

日本語漢語と外来語のアクセント分布の学習可能性

李 墨彤

ribokuto@gmail.com

PAIK

2016 年 12 月 17 日

於 神戸大学六甲台第 1 キャンパス

発表のながれ

- ① はじめに（研究の目的・目標文法・文法表記）
- ② 基本的な学習アルゴリズム（EDCD・GLA・RIF）
- ③ シミュレーション：Surface Form を入力とした場合
- ④ シミュレーション：Overt Form を入力とした場合
- ⑤ Robust Interpretive Parsing に対する再考察（RIP の問題点・RRIP・EIP）
- ⑥ 部分的な音韻構造を入力とした学習
- ⑦ まとめと今後の課題

研究の目的

- 計算言語学の視点から、学習者は一体どのように目標言語の文法¹に近づき、そして最終的にそれに収束するかという学習可能性(Learnability)の問題を最適性理論の学習理論に基いて考察する
- 日本語漢語及び外来語の優勢なアクセント型の産出を説明できる文法を目標文法とし、学習アルゴリズムを利用してモデルを立て、学習パターンと収束率を見る

¹最適性理論の場合、目標言語の制約のランキングを指す。

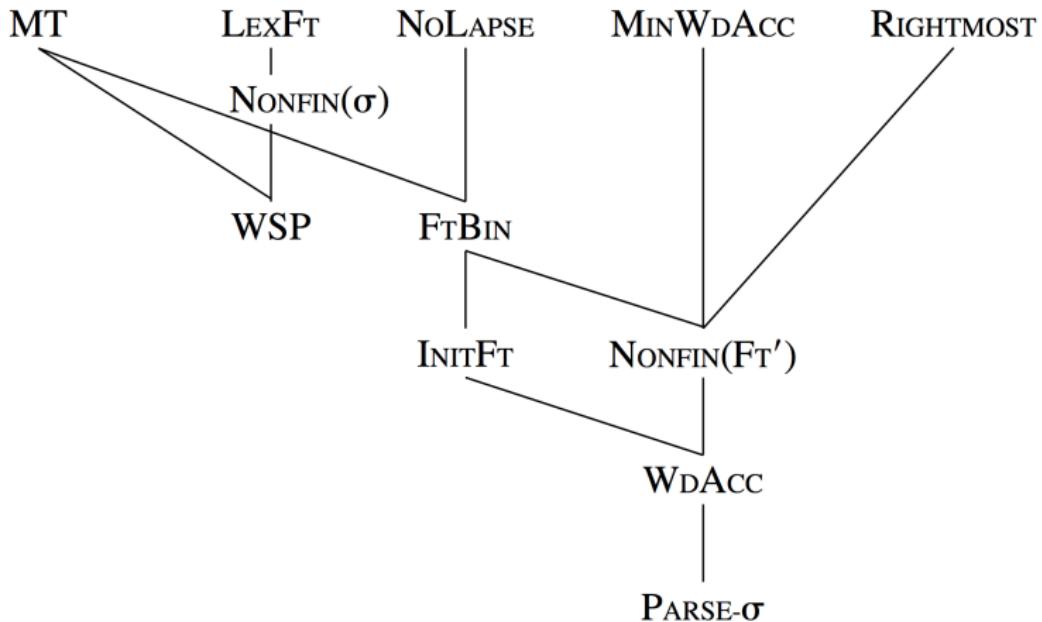
目標文法

- Itô & Mester (2016) : 外来語の優勢なアクセント型についての分析
- 対象となる外来語の音韻構造² (合計 23 種類)

音韻構造	語例	音韻構造	語例
(L')	ド・レ・ミ	(L'L)	パリ
(L'L)L	バナナ	(H')L	ブーケ
(LL)(LL)	アメリカ	(H)(LL)	テーブル
L(H')L	ケチャップ	(LL)(L'L)L	クリスマス
(LL)(LL)(L'L)L	アナクロニズム	(H)L(L'L)L	ジャーナリズム
(H)(L')H	ランデブー	L(L'L)H	アレルギー
L(H)(LL)	リハーサル	(H')H	シャンプー
(H')	パン	(L')H	プリン
(L'L)H	ドラゴン	(LL)L(L'L)L	メトロポリス
(H)(H')L	コンコース	L(H')H	カレンダー
(LL)+(H)	パソコン	(LL)+(L)	ファミマ
(H)+(H)	ジーパン		

²L : 軽音節 | H : 重音節 | ' : アクセント核 | 太字 : フットヘッド | + : 語彙素境界

- Itô & Mester (2016) で提案されたランキング (制約 12 個)

