



**HAL**  
open science

## Evaluer des annotations manuelles dispersées : les coefficients sont-ils suffisants pour estimer l'accord inter-annotateurs ?

Karen Fort, Claire François, Maha Ghribi

### ► To cite this version:

Karen Fort, Claire François, Maha Ghribi. Evaluer des annotations manuelles dispersées : les coefficients sont-ils suffisants pour estimer l'accord inter-annotateurs ?. Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN), Jul 2010, Montréal, France. pp.0. hal-00484265v1

**HAL Id: hal-00484265**

**<https://hal.science/hal-00484265v1>**

Submitted on 18 May 2010 (v1), last revised 27 May 2010 (v2)

**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.

## Évaluer des annotations manuelles dispersées : les coefficients sont-ils suffisants pour estimer l'accord inter-annotateurs ?

Karën Fort<sup>1,2</sup> Claire François<sup>1</sup> Maha Ghribi<sup>1</sup>

(1) INIST / CNRS, 2 allée de Brabois, 54500 Vandoeuvre-lès-Nancy

(2) LIPN, Université Paris 13 & CNRS, 99 av. J.B. Clément, 93430 Villetaneuse  
{karen.fort, claire.francois, maha.ghribi}@inist.fr

**Résumé.** L'objectif des travaux présentés dans cet article est l'évaluation de la qualité d'annotations manuelles de relations de renommage de gènes dans des résumés scientifiques, annotations qui présentent la caractéristique d'être très dispersées. Pour cela, nous avons calculé et comparé les coefficients les plus communément utilisés, entre autres  $\kappa$  (Cohen, 1960) et  $\pi$  (Scott, 1955), et avons analysé dans quelle mesure ils sont adaptés à nos données. Nous avons également étudié les différentes pondérations applicables à ces coefficients permettant de calculer le  $\kappa$  pondéré (Cohen, 1968) et l' $\alpha$  (Krippendorff, 1980, 2004). Nous avons ainsi défini un mode de calcul des distances entre catégories reposant sur les annotations réalisées, et proposé une première approche pour estimer le biais induit par la grande prévalence d'une catégorie.

**Abstract.** This article details work aiming at evaluating the quality of the manual annotation of gene renaming relations in scientific abstracts, which generates dispersed annotations. To evaluate these annotations, we computed and compared the results obtained using the commonly advocated inter-annotator agreement coefficients like  $\kappa$  (Cohen, 1960) or  $\pi$  (Scott, 1955) and analyzed to which extent they are relevant for our data. We also studied the different weighting computations applicable to  $\kappa_\omega$  (Cohen, 1968) and  $\alpha$  (Krippendorff, 1980, 2004) and defined a way to compute distances between categories based on the produced annotations. We then propose a first approach to estimate the bias introduced by prevalence.

**Mots-clés :** Annotation manuelle, évaluation, accord inter-annotateurs.

**Keywords:** Manual annotation, evaluation, inter-annotator agreement.

## 1 Introduction

De nombreuses tâches de traitement automatique des langues (TAL) nécessitent une annotation manuelle en amont, afin, non seulement d’entraîner des outils automatiques, mais également de créer une référence pour l’évaluation. Or, s’il a été démontré qu’une annotation incohérente limite les capacités des moteurs entraînés à partir de celle-ci (Alex *et al.*, 2006; Reidsma & Carletta, 2008), la qualité de cette référence est rarement justifiée. En effet, peu de campagnes détaillent la manière dont celle-ci a été constituée. Lorsque des mesures d’accord inter-annotateurs sont données, elles le sont sous forme d’un coefficient qui est devenu un standard de fait : le “kappa” de Cohen (1960) ou de Carletta (1996), sans plus de précision.<sup>1</sup>

Di Eugenio & Glass (2004) ont montré la sensibilité de ces coefficients au biais entre annotateurs et au problème de prévalence. La discussion reste très ouverte concernant la représentativité de ces différents coefficients et la nécessité d’en présenter plusieurs. Artstein & Poesio (2008) ont réalisé un inventaire très intéressant des différents modes de calcul de l’accord inter-annotateurs et ont discuté l’utilisation de ces mesures dans les tâches d’annotation en TAL. Cependant, il reste difficile de savoir quel coefficient utiliser en fonction des caractéristiques des données. Nous présentons dans cet article l’évaluation que nous avons réalisé d’une campagne d’annotations manuelles en appliquant et comparant les différentes méthodes proposées par ces auteurs.

