



HAL
open science

Vers un outil pour la prévention des risques psychosociaux

Stephane Cholet, Helene Paugam-Moisy

► **To cite this version:**

Stephane Cholet, Helene Paugam-Moisy. Vers un outil pour la prévention des risques psychosociaux. Workshop sur les Affects, Compagnons artificiels et Interactions, Jun 2020, Saint Pierre d'Oléron, France. hal-02933490

HAL Id: hal-02933490

<https://inria.hal.science/hal-02933490>

Submitted on 8 Sep 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Vers un outil pour la prévention des risques psychosociaux

Stephane CHOLET
scholet@unistra.fr
Université de Strasbourg
Strasbourg, France

Hélène PAUGAM-MOISY
hpaugam@univ-antilles.fr
Université des Antilles
Pointe-à-Pitre, France

RÉSUMÉ

Les troubles psychosociaux sont un problème de santé publique majeur, dont les conséquences peuvent être graves aussi bien sur le court et le long terme, tant sur le plan personnel que professionnel. Le diagnostic de ces troubles est nécessairement établi par un professionnel. Toutefois, l'IA (l'intelligence artificielle) peut apporter des outils en fournissant au praticien une aide à l'évaluation, et aux individus un suivi permanent, rapide et peu coûteux. Nous proposons un outil d'aide à l'évaluation automatique de l'état dépressif à partir d'observations du visage, au moyen d'une webcam. Le prototype présenté implémente un classifieur neuronal, qui a été entraîné sur des images du challenge AVEC'2014. En complément de l'aspect purement informatique, nous proposons un concept d'intégration de l'outil dans un environnement de travail.

KEYWORDS

intelligence artificielle, informatique affective, classification des états dépressifs, réseaux de neurones à base de prototypes

1 INTRODUCTION

La réalisation de ce prototype s'inscrit dans le cadre de travaux sur l'évaluation automatique des états émotionnels et des états dépressifs, dans l'objectif de prévenir les risques psychosociaux.

Dans un contexte professionnel, les risques psychosociaux, ou RPS, font référence aux éléments pouvant avoir des conséquences psychologiques néfastes sur un individu. Parmi ces éléments, on peut citer les exigences élevées du métier, la violence au travail ou encore l'absence de motivation. Les RPS peuvent avoir des conséquences graves, telles que les maladies musculosquelettiques et cardiovasculaires. Parmi les troubles précurseurs, on retrouve les troubles dépressifs majeurs, dont le plus fréquent est communément désigné par "dépression".

Les travaux réalisés sur l'évaluation automatique des états dépressifs sont présentés dans la Section 2. Ils ont conduit à la réalisation d'un outil pour la prévention des risques psychosociaux, proposé en Section 3. Les points développés, dont la collecte, le traitement, la classification et l'affichage sont détaillés dans la Section 4. Une conclusion et des pistes de travaux futurs sont envisagées dans la Section 5, y compris sur les enjeux éthiques et de respect de la vie privée qu'un tel système mobilise.

2 TRAVAUX ANTÉRIEURS

La dépression est un trouble mental caractérisé par de la tristesse, de la perte d'intérêt ou de plaisir, des sentiments de culpabilité ou de dévalorisation de soi, un sommeil ou un appétit perturbé,

une certaine fatigue et des problèmes de concentration. C'est un trouble ancré dans le temps, dont le diagnostic peut être prononcé uniquement si le patient manifeste les symptômes pendant au moins deux semaines consécutives [5].

L'analyse automatique des états dépressifs est une tâche complexe, et moins courante que l'analyse des états émotionnels. Cette complexité s'explique en partie par l'encadrement médical du terme dépression, qui est reconnu comme une maladie et rigoureusement défini, là où le concept d'émotion bénéficie d'au moins 90 définitions différentes [6].



FIGURE 1 : Image type issue des vidéos du challenge AVEC'2014 [8]

La série de challenges AVEC (AudioVisual Emotion Challenge) invite les chercheurs à confronter leurs méthodes et résultats sur un jeu de données partagé, pour les tâches d'évaluation automatique des états émotionnels et dépressifs. Dans son édition de 2014 [8], quelques centaines de vidéos d'individus en interview semi-dirigés étaient fournies (voir Figure 1 pour une image type). Les questions qui leur étaient posées étaient délibérément ouvertes, afin de favoriser un comportement facial le plus naturel possible. Chaque vidéo est annotée d'un score entre 0 et 63 qui dénote la sévérité dépressive du sujet à l'écran, via le Beck Depression Inventory II [1] (BDI-II; Figure 2). A l'occasion du challenge, l'objectif consistait à associer le bon score à des vidéos présentant des sujet inconnus, les performances du système proposé étant évaluées avec la mesure d'erreur RMSE (root-mean-square error).

