

## Activités du Lundi 28 Janvier au Vendredi 1 Janvier :

### Textes lus :

Chklovski et Pantel. Large-Scale Extraction of Fine-Grained Semantic Relations between Verbs

- Ressources :
  - Wordnet
  - Evca (english verb classes and alternations) 3200 verbes classifiés en 191 classes
- Savoir si un event s'est produit après tel autre (acheté :: vendre)
  - « X buys Y » happens-before « X sells Y »
- Verbe = véhicule primaire pour décrire les events et relations entre entités
- Troponyme : manière de (engloutir, déguster = manière de manger)
- DIRT = algorithme qui apprend automatiquement des expressions paraphrases à partir du texte :
- Is solved by = resolves = find a solution to = deals with ... = paraphrases

Bethard, Martin et Klingenstein, (2007). *Timelines from Text: Identification of Syntactic Temporal Relations*

- Paires Verbe + causal
- Utilisation de TimeBank
- SVM model –implémentation TinySVM avec le standard one-vs-rest
- But : produire de la représentation des connaissances en identifiant les composants sémantiques et les intégrer dans un graph
- 895 paires extraites du corpus
- Evaluation → tester plusieurs petites combinaisons de features : « For example, using just the syntactic path or the tense of the clausal event, models were able to achieve 75% accuracy. Accuracies around 70% were achieved using the part of speech or auxiliaries of the clausal event, or using the words between the two events. »

Chambers et Jurafsky, (2008). *Jointly Combining Implicit Constraints Improves Temporal Ordering*

- Contraintes : transitivité et normalisation de la timex
- Incorporer ces contraintes dans un ILP framework
- Utilisent les relations de TempEval-07 (before, after, vague) sur un document entier plutôt que sur chaque phrase, la tâche inclut tous les event étiquetés de TimeBank + inclusion d'une composante de raisonnement temporel et prendre en compte les contraintes
- Relations e-e et e-t
- **Transitive closure** : La « fermeture transitive » a été la première proposition proposée de ne pas aborder le problème du graphe d'événements connectés, mais plutôt d'élargir la taille des données d'apprentissage pour des relations telles qu'avant. Inclut e-t et t-t pas seulement e-e.
- ILP n'améliore pas leurs résultats, ils ont toujours une exactitude de 66,8%
  - Base : résultats avec TimeBank
  - Global : résultats de ilp avec contraintes utilisant les scores de confiance
  - Global+time : résultats ILP + e-t, t-t
  - ILP n'améliore pas les résultats seuls mais si on ajoute les relations timex ça augmente les résultats de contrainte globale.

Yoshikawa, Riedel, Asahara et Matsumoto, (2009). *Jointly Identifying Temporal Relations with Markov Logic*

- Utilisation d'un modèle de Markov qui identifie conjointement les relations des trois types de relations simultanément
- Markov Logic au lieu de ILP pour deux avantages :
  - if A before B and B overlap with C, then A happens before C
  - trouver les bons features et fournir des données en input + exploiter et comparer les méthodes globales d'inférences
- SRL : Apprentissage relationnel statistique (SRL)

tempsFutur(e) -> nonBeforeDCT(e) : si le temps de l'événement est au futur alors il arrive après le DCT

Markov Logic permet d'en dire plus :

beforeDCT(e1) ^ nonBeforeDCT(e2) -> before(e1,e2) : si e1 est avant le DCT et e2 est après le DCT alors e1 est par conséquent avant e2

- ➔ Exemple de loi de transition
- ➔ Cette loi est le cœur de l'idée de leur approche jointe

**Markov Logic Network (formule globale) :**

3 prédicats cachés :

- relE2T(e, t, r) : relation temporelle de la classe **r** entre un event **e** et le timex **t** ➔ **r(e, t) - A**
- relDCT(e, r) : relation temporelle **r** entre un event **e** et le **DCT** ➔ **r(e, DCT) - B**
- relE2E(e1, e2, r) : relation **r** entre 2 event **e1** et **e2** de phrases adjacentes ➔ **r(e1, e2) - C**

2 prédicats observables :

- relT2T(t1, t2, r) : relation **r** entre 2 timex **t1** et **t2** ➔ **r(t1, t2)**
- dctOrder(t, r) : relation **r** entre un timex **t** et un **DCT** fixe ➔ **r(t, DCT)**

Résultats :

- La formule globale n'améliore pas que les scores stricts mais aussi les scores relaxed pour toutes les tâches. Production d'étiquettes plus ambiguës dans les cas où le modèle local a été trop confiant (before-or-overlap au lieu de before ou overlap) et réduit les erreurs = plus cohérent
- Les relations vagues sont cohérentes mais peu informatives
- L'apprentissage de paramètres fiables sont + difficiles lorsqu'on a des données bruitées.

