

Introduction aux modèles de langue

felipe@iro.umontreal.ca

RALI

Dept. Informatique et Recherche Opérationnelle
Université de **Montréal**



V1.0 (V0.1 pour les modèles neuronaux)

Last compiled: 23 janvier 2018



Quelques sources à l'origine de ces transparents

- ▶ “An Empirical Study of Smoothing Techniques for Language Modeling”, *[Chen and Goodman, 1996]*
- ▶ “A Gentle Tutorial on Information Theory and Learning”, Roni Rosenfeld
- ▶ “A bit of progress in Language Modeling”, Extended Version, *[Goodman, 2001]*
- ▶ “Two decades of statistical language modeling : where do we go from here ?”, *[Rosenfeld, 2000]*

Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement



Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement

Modèles de langue

- ▶ Un modèle de langue probabiliste est un modèle qui spécifie une distribution $p(s)$ sur les chaînes s de la langue modélisée :

$$\sum_s Pr(s) = 1$$

- ▶ Sans perte d'information, si l'on considère que s est une séquence de N mots (phrase ?), $s \equiv w_1 \dots w_N$, alors :

$$Pr(s) \stackrel{def}{=} \prod_{i=1}^N Pr(w_i | \underbrace{w_1 \dots w_{i-1}}_h)$$

où h est appelé l'**historique**

Exemples d'applications

But : classer un texte selon plusieurs catégories (ex : sport, religion, etc.).

- ▶ \mathcal{C} l'ensemble des classes possibles,
- ▶ $c_i, i \in [1, |\mathcal{C}|]$ l'une de ces classes,
- ▶ T un texte dont on veut connaître la classe c_T :

$$\begin{aligned}
 c_T &= \operatorname{argmax}_{i \in [1, |\mathcal{C}|]} p(c_i | T) \\
 &= \operatorname{argmax}_{i \in [1, |\mathcal{C}|]} \frac{p(T | c_i) \times p(c_i)}{p(T)} \\
 &= \operatorname{argmax}_{i \in [1, |\mathcal{C}|]} \underbrace{p(T | c_i)}_{\text{langue}} \times \underbrace{p(c_i)}_{\text{a priori}}
 \end{aligned}$$

- ▶ en pratique, un modèle unigramme donne des performances (étonnamment) raisonnables.



Exemples d'applications

But : trouver les documents D pertinents à une requête R

$$\begin{aligned}\hat{D} &= \operatorname{argmax}_D p(D|R) \\ &= \operatorname{argmax}_D \underbrace{p(D)}_{\text{a priori}} \times \underbrace{P(R|D)}_{\text{langue}}\end{aligned}$$

- ▶ Un modèle de langue par document dans la [collection](#) !
- ▶ Mode opératoire de base :

$$\operatorname{argmax}_D \prod_{i=1}^{|R|} \lambda p(R_i|D) + (1 - \lambda)p(R_i|Collection)$$

Exemples d'applications

- ▶ soit T un texte, T_i le i -ème caractère de T
et T_a^b la séquence T_a, T_{a+1}, \dots, T_b
- ▶ soit \mathcal{L} l'ensemble des langues, l_i une de ces langues

But : Découvrir L_T , la langue de T

$$\begin{aligned}
 L_T &= \operatorname{argmax}_{i \in [1, |\mathcal{L}|]} p(L_i | T) \\
 &\approx \operatorname{argmax}_{i \in [1, |\mathcal{L}|]} \underbrace{\prod_{c=1}^{|T|} p(T_c | T_{c-n+1}^{c-1}, L_i)}_{\text{n-car}} \times \underbrace{p(L_i)}_{\text{a priori}}
 \end{aligned}$$

Identification de la langue

suédois	cp1252	0.076	estonien	iso-8859-4	0.016
suédois	cp850	0.076	hongrois	cp1250	0.015
suédois	macintosh	0.076	hongrois	cp852	0.015
norvégien	cp1252	0.056	anglais	cp1252	0.014
norvégien	cp850	0.056	français	cp1252	0.011
norvégien	macintosh	0.056	français	cp850	0.011
danois	cp1252	0.039	français	macintosh	0.011
danois	cp850	0.039	espagnol	cp1252	0.010
danois	macintosh	0.039	espagnol	cp850	0.010
néerlandais	cp1252	0.034	espagnol	macintosh	0.010
néerlandais	cp850	0.034	albanais	cp1252	0.010
néerlandais	macintosh	0.034	albanais	cp850	0.010
allemand	cp1252	0.023	albanais	macintosh	0.010
allemand	cp850	0.023	finnois	cp1252	0.010
allemand	macintosh	0.023	finnois	cp850	0.010

<http://www-rali.iro.umontreal.ca/SILC/>



Identification de la langue

Mon char est parké au garage

français	cp1252	0.099
allemand	cp1252	0.064
français	cp850	0.036
français	macintosh	0.036

Je parke mon char

néerlandais	cp1252	0.046
néerlandais	cp850	0.046
néerlandais	macintosh	0.046
anglais	cp1252	0.046
allemand	cp1252	0.038

Exemples d'applications

Le système m'accentue → Le système m'accentue.
Le système m'a accentue → Le système m'a accentué.

- ▶ Soit w_1^n la phrase de n mots à réaccentuer
- ▶ Implantation possible :
 - ▶ désaccentuer tous les mots w_i
 - ▶ sélectionner pour tout mot w_i ses versions accentuées possibles, soit a_i cet ensemble (lorsqu'un mot n'est pas accentuable, $a_i = \{w_i\}$)
 - ▶ considérer toutes les phrases que l'on peut construire à partir des a_i (en prenant un mot par a_i) et sélectionner celle de plus forte probabilité selon le modèle de langue
 - ▶ www.iro-rali.umontreal.ca



Exemples d'applications

- Soit S un document dans la langue source

But Trouver \hat{T} la traduction de S

- approche à la traduction proposée au début des années 90 par une équipe d'IBM (voir les acétates sur la traduction) :

$$\begin{aligned}\hat{T} &= \operatorname{argmax}_T P(T|S) \\ &= \operatorname{argmax}_T \underbrace{P(S|T)}_{\text{traduc.}} \times \underbrace{P(T)}_{\text{langue}}\end{aligned}$$

- 2 distributions que l'on sait estimer
- problème de recherche de maximum (argmax) non trivial



Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement



Modèle n -gramme

$$\begin{aligned}
 Pr(\text{John aime Marie qui aime Paul}) = & \\
 & Pr(\text{John} \mid \text{BOS}) \times \\
 & Pr(\text{aime} \mid \text{BOS John}) \times \\
 & Pr(\text{Marie} \mid \text{BOS John aime}) \times \\
 & Pr(\text{qui} \mid \text{BOS John aime Marie}) \times \\
 & Pr(\text{aime} \mid \text{BOS John aime Marie qui}) \times \\
 & Pr(\text{Paul} \mid \text{BOS John aime Marie qui aime})
 \end{aligned}$$

- approximation markovienne d'ordre $n - 1$, le modèle **n -gramme** :

$$p(s = w_1^n) \approx \prod_{i=1}^N p(w_i \mid w_{i-n+1}^{i-1})$$



Modèle n -gramme

$$p(s) = \prod_{i=1}^N p(w_i | w_{i-2} w_{i-1})$$

$$\begin{aligned} Pr(\text{John aime Marie qui aime Paul}) = \\ Pr(\text{John} | \text{BOS BOS}) \times \\ Pr(\text{aime} | \text{BOS John}) \times \\ Pr(\text{Marie} | \text{John aime}) \times \\ Pr(\text{qui} | \text{aime Marie}) \times \\ Pr(\text{aime} | \text{Marie qui}) \times \\ Pr(\text{Paul} | \text{qui aime}) \end{aligned}$$

Estimateur à maximum de vraisemblance

Soit $\mathcal{D} \equiv w_1 \dots w_N$, un **corpus** (texte) de N mots

- Cas de l'unigramme $p(s) = \prod_i p(w_i)$:

$$p(w) = \frac{|w|}{N}, \text{ avec } |w| \text{ la fréquence de } w \text{ dans } \mathcal{D}$$

- Cas du bigramme $p(s) = \prod_i p(w_i|w_{i-1})$:

$$p(w_i|w_{i-1}) = \frac{|w_{i-1}w_i|}{|w_{i-1}|} = \frac{|w_{i-1}w_i|}{\sum_w |w_{i-1}w|}$$

- Cas du n -gramme :

$$p(w_i|w_{i-n+1}^{i-1}) = \frac{|w_{i-n+1}^{i-1}w_i|}{\sum_w |w_{i-n+1}^{i-1}w|}$$

Estimateur à maximum de vraisemblance

Vincent aime Virginie
 Estelle aime les fleurs
 Elle aime les fleurs jaunes plus particulièrement

► $p(\text{Vincent aime les fleurs}) = \frac{1}{3} \times 1 \times \frac{2}{3} \times 1 \times \frac{1}{2} = \frac{1}{9} \approx 0.111$

$$\begin{aligned}
 & p(\text{Vincent}|\text{BOS}) && |\text{BOS Vincent}|/|\text{BOS}| = 1/3 \\
 \times & p(\text{aime}|\text{Vincent}) && |\text{Vincent aime}|/\text{Vincent} = 1/1 = 1 \\
 \times & p(\text{les}|\text{aime}) && |\text{aime les }|/|\text{aime}| = 2/3 \\
 \times & p(\text{fleurs}|\text{les}) && |\text{les fleurs}|/|\text{les}| = 2/2 = 1 \\
 \times & p(\text{EOS}|\text{fleurs}) && |\text{fleurs EOS}|/|\text{fleurs}| = 1/2
 \end{aligned}$$

► $p(\text{Virginie aime les fleurs}) = 0$ car $|\text{BOS Virginie}| = 0$

Estimateur à maximum de vraisemblance

- ▶ Le corpus **Austen**¹ contient 8762 phrases, 620968 tokens et 14274 types.
- ▶ En théorie, il existe :

$$n_{bigram} = 14274 \times 14274 = 203,747,076$$

$$n_{trigram} \approx 2.9 \times 10^{12}$$

$$n_{4-gram} \approx 4.1 \times 10^{16}$$

$$n_{5-gram} \approx 5.9 \times 10^{20}$$

- ▶ On observe :
 - ▶ 194 211 bigrammes \neq (soit $\approx 0.09\%$), dont 69% d'hapax legomena
 - ▶ 462 615 trigrammes \neq (soit $\approx 10^{-5}\%$), dont 87% d'hapax

1. disponible sur la page web de **[Manning and Schütze, 1999]**

Estimateur à maximum de vraisemblance

- ▶ Une partie du corpus **Hansard**² contient 1,639,250 phrases, 33,465,362 tokens et 103,830 types.
- ▶ En théorie, il existe :

$$\begin{aligned}
 n_{\text{bigram}} &= 10,780,668,900 \text{ (dix milliards !)} \\
 n_{\text{trigram}} &\approx 1.1 \times 10^{15} \\
 n_{4\text{-gram}} &\approx 1.2 \times 10^{20} \\
 n_{5\text{-gram}} &\approx 1.2 \times 10^{25}
 \end{aligned}$$

- ▶ **Lissage** des probabilités, *i.e* donner une probabilité à des choses non vues à l'**entraînement**.

