「現代語の意味の変化に対する計算的・統計力学的アプローチ」シンポジウム

持橋大地
統計数理研究所 数理・推論研究系
daichi@ism.ac.jp
(daichi@boz.c.u-tokyo.ac.jp ←はるか昔)

TKP東京駅セントラルカンファレンスセンター/
オンライン
2022-3-9 (水)

はじめに

- 本シンポジウムは、国立国語研究所の共同研究プロジェクトに2019年から採択された同名のプロジェクトの報告会でもあります (2019-2022年度)

プロジェクトの構成員

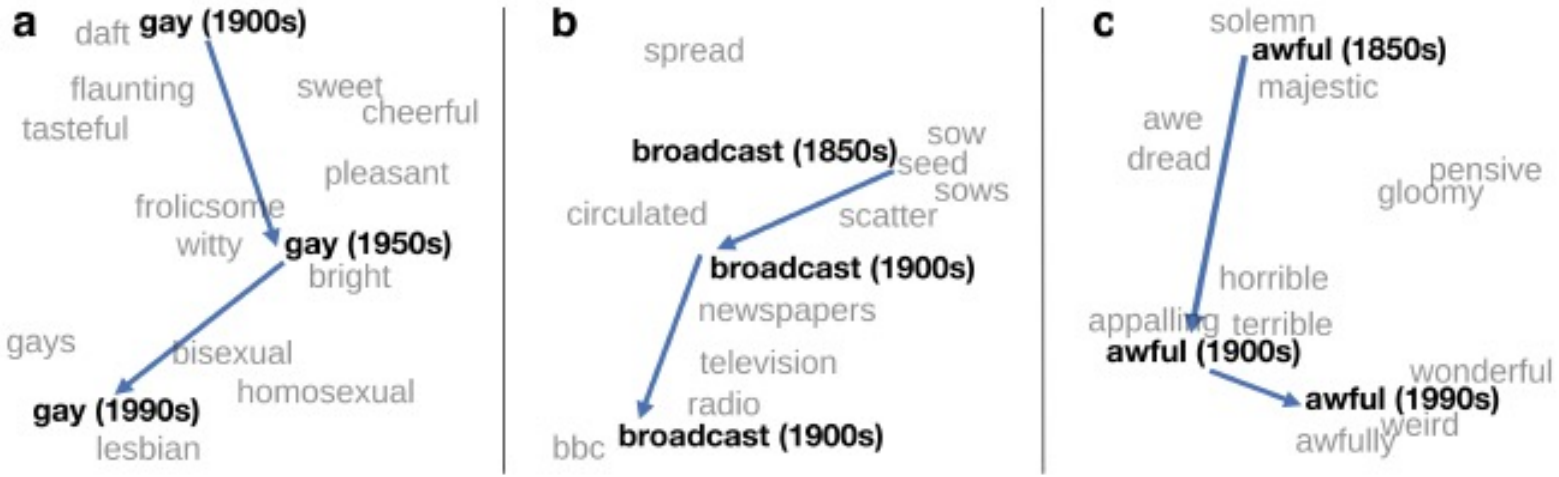
- 持橋大地 (統数研 数理・推論研究系)
- 小木曽智信 (国語研 言語変化研究領域)
- 小町守 (東京都立大 システムデザイン研究科)
- 高村大也 (産総研 人工知能研究センター)
- 坂田綾香 (統数研 数理・推論研究系)
- 小山慎介 (統数研 モデリング研究系)
- 相田太一 (東京都立大 M2)
- 井上誠一 (東京都立大 M1)
- 竹中誠 (東京都立大 D3)

本日の参加登録者

- 現在までに、184人の参加登録をいただきました。
  誠にありがとうございました。
- アンケート結果を、今日最後のパネルセッションで
  議論させていただきます

「言葉の変化」の研究

- 最近、自然言語処理でも言語学でも、多数行われている
- 英語学：「コーパスと言語変異研究会」(2020〜)
  https://corp-lang-var.blogspot.com
- 自然言語処理：多数の研究が積み重ねられている



(Hamilton+, ACL 2016)

本研究プロジェクトでのアプローチ

- 国語研の通時コーパス(CHJ)も利用して、近代において
  - どの言葉の意味が
  - どんな風に変わったのか

  を統計的・網羅的に発見する試み
- データ解析チームと、統計力学チームの2チームに分けて研究を進めた
- 本シンポジウムの発表では、データ解析チームの成果および、関連した研究をされているNLP・言語学の皆様に講演をいただきます

これまでの言語学での試みとの違い

- 対象となる言葉を限定しない
  - どの言葉が、どれくらい変わったのかを発見する
  - 自然言語処理の技術を最大限使用
  - 統計力学に基づく理論アプローチを目指す
- 言語学では、「～の変化」という形で、最初から対象が限定されていることが多い
- そもそも、言葉のどんな特徴が意味変化に結び付くのか?

どんなデータがあるか?