Nous décrivons brièvement la campagne d’annotation que nous avons menée, puis nous détaillons et analysons les résultats des accords inter-annotateurs obtenus en utilisant les coefficients simples  $S$ ,  $\pi$  et  $\kappa$ . Nous appliquons enfin les coefficients pondérés  $\kappa_\omega$  et  $\alpha$ , pour lesquels nous testons différents modes de calcul des pondérations. Enfin, nous discutons des résultats qui nous semblent utiles ou nécessaires à présenter, en particulier dans des cas comme le notre de répartition non homogène des phénomènes linguagiers.

## 2 Présentation de la campagne d’annotation

L’INIST a été chargé, dans le cadre du programme Quaero<sup>2</sup>, de faire annoter par ses experts les relations de renommages de gènes de *Bacillus Subtilis* présentes dans un corpus de 1 843 textes courts (abstracts), soit plus de 400 000 mots, sélectionnés dans Medline par l’équipe MIG de l’INRA de Jouy en Josas<sup>3</sup>, à l’aide de nomenclatures de noms de gènes et d’un ensemble de mots-clés dénotant des renommages. Cette annotation avait pour but, d’une part, de construire une base de données de couples de renommage de gènes de *Bacillus Subtilis*, et d’autre part d’entraîner et d’évaluer les outils d’extraction automatique des partenaires du programme. Au final, cette campagne aura permis de mettre au jour manuellement environ 200 couples de renommage, tel que : “*Inactivation of a previously unknown gene, yqzB (renamed ccpN for control catabolite protein of gluconeogenic genes [..]*”.

Nous avons appliqué pour cela la méthodologie proposée par Fort *et al.* (2009), et avons calculé l’accord inter-annotateurs dès le début de la campagne, afin de mettre au jour très rapidement les désaccords et de modifier le guide d’annotation en conséquence. Nous avons donc fait annoter par deux experts (ici A1 et A2) un même échantillon de 93 fichiers, soit plus de 15 000 mots, à partir duquel nous avons ensuite calculé l’accord inter et intra-annotateurs, tel que recommandé par Gut & Bayerl (2004). Les relations de

<sup>1</sup>Pour plus de détails sur les problèmes de terminologie liés aux “kappa”, voir l’introduction de (Artstein & Poesio, 2008).

<sup>2</sup><http://quaero.org>

<sup>3</sup>Merci à cette équipe : <http://genome.jouy.inra.fr/bibliome/renommage/>

renommage sont annotées ici très simplement, grâce à l’outil Cadixe<sup>4</sup>, en sélectionnant le nom d’origine (*Former*), puis le nouveau nom (*New*).

Bien entendu, certains fichiers (plus d’un tiers d’entre eux) ne comportent pas de renommage du tout, alors que d’autres en détaillent plusieurs. Nous obtenons ainsi, en moyenne sur l’échantillon, 1 renommage par fichier. Les accords et désaccords ont été analysés qualitativement, ce qui nous a permis d’ajouter les cas non traités dans le guide d’annotation. Les résultats quantitatifs de cette annotation sont présentés dans la matrice de confusion 1. Les résultats en diagonale présentent le nombre d’éléments sur lesquels les annotateurs sont d’accord, pour chaque catégorie. Les autres cellules représentent les éléments pour lesquels les annotateurs ont choisi des catégories différentes (par exemple, *New* et *Former*). Cette matrice révèle la prédominance de la catégorie *Rien* et montre ainsi que les éléments annotés sont très dispersés.

