Norsk Regnesentral
NORWEGIAN COMPUTING CENTER

Maskinoversettelse

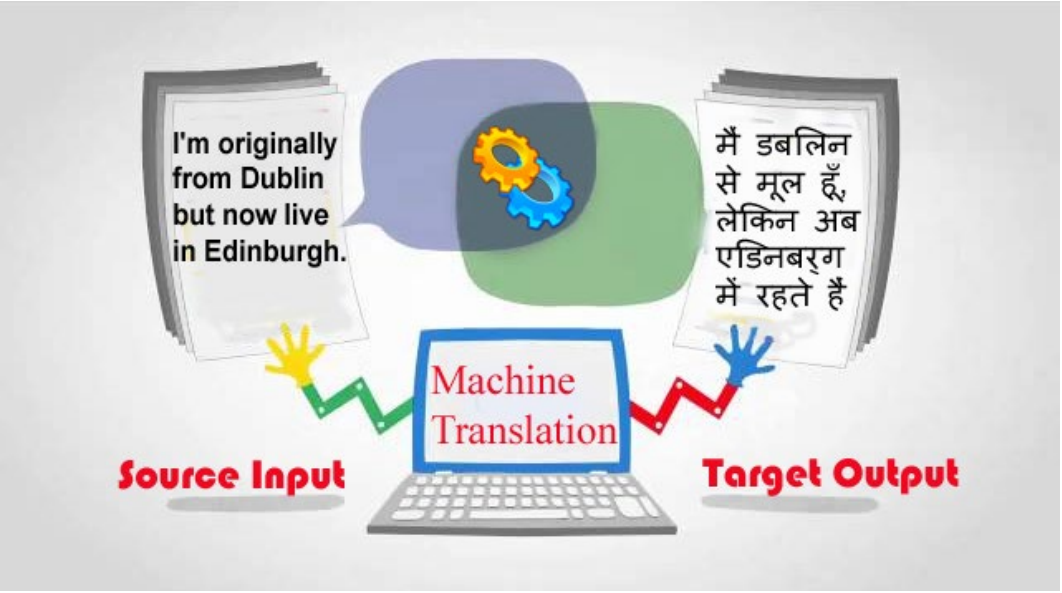
Pierre Lison
plison@nr.no

IN2110: Språkteknologiske metoder

20. april 2022

Maskinoversettelse

- **Mål**: automatisk oversette tekst eller tale fra et språk (*kildespråket*) til et annet språk (*målspråket*)
- Hundrevis av millioner brukere på verdensbasis
  - *Google Translate:* > 100 milliarder ord hver dag



Maskinoversettelse

Viktigste bruksområder:

1. «**Gisting**»: forstå den (omtrentlige) betydningen av tekster skrevet på et fremmedspråk
2. **Kommunisere** på tvers av språkbarrierer
3. **Teknologisk støtte** til menneskelig oversettelser

Plan for i dag

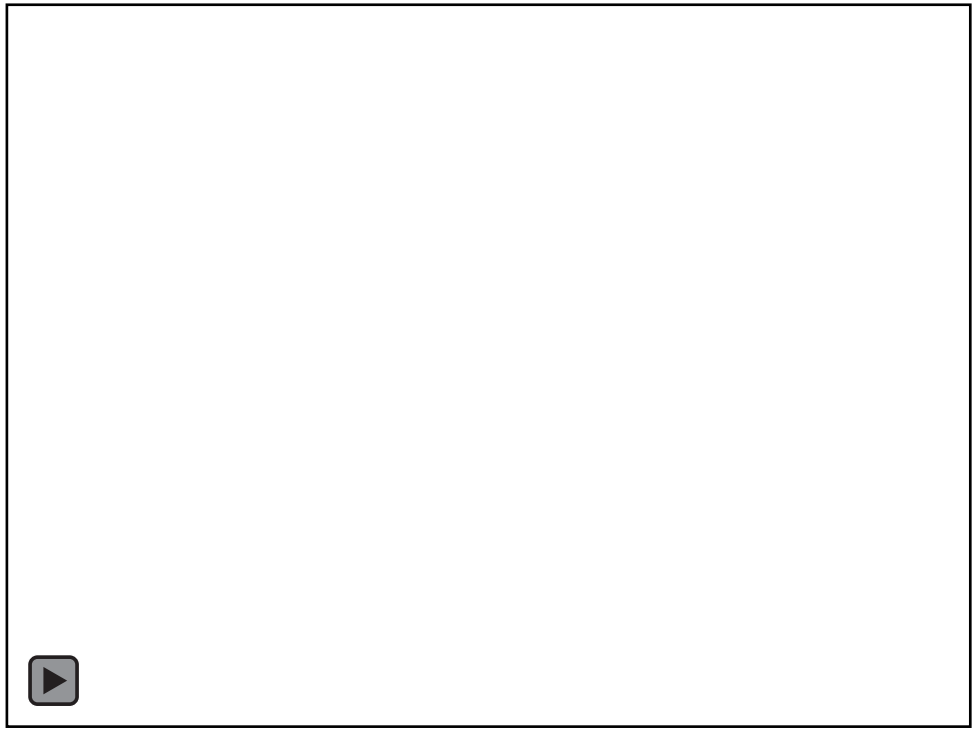
- Maskinoversettelsens historie
- Hvorfor er det vanskelig å oversette?
- Tilnærminger
  - Regelbaserte systemer
  - Statistiske metoder
  - Nevrale modeller
- Evaluering

Plan for i dag

- **Maskinoversettelsens historie**
- Hvorfor er det vanskelig å oversette?
- Tilnærminger
  - Regelbaserte systemer
  - Statistiske metoder
  - Nevrale modeller
- Evaluering

Maskinoversettelsens historie

- Forskning på maskinoversettelse startet allerede på 1950-tallet
- Hovedfokus: russisk → engelsk (kalde krigen!)



