Génération automatique de texte (NLG)
État de la recherche et des applications

Serge Bibauw

Chercheur en linguistique appliquée

Centre de traitement automatique du langage

Université catholique de Louvain

Audaxis Autumn Talk

Bruxelles, 10 octobre 2017

CENTAL
centre de traitement automatique du langage

UCL
Université catholique de Louvain

Quel est le point commun entre…

millions évènements mineurs

↓

intérêt local et immédiat

↑

Accident sur le ring du Bruxelles : 20 min entre…

Tre… de terre de magnitude 3 à Spa

Le RFC Tournai victorieux face au Stade Brainois

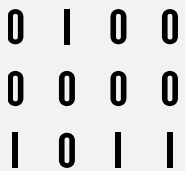
matchs de football

embouteillages

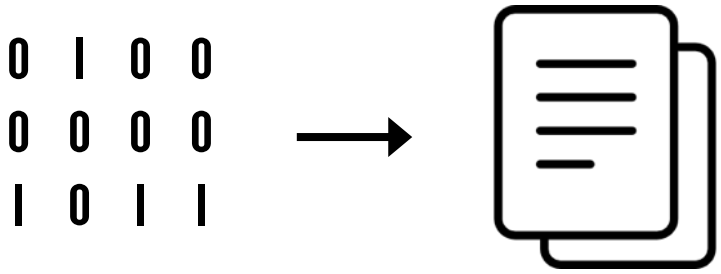
tremblements de terre

perturbations dans les transports en commun

mouvements boursiers



Génération automatique de texte (NLG)



data-to-**text**

Génération automatique de texte (NLG)

text-to-**text**

data-to-**text**

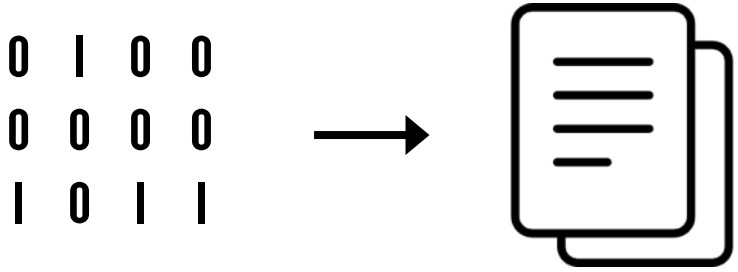
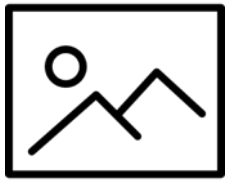


image-to-**text**



Génération automatique de texte (NLG)

text-to-**text**

data-to-**text**

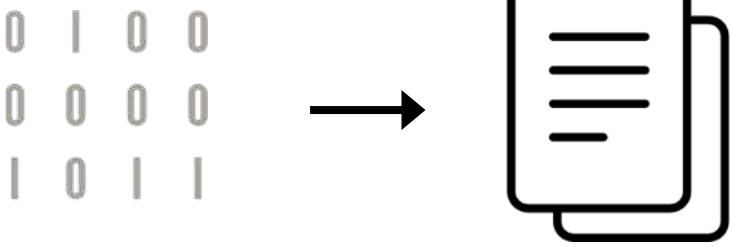
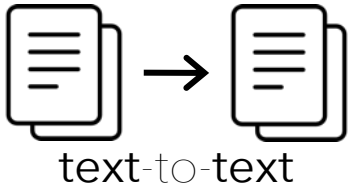


image-to-**text**

Génération automatique à partir d'autres documents



Fusion et **synthèse** de documents
Clarke & Lapata, 2010

Simplification automatique
Siddharthan, 2014; Macdonald & Siddharthan, 2016

Génération de **questions**
Brown et al., 2005; Rus et al., 2010

Génération de **réponses**
dans un système de dialogue (chatbot)
Rieser & Lemon, 2009; Serban et al., 2015

Génération automatique de texte (NLG)

text-to-text

data-to-text

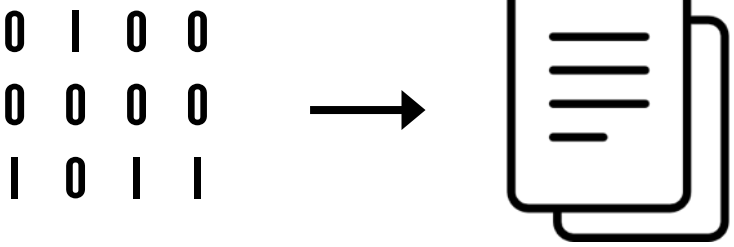
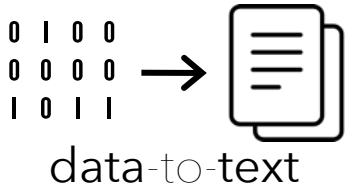


image-to-text

Génération automatique de rapports et dépêches



Dépêches **météo**

FoG (Goldberg et al., 1994)

Weather reports for offshore platform (Reiter et al., 2005)

