

Reconnaissance d'écriture manuscrite

cours M2 ATAL

Adeline GRANET :
adeline.granet@gmail.com

23 novembre 2020



Qui suis-je ?

- Master recherche ATAL (2013-2015)
- Stage de fin d'étude : création d'un prototype de chatbot pour la Maif (2015)
- Thèse à l'Univ. Nantes : "Extraction d'information sur des documents anciens" dirigée par Emmanuel Morin, et encadrée par Solen Quiniou et Harold Mouchère => soutenue le 12 décembre 2018
- Aujourd'hui : Peevee (jointventure entre Manpower-Experis et Verteego) : création d'un chatbot pour faire du support IT (incluant du machine learning)

Contexte applicatif

Contexte ?


Contexte applicatif

Contexte :

- analyse automatique des chèques
- la reconnaissance automatique des adresses postales
- la classification des demandes administratives → adresser une requête au bon service
- classification, organisation du patrimoine ⇒ démarche d'humanité numérique

Contexte applicatif

Contexte :

- 
- analyse automatique des chèques
 - la reconnaissance automatique des adresses postales
 - la classification des demandes administratives → adresser une requête au bon service
 - classification, organisation du patrimoine ⇒ démarche d'humanité numérique

Particularités :

- redondances des informations dans des zones peu variantes
- vocabulaire fermé : chiffres, noms de rues, de villes

Système de reconnaissance d'écriture manuscrite

1/ Définition :

- un système automatique est construit pour répondre à 1 tâche donnée
- un apprentissage s'effectue à partir d'exemples pour généraliser la connaissance
- un exemple est une association entre 1 forme et 1 étiquette (caractère, mot)

2/ Fonctionnement :

- un apprentissage et évaluation du modèle à partir d'une "vérité terrain"

Système de reconnaissance d'écriture manuscrite

1/ Définition

2/ Fonctionnement :

- apprentissage et évaluation du modèle à partir d'une "vérité terrain"

3/ Problématique :

- avec nouvelles ressources constituées de milliers de pages
- une très grande quantité d'information qui est diversifiée

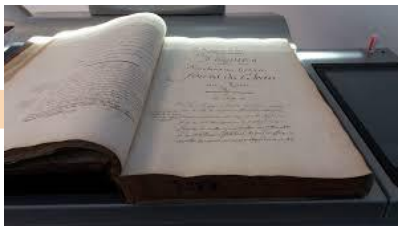
Première question

Vous êtes sur un nouveau projet, avec une toute nouvelle collection de documents manuscrits à étudier, quelle solution est envisageable ?



- définition d'un nouveau système de reconnaissance d'écriture dédié
- spécialisation d'un système existant avec un échantillon des données
- une autre option?

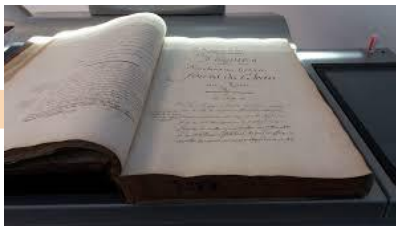
Contexte historique



Contexte historique



Registres financiers
de la
Comédie-Italienne



Documents manuscrits du
XVIIIe siècle
Grande quantité d'informations



Analyse manuelle :

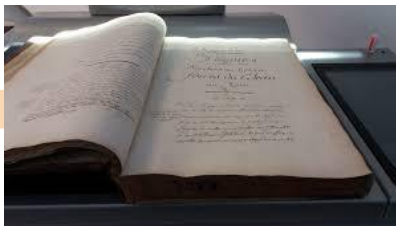
- 3,5 ans pour transcrire l'ensemble des pages
- 3 mois pour rechercher 1 information mensuelle dans 10 registres

Exemple concret : Projet ANR Contrainte et Intégration : pour une **Réévaluation des Spectacles Forains et Italiens** sous l'Ancien Régime

Contexte historique



Registres financiers
de la
Comédie-Italienne



Documents manuscrits du
XVIIIe siècle
Grande quantité d'informations



Analyse automatique:

- OCR ne fonctionne pas sur documents manuscrits
- Système REM non performant sur ces documents
- Pas de système universel

Exemple concret : Projet ANR Contrainte et Intégration : pour une Réévaluation des Spectacles Forains et Italiens sous l'Ancien Régime

Les registres financiers de la Comédie-Italienne

- Période : 1716 à 1793
- 63 registres financiers \Rightarrow 63 saisons
- Différentes informations : les recettes, les dépenses, les acteurs et employés de la troupe, et d'autres informations contextuelles sur l'époque
- 7 types de pages identifiés : **comptes journaliers**, mensuels et annuels, pages blanches, couvertures, et état des pensionnaires

Les registres financiers de la Comédie-Italienne

[illegible]

Les registres financiers de la Comédie-Italienne

Date

66	Le Samedi 4 Juin 1768		
	Le Mariage cache Comédie en trois actes mêlée d'ariettes Suivie du Mal. & précédée d'arlog. toujours arlogues		
			den
	loges - - - - -	6 2 3	2
			39 10
			22
			23 10
125	Premiers - - - -	7 5 0	48
			1 10
84	Secondes - - - -	2 5 2	
			Manico
70	Troisièmes - - - -	1 4 0	Delle avant proie
			Depland
	Parleres - - - -	4 12	Laruelle
	Suppléments - - - -	1 16	Beaupré
		2 3 3 3	pro - ciavarelli carlin
	crédit		Balletti
	pour Mr Kobault pour		Changpille
	72 Billets de Parleres - -	7 2	Carlot
	pour Mr Coralline une		Laruelle
	petite loge pour 2 comdes.	1 5	Carval
	pour Mr Le comte de Dumas		Deffones
	une petite loge pour 2	2 4	Vial

Les registres financiers de la Comédie-Italienne

Date

Titre

66	Le Samedi 4 Juin 1768		
	Perefois de Sophie ou Le Mariage cache Comedie en trois actes mêlé d'ariettes Suivie du Mal. & précédée d'Arlequin toujours arlequin		
	loges	6 2 3	Memo - - - 2
			feux - - - 3 9 10
			Domestiques - - 2 2
			payé a logeée - - 2 3 10
125	Premieres	7 5 0	Luminaire - - 4 8
			Ballet - - - 1 10
84	Secondes	2 5 2	Manico
			Delle avant
70	Troisiemes	1 4 0	propre
			de glands
	Parterres	4 12	Laruelle
	Suppléments	1 16	Beaupré
		2 3 3 3	pro - ciavarelli
	crédit		carlin
	pour Mr Kobault pour		Balletti
	72 Billets de Parterres	7 2	Changpille
	pour Mr Caradine une		Carlot
	petite loge deux secondes	1 5	Laruelle
	pour Mr Le comte de Dumas		Carval
	une petite loge des	2 4	Desfontes
			Vial

Les registres financiers de la Comédie-Italienne

Date

Titre

Recettes

Dépenses

Acteurs

Notes

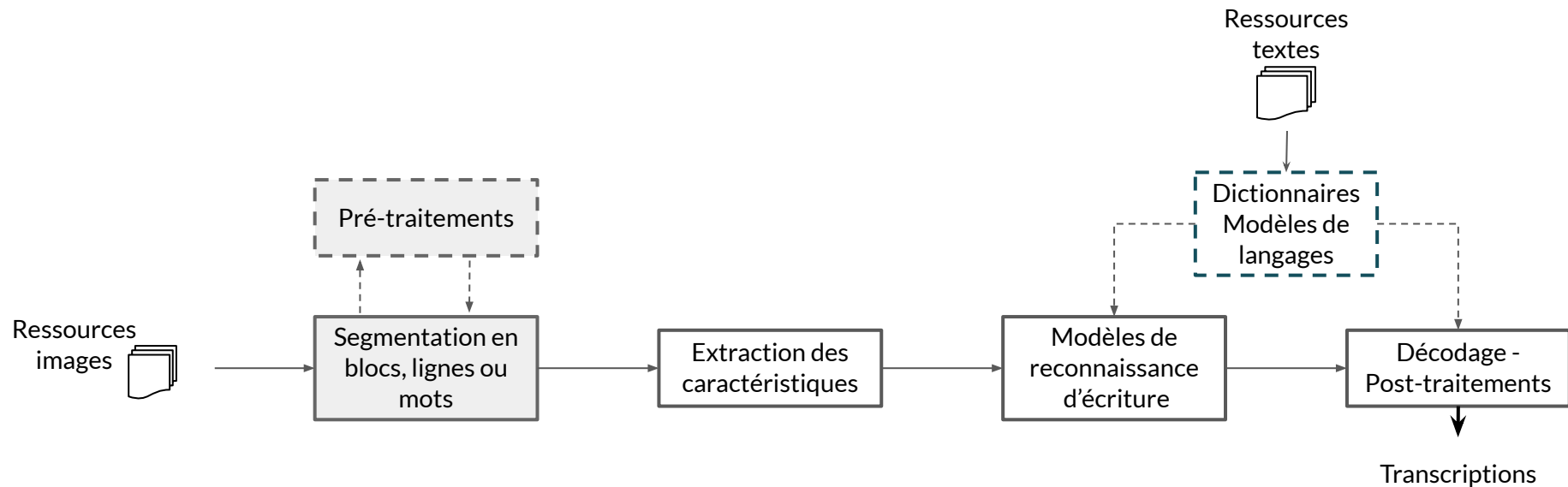
66	Le Samedi 4 Juin 1768	
	Perefois de Sophie ou Le Mariage cache Comédie en trois actes mêlée d'ariettes Suivie du Ballet, & précédée d'Arlequin toujours arlequin	
	Loges - - - - -	6 2 3
125	Premieres - - - -	7 5 0
84	Secondes - - - -	2 5 2
70	Troisiemes - - - -	1 4 0
	Parterres - - - -	4 12
	Suppléments - - - -	1 16
		23 33
	crédit	
	pour Mr Kobault pour	
	72 Billets de Parterres	72
	pour Mlle Coralline une	
	petite Loge pour 2 Comedies	15
	pour M. Le comte de Dumas	
	une petite Loge pour 2	24
	Memo - - - -	2
	Feux - - - -	39 10
	Domestiques - - -	22
	payés a la gérance	23 10
	Luminaire - - - -	48
	Ballet - - - -	1 10
	Memo	
	Deux pour	
	pour	
	Lespland	
	Laruelle	
	Beaupré	
	pro - ciavarelli	
	carlin	
	Balletti	
	Changpilles	
	Carlot	
	Laruelle	
	Carval	
	Lespland	
	trial	