Mirza et Tonelli, (2014). *Classifying Temporal Relations with Simple Features*

- Pour obtenir les features dont A-N. Minard et P. Paramita se sont inspirées

Chambers, Wang, Jurafsky, (2007). *Classifying Temporal Relations Between Events*

- Amélioration des résultats de travaux déjà présentés grâce à de nouvelles features

Auteurs	Features utilisés	Observations																										
Bethard, Martin et Klingenstein, (2007). Timelines from Text: Identification of Syntactic Temporal Relations	<p>2 ensembles de features :</p> <p>➔ Description linguistique d'un event isolé</p> <ul style="list-style-type: none"><li>○ <b>Word</b></li><li>○ <b>Pos</b> : the Penn TreeBank gold-standard pos label for the event</li><li>○ <b>Stem</b> -&gt; = lemme ? non le stem coupe le mot mangeais -&gt; mang et le lemme nous remet à la forme canonique. Pour l'anglais le stem suffit peut être. Moins précis mais peut éviter des erreurs car c'est juste du découpage</li><li>○ <b>Aux</b> : auxiliaires qui modifient l'événement sont inclus</li><li>○ <b>Modal</b> : pour les modaux</li><li>○ <b>Time-class</b> : TimeBank gold-standard class label for event (state or reporting)</li><li>○ <b>Time-pos</b> : TimeBank gold-standard pos pour les events</li><li>○ <b>Time-tense</b> : TimeBank gold-standard temps pour les events</li><li>○ <b>Time-aspect</b> : TimeBank gold-standard aspect pour les events (progressive / perfective)</li><li>○ <b>Time-polarity</b> : TimeBank gold-standard polarité pour les events (pos / neg)</li></ul> <p>➔ Comment les mots sont connectés avec les events (relations)</p> <ul style="list-style-type: none"><li>○ <b>Compl-word</b> : la forme textuelle du complémentateur ➔ un complémentateur est un mot utilisé pour introduire une clause de complément (to, that, because)</li><li>○ <b>Compl-type</b> : Le type du complémentateur (after, overlap)</li><li>○ <b>Target-path</b> : le chemin syntaxique partant de la clause jusqu'à sa tête.</li><li>○ <b>Inter-words</b> : tous les mots entre deux events</li><li>○ <b>Func-words</b> : comme inter-words mais avec :<ul style="list-style-type: none"><li>○ Prepositions: of, at, in, without, between</li><li>○ Pronouns: he, they, anybody, it, one</li><li>○ Determiners: the, a, that, my, more, much, either, neither</li><li>○ Conjunctions: and, that, when, while, although, or</li><li>○ Auxiliary: verbs be (is, am, are), have, got, do</li><li>○ Particles: no, not, nor, as</li></ul></li></ul> <table><thead><tr><th>Features</th><th>Resulting Accuracy</th></tr></thead><tbody><tr><td>target-path</td><td>75.2%</td></tr><tr><td>time-tense (2<sup>nd</sup> event)</td><td>75.0%</td></tr><tr><td>pos (2<sup>nd</sup> event)</td><td>71.2%</td></tr><tr><td>inter-words</td><td>69.7%</td></tr><tr><td>aux (2<sup>nd</sup> event)</td><td>69.3%</td></tr><tr><td>func-words</td><td>65.3%</td></tr><tr><td>word (2<sup>nd</sup> event)</td><td>58.8%</td></tr><tr><td>compl-word</td><td>56.9%</td></tr><tr><td>stem (2<sup>nd</sup> event)</td><td>51.7%</td></tr><tr><td>stem (1<sup>st</sup> event)</td><td>49.3%</td></tr><tr><td>top 10 features above</td><td>86.7%</td></tr><tr><td>all features</td><td>86.9%</td></tr></tbody></table> <p><b>Table 3. Cross-validation accuracies for various feature sets. The first ten rows are for single-feature models.</b></p>	Features	Resulting Accuracy	target-path	75.2%	time-tense (2 <sup>nd</sup> event)	75.0%	pos (2 <sup>nd</sup> event)	71.2%	inter-words	69.7%	aux (2 <sup>nd</sup> event)	69.3%	func-words	65.3%	word (2 <sup>nd</sup> event)	58.8%	compl-word	56.9%	stem (2 <sup>nd</sup> event)	51.7%	stem (1 <sup>st</sup> event)	49.3%	top 10 features above	86.7%	all features	86.9%	<p>Résultats : SVM obtient 89,2% d'exactitude.</p> <p>Si un des deux events est « None » ➔ fait baisser l'exactitude</p> <p>La combinaison des 10 meilleurs features = 86,7% d'accuracy, tous les features ensemble donnent un gain de 0,2%. Cela signifie que seulement les 10 meilleurs features suffisent à donner un bon résultat.</p> <p>Sur 10 features :</p> <ul style="list-style-type: none"><li>○ 4 pour le mot</li><li>○ 5 pour le causal</li><li>○ 1 pour le verbe</li></ul> <p>➔ Signifie que le causal joue un rôle + important que le verbe dans la relation temporelle.</p> <p>En prévisions futures : identifier les features utiles</p>
Features	Resulting Accuracy																											
target-path	75.2%																											
time-tense (2 <sup>nd</sup> event)	75.0%																											
pos (2 <sup>nd</sup> event)	71.2%																											
inter-words	69.7%																											
aux (2 <sup>nd</sup> event)	69.3%																											
func-words	65.3%																											
word (2 <sup>nd</sup> event)	58.8%																											
compl-word	56.9%																											
stem (2 <sup>nd</sup> event)	51.7%																											
stem (1 <sup>st</sup> event)	49.3%																											
top 10 features above	86.7%																											
all features	86.9%																											