2. <http://www.parl.gc.ca/HouseChamberBusiness/ChamberSittings.aspx?Language=F>

Estimation par maximum de vraisemblance

Soit $\mathcal{D} \equiv (x_1, \dots, x_n) \sim p(x|\theta)$ un corpus d'échantillons tirés indépendamment et aléatoirement d'une distribution $p(x|\theta)$ dont les paramètres θ sont **inconnus**. On souhaite estimer θ .

- ▶ les observations étant indépendantes, on a :

$$p(\mathcal{D}|\theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i|\theta)$$

- ▶ $p(\mathcal{D}|\theta)$ vue comme une fonction de θ est appelée la **vraisemblance** (likelihood) de θ respectivement aux données.
- ▶ on suppose θ fixe, on recherche $\hat{\theta}$:

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}_{MLE} = \operatorname{argmax}_{\theta} p(\mathcal{D}|\theta)$$

MLE = Maximum Likelihood Estimation



Estimation à maximum de vraisemblance

- ▶ Il est souvent plus simple de maximiser la **log-vraisemblance**
 $l(\theta) = \ln p(\mathcal{D}|\theta)$:

$$\operatorname{argmax}_{\theta} l(\theta) = \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_{i=1}^n \ln p(x_i|\theta)$$

- ▶ Soit $\theta \equiv (\theta_1, \dots, \theta_m)^t$ le vecteur de paramètres
 et $\nabla_{\theta} \equiv \left(\frac{\partial}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial}{\partial \theta_m}\right)^t$ l'opérateur **gradient**
- ▶ $\nabla_{\theta} l(\theta) = \underbrace{(0, \dots, 0)^t}_m$

représente un ensemble de m conditions nécessaires que doit vérifier l'estimateur de vraisemblance.

La solution est soit un extremum global (plutôt rare), soit un extremum local (le plus souvent), soit (plus rarement) un point d'inflexion.



MLE et bernouilli

Soit un échantillon $x = (x_1, \dots, x_n)$ extrait de n **épreuves de bernouilli** de paramètre θ . On observe s événements positifs. Quelle est la valeur de θ ?

- ▶ s est la **statistique suffisante** modélisée par une **binomiale**
- ▶ On résoud $\frac{\partial}{\partial \theta} \ln p_{\theta}(x) = 0$

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \ln \left[\binom{n}{s} \theta^s (1 - \theta)^{n-s} \right] = \frac{\partial}{\partial \theta} \ln \theta^s + \frac{\partial}{\partial \theta} \ln (1 - \theta)^{n-s}$$

- ▶ soit $\frac{s}{\theta} - \frac{n-s}{1-\theta} = 0$ qui a pour solution intuitive : $\theta_{MLE} = \frac{s}{n}$ appelée aussi **fréquence relative**

Si on fait 10 jetés d'une pièce et que 3 "piles" sont observés alors, la probabilité que la pièce tombe sur pile est estimée à 3/10.

Quel rapport avec les modèles de langue ?

Hypothèse : les mots d'un texte \mathcal{D} sont générés aléatoirement de manière indépendante par une **multinomiale** (jetés d'un dé à $|V|$ faces, où V est le vocabulaire)

- La vraisemblance est alors :

$$p(\mathcal{D}|\theta) = p(x_1, \dots, x_{|V|}) = \frac{(\sum_{i=1}^{|V|} x_i)!}{\underbrace{\prod_{i=1}^{|V|} x_i!}_{\beta}} \prod_{i=1}^{|V|} p_i^{x_i} \quad \text{avec} \quad \sum_{i=1}^{|V|} p_i = 1$$

où x_i est le compte (observé) de chacun des mots w_i de V dans D ; et p_i sont les paramètres de la distribution que l'on souhaite apprendre.

- On résoud $|V|$ équations (sous la contrainte $\sum_i p_i = 1$) :

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \log \left(\beta \prod_i p_i^{x_i} \right) = 0$$

Quel rapport avec les modèles de langue ?

- ▶ En introduisant λ , un **coefficient de Lagrange** :

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \left[\log p(D|\theta) + \lambda \left(1 - \sum_{i=1}^{|V|} p_i \right) \right] = 0$$

- ▶ on a :

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \left[\log \beta + \sum_i x_i \log p_i \right] - \lambda = 0$$

- ▶ soit :

$$p_i = \frac{x_i}{\lambda}$$

- ▶ et comme $\sum_i p_i = 1$, alors $\lambda = \sum_i x_i$, d'où :

$$p_i = \frac{x_i}{\sum_i x_i} = \frac{x_i}{N}$$

Une méthode de lissage simple

- ▶ **Idée** (simple qui marche mal en pratique) : prétendre que tout événement a été vu une fois de plus dans \mathcal{D}
- ▶ Soit $|V|$ la taille du **vocabulaire** :

$$p_{add-one}(w_i|w_{i-1}) = \frac{|w_{i-1}w_i| + 1}{\sum_w (|w_{i-1}w| + 1)} = \frac{|w_{i-1}w_i| + 1}{|V| + \sum_w |w_{i-1}w|}$$

En particulier, le bigramme `fleur bleue` n'a pas été rencontré dans \mathcal{D} , nous prétendons cependant que nous l'avons trouvé une fois.



Le add-one smoothing, Vincent et Virginie

Vincent aime Virginie
 Estelle aime les fleurs
 Elle aime les fleurs jaunes plus particulièrement

- avant : 0.111, maintenant : $1/3718 \approx 0.000269$

$$\begin{array}{l}
 p(\text{Vincent}|\text{BOS}) \quad \frac{|\text{BOS Vincent}|_{+1}}{|\text{BOS}|_{+|V|}} = \frac{1+1}{3+10} \\
 \times \quad p(\text{aime}|\text{Vincent}) \quad \frac{|\text{Vincent aime}|_{+1}}{|\text{Vincent}|_{+|V|}} = \frac{1+1}{1+10} \\
 \times \quad p(\text{les}|\text{aime}) \quad \frac{|\text{aime les}|_{+1}}{|\text{aime}|_{+|V|}} = \frac{2+1}{3+10} \\
 \times \quad p(\text{fleurs}|\text{les}) \quad \frac{|\text{les fleurs}|_{+1}}{|\text{les}|_{+|V|}} = \frac{2+1}{2+10} \\
 \times \quad p(\text{EOS}|\text{fleurs}) \quad \frac{|\text{fleurs EOS}|_{+1}}{|\text{fleurs}|_{+|V|}} = \frac{1+1}{2+10}
 \end{array}$$



Le add-one smoothing, Vincent et Virginie

Vincent aime Virginie
 Estelle aime les fleurs
 Elle aime les fleurs jaunes plus particulièrement

- avant : 0, maintenant $\approx 6.72 \cdot 10^{-5}$:

$$\begin{aligned}
 p(\text{Virginie}|\text{BOS}) &= \frac{|\text{BOS Virginie}|+1}{|\text{BOS}|+|V|} = \frac{0+1}{3+10} \quad (\star) \\
 \times \quad p(\text{aime}|\text{Virginie}) &= \frac{|\text{Virginie aime}|+1}{|\text{Virginie}|+|V|} = \frac{0+1}{1+10} \quad (\star) \\
 \times \quad p(\text{les}|\text{aime}) &= \frac{|\text{aime les}|+1}{|\text{aime}|+|V|} = \frac{2+1}{3+10} \\
 \times \quad p(\text{fleurs}|\text{les}) &= \frac{|\text{les fleurs}|+1}{|\text{les}|+|V|} = \frac{2+1}{2+10} \\
 \times \quad p(\text{EOS}|\text{fleurs}) &= \frac{|\text{fleurs EOS}|+1}{|\text{fleurs}|+|V|} = \frac{1+1}{2+10}
 \end{aligned}$$

★ changée par rapport au calcul précédant



Problème avec le add-one smoothing

Le corpus **Austen** contient $N = 620,968$ tokens (14,274 types) et 194,211 bigrammes différents pour un nombre total théorique de bigrammes : $n_{th} = 203,747,076$. Le nombre de bigrammes non vus (à vocabulaire fermé) est donc $n_0 = 203,552,865$.

- Estimation (jointe) d'un bigramme :

$$p_{add-one}(w_{i-1}w_i) = \frac{|w_{i-1}w_i| + 1}{N + n_{th}}$$

- Probabilité d'un bigramme non rencontré dans \mathcal{D} :

$$p_0 = 1/(620,968 + 203,747,076) \approx 4.9 \times 10^{-9}$$

- Masse totale de probabilité associée à des bigrammes non vus :
 $n_0 \times p_0 \approx 0.996$

99.6% de l'espace des probabilités a été distribué à des événements non vus !



Lissage *add-one* et estimateur maximum à postérieur (MAP)

La formule de Bayes nous donne la relation suivante :

$$\underbrace{p(\theta|x)}_{\text{à postérieur}} = \frac{\underbrace{p(x|\theta)}_{\text{vraisemblance}} \times \underbrace{p(\theta)}_{\text{à priori}}}{\underbrace{p(x)}_{\text{évidence}}}$$

- ▶ $p(\theta|x)$ est la probabilité **à posteriori** de θ une fois les données observées,
- ▶ $p(x|\theta)$ est la **vraisemblance** de θ au regard de x
- ▶ $p(\theta)$ est l'**à priori**



Lissage *add-one* et MAP

- ▶ Un (autre) estimateur populaire consiste à maximiser la distribution à postériori des paramètres (θ) :

$$\theta_{map} = \operatorname{argmax}_{\theta} p(\theta|\mathcal{D}) = \operatorname{argmax}_{\theta} \log p(\mathcal{D}|\theta) + \log p(\theta)$$

On parle de maximum à postériori (estimateur MAP)

- ▶ θ est maintenant une **variable aléatoire** pour laquelle nous avons un à priori.
- ▶ \mathcal{D} est la résultante de N tirages multinomiaux :

$$p(\mathcal{D}|\theta) = p(x_1, \dots, x_{|V|}) = \underbrace{\frac{(\sum_{i=1}^{|V|} x_i)!}{\prod_{i=1}^{|V|} x_i!}}_{\beta} \prod_{i=1}^{|V|} p_i^{x_i} \quad \text{avec} \quad \sum_{i=1}^{|V|} p_i = 1$$



Lissage *add-one* et MAP

- ▶ Une loi de **dirichlet** est une loi à priori conjuguée d'une distribution multinomiale :

$$p(\theta = (p_1, \dots, p_{|V|}) | \alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_{|V|})) = \frac{\Gamma\left(\sum_{i=1}^{|V|} \alpha_i\right)}{\underbrace{\prod_{i=1}^{|V|} \Gamma(\alpha_i)}_{\gamma}} \prod_{i=1}^{|V|} p_i^{\alpha_i - 1}$$

avec $\alpha_i > 0$

- ▶ Alors notre distribution à postériori s'exprime par :

$$\begin{aligned} p(\theta | \mathcal{D}) &\propto p(\theta) \times p(D | \theta) \\ &\propto \gamma \prod_{i=1}^{|V|} p_i^{\alpha_i - 1} \times \beta \prod_{i=1}^{|V|} p_i^{x_i} \\ &\propto \prod_{i=1}^{|V|} p_i^{x_i + \alpha_i - 1} \end{aligned}$$



Lissage *add-one* et MAP

- ▶ L'estimateur MAP consiste à trouver θ qui maximise cette quantité (ou son log) sous les contraintes stochastiques :

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \left[\log p(\theta|\mathcal{D}) + \lambda \left(1 - \sum_{i=1}^{|V|} p_i \right) \right] = 0$$