Difficultés des registres

Détection et segmentation

- Divers types de documents
- Mises en pages variées

Sommaire



Pré-traitements

⇒ éliminer les défauts liés à l'image numérisée afin de faciliter la reconnaissance

2 types:

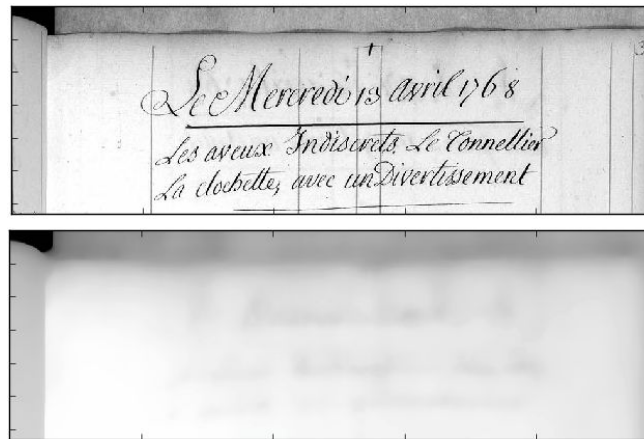
- la chaîne de numérisation est responsable (inclinaison, luminosité, bruit, ...)
- la qualité intrinsèque du document est responsable (tâche d'humidité, de bougie, apparition du verso, des trous...)

Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris

Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit *i.e.* le fond de l'image
 - par filtre passe-haut, passe-bas, ou morphologique ¹



1. Ketata, Dalel et Maher Khemakhem (2010). « Un survol sur l'analyse et la reconnaissance de documents : imprimé, ancien et manuscrit ». In : Colloque International Francophone sur l'Ecrit et le Document (CIFED2010)

Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit *i.e.* le fond de l'image
 - par filtre passe-haut, passe-bas, ou morphologique ¹ afin de différencier et supprimer les éléments superflus
 - des méthodes (comme Particle Swarm Optimization) combinant des filtres bilatéraux et des algorithmes, ou par variation totale qui construit une image intermédiaire utilisée comme masque ^{2,3}

-
1. Ketata, Dalel et Maher Khemakhem (2010). « Un survol sur l'analyse et la reconnaissance de documents : imprimé, ancien et manuscrit ». In : Colloque International Francophone sur l'Écrit et le Document (CIFED2010)
 2. Quraishi, Md Iqbal et al. (2013). « A novel hybrid approach to restore historical degraded documents ». In : Intelligent Systems and Signal Processing (ISSP), 2013 International Conference on. IEEE
 3. Likforman-Sulem, Laurence, Jérôme Darbon et Elisa H Barney Smith (2011). « Enhancement of historical printed document images by combining total variation regularization and non-local means filtering ». In : Image and vision computing

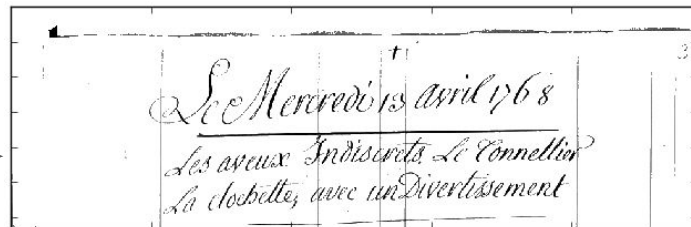
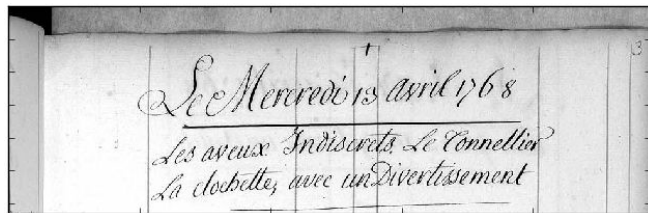
Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation : conversion de l'image en niveau de gris en noir et blanc
 - def : séparation distincte en 2 classes le fond de l'encre
 - méthode :
 - filtres gaussiens avec la définition d'un seuil d'intensité global appelé Otsu¹
 - alternatives locales ^{2,3,4} en cas de documents dégradés localement

-
1. Otsu, Nobuyuki (1975). « A threshold selection method from gray-level histograms ». In : Automatica 11.285-296, p. 23-27 (cf. p. 22)
 2. Gatos, Basilios, Ioannis Pratikakis et Stavros J Perantonis (2006). « Adaptive degraded document image binarization ». In : Pattern recognition 39.3, p. 317-327
 3. Gatos, Basilios (2008). « Efficient binarization of historical and degraded document images ». In : Document Analysis Systems, 2008. DAS'08. The Eighth IAPR International Workshop on. IEEE, p. 447-454
 4. Shi, Zhixin et Venu Govindaraju (2004). « Historical document image enhancement using background light intensity normalization ». In : Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on. T. 1. IEEE
 5. Su, Bolan, Shijian Lu et Chew Lim Tan (2010). « Binarization of historical document images using the local maximum and minimum ». In : Proceedings of the 9th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems. ACM, p. 159-166

Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation : conversion de l'image en niveau de gris en noir et blanc
 - def : séparation distincte en 2 classes le fond de l'encre
 - méthode :
 - filtres gaussiens avec la définition d'un seuil d'intensité global appelé Otsu¹
 - alternatives locales ^{2,3,4} en cas de documents dégradés localement



Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation : conversion de l'image en niveau de gris en noir et blanc

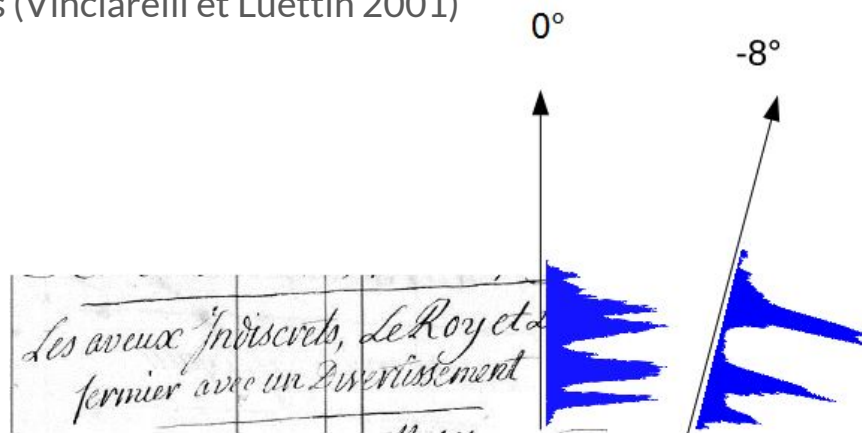
Alternative : Classification des pixels pour extraire l'encre du fond par CAE ou K-means

Limites :

- Risques de perdre des pixels d'encre fondus dans le fond
- Contour du document dans l'image suivant la couleur peut influencer les différentes techniques

Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation
- Correction des lignes de texte (*skew*): corriger l'inclinaison des lignes de bases
 - méthodes :
 - projection horizontale des profils (Vinciarelli et Luettin 2001)



Pré-traitements possibles

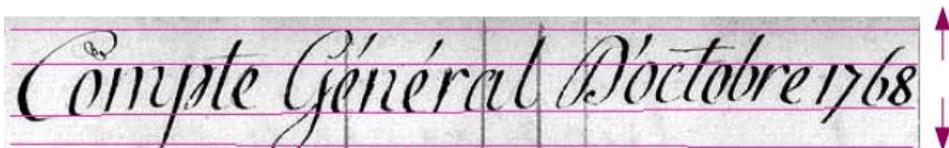
- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation
- Correction des lignes de texte (*skew*): corriger l'inclinaison des lignes de bases
 - méthodes :
 - projection horizontale des profils (Vinciarelli et Luettin 2001)
 - par interpolation des contours (Bozinovic et Srihari 1989)
 - par estimation de la ligne de base au niveau mot ou au niveau de la ligne (Lemaitre et al. 2009,2011 ; Boukharouba 2017)
 - par correction locale (España-Boquera et al. 2011)
 - par une comparaison de l'ensemble des méthodes existantes (Rehman et Saba 2011)

