



COMPTE-RENDU D'ETUDE

Dossier CESI-03051909



16 MARS 2023

CABINET DE CONSEIL L'EXCELLENCE
139 Rue de Bercy, 75012 Paris, France

Table des matières

Discussion Ethique	1
Données d'entrées	1
Ce que dit la loi	1
Ce que disent les services de Ressources Humaines.....	2
Evaluation des risques et données sensibles	2
Contraire à la loi	2
Contraire à l'éthique.....	3
Données conservées.....	4
Choix de l'algorithme.....	6
Interprétation des résultats.....	9
Définition et types de turnover	9
Analyse	10
Répartition par effectif et première analyse	10
Seconde analyse et histogramme.....	12
Pistes d'amélioration	15
Conclusion	17
Bibliographie et liens utiles	18

Table des figures

Figure 1 - Road map pour sélectionner un algorithme, prise sur le site web de Scikit-learn	6
Figure 2 - Graphe aux labels erronés sur le taux d'importance des attributs	10
Figure 3 - Matrice de corrélation des attributs par rapport à l'attrition	11
Figure 4 - Histogramme de l'attrition en fonction des années d'expériences d'un employé ..	12
Figure 5 - Histogramme de l'attrition en fonction du nombre de jours de formations des employés	13
Figure 6 - Histogramme de l'attrition en fonction de l'environnement de travail	14
Figure 7 - Histogramme de l'attrition en fonction de la satisfaction du travail	14
Figure 8 - Exemple d'histogramme que l'on pourrait trouver sur un tableau de bord RH	15

Discussion Ethique

Données d'entrées

Ce que dit la loi

En France, il existe une loi encadrant les discriminations, référé sous [l'article L1132-1 du 1er septembre 2022 du code Pénal](#). Elle décrit la restriction suivante :

« Aucune personne ne peut être écartée d'une procédure de recrutement ou de nomination ou de l'accès à un stage ou à une période de formation en entreprise, aucun salarié ne peut être sanctionné, licencié ou faire l'objet d'une mesure discriminatoire, directe ou indirecte, telle que définie à l'article 1er de la loi n° 2008-496 du 27 mai 2008 [...] notamment en matière de rémunération, au sens de l'article L. 3221-3, de mesures d'intéressement ou de distribution d'actions, de formation, de reclassement, d'affectation, de qualification, de classification, de promotion professionnelle, d'horaires de travail, d'évaluation de la performance, de mutation ou de renouvellement de contrat [...] »

Cette loi s'applique aux critères de discriminations suivants :

- L'origine
- Le sexe
- Les mœurs
- L'orientation
- L'identité sexuelle
- L'âge
- La situation de famille
- La grossesse
- Les caractéristiques génétiques
- L'appartenance ou la non-appartenance, vraie ou supposée, à une ethnie, une nation ou une race
- Les opinions politiques
- Les activités syndicales ou mutualistes
- Les convictions religieuses
- L'apparence physique
- Le nom de famille
- Le lieu de résidence
- L'état de santé
- Le handicap

Dans le cadre d'un travail informatique manipulant des données sensibles, notre étude est également soumise au règlement RGPD (règlement général de protection des données) de la CNIL. Elle encadre le traitement, l'utilisation et le stockage des données personnelles. Une donnée personnelle est décrite par la CNIL comme toute information se rapportant à une personne physique identifiée ou identifiable. Il existe 2 types d'identifications :

- Identification directe (nom, prénom etc.)

- Identification indirecte (identifiant, numéro etc.).

L'encadrement de ce règlement nécessite de la part de l'utilisateur d'informer et d'obtenir le consentement éclairé de la personne à qui se réfèrent ces données.

Ne pouvant garantir que ces règles soient correctement appliquées et que notre étude ne sera pas utilisée à des fins malicieuses, nous avons décidés de retirer toutes les données susceptibles d'amener au non-respect de ces lois dans notre étude.

Ce que disent les services de Ressources Humaines

Parmi les indicateurs prisés par les RH, nous ne pouvons pas utiliser les indicateurs Sociodémographiques de l'entreprise à cause des points abordés précédemment. Il nous reste alors les indicateurs de compétence, de satisfaction et les indicateurs financiers pour appuyer une analyse sur le turnover de l'entreprise. L'idéal est de pouvoir surveiller ces indicateurs par le biais de plusieurs tableaux de bord de données.

Nous possédons quelques-uns de ces indicateurs comme le salaire mensuel brut, la satisfaction des employés sur leur environnement de travail ou encore le niveau d'éducation d'un employé. Il sera important de conserver ces données si elles ne permettent pas d'identifier un individu, car elles nous permettront d'obtenir une meilleure compréhension de la situation de l'entreprise.

Evaluation des risques et données sensibles

Contraire à la loi

Données discriminatoires

L'ensemble de ces données peuvent correspondre à des critères de discrimination selon l'article L1132-1 du 1^{er} septembre 2022. De ce fait, nous avons choisi de les retirer du jeu de données à analyser.

D'un point de vue légal et transparence, il nous est impossible de conserver ces données.

Attribut	Description	Critère discriminant
Age	L'âge de l'employé en 2015	L'âge
DistanceFromHome	Distance en km entre le logement de l'employé et l'entreprise	Le lieu de résidence
Gender	Sexe de l'employé	Le Sexe
MaritalStatus	Statut marital du salarié (Célibataire, Marié ou Divorcé)	La situation de famille
Over18	Est-ce que le salarié a plus de 18 ans ou non ?	L'âge
WorkLifeBalance	Équilibre entre vie professionnelle et vie privée noté de 1 à 4	La situation de famille

Données personnelles

L'ensemble de ces données peuvent correspondre à des données personnelles selon le RGPD de la CNIL. De ce fait, nous avons choisi de les retirer du jeu de données à analyser.

D'un point de vue légal et transparence, il nous est impossible de conserver ces données.

Attribut	Description	Identification
EmployeeId	L'identifiant d'un employé	Indirecte
NumCompaniesWorked	Nombre d'entreprises pour lequel le salarié a travaillé avant de rejoindre HumanForYou	Indirecte
WorkHour	Nombre d'heures sur site par jour d'un employé	Directe

Contraire à l'éthique

Données sensibles pour l'emploi

Ces données ne constituent pas un risque pour le recrutement, mais pourraient être utilisées à des fins malicieuses.