- Disse tidlige MT-systemene var **regelbaserte** (tospråklige ordbøker og enkle grammatiske regler)

Maskinoversettelsens historie

- 1950-1990: utvikling av (stadig mer avanserte) regelbaserte systemer
- ALPAC rapport i USA i 1966 kritisk til forskning om maskinoversettelse
  - konkluderte med at MT var "dyrere, mindre nøyaktig og tregere enn menneskelig oversettelse"
  - Drastisk reduksjon i finansieringsmidler i over et tiår
- 1970: første kommersielle systemer

SYSTRAN®
Language Translation Technologies

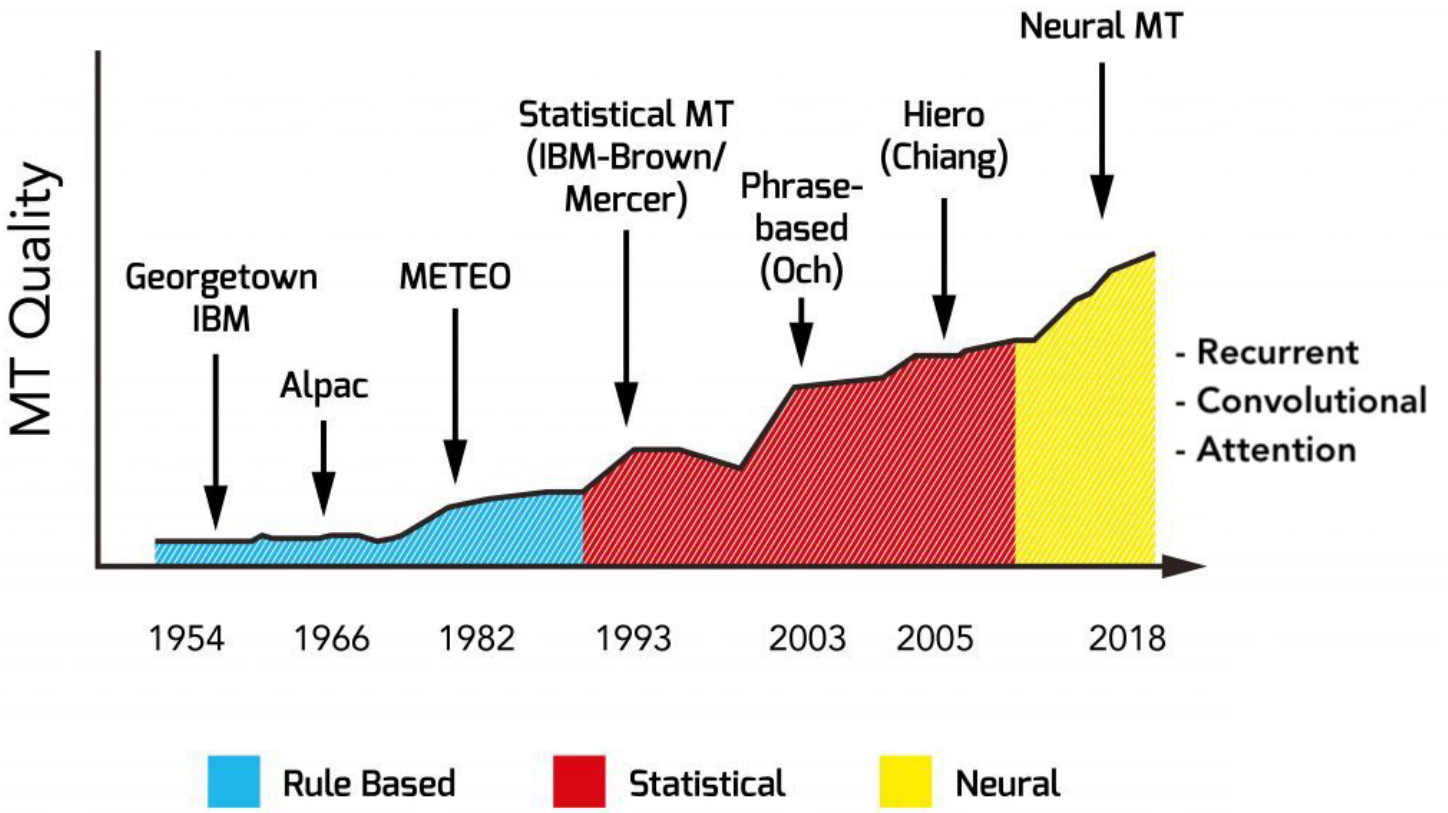
Maskinoversettelsens historie

- Fra 1990: utvikling av de første statistiske modellene for maskinoversettelse (SMT: «*Statistical Machine Translation*»)

- 2000-2010: SMT-modeller blir mainstream i forskningsmiljøer og kommersielle systemer
  - 2006: Lansering av Google Translate

- Fra 2013: Nevrale modeller (NMT: «*Neural Machine Translation*») stadig mer populære, og dominerer feltet
  - Google Translate nå basert på NMT!

Fremskritt i oversettelseskvalitet

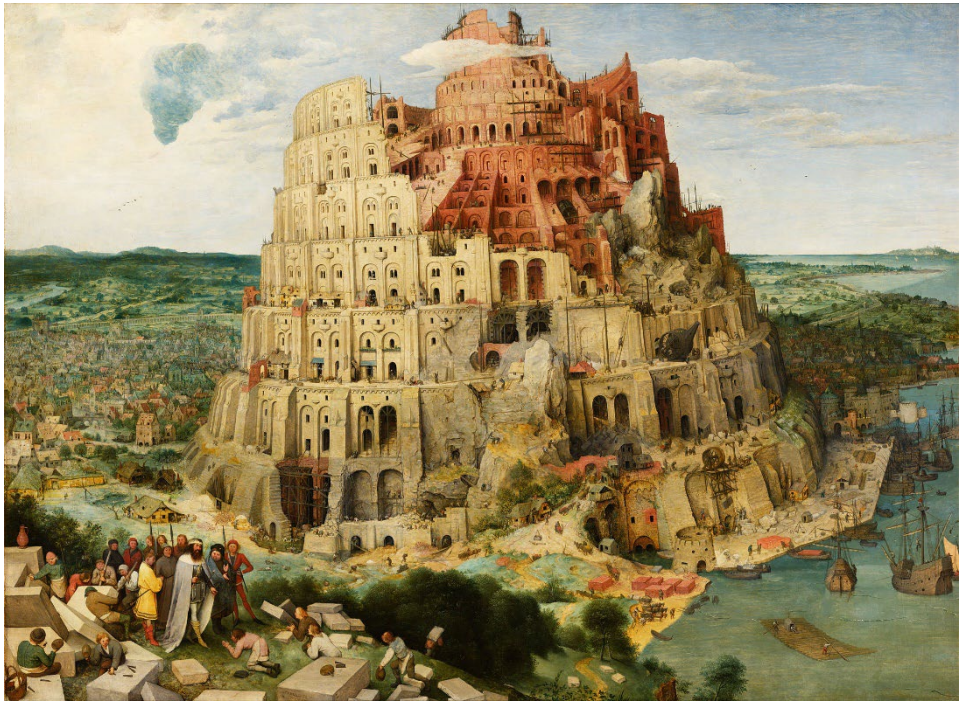


[https://iconictranslation.com/what-we-do/neural-machine-translation/]

Plan for i dag

- Maskinoversettelsens historie
- **Hvorfor er det vanskelig å oversette?**
- Tilnærminger
  - Regelbaserte systemer
  - Statistiske metoder
  - Nevrale modeller
- Evaluering

Babels tårn



Strukturelle forskjeller mellom språk:

- Ordbygging (morfologi)
- Ordstilling (syntaks)
- Idiomatiske utrykk
- osv.

