INRA
SCIENCE & IMPACT

Méthodes et Outils pour l'Open Data
Le texte, une source de connaissance

Montpellier – 18 décembre 2014

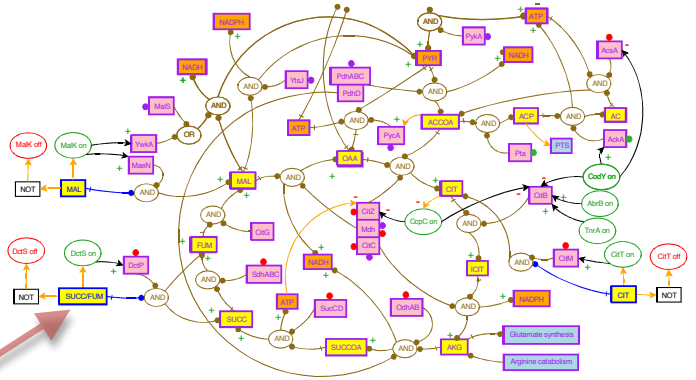
Modélisation de connaissances à partir de sources hétérogènes

Définir les rôles des modèles, leur représentation et leur articulation

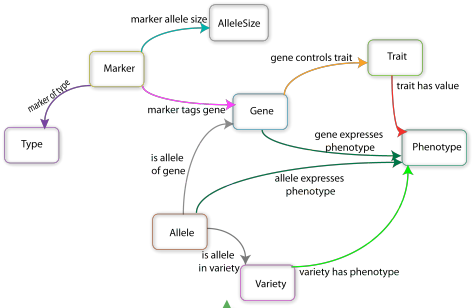
Caractériser les sources de connaissance (quoi, avec quelle qualité)

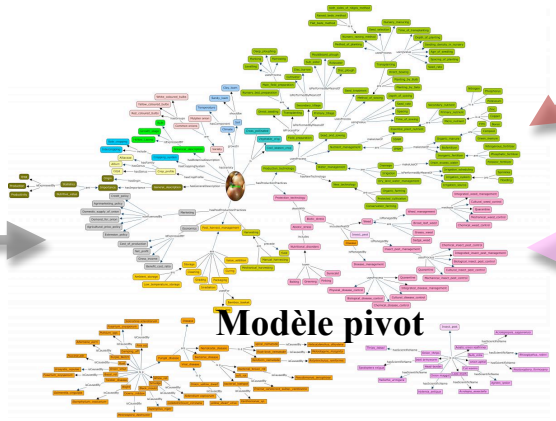
Identifier les redondances et les complémentarités

Modèle dynamique



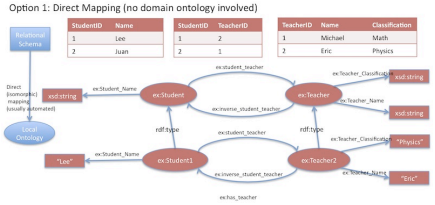
Modèle de connaissances du texte



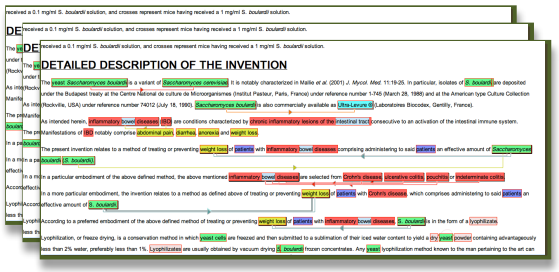


Modèle pivot

Modèle de données



Texte



Données

Country	Unique Audience (000)	Time per Person (hh:mm:ss)
United States	142,052	6:09:13
Japan	46,558	2:50:21
Brazil	31,345	4:33:10
United Kingdom	29,129	6:07:54
Germany	28,057	4:11:45
France	26,786	4:04:39
Spain	19,456	5:30:55
Italy	18,256	6:00:07
Australia	9,895	6:52:28
Switzerland	2,451	3:54:34

Source: The Nielsen Company

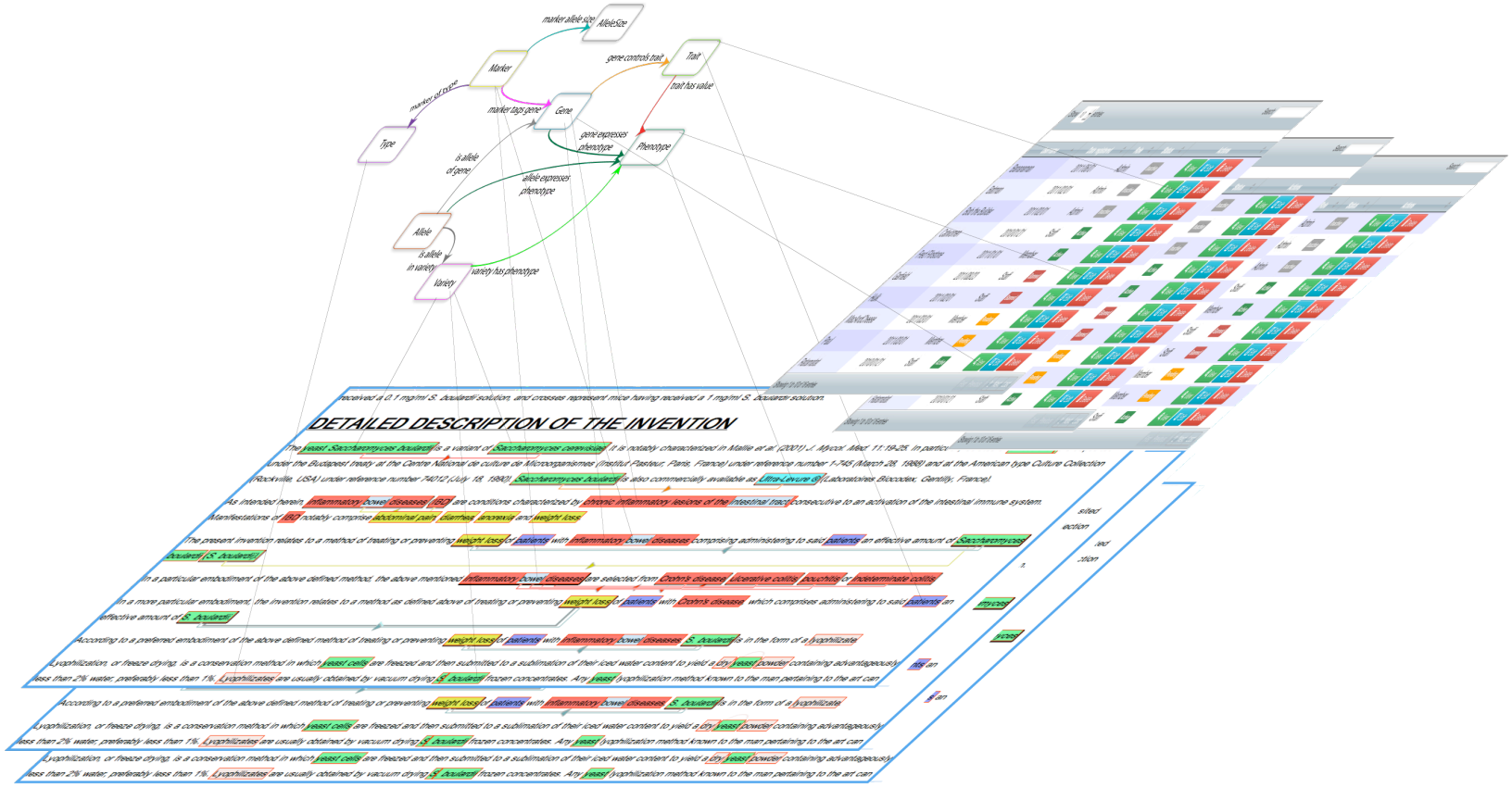
Données, information et connaissances

Distinguer

(1) Les données

(3) Le modèle de connaissances : représentation formelle, informatique

(2) Les informations : interprétation des données par rapport à un modèle de connaissance



Des modèles de connaissance associés aux données

Identification, Normalisation, indexation

Archiver, retrouver des données

Compréhension locale

Interpréter : replacer la donnée dans son contexte de production, rechercher des données similaires

Compréhension globale

Raisonner
Déduire de nouvelles connaissances
Identifier des contradictions
Prédire, simuler.
Produire des hypothèses

Grâce à diverses sortes de métadata et de références

Archiver, retrouver des données

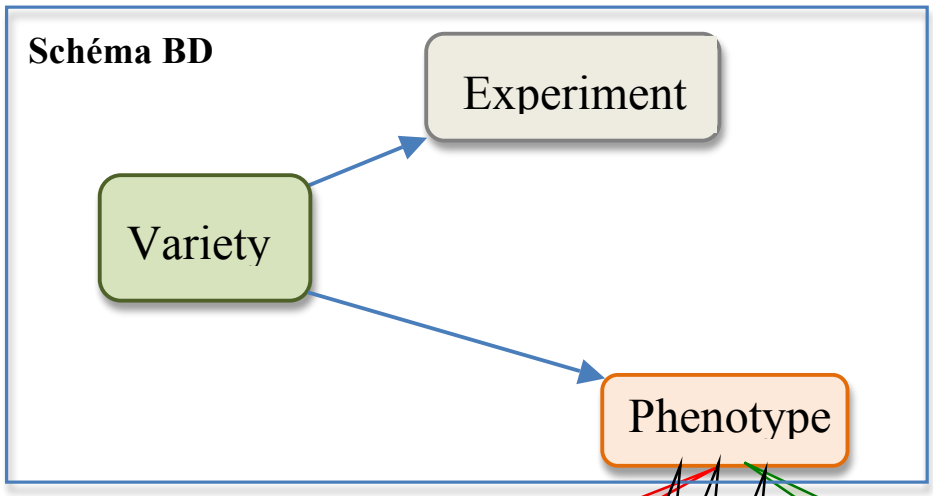
VARIETY	EXPERIMENT	PHENOTYPE
Apache	104100	Resistance to *Fusarium spp.*
Expert	104100	Sensitive to *Fusarium oxysporum*
Concerto	104100	High resistance to *Fusarium graminearum*
Chineese Spring	104100	FHB resistant
...	...	...