		A1			
		Former	New	Rien	Total
A2	Former	71	13	23	107
	New	8	69	15	92
	Rien	7	8	18 840	18 855
	Total	86	90	18 878	19 054

TAB. 1 – Matrice de confusion

Pour construire cette matrice de confusion, nous avons choisi de prendre en compte le nombre total de “mots” (chaînes de caractères séparées par des blancs, hors marqueurs d’annotation), soit 19 054. Partant du principe que les noms de gènes correspondent à un sous-ensemble bien spécifique de “mots” dans les textes, nous pourrions également considérer l’ensemble total des occurrences de noms de gènes, soit, selon les résultats obtenus par MIG après application d’un dictionnaire de noms de gènes de l’INRA, 1 165. Néanmoins, ce choix nous semble discutable, d’une part parce que la fiabilité des résultats dépend de la complétude du dictionnaire, qui, étant donné la forte évolutivité du domaine, ne peut être totale, et d’autre part, parce que cela revient à négliger le fait que les annotateurs doivent souvent lire tout le texte pour prendre des décisions, le renommage n’étant parfois attesté qu’à la fin du texte.

Nous verrons dans la section 3.2 que cette décision a un impact non nul sur les résultats. Il est donc fondamental de justifier ce type de choix lorsque l’on donne des résultats d’accord inter-annotateurs.

### 3 Évaluation à l’aide de coefficients simples

Dans la suite de l’article, nous utiliseront les notations et les formules de Artstein & Poesio (2008) concernant les mesures d’accord inter-annotateurs. Les calculs seront réalisés par défaut à partir de la matrice de confusion 1.

<sup>4</sup><http://caderige.imag.fr/Cadixe/>

### 3.1 Calcul des coefficients simples

La mesure la plus évidente d'accord inter-annotateurs est l'accord observé ( $A_o$ ), qui correspond à la proportion d'éléments sur lesquels les annotateurs sont d'accord, autrement dit, le nombre total d'éléments pour lesquels il y a accord, divisé par le nombre total d'éléments, ici :

$$A_o = \frac{71 + 69 + 18840}{19054} = 0,996116$$

Le résultat est extrêmement élevé, mais il ne peut pas être utilisé tel quel, car il ne prend pas en compte l'accord attendu (*expected agreement*,  $A_e$ ), c'est-à-dire la possibilité que les annotateurs classent un élément quelconque dans une même catégorie par hasard.

Pour analyser nos résultats nous utilisons donc ici les coefficients permettant de prendre en compte le hasard décrits par Artstein & Poesio (2008) :  $S$  (Bennett *et al.*, 1954),  $\kappa$  (Cohen, 1960) et  $\pi$  (Scott, 1955), qui sont tous les trois obtenus à partir de la formule suivante :

$$S, \kappa, \pi = \frac{A_o - A_e}{1 - A_e}$$

La différence entre ces coefficients réside dans la manière de calculer l'accord attendu en fonction des hypothèses concernant le comportement des annotateurs dans le cas d'une annotation des éléments au hasard.  $S$  suppose que les annotations réalisées au hasard suivent une distribution uniforme dans les différentes catégories (ici, trois), l'accord attendu est donc calculé de la façon suivante :

$$A_e^S = \frac{1}{3} = 0,333333$$

$$S = 0,99417$$

Le biais le plus important de cette mesure est qu'elle est directement corrélée avec le nombre de catégories et que, par conséquent, plus le nombre de catégories est élevé, plus l'accord attendu est faible, ce qu'il est en général, sa valeur maximale étant de  $0,5$  ( $\frac{1}{2}$ ) pour deux catégories.