Attribut	Description
JobLevel	Niveau hiérarchique dans l'entreprise de 1 à 5
JobRole	Métier dans l'entreprise
YearsAtCompany	Ancienneté dans l'entreprise
YearsWithCurrentManager	Nombre d'années de collaboration sous la responsabilité du manager actuel de l'employé
ImplicationEval	Evaluation de l'implication d'un employé notée de 1 à 4 par son manager
PerformanceEval	Evaluation de la performance d'un employé notée de 1 à 4 par son manager
StandardHours	Nombre d'heures par jour dans le contrat du salarié

Nous ne pouvons garder des données sur la place hiérarchique, l'emploi d'un individu, son ancienneté dans l'entreprise, le nombre d'heures dans son contrat et le nombre d'années pour lesquelles il a travaillé pour son manager, car il existe plusieurs raisons pour lesquelles cela peut poser des problèmes éthiques. Tout d'abord, ces informations peuvent être utilisées pour prendre des décisions qui peuvent affecter l'emploi de l'individu concerné, telles que des décisions de restructuration d'entreprise, de mutation ou de licenciement. En gardant ces informations, l'employeur peut prendre des décisions discriminatoires ou injustes sur la base de critères tels que l'ancienneté ou le nombre d'heures dans son contrat, plutôt que de prendre en compte les compétences, les réalisations et les besoins de l'individu. En somme, garder éthiquement des données sur la place hiérarchique, l'emploi, l'ancienneté et le nombre d'années travaillées peut mettre en péril la sécurité de l'emploi d'un individu.

En ce qui concerne la question de garder des données sur les évaluations d'implication et de performance d'un individu par son manager, il existe d'autres raisons pour lesquelles cela peut poser des problèmes éthiques. Premièrement, ces évaluations peuvent manquer d'objectivité et ne pas refléter avec précision les compétences et les réalisations d'un individu. En gardant ces évaluations, l'employeur peut prendre des décisions discriminatoires ou injustes sur la base de critères subjectifs plutôt que de prendre en compte les faits objectifs. Enfin, garder ces données pourrait entraîner des effets négatifs pour les employés, similaires à ceux que nous avons vus précédemment, tels que des mutations ou des plans de licenciement injustifiés qui mettraient en péril des emplois injustement. Nous ne pouvons donc pas non plus conserver éthiquement des données sur les évaluations

d'implication et de performance d'un individu par son manager, car elles peuvent entraîner des décisions discriminatoires et mettre en péril des emplois injustement.

Données conservées

Données de l'étude

Ces données sont essentielles pour réaliser notre étude, elles correspondent à des données démographiques de l'entreprise et ne constituent pas de risques en elles-mêmes.

Attribut	Description
Attrition	Si l'employé a quitté l'entreprise durant l'année 2016
EmployeeCount	Booléen à 1 si l'employé était compté dans les effectifs en 2015.

Données financières

Ces données correspondent à des critères financiers, ne constituant pas telle quelle des données sensibles puisque conforme à la loi française. Ayant été anonymisées par les données que nous avons supprimées en amont et transformant le salaire brut sous la forme de tranches salariales, elles ne permettent pas à elles seules d'identifier un individu et sont donc en accord avec le RGPD de la CNIL.

Attribut	Description
MonthlyIncome	Salaire brut en roupies par mois
PercentSalaryHike	% d'augmentation du salaire en 2015
StockOptionLevel	Niveau d'investissement en actions de l'entreprise par le salarié
YearsSinceLastPromotion	Nombre d'années depuis la dernière augmentation individuelle

Données relatives à la compétence

Ces données correspondent à des critères liés à la compétence, ne constituant pas telle quelle des données sensibles puisque conforme à la loi française. Ayant été anonymisées par les données que nous avons supprimées en amont, elles ne permettent pas à elles seules d'identifier un individu et sont donc en accord avec le RGPD de la CNIL.

Attribut	Description
Education	Niveau d'étude allant de 1 à 5
EducationField	Domaine d'étude, matière principale
TrainingTimesLastYear	Nombre de jours de formation en 2015
TotalWorkingYears	Nombre d'années d'expérience en entreprise du salarié pour le même type de poste
Departement	Le département de l'entreprise auquel un employé est rattaché

Données de satisfaction

Ces données correspondent à des données de satisfaction des employés vis-à-vis de leur travail, ne constituant pas telle quelle des données sensibles puisque conforme à la loi française. Ayant été anonymisées par les données que nous avons supprimées en amont, elles ne permettent pas à elles seules d'identifier un individu et sont donc en accord avec le RGPD de la CNIL.

Attribut	Description
BusinessTravel	A quel fréquence l'employé a été amené à se déplacer dans le cadre de son travail en 2015
EnvironmentSatisfaction	Satisfaction d'un employé sur son environnement de travail allant de 1 à 4
JobSatisfaction	Satisfaction d'un employé sur son travail en général notée de 1 à 4

Choix de l'algorithme

Dans un premier temps, nous avons utilisé la carte ci-dessous fournie par les développeurs de scikit-learn afin de savoir quels algorithmes correspondent à notre situation.