		Ils essaient des petites combinaisons pour voir lesquels apportent les meilleurs résultats → Features engineering								
Chambers et Jurafsky, (2008). Jointly Combining Implicit Constraints Improves Temporal Ordering	<p><b>Features de chaque event :</b> <b>Word</b> : la forme textuelle des deux events <b>Lemma</b> : le lemme des deux events <b>Synset</b> : ensemble de synonymes issus de WordNet des deux events <b>Pos</b> : « 4 POS tags, 3 before, 1 event » pour les 2 events ? -&gt; 3 étiquettes des 3 mots d'avant et l'étiquette de l'événement <b>POS bigram</b> : le pos des bigrams de l'événement et ses tags précédents (des deux events) (juste celui d'avant, et l'actuel en un seul trait) <b>Prep</b> : si il y a une préposition dans chaque event <b>Tense</b> : le temps de chaque event <b>Aspect</b> : l'aspect de chaque event (grammatical) <b>Modal</b> : la modalité de chaque event <b>Polarity</b> : pos / neg <b>Class</b> : la classe aspectuelle de chaque event</p> <p><b>Features de chaque paire :</b> <b>Tense pair</b> : les 2 temps concaténés <b>Aspect pair</b> : les 2 aspects concaténés <b>Class pair</b> : les 2 classes concaténées <b>POS pair</b> : les 2 pos concaténés <b>Tense match</b> : booléen qui renvoie True si les temps des deux events sont les mêmes <b>Aspect match</b> : booléen qui renvoie True si les aspects des deux events sont les mêmes <b>Classe match</b> : booléen qui renvoie True si les classes des deux events sont les mêmes <b>Dominates</b> : booléen qui renvoie True si l'événement 1 domine l'événement 2 au niveau syntaxique <b>Text order</b> : booléen qui renvoie True si le premier event apparait en premier dans le document <b>Entity match</b> : booléen qui renvoie True si les deux events partagent une entité comme argument <b>Same sent</b> : booléen qui renvoie True si les deux event apparaissent dans la même phrase</p> <p><b>Comparative Results with Closure</b></p> <table><tr><th>Training Set</th><th>Accuracy</th></tr><tr><td>Timebank Pairwise</td><td>66.8%</td></tr><tr><td>Global Model</td><td>66.8%</td></tr><tr><td>Global + time/bethard</td><td>70.4%</td></tr></table> <p>Figure 7: Using the base Timebank annotated tags for testing, the increase in accuracy on before/after tags.</p> <p><b>Transitive closure</b> : La « fermeture transitive » a été la première proposition proposée de ne pas aborder le problème du graphe d'événements connectés,</p>	Training Set	Accuracy	Timebank Pairwise	66.8%	Global Model	66.8%	Global + time/bethard	70.4%	<p><b>Quelle est la différence entre l'aspect et la classe qui fait référence à la classe aspectuelle ?</b> Dans TimeML il y a plusieurs classes et y en a une qui est aspectuelle (begin, start, restart, stop) -&gt; lié à la sémantique</p> <p>Et l'aspect, perfect, progressif, etc. -&gt; lié à la grammaire</p> <p>→ Dominant selon le chemin de l'arbre syntaxique</p> <p><b>s'ils partagent au moins un argument ?</b> entité partagée par un argument : sujet du verbe est un agent et ça peut être l'objet du premier événement ou du deuxième</p> <p>Marie continue d'aller au sport. Continue et aller partagent la même entité Marie qui participé à cet événement.</p> <p>Lieu, instrument...</p>
Training Set	Accuracy									
Timebank Pairwise	66.8%									
Global Model	66.8%									
Global + time/bethard	70.4%									

