

PLUS : **pour l'exploration de bases de données de REX**

Eric Hermann¹, Céline Raynal¹, Assaf Urieli^{2,3}

(1) Safety Data-CFH, 13 rue Temponières, 31 000 Toulouse, France

(2) CLLE, Université de Toulouse, CNRS, UT2J, France

(3) Joliciel Informatique, 2 avenue du Cardié, 09000 Foix, France

{hermann; raynal}@safety-data.com

assaf.urieli@univ-tlse2.fr

RESUME

La gestion du risque recouvre un vaste champ de recherche et d'applications. L'une des voies pour gérer au mieux le risque est celle du retour d'expérience, le REX. Faire un retour d'expérience consistant en la description de l'événement indésirable que l'on rapporte, les REX contiennent très généralement des parties narratives rédigées en langue naturelle. L'analyse de ces données textuelles est lourde pour les experts mais néanmoins cruciale. On voit ainsi se dessiner un enjeu de taille : faciliter l'accès à l'information contenue dans les textes pour les analystes. C'est à cette problématique que propose de répondre la plateforme *PLUS* développée par Safety Data-CFH via différents modules basés sur des techniques de Traitement Automatique des Langues (TAL) : une recherche « intelligente », un calcul de similarité textuelle et une catégorisation automatique.

ABSTRACT

PLUS: exploring feedback report databases

Risk management covers many fields of research and a wide range of applications. One way of improving risk management is via feedback reports (REX). Since reporting generally consists in describing the undesirable event, feedback reports typically contain narrative sections written in natural language. Analysing this textual data is a complex albeit critical task for experts. There is thus a considerable stake in facilitating analysts' access to the information contained in these texts. This is the problem tackled by the *PLUS* platform developed by Safety Data-CFH, via various modules based on Natural Language Processing (NLP) techniques: "intelligent" information retrieval, textual similarity calculation and automatic categorisation.

MOTS-CLES : Retour d'expérience (REX), Bases de données textuelles, Calcul de similarité textuelle, Catégorisation automatique

KEYWORDS: Feedback, Textual databases, Textual similarity calculation, Automatic categorisation

1 Le retour d'expérience

La gestion du risque est un domaine de recherche vaste et multidisciplinaire. En effet, la question du risque est plurielle : comment prévoir le risque ? comment faire face aux situations à risque ? comment maîtriser un risque ? comment l'anticiper ? Les réponses à ces questions vont par ailleurs

pouvoir varier en fonction du champ d'activité dans lequel on opère : les risques peuvent être industriels, humains, environnementaux, informatiques, etc. Néanmoins, quelle que soit la façon dont on appréhende la gestion du risque, il est généralement nécessaire de s'appuyer sur les événements passés. Pour ce faire, il est nécessaire de relater les événements indésirables lorsqu'ils surviennent : faire un retour d'expérience (REX).

Il y a quelques années encore, l'un des enjeux majeurs dans le milieu industriel était non seulement de collecter l'information concernant les incidents survenant sur le terrain mais également de la stocker. Désormais, la collecte des REX reste encore un enjeu fort dans les entreprises, mais elle est facilitée par une culture accrue de la sécurité (« safety ») ainsi que par les avancées technologiques (la mise à disposition de tablettes favorisant la remontée d'informations par exemple). Les progrès dans le domaine de l'informatique, du numérique, etc. ont quant à eux permis de répondre aux problèmes de stockage.

Cela étant, mettre en place le retour d'expérience dans une entreprise ne se limite pas à en gérer la collecte et le stockage, cela implique d'avoir une réflexion globale sur ce que l'on attend d'un tel processus, et nécessite également de porter une attention particulière à la façon de structurer l'information collectée car de cette structuration va dépendre l'exploitation de la base de REX. On observe que pour favoriser l'efficacité et la facilité d'exploration des données, des « champs structurés » ou « constraints » sont largement utilisés en vis-à-vis de champs textuels libres non structurés. Ainsi, l'expert est invité à décrire les faits en langue naturelle mais également à les catégoriser en sélectionnant par exemple le type d'événement de l'incident ou le matériel impliqué ou encore sa cause première (« root cause »).