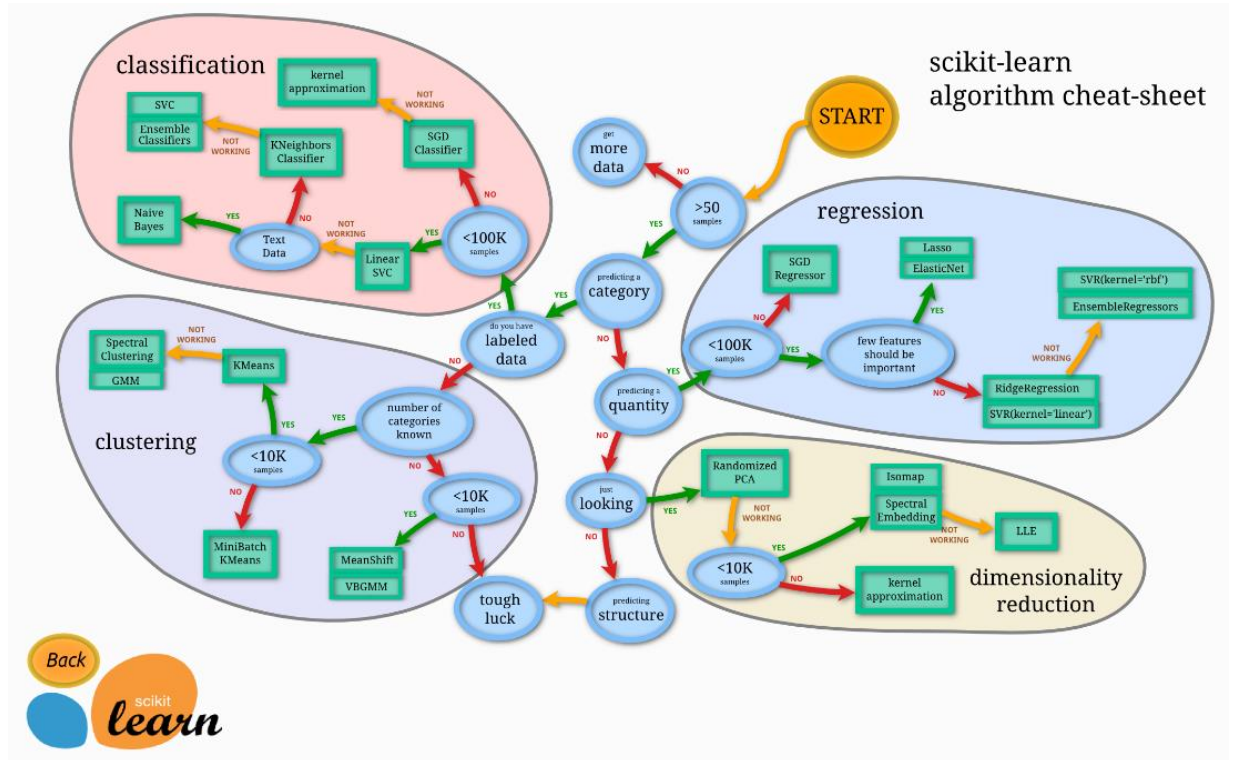


Figure 1 - Road map pour sélectionner un algorithme, prise sur le site web de Scikit-learn

Si l'on suit le chemin depuis le départ, nous avons :

- Plus de 50 exemples
- La prédiction d'une catégorie
- Des données labellisées
- Moins de 100 000 exemples

Ceci nous mène donc au Linear SVC (Support Vector Classifier). Cependant, dans le cas où les résultats ne seraient pas satisfaisants, nous pouvons essayer le KNN (K Neighbors Classifier) puis le SVC (non-linéaire) étant donné que nous n'avons pas des données textuelles.

Nous avons par conséquent trois algorithmes à essayer :

1. Linear SVC
2. KNN
3. SVC

Pour chacun des trois algorithmes, nous avons procédé à un fine-tuning afin d'obtenir les meilleurs hyperparamètres pour chaque algorithme. Cela nous permet de juger de leur efficacité sans donner aucun avantage à l'un plutôt qu'à l'autre. Nous avons utilisé la méthode GridSearchCV pour réaliser ce fine-tuning pour tester de façon exhaustive les différents hyperparamètres.

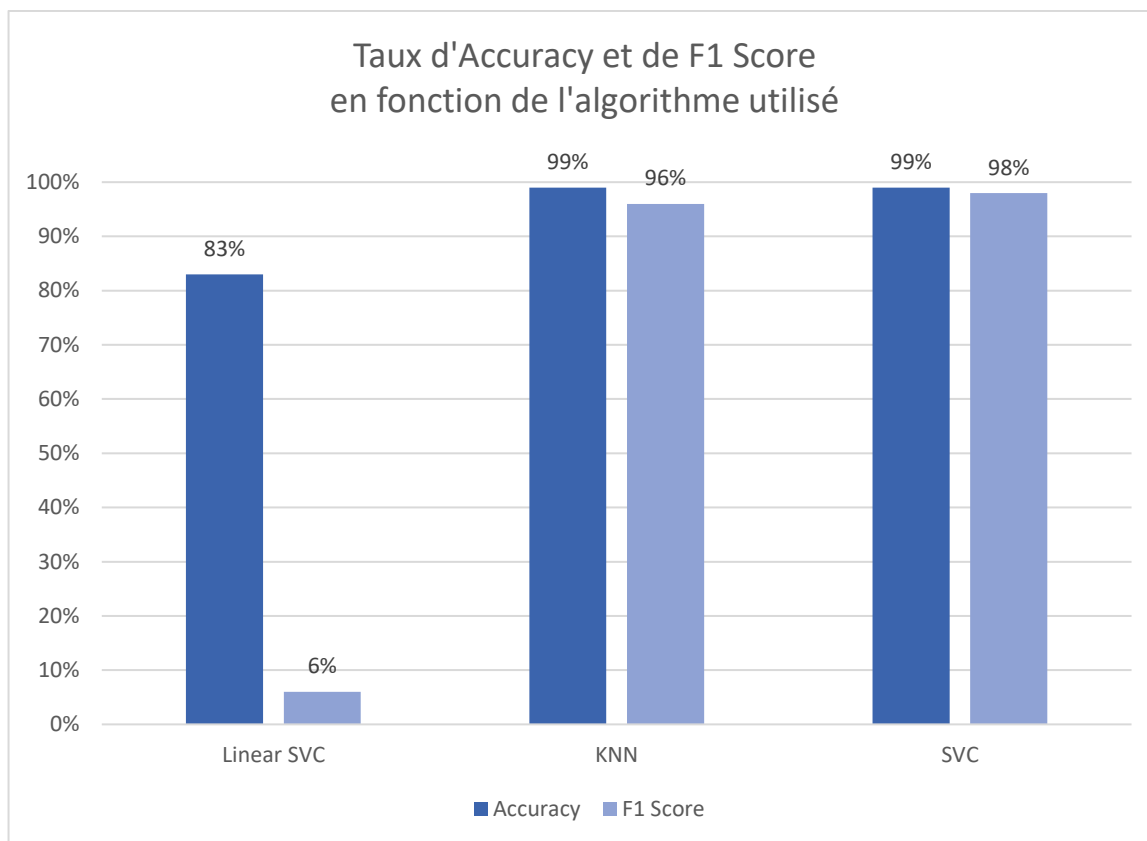
Ensuite, pour juger de l'efficacité des différents algorithmes, nous utilisons diverses métriques. Les métriques en question sont les suivants :

- Précision, Recall, F1 score : ces métriques sont essentielles pour évaluer la performance d'un modèle de classification binaire, et peuvent aider à identifier les domaines dans lesquels le modèle peut être amélioré.
- Courbe ROC, ROC AUC : Ces métriques permettent de visualiser et d'évaluer la performance d'un modèle à différents seuils de classification, et de sélectionner le seuil optimal en fonction des besoins du problème.
- Zero One classification Loss : est une mesure simple et directe de l'exactitude d'un modèle dans les problèmes de classification binaire, mais elle ne tient pas compte de la confiance de prédiction du modèle pour chaque observation

Toutes ces métriques nous permettent de globalement juger de la performance de nos algorithmes. Ce qui nous intéresse le plus ce sont les trois premières métriques que sont la précision, le recall et le score F1.

Dans un monde idéal, nous voulons avoir une précision au maximum (proche de 1) afin d'être certain des facteurs de turnovers que l'on vise. Une précision à 1 signifie que le modèle ne fait aucun faux positif. A l'inverse un recall à 1 signifie que le modèle ne fait aucun faux négatif. Dans notre cas, nous pouvons nous permettre d'avoir quelques faux négatifs, car cela nous permet de minimiser le nombre de faux positifs. Finalement, le but est de mener l'entreprise à effectuer des actions pour diminuer l'importance des facteurs de turnover dans cette dernière. C'est pourquoi nous voulons être le plus précis possible sur les facteurs que notre modèle met en lumière.