	mais plutôt d'élargir la taille des données d'apprentissage pour des relations telles qu'avant. Inclus e-t et t-t pas seulement e-e.	
Yoshikawa, Riedel, Asahara et Matsumoto, (2009). <i>Jointly Identifying Temporal Relations with Markov Logic</i>	<p>relE2T(e, t, r) : relation temporelle de la classe <b>r</b> entre un event <b>e</b> et le timex <b>t</b> → <b>r(e, t) - A</b></p> <p>           EVENT-word            EVENT-POS            EVENT-stem            EVENT-aspect            EVENT-tense            EVENT-class            EVENT-polarity            TIMEX3-word            TIMEX3-POS : si c'est un numeral etc            TIMEX3-value : valeur normalisée            TIMEX3-type : si c'est date, durée, duration, time, set            TIME-DCT order : selon évènement est ce que l'évènement est after / before le DCT            Positional order : ordre entre événement et timex            In/outside : ???            Unigram(word) : la forme textuelle de l'évènement            Unigram(POS) : le POS de l'évènement            Bigram(POS) : (posEvent posEvent+1)            Trigram(POS) : (posEvent posEvent+1 posEvent+2)            Dependency-Word : si relation type sujet : on prend la forme textuelle de la relation ??            Dependency-POS : pos du mot avec laquelle ils ont une dépendance ??         </p>	
	<p>relDCT(e, r) : relation temporelle <b>r</b> entre un event <b>e</b> et le DCT → <b>r(e, DCT) - B</b></p> <p>           EVENT-aspect            EVENT-tense            EVENT-class            TIME-DCT order            Dependency-Word            Dependency-POS         </p>	
	<p>relE2E(e1, e2, r) : relation <b>r</b> entre 2 event <b>e1</b> et <b>e2</b> de phrases adjacentes → <b>r(e1, e2) - C</b></p> <p>           EVENT-word            EVENT-POS            EVENT-stem            EVENT-aspect            EVENT-tense            EVENT-class            EVENT-polarity            Unigram(word)            Unigram(POS)            Trigram(POS)            Dependency-Word         </p>	
		Résultats : Le model global n'améliore pas que les scores stricts mais aussi les scores relaxed pour toutes les tâches. Production d'étiquettes plus ambiguës dans les cas où le modèle local a été trop confiant

