

# DOUBLE PROBLEMATIQUE DU CHURN ET DU TURNOVER POUR LES ORGANISATIONS : DEFINITIONS ET ETAT DE L'ART

Sarah WARDY (\*), Ilham BERRADA (\*\*)

[sarahwardy@gmail.com](mailto:sarahwardy@gmail.com), [iberrada@ensias.ma](mailto:iberrada@ensias.ma)

(\*) [Ecole Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes](#), avenue Mohammed Ben Abdallah Regragui, Madinat Al Irfane, BP 713, Agdal Rabat, Maroc,

(\*\*) [Ecole Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes](#), avenue Mohammed Ben Abdallah Regragui, Madinat Al Irfane, BP 713, Agdal Rabat, Maroc

## Mots clefs :

Datamining, churn, prévision du churn, turnover, prévision du turnover

## Keywords:

Datamining, churn, churn prediction, turnover, turnover prediction

## Palabras clave :

Datamining, churn, predicción del churn, rotación de personal, predicción de la rotación de personal

## Résumé

Les organisations sont confrontées de nos jours à plusieurs problèmes résultant de la concurrence et de l'évolution des marchés. Le churn des clients et le turnover des employés constituent une vraie problématique pour les organisations dans différents secteurs d'activité. Les clients sont l'une des raisons d'être de l'organisation, les employés son organe moteur. Ces deux phénomènes, bien que concernant deux populations différentes - les clients dans le cas du churn et les employés dans celui du turnover - sont similaires car ils représentent le départ d'individus importants pour l'organisation. La littérature existante qui traite de ces sujets est relativement récente. Elle tente d'expliquer les raisons du churn ou du turnover et essaie de prédire les départs des clients ou des employés en utilisant les techniques de prévision du datamining, sans s'intéresser à la relation qui pourrait lier ces deux phénomènes.

Ce travail de recherche s'inscrit dans le cadre de la fouille des données et des méthodes de traitement de l'information de l'entreprise. Basé sur des études récentes sur le churn et le turnover, il se propose d'expliquer chacune de ces problématiques à travers des définitions, et souligne les points de similitude et de différence en termes de choix des variables cibles et prédictives et en termes des techniques datamining de résolution. De plus, cette étude suggère l'existence d'une relation entre l'insatisfaction de l'employé et celle du client.

## Abstract

The organizations are nowadays confronted to several problems resulting from competition and market evolution. Customer churn and employee turnover are real problems for various industries. Customers are the reasons the organizations exist, the employees their best assets. These two phenomena, even though they are related two different populations - customers, in the churn case, and employees, in the turnover one - are similar because they represent the departure of important individuals for the organizations. The existent literature that deals with these subjects is relatively recent. It tries to explain the reasons behind churn or turnover and

tries to predict the customer's or the employee's departure by using data mining prediction techniques, without studying the relationship that may exist between these two phenomena.

This work lies within the scope of data mining and data processing methods. Based on recent studies on churn and turnover, this research tries to explain these two problems through definitions and to highlight the similarities and differences in terms of the selection of target and predictive variables' and in terms of the choice of resolution data mining techniques. Besides, it suggests the existent of a relationship between the employee's dissatisfaction and the customer's one.

# 1 Introduction

La rétention client est devenue aujourd'hui très importante avec l'accroissement de la concurrence et la diversité des offres sur le marché. Dans l'industrie des télécommunications par exemple, le départ d'un client coûte environ 500 euros. En Europe, la libéralisation des marchés a rendu la compétition plus féroce en ouvrant les portes aux opérateurs étrangers. Le taux mensuel moyen de churn chez les opérateurs de téléphonie mobile en Europe varie entre 8 et 12% [1]. Le taux d'attrition annuel varie de 20% à 40 % chez la plupart des opérateurs de téléphonie mobile [2]. Dans le secteur bancaire, la compétition entre les organismes de crédit a augmenté avec l'accroissement du marché, ce qui a accentué le churn. De faibles taux sont proposés aux nouveaux clients au détriment des anciens, ce qui cause le départ de ces derniers chez de nouveaux organismes de prêt [3]. Dans un marché d'une telle compétitivité, une stratégie de marketing défensive revêt beaucoup d'importance. Au lieu de tenter d'acquérir de nouveaux clients ou d'attirer les abonnés loin de la concurrence, le marketing défensif s'intéresse plutôt à la réduction des départs de ses clients [2], surtout qu'il est 5 fois plus coûteux d'acquérir un nouveau client que d'en garder un [4].