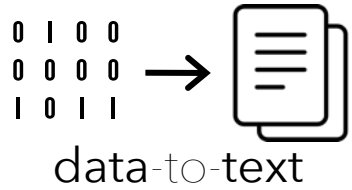
Mouvements **financiers**

Narrative Science pour *Forbes*

Descriptions d'**entreprises**

FactSet Yseop

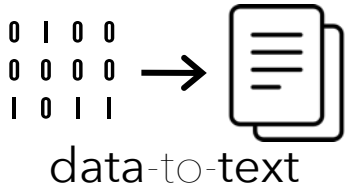
Génération automatique de dépêches sportives



IBM Slamtracker : Wimbledon

SPORTIC (UCL/CENTAL, Acapela, ACIC SA) : compte-rendu sportif automatique (basket)

Génération automatique à partir de données de senseurs



Suivi de **migrations d'oiseaux**
Siddharthan et al., 2013

Déplacements de **bateaux**
Molina et al., 2011

Systèmes de contrôle des **eaux**
Molina et al., 2011

Informations **cliniques** pour le suivi de patients
Hüske-Kraus, 2003; Harris, 2008; Portet et al., 2009; Gatt et al., 2009; Banaee et al., 2013

Monitoring de plateformes **industrielles**
Sripada et al., 2003; Yu et al., 2006

...

Génération automatique de texte (NLG)

text-to-**text**

data-to-**text**

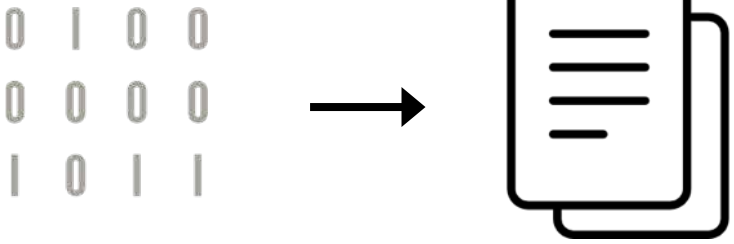
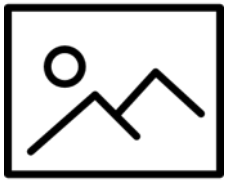
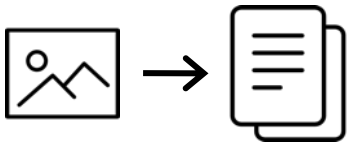


image-to-**text**



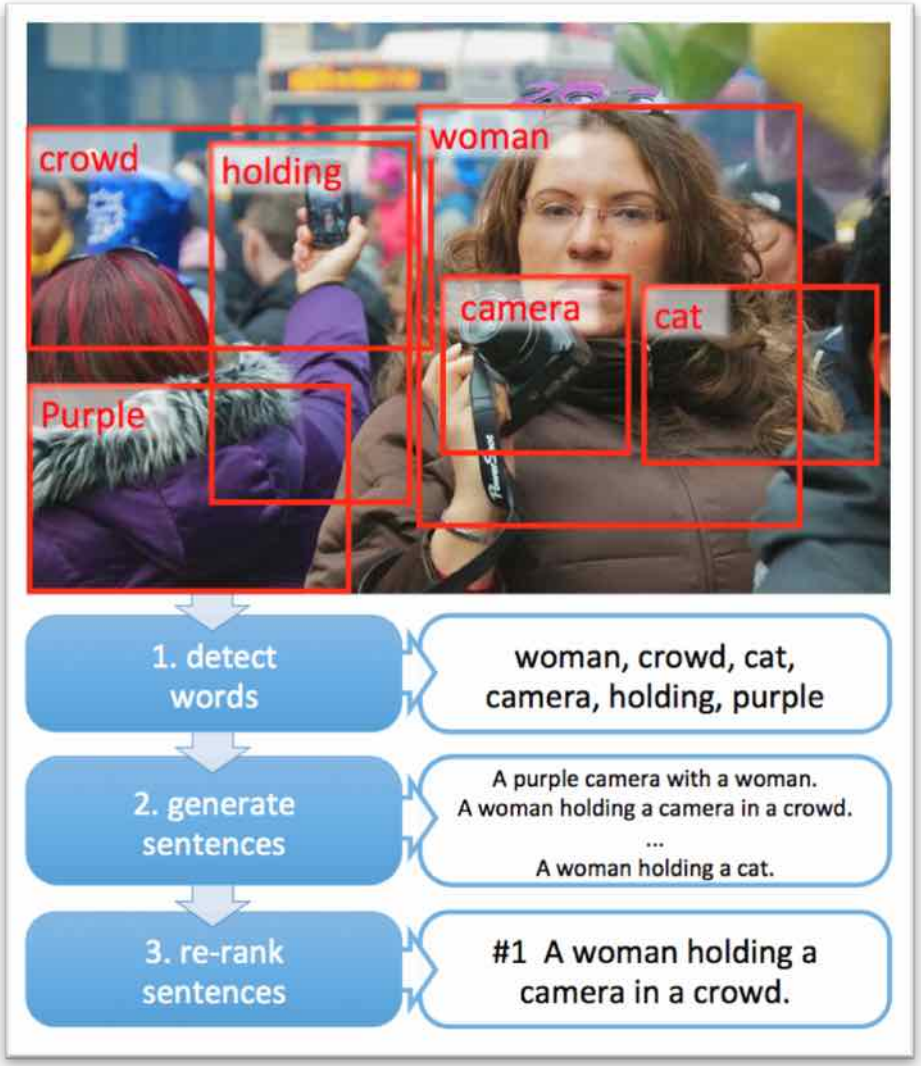
Génération automatique à partir d'images



