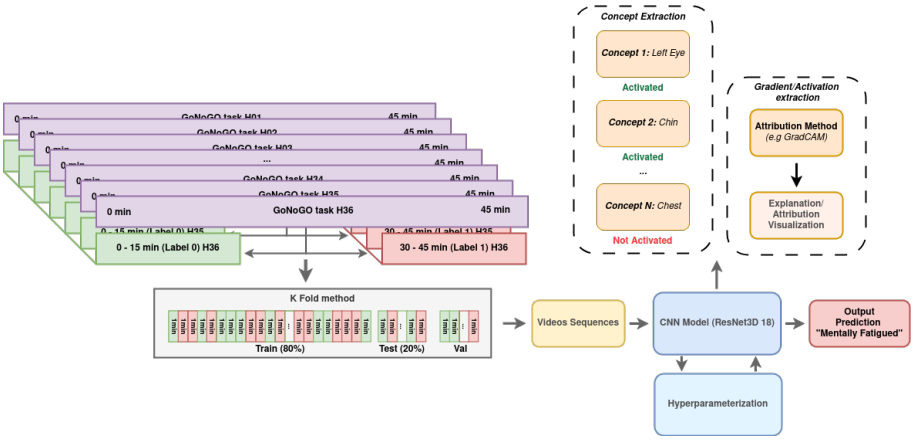


FIG. 2 : Schéma global du processus de classification d'un état de fatigue mentale. Le processus comprend l'acquisition de données vidéo *via* une tâche exécutive de Go-NoGo fatigante, la labellisation en séquences et l'entraînement d'un modèle CNN (ResNet3D-18). L'explicabilité est assurée par l'extraction de concepts et la visualisation d'attribution (Grad-CAM).

La comparaison des différentes stratégies utilisées (trois au total) dans les phases apprentissages et de test du modèle met en évidence le compromis entre la performance du modèle et la généralisation.

La stratégie N° 3 (deux sujets–sortie avec injection) offre le meilleur équilibre en améliorant la généralisation aux sujets non vus par rapport à la stratégie N° 2. Elle atténue également le surajustement observé dans la stratégie N° 1, ce qui en fait un candidat approprié pour l'analyse ultérieure.

La précision stable de la validation suggère des gains de généralisation limités au-delà de la formation initiale, potentiellement dus à un surajustement ou à une saturation précoce des caractéristiques généralisables. L'ensemble de données limité à 36 sujets contribue à ces résultats en limitant la capacité du modèle à capturer la variabilité interindividuelle et en augmentant le risque de surajustement.

En outre, le schéma d'étiquetage général – avec les 15 premières et 15 dernières minutes de la tâche fatigante (figure 2) étiquetées respectivement comme « pas fatigué mentalement » et « fatigué mentalement » – peut négliger : 1) des transitions nuancées dans les états mentaux, ce qui limite encore davantage les performances du modèle ; et 2) une cinétique individuelle différentielle dans l'installation d'un état de fatigue mentale. Bien que d'autres améliorations puissent être apportées par des modifications architecturales, l'ajustement des hyperparamètres ou un étiquetage plus précis des données, ces améliorations dépassent le cadre de la présente étude.

Par ailleurs, les techniques XAI (d'explicabilité) ont permis d'identifier les régions du visage les plus influentes (i.e. les yeux), la manière dont ces régions diffèrent d'un individu à l'autre (possiblement en lien avec le degré de fatigue d'un individu à l'autre) et donc la difficulté de généraliser la détection de la fatigue mentale à d'autres individus. L'intérêt de l'explicabilité de notre modèle a permis de mettre en évidence que certains concepts dépendent du contexte et qu'ils induisaient le modèle en erreur et contribuaient ainsi à des erreurs de classification.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