	<div>Table 7: Comparison with Other Systems</div> <table><tr><th rowspan="2"></th><th colspan="2">Task A</th><th colspan="2">Task B</th><th colspan="2">Task C</th></tr><tr><th>strict</th><th>relaxed</th><th>strict</th><th>relaxed</th><th>strict</th><th>relaxed</th></tr><tr><td>TempEval Best</td><td>0.62</td><td>0.64</td><td><b>0.80</b></td><td><b>0.81</b></td><td>0.55</td><td><b>0.64</b></td></tr><tr><td>TempEval Average</td><td>0.56</td><td>0.59</td><td>0.74</td><td>0.75</td><td>0.51</td><td>0.58</td></tr><tr><td>CU-TMP</td><td>0.61</td><td>0.63</td><td>0.75</td><td>0.76</td><td>0.54</td><td>0.58</td></tr><tr><td>Local Model</td><td>0.62</td><td>0.67</td><td>0.74</td><td>0.75</td><td>0.53</td><td>0.60</td></tr><tr><td>Global Model</td><td><b>0.65</b></td><td><b>0.69</b></td><td>0.76</td><td>0.78</td><td><b>0.57</b></td><td>0.63</td></tr><tr><td>Global Model (Task-Adjusted)</td><td>(0.66)</td><td>(0.70)</td><td>(0.76)</td><td>(0.79)</td><td>(0.58)</td><td>(0.64)</td></tr></table>		Task A		Task B		Task C		strict	relaxed	strict	relaxed	strict	relaxed	TempEval Best	0.62	0.64	<b>0.80</b>	<b>0.81</b>	0.55	<b>0.64</b>	TempEval Average	0.56	0.59	0.74	0.75	0.51	0.58	CU-TMP	0.61	0.63	0.75	0.76	0.54	0.58	Local Model	0.62	0.67	0.74	0.75	0.53	0.60	Global Model	<b>0.65</b>	<b>0.69</b>	0.76	0.78	<b>0.57</b>	0.63	Global Model (Task-Adjusted)	(0.66)	(0.70)	(0.76)	(0.79)	(0.58)	(0.64)	<div>(before-or-overlap au lieu de before ou overlap) et réduit les erreurs = plus cohérent</div> <div>Le modèle obtient les + hauts scores dans 2 tâches /3</div>																																																																	
	Task A		Task B		Task C																																																																																																																					
	strict	relaxed	strict	relaxed	strict	relaxed																																																																																																																				
TempEval Best	0.62	0.64	<b>0.80</b>	<b>0.81</b>	0.55	<b>0.64</b>																																																																																																																				
TempEval Average	0.56	0.59	0.74	0.75	0.51	0.58																																																																																																																				
CU-TMP	0.61	0.63	0.75	0.76	0.54	0.58																																																																																																																				
Local Model	0.62	0.67	0.74	0.75	0.53	0.60																																																																																																																				
Global Model	<b>0.65</b>	<b>0.69</b>	0.76	0.78	<b>0.57</b>	0.63																																																																																																																				
Global Model (Task-Adjusted)	(0.66)	(0.70)	(0.76)	(0.79)	(0.58)	(0.64)																																																																																																																				
Mirza et Tonelli, (2014). Classifying Temporal Relations with Simple Features	<div>Chaîne : chaîne des tokens et lemmes de e1 et e2</div> <div>Descripteurs grammaticaux : PoS tag, chunk,et binaire pour dire si les events ont le même PoS</div> <div>Contexte textuel : la distance en mots entre e1 et e2</div> <div>Attributs d'entités (attributs des événements) : Classe / temps / aspect / polarité</div> <div>Informations sur les dépendances : selon le chemin de dépendances (arbre syntaxique), est-ce que e1 ou e2 est le verbe racine.</div> <div>Signaux temporels : la position des événements, exemple : before/after e1, before/after e2</div> <div>Connecteurs temporels discursifs : pertinent que pour les paires event/event</div> <table><tr><th colspan="3">event-event</th><th colspan="3">event-timex</th></tr><tr><th>Feature</th><th colspan="2">Accuracy</th><th>Feature</th><th colspan="2">Accuracy</th></tr><tr><td>majority class</td><td>22.17%</td><td>-</td><td>majority class</td><td>36.42%</td><td>-</td></tr><tr><td>string</td><td>31.07%</td><td>-</td><td>string</td><td>58.27%</td><td>-</td></tr><tr><td>+grammatical</td><td>36.15%</td><td>5.08%</td><td>+grammatical</td><td>61.30%</td><td>3.03%</td></tr><tr><td>+textual_context</td><td>39.44%</td><td>3.29%</td><td>+textual_context</td><td>61.71%</td><td>0.41%</td></tr><tr><td>+tense</td><td>41.10%</td><td>1.66%</td><td>+tense</td><td>63.10%</td><td>1.39%</td></tr><tr><td>+aspect</td><td>41.10%</td><td>0.00%</td><td>+aspect</td><td>64.51%</td><td>1.41%</td></tr><tr><td>+class</td><td>39.96%</td><td>-1.14%</td><td>+class</td><td>65.30%</td><td>0.79%</td></tr><tr><td>+polarity</td><td>40.44%</td><td>0.48%</td><td>+polarity</td><td>64.88%</td><td>-0.42%</td></tr><tr><td>+same_tense</td><td>40.55%</td><td>0.11%</td><td>+dct</td><td>65.21%</td><td>0.33%</td></tr><tr><td>+same_aspect</td><td>40.63%</td><td>0.08%</td><td>+type</td><td>64.99%</td><td>-0.22%</td></tr><tr><td>+same_class</td><td>40.63%</td><td>0.00%</td><td>+value</td><td>64.60%</td><td>-0.39%</td></tr><tr><td>+same_polarity</td><td>40.47%</td><td>-0.16%</td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>+ dependency</td><td>42.15%</td><td>1.68%</td><td>+dependency</td><td>65.60%</td><td>1.00%</td></tr><tr><td>+dependency_order</td><td>41.99%</td><td>-0.16%</td><td>+dependency_order</td><td>65.47%</td><td>-0.13%</td></tr><tr><td>+dependency_is_root</td><td>42.63%</td><td>0.64%</td><td>+dependency_is_root</td><td>65.22%</td><td>-0.25%</td></tr><tr><td>+temporal_signal</td><td>42.66%</td><td>0.03%</td><td>+temporal_signal</td><td>65.43%</td><td>0.21%</td></tr><tr><td>+temporal_discourse</td><td>42.82%</td><td>0.16%</td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td>+duration</td><td>41.47%</td><td>-1.35%</td><td>+duration</td><td>64.19%</td><td>-1.24%</td></tr></table> <div>Table 3: Feature contributions for event-event and event-timex classification. Features in <i>italics</i> have a negative impact on accuracy and are not included in the final feature set.</div>	event-event			event-timex			Feature	Accuracy		Feature	Accuracy		majority class	22.17%	-	majority class	36.42%	-	string	31.07%	-	string	58.27%	-	+grammatical	36.15%	5.08%	+grammatical	61.30%	3.03%	+textual_context	39.44%	3.29%	+textual_context	61.71%	0.41%	+tense	41.10%	1.66%	+tense	63.10%	1.39%	+aspect	41.10%	0.00%	+aspect	64.51%	1.41%	+class	39.96%	-1.14%	+class	65.30%	0.79%	+polarity	40.44%	0.48%	+polarity	64.88%	-0.42%	+same_tense	40.55%	0.11%	+dct	65.21%	0.33%	+same_aspect	40.63%	0.08%	+type	64.99%	-0.22%	+same_class	40.63%	0.00%	+value	64.60%	-0.39%	+same_polarity	40.47%	-0.16%				+ dependency	42.15%	1.68%	+dependency	65.60%	1.00%	+dependency_order	41.99%	-0.16%	+dependency_order	65.47%	-0.13%	+dependency_is_root	42.63%	0.64%	+dependency_is_root	65.22%	-0.25%	+temporal_signal	42.66%	0.03%	+temporal_signal	65.43%	0.21%	+temporal_discourse	42.82%	0.16%				+duration	41.47%	-1.35%	+duration	64.19%	-1.24%	
event-event			event-timex																																																																																																																							
Feature	Accuracy		Feature	Accuracy																																																																																																																						
majority class	22.17%	-	majority class	36.42%	-																																																																																																																					
string	31.07%	-	string	58.27%	-																																																																																																																					
+grammatical	36.15%	5.08%	+grammatical	61.30%	3.03%																																																																																																																					
+textual_context	39.44%	3.29%	+textual_context	61.71%	0.41%																																																																																																																					
+tense	41.10%	1.66%	+tense	63.10%	1.39%																																																																																																																					
+aspect	41.10%	0.00%	+aspect	64.51%	1.41%																																																																																																																					
+class	39.96%	-1.14%	+class	65.30%	0.79%																																																																																																																					
+polarity	40.44%	0.48%	+polarity	64.88%	-0.42%																																																																																																																					
+same_tense	40.55%	0.11%	+dct	65.21%	0.33%																																																																																																																					
+same_aspect	40.63%	0.08%	+type	64.99%	-0.22%																																																																																																																					
+same_class	40.63%	0.00%	+value	64.60%	-0.39%																																																																																																																					
+same_polarity	40.47%	-0.16%																																																																																																																								
+ dependency	42.15%	1.68%	+dependency	65.60%	1.00%																																																																																																																					
+dependency_order	41.99%	-0.16%	+dependency_order	65.47%	-0.13%																																																																																																																					
+dependency_is_root	42.63%	0.64%	+dependency_is_root	65.22%	-0.25%																																																																																																																					
+temporal_signal	42.66%	0.03%	+temporal_signal	65.43%	0.21%																																																																																																																					
+temporal_discourse	42.82%	0.16%																																																																																																																								
+duration	41.47%	-1.35%	+duration	64.19%	-1.24%																																																																																																																					
Chambers, Wang, Jurafsky, (2007). Classifying Temporal Relations Between Events	<div><div>o Attributs des events inspirés des travaux de Pustejovsky et al., 2003:</div><div><div>o Tense (none, present, past, future)</div><div>o Grammatical aspect (none, prog, perfect, prog_perfect)</div><div>o Modality (none, to, should, would, could, can, might)</div><div>o Polarity (positive, negative)</div><div>o Event class (report, aspectual, state, I_state, I_action, perception, occurrence)</div></div><div>o Features pour l'apprentissage automatique :</div><div><div>o PoS tags (2 before event)</div><div>o Lemmas</div><div>o WordNet synsets</div><div>o Auxiliaries before event (derivation de be et have)</div><div>o Modals before event (may, might, etc)</div></div></div> <div>Ils ont essayé différents ensembles de features pour chacun des 5 attributs. Les features qui ont été sélectionnés :</div> <div><div>- tense : POS-2-event, POS-1-event, POS-of-event, have_word, be_word</div><div>- aspect : POS-of-event, modal word, be word</div></div>																																																																																																																									