Génération automatique de **légendes**

Platt, 2014 [Microsoft Cortana]

Description automatique d'images pour **non-voyants**



Génération automatique de texte (NLG)

text-to-**text**

data-to-**text**

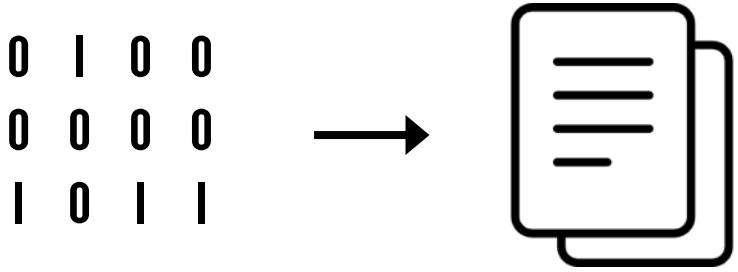
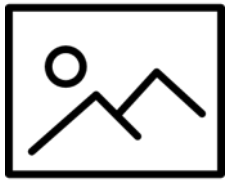
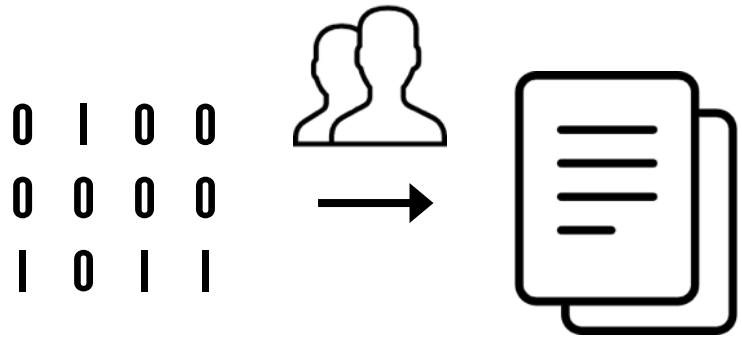


image-to-**text**

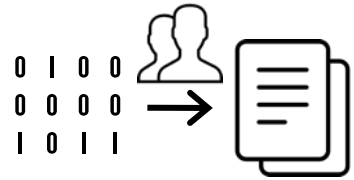


Génération automatique de texte (NLG)

adaptation
à l'utilisateur

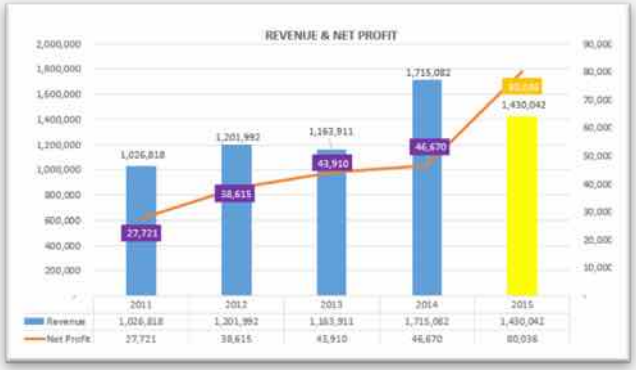


Adaptation visant l'accessibilité



Description de **graphes** et de **schémas** pour non-voyants

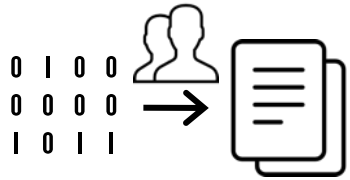
iGraph-Lite



→

The line graph has the title "operating profits up slightly in second quarter". Quarterly values from 1996 to 2006 are shown. The values are given in billions of dollars. The lowest yearly values occurred in the second quarter of 1996 (26.7 billion dollars), and the highest values in the fourth quarter of 2005 (57.6 billion dollars).

Adaptation
au niveau de compétence



Simplification automatique de texte

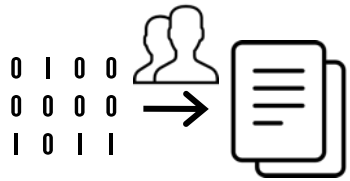
Analyse de **lisibilité**

aMesure
(T. François, UCL/CENTAL)

dMesure → pour non-natifs
(T. François, UCL/CENTAL)

Vocabulaire plus ou moins précis selon le niveau de **spécialisation** du lecteur.

