



**HAL**  
open science

## Etude des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle : l'utilisation des données massives en santé au travail dans la prévention primaire des sorties d'emploi

Luther Dogbla, Cédric Gouvenelle, Marie Murcia, Frédéric Dutheil, Bruno Pereira, Florence Thorin

### ► To cite this version:

Luther Dogbla, Cédric Gouvenelle, Marie Murcia, Frédéric Dutheil, Bruno Pereira, et al.. Etude des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle : l'utilisation des données massives en santé au travail dans la prévention primaire des sorties d'emploi. 56ème Congrès de la SELF, Vulnérabilités et risques émergents : penser et agir ensemble pour transformer durablement., Jul 2022, Geneve, Suisse. hal-03636607

**HAL Id: hal-03636607**

<https://hal.science/hal-03636607v1>

Submitted on 11 Apr 2022

**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.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License



56<sup>ème</sup> CONGRÈS SELF  
6 - 8 juillet 2022

**VULNÉRABILITÉS ET  
RISQUES ÉMERGENTS**  
penser et agir ensemble pour  
transformer durablement

**EBSCO**host

*The full text of SELF congresses  
proceedings in Ergonomics Abstracts is  
included in Academic Search Ultimate on  
EBSCOhost™*

[www.ergonomie-self.org](http://www.ergonomie-self.org)

→ Ergonomics abstract

## Etude des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle

### *L'utilisation des données massives en santé au travail dans la prévention primaire des sorties d'emploi*

Luther DOGBLA<sup>1,3</sup>, Cédric GOUVENELLE<sup>2,3</sup>, Marie MURCIA<sup>4</sup>, Frédéric DUTHEIL<sup>1</sup>, Bruno PEREIRA<sup>5</sup>, Florence THORIN<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Université Clermont Auvergne, LaPSCO, 63000 Clermont-Ferrand, France, [l.dogbla@apst18.com](mailto:l.dogbla@apst18.com), [fred\\_dutheil@yahoo.fr](mailto:fred_dutheil@yahoo.fr)

<sup>2</sup>Université Clermont Auvergne, Acté, F-63000 Clermont-Ferrand, France, [c.gouvenelle@apst18.com](mailto:c.gouvenelle@apst18.com)

<sup>3</sup>APST18, [f.thorin@apst18.com](mailto:f.thorin@apst18.com)

<sup>4</sup>APST Centre-Val de Loire, [marie.murcia@apstcentre.fr](mailto:marie.murcia@apstcentre.fr)

<sup>5</sup>DRCI CHU Clermont ferrand, [bpereira@chu-clermontferrand.fr](mailto:bpereira@chu-clermontferrand.fr)

Résumé : Avec plus de 500 000 salariés par an concernés, la désinsertion professionnelle est un problème de santé publique. Si le maintien dans l'emploi, la pénibilité au travail et les facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle sont un enjeu majeur, ces thématiques restent peu étudiées. D'autre part, les rares travaux et publications internationales se focalisent sur un nombre très limité de facteurs, ne prennent pas en compte le salarié dans sa globalité (pas de prise en compte des trois dimensions de la santé de l'OMS). L'objectif est d'apporter des réponses dans l'identification des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle grâce aux données massives de Santé au travail. Les approches statistiques envisagées reposent sur des modèles pour données répétées (modèles mixtes et modèles de trajectoires), des modèles pour données censurées (modèles de survie et modèles multi-états de Markov), prenant en compte les différentes sources de variabilité latentes (effet « grappes » (entreprises) et effet « clusters » (profils de caractéristiques communes des salariés)).

Mots-clés : facteurs prédictifs ; désinsertion professionnelle ; inaptitudes ; SSTI

### Study of the predictive factors: of occupational deinsertion.

#### use of big data in occupational health in the primary prevention of occupational deinsertion

Abstract: With more than 500,000 employees concerned each year, occupational deinsertion is a public health problem. Although job retention, work toughness and the factors predicting occupational deinsertion are a major issue, these topics remain little studied. Furthermore, the few international studies and publications focus on a very limited number of factors, do not take into consideration the employee as a whole (no consideration of the three WHO dimensions of health). The objective is to provide answers in the identification of predictive factors of occupational deintegration using massive occupational health data. The statistical approaches envisaged are based on models for repeated data (mixed models and trajectory models), models for censored data (survival models and multi-state Markov models), considering the different sources of variability (cluster effect (companies) and cluster effect (profiles of employees' common characteristics)).