Parallèlement, nous avons fait appel à des évaluateurs humains (des militaires dans le cas présenté ci-après) afin d'estimer la précision avec laquelle ils étaient capables de détecter le degré de fatigue mentale du (des) visage(s) de sujets mentalement fatigués (49). Dans notre étude CLAVIF pour « Classement de Visages Fatigués », des séquences vidéo (quatre séquences de dix secondes) de sujets, dont l'état de fatigue mentale a été objectivé, ont été présentées à des évaluateurs militaires humains (49). Sur un total de 328 évaluations, les évaluateurs ont été en mesure de classer correctement les quatre séquences vidéo dans 45 % des cas (contre 4 % si le classement correct avait été obtenu par le hasard). Ces réponses correctes ont été associées à un score de confiance plus élevé (6,7/10) de la part des évaluateurs pour leurs classifications, par rapport à celles associées à des erreurs mineures (34 % du total des réponses) ou majeures (21 %). Ces scores n'étaient pas liés au temps passé par nos évaluateurs pour classer ces séquences vidéo (indépendamment du type de réponses) ou au nombre de vues pour les quatre séquences. Nos résultats montrent également une variabilité dans le pourcentage de bonnes réponses dans les classements selon les visages analysés (quatre personnes). Nous mettons en évidence une relation significative et positive ($r^2 = 0{,}873$; $p = 0{,}026$) entre le pourcentage de bonnes réponses (succès) dans le classement des séquences et le nombre d'indicateurs utilisés sur le visage (yeux, bouche, position de la tête, etc.) (Loiseau, Lambert et coll., articles soumis).
Ces résultats devront, bien évidemment, être confirmés avec une autre tâche fatigante, d'autres sujets fatigués et d'autres évaluateurs. Dans l'hypothèse d'une avancée favorable, nous pourrions établir des indicateurs de fatigue mentale qui serviraient à alimenter nos modèles numériques (MAE) et ainsi servir d'outils de détection des états dégradés comme la fatigue mentale.

Conclusions et perspectives

L'exemple que nous avons proposé avec l'utilisation des MAE pour la détection de visages mentalement fatigués montre que l'utilisation de la modélisation numérique et de l'approche sans contact offre l'avantage :

1. de fournir la modélisation mathématique d'un état de fatigue mentale qui pourra être testé et perfectionné de manière itérative ;
2. et d'alimenter ce modèle avec des données numériques issues de la surveillance vidéo.

Dans les grandes lignes, le modèle MAE que nous avons utilisé (ResNet3D18) intègre de l'IA explicable (XAI) et les techniques de vision par ordinateur (*computer vision* en anglais) pour la détection de régions d'intérêt (ROI) dans le contexte de la modélisation d'un état de fatigue mentale. Les domaines d'intérêt détectés et identifiés par notre modèle (MAE) pourront ensuite être comparés aux paramètres d'intérêts (ROI) utilisés par des évaluateurs humains et ainsi permettre de mieux comprendre la capacité du modèle à capturer et à interpréter les indices visuels d'un visage humain mentalement fatigué. Les résultats de notre recherche ouvrent la voie à plusieurs pistes prometteuses pour l'avenir. L'une d'entre elles consisterait à étudier les techniques d'enrichissement des données qui permettent de s'attaquer plus efficacement à la variabilité entre les sujets.
En outre, un autre domaine d'investigation pourrait se concentrer sur des architectures (neuronales) de modèles informatiques alternatives qui démontrent une plus

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

grande efficience vis-à-vis des différences interindividuelles.
En renforçant la robustesse de nos modèles, nous pourrions améliorer leurs performances sur des populations de sujets divers. Nous pourrions aussi identifier de nouvelles modifications/marqueurs non utilisés par les humains. Ces approches comparatives pourraient améliorer l'efficacité des modèles (plus précis et plus fiables) dans la détection d'un état de fatigue mentale.

Remerciements

Nous tenions à remercier Mesdames Lachèze, Lahaine, Duvillard-Monternier du CRM de l'IRBA pour nous avoir permis d'intervenir pendant leur formation et ainsi d'avoir pu recueillir l'évaluation des militaires pour notre étude CLAVIF.

Remerciements au linguiste relecteur : Pierre-Alexandre Clerc.

Financement

Cette étude a bénéficié d'un financement de la Direction Générale de l'Armement (Projet Biomedef SAN-1-515).