La complexité du travail demandé à l'expert est double. Elle réside tout d'abord dans la catégorisation des événements qui est loin d'être triviale (certaines taxonomies requièrent de choisir parmi plus d'un millier de valeurs hiérarchisées sur 3 ou 4 niveaux) ; or au dire d'experts « un événement mal catégorisé est un événement perdu », et un événement perdu est un obstacle à la bonne maîtrise des risques. La complexité pour l'expert se trouve également dans l'analyse globale des rapports qui nécessite de considérer leurs antécédents, leur tendance d'apparition, etc. Un enjeu majeur réside donc dans cette problématique de gestion de la connaissance et de l'information dans les entreprises.

Les experts responsables de la gestion des risques étant confrontés à des bases de données textuelles, les techniques de TAL semblent tout indiquées pour les aider dans leur travail d'analyse des REX.

2 *PLUS* : le TAL au service du REX

L'objectif du projet *PLUS* est de développer une plateforme regroupant des outils de TAL afin de mettre à disposition les différentes techniques et applications basées sur l'analyse linguistique automatique des textes pour les experts ayant de grandes bases de données de retours d'expérience à analyser. L'enjeu stratégique est de fournir, de façon la plus standardisée possible mais de manière la plus adaptée possible à l'environnement des différents clients, des outils variés mais formant un tout cohérent : une suite d'outils facilitant l'exploitation, l'exploration et par là même l'analyse des textes issus des REX.

2.1 Particularité des bases de données de REX pour le TAL

Prendre les REX comme objet du TAL nécessite d'adapter les traitements aux caractéristiques des rapports d'événements indésirables. Ces rapports peuvent être rédigés sur le terrain dans des conditions matérielles variables, comme a posteriori dans un climat plus « serein ». La qualité de la rédaction (orthographe, syntaxe, etc.) est dépendante du contexte ; par conséquent, il faudra s'adapter à la grande variabilité de l'expression. Par ailleurs, les REX sont par définition liés à un environnement spécifique, industriel ou autre, et les rapports, bien que rédigés en langue naturelle, ont un contenu technique si spécifique que l'on peut parler de langue de spécialité. Il est indispensable de prendre cela en considération pour proposer des traitements adéquats. Enfin, parce que les REX sont généralement rédigés par les personnes qui vivent directement l'événement indésirable, ils contiennent des informations relatives aux Facteurs Humains (FH), i.e. de la subjectivité permettant de déceler du stress, de la fatigue, du doute, etc.

Proposer des outils de TAL dédiés aux REX nécessite de faire face aux particularités énoncées : il est crucial de prendre en compte le niveau de langue utilisé et la langue de spécialité du corpus traité ; il est également primordial de pouvoir repérer dans les textes des problématiques transverses, en particulier celles liées aux FH.

2.2 Exploitation des REX grâce au TAL

Afin d'aider les experts à analyser les REX en profondeur en exploitant les données textuelles qu'ils contiennent, nous avons développé *PLUS* (*Processing Language Upgrades Safety*). Cette web-application regroupe plusieurs modules visant à aider l'expert dans son travail.

Un **moteur de recherche** adapté à la langue de spécialité permet aux experts de retrouver rapidement les REX qui les intéressent en utilisant leur « langue d'expert ». Un utilisateur cherchant par exemple « ADC » devra retrouver les documents contenant « Air Data Computer » dans une base de données aéronautiques, alors qu'un utilisateur intéressé par une base de données ferroviaires devra obtenir les textes évoquant un « Agent de Conduite ». Ce moteur se base sur plusieurs ressources, dont une ressource de normalisation du texte (variantes orthographiques, synonymes absolus), et une ressource ontologique présentant pour chaque concept ses synonymes, expansions d'acronymes et traductions. Pour l'instant, l'ontologie est construite à la main en concertation avec le client. L'ajout d'hyponymes et d'éléments de contextualisation pour désambiguïser des termes partagés par plusieurs concepts sont en cours de développement, ainsi que la possibilité de construire les concepts automatiquement à partir des bi-textes, par exemple.