Le coefficient  $\pi$  (Scott, 1955), appelé également  $K$  dans (Siegel & Castellan, 1988) ou *kappa* dans (Carletta, 1996), considère lui aussi que les distributions réalisées par les annotateurs par hasard sont équivalentes, mais il suppose que la répartition des éléments entre catégories n'est pas homogène et qu'elle peut être estimée par la répartition moyenne réalisée par les annotateurs. L'accord attendu est donc calculé de la façon suivante :

$$A_e^\pi = \frac{\left(\left(\frac{86+107}{2}\right)^2 + \left(\frac{90+92}{2}\right)^2 + \left(\frac{18878+18855}{2}\right)^2\right)}{19054^2} = 0,980464$$

$$\pi = 0,8012$$

Le coefficient  $\kappa$  (Cohen, 1960) suppose lui dans sa modélisation du hasard que la répartition des éléments entre catégories peut être différente pour chaque annotateur. Dans ce cas, la probabilité pour qu'un élément soit assigné dans une catégorie est le produit de la probabilité que chaque annotateur l'assigne dans cette catégorie. L'accord attendu est donc calculé de la façon suivante :

$$A_e^\kappa = \frac{(86 \times 107) + (90 \times 92) + (18878 \times 18855)}{19054^2} = 0,980463$$

$$\kappa = 0,80121$$

### 3.2 Analyse des résultats

En comparant les 3 coefficients obtenus, nous observons que  $S$  (0,99417) est à peine plus faible que l'accord observé (0,996116), tandis que  $\pi$  (0,8012) et  $\kappa$  (0,80121) sont très proches, tout en étant plus faibles que  $A_o$  et  $S$ . La valeur relative de ces coefficients est conforme à l'ordre  $S \geq \pi$  et  $\pi \leq \kappa$  décrit par Artstein & Poesio (2008).

La valeur élevée de  $S$  montre que les éléments sont annotés selon une certaine logique. Pour un accord observé constant, le coefficient  $S$  ne dépend que du nombre de catégories, il n'est donc pas sensible à la répartition des éléments dans les catégories, au contraire de  $\pi$  et  $\kappa$  (Di Eugenio & Glass, 2004). Ces auteurs montrent que lorsque les catégories sont fortement disproportionnées, en dépit d'un fort accord sur la catégorie prédominante, les coefficients  $\pi$  et  $\kappa$  sont très sensibles aux désaccords sur les catégories minoritaires. Les coefficients de type  $\kappa$  sont interprétés comme étant corrects à partir de 0,67 (Krippendorff, 1980),  $\kappa$  et  $\pi$  sont donc ici très satisfaisants, ce qui nous rassure quant à l'accord obtenu dans les deux catégories minoritaires. Par ailleurs,  $\kappa$  et  $\pi$  sont très proches, ce qui, selon Di Eugenio & Glass (2004) est très courant, et signifie que nos données montrent peu de biais dû aux annotateurs, puisque, dans le cas de deux annotateurs, cela reflète des distributions marginales similaires (Artstein & Poesio, 2008).

Nos résultats sont donc élevés et montrent peu de biais. Ils nous semblent pourtant peu sûrs, puisqu'ils mettent sur le même plan des catégories très hétérogènes, deux minoritaires mais significantes (*Former* et *New*), et une non significative (*Rien*) très majoritaire. Notre problème est donc de nous assurer que ces coefficients calculés sur les trois catégories reflètent un accord significatif sur les deux catégories significantes *Former* et *New*.

Une preuve supplémentaire de l'influence de ce déséquilibre apparaît en examinant l'évolution de ces coefficients en fonction de la référence choisie pour définir la catégorie *Rien*. En effet, si nous choisissons non plus le nombre total de mots, mais le nombre d'occurrences de noms de gènes (1 165), nous obtenons les résultats suivants :

$$S = 0,90472 \quad \pi = 0,77557 \quad \kappa = 0,77571$$

Ces trois coefficients ont des valeurs inférieures aux précédentes et présentent le même écart entre eux. Même si le rôle de la répartition des éléments et du comportement des annotateurs semble constant, la taille de la catégorie *Rien* influe donc sur la valeur des accord inter-annotateurs.