Resistant to FHB

Sensitive to FHB

Resistant to FHB

Resistant to FHB



Interprétation

Sensitive to FHB

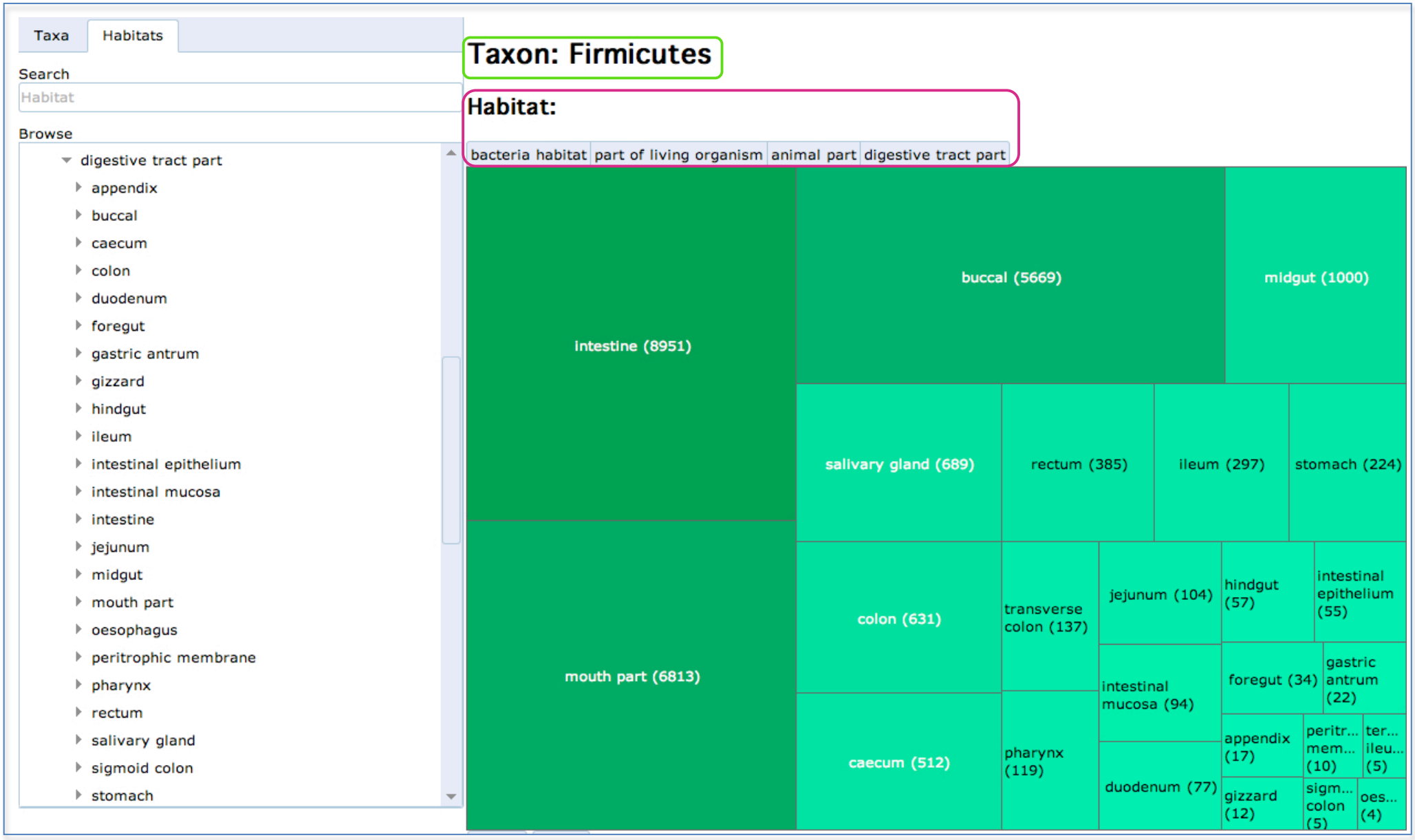
... ...

Resistant to FHB

Domaine de valeur

Retrouver des données similaires

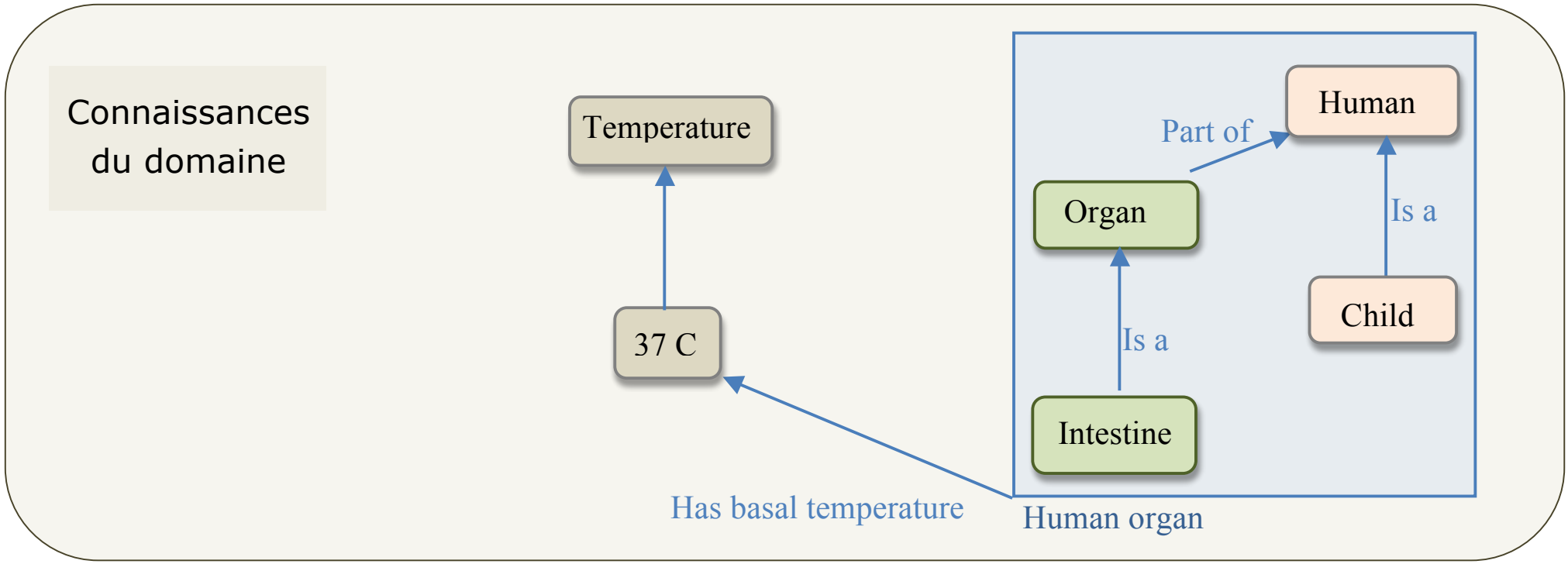
Tous les *vibrio* isolés dans des « fermes aquacoles » ?



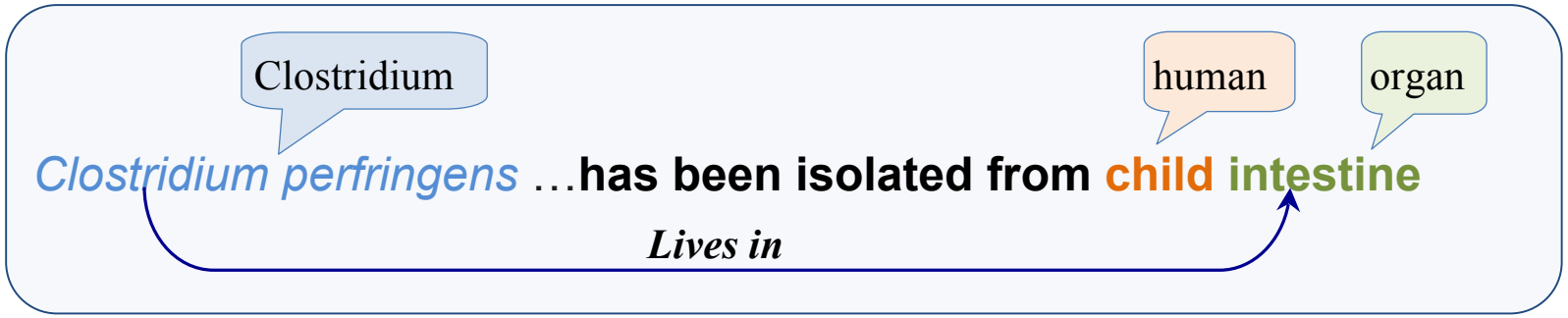
[Bossy et al., 2014]