Le churn n'est pas le seul problème auquel sont confrontées les organisations. Le départ des employés leur cause également des pertes engendrant des coûts directs et indirects. Les coûts de séparation, de vacance du poste, de remplacement et de formation sont considérés comme des coûts directs. Les coûts indirects peuvent concerner les pertes de performance ainsi que la perte de confiance des investisseurs, sans oublier l'impact du départ de l'employé sur le moral de ses collègues. Parmi les secteurs les plus touchés par le turnover, le secteur hospitalier relié au départ du personnel infirmier pour lequel existe une littérature abondante ([5], [6], [7]), le secteur logistique ou supply chain [8] et celui des centres d'appels [9], le secteur de sécurité nationale relié au départ des officiers de police [10], le secteur des forces armées [11] et le secteur des technologies de l'information ([12], [13]). Conscientes de ce problème, les organisations entrent en compétition pour recruter et retenir les employés les plus talentueux et à plus forte valeur ajoutée. Le coût d'acquisition ou de perte du personnel expérimenté est non négligeable. Pour maintenir ou augmenter sa profitabilité, l'organisation doit ainsi adopter une stratégie lui permettant de retenir son personnel le plus longtemps possible [14].

Dans un contexte économique difficile, où les organisations sont à la fois confrontées au départ de leurs clients ainsi qu'à celui de leurs employés, le défi majeur est de détecter les personnes ayant l'intention de les quitter afin d'anticiper leur départ et de les retenir via des actions adéquates.

Le présent papier contribue à la littérature existante en tentant de mettre en évidence les similitudes et différences entre les phénomènes du churn et du turnover, et ce, en se basant sur un ensemble d'études existantes traitant les deux problématiques de manière séparée. Dans la première section, des définitions du churn et du turnover sont présentées. La deuxième section explore les techniques de datamining les plus utilisées dans la prédiction de ces deux phénomènes. Un comparatif sur les sources de données et les variables nécessaires à l'analyse du churn et du turnover est ensuite dressé. La dernière section fait ressortir la relation qui existe entre ces deux problématiques.

## 2 Définitions et terminologies

### 2.1 Définition et typologies de churn

Le mot « churn », -qui est né de la contraction en anglais des mots « change » et « turn »-, décrit le phénomène de perte d'un client. Il est mesuré par le taux de churn et qui constitue un indicateur important pour les organisations. Ce taux de churn représente le pourcentage de clients perdus sur une période donnée par rapport au nombre total de clients au début de cette période.

Il existe plusieurs types de churn. Nous pouvons distinguer entre le churn interne, externe, volontaire ou involontaire en faisant l'analyse selon la destination du client. Le churn est qualifié d'interne lorsque le client change de produit ou d'offre recouvrant aussi ses besoins tout en restant au sein de la même organisation. On parle de churn externe ou switch lorsqu'il la quitte pour partir chez le concurrent. Le churn est dit volontaire lorsque l'individu quitte délibérément l'organisation, soit pour aller chez le concurrent, soit parce qu'il n'utilise plus le produit ou le service. Le churn involontaire est employé lorsque le client quitte le produit ou le service involontairement, par exemple en cas de décès ou de résiliation du contrat pour impayés. D'autres adjectifs peuvent qualifier le churn. Chez les fournisseurs de services par exemple, les clients qui quittent l'organisation peuvent être répertoriés en deux catégories : ceux qui décident de ne pas renouveler leur contrat à la fin de celui-ci, ce qui crée un churn commercial, et ceux qui arrêtent de payer leur contrat parce qu'ils ne peuvent plus supporter les dépenses, ce qui cause un churn financier [15]. D'autres termes sont employés pour désigner le churn, tels que l'attrition ou la défection.

### 2.2 Définition du turnover

Le turnover signifie la rotation du personnel, les mouvements d'entrée et de sortie des salariés dans une organisation. Il se mesure par le rapport entre le nombre d'entrées ou de sorties au cours d'une année et l'effectif total moyen. On distingue plusieurs types de turnover : le turnover interne, lorsque l'employé quitte sa position pour occuper un nouveau poste au sein de la même organisation, et le turnover externe, lorsque l'employé quitte l'organisation. Dans ce cas, le turnover est dit volontaire quand le départ est à l'initiative de l'employé, et involontaire, si le départ de l'employé est indépendant de sa volonté, comme les maladies à long terme, le décès, le licenciement, le non renouvellement du contrat, etc.