Score obtenu	Sévérité de la dépression
0-13	Minimale
14-19	Modérée
20-28	Moyenne
29-63	Sévère

FIGURE 2 : Interprétation standard du score BDI-II

Dans l'état de l'art, les travaux ayant exploité ces données utilisent pour beaucoup des descripteurs visuels, sans exploiter la modalité auditive. En particulier, les descripteurs de texture et de

forme sont très utilisés. Senoussaoui et al. [7] ont utilisé des LGBP-TOP (Local Gabor Binary Pattern in Three Orthogonal Plans) et ont appris séparément les états dépressifs et non-dépressifs à l'aide de modèles linéaires, de RVM (Relevance Vector Machines) et de SVM. Ils ont obtenu une erreur RMSE de 10.43 pour la modalité visuelle. Williamson et al. [9], les vainqueurs du challenge de 2014, ont obtenu une erreur RMSE de 8.12 pour la modalité visuelle en exploitant des FAR (Facial Activation Rate) via des Extreme Learning Machine.

Dans notre tentative [3] (hors challenge), nous avons extrait des points d'intérêt faciaux des visages et calculé un estimateur de quantité de mouvement dans des fenêtres temporelles. Les bons résultats obtenus (RMSE de 7.00) et la rapidité des traitements nous ont motivé à développer un outil d'aide à l'évaluation des états dépressifs, dans l'objectif d'aider à la prévention des risques psychosociaux.

3 VUE D'ENSEMBLE DU CONCEPT

Comme précisé en introduction, les troubles dépressifs sont souvent précurseurs des risques psychosociaux. La détection et le suivi de ces troubles peuvent contribuer à améliorer l'environnement de travail des individus. Dans le cas d'utilisation considéré, on se place dans un environnement de travail où les postes de travail sont équipés d'ordinateurs munis d'une webcam, et qui peuvent être utilisés régulièrement pour les besoins de l'outil.

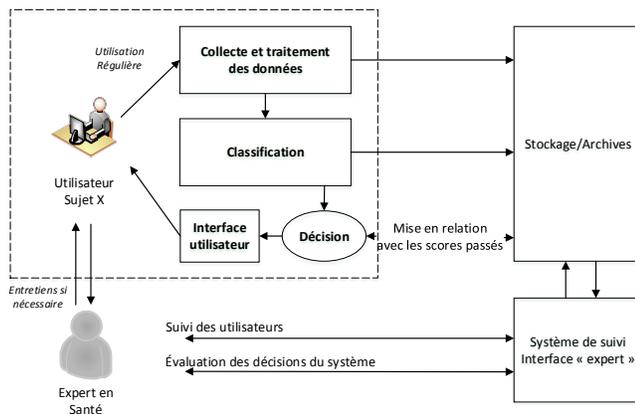


FIGURE 3 : Vue d'ensemble du concept [2]

La démarche des utilisateurs doit être volontaire et consentie, puisque les résultats peuvent être faussés en cas de comportement exagéré, gêné ou simulé. Leur accord est également nécessaire, et l'usage de l'outil s'inscrit comme une étape vers l'amélioration de l'état des individus. Une vue d'ensemble schématique du concept est proposée dans la Figure 3.

3.1 Cas d'utilisation

Sur la base d'une utilisation régulière, les utilisateurs interagissent avec l'outil. Ce dernier prend la forme d'un interlocuteur virtuel, avec lequel ils échangent selon un entretien semi-dirigé (comme c'est le cas pour l'acquisition des données du challenge AVEC'2014). Pendant une session, l'individu est filmé, tandis que les données

nécessaires sont collectées et traitées (voir Section 4.1). La classification de l'état dépressif se fait en simultané (voir Section 4.2); dès lors, il est possible de renvoyer à l'utilisateur une estimation de son état dépressif.

3.2 Intervention d'un expert

L'un des intérêts de l'outil est l'implication d'un expert en santé (par exemple, un psychologue) dans le processus. Ce dernier est sollicité à deux niveaux :

- Aider les utilisateurs, par exemple en leur proposant un entretien dans le cas où l'outil aurait levé une alerte suite à des scores dépressifs inquiétants ou répétitifs
- Perfectionner l'outil (qui sert également le premier niveau), en ayant une action corrective sur le système en indiquant, par exemple, si une évaluation est bonne ou non.