(rappel : λ est un **coefficient de Lagrange**)

- ▶ Soit ici :

$$\frac{\partial}{\partial p_i} \left[\sum_{i=1}^{|V|} (x_i + \alpha_i - 1) \log p_i + \lambda \left(1 - \sum_{i=1}^{|V|} p_i \right) \right] = 0$$

Lissage *add-one* et MAP

- ▶ On a donc $|V|$ équations de la forme :

$$p_i = \frac{\alpha_i - 1 + x_i}{\lambda}$$

- ▶ C'est le moment de réintroduire notre contrainte :

$$\sum_{i=1}^{|V|} p_i = 1 = \sum_{i=1}^{|V|} \frac{\alpha_i - 1 + x_i}{\lambda} = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{|V|} (\alpha_i - 1 + x_i)$$

- ▶ Donc :

$$p_i = \frac{\alpha_i - 1 + x_i}{\sum_{i=1}^{|V|} (\alpha_i - 1 + x_i)}$$

Lissage *add-one* et MAP

- ▶ Parmi les lois de Dirichlet, il est courant de choisir les α égaux (on parle alors de **Dirichlet symétrique**, noté D_α).
- ▶ Si nous choisissons D_2 comme a priori, alors nous retombons sur l'estimateur *add-one* :

$$p_i = \frac{x_i + 1}{\sum_{i=1}^{|V|} (x_i + 1)} = \frac{x_i + 1}{|V| + \sum_{i=1}^{|V|} x_i} = \frac{x_i + 1}{|V| + N}$$

- ▶ Si nous choisissons D_1 , alors nous retombons sur notre estimateur MLE :

$$p_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^{|V|} (x_i)} = \frac{x_i}{N}$$

Lissage additif

$$p_{lid}(w_i|w_{i-1}) = \frac{|w_{i-1}w_i| + \delta}{\delta|V| + |w_{i-1}|} \quad \delta \leq 1$$

- ▶ Si on pose :

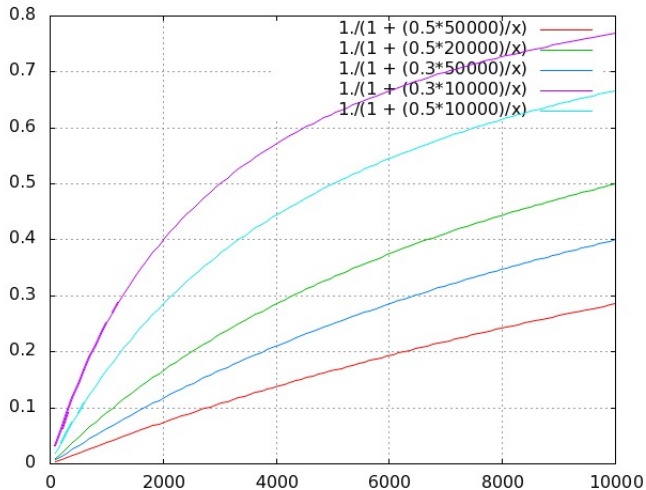
$$\mu_{|w_{i-1}|} = \frac{1}{1 + \delta|V|/|w_{i-1}|}$$

- ▶ alors :

$$p_{lid}(w_i|w_{i-1}) = \underbrace{\mu_{|w_{i-1}|} \frac{|w_{i-1}w_i|}{|w_{i-1}|}}_{\text{MLE}} + (1 - \mu_{|w_{i-1}|}) \underbrace{\frac{1}{|V|}}_{\text{uniforme}}$$

“Poor estimate of context are worse than none”
[Gale and Church, 1990]

Lissage additif



Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement

Information

≠ connaissance

= réduction de l'incertitude = surprise

Information(jeté de dé) > Information(tirage à pile ou face)

- ▶ **Def :** Si E est un événement dont la probabilité d'apparition est $P(E)$, alors l'information associée à l'annonce que E s'est produit est :

$$I(E) = \log_2 \frac{1}{P(E)} = -\log_2 P(E)$$

quantité exprimée en nombre de bits



Information

- ▶ jeté d'une pièce non pipée : $I = \log_2 2 = 1$ bit
- ▶ jeté d'un dé non pipé : $I = \log_2 6 \approx 2.585$ bits
- ▶ choix d'un mot parmi un vocabulaire (équiprobable) de 1000 formes : $I = \log_2 1000 \approx 9.966$ bits

Note : si $P(E) = 1$ alors $I(E) = 0$

L'information est additive

L'information de deux événements **indépendants** est additive.

- ▶ k jetés successifs d'une pièce : $I = \log_2 \frac{1}{(1/2)^k} = k$ bits
- ▶ k jetés successifs d'un dé : $I = k \log_2 6$ bits
- ▶ un document de k mots d'un vocabulaire de 100 000 formes :
 $I = k \log_2 100\,000$ bits
- ▶ une image en 16 niveaux de gris 480x640,
 $I = 307\,200 \log_2 16 = 1\,228\,200$ bits

Entropie

- ▶ Soit S une source d'information qui émet de manière indépendante des symboles appartenant à un alphabet s_1, \dots, s_k avec les probabilités respectives p_1, p_2, \dots, p_k .
- ▶ **Def** : la quantité moyenne d'information obtenue en observant la sortie de S est appelée l'**entropie** de S et est définie par :

$$H(S) = \sum_{i=1}^k p_i I(s_i) = \sum_{i=1}^k p_i \log_2 \frac{1}{p_i} = E \left[\log_2 \frac{1}{p(s)} \right]$$

C'est le nombre moyen de bits qu'il faut pour communiquer chaque symbole de la source



Propriétés de $H(P) = \sum_{i=1}^k p_i \log_2 \frac{1}{p_i}$

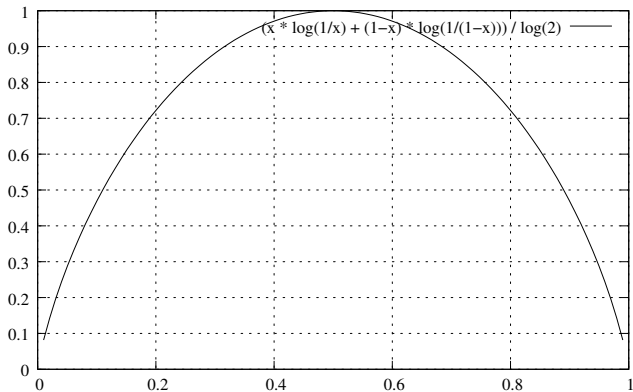
- ▶ $H(P) \geq 0$
- ▶ Pour toute distribution $q = q_1, q_2, \dots, q_k$, sous le régime P :

$$H(P) \leq H(P, Q)$$

où $H(P, Q) = E_P [-\log_2 Q] = -\sum_x p(x) \log_2 q(x)$ est appelée l'entropie croisée

- ▶ $H(P) \leq \log_2 k$ avec égalité ssi $p_i = 1/k \quad \forall i$
- ▶ Plus P s'écarte de l'uniforme, plus l'entropie est petite (entropie = surprise moyenne)

Entropie d'une pièce plus ou moins biaisée



L'entropie sur un exemple³

- ▶ On veut transmettre le plus efficacement possible (au sens de la quantité d'information) le cheval gagnant d'une course de 8 chevaux, et ce à chaque course.
- ▶ Sans à priori sur la compétence des chevaux, on peut transmettre le code (sur 3 bits) du numéro du cheval gagnant :

$$1 = 001, 2 = 010, 3 = 011, \dots, 8 = 100$$

Cela revient à dire qu'on ne se soucie pas des informations sur les chevaux : tous ont la même chance de gagner :

$$\log_2\left(\frac{1}{1/8}\right) = \log_2(8) = 3$$

3. Extrait de *[Jurafsky and Martin, 2000]* pp. 225

L'entropie sur un exemple

- ▶ Supposons maintenant que l'on connaît la probabilité que chaque cheval a de gagner :

$$\left\{ \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \frac{1}{8}, \frac{1}{16}, \frac{1}{64}, \frac{1}{64}, \frac{1}{64}, \frac{1}{64} \right\}$$

- ▶ Alors :

$$\begin{aligned} H(x) &= - \sum_{i=1}^8 p(i) \log_2 p(i) \\ &= -\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} + \frac{1}{4} \log_2 \frac{1}{4} - \dots - 4 \times \frac{1}{64} \log_2 \frac{1}{64} \\ &= 2 \text{ bits} \end{aligned}$$

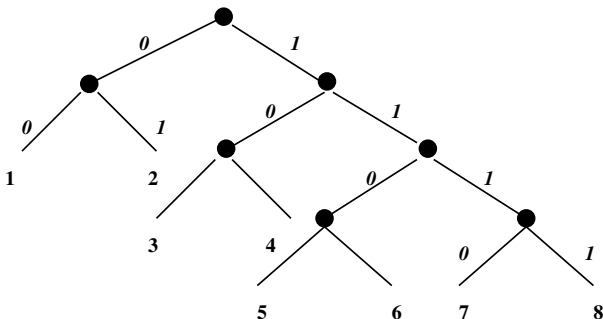
On peut coder la même chose avec 2 bits **en moyenne**

- ▶ **Idée** : plus un événement est probable, moins on utilise de bits pour l'encoder.



Entropie chevaline

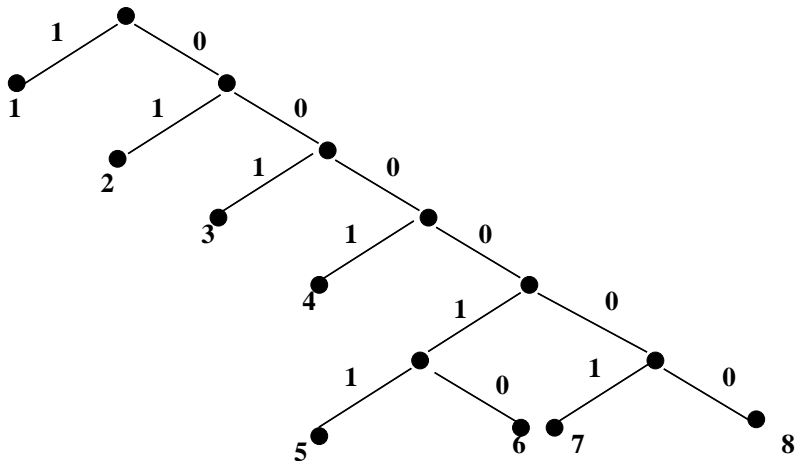
- Exemple (non optimal) de code à longueur variable pour transmettre les gagnants des courses :



$$\frac{1}{2} \times 2 + \frac{1}{4} \times 2 + \frac{1}{8} \times 3 + \frac{1}{16} \times 4 + 4 \times \frac{1}{64} \times 4 = 2.1875$$

Un théorème de Shannon nous dit que l'on peut faire mieux en moyenne

Entropie chevaline



$$\frac{1}{2} \times 1 + \frac{1}{4} \times 2 + \frac{1}{8} \times 3 + \frac{1}{16} \times 4 + \frac{1}{64} \times 6 \times 4 = 2$$