Dans cet article, nous ne considérons que les départs volontaires des clients dans le cas du churn et des employés dans le cas du turnover.

## 3 Problématiques et techniques usuelles de résolution

L'objectif des études sur le turnover et le churn étant la détection des individus qui ont l'intention de quitter l'organisation afin d'améliorer la prise de décision et de mettre en place des actions de rétention. La problématique est donc la même pour ces deux phénomènes qui sont souvent analysés à l'aide de techniques prédictives similaires du datamining. Certaines méthodes sont communément utilisées pour le turnover, comme les modèles de régression logistique ([16], [17]), régression logistique bivariée [6], régression logistique hiérarchique ([7], [10], [18]), régression des moindres carrés ordinaires [6] et les modèles de survie ([8], [9]). En plus des modèles de régression logistique ([19], [20], [21], [22]), on retrouve d'autres techniques dans les études sur le churn. Les réseaux de neurones ([19], [21], [23]), les arbres de décision ([19], [20], [21], [23], [24]) et les machines à vecteurs de support SVM [25] sont des techniques adoptées pour la prédiction du départ des clients.

Plusieurs études sur la prévision du churn tentent de trouver la technique de datamining la plus performante en termes de minimisation du taux d'erreur et de précision de prévision. Le tableau 1 présente une synthèse sur les techniques prédictives usuelles de résolution et indique la performance de chacune de ces

techniques en mettant l'accent sur la taille de l'échantillon, le nombre d'indicateurs utilisés et le domaine de l'étude. La meilleure performance y est indiquée en gras.

Il ressort du tableau 1 que les réseaux de neurones, la régression logistique et les arbres de décision sont les techniques les plus utilisées pour la prévision du churn dans le domaine des télécommunications. Les machines à vecteurs de supports et les techniques de survie peuvent donner de très bons résultats. Les systèmes neuro-flous et ceux du type « random forests », qui sont de plus en plus utilisés par les chercheurs, peuvent réaliser de bonnes performances, comparés à d'autres classificateurs. De plus, la remarque générale résultant de cette synthèse non exhaustive est qu'il n'existe pas de technique « type » pour la résolution de la problématique de prévision du churn car la précision des résultats obtenus est intimement liée à la nature des données structurées ou non utilisées, à leur volumétrie et leur qualité, au nombre et pertinence d'indicateurs pris en considération, à la taille de l'échantillon d'apprentissage, et enfin à la définition de la variable cible. Sans oublier l'aspect confidentiel des données qui ne permet pas la diffusion des résultats stratégiques de l'organisation, notamment dans un secteur concurrentiel tel que les télécommunications.

## 4 Sources de données et variables cibles et prédictives les plus utilisées

Les sources de données utilisées lors de la prévision du churn ou du turnover sont extraites généralement des entrepôts de données et des bases de production de l'organisation ([8], [9], [22], [26], [31]) ou à défaut, de sondages téléphoniques [33] ou de questionnaires ([6], [7], [17]). Ces données peuvent être démographiques comme l'âge, le genre, le niveau d'éducation ou le statut marital, comportementales et transactionnelles relatives aux produits et services, macro environnementales comme la prospérité ou le pouvoir d'achat du client et de perception comme la satisfaction du client, l'image de l'organisation ou la confiance du client dans l'organisation. Ces types de sources de données n'ont pas forcément le même taux de disponibilité en interne ni la même qualité de fiabilité et d'intégrité et varient d'un secteur d'activité à un autre. En effet, en télécommunications, en téléphonie mobile prépayée, la richesse des données démographiques est rarement disponible comparativement au secteur bancaire.

Dans une démarche de datamining supervisée ou non supervisée, il est nécessaire de préciser deux types de variables : les variables explicatives ou prédictives et la variable cible à expliquer ou à prédire. L'intention de départ ou l'insatisfaction de l'individu sont des variables cibles utilisées aussi bien dans la prédiction du phénomène du churn que celui du turnover. Ainsi, l'insatisfaction dans le travail a été étudiée pour prédire le phénomène du turnover parmi des ouvriers chez certains fournisseurs en Chine [17], la même variable a été utilisée pour étudier le turnover chez les radiologues thérapeutes au Royaume Uni [5]. L'insatisfaction chez les clients d'un opérateur de téléphonie mobile de Corée a été utilisée afin de prédire leur départ [2], cette même variable cible a été étudiée pour essayer de l'expliquer par les frais mensuels et les données d'usage [19].