Raisonner

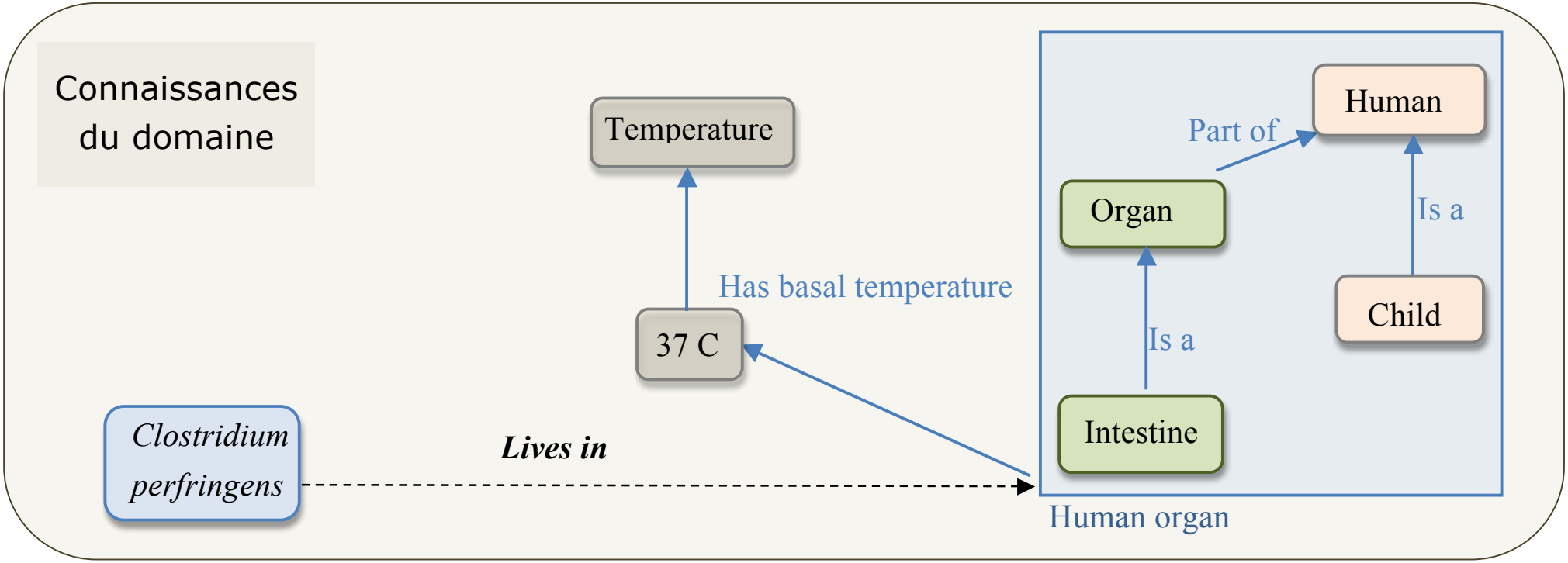
Domaine : biotopes bactériens



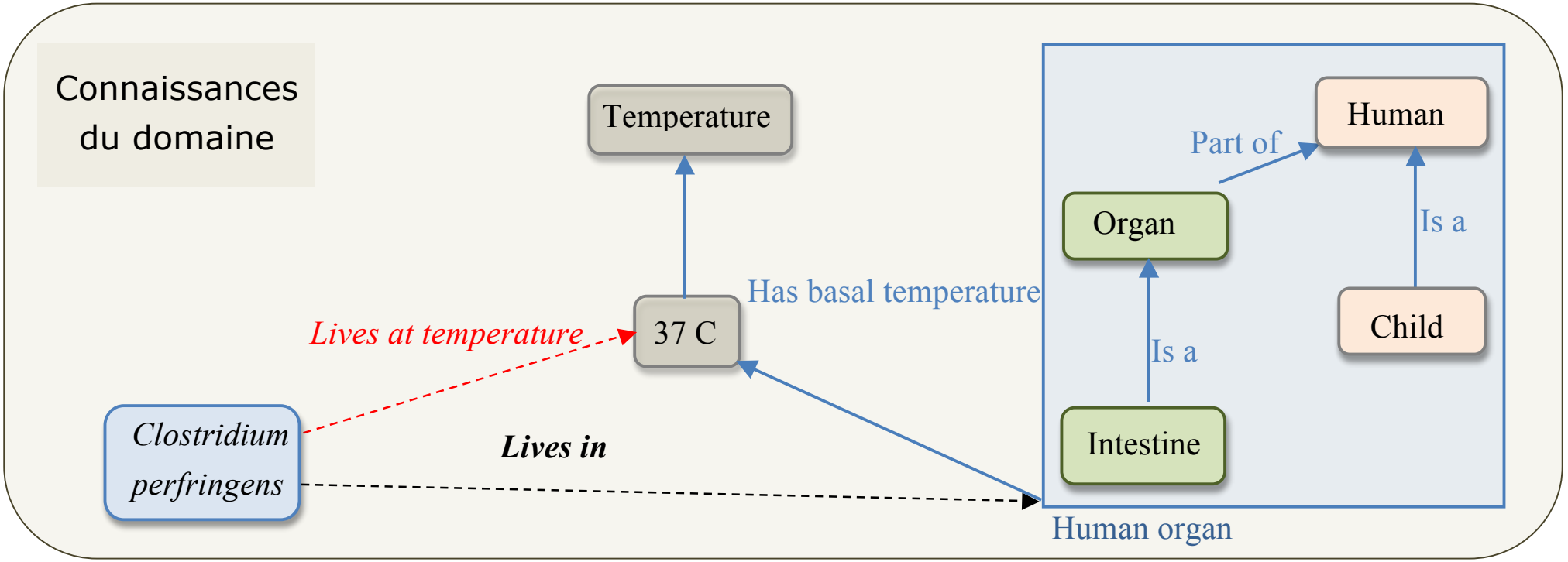
Raisonner, réviser



Information textuelle



Raisonner, déduire



Le texte, une source de données et de connaissance pour l'Open Data

Genre d'intérêt

Documents de domaines scientifiques et techniques
Dont l'objet est la communication de nouvelles connaissances

Contenus

A. Des données nouvelles
B. Des informations nouvelles
C. Des connaissances fondamentale du domaine, paradigmatique, partagées et connues

Plusieurs types de contenu reliés les uns aux autres
Leur rôle dépend de la tâche

Des données

Ontologie ATOL

- milk trait
  - milk composition trait
    - milk carbohydrate trai
    - milk cell count
    - milk dry matter concentration
    - milk energy concentration
    - milk fat trait
    - milk hormone concentration trait
    - milk mineral trait
    - milk nitrogen trait
    - milk organic acid trait
      - milk acetic acid concentratio
      - milk citric acid concentration
      - milk formic acid concentration
      - milk hippuric acid concentration
      - milk lactic acid concentration
      - milk neuraminic acid concentration
      - milk orotic acid concentration
  - milk organoleptic traits
  - milk structure trait
  - milk technological trait
  - milk yield

milk citric acid concentration

United States	142,052	
Japan	46,558	2:50:
Brazil	31,345	4:33:10
United Kingdom	29,129	6:07:54
Germany	28,057	4:11:45
France	26,786	4:04:39
Spain	19,456	5:30:55
Italy	18,256	6:00:07
Australia	9,895	6:52:28
Switzerland	2,451	3:54:34

Source: The Nielsen Company

Base de données

Paper extract

Animal (2009), **3:5**, pp 710–717 © The Animal Consort
doi:10.1017/S1751731109004042

Table 1 *Composition and yield of milk (LS means … of hours since last milking and the fix effects group and lactation stage, accordin*

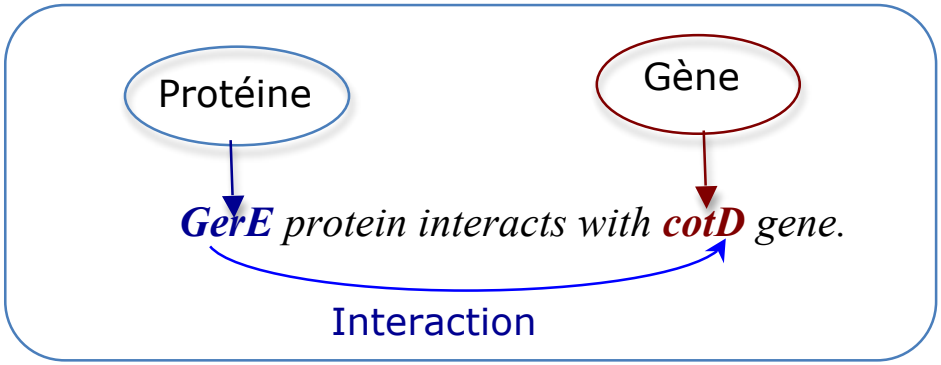
Parameter	Group 1‡
Number of cows	49
Milk yield/milking (kg)	$11.16^{a} \pm 0.37$
Fat (%)	$4.77^{a} \pm 0.13$
Total protein (%)	$3.55^{a} \pm 0.04$
Casein (%)	$2.61^{a} \pm 0.03$
Whey protein (%)	$0.94^{a} \pm 0.02$
Casein number	$0.74^{a} \pm 0.00$
Lactose (%)	$4.55^{A} \pm 0.03$
Citric acid (%)	$0.16^{a} \pm 0.00$
Log SCC (cells/ml)	$4.50(32^{\dagger})^{A} \pm 0.05$

SCC = somatic cell count.
†×1000, displayed as antilogarithmic values.
‡The groups were: 1 – cow composite SCC < 100 000 cells/ml; 2 – cow composite S
§The lactation stage was described as discrete with the intervals: A = lactation we
[a–c]Significant differences ($P < 0.05$).
[A–C]Significant differences ($P < 0.01$).