Contributions des auteurs

Rédaction : AL, AL, AR
Relecture : AL, AL, AS, ARC, AS, AR

Références bibliographiques

1. van Zuiden M, Heijnen CJ, Maas M, Amarouchi K, Vermetten E, Geuze E, *et al.* Glucocorticoid sensitivity of leukocytes predicts PTSD, depressive and fatigue symptoms after military deployment : a prospective study. Psychoneuroendocrinology. 2012 ;37(11) :1822-36. doi :10.1016/j.psyneuen.2012.03.018
2. Kaikkonen NM, Laukkala T. International military operations and mental health : a review. Nordic Journal of Psychiatry. 2016 ;70(1) :10-5. doi :10.3109/08039488.2015.1048718
3. Bültmann U, de Vries M, Beurskens AJ, Bleijenberg G, Vercoulen JH, Kant I. Measurement of prolonged fatigue in the working population : determination of a cutoff point for the checklist individual strength. Journal of Occupational Health Psychology. 2000 ;5(4) :411-6. doi : 10.1037/1076-8998.5.4.411
4. Kang HK, Natelson BH, Mahan CM, Lee KY, Murphy FM. Post-traumatic stress disorder and chronic fatigue syndrome-like illness among Gulf War veterans : a population-based survey of 30,000 veterans. American Journal of Epidemiology. 2003 ;157(2) :141-8. doi : 10.1093/aje/kwf187
5. Miller AH. Inflammation *versus* glucocorticoids as purveyors of pathology during stress : have we reached the tipping point ? Biological Psychiatry. 2008 ;64(4) :263-5. doi : 10.1016/j.biopsych.2008.05.018
6. Silverman MN, Heim CM, Nater UM, Marques AH, Sternberg EM. Neuroendocrine and immune contributors to fatigue. PM&R. 2010 ;2(5) :338-46. doi : 10.1016/j.pmrj.2010.04.008
7. van Zuiden M, Kavelaars A, Vermetten E, Olff M, Geuze E, Heijnen C. Pre-deployment differences in glucocorticoid sensitivity of leukocytes in soldiers developing symptoms of PTSD, depression or fatigue persist after return from military deployment. Psychoneuroendocrinology. 2015 ;51 :513-24. doi : 10.1016/j.psyneuen.2014.09.014
8. McEwen BS. From serendipity to clinical relevance : how clinical psychology and neuroscience converged to illuminate psychoneuroendocrinology. Psychoneuroendocrinology. 2019 ;105 :36-43. doi : 10.1016/j.psyneuen.2018.09.011
9. Caldwell JA, Caldwell JL, Thompson LA, Lieberman HR. Fatigue and its management in the workplace. Neuroscience and Biobehavioral Reviews. 2019 ;96 :272-89. doi : 10.1016/j.neubiorev.2018.10.024

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

10. Frone MR, Blais AR. Work fatigue in a non-deployed military setting : assessment, prevalence, predictors, and outcomes. International Journal of Environmental Research and Public Health. 2019 ;16(16) :2892. doi : 10.3390/ijerph16162892
11. Frone MR, Tidwell MO. The meaning and measurement of work fatigue : development and evaluation of the Three-Dimensional Work Fatigue Inventory (3D-WFI). Journal of Occupational Health Psychology. 2015 ;20(3) :273-88. doi : 10.1037/a0038700
12. Matsangas P, Shattuck NL. Discriminating between fatigue and sleepiness in the naval operational environment. Behavioral Sleep Medicine. 2018 ;16(5) :427-36. doi : 10.1080/15402002.2016.1228645
13. Shattuck NL, Matsangas P. Recipe for fatigue : sleep, work patterns, and well-being of galley workers on surface ships of the US Navy. Sleep Advances. 2024 ;5(1) :zpae050. doi : 10.1093/sleepadvances/zpae050
14. Yan Y, Guo Y, Zhou D. Mental fatigue causes significant activation of the prefrontal cortex : a systematic review and meta-analysis of fNIRS studies. Psychophysiology. 2025 ;62(1) :e14747. doi : 10.1111/psyp. 14747
15. Balkin TJ, Riedy SM, Rabat A, Friedl KE. Toward a more precise definition of fatigue. Dans : The handbook of fatigue management in transportation. Boca Raton (FL) : CRC Press ; 2023. p. 11-24.
16. Di Milia L, Smolensky MH, Costa G, Howarth HD, Ohayon MM, Philip P. Demographic factors, fatigue, and driving accidents : an examination of the published literature. Accident Analysis & Prevention. 2011 ;43(2) :516-32. doi : 10.1016/j.aap. 2009.12.018
17. Rabat A. Sommeil et performances. Revue de la Défense nationale. 2022 ;(3) :25-35.
18. Rabat A, van Cutsem J, Marcora SM, et al. Fatigue and management of warfighter mental endurance. BMJ Mil Health 2025 ;0 :1–5. doi :10.1136/military-2025-002963
19. Lambert A, Soni A, Soukane A, Ramdane Cherif A, Rabat A. Artificial intelligence modelling human mental fatigue : a comprehensive survey. Neurocomputing. 2024 ;567 :126999. doi : 10.1016/j.neucom.2023.126999
20. Sauvet F, Bougard C, Coroenne M, Lely L, Van Beers P, Elbaz M, *et al.* In-flight automatic detection of vigilance states using a single EEG channel. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2014 ;61(12) :2840-7. doi : 10.1109/TBME.2014.2331189
21. Remigereau A, Darses F, Dozias B, Albentosa J. Design and validation of a simulated multitasking environment for assessing the cognitive load on the infantry squad leader. Frontiers in Psychology. 2024 ;15 :1433822. doi : 10.3389/fpsyg.2024.1433822
22. O'Hara R, Sussman LR, Tiede JM, Sheehan R, Keizer B. Physiological and psychological stressors affecting performance, health, and recovery in special forces operators : challenges and solutions. A scoping review. Journal of Special Operations Medicine. 2022 ;22(2) :139-48. doi : 10.55460/904J-601A
23. Mizuno K, Tanaka M, Yamaguti K, Kajimoto O, Kuratsune H, Watanabe Y. Mental fatigue caused by prolonged cognitive load associated with sympathetic hyperactivity. Behavioral and Brain Functions. 2011 ;7 :17. doi : 10.1186/1744-9081-7-17
24. Tanaka M, Ishii A, Watanabe Y. Regulatory mechanism of performance in chronic cognitive fatigue. Medical Hypotheses. 2014 ;82(5) :567-71. doi : 10.1016/j.mehy.2014.02.013
25. Terentjeviene A, Maciuleviciene E, Vadopalas K, Mickeviciene D, Karanauskiene D, Valanciene D, *et al.* Prefrontal cortex activity predicts mental fatigue in young and elderly men during a 2 h "Go/NoGo" task. Frontiers in Neuroscience. 2018 ;12 :620. doi : 10.3389/fnins.2018.00620
26. Troxel WM, Shih RA, Pedersen ER, Geyer L, Fisher MP, Griffin BA, *et al.* Sleep in the military : promoting healthy sleep among U.S. service members. Rand Health Quarterly. 2015 ;5(2) :19.
27. Good CH, Brager AJ, Capaldi VF, Mysliwiec V. Sleep in the United States military. Neuropsychopharmacology. 2020 ;45(1) :176-91. doi : 10.1038/s41386-019-0431-7
28. Hoge CW, McGurk D, Thomas JL, Cox AL, Engel CC, Castro CA. Mild traumatic brain injury in U.S. soldiers returning from Iraq. New England Journal of Medicine. 2008 ;358(5) :453-63. doi : 10.1056/NEJMoa072972
29. Wallace DM, Shafazand S, Ramos AR, Carvalho DZ, Gardener H, Lorenzo D, *et al.* Insomnia characteristics and clinical correlates in Operation Enduring Freedom/Operation Iraqi Freedom veterans with post-traumatic stress disorder and mild traumatic brain injury : an exploratory study. Sleep Medicine. 2011 ;12(9) :850-9. doi : 10.1016/j.sleep. 2011.06.004
30. Dawson D, Reynolds AC, Van Dongen HPA, Thomas MJW. Determining the likelihood that fatigue was present in a road accident : a theoretical review and suggested accident taxonomy. Sleep Medicine Reviews. 2018 ;42 :202-10. doi : 10.1016/j.smrv.2018.08.006
31. Lock AM, Bonetti DL, Campbell ADK. The psychological and physiological health effects of fatigue. Occupational Medicine. 2018 ;68(8) :502-11. doi : 10.1093/occmed/kqy109