Laignelet & Rioult (2009), confrontés à la même disproportion entre catégories dans leur campagne d'annotation, se sont appuyés sur une suggestion de Hripcsak & Heitjan (2002) et ont utilisé le coefficient  $R$  (Finn, 1970) proposé dans le logiciel R<sup>5</sup>. Le coefficient  $R$  est calculé selon la formule suivante :

$$R = 1 - \frac{\text{Variance observée}}{\text{Variance attendue}}$$

la variance observée étant la moyenne des variances sur les éléments annotés et la variance attendue étant la variance de la distribution uniforme discrète à  $n$  catégories (ci-dessous *nb categories*), soit<sup>6</sup> :

$$\text{Variance attendue} = \frac{(\text{nb categories})^2 - 1}{12}$$

<sup>5</sup><http://www.r-project.org/>

<sup>6</sup>Finn (1970) ne détaille pas le calcul de cette variance attendue, mais on le trouve dans les sources de la librairie *irr* du logiciel R. Pour une explication plus approfondie, voir : <http://mathworld.wolfram.com/DiscreteUniformDistribution.html>.

Dans notre cas, nous obtenons  $R = 0,994$ . Cette valeur proche de  $S$  (0,99417) peut être expliquée par le fait que ce coefficient modélise le hasard comme  $S$ , en considérant une distribution uniforme des catégories et n'est donc pas plus sensible que  $S$  à la répartition des éléments dans les catégories. Notre conclusion rejoint de ce point de vue l'opinion de Ron Artstein, lorsqu'il dit : "*R is similar to Krippendorff's alpha except that it assumes a uniform distribution as its model of chance annotation ; R is to alpha like S is to Scott's pi, and the same criticisms apply.*" (R. Artstein, communication personnelle, 4 décembre 2009). Le coefficient  $R$  de Finn n'apporte pas plus que  $S$  dans des cas de dispersion des annotations et donc de dissymétrie des catégories.

## 4 Évaluation utilisant des coefficients pondérés

Selon Artstein & Poesio (2008),  $\pi$  et  $\kappa$  ont pour défaut de traiter tous les désaccords de la même manière et seuls des coefficients pondérés permettent de donner plus d'importance à certains désaccords.

### 4.1 Calcul des coefficients $\kappa_\omega$ et $\alpha$

Artstein & Poesio (2008) détaillent deux coefficients pondérés : la version pondérée de  $\kappa$ ,  $\kappa_\omega$  (Cohen, 1968) et l' $\alpha$  (Krippendorff, 1980, 2004). Ces deux coefficients prennent pour base le désaccord entre annotateurs et utilisent une distance entre les catégories décrivant à quel point deux catégories sont distinctes l'une de l'autre. Bien que l'on trouve dans (Artstein & Poesio, 2008) une discussion sur la définition de cette distance en fonction du type d'annotation, il n'existe à notre connaissance aucune méthode générique permettant de calculer les distances directement à partir des données.

Dans notre cas, nous avons 2 catégories signifiantes *Former* et *New* et une non signifiante, *Rien*. Par conséquent, la distance entre *Former* et *New* devrait être moindre que celle entre ceux-ci et *Rien*. Si nous faisons l'hypothèse qu'elle est deux fois moindre, nous obtenons la matrice de confusion entre catégories suivante (dans l'intervalle  $[0,1]$ ) :

	Former	New	Rien
Former	0	0,5	1
New	0,5	0	1
Rien	1	1	0

TAB. 2 – Exemple de tableau de distances entre catégories

Les coefficients pondérés  $\kappa_\omega$  et  $\alpha$  sont calculés à partir de la formule suivante :

$$\kappa_\omega, \alpha = 1 - \frac{D_0}{D_e}$$

où  $D_0$  représente le désaccord observé entre les annotateurs et  $D_e$  représente le désaccord attendu (*expected*), autrement dit, si l'affectation est réalisée au hasard. Le désaccord attendu de  $\kappa_\omega$  et d' $\alpha$  suit la même logique que  $\kappa$  et  $\pi$  respectivement, et inclut la notion de distance entre catégories. Il est à noter que si toutes les catégories sont parfaitement distinctes, nous obtenons  $\alpha = \pi$  et  $\kappa_\omega = \kappa$ .