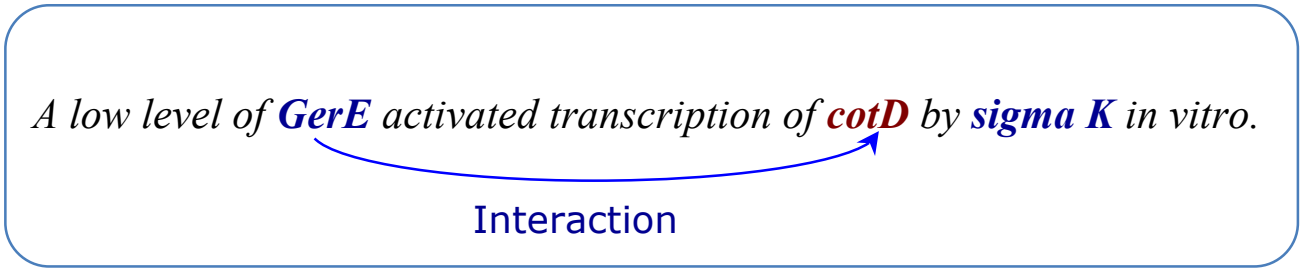
[Lebail et al. 2013]

Des informations

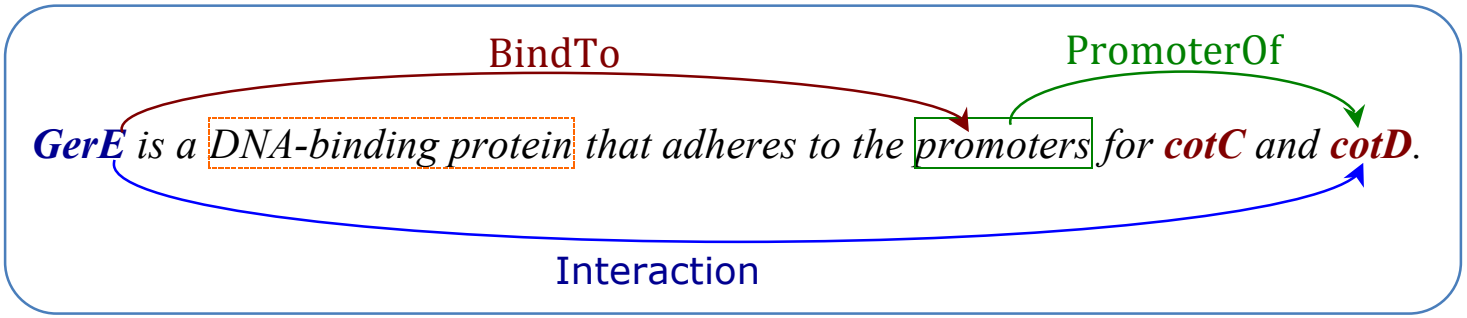
Régulations génétiques (source : PubMed)



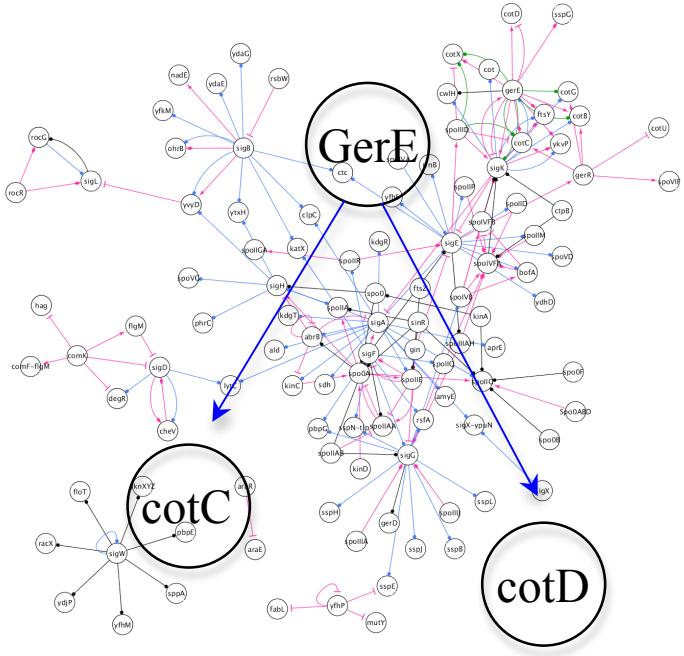
1



2



3

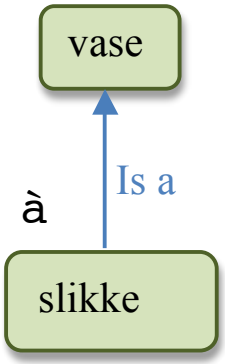


[Bessières et al. 2012]

Des connaissances, concepts et relations paradigmatique

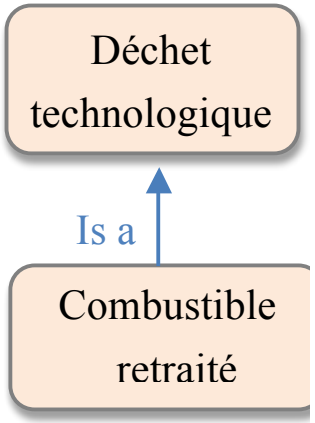
Enoncé définitoire

La vase peu colonisée, recouverte plusieurs heures à chaque marée, se nomme une slikke.



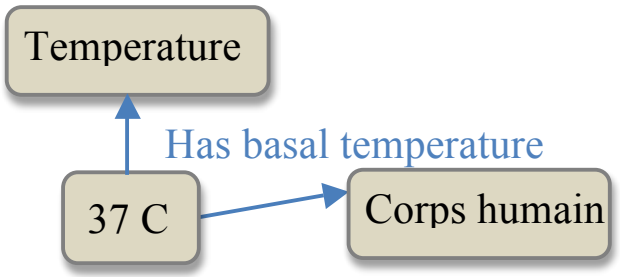
Coordination et marqueur de spécification

… des *combustibles retraités* et autres *déchets technologiques* …



Rôles sémantiques

La température basale usuelle du corps humain est de 37,0 °C.



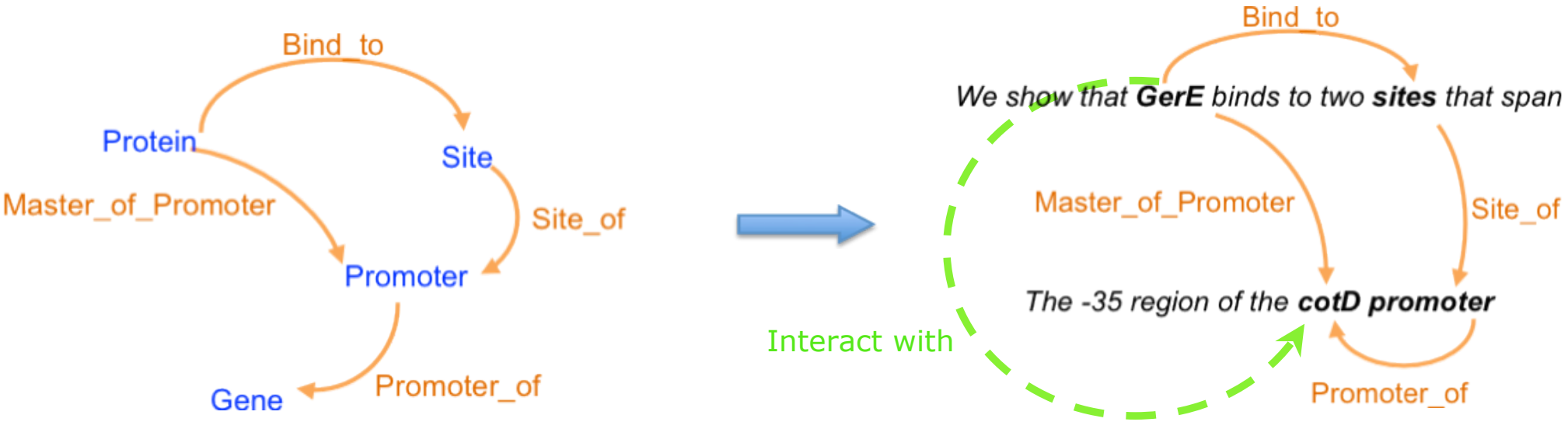
Extraction d'information guidée par la tâche

Extraction d'information

Une même approche pour extraire et formaliser à tous les niveaux de contenu

Guidée par la tâche

Qu'est-ce qui doit être extrait et comment cela s'intègre-t-il dans le modèle existant



[Dubreucq et al., 2014]

Extraction d'information, des objectifs divers

A différents niveaux de connaissance

Des connaissances du texte pour l'acquisition d'ontologie et de modèles de connaissance

Des informations pour la *population* d'ontologie

Des données pour des bases de données

Pour différents services

Moteur de recherche sémantique

Question-réponse

Cartographie thématique

…

Méthodes d'extraction d'information

De façon transversale, des méthodes pour extraire des

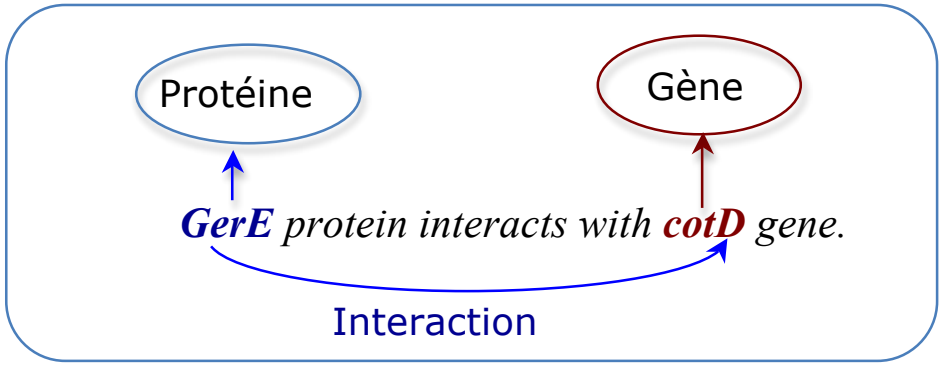
Entités
Nommées ou non
Named entity recognition (NER)