Pré-traitements possibles

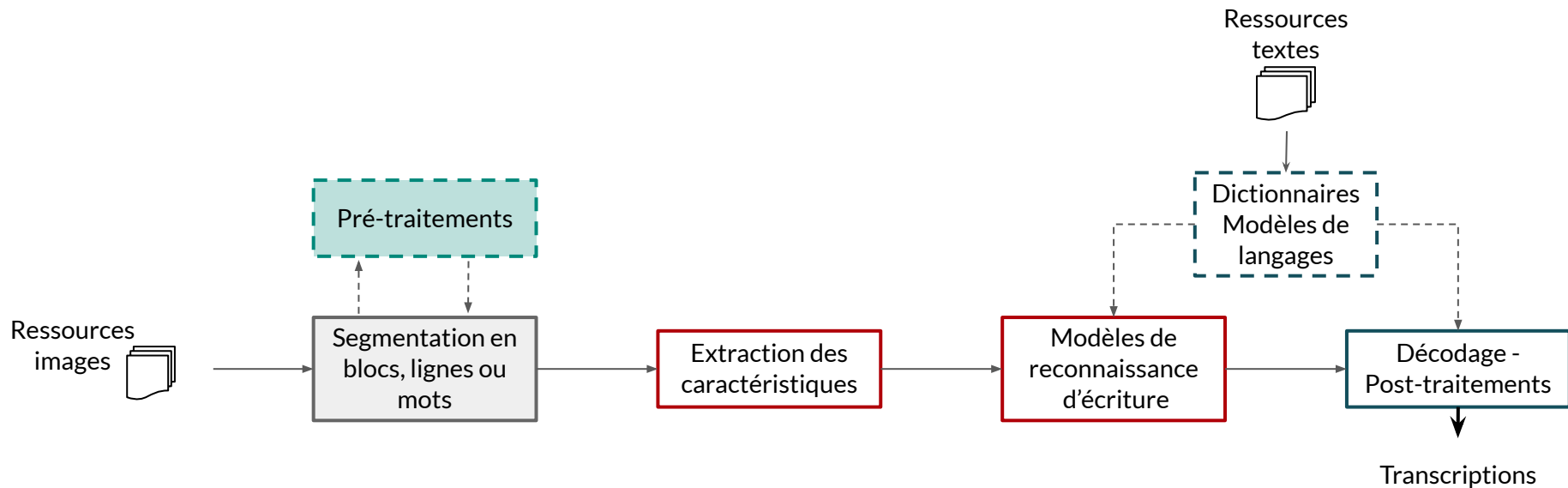
- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation
- Correction des lignes de texte
- Correction de l'inclinaison de l'écriture (*slant*) : effacer les différences entre les scripteurs
 - méthodes :
 - i. une estimation de l'angle est effectuée globalement ou localement
 - ii. l'image du texte est modifiée, généralement par cisaillement

Pré-traitements possibles

- Conversion RGB vers niveau de gris
- Suppression du bruit : le fond de l'image
- Binarisation
- Correction des lignes de texte
- Correction de l'inclinaison de l'écriture
- Normalisation de la hauteur de l'écriture *i.e.* fixer les zones de hampes et de jambages et la zone centrale à une certaine hauteur



Sommaire



Segmentation des images

Différents types de segmentations : bloc, ligne, mot

Méthodes :

- segmentation en ligne par projection des pixels

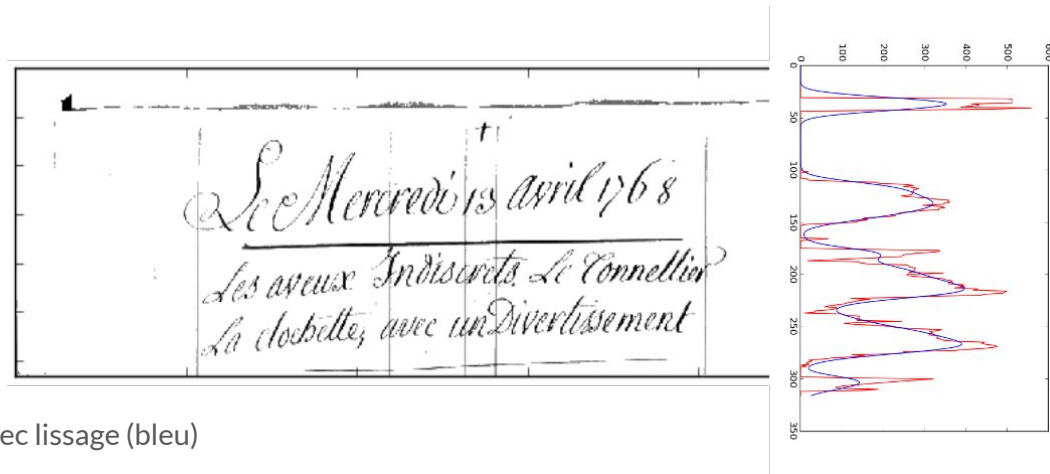


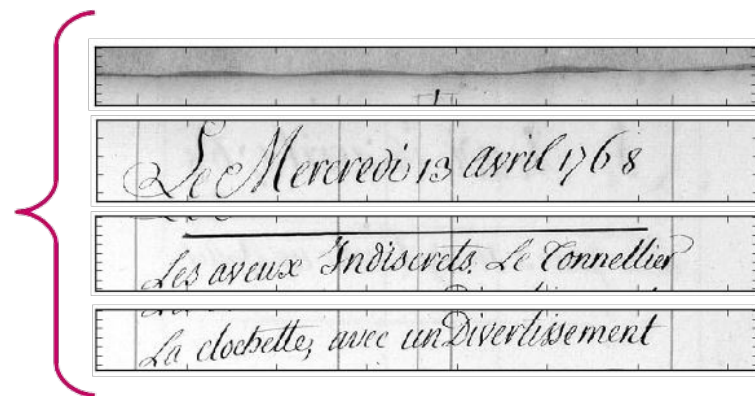
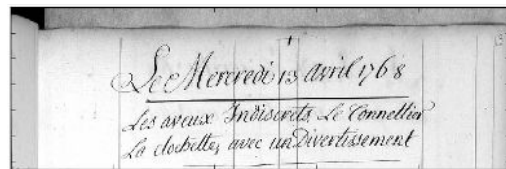
Fig. Projection de pixels (rouge), projection avec lissage (bleu)

Segmentation des images

Différents types de segmentations : bloc, ligne, mot

Méthodes :

- segmentation en ligne par projection des pixels



Segmentation des images

Différents types de segmentations : bloc, ligne, mot

Méthodes :

- segmentation en ligne par projection des pixels
- regroupement de composantes connexes (avec une extraction de points d'intérêts, avec des projections de pixels et des HMMs, en utilisant la topologie des documents)

Segmentation des images

Différents types de segmentations : bloc, ligne, mot

Méthodes :

- segmentation en ligne par projection des pixels
- regroupement de composantes connexes (avec une extraction de points d'intérêts, avec des projections de pixels et des HMMs, en utilisant la topologie des documents)

Limites :

- croisement entre les hampes et jambages de lignes connexes
- présence de filets potentiellement

Segmentation des images

Différents types de segmentations : bloc, ligne, mot

Méthodes :

- segmentation en ligne par projection des pixels
- regroupement de composantes connexes (avec une extraction de points d'intérêts, avec des projections de pixels et des HMMs, en utilisant la topologie des documents)
- modèles hybrides combinant MLP et NN (non supervisé), NN (supervisé)

Segmentation des images

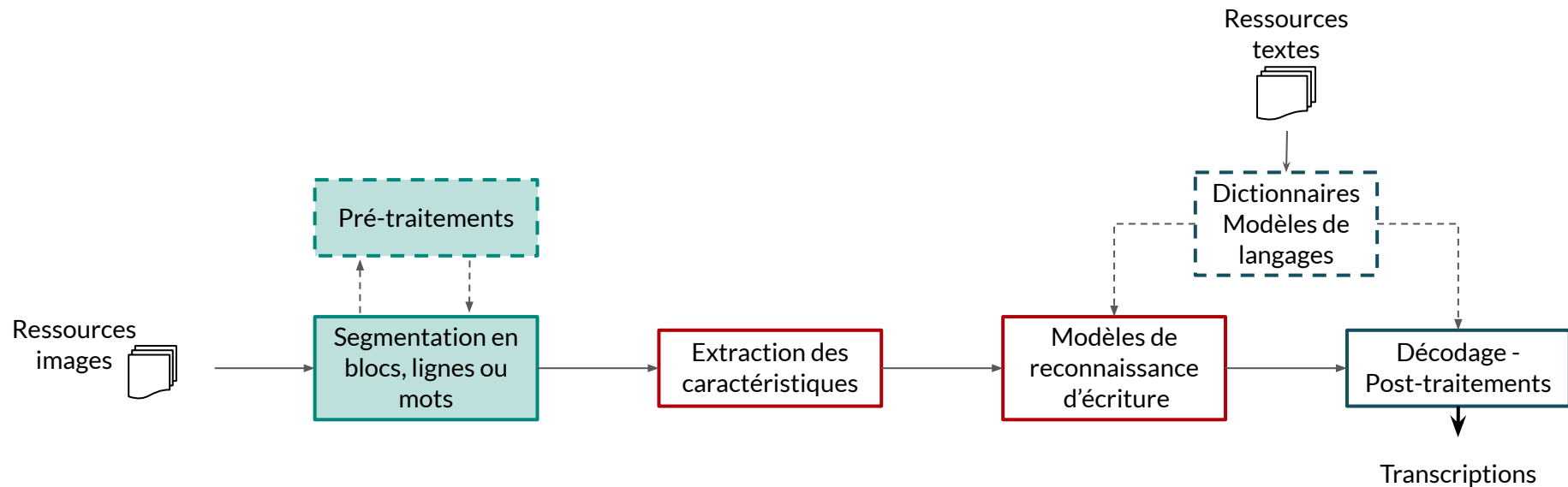
Différents types de segmentations : bloc, ligne, mot

Méthodes :

- segmentation en ligne par projection des pixels
- regroupement de composantes connexes (avec une extraction de points d'intérêts, avec des projections de pixels et des HMMs, en utilisant la topologie des documents)
- modèles hybrides combinant MLP et NN (non supervisé), NN (supervisé)

De moins en moins utilisé et nécessaire !

