```
01101100
                                   01101111
                                   01110010
                                   01101001
                                   01100001
                                   01101100
                                   01101111
                                   01110010
                                   01101001
Modélisation sensorielle
                   - Audition —
■ ■ TD – HMM discrets
  Denis Jouvet
             LORIA – INRIA - Nancy
```









Indexation phonétique

- Indexation permet de retrouver un document contenant un mot ou une expression, et sa position temporelle
- Décodage grand vocabulaire
 - Permet un accès par les « mots »
 - Mais ne permet pas de retrouver des mots non présents dans le lexique
- Décodage phonétique
 - Permet de retrouver n'importe quel mot ou expression
 - Mais pénalisé par erreurs de décodage phonétique
- Rmq: d'autres approches existent
- Exemple d'extrait de décodage phonétique
 - ... d@goSdRwat@wamarsEjparidikyl@avwar...



Marseille

Comparaison d'une suite de phonèmes (provenant du décodage) à une suite de phonèmes de référence (prononciation d'un mot)

Comparaison de suites de phonèmes distance de Levenshtein (ou distance d'édition)

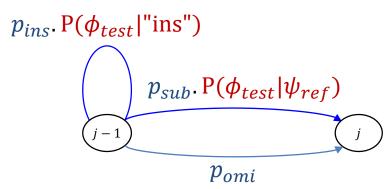
- Nombre minimal de symboles (ici phonèmes) qu'il faut supprimer, insérer ou remplacer pour passer d'une suite à l'autre
- Coûts arbitraires pour substitutions, insertions et omissions de symboles

$$- C_{sub} = \begin{cases} 1 & \text{si } \phi_{test} \neq \psi_{ref} & \text{(i.e.,erreur)} \\ 0 & \text{si } \phi_{test} = \psi_{ref} & \text{(i.e.,correct)} \end{cases}$$

- $C_{ins} = 1$ si insertion d'un symbole (phonème) ϕ_{test}
- $C_{omi}=1$ si omission d'un symbole (phonème) ψ_{ref}
- Exemples:

Comparaison de suites de phonèmes Modèle de Markov discret

- Permet de tenir compte des confusions et erreurs entre phonèmes
 - Chaîne de Markov → probabilités
 - p_{ins} d'avoir une insertion de symbole
 - p_{omi} d'avoir une omission de symbole
 - p_{sub} d'avoir une substitution de symbole (correcte ou pas)
 - - $P(\phi_{test}|\psi_{ref})$ d'observer phonème ϕ_{test} pour le phonème de référence ψ_{ref}
 - $P(\phi_{test}|"ins")$ d'observer une insertion du phonème ϕ_{test}



Optimisation des paramètres sur un corpus d'apprentissage

HMM discret vs. distance de Levenshtein

	Coûts distance de Levenshtein	HMM discret Coûts ⇔ -log(proba)
Substitution $\phi_{test} \neq \psi_{ref}$	$C_{sub}=1$	C = log(n) log(D(d h))
Substitution $\phi_{test} = \psi_{ref}$	$C_{sub}=0$	$C_{sub} = -log(p_{sub}) - log(P(\phi_{test} \psi_{ref}))$
Insertion ϕ_{test}	$C_{ins}=1$	$C_{ins} = -log(p_{ins}) - log(P(\phi_{test} "ins"))$
Omission ψ_{ref}	$C_{omi}=1$	$C_{omi} = -log(p_{omi})$

 p_{ins} . $P(\phi_{test}|"ins")$

 $p_{sub}.P(\phi_{test}|\psi_{ref})$

Attention au log, si valeur égale à 0.