Nous obtenons, à partir des distances du tableau 2,  $\alpha = 0,8292$  et  $\kappa_\omega = 0,8291$ , donc des valeurs plus élevées que  $\pi$  et  $\kappa$ . La pondération a fait diminuer le désaccord, donc augmenter l'accord inter-annotateurs.

## 4.2 Calcul des distances entre catégories à partir de la matrice de confusion

Le problème réside dans la façon de déterminer les valeurs des distances. Nous nous proposons donc de les évaluer en fonction de la difficulté qu'ont les annotateurs à répartir les éléments entre les catégories. Pour cela, nous utilisons la matrice de confusion 1. Nous considérons que deux catégories sont distinctes s'il y a peu de chance d'erreur de classement entre elles. Plus précisément, soient deux catégories  $C_1$  et  $C_2$  appartenant à l'ensemble des catégories considérées, dans la catégorie  $C_1$ ,  $P(C_2|C_1)$  représente la probabilité qu'un annotateur affecte un élément à la catégorie  $C_2$  sachant que le deuxième annotateur l'affecte à la catégorie  $C_1$  et elle se calcule de la façon suivante :

$$P(C_2|C_1) = \frac{n_{1C_1,2C_2} + n_{2C_1,1C_2}}{n_{C_1}}$$

avec  $n_{1C_1,2C_2}$  représentant le nombre d'éléments classés par l'annotateur 1 dans la catégorie  $C_1$  alors que l'annotateur 2 les a classés dans la catégorie  $C_2$  ;  $n_{C_1}$  représente la somme des éléments classés dans la catégorie  $C_1$  par les deux annotateurs.

Quand cette probabilité est faible, la catégorie  $C_2$  est peu similaire à la catégorie  $C_1$  et le risque d'obtenir une classification différente est faible. Nous avons ainsi, selon les données du tableau 1 :

$$P(New|Former) = \frac{13 + 8}{107 + 86} = 0,108808$$

Le tableau 3 présente les valeurs de probabilité calculées pour notre cas d'application.

↙	Former	New	Rien
Former	0,735751	0,108808	0,155440
New	0,115385	0,758242	0,126374
Rien	0,000795	0,000609	0,998595

TAB. 3 – Tableau de probabilités

Dans ce tableau, la diagonale permet d'estimer l'accord entre annotateurs pour chaque catégorie. Il est très important pour la catégorie *Rien* (99 % d'accord) et plus faible pour les catégories *Former* et *New* (73 et 75 % d'accord respectivement). Les autres cellules du tableau permettent d'estimer le désaccord entre annotateurs, catégorie par catégorie. Ces probabilités sont très faibles, les catégories sont donc peu similaires. Nous observons également que ces probabilités sont asymétriques. Les valeurs  $P(Former|Rien)$  et  $P(New|Rien)$  sont très faibles (<1%), donc dans la catégorie *Rien*, il y a un risque quasi-nul d'avoir un désaccord entre annotateurs. Inversement, pour les catégories *Former* et *New* les risques de désaccords sont plus élevés (environ 25 %).

Nous utilisons ces probabilités dans le calcul des distances entre catégories selon le principe suivant :  $d(C_1, C_1) = 0$ , et pour tout  $C_1$  différent de  $C_2$ ,  $d(C_1, C_2) = 1 - P(C_1|C_2)$ . Les probabilités n'étant pas

symétriques, cette formule ne peut pas être utilisée telle quelle. Or, le coefficient  $\alpha$  suppose que, dans le cas d'une annotation au hasard, les annotateurs réalisent des distributions équivalentes. Nous définissons donc la distance associée comme étant la moyenne des distances orientées (calculées à partir du tableau 3) selon la formule suivante :

$$d(C_1, C_2) = \frac{(1 - P(C_2|C_1)) + (1 - P(C_1|C_2))}{2}$$

Ce qui donne, dans notre cas :

$$d(Former, New) = \frac{(1 - \frac{13+8}{107+86}) + (1 - \frac{13+8}{90+92})}{2} = 0,887904$$