"*AI-complete problem*" : for å oversette «riktig» må man forstå hensikten med teksten, utnytte bakgrunnskunnskap og kontekstuelle faktorer, osv.

Utfordringer: morfologi

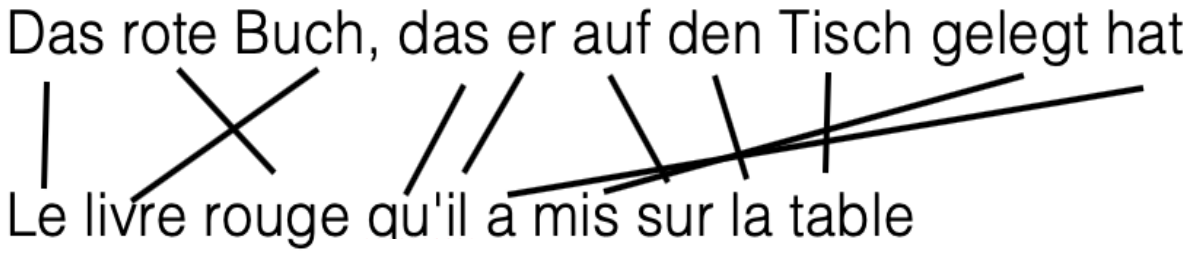
- Noen språk har mange sammensatte ord mens andre «fordeler» betydningen på flere ord:
  - **Turkisk**: Avrupalılaştıramadıklarımızdanmışsınızcasına

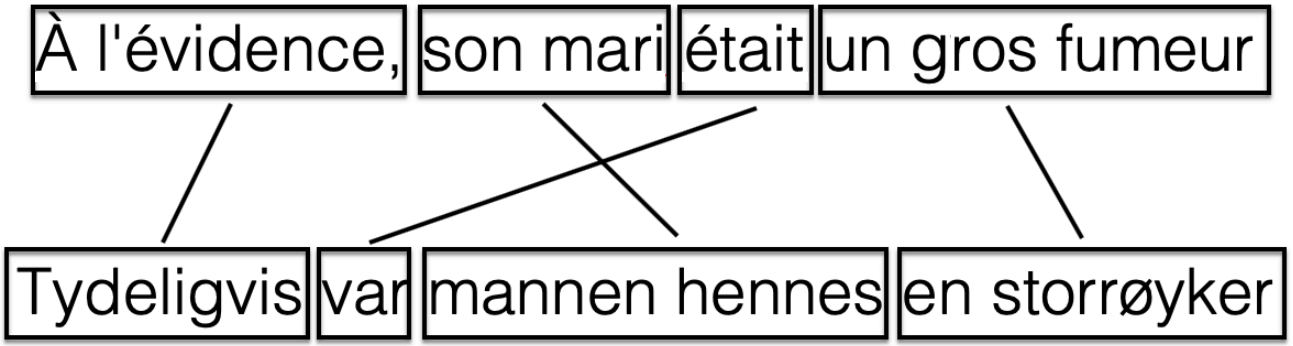
  → «As if you are reportedly of those of ours that we were unable to Europeanize»
- **Bøyninger** (verbformer, kasus, osv.) må også handteres:
  - The small table → "der klein**e** Tisch"
  - A small table → Ein klein**er** Tisch
  - It is on the small table -> Es ist auf de**m** kleine**n** Tisch
  - He puts it on the small table → Er liegt es auf de**n** klein**en** Tisch
  - The surface of the small table → die Oberfläche d**es** klein**en** Tisch**es**

Noen språk har veldig rike bøyninger: på *finsk* kan et substantiv har over 2000 ulike former!

Utfordringer: syntaks

Ordstilling kan variere mye fra språk til språk:





Utfordringer

- En del språk (kalt «pro-drop» eller nullanaforspråk) ikke trenger å utrykke visse typer pronomen når disse er opplagt fra konteksten, som f.eks. italiensk:
  - "Lei non vuole mangiare" (hun vil ikke spise)
  - = "Non vuole mangiare"
- Slike setninger er veldig utfordrende å oversette til språk hvor subjektet er obligatorisk (som på norsk)
  - Pronomen "hun" må da genereres i målsetningen selv om den ikke står i kildesetningen

Utfordringer

- Leksikalske forskjeller mellom språk:
  - "know" → "vite" eller "kjenne" ?
  - "wall" → "vegg" eller "mur"?
  - "bein" → "bone" eller "leg"?
- Ulike språk setter sammen ord på ulike måter (oversettelsesmønstre ikke alltid *komposisjonelle*):
  - "heavy" → "tung"
  - "smoker" → "røyker"
  - "heavy smoker" → "storrøyker" og ikke "~~tungrøyker~~"

NR

Utfordringer

Behov for bakgrunnskunnskap:

The ***pen*** was in the box	**vs.**	The box was in the ***pen***
Pennen var i boksen		Boksen var i ***bingen***

Det engelske ordet «pen» oversettes vanligvis med «pennen» på norsk, men kan også bety «bingen»

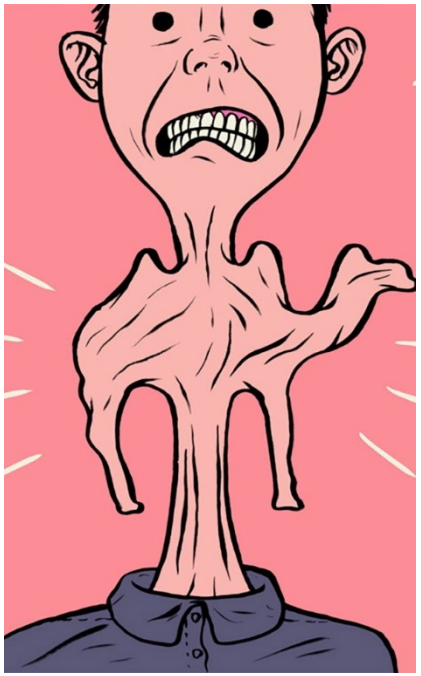
→ **Bakgrunnskunnskap**: en boks er selvfølgelig for stor til å være innen i en penn

→ «bingen» er å foretrekke i setning 2

Utfordringer

- Noen ganger bør man endre setningens struktur for å få et bedre "flyt" i målspråket:
  - "She likes to sing" → "Sie singt gerne"