Keywords: predictive factors; occupational deinsertion; unfitnes; SSTI

\*Ce texte original a été produit dans le cadre du congrès de la Société d'Ergonomie de Langue Française qui s'est tenu à Genève les 6, 7 et 8 juillet 2022. Il est permis d'en faire une copie papier ou digitale pour un usage pédagogique ou universitaire, en citant la source exacte du document, qui est la suivante :

DOGBLA, L., GOUVENELLE, C., MURCIA, M., DUTHEIL, F., PEREIRA, B., THORIN, F. (2022). Etude des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle : utilisation de la big data en santé au travail dans la prévention primaire des sorties d'emploi. Actes du 56ème Congrès de la SELF, Vulnérabilités et risques émergents : penser et agir ensemble pour transformer durablement. Genève, 6 au 8 juillet 2022.

Aucun usage commercial ne peut en être fait sans l'accord des éditeurs ou archiveurs électroniques. Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page.

## INTRODUCTION

Après une transition numérique impliquant une réorganisation de l'entreprise et des méthodes de travail (Gouvenelle et al., 2020), L'Association de Prévention et Santé au Travail du Cher (APST18) dispose aujourd'hui d'une ressource capitale pour les enjeux futurs des Services de prévention santé Travail Interentreprises (SPSTI) : la donnée massive (Murcia-Clere et al., 2020). Celle-ci respecte les 5 critères de la donnée massive appelé 5V : Volume (plus de 3millions de données), variété (diversité des sources de recueil de donnée), Vitesse (une base grandissante au fil des années), véridité (des données fiables et vérifiées) et valeur (Benke & Benke, 2018). Cette dernière introduit la notion de connaissances nouvelles.

L'objectif de cette communication est d'exposer une méthode d'identification des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle grâce aux données massives de santé travail. Ce travail est le début d'une démarche de recherche en ingénierie de la santé, dont la finalité est le développement d'un modèle prédictif de désinsertion professionnelle.

## CONTEXTE

Les logiciels métiers (plateformes), aujourd'hui, proposent des services de santé allant des consultations à de l'assistance des personnes sur des affections ou encore maladies chroniques (Benke & Benke, 2018; Howarth et al., 2018). Ces plateformes peuvent disposer de données permettant d'identifier des facteurs de risque, d'aider aux diagnostics, et de contribuer aux ressources épidémiologiques (Deiner et al., 2016; Thio et al., 2018). Jusqu'à 2017, la santé au travail ne disposait pas de plateforme interactive. En 2017 l'APST18 a démarré une expérimentation avec l'entreprise Padoa qui lançait le concept en santé travail. Ainsi, en 2018, la collecte de millions de données démarrait de manière structurée issues des sources salariés, entreprises, professionnels de santé, préventeurs grâce à la plateforme numérique Padoa. Ces données ont notamment permis à l'APST18 d'améliorer le suivi des salariés et la traçabilité des risques professionnels et des pathologies, favorisant une meilleure orientation des actions des équipes pluriprofessionnelles. L'exploitation de ces données a emmené à la réflexion sur le repérage des régularités fines et identifiables dans le cadre de l'identification des personnes à risque de désinsertion professionnelle. On sait aujourd'hui que le repérage précoce des déterminants de la sortie de l'emploi peut permettre aux équipes pluridisciplinaires (médecin, infirmier, ergonomiste, etc.) des SPSTI (Service de Prévention Santé Travail Interentreprises) d'intervenir en amont sur le maintien en emploi (Perrin et al., 2021).

Le maintien dans l'emploi des salariés confrontés à un problème de santé diminuant leurs capacités fait partie des obligations de l'employeur et constitue une des priorités de la Haute Autorité de Santé (HAS). De plus selon l'article L.4121-1 et L.4121-2 du code du travail, il est du devoir de l'entreprise de veiller et de prendre toutes les mesures nécessaires pour protéger la santé physique et mentale des collaborateurs.