Les avantages de faire une expansion de requêtes à partir d'une ontologie, au lieu de normaliser le texte en amont, sont multiples : prise en compte de la polysémie des termes, expansion au moment de l'exécution de la requête plutôt qu'en analyse préalable des documents (ce qui nécessiterait une ré-analyse du corpus à chaque modification de la ressource), possibilité de rapprocher des termes complexes sans nuire à la possibilité de retrouver leurs composants séparément ; pas d'interférence avec le stemming de base. En revanche, à la différence des résultats obtenus avec une normalisation en amont, les synonymes ramenés par le concept ont chacun un IDF calculé séparément, et le ranking des variantes rares est remonté. L'évaluation des résultats de cette RI est difficile sans recours à un corpus « gold » difficilement constituable pour nos clients, ou sans campagne d'évaluation avec des experts métiers ayant très peu de disponibilité.

Un **module d'analyse de similarité** permet de comparer le contenu textuel d'un REX avec celui des autres rapports d'incident de la base, et ainsi de trouver les antécédents d'un événement grâce à sa description narrative (FIGURE 1). La représentation des résultats sous la forme d'un graphique dynamique à deux dimensions (temps / niveau de similarité) facilite la lecture et l'interprétation des résultats. Les retours des experts utilisant *PLUS* mentionnent un gain de temps significatif lors des recherches ainsi qu'un gain qualitatif dans les résultats obtenus : on trouve plus vite et de façon plus fiable le « signal pertinent » recherché. Par ailleurs, le temps consacré à l'analyse est également amélioré dans la mesure où l'expert passe moins de temps à supprimer le « bruit » et à rechercher le potentiel « silence ».

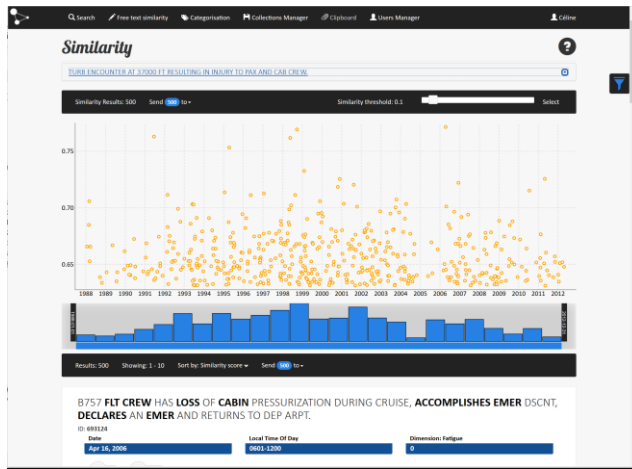


FIGURE 1: *PLUS* : Analyse de similarité

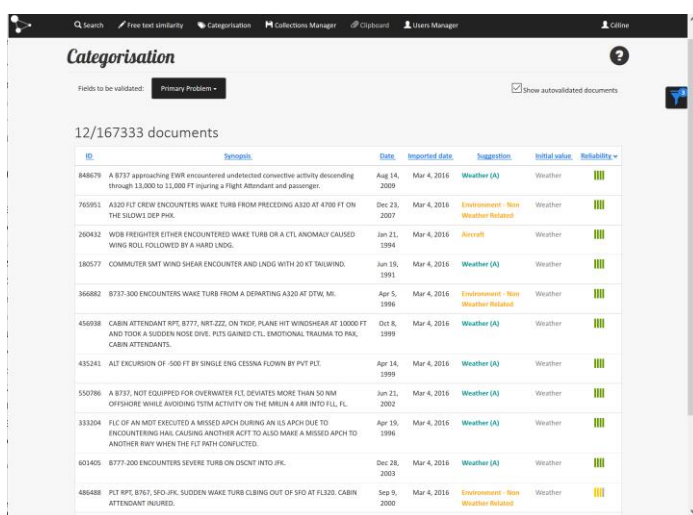
Pour réaliser ce module de calcul de similarité, nous nous inspirons d'un modèle vectoriel des documents (Turney et Patel, 2010), où chaque document est transformé en un vecteur de descripteurs, à partir duquel on peut mesurer la similarité entre vecteurs. Les descripteurs peuvent représenter n'importe quelle mesure quantifiable du document : la fréquence d'un mot, d'un n-gramme ou d'une structure syntaxique donnée, ou bien la similarité du document à un article sur un concept aéronautique donné. Notons qu'on parle ici des n-grammes plutôt que de termes complexes : bien qu'ayant une structure linguistiquement motivée (on évite certains stopwords au début et à la fin) permettant notamment d'inclure des phénomènes comme la négation, nous n'effectuons pas de tri terminologique du type C/NC-value (Frantzi et al, 2000).