Dans l'optique de synthétiquement comparer les trois algorithmes, nous utilisons les métriques accuracy et F1 score que nous affichons dans le graphique ci-dessous.



Comme vous pourrez le constater, le Linear SVC est bien en deçà des deux autres algorithmes. Il est donc naturellement éliminé. Ensuite, le KNN et le SVC sont assez proches. Ils ont tous deux une accuracy à 99%. Cependant, on peut voir que le SVC est légèrement supérieur sur le F1 Score (98% contre 96%). Par conséquent le modèle utilisant le SVC est plus performant au globale et est celui que nous allons retenir pour la suite.

Interprétation des résultats

Définition et types de turnover

Le sujet de l'étude que vous nous avez confié porte sur le turnover (ou taux de rotation) au sein de votre entreprise, que vous jugez trop important. Ce taux correspond au nombre d'employés quittant la structure et également au taux d'effectif qu'il faut renouveler pour l'employeur. Un taux élevé correspond donc à une augmentation du temps de recrutement pour les services de ressources humaines de l'entreprise, ainsi qu'une augmentation du temps de formation individuel des nouveaux employés. Il est conseillé de conserver un taux de rotation raisonnable afin de limiter ce temps « perdu » par les différents services de la compagnie. Afin de mener une analyse intelligible et pertinente sur le sujet, il est important de rappeler qu'il existe 4 types de turnover, auquel une industrie peut faire face :

Le turnover Volontaire correspond au départ d'un employé sur sa propre décision plutôt que sur celle de l'employeur. Il peut être motivé par de nombreuses raisons, souvent personnelles ou pour de meilleures opportunités de carrière. Compte-tenu des données que nous avons utilisées et celles que nous avons supprimées, nous pouvons dire qu'il nous sera impossible d'analyser pertinemment ce taux-là, notamment par la suppression des indicateurs sociodémographiques ainsi que les données personnelles des employés.

Le turnover Involontaire correspond à une fin de travail choisie par l'employeur, cela peut correspondre à un licenciement, une rupture du contrat pour faute, un non-renouvellement de contrat, la retraite, un arrêt pour chômage technique etc... Compte-tenu des données que nous possédons, nous ne pouvons pas mesurer ce taux de rotation en comparaison avec le turnover volontaire.

Le turnover Fonctionnel se réfère aux employés peu performants qui quittent l'organisation.

Par opposition, le turnover Dysfonctionnel se réfère aux employés les plus performants ou surqualifiés qui quittent la société.

Voilà quelques métriques RH qui peuvent aider à expliquer un turnover important :

- Taux de rotation global : un turnover est élevé s'il est supérieur à la norme de l'industrie ou de la région géographique de l'entreprise. Un taux de rotation élevé peut indiquer un problème plus large dans l'entreprise, tel qu'un manque de développement professionnel, une mauvaise culture d'entreprise, des problèmes de rémunération ou de conditions de travail.
- Taux de rotation par département ou équipe : si le taux de rotation est élevé pour un département ou une équipe spécifique, cela peut indiquer un problème de gestion. Il peut y avoir un superviseur ou un manager qui ne répond pas aux besoins de ses employés, un manque de communication ou de soutien, ou un environnement de travail toxique.
- Taux de rotation des nouveaux employés : un taux de rotation élevé pour les nouveaux employés peut indiquer que l'entreprise a des problèmes avec son processus d'intégration ou que les nouveaux employés ne sont pas satisfaits de leur travail ou de

l'environnement de travail. En utilisant ces indicateurs RH, les entreprises peuvent identifier les problèmes liés au turnover dysfonctionnel et prendre des mesures pour y remédier.

Les turnover fonctionnels et dysfonctionnels, global et sur les nouveaux employés constituent les types de turnover que nous pouvons analyser grâce aux données de l'étude. Nous ne possédons pas les données pour analyser le reste, soit par manque de certaines données importantes (nous reviendrons sur ce point lorsque nous aborderons les pistes d'améliorations), soit parce que nous avons dû supprimer ces données pour respecter le code éthique ou les textes de lois concernant l'utilisation de données personnelles.