L'APST18 est ancrée dans une politique d'amélioration continue du service proposé en réponse à des politiques de santé et aux besoins des entreprises et des adhérents. Elle s'inspire des avancées rendues possible grâce à son nouvel outil pour mettre

en place des projets de maintien dans l'emploi notamment la mise en place d'une démarche d'élaboration d'un modèle prédictif de la désinsertion professionnelle basé sur l'utilisation des données massives. Ce travail mené dans le cadre d'une thèse CIFRE en partenariat avec l'Université Clermont Auvergne inclue le salarié dans sa globalité (son histoire, son parcours etc.) et tous les aspects de sa santé (Selon la définition de l'OMS). Les données massives ont permis une anticipation par l'APST18 des modifications de la loi n° 2021-1018 visant à renforcer la prévention en santé au travail qui placent les SPSTI au centre de l'action de prévention de la désinsertion professionnelle.

## APPORTS THEORIQUES

Le travail est un composant fondamental dans la représentation sociale de l'individu (Mercurio & Vultur, 2010). Au-delà de la finalité du travail (raisons pour lesquels un individu travaille), il permet de garantir un niveau de sécurité économique aux individus. Dans les cas où la santé d'un salarié n'est plus compatible avec son poste de travail, cela engendre des démarches dans le but du maintien de ce salarié en emploi, au travers d'un aménagement de poste, changement de poste, des restrictions d'aptitude ou dans le cas échéant d'une inaptitude. Ce dernier amène le salarié à changer d'activités ou à sortir de l'emploi. Cette situation de sortie durable de l'emploi est qualifiée de désinsertion professionnelle (Gourbail, 2019). Elle se définit notamment par une situation où pour une raison de santé, sociale ou personnelle, des personnes se retrouvent dans des situations restreignant leurs aptitudes professionnelles et les mettant ainsi dans l'incapacité de garder leur poste de travail (Gourbail, 2019). On parle de « désinsertion professionnelle » car il ne s'agit souvent pas d'évènement spontané mais d'un processus lié à un ensemble de facteurs interdépendants. Ce processus avec le temps entraîne non seulement une perte d'emploi mais, aussi engendre un cercle vicieux qui passe par la précarité et un déclassement social et sociétal de l'individu. (Debordeaux, 1994; Gaulejac & Taboada-Leonetti, 1994). Il n'existe aucune mesure directe du nombre de salariés en risque de désinsertion professionnelle selon le rapport de l'inspection générale des affaires sociales (P. Aballea et al., 2017). Pour freiner au plus tôt ce processus, il va falloir diagnostiquer en amont le risque de désinsertion professionnelle.

### Quelle population ?

Les modèles les plus récents qui essayent de prévenir la désinsertion professionnelle, sont portés uniquement sur les sorties d'emploi par inaptitude. Les avis d'inaptitudes sont considérés comme principales pistes d'identification du risque de désinsertion professionnelle car 95% des salariés déclarés inaptes finissent par être licenciés et moins de la moitié (autour de 20-40% selon les régions) arrivent à retrouver un emploi au bout d'un an (DIRECCTE Haute-Normandie, 2010). Dans les faits, la désinsertion professionnelle va plus loin que la notion d'inaptitude. Dans le cadre de la mise en place, d'un score prédictif du maintien en emploi, une étude a réussi à établir un score estimant le risque de ne pas être déclaré « aptes au poste de travail » (Carolle Pelissier & Chauvin, 2016). Ce score a l'avantage d'inclure aussi les personnes avec des

restrictions d'aptitudes comme personnes à risque de désinsertion professionnelle.

#### Quels facteurs prédictifs ?

Les facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle, connues à ce jour sont essentiellement des facteurs liés à l'inaptitudes et aux restrictions d'aptitudes. Deux types de facteurs prédictifs sont à identifier : Les facteurs liés au salarié et les facteurs liés au travail.

Concernant Les facteurs liés au salarié, on peut faire la distinction entre les facteurs liés à la personne et les facteurs liés à sa santé physique ou psychique. Parmi les facteurs liés à la personne, le plus couramment cité est l'âge, il y a un risque plus accru pour les plus de 50 ans (45 ans pour d'autres études) (Berg et al., 2009; Frugier et al., 2020). Les autres facteurs sont le sexe, le niveau d'instruction et le surpoids (Boulangier et al., 2020). Parmi Les facteurs liés à la santé du salarié il y a en premier lieu, les troubles musculosquelettiques (TMS) les risques psychosociaux (RPS) et les maladies chroniques (Andersen et al., 2012; Lesage et al., 2018; Sterdynia & Luyten, 2020). Une santé mentale altérée du fait du travail peut également entraîner une désinsertion professionnelle mais dont le lien santé/travail n'est pas toujours établi (Lesage et al., 2018; Wong et al., 2015).