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

32. Ippolito M, Einav S, Giarratano A, Cortegiani A. Effects of fatigue on anaesthetist well-being and patient safety : a narrative review. British Journal of Anaesthesia. 2024 ;133(1) :111-7. doi : 10.1016/j.bja.2024.03.017

33. Marcora SM, Staiano W. The limit to exercise tolerance in humans : mind over muscle ? European Journal of Applied Physiology. 2010 ;109(4) :763-70. doi : 10.1007/s00421-010-1418-6

34. Noakes TD. Fatigue is a brain-derived emotion that regulates the exercise behavior to ensure the protection of whole body homeostasis. Frontiers in Physiology. 2012 ;3 :82. doi : 10.3389/fphys.2012.00082

35. Gurubhagavatula I, Barger LK, Barnes CM, Basner M, Boivin DB, Dawson D, *et al.* Guiding principles for determining work shift duration and addressing the effects of work shift duration on performance, safety, and health : guidance from the American Academy of Sleep Medicine and the Sleep Research Society. Journal of Clinical Sleep Medicine. 2021 ;17(11) :2283-306. doi : 10.5664/jcsm.9512

36. Hockey R. The psychology of fatigue : work, effort and control. Cambridge (UK) : Cambridge University Press ; 2013. doi : 10.1017/CBO9781139015394

37. Phillips RO. A review of definitions of fatigue : and a step towards a whole definition. Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour. 2015 ;29 :48-56. doi : 10.1016/j.trf.2015.01.003

38. Hu X, Lodewijks G. Detecting fatigue in car drivers and aircraft pilots by using non-invasive measures : the value of differentiation of sleepiness and mental fatigue. Journal of Safety Research. 2020 ;72 :173-87. doi : 10.1016/j.jsr.2020.01.013