Relations
Relations n-aires entre des entités
Relation Extraction (RE)

Evénements
Relations entre relations et entités

Méthodes d'extraction d'information

Cas simple



Protein : Un nom de 4 lettres, commençant par une majuscule et suivi du mot *protein*, est un nom de protéine

Gene : Un nom de 3 lettres, finissant par une majuscule et suivi du mot *gene*, est un nom de gène

Interact(Protein, Gene) : Si un nom de protéine est sujet du verbe *interact* et qu'un nom de gène est l'objet du verbe, alors la protéine interagit avec le gène

Règles d'extraction basées sur des indices linguistiques

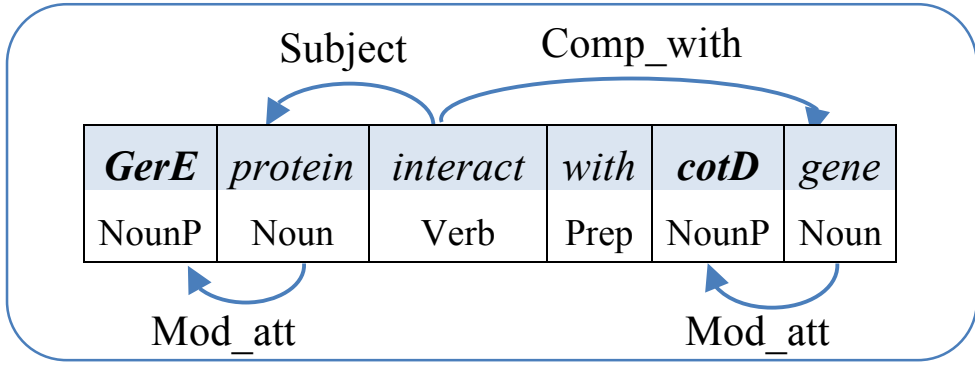
Traitement automatique de la langue naturelle

Analyse profonde pour prendre en compte

- les variations,
- le contexte pour désambiguiser,
- les relations entre les éléments du texte

- **Segmentation** en phrases, en mots, en caractères
- **Lemmatisation** : les mots sous forme canonique
- **Etiquetage** morpho-syntaxique : noms, verbes
- Analyse des **dépendances syntaxiques** :
  sujet de, *objet de*, *adjectif de*

…



Aujourd'hui, de nombreux ***pipelines*** : UIMA, GATE, Alvis, NLTK, CoreNLP
Et **outils** : TreeTagger, Genia tagger, …, Stanford Parser, McClosky, CCG, ... Banner, Cocoa

Apprentissage automatique

Pour généraliser l'extraction quand il n'existe pas de solution "simple".
Apprentissage supervisé à partir d'exemples de la connaissance à extraire (CRF, SWM, ME)
Apprentissage non supervisé regroupe les éléments du texte par similarité (LDA, LSA, …)

Des boites à outil riches et complexes
Weka, MLT, … qu'il faut toujours adapter

La représentation, question centrale
Quelle connaissance apprendre à prédire
A partir de quelles informations du texte et du domaine
Dans quelle représentation

Apprendre à prédire
Beaucoup d'expertise
Tous les cas sont différents
Démarche empirique

Exemple d'extraction d'entités nommées

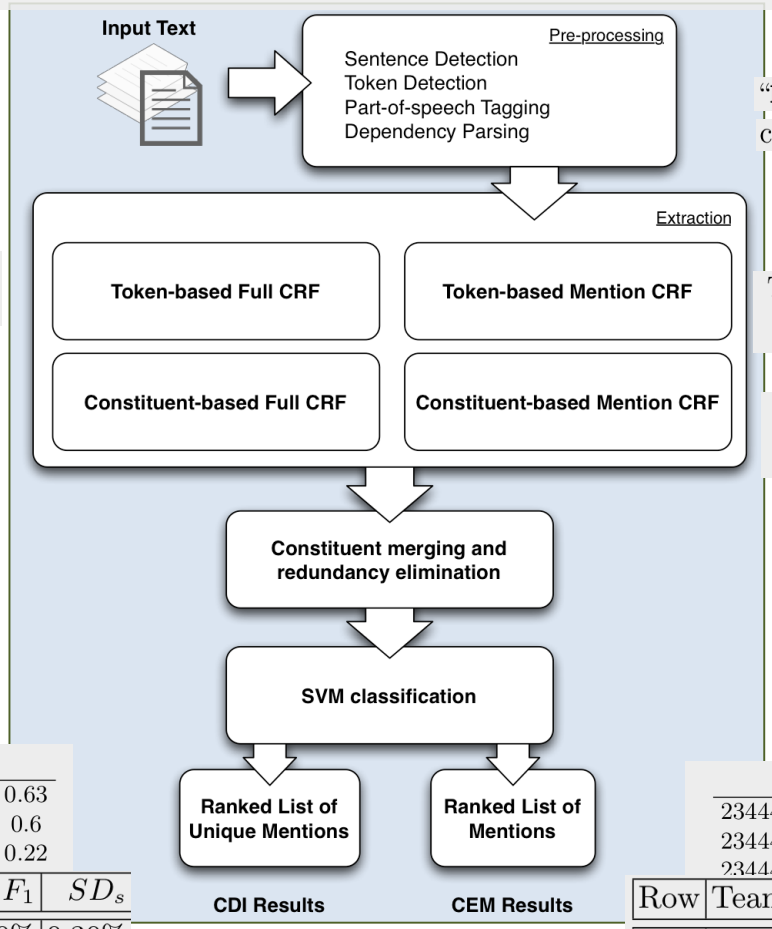
- Abréviation
- Famille
- Formule
- Identifiant
- Multiple
- Systématique
- Trivial
- Pas de classe

BioCreative Challenge, ChemdNER 2013 : médicaments et composés chimiques

The lystabactins are composed of serine (Ser), asparagine (Asn),

bactins are composed of serine (Ser) , asparagine . . .
MILY O O O TRIVIAL O FORMULA O O TRIVIAL . . .

The lystabactins serine Ser asparagine Asn
FAMILY TRIVIAL FORMULA TRIVIAL FORMULA



"DT The NNS lystabactins VBP are VBN
composed IN of NN serine -LRB- (NNP Ser -RRB-)

The lystabactins are composed of serine (Ser)
O M O O O M O M O

The lystabactins serine Ser asparagine Asn two form
M M M M M

CDI results

23444833	serine	1 0.63
23444833	lystabactins	2 0.6
23444833	nonproteinogenic	3 0.22

Row	Team	P	R	F_1	SD_s
A	231	87.02%	89.41%	88.20%	0.30%

CEM results

23444833	A:318:324	1 0.5
23444833	A:289:301	2 0.5
23444833	A:448:464	3 0.5

Row	Team	P	R	F_1	SD_s
A	173	89.09%	85.75%	87.39%	0.37%

[Zitnik & Bajec, 2013]

Exemple de catégorisation riche des entités

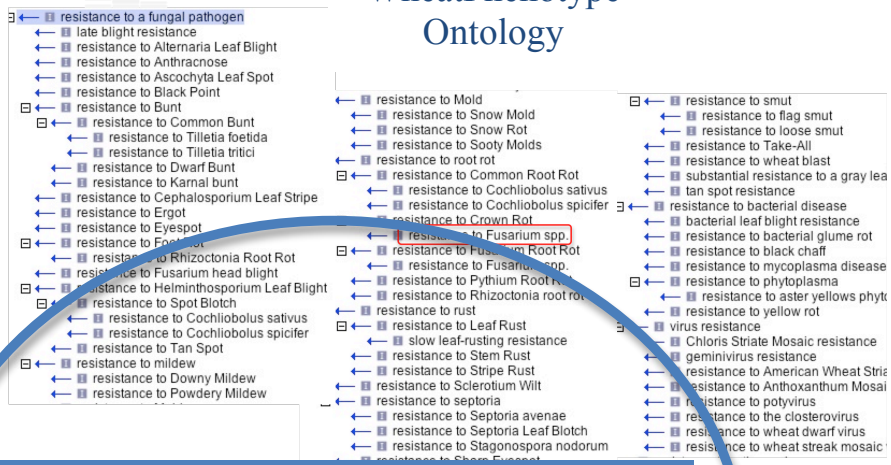
Entités désignées par des termes

Méthodes MetaMap, TaxoMap, ToMap

Participant	Precision	Recall	F1
Irisa-TexMex	48	**72**	57
Boun	59	60	59
LIPN	61	61	61
LIMSI	62	35	44
BioYaTeA+ToMap	**83**	64	**72**

BB sub-task 1

WheatPhenotype Ontology



Normalisation terminologique

Cultivar	Gene	Phenotype		Pathogen
Shangaï 3/CatBird	2DL-gwm265	Type I resistance to Fusarium head blight	Resistant to FHB	Fusarium spp.
Allezy	227	resistant to leaf rust	Resistance to leaf rust	Puccinia recondita
Yitpi	Tsn1	ToxA-sensitive	Toxin sensitive	NA
Jagger	Yr17	high level of stripe rust resistance	Resistant to yellow rust	Puccinia striiformis
Hongyanglazi	PmHYLZ	resistant to Bgt isolate E09	Resistant to Take-All	Gaeumannomyces graminis f. sp. tritici
Solitär	Stb6	resistant to STB in the field	Resistant to STB	Septoria tritici