4 POINTS DÉVELOPPÉS

4.1 Collecte et traitement des données

Les données sont issues du flux vidéo de la webcam, qui est capturé et traité à la volée. Chaque image subit une chaîne de traitements incluant la détection et l'alignement du visage, l'extraction de points d'intérêts faciaux en deux dimensions et le calcul d'un descripteur estimant la quantité de micro et macro mouvements faciaux, appelé R-STD (Rolling Standard Deviation).

Une telle description permet de saisir la dynamique temporelle des expressions faciales, en quantifiant la variation des coordonnées des points. A partir des vecteurs de coordonnées 2D de 69 points d'intérêts faciaux, on calcule l'écart-type des composantes dans une fenêtre chevauchante, dont les paramètres de taille T_{fen} et de pas T_{pas} sont fixés. Si on note x_{jt} la j^{eme} composante d'un exemple à l'instant t , la composante correspondante du descripteur R-STD x'_{jt} s'exprime comme (Eq. 1) :

$$x'_{jt} = \sigma \left((x_{jt}, x_{j(t+1)}, \dots, x_{j(t+T_{fen})}) \right) \quad (1)$$

$$x'_{j(t+1)} = \sigma \left(x_{j(t+T_{pas})}, x_{j(t+T_{pas}+1)}, \dots, x_{j(t+T_{pas}+T_{fen})} \right)$$

où σ représente l'écart-type.

La phase de collecte et de traitement des données est multithreadée, afin que la capture de la vidéo (à raison de 30 images par seconde) ne cadence pas la chaîne de traitements. Toujours de manière multithreadée, les données sont injectées dans un classifieur neuronal incrémental à base de prototypes.

4.2 Classification

Le classifieur neuronal incrémental à base de prototypes (INN, incremental neural network) est inspiré du modèle ART de Grossberg [4]. Il est capable de s'adapter aux entrées significatives tout en restant stable face aux entrées qui ne le sont pas. Le réseau est composé de trois couches, où la première constitue classiquement la couche d'entrée, dont la taille est adaptée à la dimension de l'espace des données. La seconde couche est composée de prototypes, ou "neurones-distance", totalement connectées aux neurones d'entrée. La troisième couche permet d'associer un prototype à une classe en sortie; aucun apprentissage n'étant réalisé entre la deuxième et la troisième couche.

Ce classifieur a été utilisé avec succès pour la classification de l'état dépressif sur les données du challenge AVEC'2014 [3]. Son caractère incrémental permet d'ajouter des données d'apprentissage au modèle sans avoir à réitérer l'apprentissage sur l'ensemble des données, et ainsi de spécifier un modèle à un individu ou à une sévérité dépressive en particulier.

Les vidéos utilisées pour l'apprentissage sont celles du challenge AVEC'2014, desquelles on a extrait une description R-STD. L'apprentissage en validation croisée *leave one subject out* permet de réaliser un modèle *subject independant* (insensible aux sujets). C'est ce modèle qui est utilisé dans l'outil, afin de reconnaître l'état dépressif d'individus inconnus. Pour la classification, une classe est un score BDI-II, soit 64 classes au total.

4.3 Interface

L'interface de l'outil est volontairement sobre et affiche une question à laquelle l'utilisateur peut choisir de répondre ou de passer (Figure 4). Il est informé qu'il est en train d'être filmé, malgré l'absence de retour caméra. Ce choix est fondé par l'observation de modifications dans le comportement des usagers filmés lorsqu'ils se voient à l'écran.

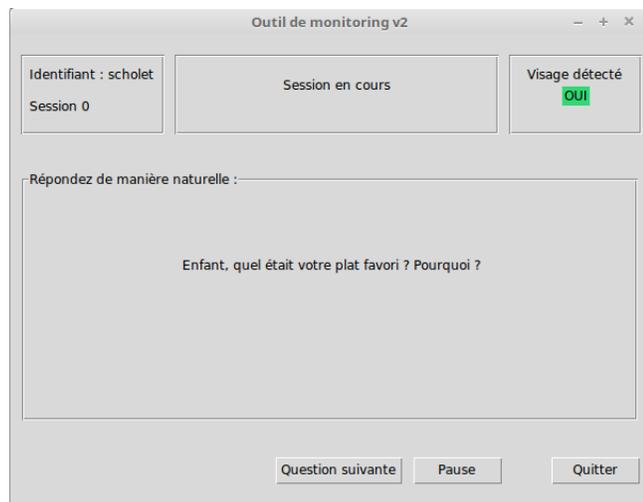


FIGURE 4 : Interface utilisateur de l'outil [2]

Les points en cours de développement précisés dans cette partie peuvent être qualifiés de critiques, puisqu'ils constituent un socle fonctionnel pour l'outil. Néanmoins, ils ne sont pas exempts d'améliorations.