Parmi les facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle mentionnés par la plupart des études, la perception du salarié de son état de santé est un facteur prédictif non négligeable de la prévention de la désinsertion professionnelle (Wilford et al., 2008). Quand les salariés estiment que leur état de santé n'est pas en adéquation avec leur travail, le risque de désinsertion professionnelle est d'autant plus élevé. On retient de ceci qu'un modèle prédictif de la désinsertion professionnelle efficace doit prendre en compte non seulement les éléments biomédicaux mais aussi le ressenti du salarié vis-à-vis de sa propre santé.

Dans le cas des facteurs liés au travail, l'impact des risques psychosociaux liés au travail est considérable.

Dans l'argumentaire scientifique de la recommandation de bonnes pratiques de la HAS (HAS, 2019), il y est cité quelques facteurs liés au travail à prendre en compte dont : Une faible marge de manœuvre associée à des exigences élevées au travail, du stress au travail peuvent provoquer une sortie d'emploi précoce. D'autres facteurs sont : un faible soutien social au travail, une faible reconnaissance au travail, une insuffisance ou absence de politique au sein de l'entreprise pouvant favoriser le retour au travail et le maintien dans l'emploi (Berg et al., 2009). Le secteur d'activité est cité par certains auteurs pouvant être générateur d'un risque plus grand de désinsertion professionnelle en raison d'une charge physique du travail plus accru dans certains cas (Alavinia et al., 2007). Le sentiment de crainte vis-à-vis de la reprise du travail, un sentiment d'insatisfaction au travail sont aussi à prendre en compte.

Prévenir la désinsertion professionnelle en lien avec une santé physique ou mentale altérée nécessite une vision globale du contexte professionnel et de l'ensemble des facteurs de risques professionnels auxquels l'individu est exposé. En plus s'agissant d'un processus, la désinsertion professionnelle commence bien des années avant que le médecin du travail ne délivre le premier avis d'inaptitude.

Cette limitation soulève le problème de la maîtrise du processus de désinsertion professionnelle ainsi que le moment où cette désinsertion s'amorce. En effet, les restrictions sont-elles les alertes les plus précoces qu'on peut avoir ? certaines pathologies associées à des sollicitations excessives ne pourraient-elles pas être l'objet d'alerte pour mettre en place des actions de prévention très en amont ? La puissance de l'outil statistique, l'intelligence artificielle, présents aujourd'hui dans notamment la plateforme interactive Padoa, sont des technologies à mettre à profit pour cet axe de prévention prioritaire.

## APPROCHE METHODOLOGIQUE

### Connaitre les conditions de sortie d'emploi

Connaitre cette population revient à s'interroger sur les situations pouvant conduire à une sortie d'emploi durable liée à des problèmes de santé (physique, psychique, sociale). Il se justifie à cette étape de faire un recensement de toutes les situations conduisant à une perte d'emploi due à un problème de santé au sens de l'OMS. Les équipes pluridisciplinaires peuvent permettre l'identification des différentes situations de sortie d'emploi précoce, puis les catégoriser suivant les motifs. En fonction des différentes catégories de sortie d'emploi identifiées, il est possible de faire une description poussée du salarié en situation de sortie d'emploi. Aujourd'hui la communication entre les services de santé au travail, la CARSAT et la CPAM permet de reconstruire avec précision le parcours d'un salarié via des échanges sur le suivi d'un salarié (Arrêt maladie, durée de l'arrêt maladie, les salariés ayant changé d'activité, les cas spécifiques en rapports avec les salariés vus etc.). Cette démarche vient nourrir les connaissances des professionnelles de la santé au travail sur les autres voies de sorties d'emploi pour des raisons de santé autres que l'inaptitude.