Shannon nous dit qu'on ne peut pas faire mieux en moyenne

Mesure de la qualité d'un modèle de langue

- ▶ soit S une source sans mémoire qui émet des symboles $s_i, i \in [1, k]$ avec une probabilité p_i :

$$H(S) = - \sum_{i \in [1, k]} p_k \log p_k$$

- ▶ si on considère un message comme une instance d'une variable aléatoire W alors :

$$H(W) = - \sum_W p(W) \log p(W)$$

- ▶ pour les documents de n mots :

$$H(W_1^n) = - \sum_{w_1^n} p(w_1^n) \log p(w_1^n)$$

Mesure de la qualité d'un modèle de langue

- Pour ne pas dépendre de la longueur du message, on considère souvent l'entropie par mot :

$$\frac{1}{n}H(W_1^n) = -\frac{1}{n} \sum_{w_1^n} p(w_1^n) \log p(w_1^n)$$

- On parle également de l'entropie d'un langage L :

$$H(L) = -\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{w_1^n} p(w_1^n) \log p(w_1^n)$$

Mesure de la qualité d'un modèle

- Pour une source quelconque :

$$H = - \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{x_1 \dots x_n} p(x_1 \dots x_n) \log p(x_1 \dots x_n)$$

- Si la source est **ergodique**, alors :

$$H = - \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \log p(x_1 \dots x_n)$$

- Si de plus, le jeu de test est assez grand :

$$H = - \frac{1}{n} \log p(x_1 \dots x_n)$$

- Mais $p(x_1 \dots x_n)$ est inconnue (c'est ce que l'on cherche)

$$LP = - \frac{1}{n} \log \hat{p}(x_1 \dots x_n) \quad (\text{note : } LP \geq H)$$



Cas du trigramme

- Soit un corpus de test de n phrases $\mathcal{T} = \{s_1, \dots, s_n\}$, où $s_i = \{w_1^i \dots w_{n_{s_i}}^i\}$ est une phrase de n_{s_i} mots. Alors :

$$\begin{aligned}
 H &= -\frac{1}{\sum_{i=1}^n n_{s_i}} \log p(s_1, \dots, s_n) \\
 &= -\frac{1}{\sum_{i=1}^n n_{s_i}} \log \prod_{i=1}^n p(s_i) \\
 &= -\frac{1}{\sum_{i=1}^n n_{s_i}} \sum_{i=1}^n \log p(s_i) \\
 &= -\frac{1}{\sum_{i=1}^n n_{s_i}} \sum_{i=1}^n \log \prod_{j=1}^{n_{s_i}} p(w_j^i | w_{j-2}^i w_{j-1}^i) \\
 &= -\frac{1}{n} \underbrace{\sum_{i=1}^n n_{s_i}}_N \underbrace{\sum_{j=1}^{n_{s_i}} \log p(w_j^i | w_{j-2}^i w_{j-1}^i)}_{\log p(s_i)}
 \end{aligned}$$

Mesure de la qualité d'un modèle

- ▶ On préfère souvent présenter la qualité d'un modèle en terme de **perplexité**, qui représente en gros le nombre moyen d'hésitations (prédictions équiprobables) lors d'une prédiction (typiquement entre 70 et 400) :

$$PP = 2^H = \hat{p}(x_1 \dots x_n)^{-\frac{1}{n}}$$

- ▶ Relation entre la réduction de l'entropie et de la perplexité **[Goodman, 2001]** :

entropie	.01	.1	.16	.2	.3	.4	.5	.75	1
perplexité	0.7%	6.7%	10%	13%	19%	24%	29%	41%	50%

Ex : si $H = 8$, $H' = 7.9$, alors la perplexité passe de 256 à 238.8 soit une réduction relative de la perplexité de 6.7%

- !! Une réduction de perplexité de 5% (ou moins) n'est habituellement pas significative, une réduction entre 10% et 20% est souvent intéressante, enfin une réduction au delà de 30% est intéressante mais rare **[Rosenfeld, 2000]**...



Le jeu de Shannon

- ▶ **protocole** : On demande à un humain de deviner lettre après lettre un texte. Le sujet propose en premier la lettre qu'il pense la meilleure, puis ensuite la seconde, etc... jusqu'à trouver la bonne. Il passe ensuite à la lettre suivante.
 - ▶ le sujet ne change pas son degré de connaissance au cours de l'expérience (sujet stationnaire)
 - ▶ on conserve le rang de la bonne réponse pour la i -ème lettre

Entropie de l'anglais

- ▶ Shannon a montré que sur un texte donné (100,000 mots) avec des mots d'en moyenne 5.5 caractères :
 - ▶ entropie par caractère de 1.3 bits (26 + 1 caractères).
 - ▶ modèle aveugle : $\log(27) = 4.75$ bits /caractère
 - ▶ modèle unigramme : 4.03 bits /caractère
- ▶ *[Brown et al., 1992]* ont entraîné un gros modèle (583 millions de tokens), puis en testant sur un grand corpus de test.
 - ▶ une estimée de 1.75 bits/car.
 - ▶ surestimé (seulement un modèle)

Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement

Le lissage Good/Turing (1953)

- Pour tout n -gramme apparu r fois, on prétend qu'il est apparu r^* fois, avec :

$$r^* = (r + 1) \frac{n_{r+1}}{n_r}$$

où n_r est le nombre de n -grammes apparus r fois dans \mathcal{T} .

- Ainsi pour tout n -gramme α on a :

$$p_{GT}(\alpha) = \frac{r^*}{N'} \quad \text{avec } N' = \sum_{r=0}^{\infty} n_r r^*$$

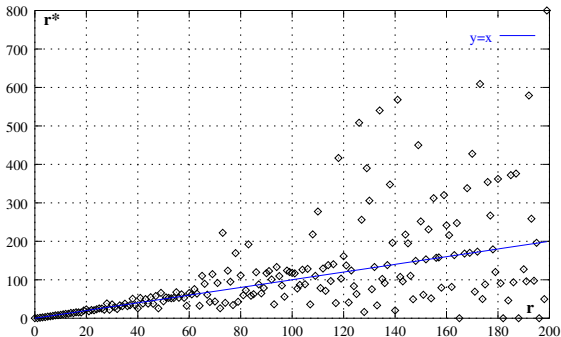
!! N' est bien le compte original (N) observé dans \mathcal{T} , car :

$$N' = \sum_{r=0}^{\infty} n_r r^* = \sum_{r=0}^{\infty} n_r (r+1) \frac{n_{r+1}}{n_r} = \sum_{r=0}^{\infty} (r+1) n_{r+1} = \sum_{r=1}^{\infty} r n_r = N$$



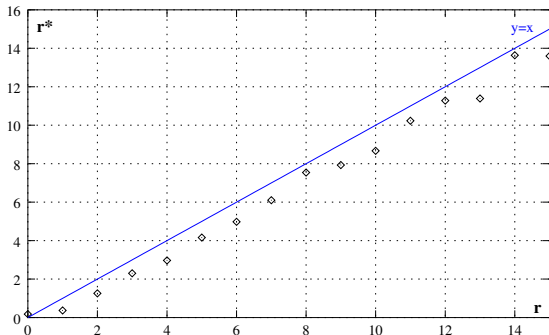
Le lissage Good/Turing (1953)

- ▶ Le nombre de n -grammes (différents) de fréquence r , lorsque r est grand, est faible (n_r est faible) \Rightarrow les estimées de fréquence (r^*) ont alors tendance à être bruitées.
- ▶ Lorsqu'un n -gramme est fréquent, l'estimateur MLE est raisonnable.



Le lissage Good/Turing (1953)

- !! Le n -gramme le plus fréquent (soit r sa fréquence) aurait une estimée nulle par la formule GT, car n_{r+1} est nul.
- On ne peut pas appliquer GT si l'un des comptes n_r est nul (ou alors il faut lisser ...)



- On applique Good/Turing sur les n -grammes dont la fréquence est petite.

Le lissage Good/Turing (1953)

r	n_r	r^*	r	n_r	r^*
0	203,552,865	.00065	6	2524	4.98
1	133420	.37	7	1796	6.10
2	25201	1.26	8	1371	7.54
3	10585	2.30	9	1150	7.93
4	6099	2.97	10	912	8.67

- ▶ La probabilité associée à un n -gramme non vu est $p_0 = \frac{n_1}{N \times n_0}$ où n_0 est le nombre de n -grammes non vus et N le nombre total de n -grammes dans le corpus.
- ▶ Dans l'exemple du corpus Austen, $p_0 = 1.05 \times 10^{-9}$, et la masse totale de probabilité associée à des bigrammes non vus est : 0.21

Lissage Good-Turing

- ▶ **Hyp** : un texte est composé par K unités s_k (unigrammes, bigrammes ou autres) tirées indépendamment les unes des autres avec une probabilité p_k (inconnue).
- ▶ Soit une unité α dont le compte en corpus est r . Quelle est notre estimée de p_α sur la simple information de r ?

$$\hat{p}_i = E_j[p(j = i)|r] = \sum_{j=1}^K p_j p(j = i|r)$$

- ▶ posons :

$$p(j = i|r) = \frac{\binom{N}{r} p_i^r (1 - p_i)^{N-r}}{\sum_j \binom{N}{r} p_j^r (1 - p_j)^{N-r}}$$

Lissage Good-Turing

Or, le nombre estimé d'unités ayant un compte r dans le corpus de N mots est :

$$E_N(n_r) = \sum_{j=1}^K \binom{N}{r} p_j^r (1 - p_j)^{N-r}$$

de même :

$$E_{N+1}(n_{r+1}) = \sum_{j=1}^K \binom{N+1}{r+1} p_j^{r+1} (1-p_j)^{N-r} = \frac{N+1}{r+1} \sum_{j=1}^K \binom{N}{r} p_j^{r+1} (1-p_j)^{N-r}$$

car $\binom{N+1}{r+1} = \binom{N}{r} \times \frac{N+1}{r+1}$, donc :

$$\hat{p}_i = \frac{\sum_j \binom{N}{r} p_j^{r+1} (1-p_j)^{N-r}}{E_N(n_r)} = \frac{r+1}{N+1} \frac{E_{N+1}(n_{r+1})}{E_N(n_r)}$$

Lissage Good-Turing

$$\hat{p}_i = \frac{r + 1}{N + 1} \frac{E_{N+1}(n_{r+1})}{E_N(n_r)}$$

donc

$$r^* = \frac{N \times (r + 1)}{N + 1} \frac{E_{N+1}(n_{r+1})}{E_N(n_r)}$$

d'où :

$$r^* \approx (r + 1) \times \frac{E_{N+1}(n_{r+1})}{E_N(n_r)} \approx (r + 1) \times \frac{n_{r+1}}{n_r}$$

Lissage de Katz (1987) : le modèle backoff (repli)

Idée : étend l'intuition de GT, mais en consultant un modèle d'ordre inférieur **si l'unité n'a pas été vue en corpus**.

- ▶ Soit un corpus \mathcal{T} tel que :
 $|\text{journal du}| = |\text{journal de}| = |\text{journal humidifiant}| = 0$
(par exemple parce que `journal` n'est pas dans \mathcal{T}).
- ▶ Selon GT (et également add-one), ces bigrammes vont recevoir la même probabilité. Intuitivement, le troisième devrait être moins probable.
- ▶ En consultant un modèle unigramme on peut éventuellement parvenir à rendre compte de cette intuition qui devrait donner `humidifiant` comme moins probable (si moins fréquent).

backoff de Katz

$$p_{katz}(w_i|w_{i-1}) = \begin{cases} \hat{p}(w_i|w_{i-1}) & \text{si } |w_{i-1}w_i| > 0 \\ \alpha(w_{i-1})p_{katz}(w_i) & \text{sinon} \end{cases}$$

où \hat{p} est une distribution lissée selon GT. De manière plus générale :

$$p_{katz}(w_i|w_{i-n+1}^{i-1}) = \hat{p}(w_i|w_{i-n+1}^{i-1}) + \theta(|w_{i-n+1}^{i-1}|)\alpha(w_{i-n+1}^{i-1})p_{katz}(w_i|w_{i-n+2}^{i-1})$$

où :

$$\theta(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

\hat{p} est obtenu en appliquant GT, *cad* un **discount** de l'ordre de $\frac{r^*}{r}$.