L'intention de départ ou l'insatisfaction d'un client ne signifient pas forcément le départ de celui-ci, mais ces deux notions sont fortement liées au phénomène de départ, on dit qu'elles sont de bonnes variables prédictives [19]. D'après une étude [8] qui s'est appuyée sur différents travaux existants sur le turnover, l'intention de départ est le meilleur facteur prédictif pour savoir si un employé va quitter l'organisation. Mais il est commun des fois d'utiliser d'autres variables cibles. En constatant qu'un fait donné est fortement corrélé au départ des individus, différentes études ont tenté d'expliquer le fait observé et de déterminer ce qui le cause afin de prédire le phénomène de départ. Ainsi, les motifs entraînant le placement en probation au terme de la première période des étudiants en première année en école d'ingénieur a été étudié afin de prédire les individus ayant l'intention d'abandonner la formation [31]. L'étude s'est appuyée sur le constat que les étudiants ayant été placés en probation au terme de la première période sont plus enclins à abandonner la formation que les autres étudiants.

*Tableau 1*  
*Synthèse des résultats des travaux de recherche les plus récents traitant des problématiques de Churn et de Turnover*

Référence	Taille de l'échantillon	Nombre d'indicateurs	Phénomène étudié	Domaine	Les techniques utilisées et leur performance	Description des modèles
[26]	65516	12	Churn	Télécommunications	- C5.0 : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Taux d'erreur (0,0153)</li> </ul>	Cette étude propose un modèle basé sur une architecture hybride qui n'identifie pas seulement les churners potentiels, mais qui propose également des actions de rétention suivant le profil des clients
[27]	Echantillon1 : 3333 Echantillon2 : 1667	Facteurs significatifs : Echantillon1 : 7 Echantillon2 : 3	Churn	Télécommunications	- SVM : <ul style="list-style-type: none"> <li>o <b>Echantillon 1 : 90,88%</b></li> <li>o <b>Echantillon 2 : 59,63%</b></li> </ul> - Réseaux de neurones artificiels : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Echantillon 1 : 89,83%</li> <li>o Echantillon 2 : 55,69%</li> </ul> - Arbres de décision C4.5 : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Echantillon 1 : 83,86%</li> <li>o Echantillon 2 : 52,48%</li> </ul> - Régression logistique : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Echantillon 1 : 87,16%</li> <li>o Echantillon 2 : 58,90%</li> </ul> - Naive bayes classification : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Echantillon 1 : 87,82%</li> <li>o Echantillon 2 : 55,49%</li> </ul>	Le modèle SVM donne des plans de classification simple, possède une forte capacité de génération et offre une bonne précision. Lorsque les données d'étude sont abondantes en termes de vecteurs de supports (exemples de données) et d'attributs, et lorsqu'il y a moins de données manquantes, un taux de churn élevé et pas de linéarité entre les variables, ce modèle donne une bonne précision de prédiction
[28]	1524	15	Churn	Banques	- Réseaux de neurones artificiels : 78,1% - Arbres de décision : 62,0% - <b>Improved balanced random forests : 93,2%</b> - CWC-SVM : 87,2%	Cette étude propose une méthode originale appelée "Improved balanced random forests" qui a l'avantage de combiner les techniques d'échantillonnage avec l'apprentissage sensible au coût afin de modifier la distribution de classe et pénaliser davantage la fausse classification des classes minoritaires
[22]	251000	12	Churn	Banques	- Régression logistique : 73%	L'auteur propose 6 modèles de régression logistique. La performance de ces modèles dépend des données les alimentent, ce qui rend difficile le choix d'un modèle standard de prévision de churn.
[29]	45000	32	Churn	Publication de journaux	- Logit : 88,47% - <b>Random forests : 89,14%</b> - SVMacc : 88,08% - SVMauc : 88,63%	La performance de prévision du modèle peut être optimisée en en choisissant la bonne technique de classification et en intégrant de nouvelles informations sur le client, telles que les émotions exprimées dans les emails échangés avec la société
[30]	508	Non mentionné	Turnover	Fabricant industriel de produits	- Analyse de survie : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Prédications « staying » : 88%</li> <li>o Prédications « leaving » : 80,80%</li> </ul>	L'auteur montre l'intérêt d'utiliser les informations extraites des bases de données de l'entreprise au lieu des données recueillies à travers des questionnaires car ces dernières sont souvent biaisées et ne sont pas représentatives si le taux de réponse est faible
[31]	Non mentionné	8	Turnover	Etudes supérieures	- Régression logistique : 86%	Les auteurs ont eu recours à 2 modèles de régression logistique. Le premier permet de prédire le turnover chez les étudiants pour lesquels toutes les données sont renseignées, le deuxième est utilisé lorsque le premier modèle n'est pas applicable, faute de disponibilité de données
[32]	Anciens : 345 532 Nouveaux : 281 486	Facteurs significatifs : 13 sur 420 agrégats et ratios	Churn	Télécommunications	- <b>Régression logistique pas à pas :</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>o <b>Prédiction "Nouveaux" : 84,10%</b></li> <li>o <b>Prédiction "Anciens" : 74,8%</b></li> </ul> - Réseaux de neurones avec élagage : <ul style="list-style-type: none"> <li>o Prédiction "Nouveaux" : 79,40%</li> <li>o Prédiction "Anciens" : 66,7%</li> </ul>	Le modèle de régression pas à pas fournit une meilleure prédiction des nouveaux clients ainsi que des anciens, et ce, en comparaison avec le modèle basé sur les réseaux de neurones avec élagage