5 CONCLUSION

5.1 Points à développer

Les points à développer sont ceux qui n'ont pour l'heure pas fait l'objet de développement ; ils excluent par conséquent les améliorations pouvant être apportées aux points développés (voir sous-section 5.2).

Parmi les points à développer, on compte :

- Interface "back-office" permettant à l'expert de suivre les utilisateurs et d'interagir avec eux, de contribuer à l'amélioration

de l'outil en apportant une action corrective, de tirer profit de l'aspect incrémental du réseau

- Système d'archivage des données et des résultats pour l'étude et la mise en évidence de motifs caractérisant la survenue de risques psychosociaux
- Réalisation d'une charte pour encadrer l'utilisation de l'outil, compte tenu du fait qu'il exploite des données non-anonymisées à caractère sensible

Cette liste, non-exhaustive, reprend les principaux axes envisagés.

5.2 Pistes et voies d'amélioration

Dans l'objectif de développer un socle fonctionnel, les fonctionnalités de collecte, de traitement, de classification et d'affichage ont été développées. Cependant, plusieurs points ont été relevés en vue de leur perfectionnement, en considérant :

- L'utilisation d'un avatar personnalisable et interactif au lieu d'une fenêtre d'affichage classique
- L'usage de plusieurs modalités pour l'analyse des états dépressifs, comme la modalité textuelle ou la modalité auditive (dont l'utilisation s'est révélée probante dans d'autres expérimentations)
- L'essai d'autres descripteurs visuels et d'autres méthodes de classification

Naturellement, les efforts futurs visent aussi à intéresser une communauté pluridisciplinaire sur les bénéfices qu'un tel outil pourrait apporter dans la prévention des risques psychosociaux.

RÉFÉRENCES

- [1] Aaron T. Beck. 1972. *Depression : Causes and Treatment*. University of Pennsylvania Press.
- [2] Stephane Cholet. 2019. *Evaluation automatique des états émotionnels et dépressifs : vers un système de prévention des risques psychosociaux*. Ph.D. Dissertation. Université des Antilles.
- [3] S. Cholet, H. Paugam-Moisy, and S. Regis. 2019. Bidirectional Associative Memory for Multimodal Fusion : a Depression Evaluation Case Study. In *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (Budapest, Hungary). 1–6. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2019.8852089>
- [4] Stephen Grossberg. 1987. Competitive learning : From interactive activation to adaptive resonance. *Cognitive Science* 11 (1987), 23–63.
- [5] National Institute of Mental Health. 2018. Depression. <https://www.nimh.nih.gov/health/topics/depression/> [Consulté le 02-04-2018].
- [6] Robert Plutchik. 2001. The Nature of Emotions plutchiknatureofemotions 2001. *American Science* 89, 4 (2001), 344–350. <https://doi.org/10.1511/2001.4.344>
- [7] Mohammed Senoussaoui, Milton Sarria-paja, João F. Santos, and Tiago H. Falk. 2014. Model Fusion for Multimodal Depression Classification and Level Detection. In *Proceedings of the 4th International Workshop on Audio/Visual Emotion Challenge - AVEC'14*. ACM, Orlando, 57–63.
- [8] Michel Valstar, Björn Schuller, Kirsty Smith, Timur Almaev, Florian Eyben, Jarek Krajewski, Roddy Cowie, and Maja Pantic. 2014. AVEC 2014 : 3d dimensional affect and depression recognition challenge. In *Proceedings of the 4th International Workshop on Audio/Visual Emotion Challenge - AVEC'14*. ACM, 3–10. <https://doi.org/10.1145/2661806.2661807>
- [9] James R. Williamson, Thomas F. Quatieri, Brian S. Helfer, Gregory Ciccarelli, and Daryush D. Mehta. 2014. Vocal and Facial Biomarkers of Depression based on Motor Incoordination and Timing. In *Proceedings of the 4th International Workshop on Audio/Visual Emotion Challenge - AVEC'14*. ACM, Orlando, 65–72. <https://doi.org/10.1145/2661806.2661809>