Adaptation aux sensibilités

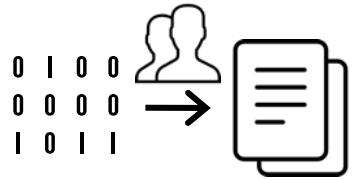


Adaptation aux **sensibilités politiques** ou aux profils **psychologiques** pour mieux convaincre ou être plus accessible

Description d'un match selon la **perspective des fans** de chaque équipe

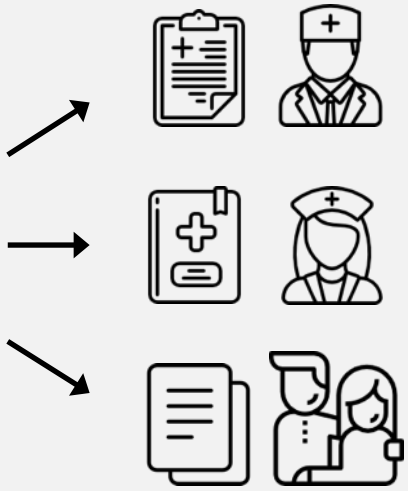
> « Anderlecht donne une leçon de football aux Liégeois » VS. « Le Standard redouble de malchance face aux mauves »

Adaptation
aux intérêts et besoins



Aller à l'essentiel vs. Dans les détails
selon le profil du lecteur

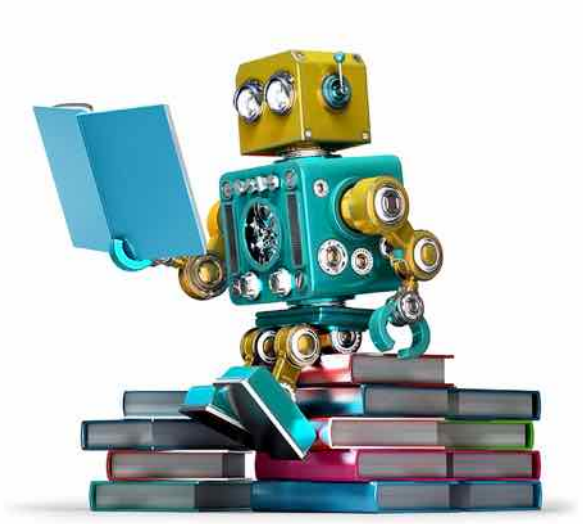
BabyTalk : suivi clinique de prématurés ; rapports différents pour médecins, infirmières et parents
(Mahamood & Reiter, 2011)



Currently, the baby is on CPAP in 27% O2. CPAP pressure is 4.4 cms H2O. SaO2 is variable within the acceptable range and there have been

Since last week, his inspired Oxygen (FiO2) was lowered from 56% to 21% (which is the same as normal air). This is a positive development for your child.

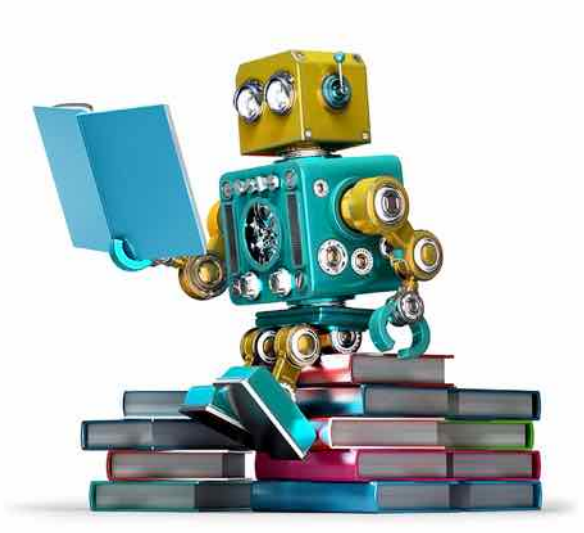
Génération automatique de texte (NLG)
Approches du problème



Structuration modulaire classique
Rule-based, pipeline

Vers des approches probabilistes
Data-driven, machine learning, deep learning

Génération automatique de texte (NLG)
Approches du problème



Structuration modulaire classique
Rule-based, pipeline

Vers des approches probabilistes
Data-driven, machine learning, deep learning

Approche modulaire classique
NLG pipeline

Approche modulaire classique

Text planner (Que dire ?)

Abstraction et interprétation des données
Détermination du contenu

Sélection des informations pertinentes
Structuration du texte

Détermination de la structure du message

Approche modulaire classique

Sentence planner (Comment le dire ?)

Agrégation des phrases

Lexicalisation

Mise de mots sur les "idées" à exprimer

Génération des expressions référentielles

Pour les expressions faisant référence à des éléments-clés ou récurrents du message, choix de termes fixes et discriminants

Approche modulaire classique

Surface realizer (En faire des phrases)

Templates

$joueur a marqué pour $equipe à la $minute-cardinal minute.