Notons que les problématiques de recherche liées au calcul de similarité sont nombreuses. La première est celle du choix et surtout de l'évaluation de différents types de descripteurs car, s'il est facile d'imaginer de nouvelles façons de décrire un document de façon quantitative, il est difficile de décider quel descripteur donne une meilleure « similarité » entre documents. Parallèlement au choix de descripteurs, il est nécessaire de faire des choix dans les algorithmes de pondération (information mutuelle, tf/idf, etc.). Cela donne un très grand nombre de possibilités de configuration. Pour mieux choisir, nous avons développé une méthodologie de comparaison assistée : étant donné deux configurations de similarité sur une base identique, nous effectuons une sélection au hasard de n documents sur un grand corpus, et identifions les k documents dont les v premiers voisins ont le plus changé de rang, c'est-à-dire les k documents les plus sensibles à ce changement de configuration. Ces informations sont présentées sur une interface permettant aux personnes effectuant l'évaluation de choisir la configuration donnant les meilleurs résultats pour chaque document. L'interface inclut une justification détaillée du score de similarité. Cette évaluation est en cours, et sera publiée prochainement.

Un autre problématique concerne le traitement de la redondance pour éviter d'ajouter trop de similarité lorsqu'un descripteur (un n-gramme par exemple) contient d'autres descripteurs (les mots contenus dans le n-gramme). Il s'agit à la fois d'une question d'évaluation (i.e. faut-il ou non éviter des n-grammes qui se chevauchent partiellement) et de génie informatique : dans une base de plusieurs centaines de milliers de rapports où il faut trouver les n documents le plus similaires à un document pivot donné, comment traiter cette redondance en temps réel. Enfin, se pose la question de la visualisation de la similarité dans le texte du document. Si les descripteurs correspondent à des suites de caractères dans le texte, il est aisé de les mettre en avant. En revanche, si les descripteurs correspondent à une mesure totale du document, il est plus difficile d'expliquer visuellement pourquoi deux documents sont considérés similaires.

PLUS contient enfin un **module de catégorisation automatique** dynamique et totalement autonome : une fois les champs à catégoriser choisis et le système configuré, tout nouveau REX ajouté à la base va être analysé et des suggestions vont être proposées à l'utilisateur. Selon la fiabilité de ces suggestions, on conseillera à l'expert de les valider (i.e. de confirmer ou de corriger les propositions) ou non, à savoir lorsque la fiabilité est telle qu'elle permet de valider automatiquement une suggestion. Toute action experte (confirmation ou correction des suggestions) est prise en compte afin d'améliorer le modèle de catégorisation et permettre à l'expert de n'avoir à revoir, *in fine*, que les cas singuliers, les plus problématiques (FIGURE 2).

On utilise ici une technique d'apprentissage supervisé dont les descripteurs sont les mêmes que ceux présentés pour la similarité, augmentés des métadonnées des documents ; les algorithmes d'apprentissage (ex. SVM) sont fournis par la suite Talismane (Urieli, 2013), ainsi que l'interface logicielle pour intégrer les descripteurs dans l'entraînement et l'analyse. Cet apprentissage devient un apprentissage « actif » grâce à l'interface *PLUS* qui interroge les experts sur les cas limites et réentraîne le modèle tous les soirs pour prendre en compte leur avis.