- **class** : synset
- **modality** : none
- **polarity** : none

○ Attributs Event-Event features

- Event specific :
  - Booléen même temps
  - Booléen même aspect
  - Booléen même event class
  - Bigram temps (present past -> e1 present e2 past)
- PoS :
  - Inclus de Penn Treebank POS tag
  - Utilisation de Stanford Parser pour extraire les POS
  - Bigram pos event et token avant l'événement
  - Bigram de e1 et e2
- E-E propriétés syntaxiques :
  - Dominance syntaxique
  - Indicateur before pour l'ordre des événements
  - Est-ce que les événements sont dans la même phrase
- Phrase prépositionnelle
  - Indicateur si l'événement appartient à une PP
  - Event dominance
- Discours temporel
- 

Exemple des features : (lemma1: require) (lemma2: compromise) (dominates: yes) (tense-bigram: past-none) (aspect-bigram: none-none) (tense-match: no) (aspect-match: yes) (before: yes) (same-sent: yes)

Résultats

- 60,45% gold / 59,13% auto / 59,43% auto-split
- Meilleurs résultats que les autres travaux grâce aux nouvelles features qu'ils ont ajoutés

## Résultats obtenus :

Bethard, Martin, Klinenstein :

Features	Resulting Accuracy
target-path	75.2%
time-tense (2 <sup>nd</sup> event)	75.0%
pos (2 <sup>nd</sup> event)	71.2%
inter-words	69.7%
aux (2 <sup>nd</sup> event)	69.3%
func-words	65.3%
word (2 <sup>nd</sup> event)	58.8%
compl-word	56.9%
stem (2 <sup>nd</sup> event)	51.7%
stem (1 <sup>st</sup> event)	49.3%
<i>top 10 features above</i>	86.7%
<i>all features</i>	86.9%

**Table 3. Cross-validation accuracies for various feature sets. The first ten rows are for single-feature models.**

Chambers, Jurafsky :

### Comparative Results with Closure

Training Set	Accuracy
Timebank Pairwise	66.8%
Global Model	66.8%
Global + time/bethard	70.4%

**Figure 7: Using the base Timebank annotated tags for testing, the increase in accuracy on before/after tags.**

Yoshikawa, Riedel, Matsumoto :