Grammaires 'artisanales'

Plus flexible, mais très complexe à construire

S → NP VP
NP → D N
VP → V NP

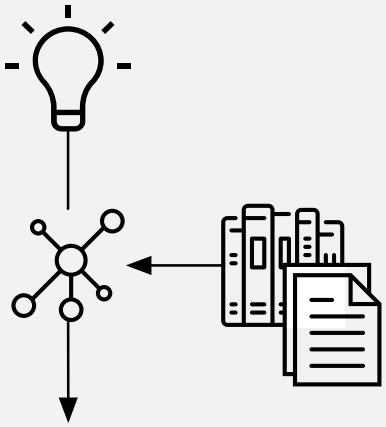
↓

"Le Anderlecht bat par Standard 3-0"
"Anderlecht bat le Standard par 3-0"

Approches probabilistes (sur corpus)

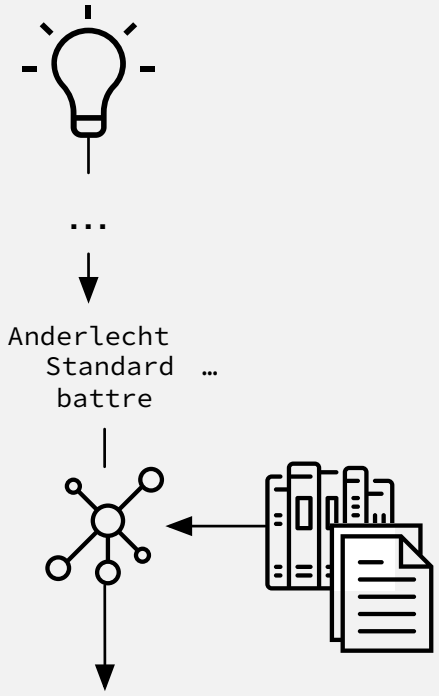
Data-driven, statistical, machine learning

Approche modulaire classique
Réalisation linguistique probabiliste



“Anderlecht bat le Standard par 3-0”

end-to-end model

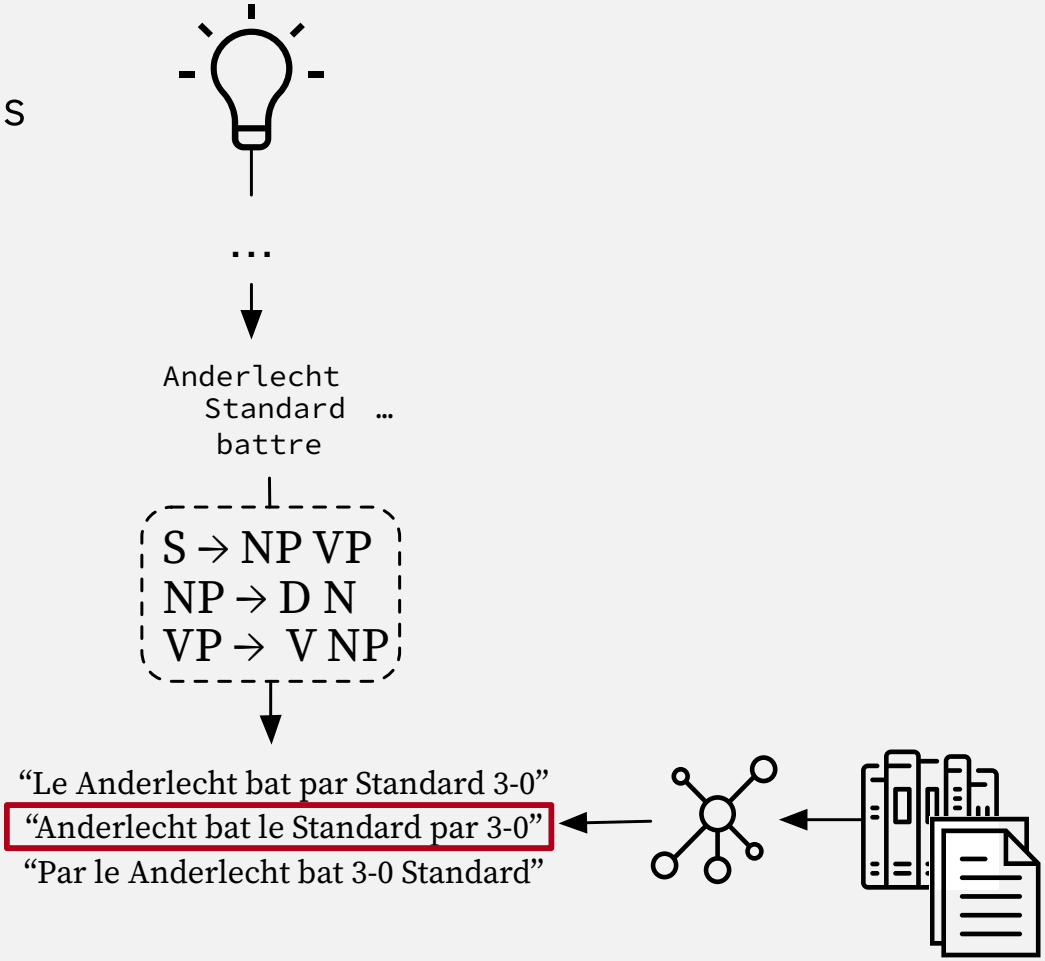


“Anderlecht bat le Standard par 3-0”