Estimation des paramètres du HMM discret

- Compteurs:
 - N_{sub} , N_{ins} , $N_{omi} \Leftrightarrow$ les nombres de substitutions, insertions et omissions
 - $N(\psi_{ref}, \phi_{test})$ \Leftrightarrow nombre de fois où le phonème ϕ_{test} est aligné avec ψ_{ref} .
 - $Ins(\phi_{test})$ \Leftrightarrow nombre de fois où le phonème ϕ_{test} est inséré
- Approximation des probabilités par les fréquences observées (ajout de « 1 » pour éviter valeurs nulles), soit par exemple:

$$p_{sub} = \frac{N_{sub} + 1}{N_{sub} + N_{ins} + N_{omi} + 3}$$

$$P(\phi_{test}|\psi_{ref}) = \frac{N(\phi_{test}|\psi_{ref}) + 1}{\sum_{i}(N(\phi_{i}|\psi_{ref}) + 1)}$$

$$P(\phi_{test}|"ins") = \frac{Ins(\phi_{test}) + 1}{\sum_{i}(Ins(\phi_i) + 1)}$$

Objectifs du TD

- On se limite à l'aspect reconnaissance : i.e. trouver la séquence de référence du lexique qui ressemble le plus à la séquence de test (plus simple à mettre en œuvre que la détection de mots clés)
- Évaluer l'impact de la longueur des mots du lexique : 1, 2, 3 ou 4+ syllabes
- Évaluer l'impact de la taille du lexique : 100, 500 ou 1000 mots
- Découvrir de manière pratique l'apprentissage d'un HMM (et avec des corpus d'apprentissage de différentes tailles)
- Évaluer l'impact l'apport du HMM discret, en comparaison de la distance de Levenshtein

Données : lexiques de référence

- Lexiques de référence ⇔ fichiers lexicon-<nbSyll>-<nbWords>.lex où:
 - <nbSyll> ⇔ longueurs des mots : « 1syll », « 2syll », « 3 syll » et « 4+syll »
 - <nbWords> ⇔ taille du lexique : « 0100words », « 0500words », « 1000words »
 - Ex: lexicon-2syll-0100words.lex ⇔ lexique de 100 mots de 2 syllabes

Format:

Janvier 2017

avec	a	V	Ε	k
alors	а	1	0	R
été	е	t	е	
aussi	0	S	i	
était	е	t	е	t
était	е	t	Ε	
était	е	t	е	
était	е	t	Ε	t
Mot	Suite de phonèmes (de référence)			

Données : données de test

- Données de test ⇔ fichiers test-<*nbSyll>*-<*nbWords*>.test où:
 - <nbSyll> ⇔ longueurs des mots : « 1syll », « 2syll », « 3 syll » et « 4+syll »
 - <nbWords> ⇔ taille du lexique : « 0100words », « 0500words », « 1000words »
 - Ex: test-2syll-0100words.lex ⇔ données de test pour reconnaissance avec le lexique de 100 mots de 2 syllabes

Format:

```
ici
                        z i l
   aussi
   alors
   maintenant
                     me~t@na~
                     Evi
   avez
   compris
                     ko~pRi
   vraiment
                     v R e m a~
     Mot
                 Suite de phonèmes de test
 (pour comptage
                   (décodage phonétique)
des erreurs de reco)
```

Données : données d'apprentissage

- Données d'apprentissage ⇔ fichiers train-<*nbltems*>.train où:
 - < nbltems > ⇔ nombre d'exemples : « 01000items », « 05000items », « 25000items »
 - Ex: train-01000items.train ⇔ données d'apprentissage comprenant 1000 exemples

Format:

allez	[a l e]	[l e]
cinq	[s e~]	[s e~]
quatre	[katR]	[k a t R]
trois	[t R w a]	[t R w]
un	[e~]	[e~]
et	[e]	[e]
zéro	[z e R o]	[z e R o]

Mot (pour info)

Suite de phonèmes (de référence)

Suite de phonèmes de test (décodage phonétique)

Données : liste des phonèmes

- Le fichier « liste_symboles.dat » contient la liste des phonèmes (notation SAMPA) apparaissant dans les données de référence et de test
- Contient un phonème par ligne :