Les variables cibles sont prédites par ce qu'on appelle les variables explicatives. Il existe des variables explicatives communes entre le churn et le turnover. Les variables sociodémographiques, telles que l'âge, le sexe, le statut marital [8], la personne physique, la disponibilité des coordonnées [29], la profession, la nationalité, le niveau d'études [9] sont des variables communes qui peuvent être utilisées dans la prédiction du churn et du turnover. Cependant, d'autres variables explicatives se rattachant à l'activité principale de l'organisation sont généralement nécessaires pour prédire le churn ou le turnover. Ainsi, dans le domaine bancaire, le nombre de transactions et le nombre des services que le client a choisis sont souvent utilisés [22]. Chez les opérateurs de téléphonie mobile par exemple, il est très commun d'utiliser les informations de facturation, les données agrégées sur le trafic en termes de durée, de nombre d'appels et de montant, le nombre d'appels locaux et de longue distance, les informations sur les services et produits auxquels le client a souscrit, les informations sur les plaintes et réclamations et l'historique des recharges [1]. En guise de synthèse, le tableau 2 présente une liste des indicateurs les plus utilisés dans le domaine des télécommunications classés par catégorie.

Dans le cas du turnover, des variables liées à l'activité de l'employé dans l'organisation sont également prises en considération pour prédire l'intention de départ chez les infirmières, telles que la demande psychologique, la latitude décisionnelle et le soutien social au travail [7]. De même, l'implication, le stress, les opportunités de promotion, l'autonomie, la routine au travail, le support social ainsi que le salaire ont été utilisés pour prédire le départ chez les infirmières [35]. Dans un autre secteur, les kilomètres parcourus durant les week-ends, les expéditions auxquelles le chauffeur routier est assigné sont parmi les variables employées lors d'une étude sur le turnover chez les chauffeurs de camions aux Etats-Unis [8].

Dans la plupart des travaux de recherche énumérés précédemment, la prévision du churn repose essentiellement sur des données structurées car elles sont plus accessibles et plus faciles à exploiter. On peut démontrer l'amélioration de la performance de ces prévisions en ayant recours à des données non structurées textuelles ou issues du Web pour prédire le départ des individus, telles que les informations textuelles contenues dans les emails échangés entre le client et les centres d'appels, les émotions exprimées par le client lors de son interaction avec l'entreprise via les emails, les réclamations, les baromètres de satisfaction, etc. ([25], [29]).