Analyse

Répartition par effectif et première analyse

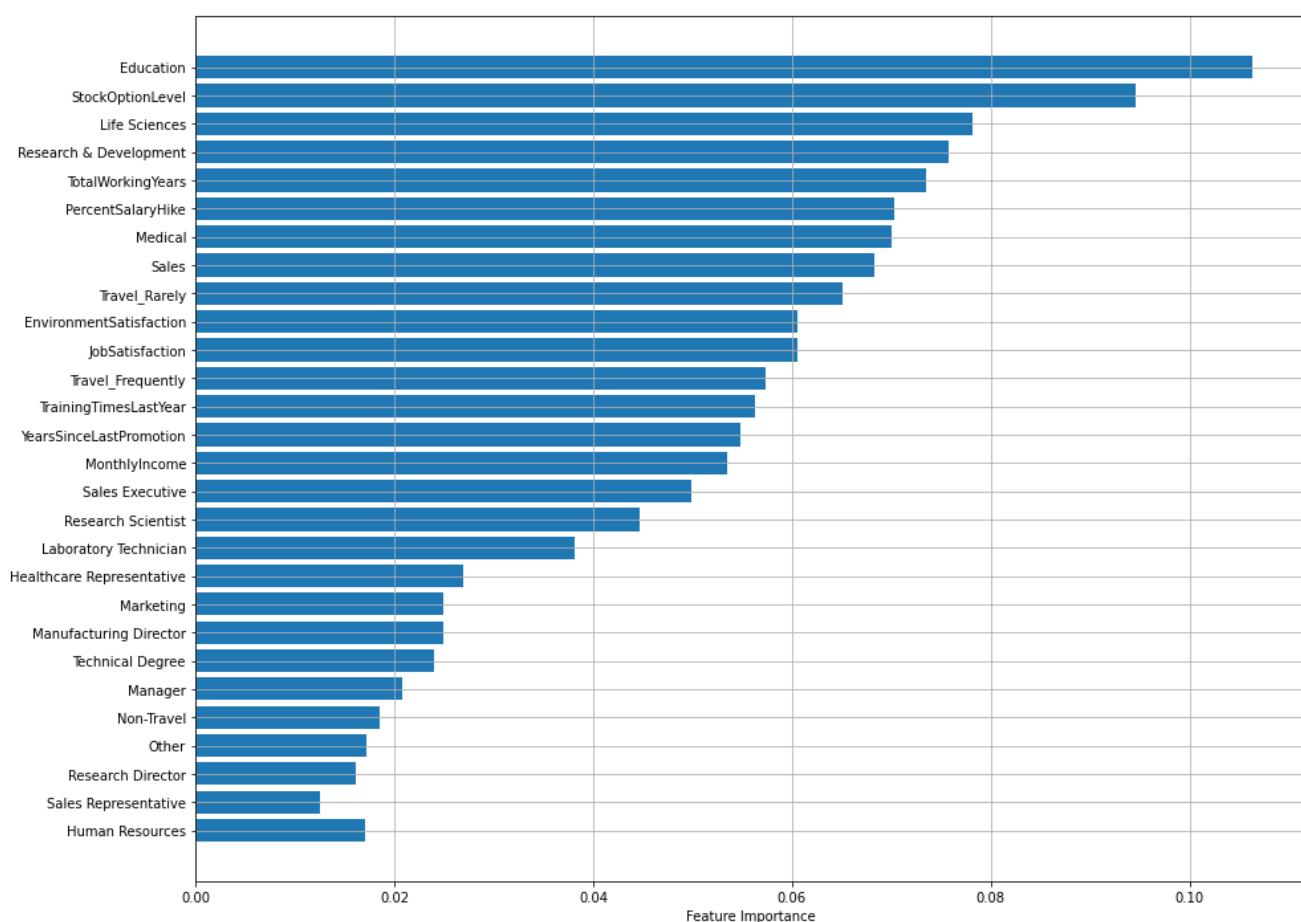


Figure 2 - Graphique aux labels erronés sur le taux d'importance des attributs

Grâce à notre algorithme, nous avons pu extraire des colonnes qui sembleraient être corollées avec les départs d'employés. Cependant, l'algorithme ayant ses limites quant à l'exploitation des résultats, l'un des processus utilisés pour créer cette analyse nous fait perdre la correspondance entre les labels des colonnes et leurs valeurs. Le graphique généré ci-dessus est donc correct dans ces chiffres, mais incorrect dans la labellisation des critères importants.

En faisant une correspondance avec une matrice de corrélation générée plus tôt dans le processus de notre intelligence artificielle, nous pouvons estimer les combinaisons d'importance les plus probables.

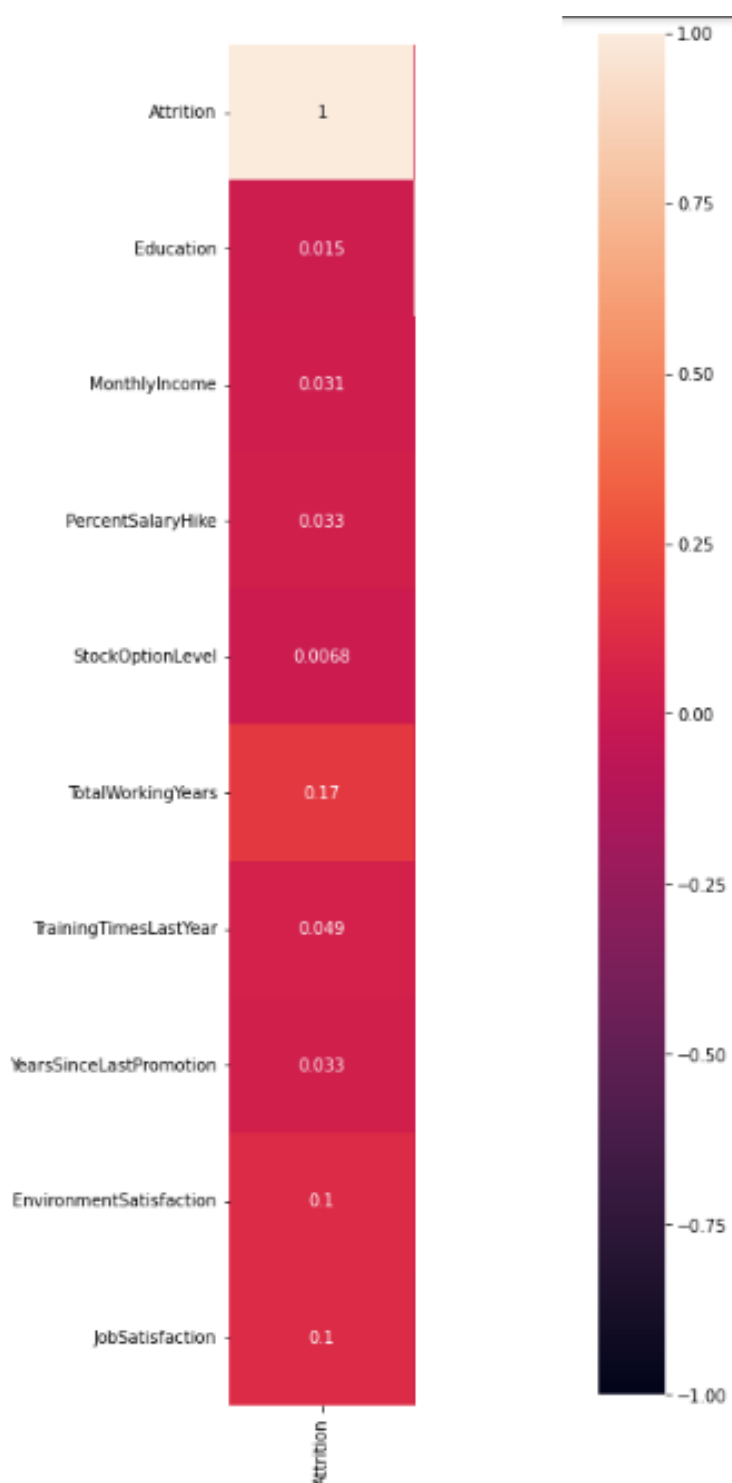


Figure 3 - Matrice de corrélation des attributs par rapport à l'attrition

Il est cependant nécessaire d'exposer le fait que bien que ces estimations restent potentiellement fausses, notamment pour les critères ayant un taux d'incidence beaucoup plus faible ou similaire pour notre problème.

Si l'on émet des hypothèses sur ces graphes, ils révèlent que les paramètres les plus corrélés avec les départs d'employés dans l'entreprise sont le nombre d'années d'expérience, la satisfaction de l'environnement de travail et la satisfaction de leur travail par les employés. Cela pourrait indiquer que les employés qui ont travaillé pendant un certain temps dans l'entreprise sont plus susceptibles de quitter leur emploi, probablement parce qu'ils ne voient pas de perspectives d'avancement ou de nouvelles opportunités. En outre, la satisfaction de l'environnement de travail et de leur travail est un indicateur clé de l'engagement des employés et de leur motivation à rester dans leur emploi actuel.