ID	Synopsis	Date	Reported date	Suggestion	Initial value	Reliability
848579	A B737 approaching DWR encountered unexpected convective activity descending through 13,000 to 11,000 FT injuring a Right Attendant and passengers.	Aug 18, 2009	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
703951	A320 FLT CREW ENCOUNTERS WAKE TURB FROM PRECEDING A320 AT 4700 FT ON THE SLOWD1 DEP PHX.	Dec 23, 2007	Mar 4, 2016	Environment - Storm Weather Related	Weather	
200432	WOB FREIGHTER EITHER ENCOUNTERED WAKE TURB OR A CTL ANOMALY CAUSED WING ROLL FOLLOWED BY A HARD LNDG.	Jan 21, 1994	Mar 4, 2016	Accident	Weather	
180577	COMMUTER SMT WIND SHEAR ENCOUNTER AND LNDG WITH 20 KT TAILWIND.	Jun 15, 1991	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
364882	B737-300 ENCOUNTERS WAKE TURB FROM A DEPARTING A320 AT DTW, MI.	Apr 5, 1986	Mar 4, 2016	Environment - Storm Weather Related	Weather	
456938	CABIN ATTENDANT RPE, B777, NR7-ZZZ, ON TRIC, PLANE HIT WINDSHEAR AT 10000 FT AND TOOK A SUDDEN NOSE DIVE. PZS GAINED CTL. EMOTIONAL TRAUMA TO PAX, CABIN ATTENDANTS.	Oct 8, 1999	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
432341	AJT EXCURSION OF -500 FT BY SINGLE ENG CEDNA FLOWN BY PVT FLT.	Apr 14, 1999	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
550786	A B737, NOT EQUIPPED FOR OVERWATER FLT, DEVIATES MORE THAN 50 NM OFFSHORE WHILE AVOIDING 15TH ACTIVITY ON THE MRUN 4 ARR INTO FLL, FL.	Jun 21, 2002	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
333004	FLC OF AN MDT EXECUTED A MISSED ARCH DURING AN ILS ARCH DUE TO ENCOUNTERING HAIL CAUSING ANOTHER ACFT TO ALSO MAKE A MISSED ARCH TO ANOTHER RWY WHEN THE FLT PATH COMPLETED.	Apr 15, 1996	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
601405	B777-300 ENCOUNTERS SEVERE TURB ON DESCENT INTO JFK.	Dec 28, 2003	Mar 4, 2016	Weather (A)	Weather	
486488	PJT RPE, B767, 3FO JPK, SUDDEN WAKE TURB CLING OUT OF SPD AT FL250. CABIN ATTENDANT INJURED.	Sep 8, 2000	Mar 4, 2016	Environment - Storm Weather Related	Weather	

FIGURE 2 : *PLUS* : interface de catégorisation

Notons qu'il faut ici faire face à des problématiques propres à la catégorisation automatique. L'une concerne la nécessité d'avoir à disposition un corpus catégorisé fiable pour permettre l'apprentissage supervisé, contrainte qu'il va falloir gérer avec les experts métiers. En effet, on observe généralement que si des données catégorisées sont disponibles, leur fiabilité n'est pas toujours assurée. Pour gérer ce problème, nous avons défini la possibilité d'un entraînement en deux temps : d'abord pour retenir

uniquement les éléments « cohérents » du corpus d'apprentissage, et ensuite pour construire un modèle à partir de ces éléments retenus et l'appliquer au corpus entier. Une seconde problématique est liée aux taxonomies qu'il s'agit de prédire. Leurs caractéristiques sont variées et elles peuvent aussi bien correspondre à des listes plates contenant un nombre raisonnable de valeurs qu'à des listes de plusieurs centaines voire milliers de valeurs organisées sur plusieurs niveaux, nécessitant une catégorisation hiérarchique. Se pose alors la question de savoir comment gérer cette organisation hiérarchique, aussi bien au niveau logique qu'au niveau de l'éparpillement des données : doit-on catégoriser un document à chaque niveau de la hiérarchie avant de procéder au niveau suivant ? Selon quels critères décide-t-on de s'arrêter à un certain niveau ? Pour l'instant, le système de catégorisation ignore la nature hiérarchique des taxonomies, mais les premiers développements sont en cours pour tenter d'en tirer bénéfice.