2

9

േ

Ε

┖

 \bigcirc

0

Α

Т

U

••••

Données : modèle HMM discret initialisé

Fichier « modele_discret_initialise.dat », format csv

```
Psub; Pins; Pomi
0.800; 0.100; 0.100
#Une ligne par symbole de reference; une colonne par symbole de test
   ;2;9;@;e;E;o;O;a;i;u;y;a~;o~;e~;H;w;j;R;l;p;t;k;b;d;q;f;s;S;v;z;Z;m;n;J
2;0.967; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
9; 0.001; 0.967; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
@; 0.001; 0.001; 0.967; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
e; 0.001; 0.001; 0.001; 0.967; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001; 0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
1;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001;0.001
```

Proba insertions...

```
<ins>;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0.029;0
```

Etapes du TD

1 – Reconnaissance avec distance de Levenshtein

Ecrire programme (ex. reco_dist_levenshtein <lex> <test>)

- Pour chaque suite de phonèmes du fichier test
 - Comparaison à toutes les suites de phonèmes du fichier lexique avec la distance de Levenshtein
 - La distance la plus faible identifie le mot reconnu
 - Comparer le mot du test avec le mot reconnu pour compter les erreurs
- Remarque
 - Fonction de comparaison retourne la distance et l'alignement
- Ecrire fichier log détaillé

<mot test> [phones test] <mot reconnu> [phones ref] <OK/Err> <coût> <align> Par exemple:

```
ici [j z i l] => aussi [O s i] Erreur 3 <=> (0=>j) (s=>z) i (=>l) aussi [O s i] => aussi [O s i] Correct 0 <=> (0=>0) (s=>s) (i=>i)
```

Evaluer

- Pour un nombre de syllabes donné (2, 3 ou 4+) l'impact de la taille du lexique
- Pour une taille de lexique donnée (100, 500 ou 1000 mots) l'impact de la longueur des mots

Etapes du TD 2 – Reconnaissance avec HMM discret (initialisé)

Ecrire programme (ex. reco_HMM_discret <lex> <modeleHMM> <test>)

- Faire une copie du programme précédent (reco_dist_levenshtein)
- Ajouter du code pour lire les paramètres du modèle HMM discret (ici le HMM discret initialisé)
- Convertir les paramètres du modèle HMM discret en coûts (attention au log, si valeur nulle!)
- Modifier le code de programmation dynamique pour tenir compte des coûts associés au HMM discret (au lieu des coûts arbitraires précédents)

Evaluer

- Pour un nombre de syllabes donné (2, 3 ou 4+) l'impact de la taille du lexique
- Pour une taille de lexique donnée (100, 500 ou 1000 mots) l'impact de la longueur des mots

Etapes du TD 3 – Apprentissage du HMM discret

Ecrire un programme

(ex. apprentissage_HMM_discret <modl_init> <donnees_app> <modl_appris>)

- Pour chaque exemple des données d'apprentissage
 - Aligner la suite de phonèmes de test (décodage) avec la suite de référence
 - Incrémenter les compteurs correspondant aux paramètres du modèle
 - Mettre à jour le coût global (somme des coûts des alignements)
- Après traitement de l'ensemble des données
 - Estimer les probabilités du modèle à partir des compteurs
 - Ecrire les paramètres du modèle dans un fichier (utiliser le même format que celui du modèle initialisé, et même ordre des phonèmes)
- Effectuer 5 itérations d'apprentissage
 - model_initial → model_iter1 → ... → model_iter5
- Noter l'évolution des scores (coût global) au fil des itérations, et pour les différents ensembles d'apprentissage (1000, 5000 et 25000 items)

Etapes du TD 4 – Reconnaissance avec HMM discret (appris)

Utiliser le programme (ex. reco_HMM_discret <lex> <modeleHMM> <test>) de l'étape 2

 Si le modèle résultant de l'apprentissage a été écrit au même format que le modèle initialisé, il n'y a pas de modifications à faire dans le code

Evaluer, pour l'un des modèles appris

- Pour un nombre de syllabes donné (2, 3 ou 4+) l'impact de la taille du lexique
- Pour une taille de lexique donnée (100, 500 ou 1000 mots) l'impact de la longueur des mots

Evaluer pour un lexique donné (par exemple 500 mots de 1 ou 2 syllabes)

 L'évolution des performances en fonction du corpus d'apprentissage utilisé (1000, 5000 ou 25000 items).