BD phénotype du blé tendre (FSOV)

[Nedellec et al., 2014]

Catégorisation riche par analyse terminologique

1. Extraction terminologique (BioYateA, Syntex, …)

2. Un terme du texte désigne un phénotype, si sa tête syntaxique (mot principal) est égale à la tête d'un terme de l'ontologie *WheatPhenotypes*

[[*Type I resistance] to [Fusarium head blight*]] → resistance to Fusarium head blight = resistance to FHB

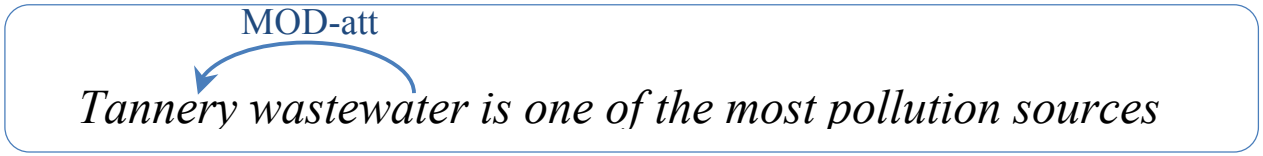
3. Un terme du texte désigne un phénotype si

- Sa tête appartient à la liste des têtes ambigües, définie préalablement (*number, level, plant, size, time, index*)
- Et que la tête de son sous-terme est une tête d'un terme de l'ontologie *WheatPhenotypes*

[[*high level] of [stripe rust resistance*]] → stripe rust resistant = resistant to yellow rust

Exemple, extraction de synonymes par sémantique distributionnelle

Former des classes sémantiques par *clustering* à partir de cooccurrences syntaxiques

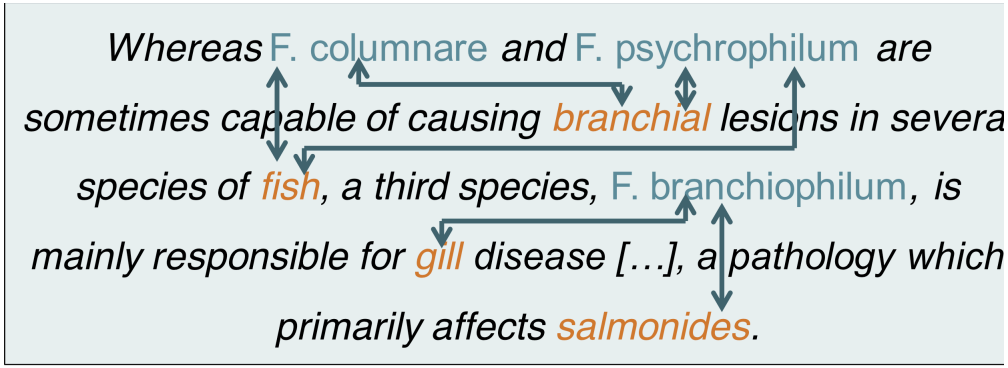


	waste	wastewater	sludge	effluent	site	estate
pesticide plant			x			
refinery			x			
olive-mill industry			x			
soda ash industry			x	x		
silk industry		x				
antibiotic production		x				
sugarcane industry		x				
oxytetracycline production		x				
pulpmill		x		x		
tannery	x	x		x		
slaughter house	x	x	x			
distillery	x	x	x	x		
industrial	x	x	x	x	x	x
oilfield			x			
oil			x			
municipal sewage			x			
fish pond			x			
animal	x					
swine	x					

Exemple : extraction de relations par apprentissage

Complexité de l'extraction de relation, fonction de

- La variabilité des expressions
- De la localisation de l'information (inter-phrases)
- Du nombre d'entités candidates



Posé comme un problème de **classification supervisée**

(F.columnare, branchial) (+)
(F. psychrophilum, branchial) (+)
(F. columnare, fish) (+)
…

(F. columnare, gill) (-)
(F. branchiophilum, fish) (-)
(F. columnare, salmonides) (-)
…

Team	Precision	Recall	F-measure
TEES-2.1	**82**	28	42
IRISA-TexMex	36	46	36
Boun	38	21	27
LIMSI	19	4	6
SPGAK-adapt	*51.5*	***70.0***	***59.3***

[Bossy et al., 2013]
[Ratkovic, 2014]

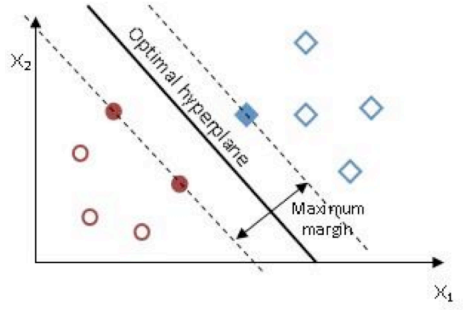
Méthode de classification supervisée pour l'extraction de relations

Classification
Support Vector Machine (SVM)

Représentation des exemples
Chemin syntaxique entre les candidats

Exemple d'apprentissage
Annotés manuellement (Brat, AlvisAE)

Similarité entre exemples
Optimisation globale de l'alignement



The type strain of B. garinii *was isolated from* Ixodes ricinus *in France.*

prep **pobj** **subj** **prep** **pobj**
B. garinii ← of ← strain ← isolated → from → *Ixodes ricinus*

C. coli *is usually isolated from* pigs*, environmental surface water.*

B. garinii	**prep**	of	**pobj**	strain	**subj**	isolated	**prep**	from	**pobj**	*Ixodes ricinus*
C. coli					**subj**	isolated	**prep**	from	**pobj**	*pigs*
0	GP	GP	GP	GP	1	1	1	1	1	0

* GP=gap penalty

[Ratkovic et al., 2013]

Construire une application

Importance de la conception

Conception du *pipeline* : pour chaque application, une analyse et une conception différente
Choix des données (corpus, ressources existante), paramètres
Compétences en IC, TAL, ML, SI

Pour un problème "classique" où le pipeline est connu

Choix des outils, paramétrage, intégration
Part d'imprévisibilité du texte

Pour un problème nouveau

Importance de l'analyse des besoins en fonction de la faisabilité, maquettes, itérations