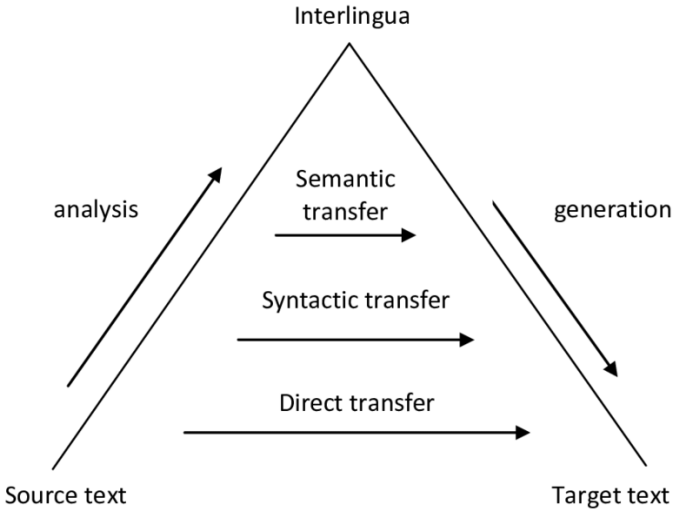
- Idiomatiske utrykk kan definitivt ikke oversettes ord for ord:
  - "Midt i blinken" → "Bull's eye", "right on spot", osv.
  - "Il pleut des cordes" (det regner snorer) → "Det bøtter ned"
  - "Å svelge en kamel" → "To give in"



Plan for i dag

- Maskinoversettelsens historie
- Hvorfor er det vanskelig å oversette?
- **Tilnærminger**
  - Regelbaserte systemer
  - Statistiske metoder
  - Nevrale modeller
- Evaluering

Regelbaserte systemer



[Vauquois-trekant]

- Regelbaserte systemer basert på tospråklige ordbøker og grammatiske regler
  - Ulike «*dybder*», fra overfladiske oversettelser til overføring av syntatiske/semantiske strukturer
  - Mest radikal versjon: «interlingua»-systemer bygger først en abstrakt, språkuavhengig representasjon av kildeteksten, og konverterer den deretter til en tekst i målspråket

- Veldig ressurskrevende!
- Hvordan kan man handtere flertydighet?

Veldig vanskelig å definere...

Regelbaserte systemer

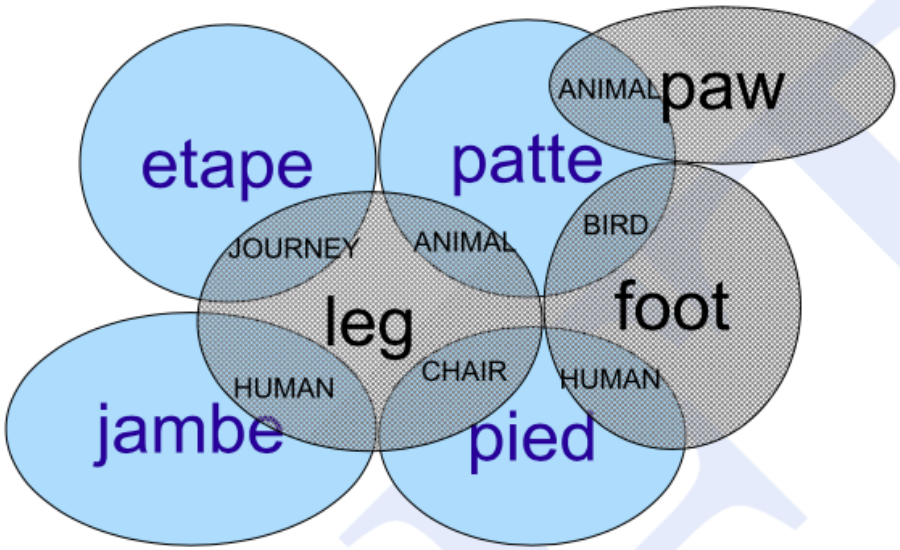


Figure 24.2 The complex overlap between English *leg*, *foot*, etc, and various French translations like patte discussed by Hutchins and Somers (1992) .

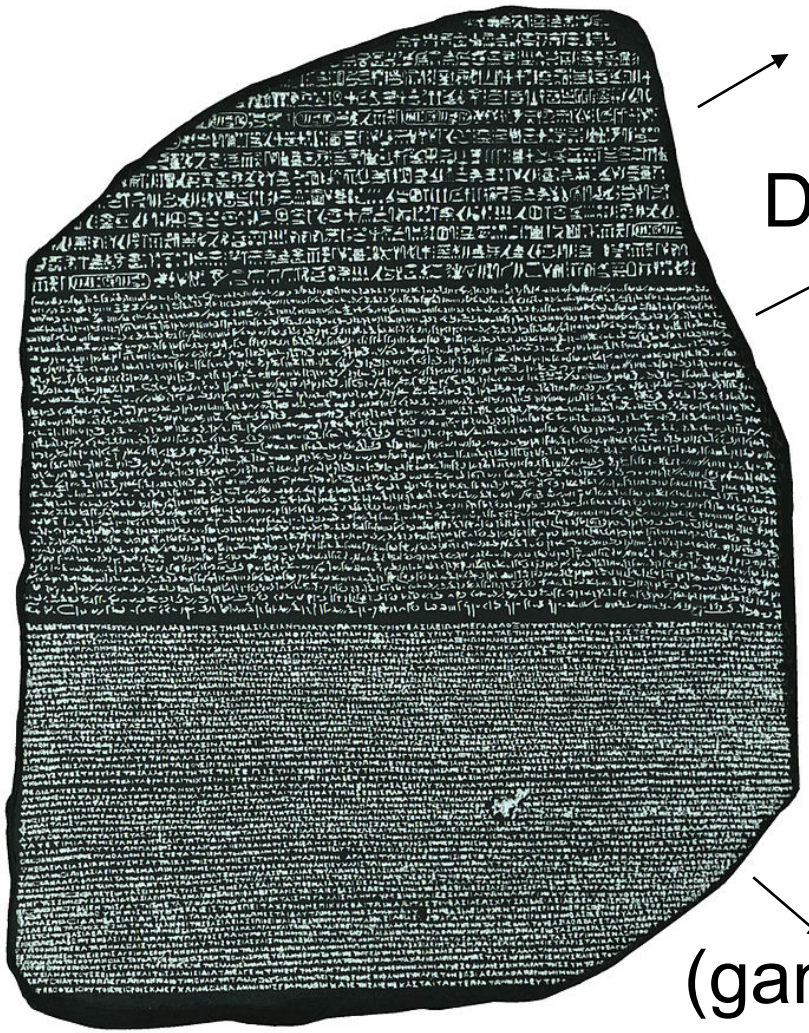
[Fra Jurafsky & Martin]

Statistiske metoder

- Regelbaserte systemer er veldig krevende å utvikle og er ofte begrenset til bestemte typer dokumenter
- Er det mulig å automatisk lære oversettelsemønstre ut fra data? → **Ja**!
- *Parallell korpora* (eller *bitexts*) er samlinger av tekster som er tilgjengelige på (minst) to språk
- Noen eksempler:
  - Flerspråklige juridiske tekster og parlamentsforhandlinger (EU, FN, osv.)
  - Deler av wikipedia
  - Lokaliseringsfiler
  - Filmtekstinger
  - Bibelen!