39. Staiano W, Marcora S, Romagnoli M, Kirk U, Ring C. Brain endurance training improves endurance and cognitive performance in road cyclists. Journal of Science and Medicine in Sport. 2023 ;26(7) :375-85. doi : 10.1016/j.jsams.2023.05.004

40. Jorion P. Principes des systèmes intelligents. Broissia (FR) : Éditions du Croquant ; 2012.

41. Kasabov N, Filev D. Evolving intelligent systems : methods, learning, & applications. Dans : 2006 International Symposium on Evolving Fuzzy Systems. Piscataway (NJ) : IEEE ; 2006. p. 8-18. doi : 10.1109/ISEFS.2006.251185

42. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Communications of the ACM. 2017 ;60(6) :84-90. doi : 10.1145/3065386

43. Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, Antonoglou I, Huang A, Guez A, *et al.* Mastering the game of Go without human knowledge. Nature. 2017 ;550(7676) :354-9. doi : 10.1038/nature24270

44. Bafna T, Bækgaard P, Hansen JP. Mental fatigue prediction during eye-typing. PLoS ONE. 2021 ; 16(2) :e0246739. doi : 10.1371/journal.pone.0246739

45. Mehmood I, Li H, Umer W, Ma J, Saad Shakeel M, Anwer S, *et al.* Non-invasive detection of mental fatigue in construction equipment operators through geometric measurements of facial features. Journal of Safety Research. 2024 ;89 :234-50. doi : 10.1016/j.jsr.2024.01.013

46. Lambert A, Soni A, Soukane A, Rabat A, Ramdane Cherif A. Drift-Grad-CAM method for enhanced segmentation predictions without model retraining. Neural Computing and Applications. 2025 ;37 :1375-88. doi : 10.1007/s00521-024-10574-8

47. Lambert A, Soni A, Soukane A, Rabat A, Ramdane Cherif A. Clustering for explainability : extracting and visualising concepts from activation. Dans : IC3K 2024 : 16th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management ; 2024 Nov ; Porto, Portugal.

48. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. Dans : 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway (NJ) : IEEE ; 2016. p. 770-778. doi : 10.1109/CVPR.2016.90

49. Loiseau A, Lambert A, Soni A, Soukane A, Chastres V, Rabat A. A military assessor is able to detect a degree of a mentally fatigued face in human [Prépublication]. 2025 [cité le 19 mai 2025].

Glossaire

Apprentissage automatique ou *Machine Learning* (ML) : Sous ensemble de l'intelligence artificielle regroupant des techniques mathématiques et statistiques pour la résolution de problèmes d'apprentissages lié aux données.

Apprentissage profond ou *Deep Learning* (DL) : Sous ensemble de l'apprentissage automatique utilisant des réseaux de neurones pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

Explicabilité ou *Explicability* : Ensemble de techniques relatives à l'intelligence artificielle permettant d'aider à mieux définir, comprendre et expliquer le fonctionnement des algorithmes issus de l'IA.

ECG pour ElectroCardioGramme : Mesure de l'activité électrique du cœur au moyen d'électrodes qui sont positionnées sur le torse de l'individu.

EEG pour ElectroEncéphaloGramme : Mesure de l'activité électrique cérébrale au moyen d'électrodes qui sont positionnées sur le scalp de l'individu.

HFM pour *Human Factor Panel* : Le panel de l'OTAN qui s'occupent des questions relatives au facteur humain.

Intelligence artificielle (ou IA) : Ensemble de techniques permettant de simuler des décisions ou des comportements humains.

OTAN : Organisation du Traité de l'Atlantique Nord.

Réseaux de neurones ou Neural Networks (NN) : Technique de base d'apprentissage profond, inspiré du fonctionnement du cerveau humain.

Réseaux de convolutions neuronales ou Convolutional Neural Networks (CNN) : Type de modèle de réseaux de neurones particulier pour le traitement d'images basées sur les convolutions.

RNA pour Réseaux neuronaux artificiels : Couche interconnectées de neurones artificiels qui constituent les éléments fondamentaux du système.

RTG pour *Research Task Group* : Groupes de travail du panel HFM qui sont constitués d'experts militaires et/ou non militaires de thématiques qui intéressent les forces armées constitutifs de l'OTAN.

SCAF pour Système de Combat Aérien du Futur : Le système de combat aérien du futur (en anglais Future Combat Air System, FCAS) est un projet européen d'un ensemble de systèmes d'armes aériens interconnectés impliquant la France, l'Allemagne, l'Espagne et la Belgique, en tant que membre observateur.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816