*Tableau 2*  
*Indicateurs utilisés pour la prévision du churn dans le domaine des télécommunications*

Catégorie de l'indicateur	Indicateurs
Indicateurs d'usage ou de trafic	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Minutes d'utilisation (MOU) : indique le nombre total de minutes d'appels sortants effectués par l'abonné durant une période déterminée</li> <li>• Fréquence d'utilisation (FOU) : indique le nombre total d'appels sortants effectués par l'abonné durant une période déterminée</li> <li>• Sphère d'influence (SOI) : capte la puissance de l'influence de l'abonné et est définie comme le nombre total de récepteurs distincts contactés par l'abonné</li> <li>• Average Revenue Per User (ARPU) : désigne le chiffre d'affaires mensuel moyen réalisé par client (Revenu par ligne d'abonné mobile)</li> <li>• Durée en minutes d'utilisation lors des périodes de pic</li> <li>• Durée en minutes d'utilisation hors périodes de pic</li> <li>• Durée en minutes des appels vers l'international</li> <li>• Durée en minutes des appels nationaux</li> <li>• Nombre d'appels sortants</li> <li>• La durée de service (LOS), qui est la différence entre la date d'activation et la date de terminaison du service</li> <li>• Nombre moyen de tentatives d'appels</li> <li>• Nombre moyen d'appels entrants d'une durée de moins d'une minute</li> <li>• La durée des appels Off-Net et On-Net</li> <li>• Nombre d'utilisations du Roaming</li> <li>• Nombre SMS/ MMS envoyés</li> </ul>
Indicateurs de valeur	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Montant des appels nationaux par minutes hors minutes gratuites</li> <li>• Montant total des appels nationaux et internationaux</li> <li>• Montant total égal à la somme du coût total des appels plus le coût de la tarification</li> <li>• Montant moyen d'une minute, tarifs et appels internationaux inclus</li> <li>• Valeur actuelle nette (VAN): le calcul de la VAN intègre le revenu brut (somme totale des recharges et des appels entrants), les coûts de gestion et le coût d'acquisition</li> <li>• Valeur à terme des clients (LTV): est définie par le revenu total généré par un client tout au long de sa vie de client</li> <li>• Montant du Roaming</li> </ul>
Indicateurs relatifs au client	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Type d'appel (mobile-mobile, fixe-mobile, etc.)</li> <li>• Nombre de blocages ou de suspensions de service par l'opérateur (dus à un retard de paiement de facture par exemple)</li> <li>• Nombre de services optionnels utilisés</li> <li>• Statut de la ligne du client (actif, passif, suspendu)</li> <li>• Nombre de factures impayées</li> <li>• Nombre total des différents plans tarifaires par lesquels le client est passé</li> <li>• Plan tarifaire actuel du client</li> </ul>
Indicateurs démographiques	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Statut matrimonial</li> <li>• Age du client</li> <li>• Catégorie socioprofessionnelle</li> <li>• Typologie du client (entreprise, particulier, etc.)</li> </ul>
Indicateurs d'interaction avec l'opérateur	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moyenne des minutes d'appels aux centres d'appels</li> <li>• Nombre de consultations de crédit</li> <li>• Nombre de réclamations</li> <li>• Temps de résolution des problèmes</li> <li>• Nombre de points de fidélité cumulés</li> <li>• Bonus offerts</li> </ul>
Indicateurs de qualité de service	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Nombre d'appels perdus</li> <li>• Nombre moyen d'appels terminés correctement</li> </ul>



## 5 Relation entre les problématiques du churn et du turnover

Le turnover peut dans certains cas se révéler décisif dans la relation d'une organisation avec ses clients. En effet, la relation client, qui est assurée par les employés en front office et en contact direct avec le client peut impacter le turnover. Une étude [17] affirme qu'il existe un lien entre la satisfaction des employés et celle des clients, car un employé satisfait tend à interagir favorablement avec les clients. Dans le cas contraire, il est parfois judicieux d'inciter un employé non satisfait à quitter l'organisation au risque d'influencer le départ d'un client ou l'image de la société ([17], [30]).

Une étude récente [36] a tenté de trouver la relation entre l'appui du management, les efforts des employés, la satisfaction des clients et enfin la rétention. Au sein de l'organisation, l'implication du personnel en front office dans la stratégie anti-churn lui permet de mieux gérer la relation avec les clients, ce qui augmente la satisfaction de la clientèle, et par la suite, diminue le taux de churn. Les employés impliqués dans la relation client ont donc plus de facilité à appliquer les recommandations anti-churn destinées aux clients à faible valeur. Une autre étude [37] affirme que les employés du front office devraient être une préoccupation du top management dans les organisations, car les employés traitent les clients de la même manière que la société les traite. Cette étude considère que les investissements des sociétés dans le développement de carrière de ses employés permettront de réduire le turnover, d'augmenter la satisfaction des clients, leur loyauté ainsi que la profitabilité.