realizer model

Approche modulaire classique
Réalisation linguistique probabiliste

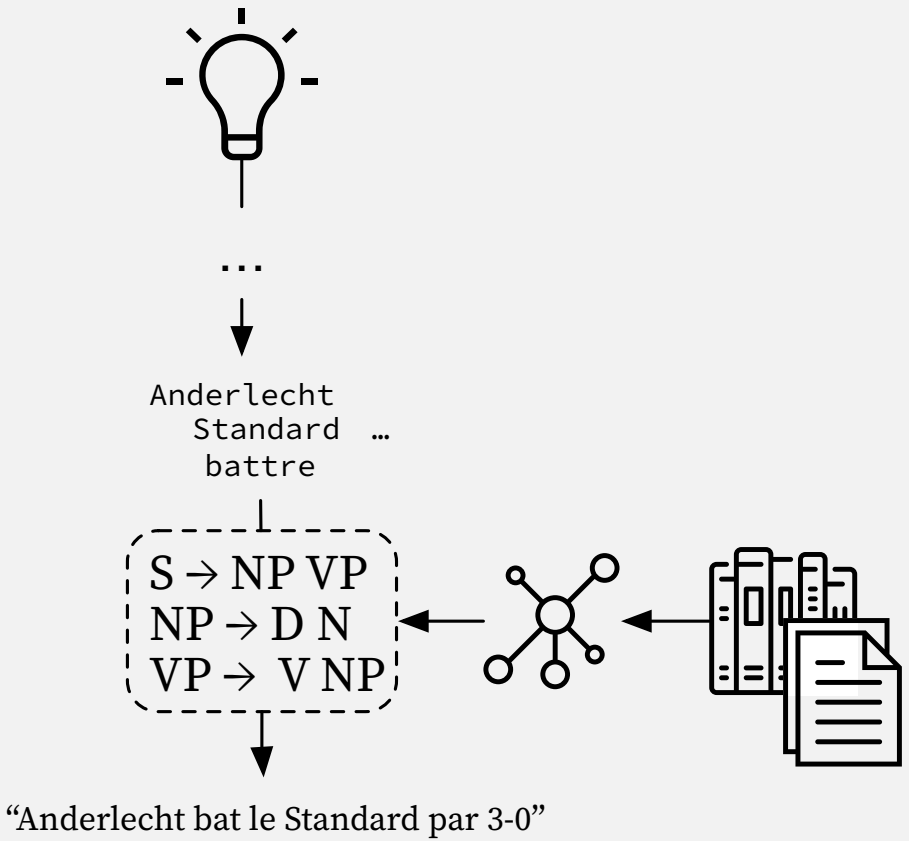
Génération 'artisanale' de candidats et **classement** des candidats sur corpus



Approche modulaire classique
Réalisation linguistique probabiliste

Génération 'artisanale' de candidats et **classement** des candidats sur corpus

Génération 'artisanale' opérant des choix sur base d'un **apprentissage sur corpus**

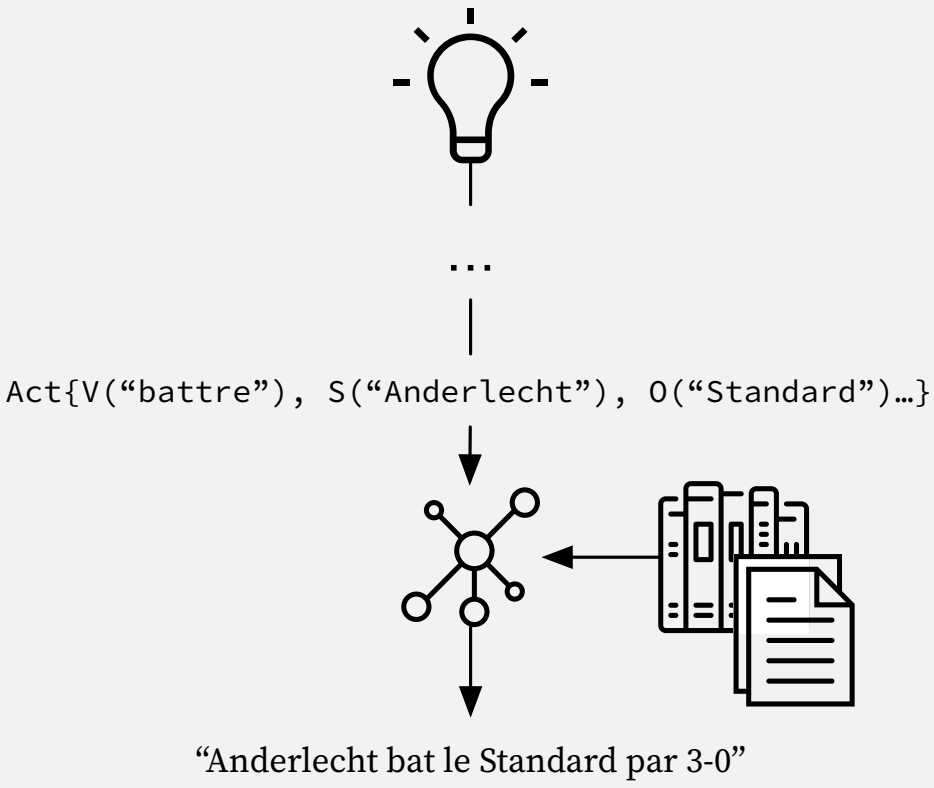


Approche modulaire classique
Réalisation linguistique probabiliste

Génération 'artisanale' de candidats et **classement** des candidats sur corpus

Génération 'artisanale' opérant des choix sur base d'un **apprentissage sur corpus**