Sommaire



Extraction de caractéristiques

- transformation de l'image 2D en un vecteur de valeurs numériques par segment de l'image
- zone :
 - se base sur une fenêtre glissante : à largeur fixe, et à hauteur fixe ou adaptée
 - par segmentation de caractères, ou graphèmes
 - image complète

Extraction de caractéristiques

Caractéristiques statistiques \Rightarrow se base sur la valeur direct des pixels

Caractéristiques structurelles \Rightarrow agencement des pixels les uns par rapport aux autres

- nombre de transition observée entre l'écriture et l'arrière-plan
- nombre de pixels d'encre observés
- position des contours supérieurs et inférieurs dans la fenêtre
- moyenne des valeurs des pixels
- position du centre de gravité
- position des lignes bases (ou références)

Extraction de caractéristiques

Caractéristiques statistiques et **directionnelles** \Rightarrow permet l'orientation des traits par la construction d'histogrammes orientés

- SIFT : une transformation de caractéristiques invariante à l'échelle
 - détection de points clés dans l'image par convolution à partir d'une gaussienne
 - calcul du gradient pour chaque point clé
 - construction de l'histogramme des orientations à 360°

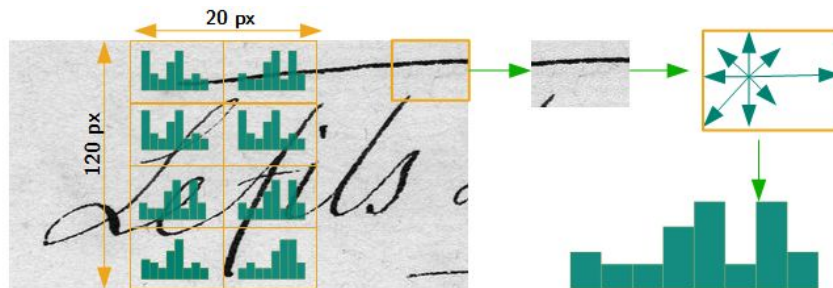
Extraction de caractéristiques

Caractéristiques statistiques et **directionnelles** \Rightarrow permet l'orientation des traits par la construction d'histogrammes orientés

- SIFT : une transformation de caractéristiques invariante à l'échelle
- HOG :
 - calcul du gradient pour l'ensemble des points de l'image regroupé par bloc ou sur l'image globale
 - construction de l'histogramme des orientations



Exemple d'application de la méthode HOG avec 8 orientations, cellules constituées de 8x8 pixels, blocs constitués de 8x8 cellules



Extraction de caractéristiques

Caractéristiques par apprentissage

⇒ extraction non supervisée des caractéristiques sans connaissances à priori

⇒ représentation de l'image à différentes échelles

Extraction de caractéristiques

Caractéristiques par apprentissage

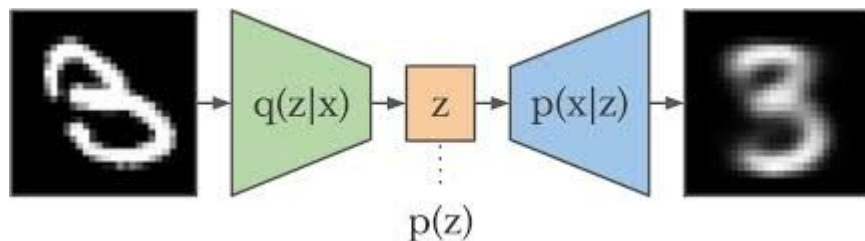
- réseaux de neurones simples
- réseaux de neurones à convolution (CNN) : très utilisé en *Vision Object*, tâches très diverses (classification, détection d'objet, segmentation, ...)
 - entrée : objet en 2D ou 3D
 - structure : ens. de filtres (3 ou 5 pixels de largeur et hauteur)
 - calcule du produit scalaire des pixels de la fen. \Rightarrow carte d'activation en 2D
 - hyper-paramètre : chevauchement de la fenêtre glissante, création d'une marge autour de l'image
 - un filtre = ensemble de caractéristiques à une échelle différente selon la position dans le réseau
 - **avantage** : partage des poids des neurones d'une même couche

\Rightarrow souvent associé à un sous-échantillonnage *Pooling* : évite le sur-apprentissage et réduit temps de calculs

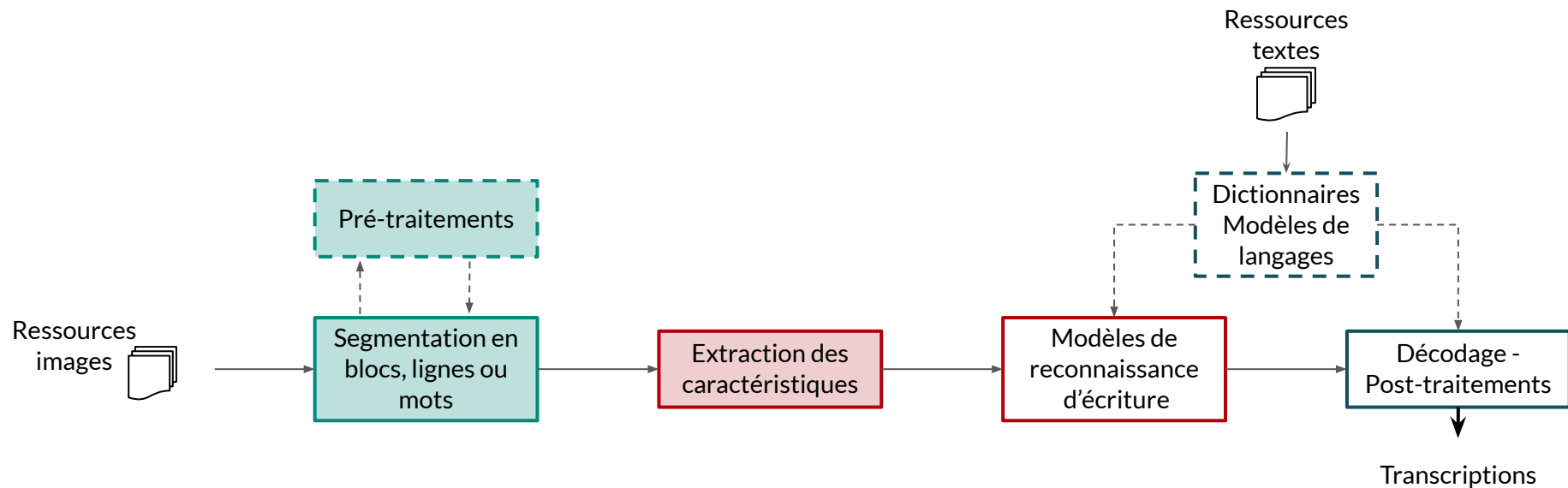
Extraction de caractéristiques

Caractéristiques par apprentissage

- réseaux de neurones simples
- réseaux de neurones à convolution (CNN) : très utilisé en *Vision Object*, tâches très diverses (classification, détection d'objet, segmentation, ...)
- réseaux de type auto-encodeurs à variation, à convolution



Sommaire



Modèle de reconnaissance d'écriture

- Fin des années 90 : les modèles de Markov caché (HMM)
- Début des années 2000 : systèmes hybrides neuro-markoviens

⇒ pouvoir **discriminant** : mieux modéliser le caractère local et global de l'écriture

- Depuis 2009 à maintenant : réseaux récurrents

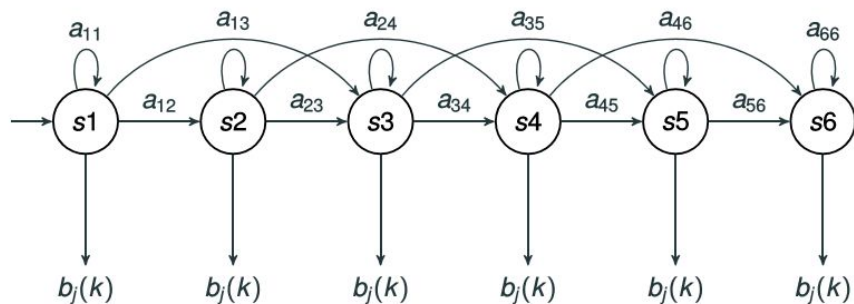
⇒ intègrent encore mieux le mixte du local et du global, avec des effets de contexte, pour optimiser une décision sur une séquence complète

Approches stochastiques

- HMM :
 - un modèle probabiliste qui modélise et reconnaît des séquences temporelles
 - doublement stochastique
 - proba état vers état
 - proba d'observation
 - entrée : vecteur de caractéristiques