## 6 Conclusion et perspectives

Ce papier a présenté la double problématique du départ des individus des organisations en interne (turnover) et en externe (churn). L'originalité de cette étude réside dans le fait qu'elle a présenté un état de l'art du phénomène de départ en l'abordant sous deux angles -churn et turnover- tout en mettant en évidence les points de similitude et de différence entre ces deux phénomènes. De plus, en s'appuyant sur la littérature présente sur le churn et le turnover, ce papier démontre l'existence d'une relation de cause à effet entre ces deux faits. Le churn peut impacter positivement le turnover et inversement. Partant de ce constat, et de celui que les études existantes tentent en général de prédire un phénomène indépendamment de l'autre, nous nous proposons dans les prochains travaux de traiter les deux problématiques simultanément pour analyser l'amélioration de la performance de la prévision du churn en tenant compte du turnover et réciproquement. L'utilité d'une telle démarche serait d'apporter des réponses au phénomène de départ à la fois des employés et des clients et de pouvoir dégager ses principales causes dans le but de mettre en place des actions de rétention aux niveaux interne et externe à l'organisation.

## 7 Bibliographie

- [1] MARCO RICHELDI AND ALESSANDRO PERRUCCI. *Churn Analysis Case Study*. Telecom Italia Lab. December 17, 2002
- [2] JAE-HYEON AHN, SANG-PIL HAN, YUNG-SEOP LEE. *Customer churn analysis: Churn determinants and mediation effects of partial defection in the Korean mobile telecommunications service industry*. 2006
- [3] MICHAEL SLADE, MARK ROBERTS, Mortgage Retention Team, PA Consulting Group. *The rise and rise of mortgage churn in the UK*. P12. 2003.
- [4] FREDERICK F. REICHHELD. *The Loyalty Effect*. 1996
- [5] HEIDI PROBST, SUE GRIFFITHS. *Job satisfaction of therapy radiographers in the UK: Results of a phase I qualitative study*. P 146-157. 2008
- [6] ISIK U. ZEYTIKGLU, MARGARET DENTON, SHARON DAVIES, JENNIFER MILLEN PLENDERLEITH. *Casualized employment and turnover intention: Home care workers in Ontario, Canada*. 2008. Health Policy (2009), doi:10.1016/j.healthpol.2008.12.004
- [7] YEN-LIN CHIU, RUEY-GWO CHUNG, CHIN-SHI WU, CHINH-HUNG HO. *The effects of job demands, control, and social support on hospital clinical nurses' intention to turn over*. 2008