Génération statistique (sur corpus) à partir d'un **formalisme grammatical**



Approche modulaire classique
Réalisation linguistique probabiliste

Génération 'artisanale' de candidats et **classement** des candidats sur corpus

Génération 'artisanale' opérant des choix sur base d'un **apprentissage sur corpus**

Génération statistique (sur corpus) à partir d'un **formalisme grammatical**

Combinatory Categorial Grammar (CCG)
Steedman, 2000

Head-Driven Phrase Structure Grammar (HPSG)
Nakanishi et al., 2005; Carroll & Oepen, 2005

Lexical-Functional Grammar (LFG)
Cahill & Josef, 2006

Tree Adjoining Grammar (TAG)
Gardent & Narayan, 2015

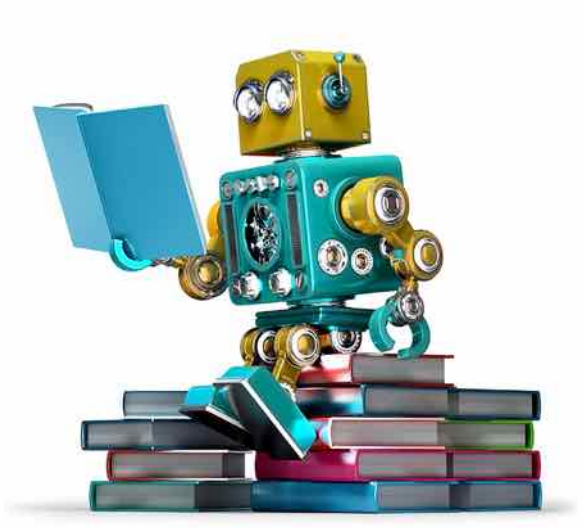
Approche modulaire classique
Limites

Étapes non cloisonnées,
ou structurées différemment

Informations non disponibles avant la réalisation, mais nécessaires pour mieux informer les étapes précédentes
(ex : contrainte de longueur du texte)

→ Tendances à intégrer les différentes étapes

Génération automatique de texte (NLG)
Approches du problème



Structuration modulaire classique
Rule-based, pipeline

Vers des approches probabilistes
Data-driven, machine learning, deep learning

Approches probabilistes

Tendance générale (TAL, IA…): *data-driven approaches, big data, machine learning, deep learning…*

Entrainer un **modèle statistique**/probabiliste à associer un **input** à un **output** sur base d'un **corpus** (où les inputs et outputs sont déjà associés)

- Au niveau d'une **sous-tâche** (réalisation…) ou pour l'ensemble de la génération ("***end-to-end***")
- Résultats les plus convaincants obtenus sur base de corpus gigantesques (*big data*) et avec des réseaux de neurones complexes (*deep learning, neural networks*)

Approches probabilistes
Obtention des données d'entrainement

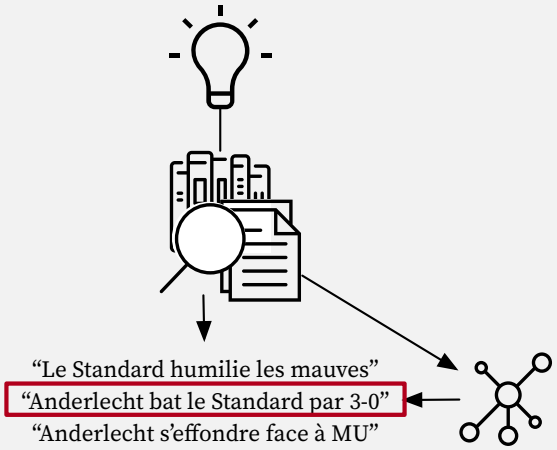
Besoin d'énormément de données **annotées** !
(millions de correspondances I⇢O)

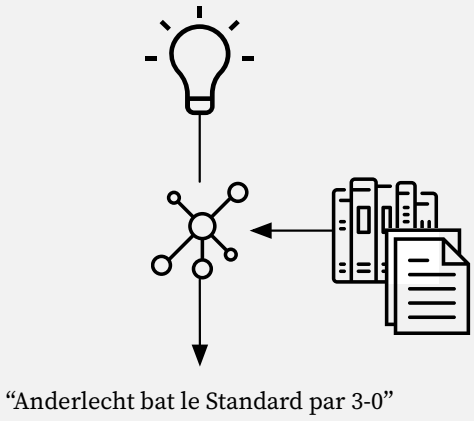
Données "end-to-end" **disponibles** pour certains **domaines** du NLG