Etudier les paramètres du modèle appris

(rmq: format CSV, donc peut être ouvert sous excel pour faciliter la lecture)

- Est-ce que les valeurs probabilités sont similaires à celles du modèle initialisé ?
- Est-ce qu'il y a des confusions entre phonèmes plus fréquentes que d'autres ?
 Si oui, donner quelques exemples et les commenter.

Résultats à retourner

(éventuellement par mail, dans des fichiers zip)

- Par groupe
 - Les programmes écrits
 - Et les logs correspondants
- Individuellement
 - Une synthèse commentée des résultats (évaluations) obtenus (2 à 3 pages maximum)

Annexe



Comparaison de chaînes de caractères

- Application à la reconnaissance d'épellations :
 Recherche du mot du lexique le plus "similaire" à une séquence de lettres donnée (par exemple la suite des lettres reconnues)
- Exemple de "distances" entre chaînes de caractères :
- Réf. : (P) A R I (S)
 Test : (B) A R I (F)

=> distance = 2

• Réf.: PARIS

Test: PARIS

Test: PARIS

- => distance = 2
- Distorsions : Omissions (Une lettre manquante)
 Insertions (Une lettre de plus)
 Substitutions (Correct ou Erreur)

Programmation dynamique

$$D(I,J) = D(Test,Ref)$$
= D(Test[1..I],Ref[1..J])

D(I,J) est la « distance » entre les I lettres du test et les J lettres de la référence

$$\begin{split} D(i,j) &= D\big(Test[1..i], Ref[1..j]\big) \\ &= Min \begin{cases} D\big(Test[1..i-1], Ref[1..j-1]\big) + d\big(Test[i], Ref[j]\big) \\ D\big(Test[1..i-1], Ref[1..j]\big) + \textit{CoutInsertion}(Test[i]) \\ D\big(Test[1..i], Ref[1..j-1]\big) + \textit{CoutOmission}(Ref[j]) \end{cases} \end{split}$$

 $d(Test[i], Ref[j]) \Leftrightarrow CoutSubstitution.$

Par exemple : 1 si lettres différentes 0 si lettres identiques

$$D("PAI","PARI") + d("F","S")$$

$$D("PAI","PARIS") + CoutInsertion("F")$$

$$D("PAIF","PARI") + CoutOmission("S")$$

Janvier 2017

Ne pas oublier de mémoriser le chemin optimal → Path(i,j)

```
D(I,J) = D(Test,Ref)
= D(Test[1..I],Ref[1..J])
```

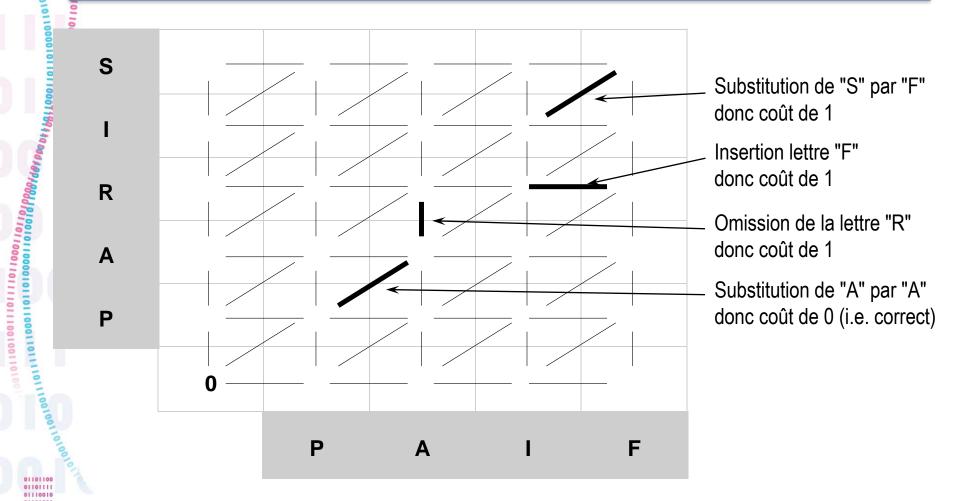
```
\begin{split} D(i,j) &= D\big(Test[1..i], Ref[1..j]\big) \\ &= D\big(Test[1..i-1], Ref[1..j-1]\big) + d\big(Test[i], Ref[j]\big) \\ &= Min \begin{cases} D\big(Test[1..i-1], Ref[1..j]\big) + D\big(Test[1..i-1], Ref[1..j]\big) \\ D\big(Test[1..i], Ref[1..j-1]\big) + CoutOmission(Ref[j]) \end{cases} & \text{ou} & \text{"Omi"} \end{cases} \end{split}
```