Néanmoins, sans informations supplémentaires, il nous est difficile d'émettre des hypothèses pertinentes concernant les départs.

Seconde analyse et histogramme

Nous avons réalisé un histogramme pour chaque attribut donnant l'effectif dans une des valeurs de l'attribut par rapport à l'attrition (employé partis ou encore en poste en 2016). Conformément aux chiffres observés précédemment, nous allons porter notre attention sur les histogrammes correspondant à l'attribut TotalWorkingYears, EnvironmentSatisfaction, JobSatisfaction et TrainingTimesLastYear qui sont les 4 attributs les plus corrélés à l'attrition selon la matrice générée par notre algorithme.

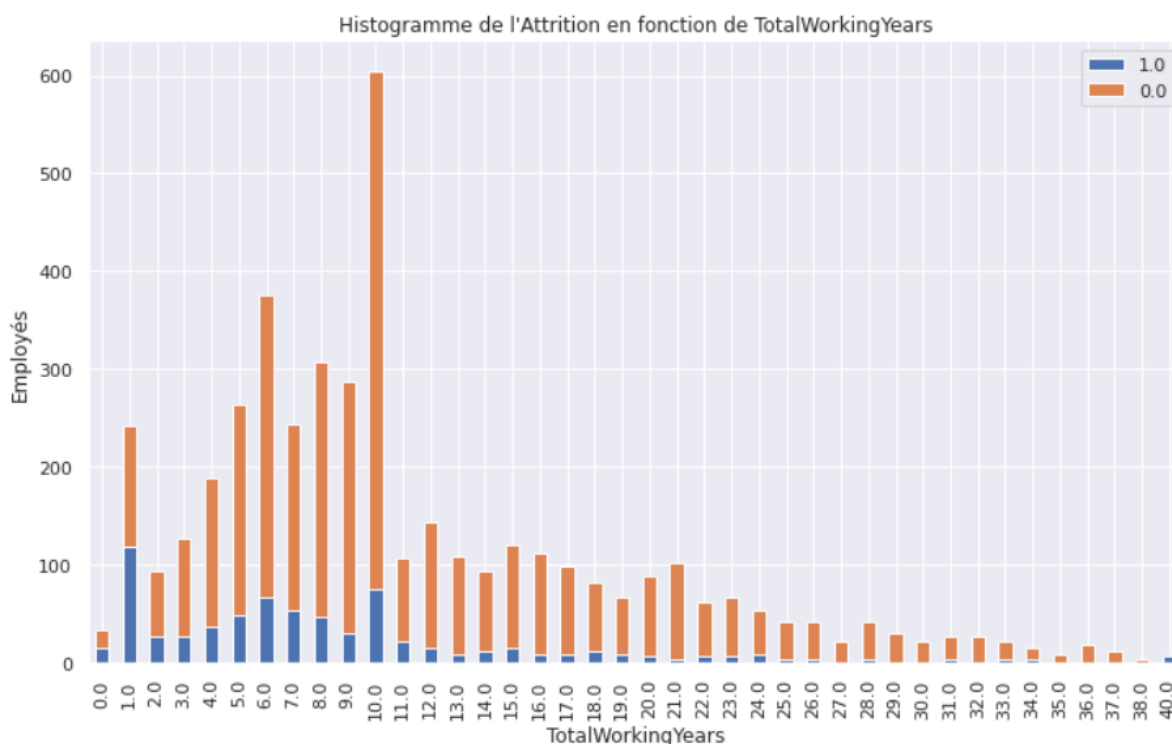


Figure 4 - Histogramme de l'attrition en fonction des années d'expériences d'un employé

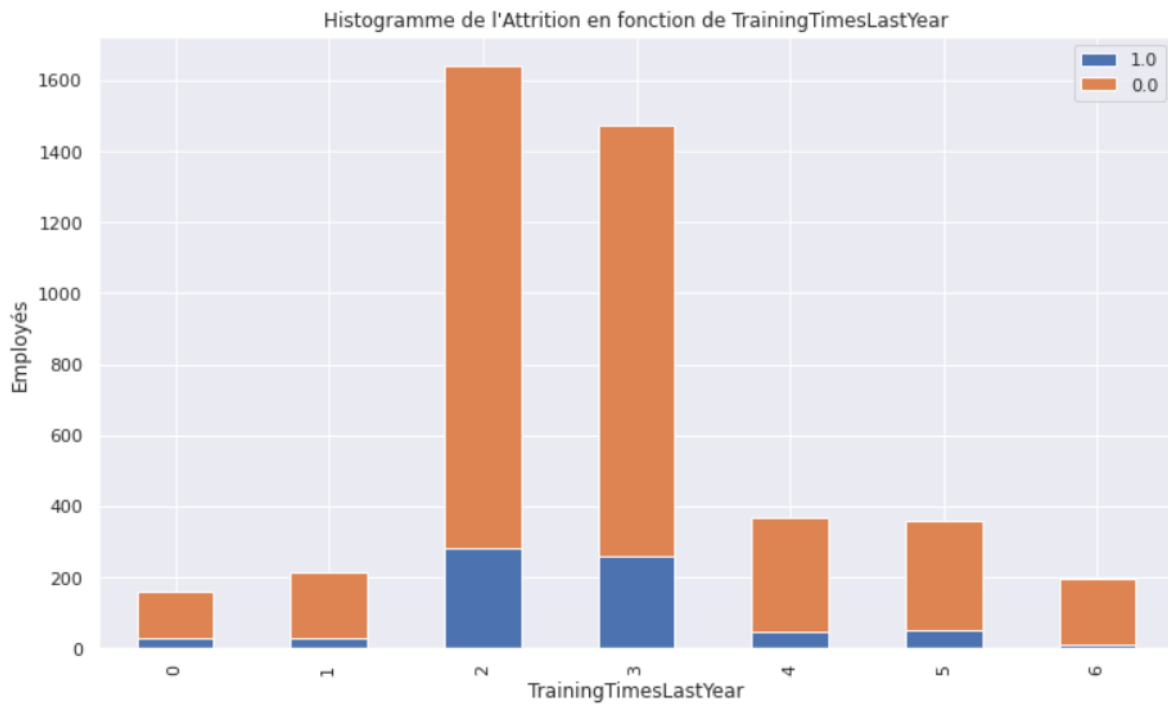


Figure 5 - Histogramme de l'attrition en fonction du nombre de jours de formations des employés

Nous pouvons observer sur ces deux premiers histogrammes un exemple montrant les limites d'une telle étude. Il ne semble pas à priori y avoir d'hypothèses claire à énoncer en se basant sur l'histogramme concernant les départs en fonction des jours de formation. Pourtant, ce paramètre était le 4 le plus corrélé avec les départs selon notre IA. En Revanche, en ce qui concerne les départs en fonction des années d'expérience dans le poste, nous pouvons voir une forte attrition vers le dernier chiffre, qui doit simplement correspondre aux départs à la retraite de ces employés, mais nous pouvons voir également un taux de départ important sur les employés à faibles années d'expérience. Nous n'avons pas de chiffres sur l'ancienneté ou l'âge de ces individus, mais nous pouvons supposer qu'il y a un fort taux de départ des jeunes têtes de l'entreprise, ce qui constitue un problème pour le renouvellement des anciens postes occupés et le bon vieillissement de l'entreprise.