NR

Rosettasteinen

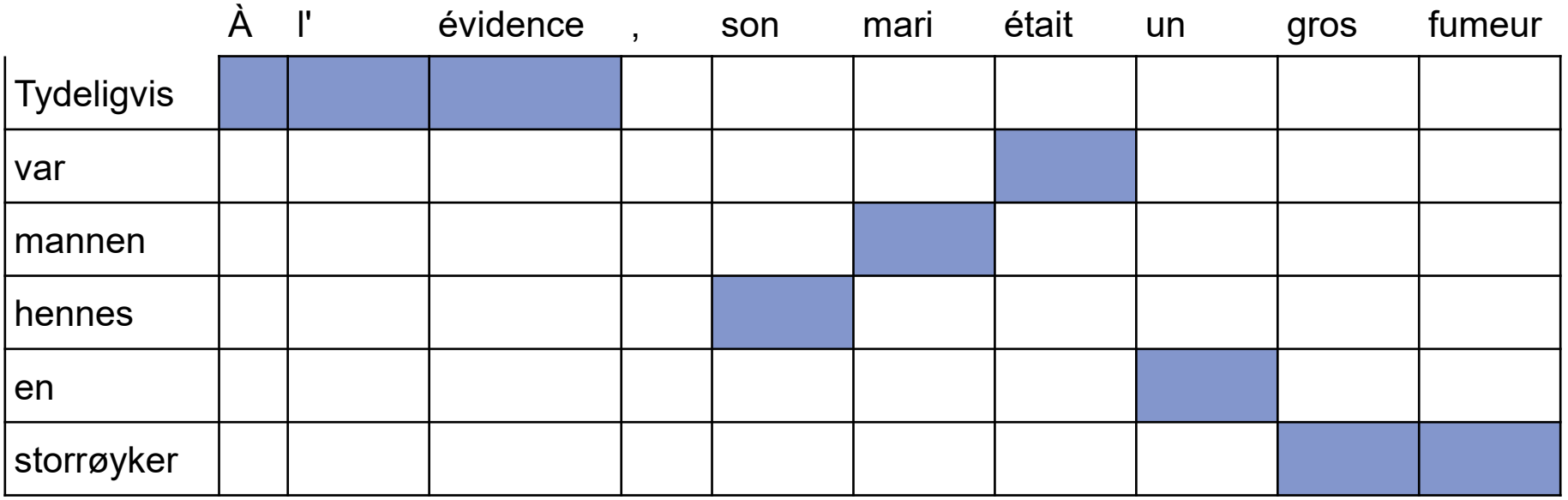


- Steinen ble funnet i 1799 under Napoléons felttog i Egypt
- Dekret fra 196 f.Kr. utstedt av Ptolemaios.
- Nøkkelen til dechiffreringen av hieroglyfene
- Tidlig eksempel av et **parallelt korpus**, hvor samme innhold er gjengitt i flere språk

Statistiske metoder

Utvikling av en statistisk maskinoversettelsesmodell:

1. Vi først samler et parallell korpus for språkparet
2. Deretter beregner vi "word alignments" for dette korpuset



Statistiske metoder

Utvikling av en statistisk maskinoversettelsemodell:

1. Vi først samler et parallell korpus for språkparet
2. Deretter beregner vi "word alignments" for dette korpuset
3. Og utfra disse "word alignments" ekstraherer man såkalte (probabilistiske) frasetabeller:

heavy	tung	0.95
heavy metal	heavy metal	0.61
heavy metal	tungmetal	0.34
smoker	røyker	0.99
heavy smoker	storrøyker	0.99
...	...	...

Statistisk modell

(Dette er den «klassiske» modellen for statistisk maskinoversettelse. Den har en del svakheter og brukes ikke lenger i praksis, men var et godt utgangspunkt på vei til mer avanserte modeller)

Vi leter etter den «mest sansynnlige» oversettelse *T* i målspråket gitt en tekst *S* i kildespråket:

$$\hat{T} = arg\,max_T\ P(T|S)$$

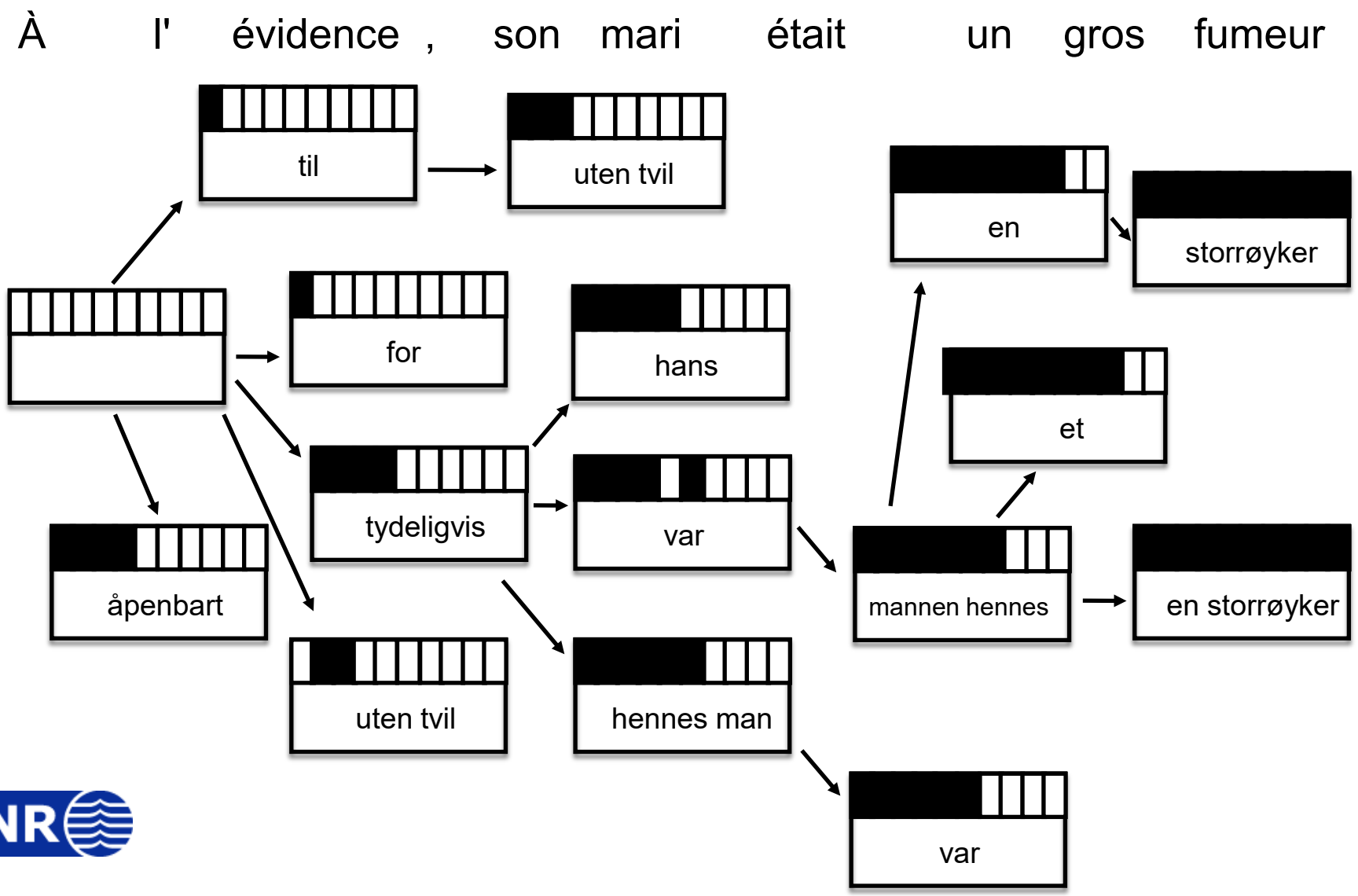
$$= arg\,max_T\ \frac{P(S|T)P(T)}{P(S)}$$