### Outils d'identification des facteurs prédictifs de désinsertion professionnelles

Les observations réalisées sur un individu, au cours du temps, ne sont pas indépendantes. L'état de santé d'un salarié et les risques auxquels il est exposé au temps  $t$  impactent son état de santé futur et son maintien dans l'emploi futur. Il existe une variabilité inter-individuelle (l'ensemble des variables niveau d'instruction, âge, sexe, etc.) et intra-individuelle (facteur temps, évolution au cours du suivi longitudinal).

Les modèles mixtes sont des outils permettant d'introduire les notions de variabilité et de covariance, via par exemple l'étude d'effets aléatoires sujet, temps et entreprise (Molenberghs & Verbeke, 2000). Pour déterminer des sous-groupes d'individus ayant des trajectoires d'évolution proches, un modèle mixte semi-paramétrique GBTM (Group-Base Trajectory Modeling) peut être une option (Nagin & Odgers, 2010). Le modèle d'analyse de trajectoires basé sur la méthode GBTM est une application des modèles de mélanges finis et permet d'étudier des phénomènes qui évoluent dans le temps en identifiant des sous-groupes distincts de trajectoires parmi un ensemble de trajectoires suivant des progressions similaires –

autrement dit des groupes latents tels que chaque salarié est affecté au groupe pour lequel la probabilité d'appartenance est la plus élevée. Le lien entre la variable explicative (la sortie d'emploi) et le temps est modélisé en tant que lien polynomial tandis que la forme de la trajectoire et la probabilité pour chaque salarié d'appartenir à l'un des groupes de trajectoires sont estimées (McLaughlin & King, 2015; Tremblay et al., 2005).

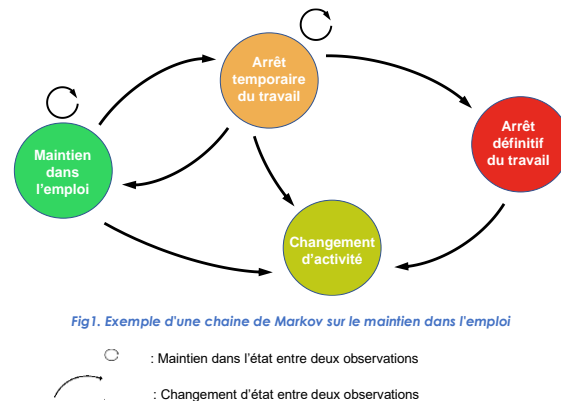
### Modéliser le temps avant la sortie de l'emploi

Connaitre les éléments qui conduisent à une sortie de l'emploi ne suffisent pas pour prédire la sortie de l'emploi. Il est tout autant pertinent d'inclure dans l'analyse le moment où la sortie de l'emploi intervient. La connaissance du moment où la sortie de l'emploi intervient permet de connaître le nombre d'année restant à un individu avant que ce dernier ne sorte de l'emploi, et ainsi de quantifier le risque instantané de chaque individu à tout instant de sa vie. Il existe des outils statistiques et modèles qui permettent de quantifier ce risque. L'un des plus fréquemment utilisés est le modèle de survie. Il modélise le temps avant la réalisation d'un évènement afin d'en estimer le risque (Béchade & Lobbedez, 2015). Ici, l'évènement attendu sera la désinsertion professionnelle ou la sortie d'emploi pour raison de santé. La date d'entrée dans l'entreprise sera la date de début d'observation. La sortie d'emploi sera codée en variable binaire 0/1 (1 sortie d'emploi ; 0 absence de sortie d'emploi). Pour les sujets ayant quitté l'entreprise, la date de sortie sera considérée comme date de dernière information. Une analyse univariée (test du log-rank) recherchera les facteurs de risques de sortie de l'emploi. Puis le modèle multivarié (exemple le modèle de cox) permettra d'exprimer le risque instantané de survenue de l'évènement (sortie de l'emploi) en fonction de l'instant  $t$  et des variables explicatives (Liang et al., 2020). Les covariables seront choisies en fonction de leur pertinence et des résultats de l'analyse univariée. Une attention particulière sera accordée aux interactions entre les covariables et à la multicollinéarité. Des analyses de sensibilité rechercheront l'impact de l'ajout ou de la suppression de variables. La quantification du risque de désinsertion professionnelle sera exprimée en Hazard Ratio (HR) avec un Intervalle de Confiance (IC) à 95%, pour chaque variable.