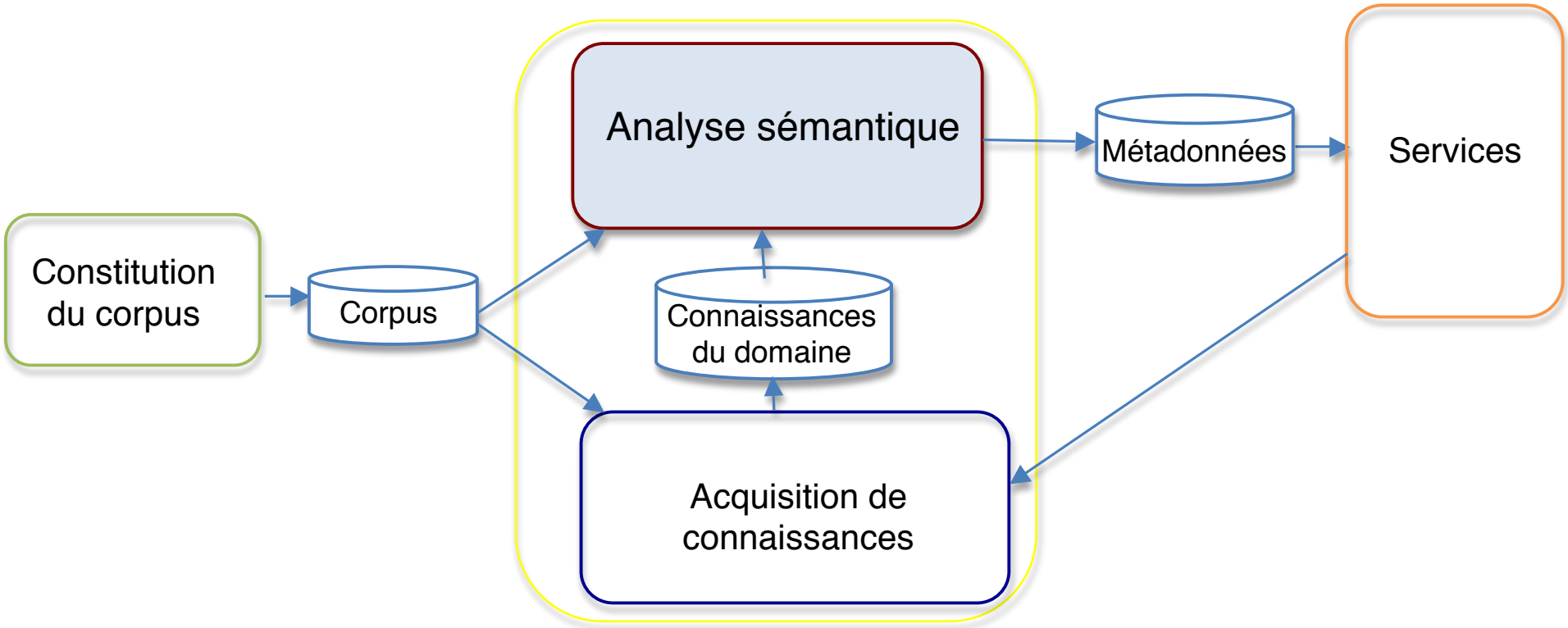
Ingénierie des connaissances

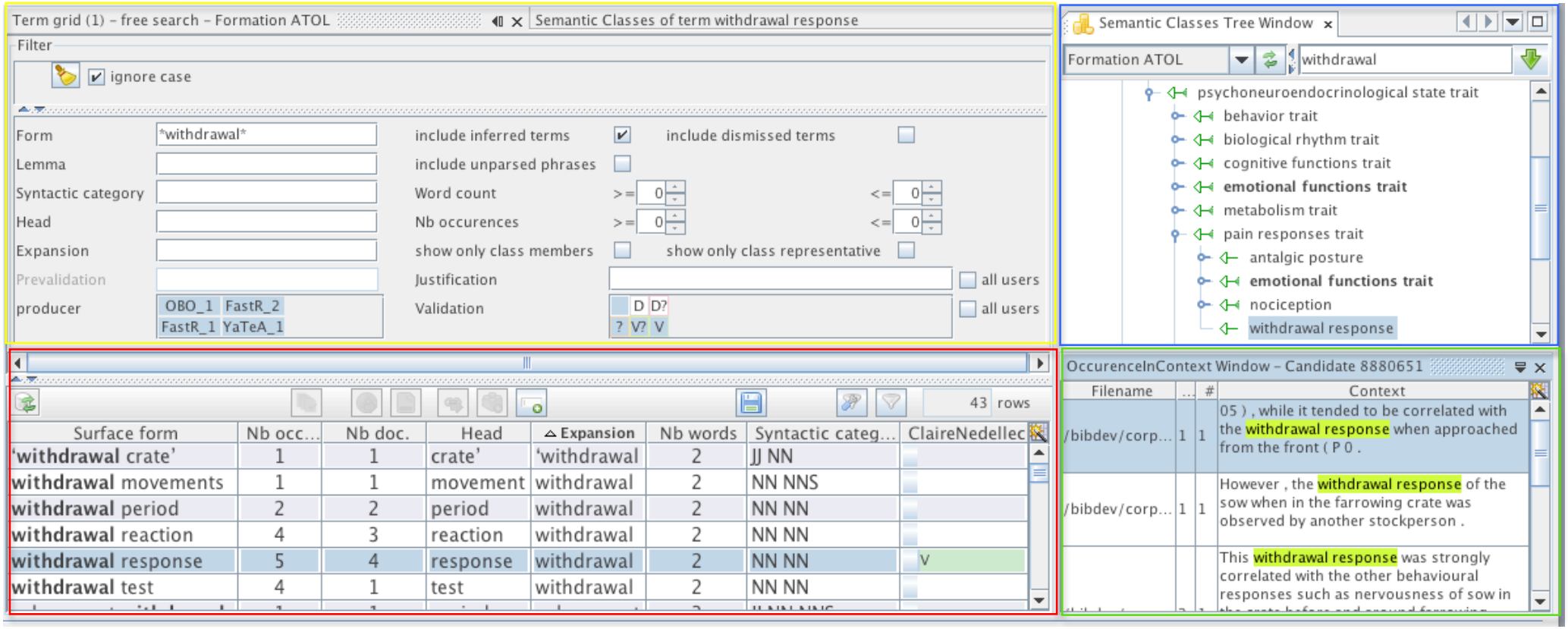
Contrôle, validation interprétation, intégration des résultats

Besoin d'interfaces homme-machine adaptées

Editeur d'annotation, éditeur de terminologie, éditeur d'ontologie, cartographie

Architecture d'analyse sémantique de texte





Interface TyDI

[Golik et al., 2010]

Conclusion

Open Data

Diversité des sources, besoin critique de référentiel : modèle de connaissance

Normalisation, mais aussi raisonnement

Besoin de modèles riches dans des langages de représentation expressifs

Extraction d'information

Méthodes pour construire automatiquement des référentiels spécialisés *et* produire des données

Associe automatiquement le texte au référentiel

Aligne les labels des modèles

Perspectives

Représentations plus riches pour l'extraction d'information

- Relations n-aires
- Appariement m-n texte / concept
- …

Meilleure intégration des démarches d'EI et de modélisation des connaissances, raisonnement

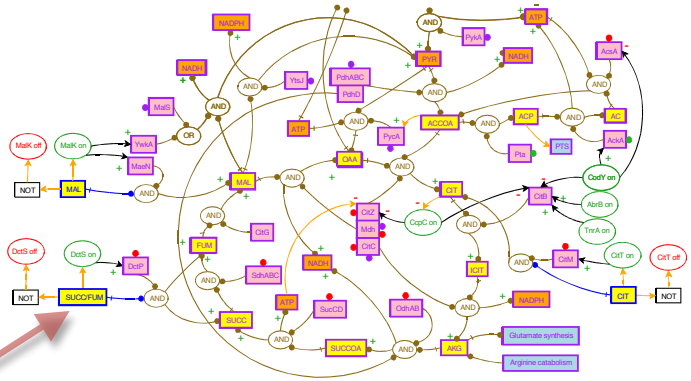
Modélisation de connaissances à partir de sources hétérogènes

Définir les rôles des modèles, leur représentation et leur articulation

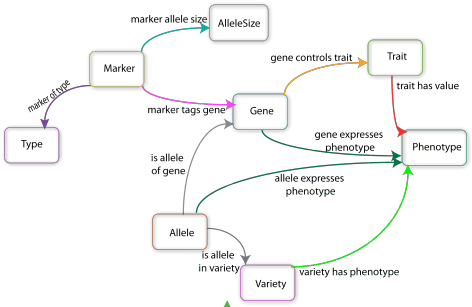
Caractériser les sources de connaissance (quoi, avec quelle qualité)

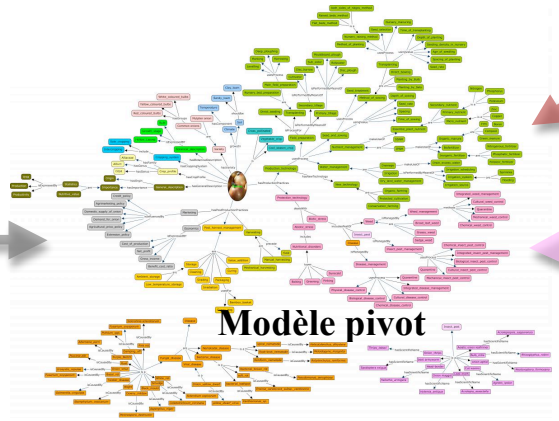
Identifier les redondances et les complémentarités