La web-application *PLUS* est aujourd'hui utilisée dans des entreprises et organisations appartenant à des domaines d'activité variés tels que l'aéronautique et l'aviation civile (Air France, la Direction Générale de l'Aviation Civile, Airbus Defence and Space), le ferroviaire (SNCF) ou encore le médical (UGECAM).

3 Résultats observables

PLUS est aujourd'hui déployé dans des entreprises ou organisations de secteurs variés mais ayant en commun d'avoir à maîtriser les risques liés à leur activité (qu'il s'agisse de l'aviation, du ferroviaire, du nucléaire ou du médical). Ces déploiements nous permettent aujourd'hui de tirer plusieurs enseignements de l'utilisation de *PLUS*.

3.1 Une meilleure évaluation du risque

On observe tout d'abord que la recherche d'information est grandement facilitée. En effet, si les outils de reporting généralement disponibles dans les entreprises sont très puissants du point de vue de la collecte et du stockage de l'information voire des analyses quantitatives qui peuvent en être faites, ils sont très sommaires du point de vue de la recherche d'information. On prendra un exemple issu de l'aéronautique : un utilisateur cherchant les REX relatifs à des passagers blessés devra faire plusieurs requêtes pour être sûr de retrouver l'intégralité des rapports pertinents : à savoir « passager blessé », « passagère blessée », « pax blessés », etc. Dans *PLUS*, une seule requête suffira : « pax blessé » par exemple.

Parallèlement aux recherches « classiques » (par requêtes), *PLUS* permet aussi et surtout de retrouver des événements dont les contenus se ressemblent bien qu'ils divergent dans la façon dont ils sont exprimés. Cela est rendu possible par l'analyse de similarité textuelle qui compare les textes entre eux et fait émerger ceux qui sont le plus proche d'un document pivot pris en référence. Grâce à cette technique, il est possible de compléter les résultats obtenus initialement par une requête classique et ainsi d'obtenir un ensemble de données plus complet et plus fiable autour d'une problématique particulière.

En permettant à l'expert de mieux récupérer les informations qu'il cherche et en lui fournissant de meilleurs résultats que ce qu'il obtient avec des systèmes classiques, *PLUS* est un atout de taille pour une meilleure évaluation du risque. En effet, en ne retrouvant pas toutes les données pertinentes (silence), on risque de sous-évaluer le risque, tandis qu'à l'inverse, considérer trop de signal (bruit)

peut amener à surévaluer le risque. Dans les deux cas, on s'expose à des coûts qui peuvent être évités en mesurant au plus juste le signal et par conséquent le risque.

3.2 L'expert au cœur de la gestion du risque

L'aide à la catégorisation permet de remettre l'expert au cœur du processus de la catégorisation lui-même et plus globalement de la gestion des risques. On observe tout d'abord un gain de temps significatif dû au fait que les experts n'ont plus à choisir une valeur parmi des dizaines voire des centaines d'options, mais ont simplement à vérifier la ou les suggestions qui leur sont proposées, le choix étant alors restreint à 3 ou 4 catégories maximum.

Un gain de qualité est par ailleurs apporté grâce à l'homogénéisation que permet l'automatisation. En effet, la catégorie suggérée pour un REX sera toujours la même quelle que soit la connaissance de l'expert sur la taxonomie, son habitude à la manipuler, ou encore le contexte personnel de l'analyste (fatigue, ennui à effectuer cette tâche, etc.). Cette mise en cohérence des catégories permet de consolider qualitativement la base de REX traitée, rendant ainsi les données analysées par l'expert plus fiables.

Enfin, grâce au TAL et à l'automatisation qu'il permet, on décharge les experts d'une tâche de catégorisation chronophage voire rébarbative (lorsqu'il s'agit de catégoriser des événements courants à faible enjeu) en gérant les cas identifiés et connus telles une collision aviaire ou une sortie de piste dans l'aviation par exemple. On permet ainsi aux experts de se concentrer sur les cas les plus complexes : qu'ils relatent un événement inédit, qu'ils contiennent une suite d'événements ou encore qu'ils soient trop peu détaillés et nécessitent une demande de complément d'information à l'opérateur.