### Modélisation du risque de la sortie de l'emploi pour raison de santé

Avant d'arriver à la sortie de l'emploi des individus ne suivent pas tous le même parcours. Il existe des états transitoires (arrêt de travail, changement d'activités, reclassement, etc.) entre lesquels les individus passent avant d'arriver à cette situation finale de sortie de l'emploi. A chaque étape transitoire de ce parcours il existe des probabilités de sortie d'emploi propres à ces étapes, la probabilité que la personne ne revienne pas dans l'emploi et des probabilités relatives aux états précédents par lesquels la personne est passée avant d'en être là. Par exemple la durée d'un arrêt de travail ou le nombre d'arrêts de travail passés peuvent accroître le risque d'être déclaré inapte (Boulanger et al., 2020).

Il existe des modèles permettant de retracer et quantifier le risque de se retrouver dans chaque état à partir de l'analyse de trajectoire. Ces modèles s'appellent des modèles multi-états. Le plus connu de ces modèles est le modèle de Markov. Une chaîne de Markov est un processus aléatoire dont les transitions entre plusieurs états sont données par une matrice de probabilité. Elle permet d'identifier les variables prédictives d'un état futur (Lisnianski et al., 2012). L'exemple de la figure 1, illustre un modèle avec 4 états, ou le salarié peut rester entre deux observations dans l'emploi ou changer d'état vers un arrêt temporaire revenir dans l'emploi puis décider de faire un changement d'activité.



Nous savons que plusieurs actions sont mises en place entre ces différents états pour favoriser le maintien de l'emploi de l'individu. On peut donc aller un peu plus loin dans la finesse de la quantification du risque en intégrant les actions de maintien dans l'emploi et leurs succès ou non aux différents mouvements inter-états. A cette fin on peut par exemple utiliser le modèle de Bellman (Dreyfus, 2002).

### CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Les premiers examens des données ont permis de faire émerger des résultats exploratoires. Il apparaît que les variables à prendre en compte dans un modèle prédictif de désinsertion professionnelle sont des variables liées à la personne et à sa santé et les facteurs inhérents au travail. Il s'agit de l'âge, le sexe, le niveau d'éducation, les éléments de santé comme les pathologies chroniques, les antécédents médicaux, les arrêts maladies, le parcours professionnel etc. D'autres paramètres relatifs au travail comme les expositions professionnelles, le secteur d'activités, les exigences physiques et émotionnelles du travail, la taille de l'entreprise. Des travaux sur le lien entre expositions professionnelles et les secteurs d'activités ont pu être initiés. Par ailleurs, une procédure a été mise en place avec la CARSAT et la CPAM pour garder un suivi constant des salariés, tracer les orientations en communiquant sur les arrêts maladies de courte durée, les accidents de travail, les alertes sur les salariés fragilisés par des problèmes de santé par exemple grâce à des fiches de liaison. Cette procédure, en affinant les connaissances sur le vécu au travail des travailleurs permettra d'affiner les caractéristiques constitutives de la base de données.

La contribution principale de cette méthode proposée sera sa prise en compte de l'aspect multifactoriel de la désinsertion professionnelle ainsi

que de la multiplicité des trajectoires de désinsertion professionnelle.

A terme, cette recherche a pour ambition de favoriser le maintien dans l'emploi grâce à la construction d'un modèle prédictif des trajectoires de la désinsertion professionnelle. Un enjeu de prévention identifié par la nouvelle loi santé travail concernant la mission des SPSTI, grâce à l'apport des données massives en santé au travail permettant une approche globale des facteurs prédictifs de la désinsertion professionnelle. Dans une perspective, ce travail met l'accent sur la coopération entre les différents acteurs de la prévention de la désinsertion professionnelle (médecin du travail, infirmier, ergonomes, CPAMs, la CARSAT, etc.) dans la mise en place de projets communs. D'ailleurs ces actions auront également un impact économique pour les entreprises du fait de gains de productivité liés à une diminution des coûts d'absentéisme ainsi qu'à une performance accrue des collectifs en lien avec un engagement plus important. En effet, les salariés peuvent améliorer les 3 composantes de leur santé (physique, psychique, et sociale) transformant la relation en un cercle vertueux.