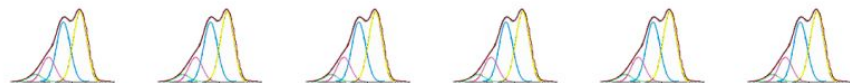
⇒ maximiser la probabilité d'observation d'une séquence émise par les états cachés

Transition :



Émissions
observations :
HMM

GMM



MLP - hybride



Approches stochastiques

- HMM :
 - un modèle probabiliste qui modélise et reconnaît des séquences temporelles
 - doublement stochastique
 - proba état vers état
 - proba d'observation
 - entrée : vecteur de caractéristiques
 - maximiser la probabilité d'observation d'une séquence émise par les états cachés
 - deux approches :
 - globale : n modèles pour n mots
 - analytique : un modèle par caractère \Rightarrow concaténation pour former des mots
- \Rightarrow attention à la segmentation et le nombre d'états par modèle : problème de ligature
- \Rightarrow modèle de mots : limité sur les mots reconnus mais extraction précise pour des mots clés

Approches neuronales profondes

- Réseau de neurones récurrents (RNN) \Rightarrow un grand nombre d'avantage
 - robustesse au bruit
 - pas de connaissances a priori nécessaire
 - la mémoire du neurone permet de prendre le contexte \Rightarrow augmente les performances
 - méthode de la rétro-propagation du gradient (Werbos 1990) par itération \rightarrow converger vers un minimum global

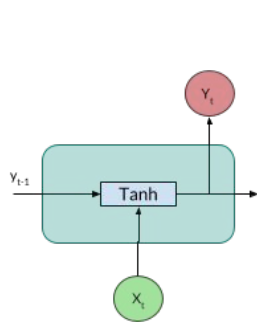
\Rightarrow Limites :

- le gradient diminue rapidement au point de disparaître (*Vanishing gradient*) donc une prise en compte du contexte proche uniquement
- les poids d'apprentissage en grande quantité nécessitent des données suffisantes (*sur-apprentissage*)

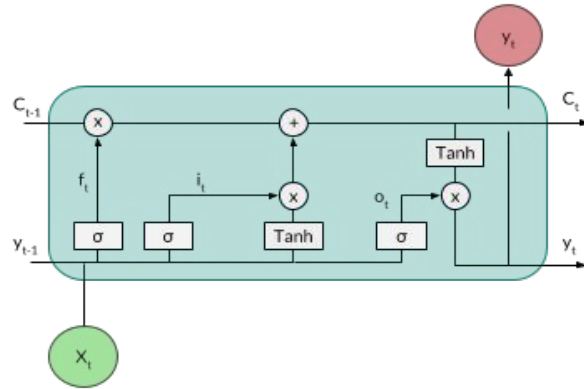
Approches neuronales profondes

- Réseau de neurones récurrents (RNN)

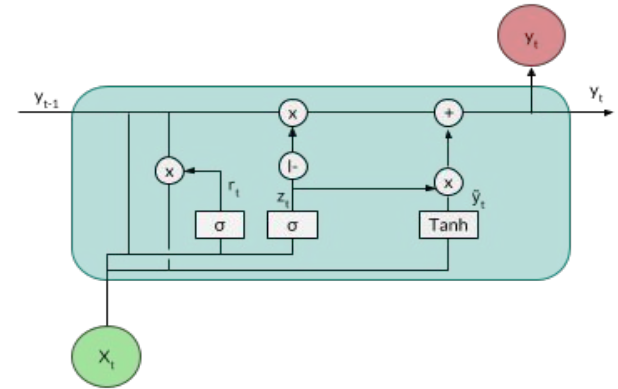
⇒ pour résoudre le problème du gradient



a) neurone récurrent



b) neurone *Long Short Term Memory*

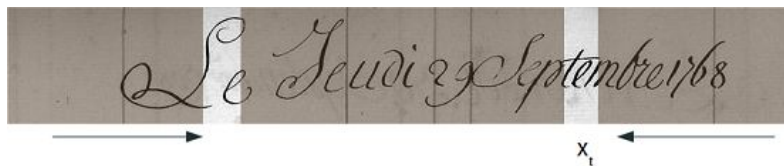


c) neurone *Gated Recurrent Unit*

Approches neuronales profondes

- Réseaux de neurones récurrents (RNN)
- Réseaux de neurones xDimensionnels \Rightarrow considère l'information **passée** et **future**

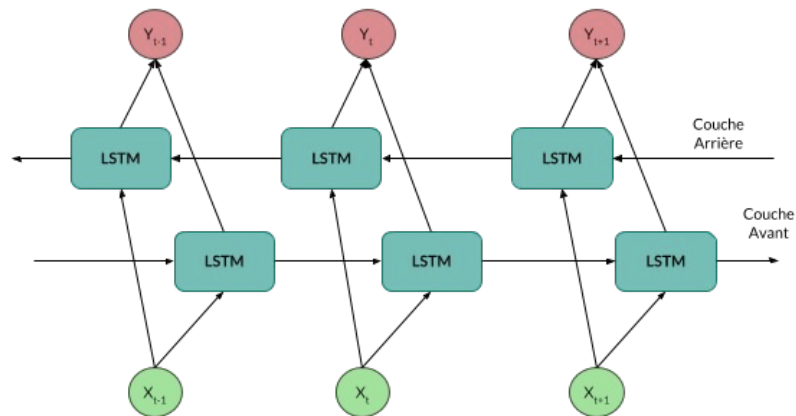
ex: pour un caractère donné, prise en compte des caractères précédents et suivants



Approches neuronales profondes

- Réseaux de neurones récurrents (RNN)
- Réseaux de neurones xDimensionnels
 - BRNN
 - BLSTM

Architecture : 2 couches indépendantes durant l'apprentissage



Approches neuronales profondes

- Réseaux de neurones récurrents (RNN)
- Réseaux de neurones xDimensionnels
 - BRNN
 - BLSTM
 - MDLSTM

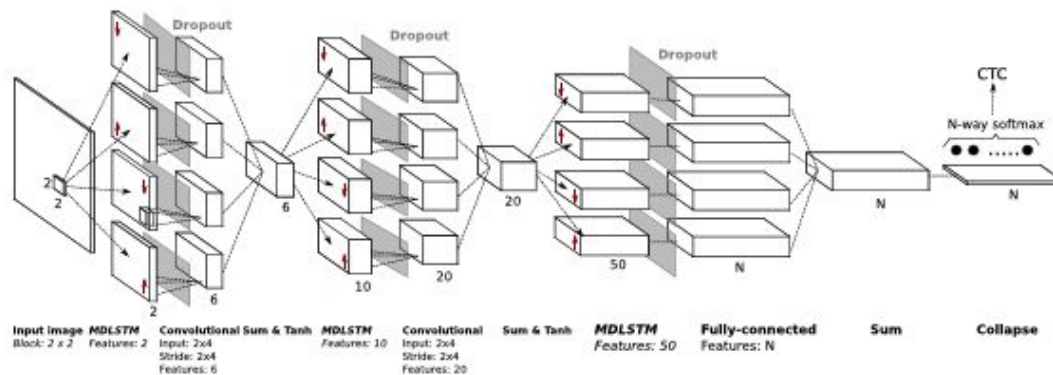
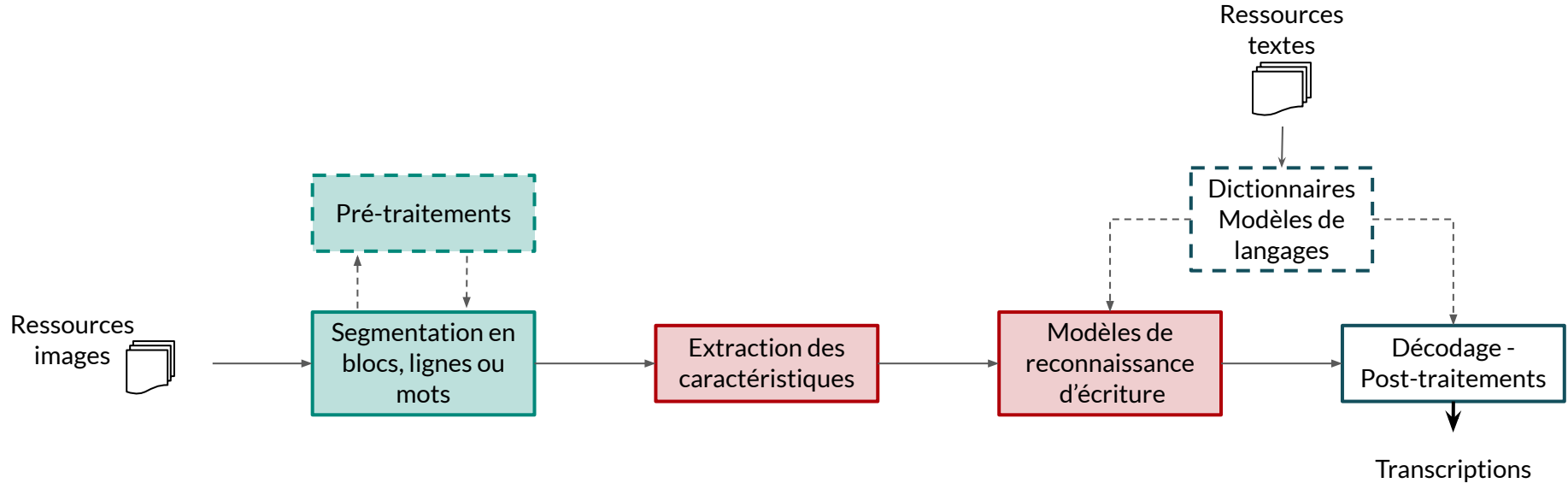


Fig. 1. The Recurrent Neural Network considered in this paper, with the places where dropout can be applied.