Katz (1987)

$$\begin{aligned} & \forall w_{i-1}, \sum_{w_i} p_{katz}(w_i|w_{i-1}) = 1 \\ & = \sum_{w_i:|w_{i-1}^i w_i|>0} \hat{p}(w_i|w_{i-1}) + \sum_{w_i:|w_{i-1}^i w_i|=0} \alpha(w_{i-1}) p_{ML}(w_i) \end{aligned}$$

donc :

$$1 - \sum_{w_i:|w_{i-1} w_i|>0} \hat{p}(w_i|w_{i-1}) = \alpha(w_{i-1}) \sum_{w_i:|w_{i-1} w_i|=0} p_{ML}(w_i)$$

cad :

$$\alpha(w_{i-1}) = \frac{1 - \sum_{w_i:|w_{i-1} w_i|>0} \hat{p}(w_i|w_{i-1})}{1 - \sum_{w_i:|w_{i-1} w_i|>0} p_{ML}(w_i)}$$

Katz (1987)

- ▶ Pour calculer \hat{p} , on applique un discount $d_r \approx \frac{r^*}{r}$ pour les comptes faibles : $d_r = 1$ pour $\forall r > k$. Katz suggère $k = 5$.
- ▶ Dans le cas d'un bigramme, les discounts sont choisis tel que :
 - ▶ les discounts sont proportionnels à ceux de GT :

$$1 - d_r = \mu(1 - \frac{r^*}{r})$$
 - ▶ le nombre total de counts discountés de la distribution globale est égal au nombre total de counts que GT assigne aux bigrammes non vus :

$$\sum_{r=1}^k n_r(1 - d_r)r = n_1$$
- ▶ En résolvant ces $k + 1$ équations, on trouve (merci Good) :

$$d_r = \frac{\frac{r^*}{r} - \frac{(k+1)n_{k+1}}{n_1}}{1 - \frac{(k+1)n_{k+1}}{n_1}}$$

Katz (1987)

k	r	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
3		.24	.55	.72																	
4		.28	.57	.73	.70																
5		.29	.58	.74	.71	.81															
6		.31	.59	.75	.72	.82	.81														
7		.32	.59	.75	.72	.82	.81	.86													
8		.32	.59	.75	.72	.82	.81	.86	.94												
9		.33	.60	.75	.72	.82	.82	.86	.94	.87											
10		.34	.61	.75	.73	.82	.82	.86	.94	.87	.86										
11		.34	.61	.75	.73	.82	.82	.86	.94	.87	.86	.93									
12		.34	.61	.76	.73	.82	.82	.86	.94	.87	.86	.93	.94								
13		.35	.61	.76	.73	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87							
14		.35	.61	.76	.73	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97						
15		.35	.61	.76	.73	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97	.90					
16		.35	.61	.76	.73	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97	.90	.96				
17		.36	.62	.76	.73	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97	.90	.96	.89			
18		.36	.62	.76	.74	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97	.90	.96	.89	.82		
19		.36	.62	.76	.74	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97	.90	.96	.89	.82	1.06	
20		.36	.62	.76	.74	.83	.82	.87	.94	.88	.86	.93	.94	.87	.97	.90	.96	.89	.82	1.06	1.15

- ▶ Discounts accordés en fonction de k sur le corpus **Austen** pour les bigrammes.
- ▶ Plus r est grand, plus d_r se rapproche de 1 ($d_1 \approx 0.3$, $d_8 \approx 0.9$)



Le lissage Jelinek-Mercer (1980)

- **Idée** : proche du backoff mais ici, on consulte les modèles d'ordre inférieur **tout le temps**.

$$p_{interp}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) = \lambda_{w_{i-n+1}^{i-1}} p_{ML}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) + (1 - \lambda_{w_{i-n+1}^{i-1}}) p_{interp}(w_i | w_{i-n+2}^{i-1})$$

- Pour arrêter la récursion, on peut combiner avec un modèle 0-gram ($p_{unif}(x) = \frac{1}{|V|}$) ou un modèle unigramme.



Jelinek-Mercer

- ▶ **Intuitivement** : si un historique h est fréquent dans \mathcal{T} , alors λ_h devrait être grand ; faible sinon.

Ex on rencontre souvent `Monsieur le` dans le Hansard. On peut à priori donner du poids au modèle trigramme. En revanche, on ne rencontre jamais `pédaler dans`. On peut donc dans ce cas ci donner plus de poids sur les modèles d'ordre inférieur.



Jelinek-Mercer

- Les λ ne dépendent pas de l'historique :

$$p_{interp}(w_i|w_{i-2}w_{i-1}) = \begin{cases} \alpha p_{ML}(w_i|w_{i-2}w_{i-1}) + \\ \beta p_{ML}(w_i|w_{i-1}) + \\ \gamma p_{ML}(w_i) + \\ \lambda \frac{1}{|V|} \end{cases}$$

avec $\alpha + \beta + \gamma + \lambda = 1$ car :

$$\sum_w p_{interp}(w|w_{i-2}w_{i-1}) = 1 =$$

$$\alpha \underbrace{\sum_w p_{ML}(w|w_{i-2}w_{i-1})}_1 + \beta \underbrace{\sum_w p_{ML}(w|w_{i-1})}_1 + \gamma \underbrace{\sum_w p_{ML}(w)}_1 + \lambda \underbrace{\sum_w \frac{1}{|V|}}_1 =$$

$$\alpha + \beta + \gamma + \lambda$$

Jelinek-Mercer

Partitionner l'espace des historiques

- ▶ **[Jelinek and Lafferty, 1991]** suggère de partitionner en fonction de $\sum_{w_i} |w_{i-n+1}^i|$, cad, la fréquence de l'historique. Par exemple : $\lambda(h) = \lambda(\log(|h|))$
- ▶ **[Chen, 1996]**, suggère de partitionner selon : $\frac{\sum_{w_i} |w_{i-n+1}^i|}{|\{w_i : |w_{i-n+1}^i| > 0\}|}$, cad de prendre en compte le nombre de mots différents qui peuvent suivre un historique donné.

Ex sur une tranche du Hansard, 2 mots suivent le bigramme projet de : loi et modification. En revanche, 31 mots différents suivent le bigramme la chambre : des, a, aujourd'hui, comprend, etc.

Jelinek-Mercer

- ▶ Un algorithme dérivé de Baum-Welch (1972) permet d'apprendre les λ à partir d'un corpus. C'est un cas particulier de l'**algorithme EM** (Expectation / Maximization).
- ▶ **Important** : Il faut prendre un autre corpus que \mathcal{T} pour estimer les λ . Sinon l'algorithme va converger vers une solution donnant tout le poids au modèle le meilleur seul.
 - ▶ corpus de **développement** (*held-out*) — ex : 20% de \mathcal{T} .
 - ▶ **validation croisée** si \mathcal{T} est trop petit.

Ex : On divise \mathcal{T} en deux parties (ex : 80%/20%). Sur le 1er corpus on fait l'estimée des modèles, sur le 2nd, on fait l'estimée des λ . On recommence pour une autre division de \mathcal{T} . Les estimées sont des moyennes par pli (ici 2).

Lissage Witten-Bell (1990)

- ▶ Peut être vu comme une instance de Jelinek-Mercer :

$$p_{WB}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) = \lambda_{w_{i-n+1}^{i-1}} P_{ML}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) + (1 - \lambda_{w_{i-n+1}^{i-1}}) p_{WB}(w_i | w_{i-n+2}^{i-1})$$

- ▶ mais au lieu de partitionner l'espace des λ , on calcule la quantité :

$$1 - \lambda_h = \frac{N_{1+}(h)}{N_{1+}(h) + \sum_w |hw|}$$

où $N_{1+}(h) = |\{w : |hw| > 0\}|$ est le nombre de mots différents qui peuvent suivre l'historique.

Lissage Witten-Bell (1990)

- ▶ **Intuitivement** : $1 - \lambda$ est une estimée de la probabilité qu'un mot w suive un historique h alors qu'on a jamais vu hw dans \mathcal{T} .
 - ▶ MLE obtenu sur un corpus étendu avec un événement qui dit "je n'ai encore jamais été vu après h ".
 - ▶ si h est toujours suivi d'un mot différent, alors $1 - \lambda = 0.5$.
 - ▶ si h est suivi de peu de mots différents, alors croire le modèle d'ordre supérieur d'autant plus que h est fréquent
- ▶ Donc au final :

$$p_{WB}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) = \frac{|w_{i-n+1}^i| + N_{1+(w_{i-n+1}^{i-1})} p_{WB}(w_i | w_{i-n+2}^{i-1})}{\sum_{w_i} |w_{i-n+1}^i| + N_{1+(w_{i-n+1}^{i-1})}}$$

Note **Méthode de lissage proposée initialement pour la compression de textes.**



Lissage Absolute-Discounting

[Ney et al., 1994]

- ▶ Encore une méthode d'interpolation, mais on retire de chaque compte positif une quantité fixe D ($D \leq 1$).

$$p_{abs}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) = \frac{\max\{|w_{i-n+1}^i|^{-D}, 0\}}{\sum_{w_i} |w_{i-n+1}^i|} + \gamma(w_{i-n+1}^{i-1}) p_{abs}(w_i | w_{i-n+2}^{i-1})$$

- ▶ $\gamma_{w_{i-n+1}^{i-1}}$ est une fonction de D
- ▶ Ney et al. suggèrent d'utiliser : $D = \frac{n_1}{n_1 + 2n_2}$

Note : d'autres D peuvent être appliqués pour les modèles d'ordre inférieur.



Point d'orgue

[Kneser and Ney, 1995]

- ▶ Une extension du lissage par absolute discounting, où le modèle d'ordre inférieur est estimé de façon plus adaptée :

$$p_{KN}(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) = \frac{\max\{|w_{i-n+1}^i| - D, 0\}}{\sum_{w_i} |w_{i-n+1}^i|} + \gamma(w_{i-n+1}^{i-1}) p_{KN}(w_i | w_{i-n+2}^{i-1})$$

- ▶ avec :

$$p_{KN}(w_i | w_{i-n+2}^{i-1}) = \frac{|\{w_{i-n+1} : |w_{i-n+1}^i| > 0\}|}{|\{w_{i-n+1} : |w_{i-n+1}^{i-1}| > 0\}|}$$

- ▶ En quoi est-ce plus adapté ?
 - ▶ Le nombre de contextes différents dans lesquels se produit w_{i-n+2}^i est consulté ; avec l'idée que si ce nombre est faible, alors on devrait accorder une petite probabilité au modèle $(n-1)$ -gram, et ce, même si w_{i-n+2}^i est fréquent.