$$= arg\,max_T\ P(S|T)\,P(T)$$

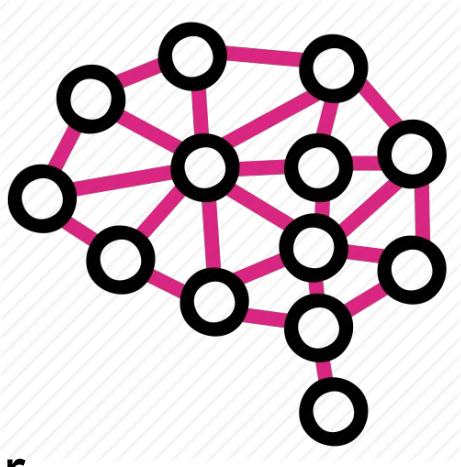
Oversettelsemodell (basert på frasetabellen)
Utrykker «*adequacy*» av T som en oversettelse av S

Språkmodell
Utrykker «*fluency*» av T i målspråket

Dekoding (beam search)



Nevrale modeller



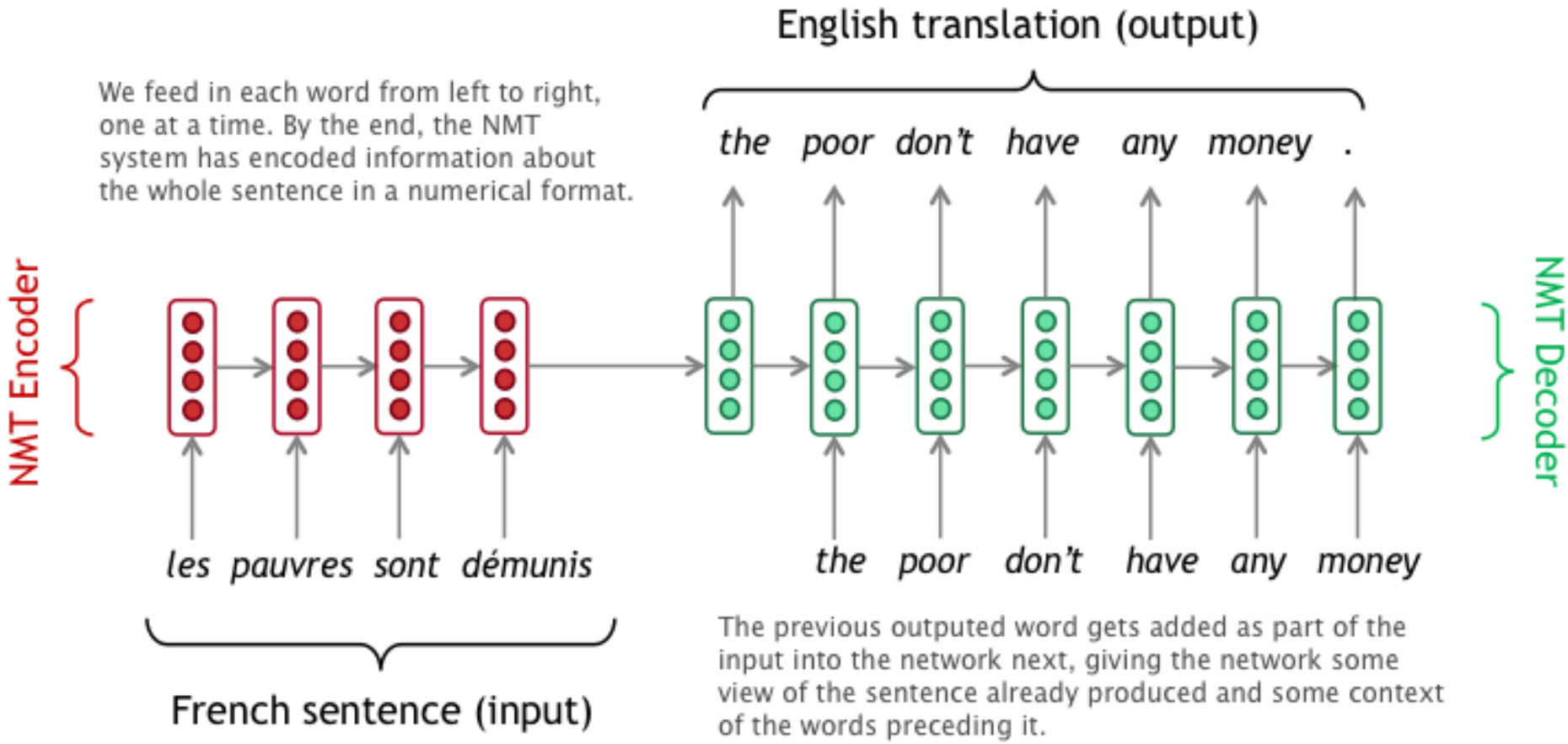
- 2012:- "Deep learning revolution"
  - Stor påvirkning på maskinoversettelse!
- Nevrale "sequence-to-sequence" modeller nå mainstream, både i akademia og i industri
- Oversettelser av høyere kvalitet
  - Bedre "flyt"
  - Bedre bruk av konteksten
- "end-to-end" optimering av et single, gigantisk nevral nett
- Kan også læres et eneste nettverk for mange språkpar