Sommaire



Décodage par CTC

CTC : Connexionist Temporal Classification (A. Graves 2006,2009)

Créé pour des tâches de classifications temporels \Rightarrow problèmes d'étiquetages de séquences où l'alignement est inconnu entre l'entrée et la sortie du système

Pré-traitement des données d'entrée ou post-traitement des données en sortie du réseau : inutile

Prédit une séquence de caractères π pour une séquence d'entrée noté x où $y_{\pi_t}^t$ est la probabilité d'observer l'étiquette π à l'instant t

$$\mathbb{P}(\pi|x) = \prod_{t=1}^T \mathbb{P}(\pi_t|x, t) = \prod_{t=1}^T y_{\pi_t}^t$$

Décodage par CTC

Caractéristiques :

- Unique couche de neurones de type Softmax
- $|L|$ neurones où un neurone correspond à une classe
- +1 neurone "joker" appelé blank

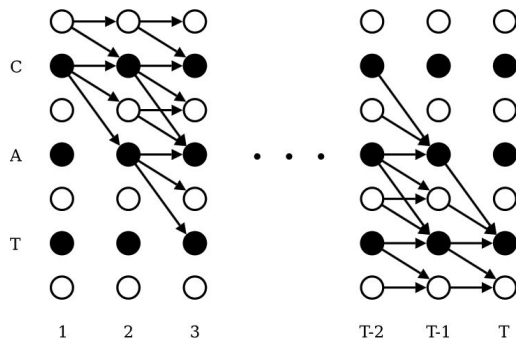
Décodage par CTC

Apprentissage : **algorithme forward-backward modifié** pour intégrer le label blank dans la séquence de label attendue

⇒ insertion du blank au début, à la fin et entre chaque caractère d'un label :

cat ⇒ *bl* *c* *bl* *a* *bl* *t* *bl*

$$|I'| = 2 * || + 1$$



Décodage par CTC

Apprentissage : **algorithme forward-backward modifié** pour intégrer le label blank dans la séquence de label attendue

- insertion du blank au début, à la fin et entre chaque caractère d'un label

une entrée \rightarrow plusieurs séquences différentes

- ajout d'une fonction surjective pour supprimer les répétitions de caractères non séparées par un *blank* puis supprimer les *blank*

{_SSS_o _ppp_hh_i__ee__} devient {Sophie}

- la probabilité de la séquence d'étiquettes finale l est calculée à partir de l'ensemble des chemins possibles

$$\mathbb{P}(l|x) = \prod_{\pi \in B^{-1}(l)} \mathbb{P}(\pi|x)$$

Décodage par CTC

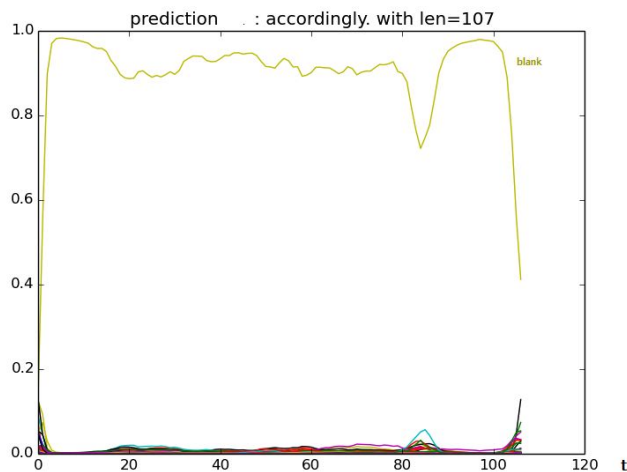
Décodage :

- le meilleur chemin
- par recherche de préfixe

⇒ utilisation de dictionnaires et modèles de langues : apprentissage et décodage

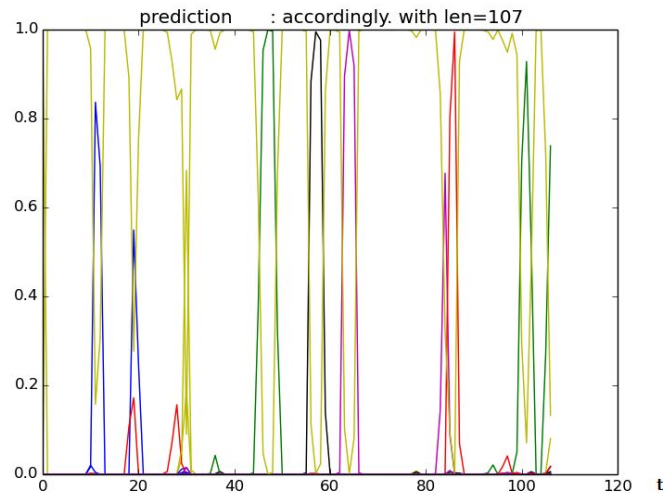
Décodage par CTC

Visualisation du CTC pendant l'apprentissage:



accordingly.

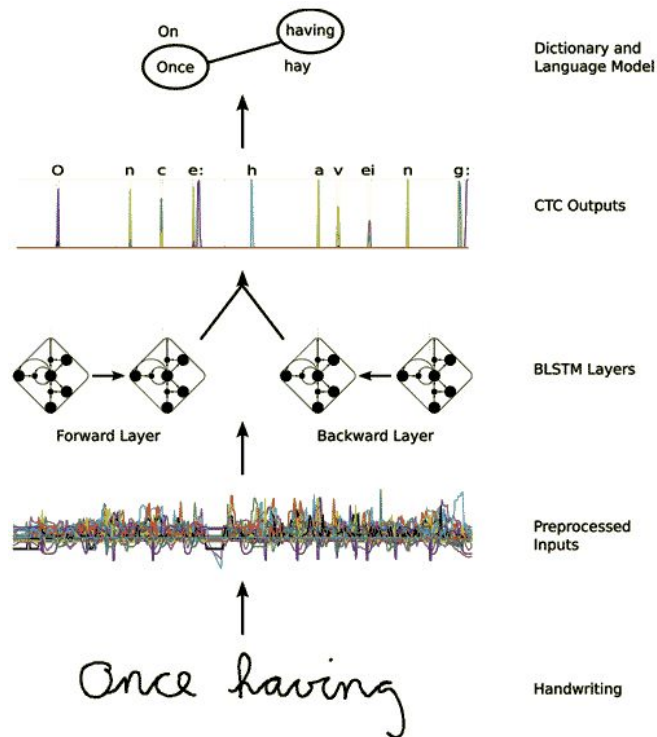
Prédiction du mot "accordingly" : Itération 0



accordingly.