Lissage Kneser-Ney

- ▶ Dans un sous-corpus du Hansard de $N = 153,213$ tokens ($|V| = 7986$ types), on rencontre 28 fois le bigramme `présidente suppléante`, mais jamais le bigramme `souveraineté suppléante`. Le nombre de bigrammes différents dans le corpus est 16 057.

- ▶ "Habituellement",

$$p(\text{suppléante}|\text{souveraineté}) \propto p(\text{suppléante}) = \frac{28}{153213} (\approx 0.00018)$$

28 étant la fréquence de *suppléante*.

- ▶ Dans Kneser-Ney, elle est plutôt proportionnelle à :

$$\frac{| \{ \text{présidente} \} |}{16057} (\approx 6.22 \times 10^{-5}),$$

Lissage Kneser-Ney

- ▶ Toujours dans ce même corpus, on ne voit jamais le trigramme `stupide le président`, alors qu'on rencontre 524 fois le trigramme `monsieur le président`. Le bigramme `le président` a été vu 738 fois.

- ▶ Avec Kneser-Ney :

$$p(\text{président}|\text{stupide le}) \propto \frac{|\{\bullet\text{le président}\}|}{|\{\bullet\text{le}\bullet\}|} = \frac{7}{2421} (\approx 0.0029)$$

- ▶ alors que dans d'autres approches, c'est plutôt proportionnel à $p(\text{président}|\text{le}) = \frac{738}{|\text{le}|=4425} (\approx 0.166)$

Quelle technique choisir ?

- ▶ Lire [*Chen and Goodman, 1996*] et [*Goodman, 2001*].
 - ▶ Kneser & Ney parmi les meilleures techniques de lissage
 - ▶ Katz est une méthode qui marche d'autant mieux que les comptes initiaux sont grands.
 - ▶ Jelinek & Mercer est une valeur sûre adaptée aux comptes plus faibles.
- ▶ La réponse dépend de l'application visée (langue, registre) de l'évolution du vocabulaire à travers le temps, des ressources mémoire disponibles, etc.

Quelques facteurs à prendre en compte

- ▶ **Taille du corpus** : The more the better...
mais les techniques de lissage plafonnent.
 - ▶ un modèle bigramme sature au delà de quelques centaines de millions de mots.
- Ex **[Rosenfeld, 2000]** : en comptant les trigrammes présents dans un corpus de 38 millions de mots d'articles de journaux, il a observé que sur de nouveaux textes de la même source, plus d'un tiers des trigrammes étaient nouveaux.
- ▶ **Nature des corpus (adaptation)**
 - Ex **[Rosenfeld, 2000]** : un ML entraîné sur les textes du "Dow-Jones news" voit sa perplexité doubler s'il est testé sur des textes (pourtant assez semblables pour un humain) de l' "Associated Press newswire" de la même époque.

Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement

Augmenter n

- ▶ augmenter n augmente le problème de sous-représentation des données.
- ▶ la traduction statistique utilise (souvent) $n = 5$ (résultats très proches avec $n=4$). Dans ce cas, la technique de lissage prend de l'importance :
 - ▶ Katz peu adaptée (meilleure pour les gros comptes).
 - ▶ Kneser & Ney stable (les performances ne chutent pas lorsque n augmente).
- ▶ si $|\mathcal{T}|$ n'est pas très grand, alors un modèle bigramme et un modèle trigramme ont à peu près la même performance.

Augmenter la taille des données

Stupid Backoff

[Brants et al., 2007]

- ▶ un modèle backoff sans normalisation !

$$s(w_i | w_{i-n+1}^{i-1}) = \begin{cases} \frac{|w_{i-n+1}^i|}{|w_{i-n+1}^{i-1}|} & \text{si } |w_{i-n+1}^i| > 0 \\ \alpha S(w_i | w_{i-n+2}^{i-1}) & \text{sinon} \end{cases}$$

- ▶ S indique un score et non une probabilité (simplement des comptes), α fixé (à 0.4)
- ▶ approche **map-reduce** pour calculer efficacement les fréquences et pour y accéder rapidement lors des tests
 - ▷ **modèle distribué** (sur plusieurs machines)



Stupid Backoff

[Brants et al., 2007]

- ▶ 5-gramme entraîné sur des corpus de 13M à 2T (10^{12}) de mots ... (google !)
- ▶ training sets (anglais) :
 - target 237M mots (LDC), partie anglaise de corpus parallèles En-Ar (différents types de textes)
 - ldcnews 5G mots (LDC), news
 - webnews 31G mots collectés sur des pages de news
 - web 2T mots collectés du Web en janvier 2006
- ▶ test set : 1797 phrases postérieures à la période sur laquelle les données d'entraînement ont été collectées. Mélange de différents genres (news, newsgroups, etc.) (tâche : traduction)



Stupid Backoff

[Brants et al., 2007]

- ▶ temps (d'entraînement) vs taille :

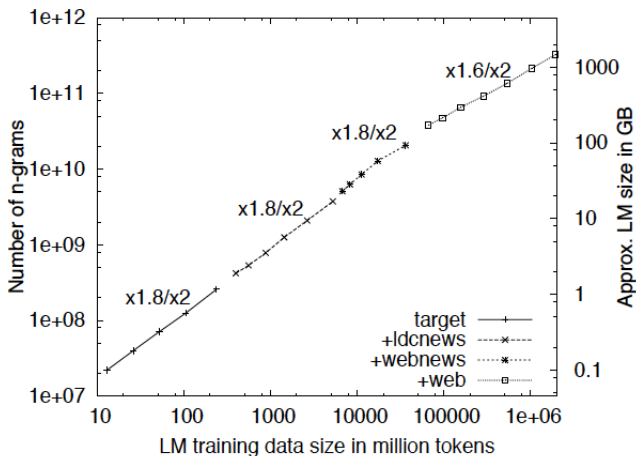
	target	webnews	web
$ tokens $	237M	31G	1.8T
$ V $	200k	5M	16M
$ n - gram $	257M	21G	300G
$ LM $ (SB)	2G	89G	1.8T
time (SB)	20 min	8h	1 day
time (KN)	2.5h	2 days	1 week ⁴
# machines	100	400	1500

- ▶ **cutoff** sur le vocabulaire de 2 pour **target** et **ldcnews** et 200 pour **webnews**.
- ▶ $|n - gram|$ nombre de n-grammes différents pour $n \in [1, 5]$ (pas de cutoff pour les n-grammes).

4. temps estimé

Stupid Backoff

[Brants et al., 2007]

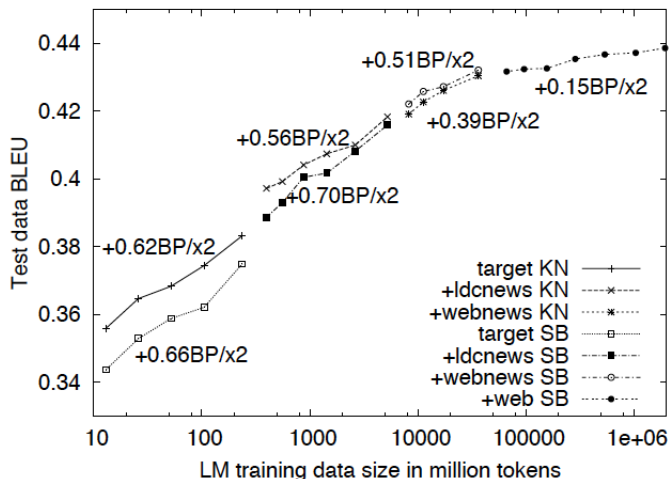


- ▶ données x 2 ▷ nombre de n-grammes x 1.8



Stupid Backoff

[Brants et al., 2007]



- BLEU \sim distance entre une traduction produite et une (ici 4) traduction de référence (1 signifie l'identité).



Retour à la vie de tous les jours

- ▶ Google Search par la voix :
 - ▶ modèle 3-gramme, 13.5 M n-grammes
 - ▶ 1.0/8.2/4.3M 1/2/3-grammes
 - ▶ 4bytes/n-gramme à une vitesse raisonnable (3 fois le temps d'accès à un modèle non compressé)

- ▶ Googler : *Back-Off Language Model Compression*
http://static.googleusercontent.com/external_content/untrusted_dlcp/research.google.com/fr/archive/papers/chelba-talk.pdf



Le skipping

► **Idée** : Éliminer des éléments du contexte conditionnant

- Si $|il\ parle\ avec\ JEAN\ de\ lui| > 0$,
- mais $|il\ parle\ avec\ PIERRE\ de\ lui| = 0$,
- $\Rightarrow p(lui | il\ parle\ avec\ ---\ de)$

► En pratique on combine différents modèles skippés avec un modèle non skippé (on augmente la complexité du modèle).

► peut servir à créer des modèles n -gramme (n grand) du pauvre :

$$p_4(w_i | w_{i-3}w_{i-2}w_{i-1}) = \lambda_1 p_2(w_i | w_{i-2}w_{i-1}) + \lambda_2 p_2(w_i | w_{i-3}w_{i-1}) + \lambda_3 p_2(w_i | w_{i-3}w_{i-2})$$



Le skipping

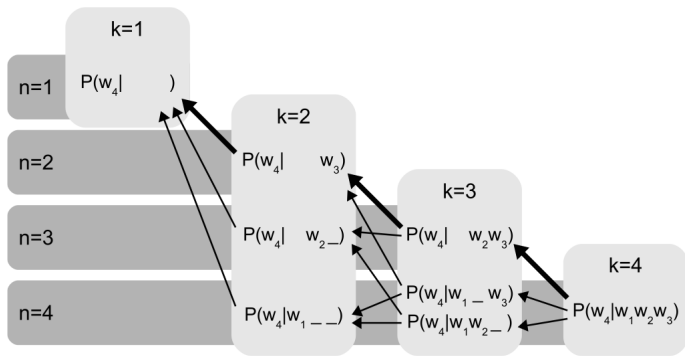
manger une $\left\{ \begin{array}{l} \text{pomme} \\ \text{poire} \\ \text{pêche} \end{array} \right\}$ avec $\left\{ \begin{array}{l} \text{délice} \\ \text{délectation} \\ \text{gourmandise} \end{array} \right\}$

Mais :

manger une $\left\{ \begin{array}{l} \text{raclée} \\ \text{volée} \\ \text{araignée} \end{array} \right\}$ avec ???

Skipping et KN sont dans un bateau

[Pickhardt et al., 2014]



- ▶ baisse de perplexité (3% à 12% par rapport à MKN) plus marquée pour de petits corpus (25%)
- ▶ toolkit disponible
- ▶ testé sur 100 000 séquences de 5 mots (bizarre)

Clustering (regroupement)

Voir [?]

- ▶ Séduisant par son double but (en fait ils sont liés) :
 - ▶ Réduire le problème de sous représentation des données
 - ▶ Introduire de l'information (linguistique)

Ex on observe dans \mathcal{T} des occurrences de [départ {mardi, mercredi} à 15 h.], mais pas celle de [départ jeudi à 18 h.] \implies [départ *JOUR* à *NOMBRE* h.]

- ▶ Si un mot est associé à une seule classe, alors on parle de **clustering dur** (hard clustering) ; sinon on parle de **clustering mou** (soft clustering).