Nevrale modeller

- Vi har allerede sett noen "sekvensmodeller" (bl.a. HMMs) tidligere i kurset
- I MT bruker man "sequence-to-sequence" modeller, hvor input- og outputsekvenser kan ha ulike lengder
  - "She likes to sing" → "Sie singt gerne"
- Sekvensene kan være lister med ord, tegn, eller orddel
- **Fase 1** (*encoding*): nettverket bygger opp en vektorrepresentasjon av inputsetningen
- **Fase 2** (*decoding*): nettverk genererer outputsetningen basert på inputvektoren og det som er generert så langt

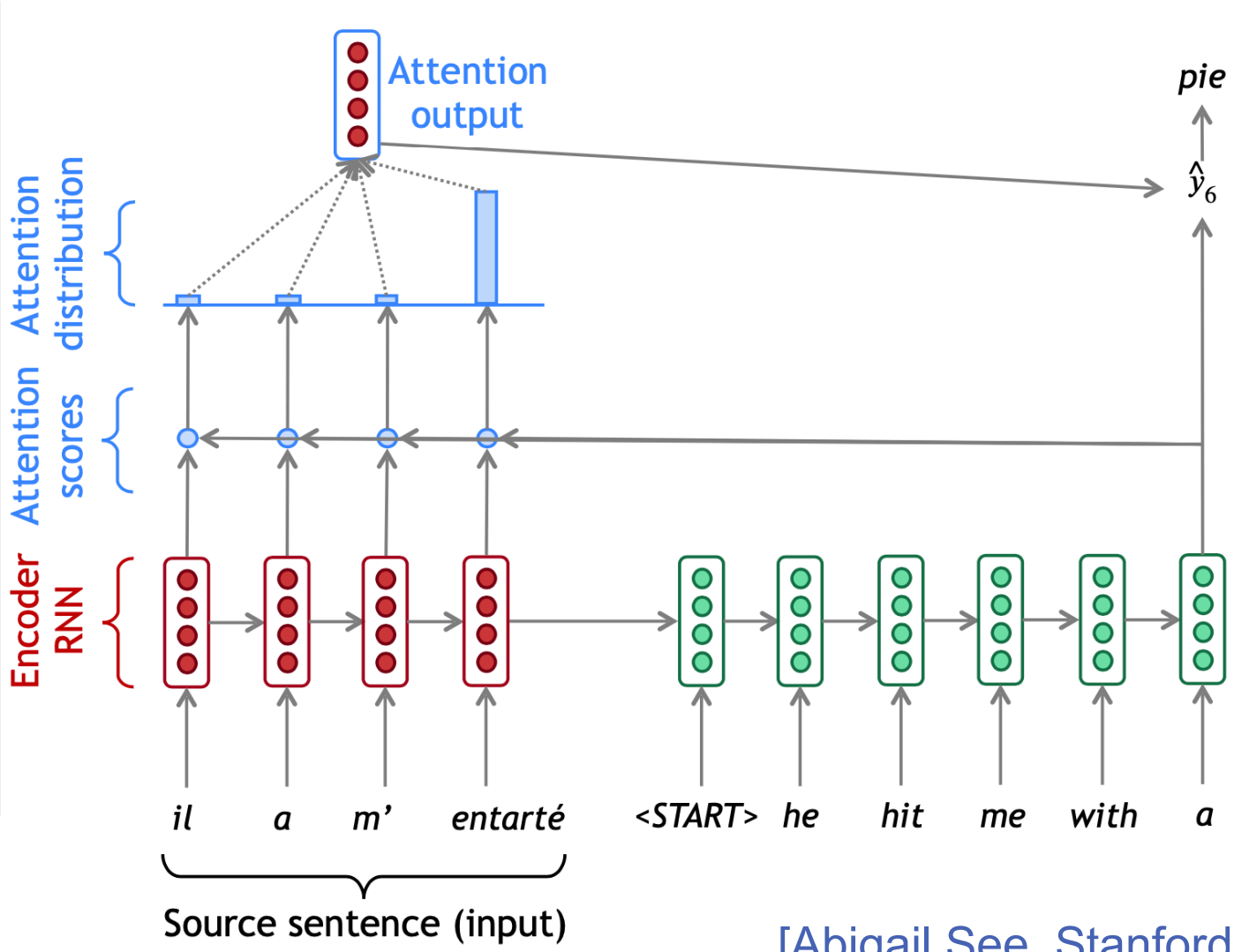
NR

Seq2seq modell



[Tilpasset fra Abigail See, Stanford CS224]

Seq2seq modell med "attention"



[Abigail See, Stanford CS224]

Transformers

[Transformer: A Novel Neural Network Architecture for Language Understanding: https://ai.googleblog.com/2017/08/transformer-novel-neural-network.html]

Tilnærminger

Typer Modell	Fordeler	Ulemper
Regler	• Ingen behov for treningsdata • Lett å kontrollere • God forklarbarhet	• Tid- og ressurskrevende • Kan ikke dekke all språklig variasjon • Mekanisk oversettelser, dårlig flyt
Statistiske	• Ekstrahere automatisk oversettelsemønstre fra treningsdata	• Pølsefabrikk: avhengig av en rekke pre- og post-prosesseringsmoduler
Nevrale	• "State-of-the-art" • Enkel, elegant modell	• Trenger ofte store datamengder • Og veldig store regneservere • Dårlig forklarbarhet

Er maskinoversettelse «løst»?

- Langt ifra! Mange uløste problemer gjenstår:
  - Modeller for språk (eller språkpar) med få språkressurser
  - Domenetilpasning når modellen benyttes på andre typer tekster enn de som de ble brukt til trening
  - **Sammenheng** i oversettelser av lengre tekster:

Source	Human Translation	Machine Translation
La película narra la historia de [un joven parisiense]$_{c_1}$ que marcha a Rumanía en busca de [una cantante zíngara]$_{c_2}$, ya que [su]$_{c_1}$ fallecido padre escuchaba siempre [sus]$_{c_2}$ canciones.	The film tells the story of [a young Parisian]$_{c_1}$ who goes to Romania in search of [a gypsy singer]$_{c_2}$, as [his]$_{c_1}$ deceased father use to listen to [her]$_{c_2}$ songs.	The film tells the story of [a young Parisian]$_{c_1}$ who goes to Romania in search of [a gypsy singer]$_{c_2}$, as [his]$_{c_2}$ deceased father always listened to [his]$_{c_2}$ songs.
Pudiera considerarse un viaje fallido, porque [∅]$_{c_1}$ no encuentra [su]$_{c_1}$ objetivo, pero el azar [le]$_{c_1}$ conduce a una pequeña comunidad...	It could be considered a failed journey, because [he]$_{c_1}$ does not find [his]$_{c_1}$ objective, but the fate leads [him]$_{c_1}$ to a small community...	It could be considered [a failed trip]$_{c_3}$, because [it]$_{c_3}$ does not find [its]$_{c_3}$ objective, but the chance leads ∅ to a small community...