Le  $\kappa_\omega$ , quant à lui, suppose que les annotateurs procèdent de manière différente, aussi nous calculons la distance associée comme étant le produit des distances orientées (calculées à partir du tableau 3) selon la formule suivante :

$$d(C_1, C_2) = (1 - P(C_2|C_1)) \times (1 - P(C_1|C_2))$$

Dans notre cas, nous obtenons donc :

$$d(Former, New) = (1 - \frac{13+8}{107+86}) \times (1 - \frac{13+8}{90+92}) = 0,788362$$

	$\alpha$	$\kappa_\omega$
d(Former,New)	0,887904	0,788362
d(Former,Rien)	0,921882	0,843888
d(New,Rien)	0,936508	0,873094
Coefficient	0,80379	0,81452

TAB. 4 – Tableau des distances entre catégories et des coefficients  $\alpha$  et  $\kappa_\omega$  associés

Dans le tableau 4, nous observons que  $d(Former, New)$  est inférieure dans les deux cas à  $d(Former, Rien)$  et  $d(New, Rien)$ , ce qui semblerait confirmer que *Former* et *New* sont plus proches entre elles que de *Rien*. Cependant, ces valeurs sont nettement supérieures aux valeurs estimées dans le tableau 2, la distinction entre ces deux catégories s'avère donc dans les faits moins problématique que ce que nous avons craint. Les coefficients  $\alpha$  et  $\kappa_\omega$  obtenus sont logiquement des valeurs intermédiaires entre, d'une part,  $\pi$  et  $\kappa$  et, d'autre part,  $\alpha$  et  $\kappa_\omega$  calculés à partir du tableau 2.

Ces différents résultats permettent d'estimer la sensibilité des coefficients aux différents modes d'estimation des désaccords entre catégories. Dans notre cas, les distances calculées sont relativement élevées, elles ont donc fait peu varier les accords inter-annotateurs.

### 4.3 Accord sur les catégories signifiantes

Les résultats obtenus montrent que la catégorie *Rien* est moins sujette à des erreurs d'annotation que les deux autres. Il nous reste à estimer dans quelle mesure sa très forte prévalence entraîne un biais dans le calcul des accords inter-annotateurs. Pour cela, nous considérons uniquement les catégories *Former* et *New* et calculons la matrice de confusion 5 correspondante.

		A1		
		Former	New	Total
A2	Former	71	13	84
	New	8	69	77
	Total	79	82	161

TAB. 5 – Matrice de confusion sans la catégorie *Rien*

A partir de ce tableau et des formules présentées en section 3.1, nous obtenons  $\pi = 0,7390$  et  $\kappa = 0,73934$ . Ces valeurs sont inférieures aux différents coefficients obtenus avec la matrice de confusion complète 1 ( $\pi$ ,  $\kappa$ , et les différents  $\alpha$  et  $\kappa_w$  obtenus selon les pondérations choisies). La présence de la catégorie *Rien* avec, à la fois, un accord très important et une très forte prévalence semble avoir induit une légère surestimation de ces coefficients. Il nous reste donc à mieux préciser le biais généré par cette catégorie qui n'est pas signifiante selon l'objectif de cette campagne d'annotation.

## 5 Conclusion

A partir d'une campagne d'annotation, nous avons analysé les différents modes de calcul existant pour estimer l'accord inter-annotateurs. La particularité de cette campagne est le caractère très dispersée des annotations dans les textes qui induit un biais lié à la grande prévalence des mots non annotés. La matrice de confusion synthétise parfaitement cette information. Le tableau des distances calculées entre catégories montre que toutes les catégories sont bien distinctes même les deux catégories minoritaires mais significantes *Former* et *New*. Bien que les coefficients  $\pi$ ,  $\kappa$ ,  $\alpha$  et  $\kappa_w$  soient très sensibles à ce biais de prévalence, ils restent satisfaisants dans notre cas, indiquant ainsi un bon accord pour ces deux catégories. En première approximation, nous pouvons estimer ce biais en comparant les résultats obtenus avec la matrice de confusion complète et le tableau réduit aux deux catégories significantes.