[missile, rocket, bullet, gun] [officer, aide, chief, manager] [lundi, mardi, mercredi, jeudi, vendredi, samedi, dimanche]



Clustering

- ▶ Plusieurs possibilités ; entre autres :

$$\begin{aligned}
 p(w_3|w_1w_2) &\approx p(w_3|C_3)p(C_3|w_1w_2) \\
 &\approx p(w_3|C_3)p(C_3|w_1C_2) \\
 &\approx p(w_3|C_3)p(C_3|C_1C_2) \\
 &\approx p(w_3|C_1C_2)
 \end{aligned}$$

- ▶ Pour des domaines restreints (ex : réservation de billets d'avions), on peut obtenir de bonnes performances si on fait des clusters à la main.
- ▶ Dans des domaines plus ouverts, seule une approche automatique permet d'obtenir des améliorations (de l'ordre de 10%), pour autant que l'on combine avec un modèle entraîné sur les mots (on ne réduit pas la taille des modèles).



Modèles adaptatifs

► Situation typique :

- Un gros corpus \mathcal{T}_g pour entraîner un modèle “général”
- Un plus petit corpus \mathcal{T}_a plus représentatif de l’application.

En fait, la combinaison des deux modèles donne habituellement des performances décevantes en comparaison du modèle entraîné directement sur \mathcal{T}_a ...

Ex **[Rosenfeld, 2000]** :

- $\mathcal{T}_a =$ Switchboard (25 millions de mots) ;
 - $\mathcal{T}_g = \{\text{WSJ (40 millions de mots), BN (140 millions de mots)}\}$.
- $\text{perf}(M_g + M_a) \approx \text{perf}(M_a)$!

En fait, 1 million de mots supplémentaires dans switchboard aide mieux que 30 millions de mots hors-domaine (généraux).



Modèles adaptatifs

Le modèle cache *[Kuhn and Mori, 1990]*

- ▶ l'historique des données de test — qui grandit au fur et à mesure — est utilisé pour créer (en ligne) un modèle n -gramme $p_{cache}(w|h)$ qui est combiné au modèle statique :

$$p_{adapt}(w|h) = \lambda p_{stat}(w|h) + (1 - \lambda) p_{cache}(w|h)$$

- ▶ *[Goodman, 2001]* observe pour des corpus assez grands, une réduction d'entropie de 13% avec des modèles cachés bigrammes et trigrammes.



Le modèle cache

[Kuhn and Mori, 1990]

- ▶ si l'historique est bruité, le système peut se bloquer sur des erreurs⁵ :

```
USER   donne-moi l'heure
RECO   donne-moi le beurre
USER   non je veux avoir l'heure
RECO   non je veux avoir le beurre
USER   l'heure est grave
RECO   le beurre est gras
...    ...
```

5. Exemple factice bien que probable.

Modèles adaptatifs

[Iyer and Ostendorf, 1999]

- ▶ On suppose S types de phrases dans un corpus. Le type de la phrase est une **variable cachée** pour laquelle on a un à priori δ_s (avec $\sum_{s=1}^S \delta_s = 1$).

$$p(w_i|h_i) = \sum_s \delta_s \prod_{i=1}^N \underbrace{\lambda_s p(w_i|h_i; s)}_{\text{un type}} + (1 - \lambda_s) \underbrace{p(w_i|h_i)}_{\text{optionnel}}$$

- ▶ Les auteurs montrent une implantation avec 8 types de phrases. *[Goodman, 2001]* rapporte des améliorations si on prend S grand (64 ou 128).
- ▶ Entraîne une division du corpus d'entraînement.



Modèle à maximum d'entropie

- ▶ Au début de l'histoire, il y a la famille exponentielle :

$$p(w|h) = \frac{1}{\mathcal{Z}(h)} \exp \sum_i \lambda_i f_i(h, w)$$

où

- ▶ $\mathcal{Z}(h)$ est un terme de normalisation, ou **fonction de partition** : $(\mathcal{Z}(h) = \sum_w \exp \sum_i \lambda_i f_i(h, w))$;
- ▶ les λ_i sont des réels (paramètres) qui sont appris et qui pondèrent les fonctions f_i que l'on appelle généralement les **traits** (features).
- ▶ Il existe des algorithmes pour apprendre les poids des traits (λ_i).
- ▶ modèle de langue = ingénierie de *features*



Modèle à maximum d'entropie

- ▶ Exemple de trait :

$$f_{1267}(w_1^i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \exists j \in [1, i[/ \begin{cases} i - j < 5 \\ w_j = \text{microsoft} \\ w_i = \text{bug} \end{cases} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

si *microsoft* apparaît dans les 5 derniers mots de l'historique et que *bug* est le mot conjecturé, alors le feature est activé (*microsoft* est un **trigger**)

- ▶ Chaque trait impose des contraintes sur les modèles possibles. L'apprentissage cherche le modèle le plus lisse (entropie maximale) parmi l'ensemble des modèles (MLE) qui vérifient les contraintes imposées par les traits.



Maximum Entropy Modeling

- ▶ *[Rosenfeld, 2000]* rapporte un gain en perplexité de 39% (énorme) comparé à un modèle cache et un trigramme interpolé **mais** il utilise l'information des **triggers** dans le modèle gagnant seulement.
- ▶ *[Goodman, 2001]* rapporte qu'avec le même type d'information, ME ne fonctionne pas mieux que la combinaison "classique" de modèles.
- ▶ Lire *[Berger et al., 1996]* pour une bonne exposition à cette méthode d'apprentissage.

Sentence Maximum Entropy models



- ▶ On ne décompose plus la distribution en sous distributions (rappelez-vous l'équation exacte : $p(w_{i=1}^n) = \prod_{i=1}^n p(w_i|h_i)$), mais on modélise directement la distribution jointe :

$$p(s) = \frac{1}{\mathcal{Z}} p_0(s) \exp \sum_k \lambda_k f_k(s)$$

- ▶ \mathcal{Z} est cette fois-ci constant et $p_0(s)$ est un modèle de départ (par exemple votre meilleur n -gramme)

Pro Les traits f_k peuvent exploiter au mieux la cohérence de s .

Cons Les algorithmes d'entraînement sont lourds. On déplace finalement le problème sur le problème non trivial de la découverte des traits pertinents.



Modèle analogique

[Gosme and Lepage, 2011]

- ▶ comparé à *add-one*, witten-bell, good-turing, et kneser-ney
- ▶ 11 langues (da, de, el, en, es, fi, fr, it, nl, pt, sv)
- ▶ gains en perplexité allant de modestes à importants sur toutes les langues, sauf le finnois (langue où le nombre de 3grams reconstructibles par analogie [sur les mots](#) est faible)

Bémol :

- ▶ 383 000 phrases par langue pour l'entraînement (pas très grand)
- ▶ le temps de lissage dépend (faiblement) de la taille du TRAIN (~ 100 phrases traitées/sec. ; 10 fois moins que SRILM)



Modèle analogique

[Gosme and Lepage, 2011]

- ▶ comparé à *add-one*, witten-bell, good-turing, et kneser-ney
- ▶ 11 langues (da, de, el, en, es, fi, fr, it, nl, pt, sv)
- ▶ gains en perplexité allant de modestes à importants sur toutes les langues, sauf le finnois (langue où le nombre de 3grams reconstructibles par analogie **sur les mots** est faible)

Bémol :

- ▶ 383 000 phrases par langue pour l'entraînement
(pas très grand)
- ▶ le temps de lissage dépend (faiblement) de la taille du TRAIN
(~ 100 phrases traitées/sec. ; 10 fois moins que SRILM)



Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

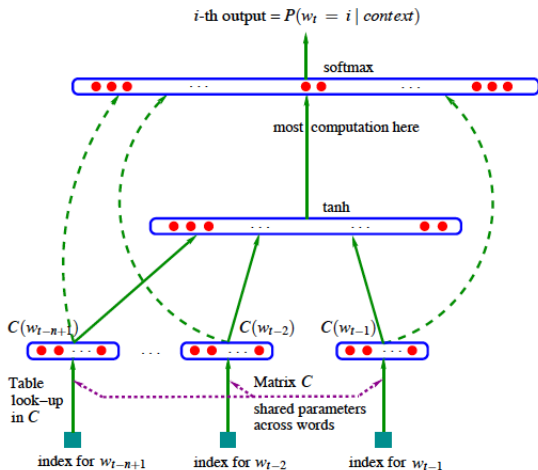
Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement

Modèles connexionnistes profonds (deep) *[Bengio et al., 2001]*

The cat is walking in the bedroom
A dog was running in a room
The cat is running in a room
A dog is walking in a bedroom

- ▶ Chaque mot est projeté dans un espace vectoriel ; la projection est **apprise** sur le corpus d'entraînement :
mot = vecteur
- ▶ La probabilité jointe de séquences de mots est estimée à partir de cette projection.
- ▶ Généralise mieux, car des petits changements dans les vecteurs de traits associés à chaque mot entraînent un petit changement en probabilité.
- ▶ De bonnes améliorations lorsque combiné à un trigramme interpolé.

Modèles connexionnistes profonds (deep) *[Bengio et al., 2001]*

Modèles connexionistes profonds (deep) *[Bengio et al., 2003]*

- ▶ Brown : 800K (train), 200k mots (dev), 181k mots (test)
 $|V| = 16k$
- ▶ Associated Press : 14M mots (train), 1M (dev), 1M (test)
- ▶ Look mum no feature ! $\epsilon_0 = 10^{-13}$, $\epsilon_t = \epsilon_0 / (1 + rt)$, $r = 10^{-8}$
We call them metaparameters...

Modèles connexionistes profonds (deep) *[Bengio et al., 2003]*

modèle	Brown			AP News		
	Dev	Test	ordre	Dev	Test	ordre
MLP (best)	265	252	$n = 5$	104	109	$n = 6$
JM	352	336	$n = 3$	126	132	$n = 3$
KN	332	321	$n = 3$	112	117	$n = 5$
class-based back-off	326	312	$n = 3$			

Modèles connexionistes profonds (deep)

- ▶ pro : dépend faiblement de la taille de l'historique, généralise mieux
- ▶ cons :
 - ▶ la couche de sortie nécessite le calcul de toutes les probabilités $p(w|h)$
 - ▶ GPU realm ...
- ▶ **Énormément** de travaux sur ces modèles.
- ▶ Lire [*Le et al., 2012*] pour un bon tour d'horizon.