[Lesly Miculicich Werlen (2017), "Towards Document-Level Neural Machine Translation"]

Plan for i dag

- Maskinoversettelsens historie
- Hvorfor er det vanskelig å oversette?
- Tilnærminger
  - Regelbaserte systemer
  - Statistiske metoder
  - Nevrale modeller
- **Evaluering**

Evaluering

- Evaluering av MT-systemer er et vanskelig problem!
  - Hva er en "god" oversettelse, egentlig?
  - Flere alternative oversettelser er ofte gyldige
- En god evalueringsmetode er å be menneskelig eksperter (oversetter) vurdere oversettelseskvaliteten
  - Nøkkelfaktorer: **adequacy** og **fluency**
- Men slike manuelle evalueringer er dyre og tidskrevende (og må gjentas hver gang systemet endres)

Evaluering

- Alternativ: bestemme oversettelseskvaliteten ut fra dens avstand til en eller flere «fasiter»
  - skrevet av menneskelige eksperter
- Det er ikke nok å bare se hvor mange ord er korrekt: vi må også ta hensyn til *ordstillingen*!
- N-gram overlapp med menneskelige oversettelser

		Unigrams	Bigrams
Source:	À l'évidence, son mari était un gros fumeur		
Reference:	Tydeligvis var mannen hennes en storrøyker		
Output 1:	Mannen hennes var åpenbart en storrøyker	5	2
Output 2:	Hans ektemann var en tung røyker	2	0

BLEU

- Det mest kjente evalueringsmetode er **BLEU**, som beregnes ved å se på overlapp mellom N-grams fra fasiten(e) og oversettelsene fra systemet.
- Mer presist ekstraherer vi for hver setning alle N-grams (med N fra 1 til 4) fra både systemet og fasiten, og beregner hva som er "precision" for i ∈ 1,2,3,4:

$$precision_i = \frac{\text{Antall } i\text{-grams som forekommer i både system og fasit}}{\text{Antall } i\text{-grams i setningene fra systemet}}$$

(beregnes setning for setning!)

BLEU

Deretter beregnes BLEU slikt:

$$BLEU = brevity\_penalty * \left(\prod_{i=1}^{4} precision_i \right)^{\frac{1}{4}}$$

hvor "*brevity penalty*" brukes til å "straffe" modeller som produserer for korte oversettelser:

$$brevity\_penalty = min(1, \frac{\text{Antall ord i systemets setninger}}{\text{Antall ord i fasitens setninger}})$$

BLEU

SYSTEM A: Israeli officials (2-GRAM MATCH) responsibility of airport (1-GRAM MATCH) safety

REFERENCE: Israeli officials are responsible for airport security

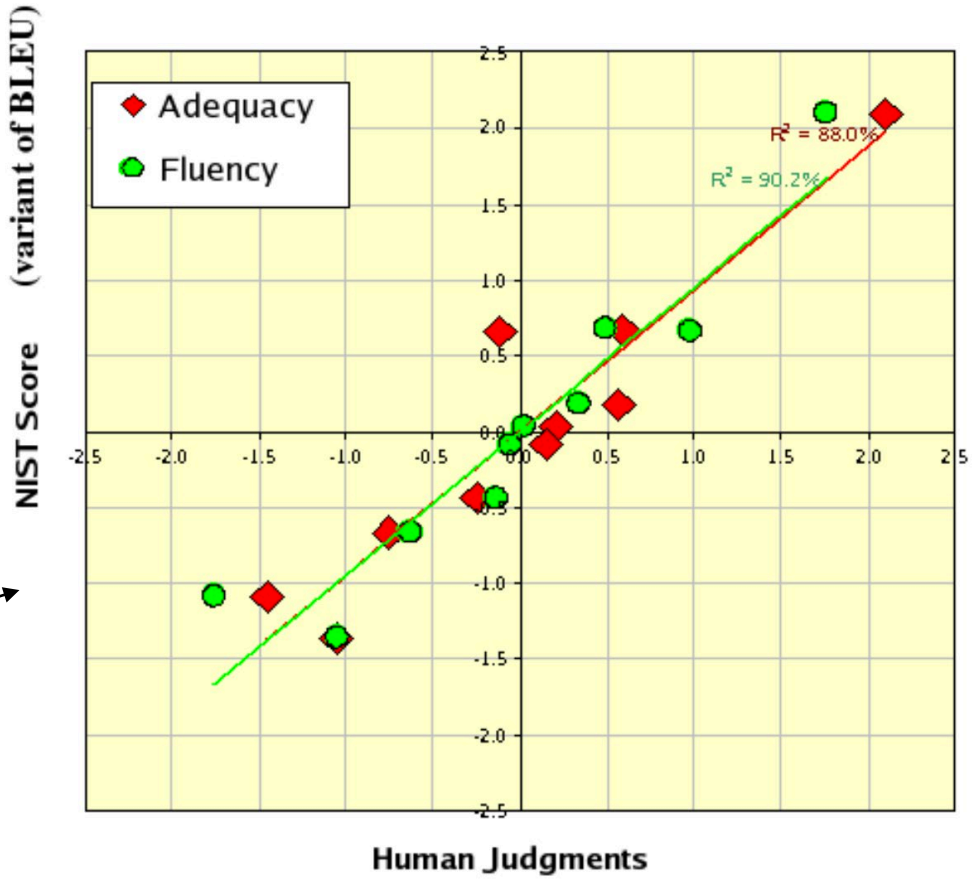
SYSTEM B: airport security (2-GRAM MATCH) Israeli officials are responsible (4-GRAM MATCH)

Metric	System A	System B
precision (1gram)	3/6	6/6
precision (2gram)		
precision (3gram)	0/4	2/4
precision (4gram)	0/3	1/3
brevity penalty	6/7	6/7
BLEU	0%	52%

[Ph. Koehn (2009), "Statistical Machine Translation"]

BLEU

- Hovedfordelen med BLEU: kan beregnes automatisk!
- Ikke perfekt, men korrelert med oversettelseskvalitet



- Men BLEU har også viktige svakheter:
  - Ignorerer semantikken i setningen ("ikke" er bare ett ord, men et viktig ord i en setning!)
  - Ignorer den globale koherensen / strukturen i setningen

Oppsummering

- Maskinoversettelse er en av de viktigste (og eldste) anvendelsene av språkteknologi
- Å oversette er vanskelig (også for oss!) på grunn av:
  - Strukturelle forskjeller mellom språk
  - Flertydigheter (som må løses ut fra konteksten)
- Ulike tilnærminger:
  - Regelbaserte systemer
  - Datadrevne systemer (statistiske og nevrale)
- Evaluering av MT-systemer er langt fra opplagt!