Programmation dynamique

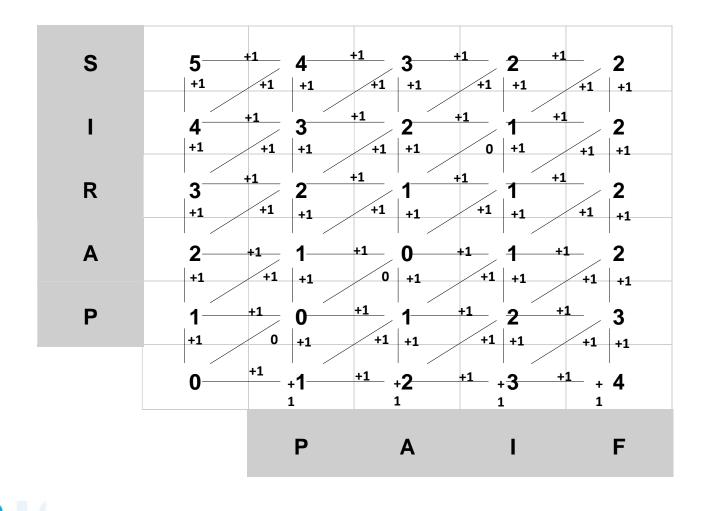
Parcourir le chemin optimal

- Initialisation: i=I, j=J
- Boucle
 - Si Path(i,j) == "Sub"
 - Test[i] ⇔ Ref[j]
 - i=i-1; j=j-1
 - Si Path(i,j) == "Ins"
 - Test[i] inséré
 - i=i-1; j=j
 - Si Path(i,j) == "Omi"
 - Ref[j] omis
 - i=i; j=j-1
- Remettre dans l'ordre!

Programmation dynamique (exemple : coûts)

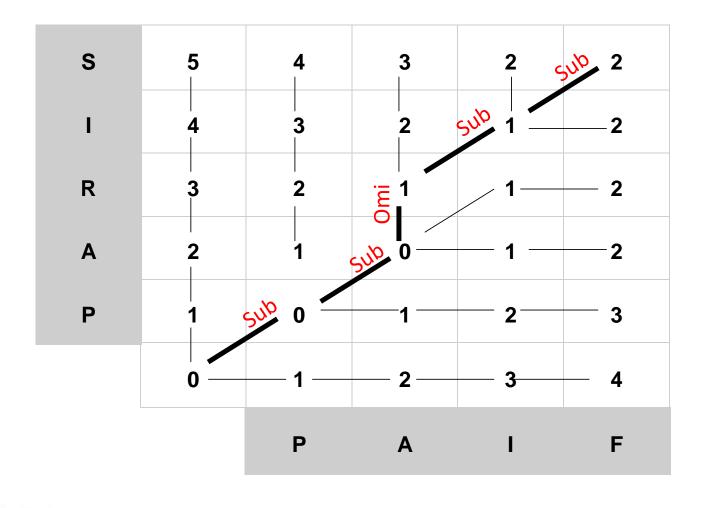


Programmation dynamique (exemple : coûts)



Janvier 2017

Programmation dynamique (exemple alignement)



Janvier 2017