- [8] YOSHINORI SUZUKI, MICHAEL R. CRUM, GREGORY R. PAUTSCH. *Predicting truck driver turnover*, 2009
- [9] CHRISTOPHE FOURNIER. *Turnover of Call Centers' Agents: A Survival Analysis*. Convegno "Le tendenze del marketing in europa". 2000
- [10] JACQUELINE DREW, SALLY A. Carless, Briony M. Thompson. *Predicting turnover of police officers using the sixteen personality factor questionnaire*. P 326-331. 2008
- [11] HOWARD M. WEISS, SHELLEY M. MACDERMID, RACHELLE STRAUSS, KATHERINE E. KUREK, BENJAMIN LE, DAVID ROBBINS. *Retention in the armed forces: past approaches and new research directions*, Military Family Research Institute Purdue University. March 2003.
- [12] D. HARRISON MCKNIGHT, BRANDIS PHILLIPS, BILL C. HARDGRAVE. *Which reduces IT turnover intention the most: Workplace characteristics or job characteristics*. P 167-174. 2009
- [13] AGUNG D. MULIAWAN, PETER F. GREEN, DAVID A. ROBB. *The turnover intentions of information systems auditors*. Int J Account Inf Syst (2009), doi:10.1016/j.accinf.2009.03.001. 2009
- [14] JOHN R. MATTOX II, DARRYL L. JINKERSON. *Using survival analysis to demonstrate the effects of training on employee retention*. P 423-430. 2005
- [15] JONATHAN BUREZ, DIRK VAN DEN POEL. *Separating financial from commercial customer churn: A modelling step towards resolving the conflict between the sales and credit department*. P 497-514. 2008
- [16] GUANMIN LIAO, XIN CHEN, XIN JING, JIANFEI SUN. *Policy burdens, firm performance, and management turnover*. 2008
- [17] BIN JIANG, REVENOR C. BAKER, GREGORY V. FRAZIER. *An analysis of job dissatisfaction and turnover to reduce global supply chain risk: Evidence from China*. 2007
- [18] YEN-LIN CHIU, RUEY-GWO CHUNG, CHIN-SHI WU, CHINH-HUNG HO. *The effects of job demands, control, and social support on hospital clinical nurses' intention to turn over*. 2008
- [19] MOZER, M. C., WOLNIEWICZ, R., GRIMES, D. B., JOHNSON, E., & KAUSHANSKY, H. *Predicting subscriber dissatisfaction and improving retention in the wireless telecommunications industry*. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3), 690-696. 2000
- [20] BUCKINX W., VAN DEN POEL D.: *Customer base analysis: partial detection of behaviorally loyal clients in a noncontractual FMCG retail setting*. *European Journal of Operational Research* 164. P252-268. 2005
- [21] HWANG H., JUNG T., SUH E.: *An LTV model and customer segmentation based on customer value: a case study on the wireless telecommunication industry*. *Expert Systems with Applications* 26. P. 181-188. 2004
- [22] TEEMU MUTANEN. *Customer churn analysis – a case study*. 2006
- [23] FERREIRA J., VELLASCO M., PACHECCO M., BARBOSA C.: *Data mining techniques on the evaluation of wireless churn*. ESANN2004 proceedings – European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges (2004). ISBN 2-930307-04-8. P 483-488. 2004
- [24] BUCKINX W., VERSTRAETEN G., VAN DEN POEL D.: *Predicting customer loyalty using the internal transactional*. 1992
- [25] KRISTOF COUSSEMENT, DIRK VAN DEN POEL. *Integrating the voice of customers through call center emails into a decision support system for churn prediction*. P164-174. 2008
- [26] BONG-HORNG CHU, MING-SHIAN TSAI, CHENG-SEEN HO. *Toward a hybrid data mining model for customer retention*. P 703-718. 2006
- [27] XIA GUO-EN, JIN WEI-DONG. *Model of Customer Churn Prediction on Support Vector Machine*. SETP, 2008, 28(1): 71-77. 2008
- [28] YAYA XIE, XIU LI, E.W.T. NGAI, WEIYUN YING. *Customer churn prediction using improved balanced random forests*. *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 5445-5449. 2009
- [29] KRISTOF COUSSEMENT, DIRK VAN DEN POEL. *Improving customer attrition prediction by integrating emotions from client/company interaction emails and evaluating multiple classifiers*. P 6127-6134. 2009

- [30] EILEEN BRIDGES, HOLLY H. JOHNSTON , JEFFREY K. SAGER. *Using model-based expectations to predict voluntary turnover*. Intern. J. of Research in Marketing 24 (2007) 65–76. 2007
- [31] ALEJANDRO SCALISE, MARY BESTERFIELD-SACRE, LARRY SHUMAN ET HARVEY WOLFE. *First term probation: models for identifying high risk students*. 2000
- [32] I. BERRADA, M. BEKKAR, O. BENKHADRA, K. EL HIMDI, I. KASSOU, N. HARCHAOU, *Résolution de la problématique du churn en téléphonie mobile : étude de cas*, Journées d'informatique et mathématiques décisionnelles, JIMD'08, Rabat, 3-5 Juillet 2008
- [33] HEE-SU KIM, CHOONG-HAN YOON. *Determinants of subscriber churn and customer loyalty in the Korean mobile telephony market*. Telecommunications Policy 28 (2004) 751–765. 2004
- [34] SEONGHEE CHO, MISTY M. JOHANSON, PRIYANKO GUCHAIT. *Employees intent to leave: A comparison of determinants of intent to leave versus intent to stay*. P 374–381. 2009
- [35] HSING-CHU CHEN, CHENG-I CHU, YING-HUI WANG, LING-CHU LIN. *Turnover factors revisited: A longitudinal study of Taiwan-based staff nurses*. P277-285. 2008
- [36] SHU-CHING CHEN, PASCALE G. QUESTER. *A value-based perspective of market orientation and customer service*. Journal of Retailing and Consumer Services 16. P 197–206. 2009
- [37] DONALD W. JACKSON JR, NANCY J. SIRIANNI. *Building the bottom line by developing the frontline: Career development for service employees*, P 279-287. 2009