Cette recherche peut déboucher sur une amélioration du système de santé au travail en permettant aux préventeurs (et institutionnels) d'intervenir plus tôt sur les facteurs de risques de sortie précoce de l'emploi et leurs imbrications.

## BIBLIOGRAPHIE

- Alavinia, S. M., van Duivenbooden, C., & Burdorf, A. (2007). Influence of work-related factors and individual characteristics on work ability among Dutch construction workers. *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*, 33(5), 351-357. <https://doi.org/10.5271/sjweh.1151>
- Andersen, L. L., Clausen, T., Mortensen, O. S., Burr, H., & Holtermann, A. (2012). A prospective cohort study on musculoskeletal risk factors for long-term sickness absence among healthcare workers in eldercare. *International Archives of Occupational and Environmental Health*, 85(6), 615-622. <https://doi.org/10.1007/s00420-011-0709-5>
- Béchéde, C., & Lobbedez, T. (2015). Prise en compte des événements compétitifs dans les études de survie. *Néphrologie & Thérapeutique*, 11(2), 69-72. <https://doi.org/10.1016/j.nephro.2014.11.006>
- Benke, K., & Benke, G. (2018). Artificial Intelligence and Big Data in Public Health. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(12). <https://doi.org/10.3390/ijerph15122796>
- Berg, T. I. J. van den, Elders, L. a. M., Zwart, B. C. H. de, & Burdorf, A. (2009). The effects of work-related and individual factors on the Work Ability Index : A systematic review. *Occupational and Environmental Medicine*, 66(4), 211-220. <https://doi.org/10.1136/oem.2008.039883>
- Boulanger, B., Surquin, M., Fantoni-Quinton, S., & Leroyer, A. (2020). Facteurs liés au maintien dans l'entreprise à un mois chez 8507 salariés déclarés médicalement inaptes en Hauts-de-France entre 2014 et 2018. *Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique*, 68(6), 357-365. <https://doi.org/10.1016/j.respe.2020.10.002>
- Carolle Pelissier, & Chauvin, F. (2016, mars). *Facteurs prédictifs d'une restriction d'aptitude ou d'une inaptitude au poste de travail antérieur en visite de reprise : Élaboration d'un score - Article de revue - INRS.* <https://www.inrs.fr/media.html?reflNRS=TF%20234>
- Deiner, M. S., Lietman, T. M., McLeod, S. D., Chodosh, J., & Porco, T. C. (2016). Surveillance Tools Emerging From Search Engines and Social Media Data for Determining Eye Disease Patterns. *JAMA ophthalmology*, 134(9), 1024-1030. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2016.2267>
- DIRECCTE haute-Normandie. (2010). *Etude CASIM Les inaptitudes médicales et leurs conséquences pour les salariés.* [https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:7iuX9iW3GmMJ:https://normandie.dreets.gouv.fr/sites/normandie.dreets.gouv.fr/IMG/pdf/plaquette\\_72\\_CASIM.pdf+&cd=1&hl=fr&ct=clnk&gl=fr](https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:7iuX9iW3GmMJ:https://normandie.dreets.gouv.fr/sites/normandie.dreets.gouv.fr/IMG/pdf/plaquette_72_CASIM.pdf+&cd=1&hl=fr&ct=clnk&gl=fr)
- Dreyfus, S. (2002). Richard Bellman on the Birth of Dynamic Programming. *Operations Research*, 50(1), 48-51. <https://doi.org/10.1287/opre.50.1.48.17791>
- Frugier, N., Meriau, S., Poumeaud, H., & Michiels, F. (2020). Suivi épidémiologique des inaptitudes : Un outil pour guider les actions de l'équipe pluridisciplinaire. *Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement*, 81(5), 550. <https://doi.org/10.1016/j.admp.2020.03.336>
- Gourbail, L. (2019). *Haute Autorité de santé*. 60.
- Gouvenelle, C., Cassar, A., & Thorin, F. (2020). *Les impacts de l'introduction de la Data en SSTI: de l'adaptation des pratiques de métier à la transformation des organisations*. 7.
- Howarth, A., Quesada, J., Silva, J., Judycki, S., & Mills, P. R. (2018). The impact of digital health interventions on health-related outcomes in the workplace : A systematic review. *Digital Health*, 4. <https://doi.org/10.1177/2055207618770861>