**Table 7: Comparison with Other Systems**

	Task A		Task B		Task C	
	strict	relaxed	strict	relaxed	strict	relaxed
TempEval Best	0.62	0.64	<b>0.80</b>	<b>0.81</b>	0.55	<b>0.64</b>
TempEval Average	0.56	0.59	0.74	0.75	0.51	0.58
CU-TMP	0.61	0.63	0.75	0.76	0.54	0.58
Local Model	0.62	0.67	0.74	0.75	0.53	0.60
Global Model	<b>0.65</b>	<b>0.69</b>	0.76	0.78	<b>0.57</b>	0.63
Global Model (Task-Adjusted)	(0.66)	(0.70)	(0.76)	(0.79)	(0.58)	(0.64)

Mirza, Tonelli :

event-event			event-timex		
Feature	Accuracy		Feature	Accuracy	
majority class	22.17%	-	majority class	36.42%	-
string	31.07%	-	string	58.27%	-
+grammatical	36.15%	5.08%	+grammatical	61.30%	3.03%
+textual_context	39.44%	3.29%	+textual_context	61.71%	0.41%
+tense	41.10%	1.66%	+tense	63.10%	1.39%
+aspect	41.10%	0.00%	+aspect	64.51%	1.41%
+class	39.96%	-1.14%	+class	65.30%	0.79%
+polarity	40.44%	0.48%	+polarity	64.88%	-0.42%
+same_tense	40.55%	0.11%	+dct	65.21%	0.33%
+same_aspect	40.63%	0.08%	+type	64.99%	-0.22%
+same_class	40.63%	0.00%	+value	64.60%	-0.39%
+same_polarity	40.47%	-0.16%			
+dependency	42.15%	1.68%	+dependency	65.60%	1.00%
+dependency_order	41.99%	-0.16%	+dependency_order	65.47%	-0.13%
+dependency_is_root	42.63%	0.64%	+dependency_is_root	65.22%	-0.25%
+temporal_signal	42.66%	0.03%	+temporal_signal	65.43%	0.21%
+temporal_discourse	42.82%	0.16%			
+duration	41.47%	-1.35%	+duration	64.19%	-1.24%

**Table 3: Feature contributions for event-event and event-timex classification. Features in *italics* have a negative impact on accuracy and are not included in the final feature set.**



Chambers, Wang, Jurafsky, (2007). *Classifying Temporal Relations Between Events*

Timebank Corpus	Gold	Auto	Auto-Split
<b>Baseline</b>	37.22	37.22	46.58
<b>Mani</b>	50.97	50.19	53.42
<b>Mani+Lapata</b>	52.29	51.57	55.10
<b>All+New</b>	60.45	59.13	<b>59.43</b>

**Mani** stage one attributes, tense/aspect-match, event strings

**Lapata** dominance, before, lemma, synset

**New** prep-phrases, same-sent, class-match, POS uni/bigrams,  
tense/aspect/class-bigrams

Figure 3: Incremental accuracy by adding features.

Autres textes sur les features / relations temporelles :

Ha, Baikadi, Licata, Lester, (2010). *NCSU: Modeling Temporal Relations with Markov Logic and Lexical Ontology*

Mirroshandel, Ghassem-Sani, (2012). *Towards Unsupervised Learning of Temporal Relations between Events*

Qu'est-ce que l'on peut en déduire ? Qu'il y a des features qui sont récurrents et essentiels :

- **Mot\*** (tous les auteurs sauf Chambers, Wang, Jurafsky)
  - o Bethard: forme textuelle de l'événement
  - o Chambers et Jurafsky : forme textuelle des deux événements
  - o Yoshikawa :
    - EVENT-word
    - TIMEX-word
    - Unigram(word)
  - o Chambers, Wang, Jurafsky : pas de mot → donnent directement les lemmes des événements
  - o Mirza et Tonelli : forme textuelle des deux événements
- **PoS\*** (tous les auteurs)
  - o Bethard :
    - the Penn TreeBank gold-standard pos label for the event
    - Time-pos
  - o Chambers et Jurafsky :
    - « 4 POS tags, 3 before, 1 event » pour les 2 événements ? -> 3 étiquettes des 3 mots d'avant et l'étiquette de l'événement
    - POS bigram : le pos des bigrams de l'événement et ses tags précédents (des deux événements) (juste celui d'avant, et l'actuel en un seul trait)
    - POS pair : les 2 pos concaténés
  - o Yoshikawa : EVENT-POS, TIMEX3-POS, unigram POS, bigram POS, trigram POS, Dependency-POS
  - o Chambers, Wang, Jurafsky : E-E features
    - Penn Treebank POS tag
    - Utilisation de Stanford Parser pour extraire les POS
    - Bigram pos event et token avant l'événement
    - Bigram POS de e1 et e2
  - o Mirza et Tonelli : POS tag de chaque événement
- **Lemme ou stem** (choisir l'un ou l'autre)\*
  - o Lemme (Chambers et Jurafsky - Mirza et Tonelli - Chambers, Wang, Jurafsky)
  - o Stem (Bethard - Yoshikawa)

Comme nous traitons la temporalité, il semble également essentiel d'inclure des features liés au/à :