Le premier résultat à présenter est à notre avis la matrice de confusion accompagnée d'explications précises sur les choix effectués. Nous rejoignons Hripesak & Heitjan (2002) lorsqu'ils écrivent "*showing the two-by-two contingency table with its marginal totals is probably as informative as any measure*". En effet, cette matrice résume les informations quantitatives obtenues dans une campagne d'annotation et permet entre autres d'avoir rapidement une idée des problèmes de prévalence et de biais entre annotateurs.

Le tableau des distances entre catégories estimées à partir de l'annotation est également très riche en information car il permet d'analyser le risque réel d'erreur entre certaines catégories et de valider ou non une estimation à priori définie en fonction des connaissances du domaine. Ces deux tableaux permettent de comprendre au mieux les caractéristiques de la campagne d'annotation et d'interpréter les différents résultats obtenus selon le mode de calcul des coefficients.

De nouvelles campagnes d'annotation sont en cours et devraient nous permettre de tester les différents coefficients ainsi que nos propositions dans des cas aussi variés que l'annotation de brevets en pharmacologie (entités nommées, termes) ou des commentaires de matchs de football (entités nommées, relations diverses), avec plus de deux annotateurs.

## Références

- ALEX B., NISSIM M. & GROVER C. (2006). The impact of annotation on the performance of protein tagging in biomedical text. In *Proceedings of The Fifth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC)*, p. 595–600, Gène, Italie.
- ARTSTEIN R. & POESIO M. (2008). Inter-coder agreement for computational linguistics. *Computational Linguistics*, **34**(4), 555–596.
- BENNETT E. M., ALPERT R. & C. GOLDSTEIN A. (1954). Communications through limited questioning. *Public Opinion Quarterly*, **18**(3), 303–308.
- CARLETTA J. (1996). Assessing agreement on classification tasks : The kappa statistic. *Computational Linguistics*, **22**, 249–254.
- COHEN J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, **20**(1), 37–46.
- COHEN J. (1968). Weighted kappa : Nominal scale agreement with provision for scaled disagreement or partial credit. *Psychological Bulletin*, **70**(4), 213–220.
- DI EUGENIO B. & GLASS M. (2004). The kappa statistic : a second look. *Computational Linguistics*, **30**(1), 95–101.
- FINN R. H. (1970). A note on estimating the reliability of categorical data. *Educational and Psychological Measurement*, **30**, 71–76.
- FORT K., EHRMANN M. & NAZARENKO A. (2009). Vers une méthodologie d’annotation des entités nommées en corpus ? In *Actes de la 16ème Conférence sur le Traitement Automatique des Langues Naturelles 2009 Traitement Automatique des Langues Naturelles 2009*, Senlis, France.
- GUT U. & BAYERL P. S. (2004). Measuring the reliability of manual annotations of speech corpora. In *Proceedings of Speech Prosody*, p. 565–568, Nara, Japon.
- HRIPCSAK G. & HEITJAN D. F. (2002). Measuring agreement in medical informatics reliability studies. *Journal of Biomedical Informatics*, **35**(2), 99–110.
- KRIPPENDORFF K. (1980). *Content Analysis : An Introduction to Its Methodology*, chapter 12. Sage : Beverly Hills, CA.
- KRIPPENDORFF K. (2004). *Content Analysis : An Introduction to Its Methodology, second edition*, chapter 11. Sage : Thousand Oaks, CA.
- LAIGNELET M. & RIOULT F. (2009). Repérer automatiquement les segments obsolètes à l’aide d’indices sémantiques et discursifs. In *Actes de Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN 2009)*, Senlis, France.
- REIDSMA D. & CARLETTA J. (2008). Reliability measurement without limits. *Computational Linguistics*, **34**(3), 319–326.
- SCOTT W. A. (1955). Reliability of content analysis : The case of nominal scale coding. *Public Opinion Quarterly*, **19**(3), 321–325.
- SIEGEL S. & CASTELLAN N. J. (1988). *Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences*. New York : McGraw-Hill, 2nd edition.