Prédiction du mot "accordingly" : Itération 20

Décodage par CTC

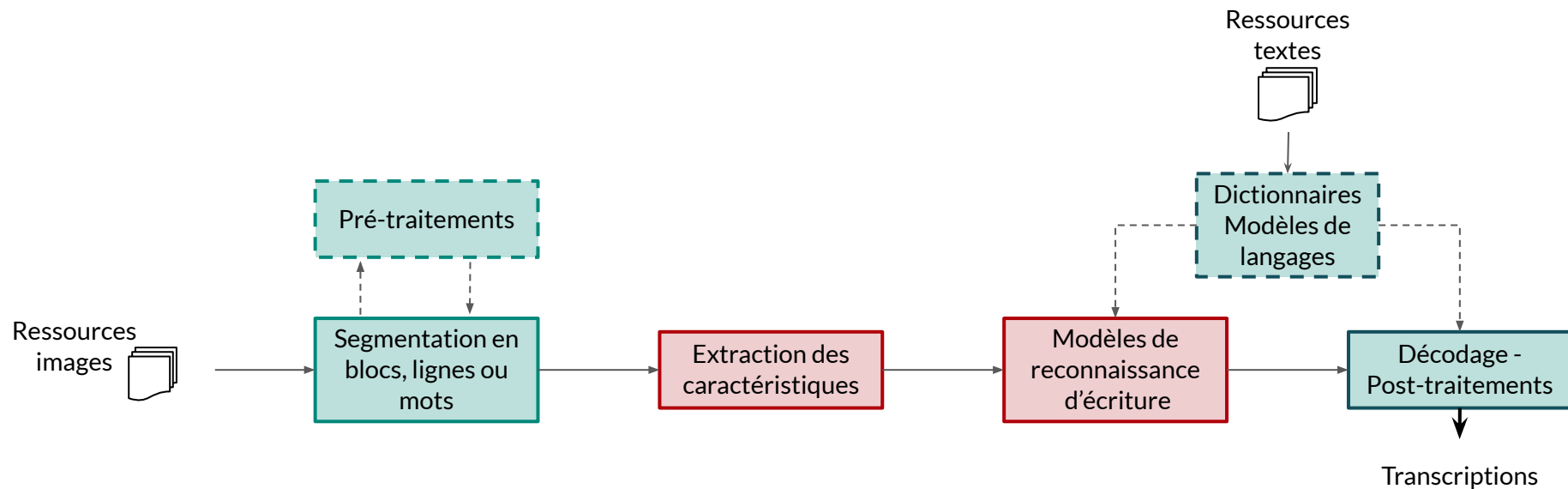


Modélisation du langage

Sortie des réseaux imparfaite \Rightarrow possibilité de la contraindre avec TAL

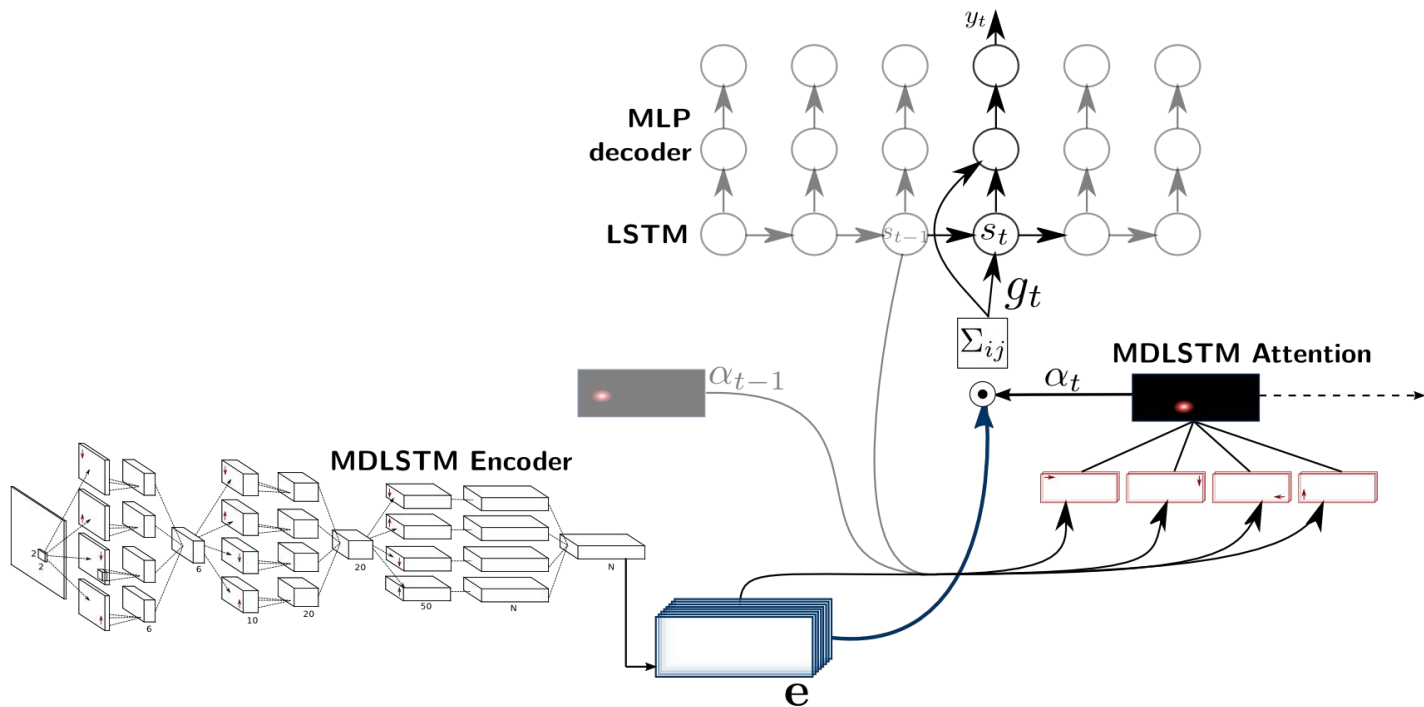
- les dictionnaires : vocabulaires des documents étudiés, de la langue ou Wikipedia \Rightarrow problème évolution de la langue donc mots **hors-vocabulaire**
- les modèles probabilistes : les n-grammes, les multi-grammes
- les approches neuronales :
 - large vocabulaire : HMM/ANN montre de meilleurs résultats qu'un BLSTM

Sommaire



Un peu plus loin :

T. Bluche : reconnaissance de paragraphes



Objectifs

Vous êtes sur un nouveau projet, avec une toute nouvelle collection de documents manuscrits à étudier, quelle solution est envisageable ?

- définition d'un nouveau système de reconnaissance d'écriture dédié
 - spécialisation d'un système existant avec un échantillon des données
 - une autre option?
- ## Apprentissage par transfert de connaissances

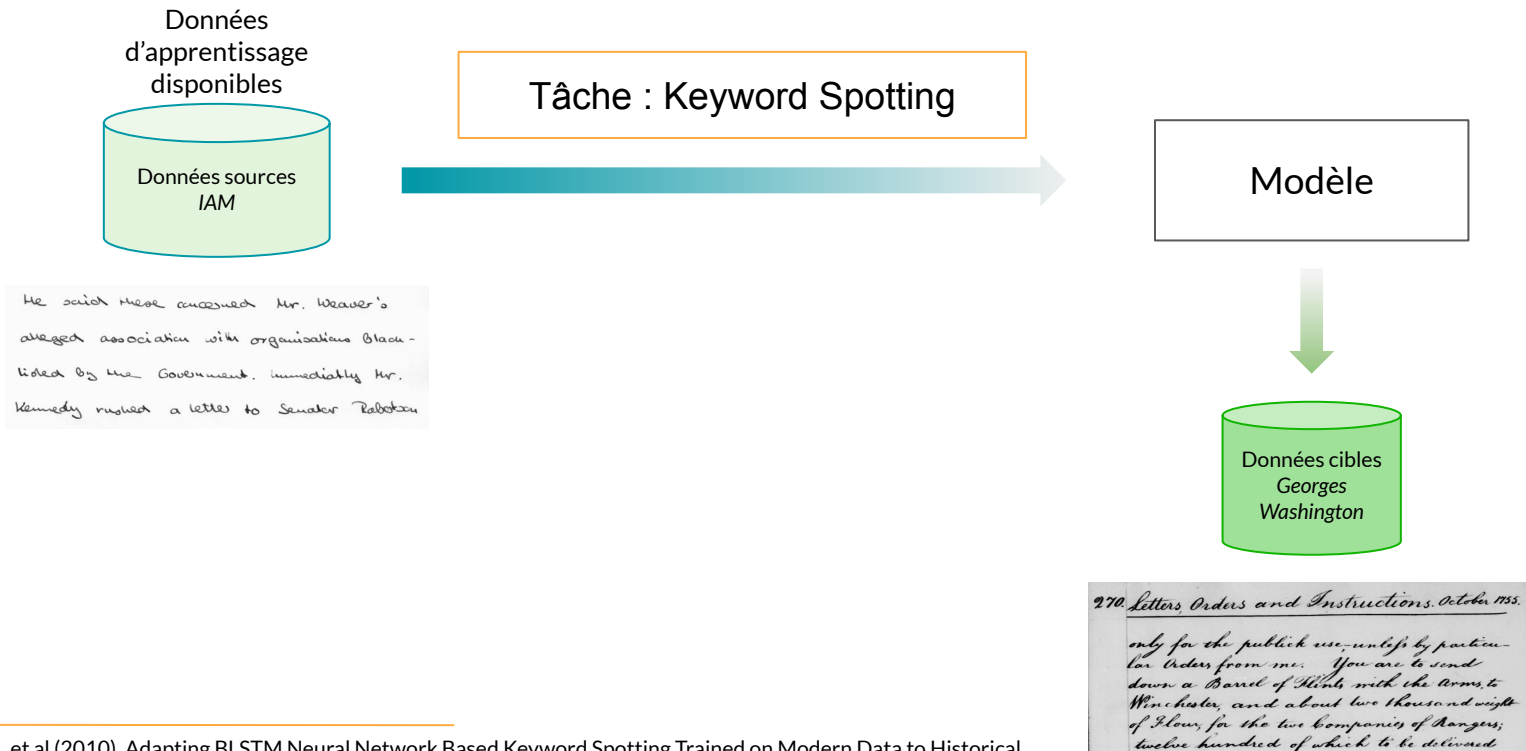
Apprentissage par transfert de connaissances

[illegible]