- 自然言語処理で多く使われているデータ

Name	Language	Description	Tokens	Years	POS Source
ENGALL	English	Google books (all genres)	8.5×10^{11}	1800-1999	(Davies, 2010)
ENGFIC	English	Fiction from Google books	7.5×10^{10}	1800-1999	(Davies, 2010)
COHA	English	Genre-balanced sample	4.1×10^{8}	1810-2009	(Davies, 2010)
FREALL	French	Google books (all genres)	1.9×10^{11}	1800-1999	(Sagot et al., 2006)
GERALL	German	Google books (all genres)	4.3×10^{10}	1800-1999	(Schneider and Volk, 1998)
CHIALL	Chinese	Google books (all genres)	6.0×10^{10}	1950-1999	(Xue et al., 2005)

Table 1: Six large historical datasets from various languages and sources are used.

- 国語研 日本語歴史コーパス (今回は明治・大正以降を使用)

意味変化と統計力学

- 元々のアイデアは、個人が「周りの言語使用に合わせて意味解釈を変える」というもの
  → イジングモデル、Pottsモデル
- 例：「乖離」は本来、納豆と議会のようにまったく違う概念であることを表していたが、単に「違うこと」を意味するように周囲が使うと、自分もそれに合わせることになり、意味解釈が変わってくる

持橋のアイデア：Coupled DP

Coupled Dirichlet process (持橋さん提案)

- あるネットワーク上にN人の人がいるとする。

- 時刻tにおけるi番目の人の状態(=この人が使っている単語)を$z_i^{(t)}$とする。
- 時刻tにおける状態数(=系内で使われている単語総数)をK_tとする。
- 時刻$t+1$におけるi番目の人の状態は次のように決まる。

$$p\left(z_i^{(t+1)}\middle|z_1^{(t)}, z_2^{(t)}, \dots z_N^{(t)}\right) = \begin{cases} \dfrac{n_{k,i}^{(t)}}{N_i + \alpha} & \text{for} \quad z_i^{(t+1)} = k\ (\leq K_t) \\ \dfrac{\alpha}{N_i + \alpha} & \text{for} \quad z_i^{(t+1)} = K_t + 1 \end{cases}$$

$N_i = \sum_{j=1}^{t} c_{ij}$: 次数

← 新しい単語の開発

$n_{k,i}^{(t)} = \sum_{j=1}^{t} c_{ij} \delta_{z_j^{(t)},k}$ $\cdots i$番目の人とつながっている人のうち、k番目の単語を使っている人の割合

- c_{ij}: i番目とj番目が繋がっていれば1, そうでなければ0。また$c_{ii} = 1$。
- つまり、周りの人が使っている頻度の高い単語を採用する。(平均場的)

坂田さん(統数研)のアイデア

Penalized Potts model

- 状態数に対してペナルティを入れる

$$H = -\sum_{i<j} J_{ij}\delta(S_i, S_j) + \lambda \sum_i S_i, \qquad S_i \in \{1,2,\cdots,\infty\}$$

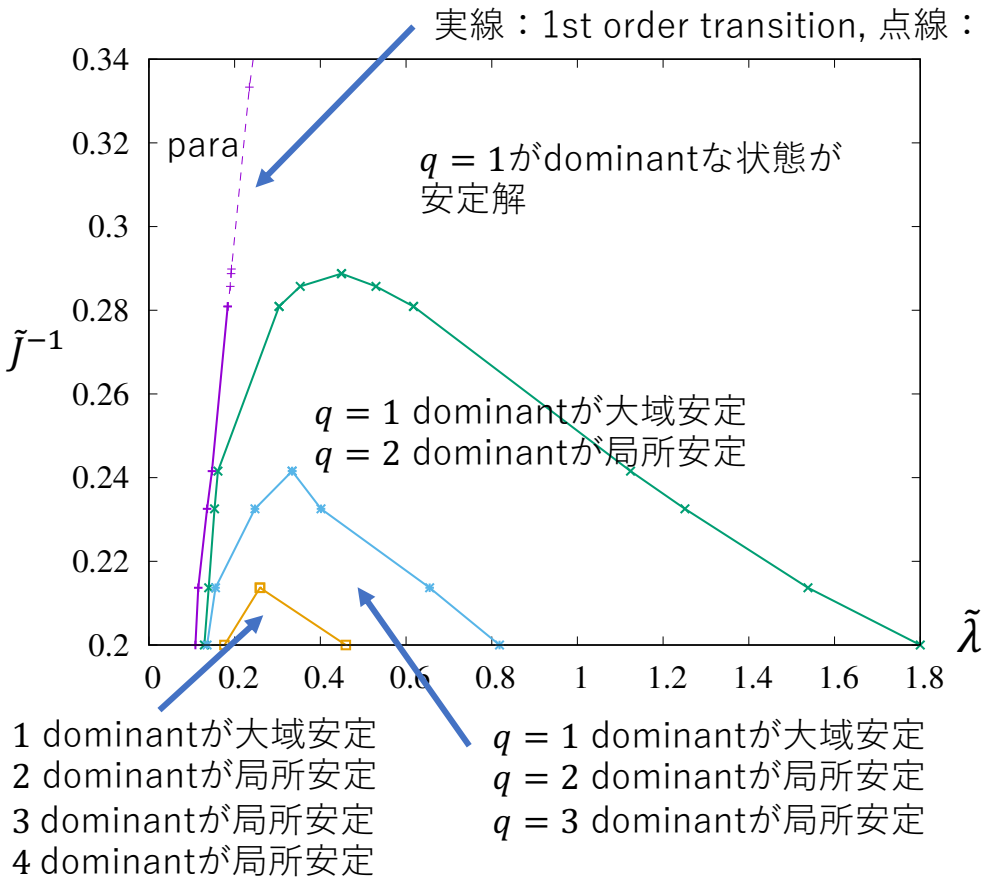
  - 書き換えると$\lambda \sum_i S_i = \lambda \sum_q q \sum_i \delta(S_i, q)$