[Le et al., 2012]

- ▶ testé en traduction
- ▶ baseline : Moses avec modèle 4-gramme Kneser-Ney
- ▶ résultats :

modèle	ppx	BLEU		
		alone	replace	add
baseline	90	29.4	31.3	–
4-gramme	92	29.8	31.1	31.5
6-gramme	82	30.2	31.6	31.8
8-gramme	78	30.6	31.6	31.8
10-gramme	77	30.5	31.7	31.8
récurrent	81	30.4	31.6	31.8

alone pas de score de traduction (seulement LM)
 replace scores LM venant du réseau
 add scores LM venant du réseau et de KN

[Chelba et al., 2013]

- ▶ un **benchmark** de taille raisonnable (~ 1 milliard de mots)
- ▶ extrait de WMT 11 (campagne d'évaluation de traduction) : common crawl data, *English*
 - ▶ normalisation minimaliste
 - ponctuations, apostrophes
 - phrases dédoublonnées (2.9 milliards de mots à 0.8))
 - ▶ voc. size : 793 471 (mots vus au moins 3 fois, autres tokens mappés vers UNK)
 - ▶ randomisé (euk)
- ▶ découpé en 100 tranches :
 - ▶ 99 tranches pour l'entraînement
 - ▶ tranche heldout découpée en 50
 - 1 de ces tranches utilisée pour les tests (les 49 autres) pour l'ajustement des paramètres
 - OOV rate : 0.28%
 - ▶ <http://www.statmt.org/lm-benchmark/>

[Chelba et al., 2013]

Model	Num. Params [billions]	Training Time		Perplexity
		[hours]	[CPUs]	
Interpolated KN 5-gram, 1.1B n-grams (KN)	1.76	3	100	67.6
Katz 5-gram, 1.1B n-grams	1.74	2	100	79.9
Stupid Backoff 5-gram (SBO)	1.13	0.4	200	87.9
Interpolated KN 5-gram, 15M n-grams	0.03	3	100	243.2
Katz 5-gram, 15M n-grams	0.03	2	100	127.5
Binary MaxEnt 5-gram (n-gram features)	1.13	1	5000	115.4
Binary MaxEnt 5-gram (n-gram + skip-1 features)	1.8	1.25	5000	107.1
Hierarchical Softmax MaxEnt 4-gram (HME)	6	3	1	101.3
Recurrent NN-256 + MaxEnt 9-gram	20	60	24	58.3
Recurrent NN-512 + MaxEnt 9-gram	20	120	24	54.5
Recurrent NN-1024 + MaxEnt 9-gram	20	240	24	51.3

Table 1: Results on the 1B Word Benchmark test set with various types of language models.

[Chelba et al., 2013]

Model	Perplexity
Interpolated KN 5-gram, 1.1B n-grams	67.6
All models	43.8

Table 2: Model combination on the 1B Word Benchmark test set. The weights were tuned to minimize perplexity on held-out data. The optimal interpolation weights for the KN, rnn1024, rnn512, rnn256, SBO, HME were, respectively: 0.06, 0.61, 0.13, 0.00, 0.20, 0.00.



[Józefowicz et al., 2016]

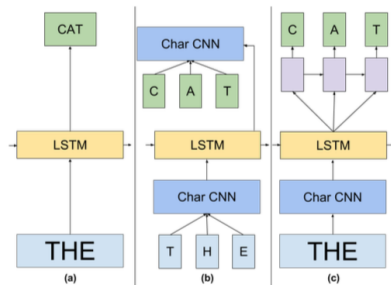


Figure 1. A high-level diagram of the models presented in this paper. (a) is a standard LSTM LM. (b) represents an LM where both input and Softmax embeddings have been replaced by a character CNN. In (c) we replace the Softmax by a next character prediction LSTM network.

[Józefowicz et al., 2016]

Table 1. Best results of single models on the 1B word benchmark. Our results are shown below previous work.

MODEL	TEST PERPLEXITY	NUMBER OF PARAMS [BILLIONS]
SIGMOID-RNN-2048 (JI ET AL., 2015A)	68.3	4.1
INTERPOLATED KN 5-GRAM, 1.1B N-GRAMS (CHELBA ET AL., 2013)	67.6	1.76
SPARSE NON-NEGATIVE MATRIX LM (SHAZEER ET AL., 2015)	52.9	33
RNN-1024 + MAXENT 9-GRAM FEATURES (CHELBA ET AL., 2013)	51.3	20
LSTM-512-512	54.1	0.82
LSTM-1024-512	48.2	0.82
LSTM-2048-512	43.7	0.83
LSTM-8192-2048 (NO DROPOUT)	37.9	3.3
LSTM-8192-2048 (50% DROPOUT)	32.2	3.3
2-LAYER LSTM-8192-1024 (BIG LSTM)	30.6	1.8
BIG LSTM+CNN INPUTS	30.0	1.04
BIG LSTM+CNN INPUTS + CNN SOFTMAX	39.8	0.29
BIG LSTM+CNN INPUTS + CNN SOFTMAX + 128-DIM CORRECTION	35.8	0.39
BIG LSTM+CNN INPUTS + CHAR LSTM PREDICTIONS	47.9	0.23

[Józefowicz et al., 2016]

Table 2. Best results of ensembles on the 1B Word Benchmark.

MODEL	TEST PERPLEXITY
LARGE ENSEMBLE (CHELBA ET AL., 2013)	43.8
RNN+KN-5 (WILLIAMS ET AL., 2015)	42.4
RNN+KN-5 (JI ET AL., 2015A)	42.0
RNN+SNM10-SKIP (SHAZEER ET AL., 2015)	41.3
LARGE ENSEMBLE (SHAZEER ET AL., 2015)	41.0
OUR 10 BEST LSTM MODELS (EQUAL WEIGHTS)	26.3
OUR 10 BEST LSTM MODELS (OPTIMAL WEIGHTS)	26.1
10 LSTMS + KN-5 (EQUAL WEIGHTS)	25.3
10 LSTMS + KN-5 (OPTIMAL WEIGHTS)	25.1
10 LSTMS + SNM10-SKIP (SHAZEER ET AL., 2015)	23.7

- ▶ **note personnelle** : ce corpus (ou train/test split) présente probablement des biais qui expliquent ces résultats aussi bas
 - ▶ notamment, le test set est éparpillé sur tout le corpus (plus facile)



Plan

Quelques Applications

Estimateurs classiques d'un modèle n -gramme

Éléments de la théorie de l'information

Méthodes classiques de lissage

Patchwork d'approches dérivées

Modèles de langue neuronaux

Boîtes à outils pour l'entraînement

Packages

- ▶ SRILM - The SRI Language Modeling Toolkit

[Stolcke, 2002]

<http://www.speech.sri.com/projects/srilm/>

- ▶ The CMU-Cambridge Statistical Language Modeling Toolkit

[Clarkson and Rosenfeld, 1997]

<http://mi.eng.cam.ac.uk/~prc14/toolkit.html>

- ▶ BerkeleyLM *[Pauls and Klein, 2011]*

<http://code.google.com/p/berkeleylm/>

(~ speed, 1/4 de la mémoire requise par SRILM)

- ▶ KenLM *[Heafield, 2011]*

<https://kheafield.com/code/kenlm/>

(plus rapide que BerkeleyLM, populaire)

SRILM

- ▶ création d'un modèle 3-gramme de type KN

```
$path/ngram-count -interpolate
                    -kndiscount -order 3 -unk
                    -text $train
                    -lm $out/mykn.3g.lm
                    -write-vocab $out/mykn.vcb
```

où (par exemple) :

- ▶ \$path vaut /u/pift6010/bin/64/srilm/
 - ▶ \$train vaut /home/www-perso/usagers/felipe/HTML/IFT6010-Automne2011/resources/tp1/train.fr
 - ▶ \$out vaut /u/chezmoi/tp1/model/
- ▶ consultation des probabilités

```
$path/ngram -lm $out/mykn.3g.lm -ppl -debug 1 $dev
```

où (par exemple) :

- ▶ \$dev vaut /home/www-perso/usagers/felipe/HTML/IFT6010-Automne2011/resources/tp1/train.fr



Bengio, Y., Ducharme, R., and Vincent, P. (2001).

A neural probabilistic language model.

In Advances in Neural Information Processing Systems.



Bengio, Y., Ducharme, R., Vincent, P., and Janvin, C. (2003).

A neural probabilistic language model.

J. Mach. Learn. Res., 3 :1137–1155.



Berger, A., Pietra, S. D., and Pietra, V. D. (1996).

A maximum entropy approach to natural language processing.

Computational Linguistics, 22(1) :39–71.



Brants, T., Popat, A. C., Xu, P., Och, F. J., and Dean, J. (2007).

Large language models in machine translation.

In Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning (EMNLP-CoNLL), pages 858–867, Prague, Czech Republic. Association for Computational Linguistics.



Brown, P., Pietra, S. D., Pietra, V. D., Lai, J., and Mercer, R. (1992).

An estimate of an upper bound for the entropy of english.
Computational Linguistics, 18(1) :31–40.



Chelba, C., Mikolov, T., Schuster, M., Ge, Q., Brants, T., and Koehn, P. (2013).

One billion word benchmark for measuring progress in statistical language modeling.
CoRR, abs/1312.3005.



Chen, S. F. (1996).

Building probabilistic models for natural language.



Chen, S. F. and Goodman, J. (1996).

An empirical study of smoothing techniques for language modeling.

In Joshi, A. and Palmer, M., editors, *Proceedings of the Thirty-Fourth Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 310–318, San Francisco. Morgan Kaufmann Publishers.

**Clarkson, P. and Rosenfeld, R. (1997).**

Statistical language modeling using the CMU-cambridge toolkit.
In *Proc. Eurospeech '97*, pages 2707–2710, Rhodes, Greece.

**Gale, W. and Church, K. W. (1990).**

Poor estimates are worse than none.

In *proceedings of DARPA Speech and Natural Language Workshop*, pages 283–287, Hidden Valley, PA.

**Goodman, J. (2001).**

A bit of progress in language modeling.

Computer Speech and Language, pages 403–434.

**Gosme, J. and Lepage, Y. (2011).**

Structure des trigrammes inconnus et lissage par analogie.

In *TALN*, Montpellier, France.

**Heafield, K. (2011).**

KenLM : faster and smaller language model queries.

In *Proceedings of the EMNLP 2011 Sixth Workshop on Statistical Machine Translation*, pages 187–197, Edinburgh, Scotland, United Kingdom.



Iyer, R. and Ostendorf, M. (1999).

Modeling long distance dependence in language : Topic mixture vs. dynamic cache models.

IEEE Transactions on Speech and Audio Processing,
7 :30 :30–39.



Jelinek, F. and Lafferty, J. D. (1991).

Computation of the probability of initial substring generation by stochastic context-free grammars.

Computational Linguistics, 17 :315–324.



Józefowicz, R., Vinyals, O., Schuster, M., Shazeer, N., and Wu, Y. (2016).

Exploring the limits of language modeling.

CoRR, abs/1602.02410.



Jurafsky, D. and Martin, J. H. (2000).

Speech and Language Processing.

Prentice Hall.



Kneser, R. and Ney, H. (1995).

Improved backing-off for m-gram language modeling.

In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, volume 1, pages 181–184.



Kuhn, R. and Mori, R. D. (1990).

A cache-based natural language model for speech reproduction.

IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-12(6) :570–583.



Le, H.-S., Allauzen, A., and Yvon, F. (2012).

Measuring the influence of long range dependencies with neural network language models.

In *Proceedings of the NAACL-HLT 2012 Workshop : Will We Ever Really Replace the N-gram Model ? On the Future of Language Modeling for HLT*, pages 1–10, Montréal, Canada.



Manning, C. D. and Schütze, H. (1999).

Foundations of Statistical Natural Language Processing.

MIT Press.



Ney, H., Essen, U., and Kneser, R. (1994).

On structuring probabilistic dependences in stochastic language modeling.

Computer, Speech, and Language, 8 :1–38.



Pauls, A. and Klein, D. (2011).

Faster and smaller n-gram language models.

In *Proceedings of the 49th ACL/HLT*, pages 258–267, Portland, Oregon, USA.



Pickhardt, R., Gottron, T., Körner, M., Wagner, P. G., Speicher, T., and Staab, S. (2014).

A generalized language model as the combination of skipped n-grams and modified kneser-ney smoothing.



Rosenfeld, R. (2000).

Two decades of statistical language modeling : Where do we go from here.



Stolcke, A. (2002).

Srilm - an extensible language modeling toolkit.

In Intl. Conf. Spoken Language Processing, Denver, Colorado.