- **Sport** : statistiques de matchs ⇔ résumés de matchs
- **Finance** : statistiques boursières ⇔ dépêches financières
- **Image-to-text** : photo ⇔ légende
- **Météo** : données brutes météorologiques ⇔ annonces météos

Possible aussi d'utiliser le **crowdsourcing** pour annoter des grandes quantités de données existantes

Approches probabilistes
Retrieval vs. *Generative*





Approche 'retrieval': récupération d'exemples existants du corpus d'entrainement, puis classement et sélection de la meilleure proposition

- − seulement si nouveaux cas peuvent être décrits avec des phrases existantes
- \+ plus fiable

Approche générative: apprentissage des règles de construction de phrases et recréation d'une nouvelle phrase.

- \+ plus flexible, s'adapte à de nouveaux cas
- − moins fiable : phrases agrammaticales...

Approches probabilistes
Deep learning

Majoritairement **text-to-text** (e.a. sequence-to-sequence)

- notamment pour systèmes de dialogue, traduction automatique...

Quelques exemples de **data-to-text**

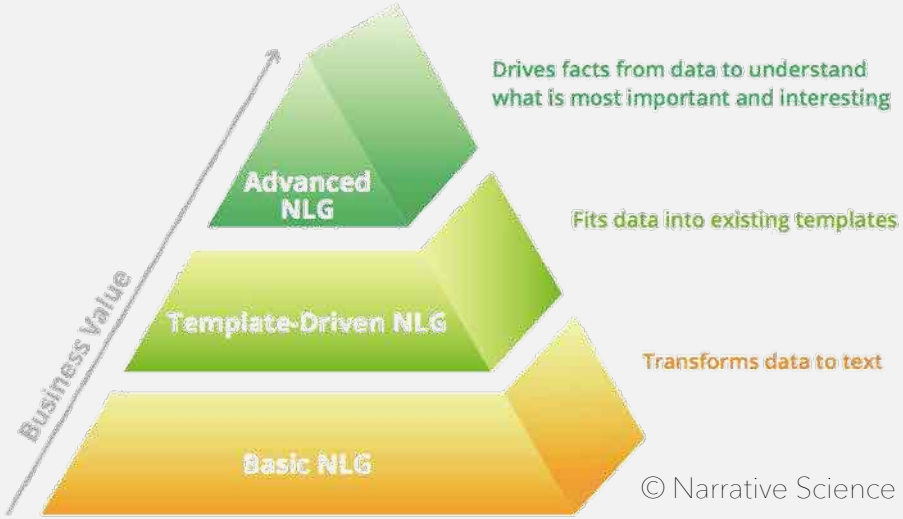
- Long short-term memory (LSTM)
  sur données météo
  Mei et al., 2016

Seulement pour objectifs de recherche,
pas en production

Approches probabilistes
Mais dans les applications finales...

Reste majoritairement sur des approches par **règles**, plus fiables

Revendications « avancées », « data-driven », « machine learning » des outils existants ?



⇢ IA oui, mais pour l'**interprétation / sélection / adaptation des données**, pas pour la réalisation linguistique

Génération automatique de texte (NLG)

En résumé…

Approches **probabilistes** prometteuses mais inutilisables en production

Trop d'erreurs, trop peu de contrôle

Techniques de *machine learning* (IA)

✔ pour la préparation des données

sélection, interprétation, adaptation

✘ pour la génération linguistique

→ Réalisation linguistique par *templating*

Applications novatrices de **personnalisation/adaptation** de l'information à l'utilisateur

```
NLGElement action = nlgFact.createVerbPhrase("remercier");
action.setSubject(nlgFact.createNounPhrase("je"));
action.setObject(nlgFact.createNounPhrase("vous"));
action.addComplement(nlgFact.createPrepositionPhrase("pour votre attention");

String output = realiser.realiseSentence(action);
System.out.println(output);
```

je vous remercie pour votre attention

Serge Bibauw
serge.bibauw@uclouvain.be

Téléchargez cette présentation sur
http://sbibauw.github.io/talk/audaxis

Images © Alexander Bedrin; SPORTIC/ACIC SA, Redshift/ Jeff Walsh, Microsoft Cortana
Icones © Elias Bikbulatov, Smashicons, Freepik, Flaticon

UCL Université catholique de Louvain

CENTAL centre de traitement automatique du langage

Références

- Gatt & Krahmer, 2017: *Survey of the state of the art in natural language generation*
- Reiter & Dale, 2000: *Building natural language generation systems*
- Arria NLG, *Technical Overview The Arria NLG Engine* (2015)
- Narrative Science, *The Automated Analyst: Transforming Data into Stories with Advanced Natural Language Generation*
- Marr, Bernard (2015). Can Big Data Algorithms Tell Better Stories Than Humans? in *Forbes*