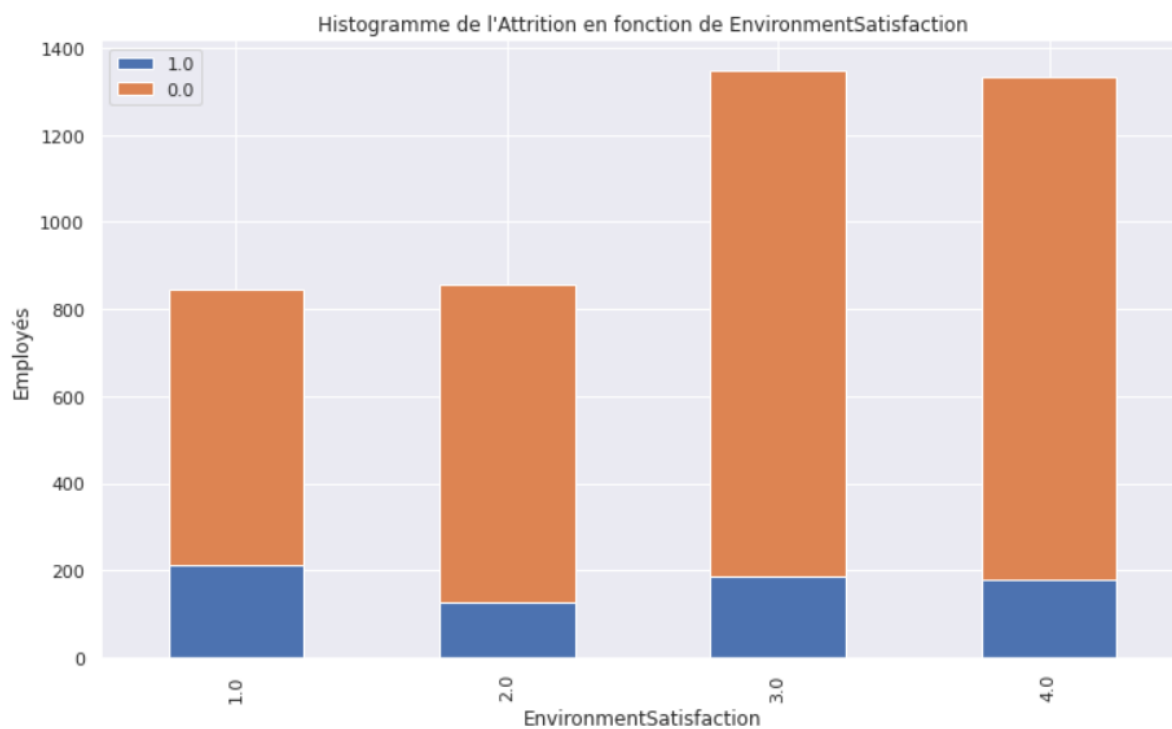


Figure 6 - Histogramme de l'attrition en fonction de l'environnement de travail

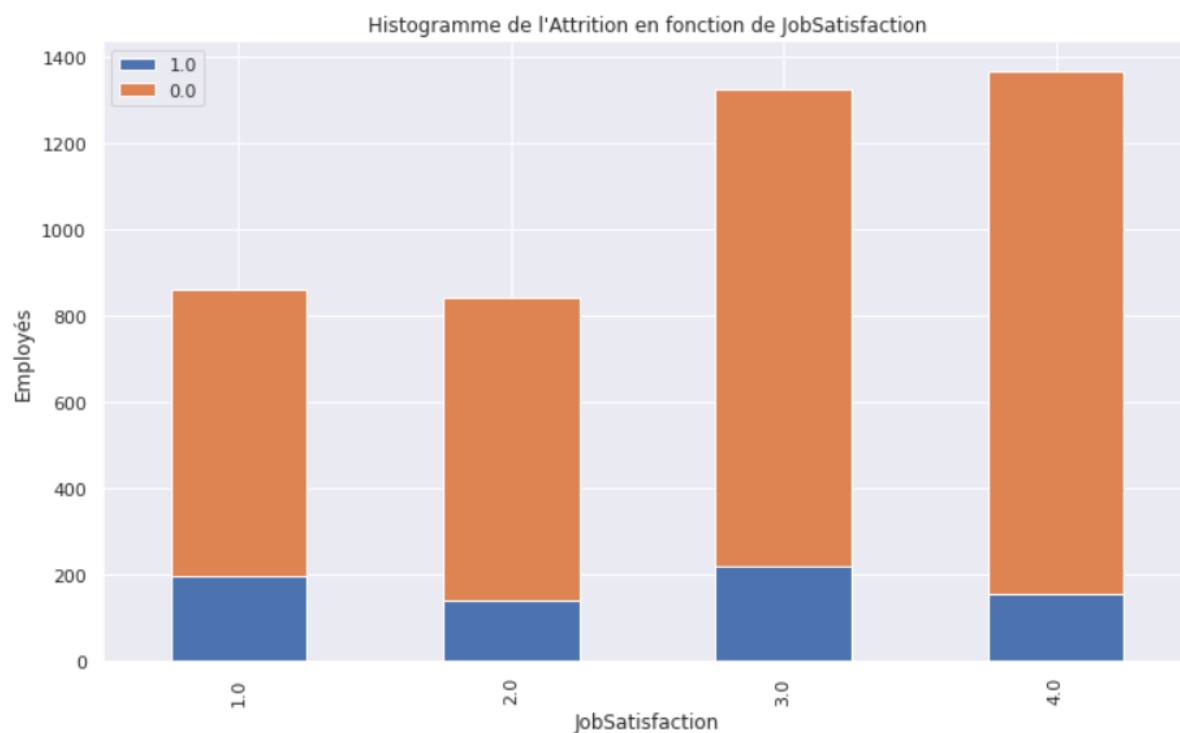


Figure 7 - Histogramme de l'attrition en fonction de la satisfaction du travail

Sur les deux histogrammes ci-dessus, nous pouvons observer que les départs sont proportionnellement plus importants sur les notes les plus faibles. En effet, cela peut indiquer que les employés qui sont moins satisfaits de leur environnement de travail ou de leur travail sont plus susceptibles de quitter leur emploi, probablement parce qu'ils cherchent des conditions de travail plus agréables ou un travail plus satisfaisant. Ces résultats peuvent aider les gestionnaires à identifier les domaines clé d'amélioration pour améliorer la satisfaction et l'engagement des employés, tels que la culture de l'entreprise, les conditions de travail, la communication, les perspectives de carrière, les relations interpersonnelles, la reconnaissance, les avantages sociaux, etc. En mettant en place des actions pour améliorer ces domaines, les entreprises peuvent réduire le taux de départs d'employés et améliorer leur rétention des talents.