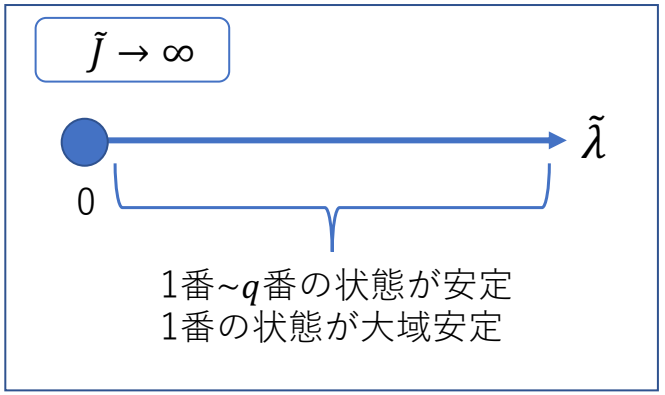
  - 状態数をあらかじめ決めるのではなく、
    ペナルティで状態数を決める

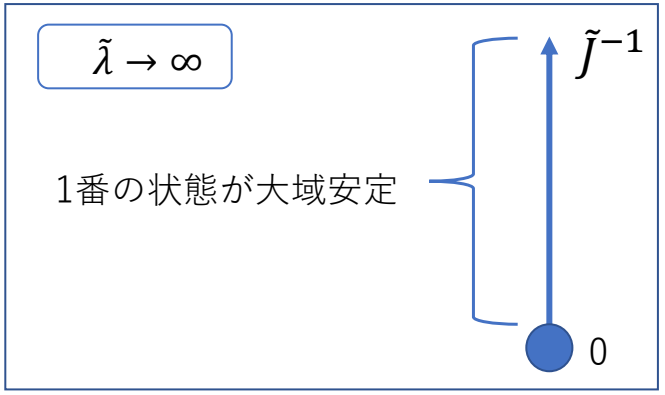
  - ダイナミクスを考えると、
    λで決まる有限の確率で新しい状態への遷移が起こる

坂田さん(統数研)の解析

極限(1)

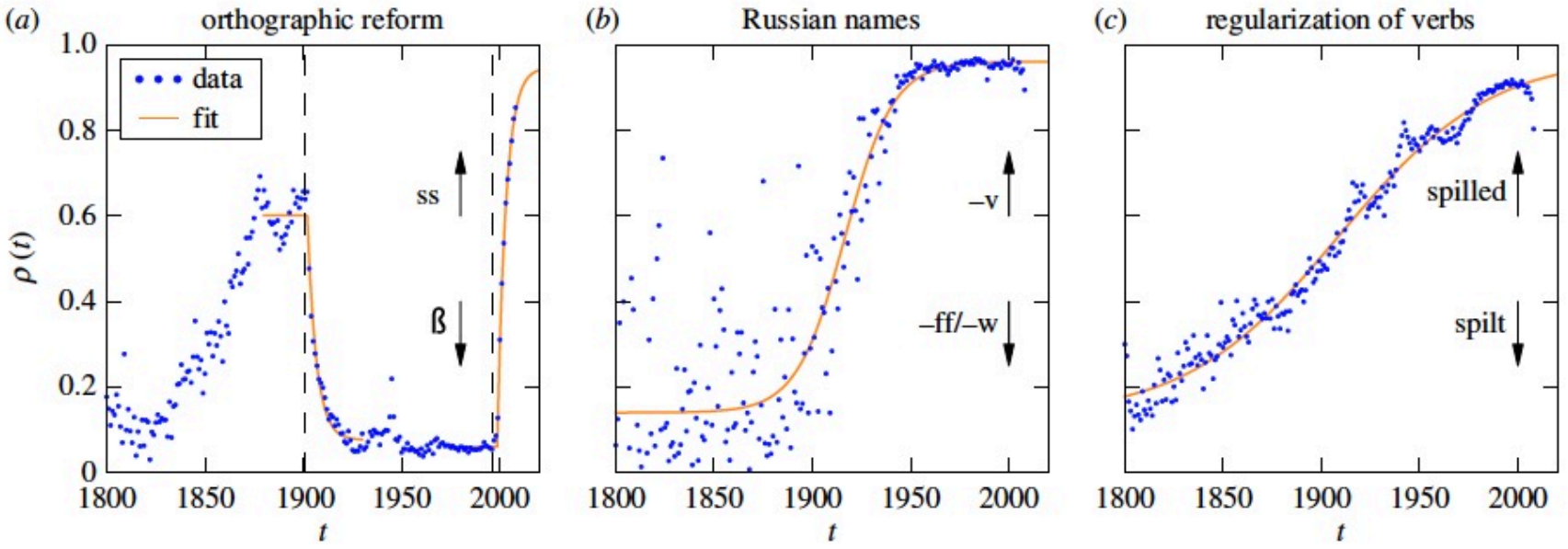






言語変化とS字カーブ

- 言語変化に関する理論的な研究は、そのほとんどが物理の分野で行われている (Physical ReviewやPRL等)
- “Extracting information from S-curves of language change” (J. of Royal Society Interface, 2014) を紹介
- 意味の変化は分からないので、綴りの変化の時系列