- Lesage, F.-X., Dutheil, F., Godderis, L., Divies, A., & Choron, G. (2018). Incidence of ill-health related job loss and related social and occupational factors. The « unfit for the job » study : A one-year follow-up study of 51,132 workers. *PeerJ*, 6, e5073. <https://doi.org/10.7717/peerj.5073>
- Liang, J., Lv, X., Lu, C., Ye, X., Chen, X., Fu, J., Luo, C., & Zhao, Y. (2020). Prognostic factors of patients with Gliomas – an analysis on 335 patients with Glioblastoma and other forms of Gliomas. *BMC Cancer*, 20(1), 35. <https://doi.org/10.1186/s12885-019-6511-6>
- Lisnianski, A., Elmakias, D., Laredo, D., & Ben Haim, H. (2012). A multi-state Markov model for a short-term reliability analysis of a power generating unit. *Reliability Engineering & System Safety*, 98(1), 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.res.2011.10.008>
- McLaughlin, K. A., & King, K. (2015). Developmental Trajectories of Anxiety and Depression in Early Adolescence. *Journal of abnormal child psychology*, 43(2), 311-323. <https://doi.org/10.1007/s10802-014-9898-1>
- Molenberghs, G., & Verbeke, G. (Éds.). (2000). *A Model for Longitudinal Data*. In *Linear Mixed Models for Longitudinal Data* (p. 19-29). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0300-6\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0300-6_3)
- Murcia-Clere, M., Meyer, M., Siegel, F., & Tone, F. (2020). Comment le big data impacte nos pratiques : Principes et exemples pour une utilisation optimale en prévention et épidémiologie en santé au travail. *Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement*, 81(5), 422-423. <https://doi.org/10.1016/j.admp.2020.03.026>
- Nagin, D. S., & Odgers, C. L. (2010). Group-Based Trajectory Modeling (Nearly) Two Decades Later. *Journal of Quantitative Criminology*, 26(4), 445-453. <https://doi.org/10.1007/s10940-010-9113-7>
- P. Aballea, Buisson, & A. Burstin. (2017). *La prévention de la désinsertion professionnelle des salariés malades ou handicapés.* <https://www.igas.gouv.fr/spip.php?article646>
- Perrin, S., Reilhac, A., & Ben Lahoussine, M. (2021). Devenir professionnel des salariés après inaptitude : Étude au sein d'un service de santé au travail d'Ille et Vilaine. *Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement*, 82(2), 195-210. <https://doi.org/10.1016/j.admp.2020.11.003>
- Sterdynia, J. M., & Luyten, I. (2020). Étude des inaptitudes dans un service de santé au travail. *Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement*, 81(5), 544-545. <https://doi.org/10.1016/j.admp.2020.03.324>
- Thio, Q. C. B. S., Karhade, A. V., Ogink, P. T., Raskin, K. A., De Amorim Bernstein, K., Lozano Calderon, S. A., & Schwab, J. H. (2018). Can Machine-learning Techniques Be Used for 5-year Survival Prediction of Patients With Chondrosarcoma? *Clinical Orthopaedics and Related Research*, 476(10), 2040-2048. <https://doi.org/10.1097/CORR.0000000000000433>
- Tremblay, R. E., Nagin, D. S., Séguin, J. R., Zoccolillo, M., Zelazo, P. D., Boivin, M., Pérusse, D., & Japel, C. (2005). Physical Aggression During Early Childhood : Trajectories and Predictors. *The Canadian child and adolescent psychiatry review*, 14(1), 3-9.
- Wilford, J., McMahon, A. D., Peters, J., Pickvance, S., Jackson, A., Blank, L., Craig, D., O'Rourke, A., & Macdonald, E. B. (2008). Predicting job loss in those off sick. *Occupational Medicine (Oxford, England)*, 58(2), 99-106. <https://doi.org/10.1093/occmed/kqm141>
- Wong, M. G. P., Poole, C. J. M., & Agius, R. (2015). Attribution of mental illness to work : A Delphi study. *Occupational Medicine (Oxford, England)*, 65(5), 391-397. <https://doi.org/10.1093/occmed/kqv050>