Modèle dynamique



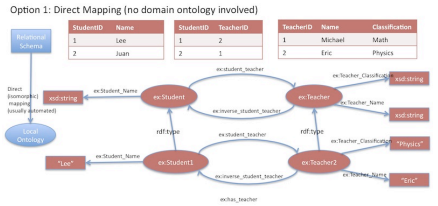
Modèle de connaissances du texte



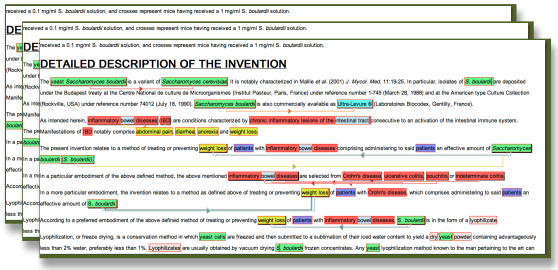


Modèle pivot

Modèle de données



Texte

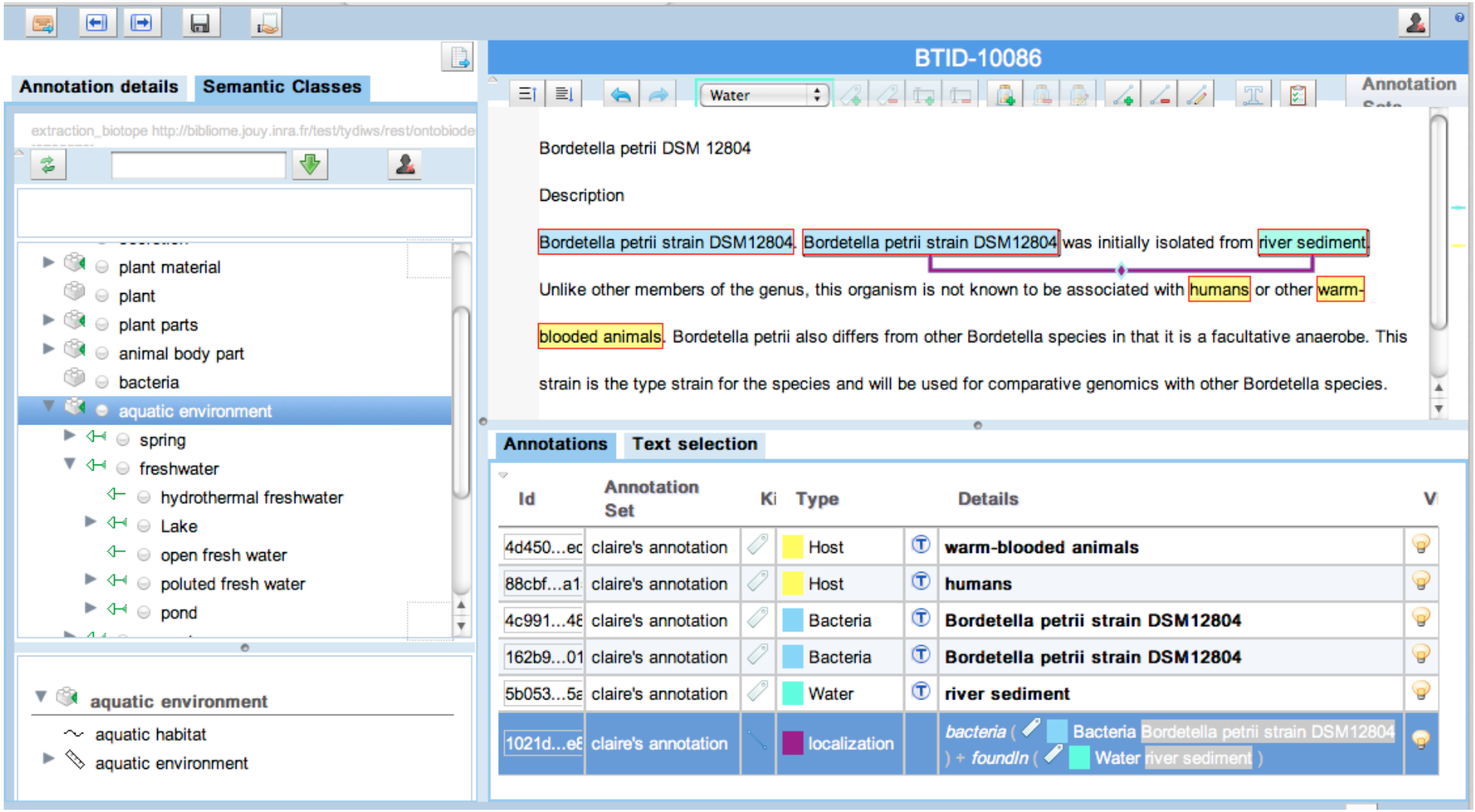


Données

Country	Unique Audience (000)	Time per Person (hh:mm:ss)
United States	142,052	6:09:13
Japan	46,558	2:50:21
Brazil	31,345	4:33:10
United Kingdom	29,129	6:07:54
Germany	28,057	4:11:45
France	26,786	4:04:39
Spain	19,456	5:30:55
Italy	18,256	6:00:07
Australia	9,895	6:52:28
Switzerland	2,451	3:54:34

Source: The Nielsen Company

Exemple d'éditeur d'annotation sémantique, AlvisAE



Identification des termes du texte par BioYaTeA

Clostridium acetobutylicum

Ecology

While the type strain of *C. acetobutylicum* was isolated from soil, *C. acetobutylicum* is ubiquitous. It has been found in lake sediment, well water, and clam gut. In addition, it has been recorded in a number of different feces specimens, including human, bovine, and canine feces. A search of the literature reveals that pathogenic or symbiotic relationships are not documented. [MicrobeWiki]

- Groupes nominaux ou adjectivaux (en jaune) entre les frontières prédéfinies (en rouge)
- Sous-termes extraits récursivement en fonction de leurs occurrences dans les textes
- Filtrés automatiquement sur des critères linguistiques

Exemple : in a *number of [different [feces [specimens]]]*, including

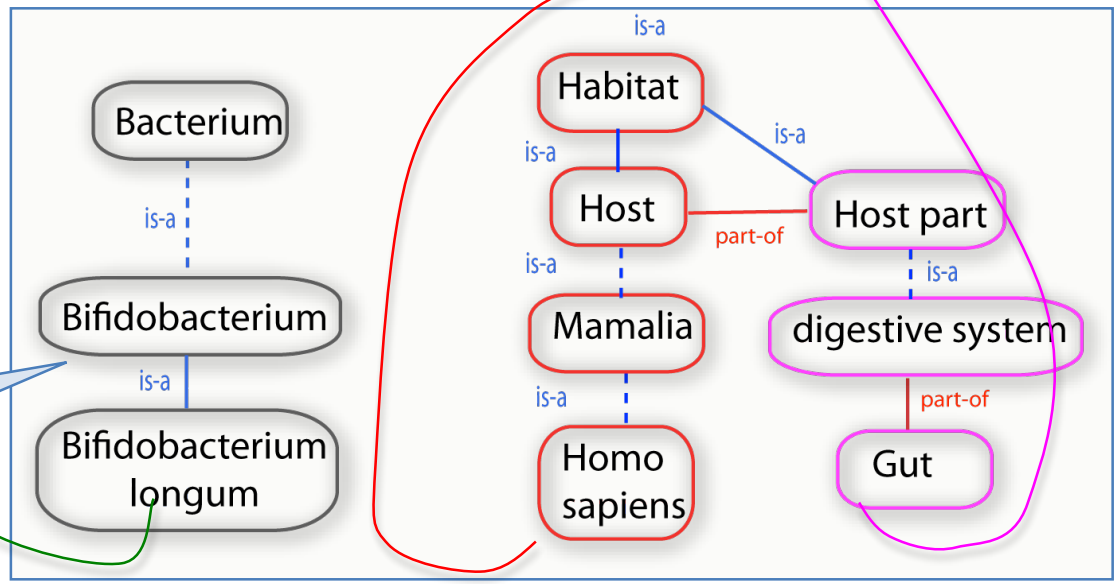
⇒ *feces specimen*, *feces*, *specimen*

Annotation sémantique de base de données

Acc. num	Length	Organism	Taxid	Pubmed	Isolation source
GQ380695	1398	Bifidobacterium longum	216816	19701668	Human intestinal microflora

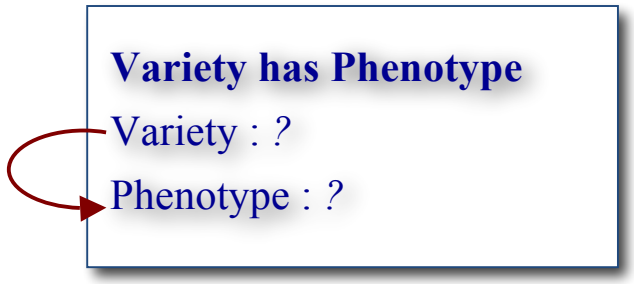
Entrée GenBank

Ontologie des habitats microbiens

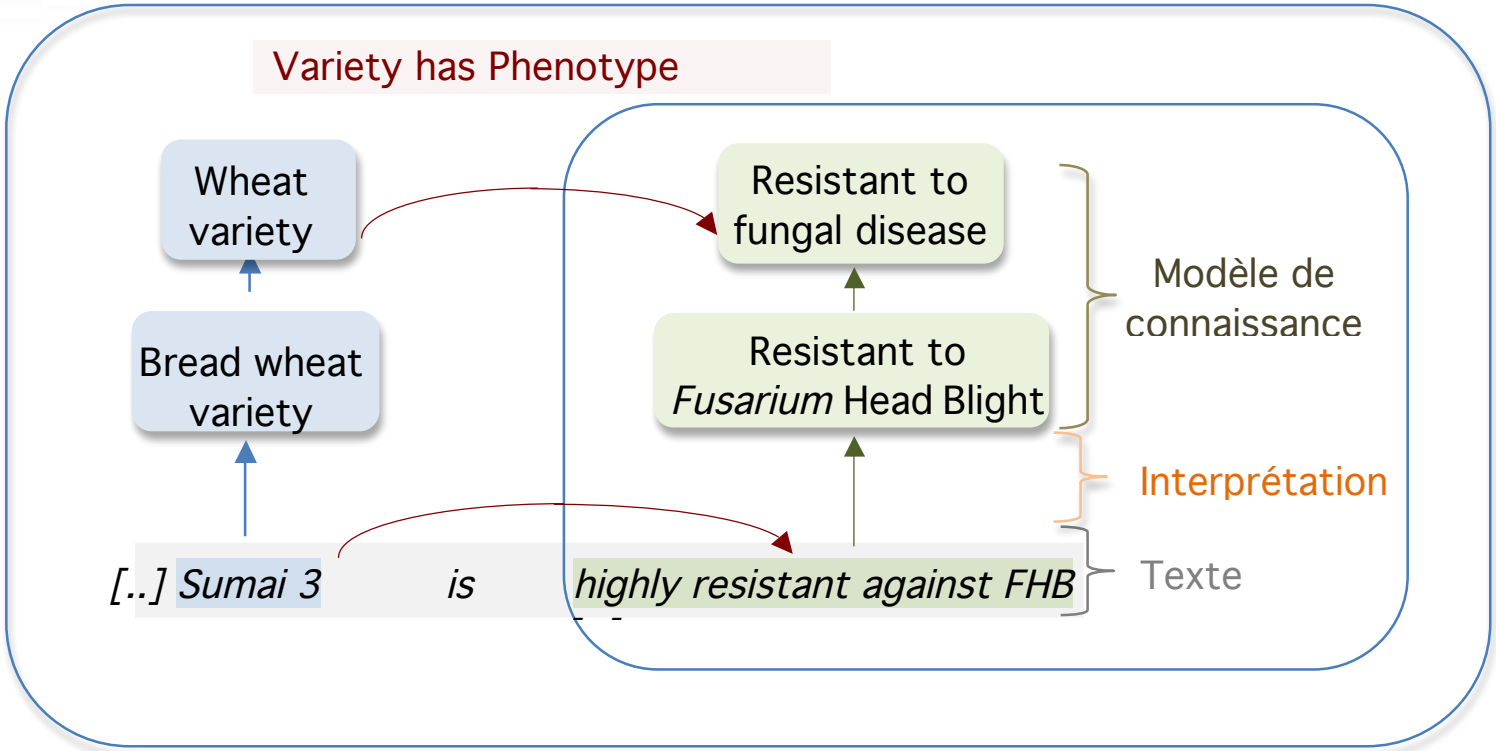


Reconnaissance des événements dans le texte

Evénements prédéfinis composés d'**entités** reliées par des **relations** orientés et typées



1. Identification et normalisation des entités du texte par des concepts
2. Analyse des dépendances syntaxiques entre les entités et extraction des relations



Variety has Phenotype

Variety : *Sumai 3*

Phenotype : *highly resistant against FHB*