S字カーブの導出

- 時刻tで感染している個体の確率 ρ(t) は、
  感染していない個体の確率 1-ρ(t) に
  「ρ(t) の定数倍＋ベースライン」を加えたファクターで
  変化するため (Bassモデル)、

$$\frac{\mathrm{d}\rho(t)}{\mathrm{d}t} = (a + b\rho(t))(1 - \rho(t)).$$

- これを解くと、

$$\rho(t) = \frac{a(1-\rho_0) - (a+b\rho_0)\mathrm{e}^{(a+b)(t-t_0)}}{-b(1-\rho_0) - (a+b\rho_0)\mathrm{e}^{(a+b)(t-t_0)}}$$

  - aが0ならば、完全に内生的 (S字カーブ)
  - bが0ならば、完全に外生的 (指数分布)

推定方法

1. p(データ|a=0) と p(データ|b=0) の確率を比べて、どちらが大きいか見る
2. 係数aとbを推定する
   - 外生的である確率は、

$$G \equiv G^{\mathrm{exo}} = \frac{a}{b}\log_e\left(\frac{a+b}{a}\right)$$

3. Bassモデルを一般化した

$$\dot{\rho}(t) \equiv \frac{\mathrm{d}\rho(t)}{\mathrm{d}t} = g(\rho(t))(1-\rho(t))$$

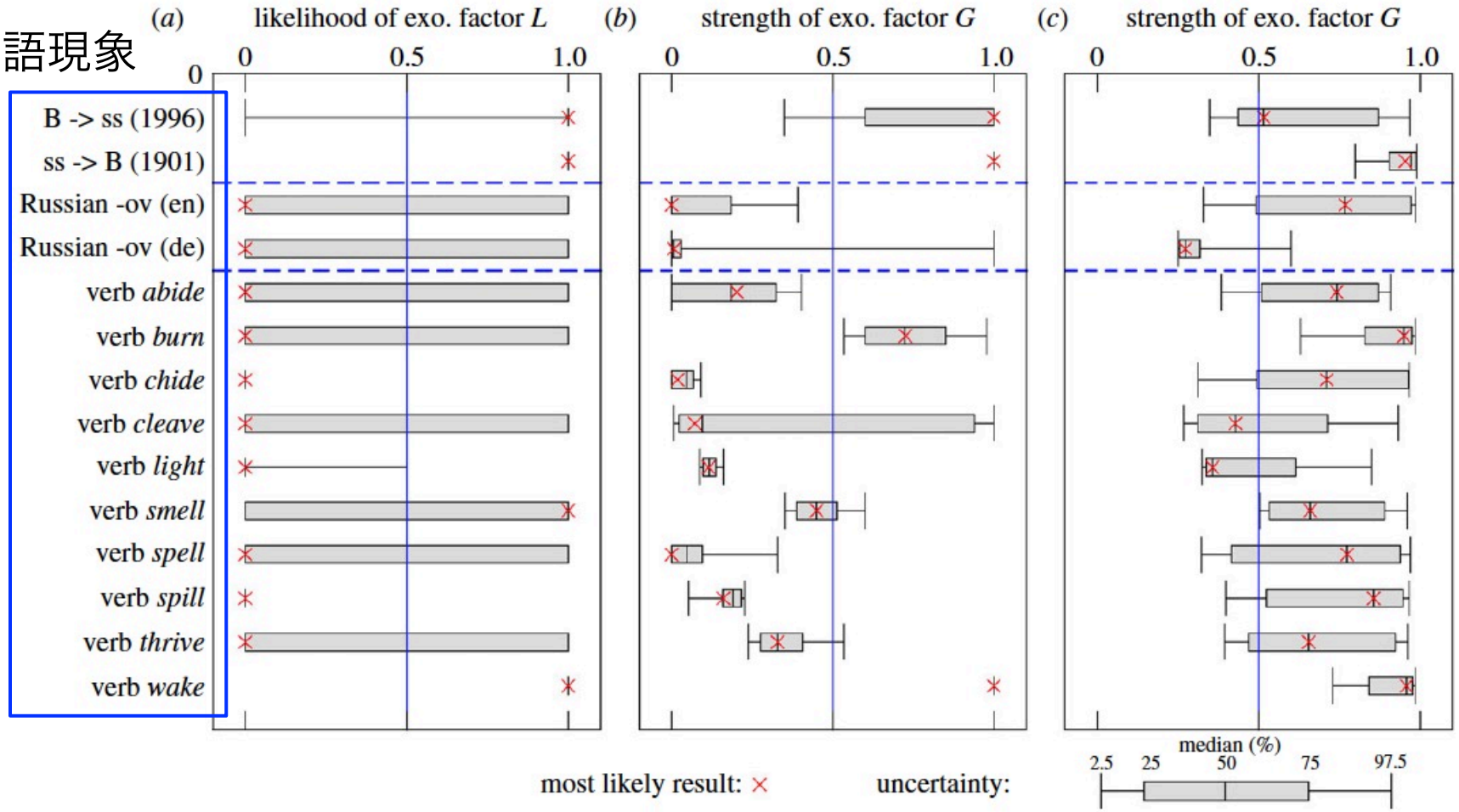
   を使い、$\dot{\rho}(t)$ を数値微分で求めて内生性 g(ρ)-g(0) を計算する