Pistes d'amélioration

Nous avons compris qu'une étude uniquement basée sur les résultats de notre algorithme présente ces limites en termes de possibilités d'interprétation et d'hypothèses, premièrement par manque de données, mais également parce qu'un tel problème nécessite également des analyses statistiques plus poussées. Une série de graphes se concentrant sur les départs et mettant en perspective certains attributs entre eux aurait pu apporter des informations supplémentaires intéressantes à étudier, tout en fournissant un tableau de bord d'indicateurs RH pour le département des Ressources Humaines.

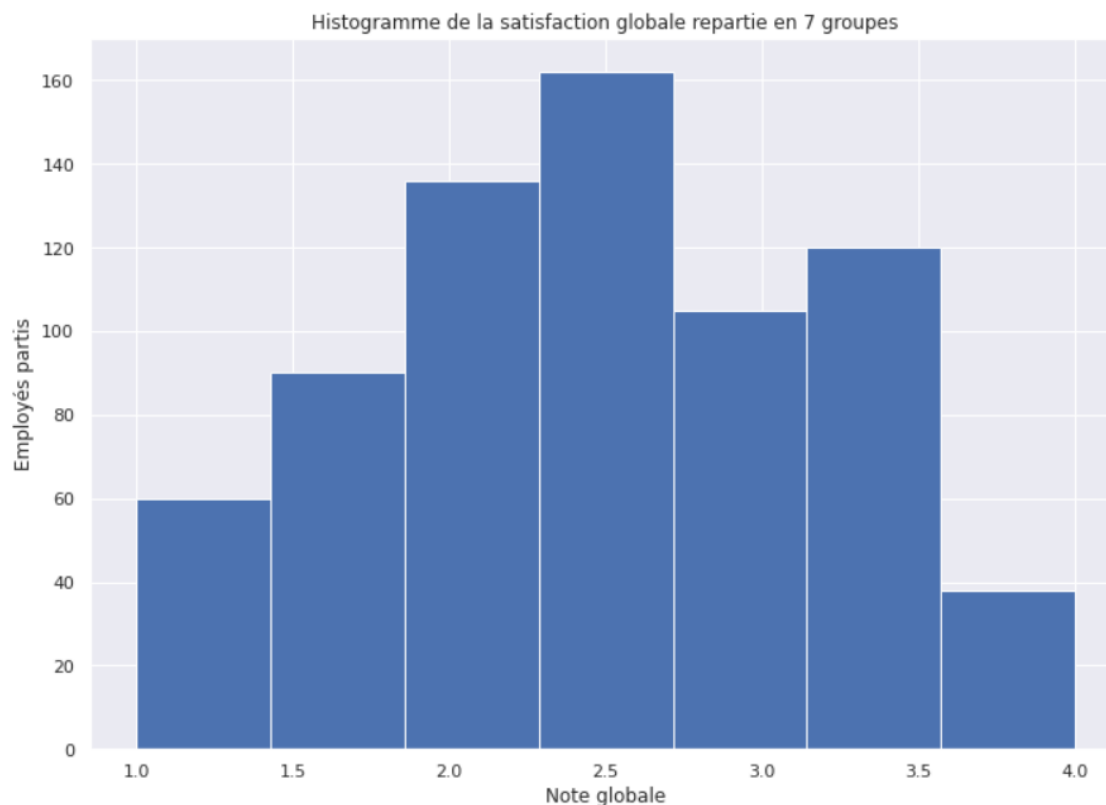


Figure 8 - Exemple d'histogramme que l'on pourrait trouver sur un tableau de bord RH

En étudiant les indicateurs RH usuellement mis en perspective dans un tableau de bord afin d'étudier et de prévoir les taux de turnover, nous avons observés qu'il nous manquait certaines métriques indispensables. Les plus importantes pour analyser l'origine du problème auraient été de connaître les types de contrats (CDD ou CDI), ainsi que de savoir pour chaque départ s'il s'agit d'un licenciement, d'une démission, d'un départ à la retraite ou d'une rupture du contrat pour blessure. Avec ces deux données, nous aurions eu la capacité d'étudier avec davantage de pertinence les différents types de turnover auquel l'entreprise fait face, rendant d'autant plus simple la mise en place d'un plan d'actions pour mettre un terme à ce problème par les équipes RH.

Conclusion

En conclusion, notre étude sur le taux de départ important d'une entreprise a été rendue difficile en raison de la nécessité de retirer certaines données sensibles et potentiellement discriminatoires. Bien que nous ayons pu observer une corrélation entre les attributs conservés et le taux de départ, l'utilisation d'un algorithme pour cette analyse est insuffisante pour une interprétation en profondeur de la situation. Pour une analyse plus complète et précise, il serait nécessaire de disposer d'un tableau de bord statistiques sur les données de l'entreprise, en respectant les lois et réglementations sur la protection des données personnelles. Cela permettrait de comprendre plus en détail les raisons du taux de départ important et de prendre des mesures efficace pour améliorer la rétention des talents. En fin de compte, il est essentiel que les entreprises reconnaissent l'importance de la collecte et de l'analyse des données pour améliorer leur performance, tout en respectant les lois et les normes éthiques en matière de traitement des données personnelles.

Bibliographie et liens utiles

https://www.legifrance.gouv.fr/codes/article_lc/LEGIARTI000045391841

<https://travail-emploi.gouv.fr/droit-du-travail/egalite-professionnelle-discrimination-et-harcelement/article/discriminations-a-l-embauche-de-quoi-parle-t-on>

https://www.legifrance.gouv.fr/loda/article_lc/LEGIARTI000034110511

<https://www.economie.gouv.fr/entreprises/obligations-donnees-personnelles-rgpd>

<https://www.cnil.fr/fr/comprendre-le-rgpd>

<https://www.cnil.fr/fr/reglement-europeen-protection-donnees>

<https://yumani.fr/blog/blog-rh/les-differents-types-de-turnover-du-personnel/>

<https://youtu.be/qP7WD74EEhI>

<https://culture-rh.com/indicateurs-rh-incontournables-kpi-rh/>