- **Temps\*** (présent, passé, futur, none) (tous les auteurs)
  - o Bethard :
    - **Time-tense** : TimeBank gold-standard temps pour les événements
  - o Chambers et Jurafsky :
    - **Tense** : le temps de chaque événement
    - **Tense pair** : les 2 temps concaténés
  - o Yoshikawa :
    - EVENT-tense
  - o Chambers, Wang, Jurafsky :
    - **tense** : POS-2-event, POS-1-event, POS-of-event, have\_word, be\_word
  - o Mirza et Tonelli :
    - Attribut d'événement : temps

- **Aspect\*** (tous les auteurs)
  - simple (i wash),
  - perfect (i have washed),
  - progressif (i am washing),
  - perfect progressive (i have been washing))
  - none
  - Bethard
    - **Time-aspect** : TimeBank gold-standard aspect pour les event (progressive / perfective)
  - Chambers et Jurafsky :
    - **Aspect** : l'aspect de chaque event (grammatical)
    - **Aspect pair** : les 2 aspects concaténés
  - Yoshikawa :
    - EVENT-aspect
  - Chambers, Wang, Jurafsky :
    - **aspect** : POS-of-event, modal\_word, be\_word
  - Mirza et Tonelli :
    - Attributs d'événement : aspect
- **Classe aspectuelle\*** (exemples : begin, start, restart, stop, none)
  - Chambers et Jurafsky :
    - **Class** : la classe aspectuelle de chaque event
- **Signaux temporels+** : la position des événements : e1 before/after, e2 before/after
  - Mirza et Tonelli :
    - **Signaux temporels** : la position des événements, exemple : before/after e1, before/after e2 (event-event / event-timex)
  - Chambers, Wang, Jurafsky :
    - Indicateur before pour l'ordre des events

La prise en compte de l'environnement est intéressante :

Entourage lexical / syntaxique					
Bethard	Chambers et Jurafsky	Yoshikawa	Chambers, Wang, Jurafsky	Mirza et Tonelli	Nos propositions
<b>Inter-words</b> : tous les mots entre deux events	<b>Pos</b> : « 4 POS tags, 3 before, 1 event » pour les 2 events ? -> 3 étiquettes des 3 mots d'avant et l'étiquette de l'événement	Bigram(POS) : (posEvent posEvent+1)		<b>Contexte textuel</b> : la distance en mots entre e1 et e2	4 tokens avant l'événement <ul style="list-style-type: none"> <li>- Aux</li> <li>- Adv</li> <li>- Str</li> <li>- Marqueurs de négation</li> </ul>
<b>Func-words</b> : comme inter-words mais inclus uniquement :  Prepositions: of, at, in, without, between  Pronouns: he, they, anybody, it, one  Determiners: the, a, that, my, more, much, either, neither  Conjunctions: and, that, when, while, although, or  Auxiliary: verbs be (is, am, are), have, got, do  Particles: no, not, nor, as		Trigram(POS) : (posEvent posEvent+1 posEvent+2)			4 tokens après l'événement <ul style="list-style-type: none"> <li>- Aux</li> <li>- Adv</li> <li>- Str</li> <li>- Marqueurs de négation</li> </ul>

Nous pouvons inclure des booléens pour les paires :

- Mêmes mots+ ?
- Mêmes temps+ ?
- Mêmes aspects+ ?
- Inclus dans le même syntagme+ ? = chunking ?
  - o [Bethard](#) : pas de booléen
  - o [Chambers et Jurafsky](#) :
    - **Tense match** : booléen qui renvoie True si les temps des deux events sont les mêmes
    - **Aspect match** : booléen qui renvoie True si les aspects des deux events sont les mêmes
    - **Classe match** : booléen qui renvoie True si les classes des deux events sont les mêmes
    - **Dominates** : booléen qui renvoie True si l'évent 1 domine l'évent 2 au niveau syntaxique
    - **Text order** : booléen qui renvoie True si le premier event apparait en premier dans le document
    - **Entity match** : booléen qui renvoie True si les deux events partagent une entité comme argument
    - **Same sent** : booléen qui renvoie True si les deux events apparaissent dans la même phrase
  - o [Yoshikawa](#) : pas de booléen
  - o [Mirza et Tonelli](#) :
    - events ont le même PoS ?
  - o [Chambers, Wang, Jurafsky](#)
    - Est-ce que les events sont dans la même phrase
    - Booléen même temps
    - Booléen même aspect
    - Booléen même event class

Autres :

- **Polarité\*** (positive / négative) ([tous les auteurs](#))

Utilisation de WordNet pour les synsets (synonymes) ? ([Chambers, Jurafsky](#) / [Chambers, Wang, Jurafsky](#))

\* : pour chaque événement

+ : pour chaque paire

**Idée** (peut-être mauvaise, à voir)

Feature : synonymes Extraction de synonymes avec WordNet ?	Inclusion de synonymes des verbes (avec WordNet) pour essayer de trouver dans VerbOcean un équivalent en synonyme ?  Si l'évent n'est pas dans VerbOcean, est ce qu'un de ses synonymes s'y trouve ? si oui on prend la relation  xRy ssi match VerbOcean ou ssi synonyme match dans VerbOcean
---	--