実験

- Gleeson (2014)のネットワークモデルから、シミュレーションデータを生成
  - この場合、外生性因子は $G = \sum_k P_k \sum_{m=0}^{k} \int_0^{\infty} s_{k,m} F_{k,0} \mathrm{d}t$
  - 小山さんが去年解説してくれた近似マスター方程式 (AME)で計算できる
  - Bassモデルの形を仮定しない3.が最も良い
- 実際の言語データで計算
  - 数値微分は不安定なので、3.は使えない
  - 1.は結果がどちらかに寄って極端
  - S字カーブを直接推定する2.がよい
  - Bootstrap法を使って、推定値の分散を求めて信頼性を考慮している

実験結果

言語現象



- 左からそれぞれ推定法1,2,3

議論

- ここでは、言語の形式的な変化を扱っている
- 変化がドイツ語の ss<->β のように二値かつ、競争的な場合の話
  - どちらかの形を必ず使わなければならない
- 意味の場合は、競争的とは限らない
  - ある意味を表すのに、どの語を使ってもよい
  - 「語」ではなく「意味」について競争がある?
    (例: “とっぽい”, “ととっぽい”, “へっちゃり” のどれを使って表現するか?)
- 二値とは限らないダイナミクスの場合どうするのか?
  (cf. grassroot changes in linguistic systems, 2014)

議論 (2)

- この論文では、感染を生み出すネットワークのモデルと近似マスター方程式は、データ生成にのみ用いている
  - 結果として出てきたS字カーブのみを評価
- 背後に隠れたネットワークモデルのパラメータを推定できないか?
- Hamilton (2016) でも、頻度や意味の数に関する「結果」だけを議論 → なぜそうなるか、は不明
  - 意味の数が多いと変化が速くなる、頻度が高いと変化が遅くなる、ことの理論的なモデルを作れるか?

Feltgen+ (2017)

- Feltgen, Fagard, Nadal, “Frequency patterns of sematic change: corpus-based evidence of a near-critical dynamics in language change”, Royal Society Open Science, 2017.
- 1300年代-2000年までのフランス語のテキストを使ったデータの観察＋モデル化
- S字カーブだけでなく、その前駆体の存在を示す
  → 同じ統計的法則に従う (逆ガンマ分布)