3.3 Le TAL pour favoriser le REX

Il est intéressant de noter que parallèlement à ces bénéfices pour l'expert qui est en charge d'analyser le REX, le TAL favorise le processus du retour d'expérience lui-même. En effet, en mettant à disposition, via une interface web ergonomique, les informations relatives aux événements indésirables signalés par les opérateurs, ces derniers peuvent suivre le traitement qui en est fait et être associés au processus global de retour d'expérience comme outil de gestion des risques. Ainsi, un pilote signalant isolément qu'un laser a été pointé sur son cockpit lors d'un atterrissage pourra suivre le traitement fait de cet événement et s'apercevoir qu'il est loin d'être isolé et que l'incident qu'il a signalé prend part à un ensemble de REX sur cette problématique, permettant ainsi un traitement global de ce type d'événement, à savoir une réflexion sur la mise à disposition de lunettes spécifiques pour les pilotes. En facilitant le partage d'information, *PLUS* permet d'impliquer les différents acteurs de la gestion des risques : de l'opérateur intervenant sur le terrain à l'analyste chargé de mettre en place les mesures correctives. Or, l'implication des différents acteurs va avoir un effet vertueux, favorisant ainsi la remontée d'information textuelle, objet pour le TAL.

4 Conclusion

Comme on vient de le voir, le Traitement Automatique des Langues offre de puissants outils pour analyser les REX et aider les experts dans leur travail d'exploration et d'analyse des événements

indésirables collectés. Par là-même, le TAL est un atout dans la gestion du risque. On notera d'ailleurs que, depuis quelques années, l'Institut de la Maîtrise des Risques (IMdR) porte un intérêt croissant au TAL et aux bénéfices que les professionnels du secteur peuvent en tirer ; des projets spécifiques sont menés¹ et une session dédiée au TAL est au programme de la prochaine édition de son Congrès Lambda Mu.

Remerciements

Nous tenons à remercier les experts métier des différentes entreprises avec lesquelles nous collaborons pour leurs retours d'expérience de l'utilisation de *PLUS* sans lesquels nous n'aurions pas autant de recul. Nous remercions également les relecteurs de l'atelier « Risque et TAL » pour leurs commentaires.

Références

- AMALBERTI R., BARRIQUAULT C. (1999). « Fondements et Limites Du Retour D'expérience ». *Annales Des Ponts et Chaussées*, Numéro Spécial « Incidents, Accidents, Catastrophes » 91, 67–75.
- FRANTZI, K., ANANIADOU, S., & MIMA, H. (2000). Automatic recognition of multi-word terms: the c-value/nc-value method. *International Journal on Digital Libraries*, 3(2), 115-130.
- MANNING C., RAGHAVAN P., SCHÜTZE H. (2008). *Introduction to information retrieval*. Cambridge: Cambridge University Press.
- PIMM C., RAYNAL C., TULECHKI N., HERMANN E., CAUDY G., TANGUY L. (2012). “Natural language processing tools for the analysis of incident and accident reports”, in *Proceedings of the International Conference on Human–Computer Interaction in Aerospace (HCI-Aero)*, Brussels.
- RAYNAL C., ANDREANI V., VASSEUR D., CHAMI Z., HERMANN E. (2016 – à venir). « L'apport du Traitement Automatique des Langues pour la catégorisation des Retours d'Expérience », in *Congrès Lambda Mu 20*, Saint Malo.
- TANGUY L., TULECHKI N., URIELI A., HERMANN E., RAYNAL C. (2016). “Natural language processing for aviation safety reports: From classification to interactive analysis.” *Computers in Industry*, 78: 80-95.
- TURNERY P., PANTEL P. (2010) “From frequency to meaning: Vector space models of semantics.” *Journal of artificial intelligence research*, 37(1):141–188.
- URIELI, A. (2013). *Robust French syntax analysis: reconciling statistical methods and linguistic knowledge in the Talismane toolkit*. Ph.D. thesis Université de Toulouse.
- WITTEN I., HALL M., FRANK E. (2011). *Data mining: practical machine learning tools and techniques*. Burlington MA: Morgan Kaufmann.

¹ On citera notamment le projet P10-5 « Méthodes d'analyse textuelle pour l'interprétation des REX humains, organisationnels et techniques ».