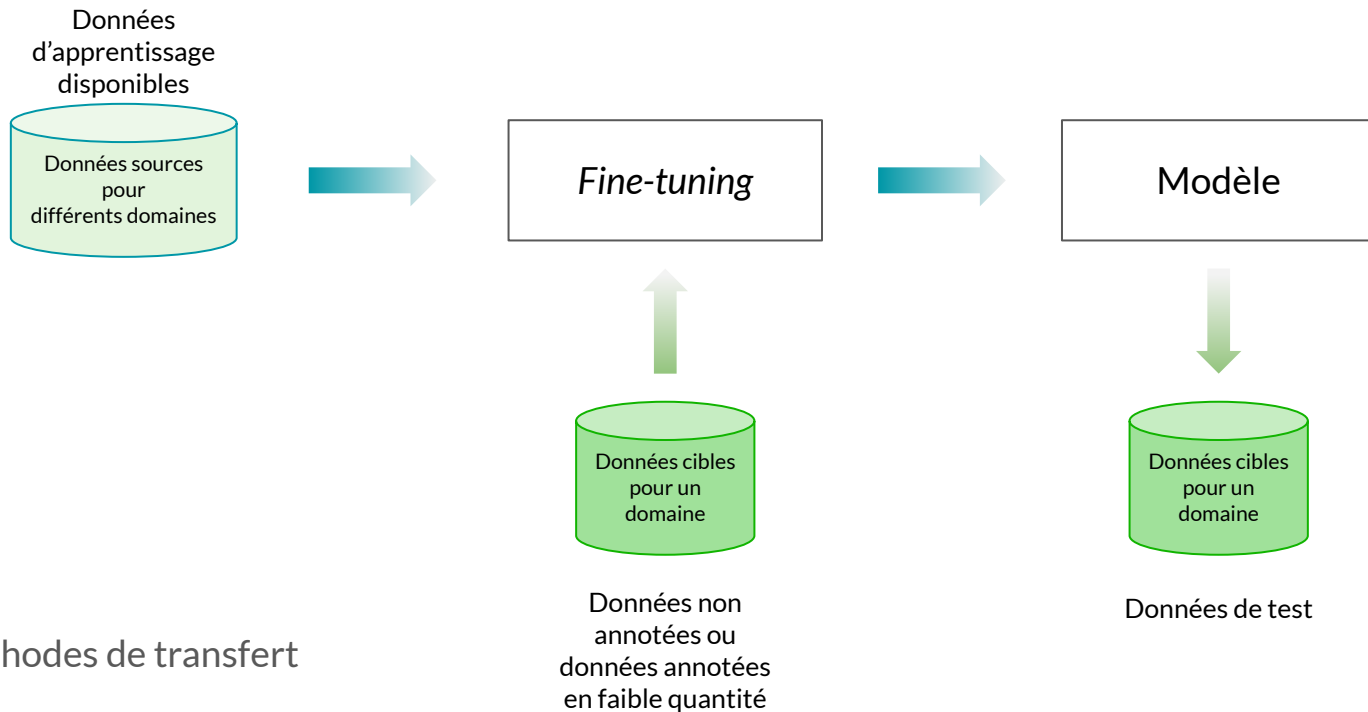
Apprentissage par Transfert de Connaissances (ATC)



Apprentissage par Transfert de Connaissances (ATC)



Apprentissage par Transfert de Connaissances (ATC)



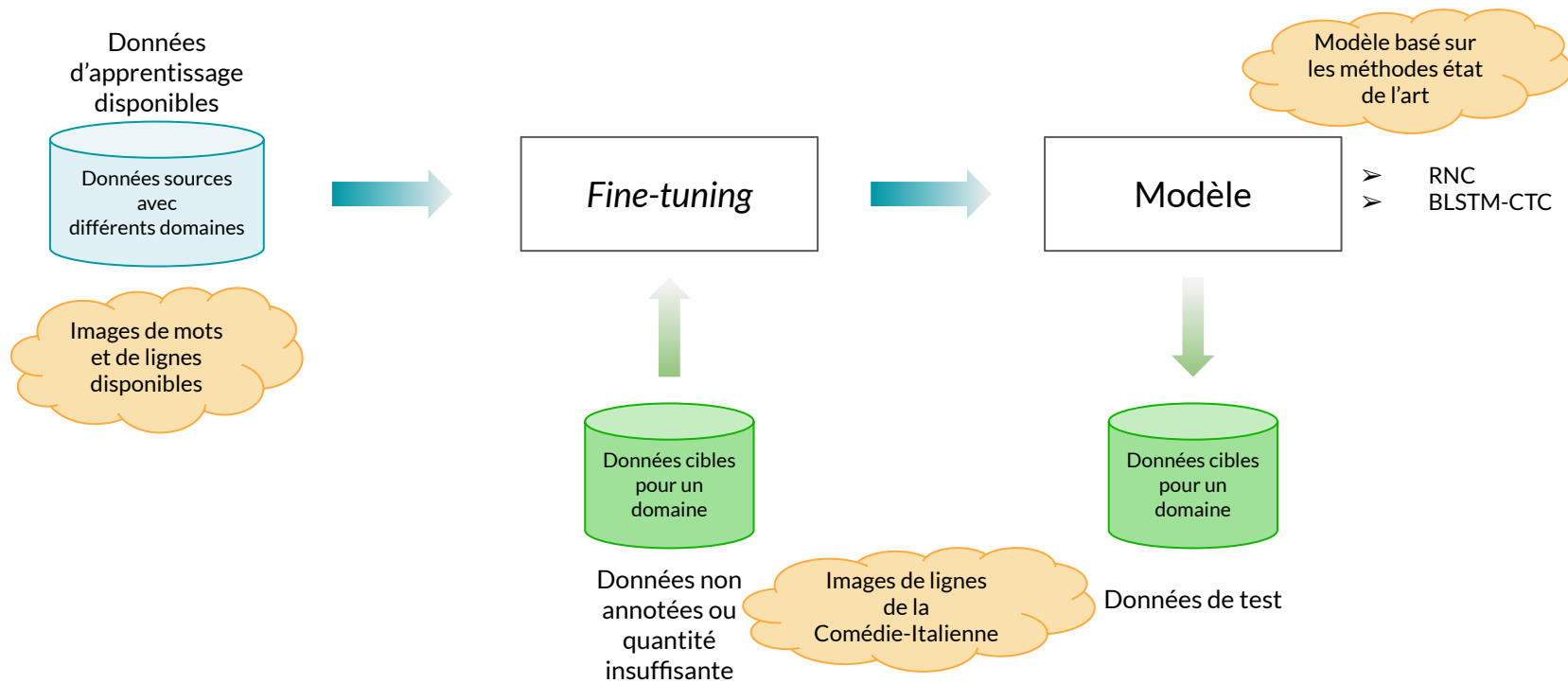
Parmi les méthodes de transfert existantes...

Discussion(s)

Application du ATC sur les registres de CI

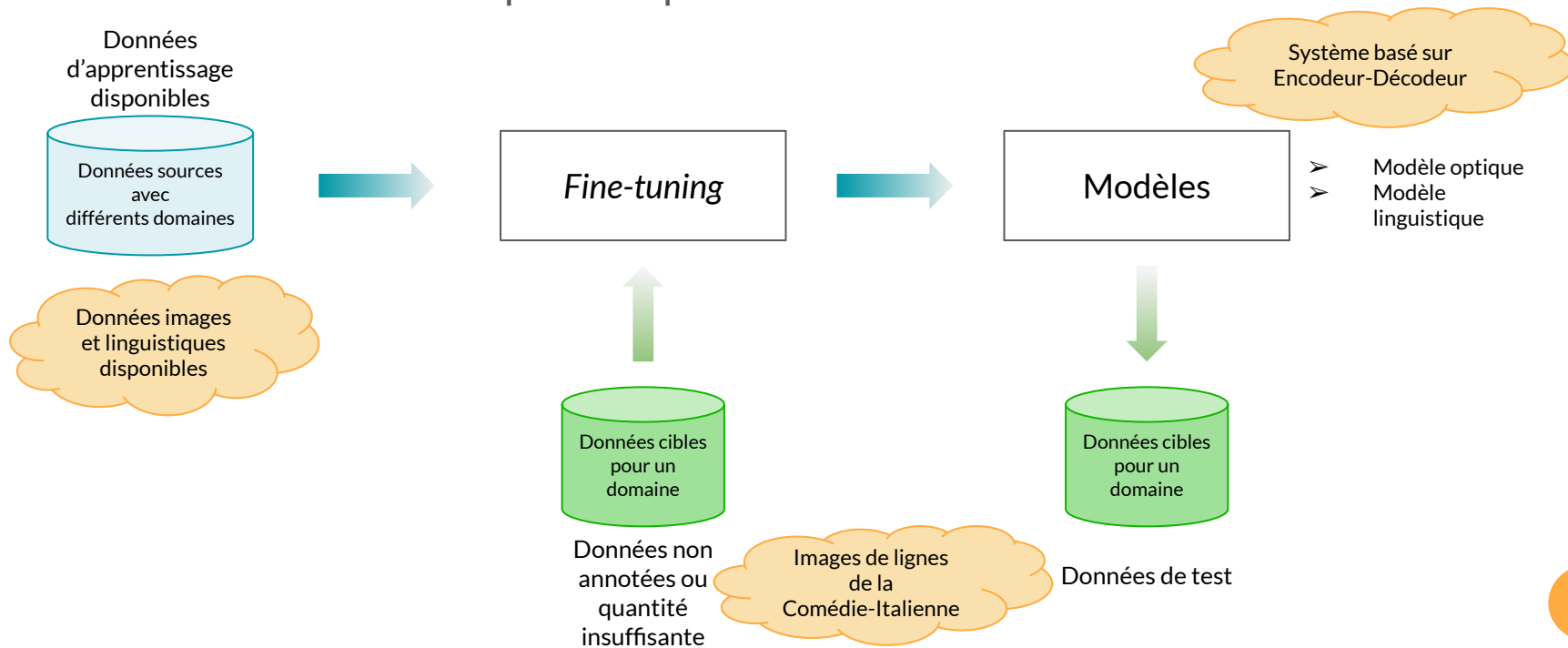
ATC appliqué à notre étude

Une tâche donnée \Rightarrow annoter les images de lignes de titres de la Comédie-Italienne



ATC appliqué à notre étude : nouveau modèle

Une tâche donnée \Rightarrow annoter les images de lignes de titres de la Comédie-Italienne
décomposer le problème en 2 modèles



Pour la suite, slides de soutenance