データ量

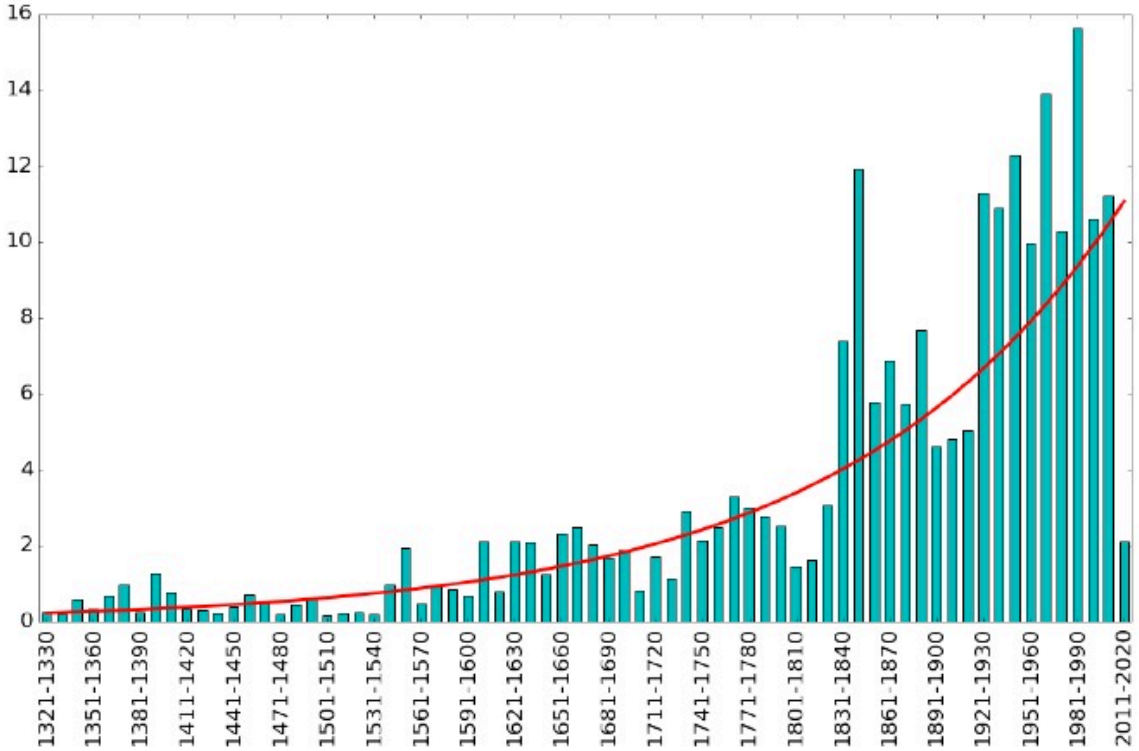
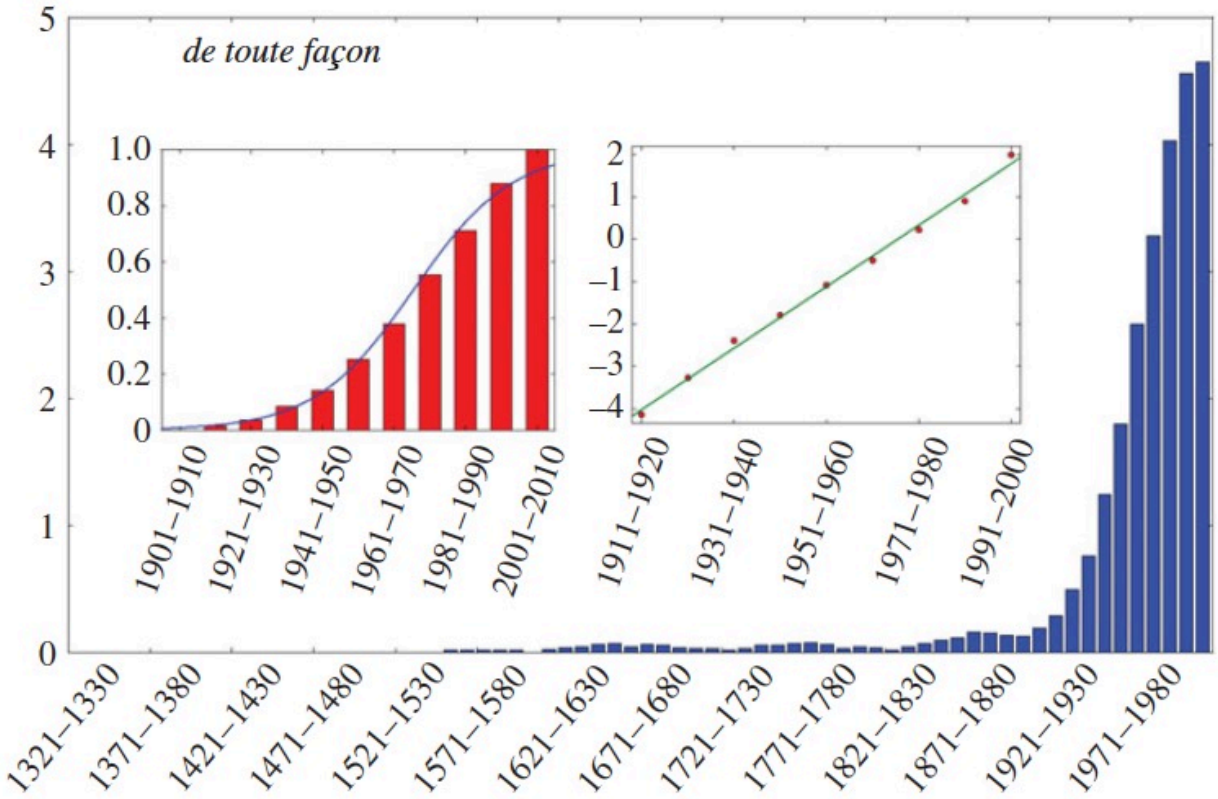


FIG. 10. Number of millions of occurrences per decade in the Frantext database. Exponential fit is shown by a red line.

- 今回は、“tout a l’heure” のような熟語表現に注目
  - 内容語と異なり、外的な要因に影響されない

最初の発見

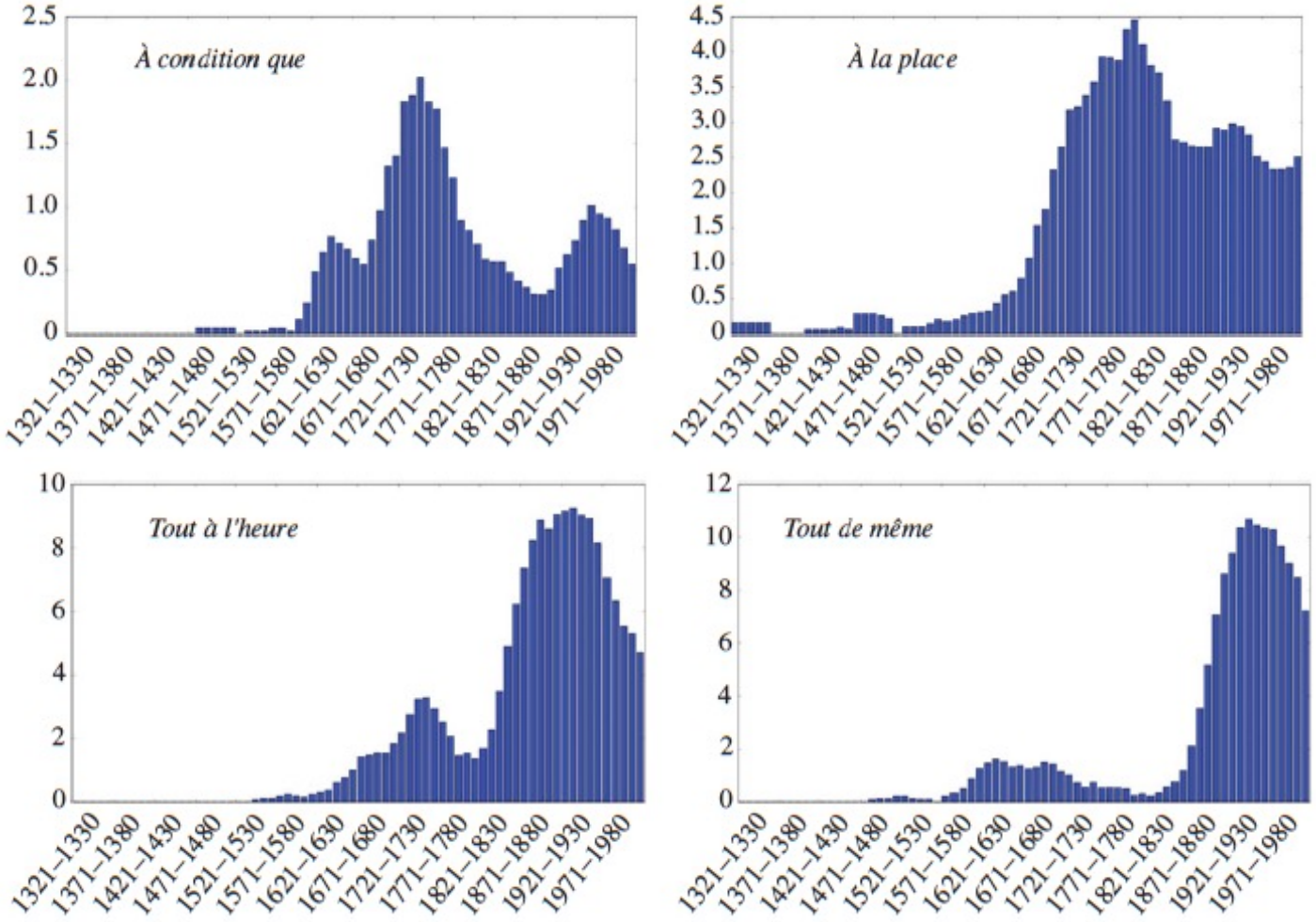
- S字でピークに達する前に、何世紀にもわたって一定の出現がある



“de toute facon”の出現／S字バーストの前に350年も一定の出現

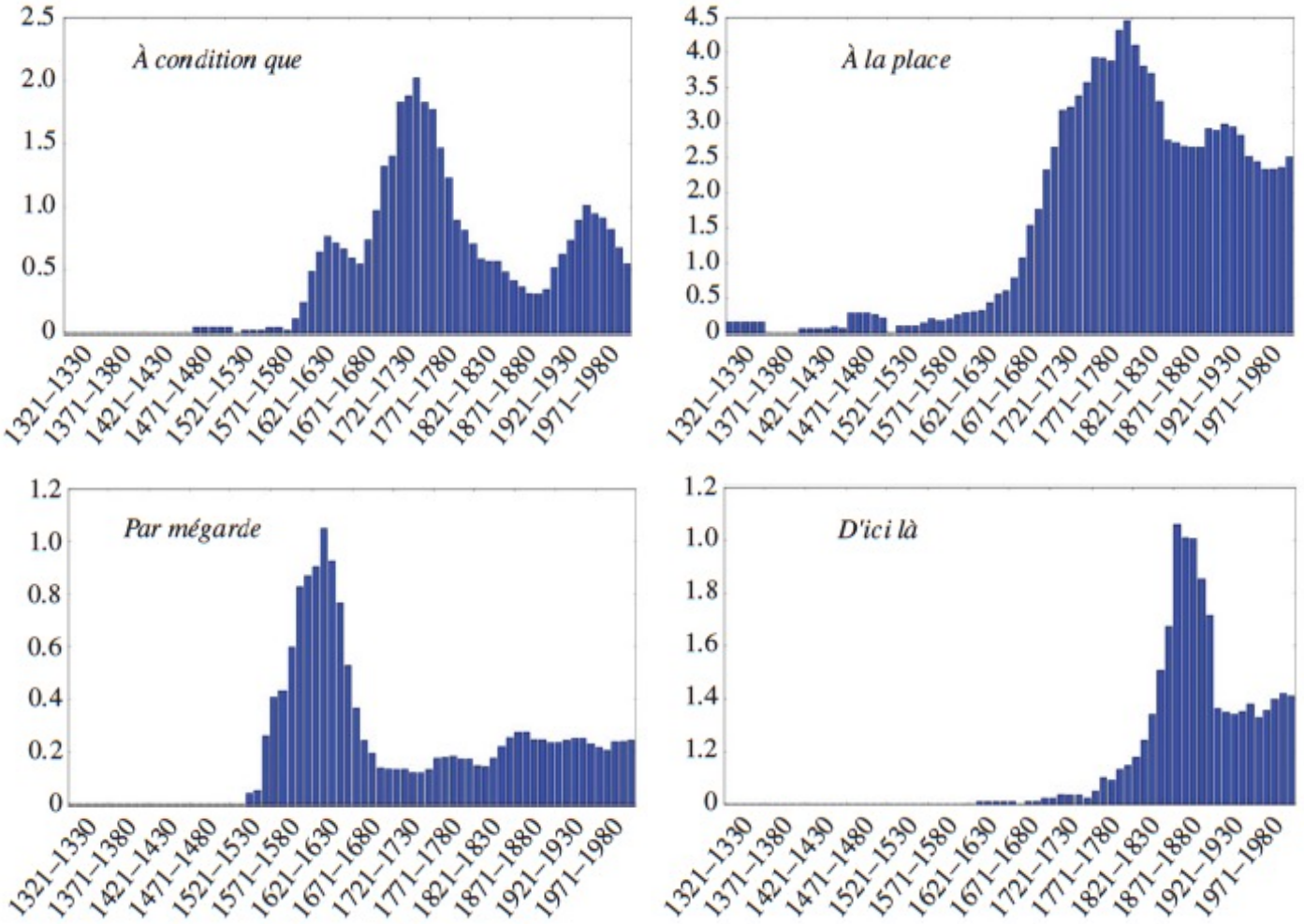
最初の発見

- S字でピークに達する前に、何世紀にもわたって一定の出現がある→緩和時間



次の発見

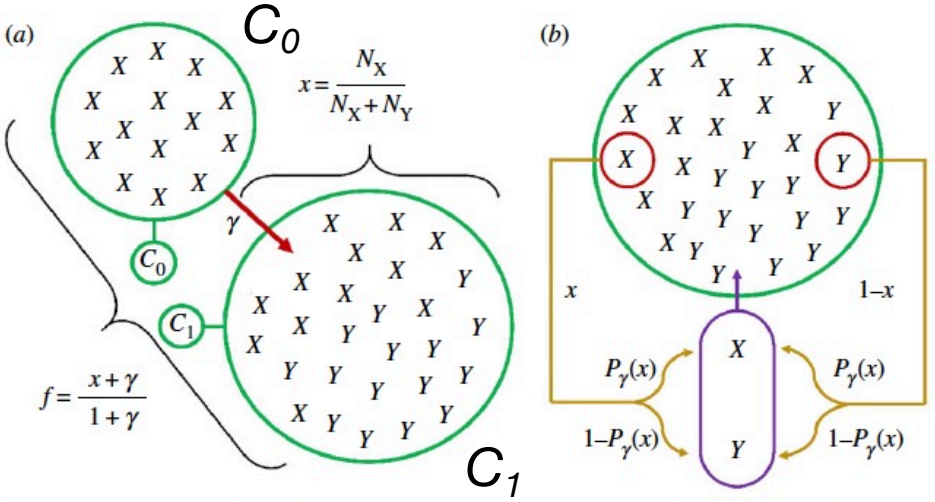
- S字でピークに達した後も、非自明な振動をする



モデル化の方法

- ここでは、統計力学的に多数の群衆を考える代わりに「代表的なエージェント」を考えて、その振る舞いを微分方程式で記述するアプローチ
- Original formに対し、新しいformを使う確率 p(x) を1次元上の微分方程式で表して、挙動を観察する
  - 複数のformが共存するようなことは、単純化のため考えていない

モデル化の概要



- X：new form
  (文脈C_0では元の意味)
- Y：original form
  (文脈C_1でのある概念を
  もともと表す単語)

以下、基本的にC_1での話

- x(t)：時刻tにおけるC_1でのXの出現回数
  f(t) ：C_0とC_1を含めたXの実効的出現回数

$$f(t) = \frac{N^1(t) + \gamma N^0(t)}{M + \gamma M} = \frac{x(t) + \gamma}{1 + \gamma}$$

- ここから、以下のような関数を仮定

$$P(f) = \frac{1}{2}\left\{1 + \tanh\left(\beta \frac{f - (1-f)}{\sqrt{f(1-f)}}\right)\right\}$$

まとめ

- データ解析チームでは、統計的に透明な方法で意味変化の解析を行い、どんな言葉が意味変化するのか、そもそも語義の数は幾つなのか、などの網羅的なモデル化を行った
- 統計力学チームでは、特に物理分野で蓄積されている言語の物理モデルをもとに検討を行い、意味変化の微分方程式モデルにまで行き着いた
  - これまでの変化研究は、綴りや文法といった「見える」現象の変化が対象
  - 意味の変化は、そもそも見えないので、先に意味変化のデータをデータ解析チームが抽出する必要がある
    → 本シンポジウムの発表は、その結果が中心