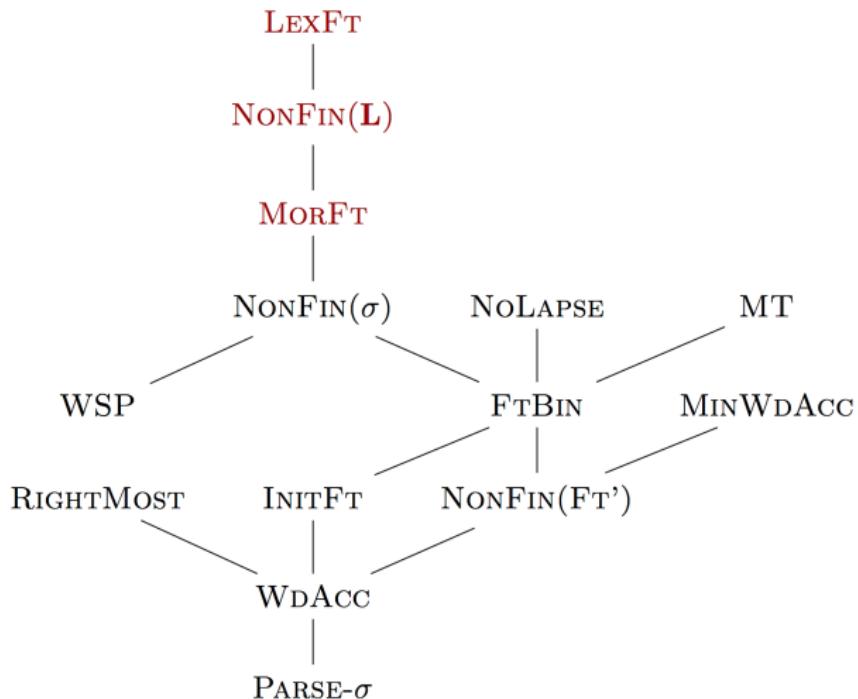


- 李 (2016) : 漢語 + 外来語の優勢なアクセント型についての分析
- 対象となる漢語の音韻構造 (計 12 種³ ; 1~4 モーラの単純語)

音韻構造	語例	音韻構造	語例	音韻構造	語例
(L')	可	(L'L)	悪	(H) #(H)	安心
(H')	運	(L')#L	所持	(H) #(LL)	完結
(L'L)#L	確保	(L)#(LL)	可決	(LL) #(H)	錯乱
(H')#L	謳歌	(L)#(H)	火災	(LL) #(LL)	血圧

³ 外来語の音韻構造を含めると 32 種になる。

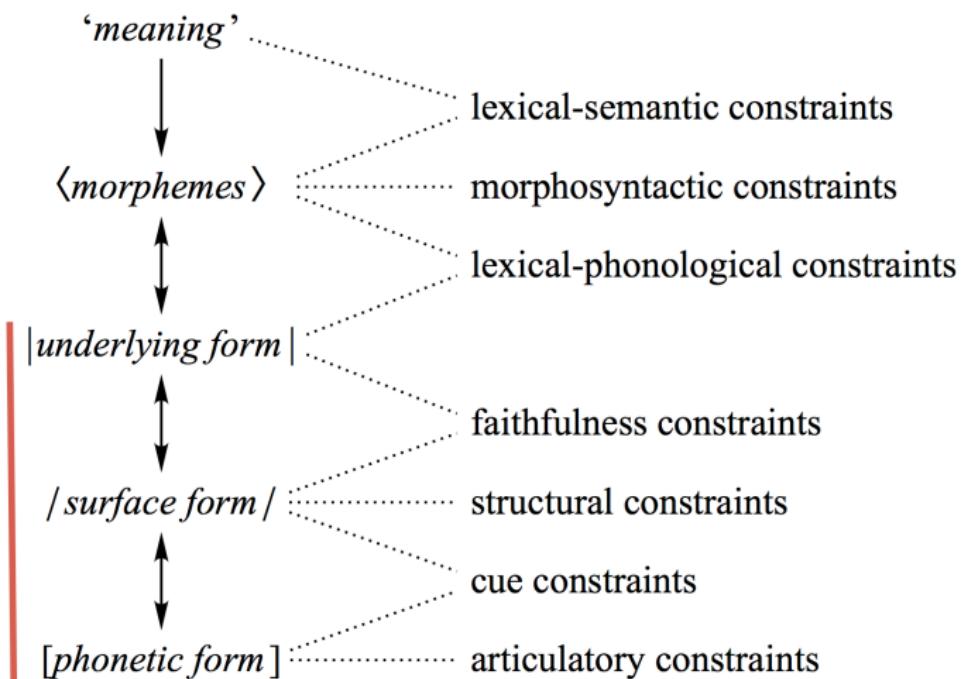
- 今回の目標文法：李 (2016) で提案されたランキング⁴ (制約 14 個)



⁴制約の具体的な定義とタブローについては付録を参照されたい。

文法表記：マルチレベル

- five-level grammar model⁵ (Boersma & van Leussen, 2016)



⁵Apoussidou (2007) に従い、[phonetic form] のことを [overt form] (OF) と呼ぶ。

各階層における表記：優勢なアクセント型の場合

UF ----- | $\sigma\sigma\sigma$ | ----- 音節情報



SF ----- /($\sigma'\sigma$) σ / ----- 音節情報、フット情報、アクセント情報⁶



OF ----- [$\sigma'\sigma\sigma$] ----- 音節情報、アクセント情報

⁶これら 3 つの情報が揃った場合、full structural description と言う。

Error-Driven Constraint Demotion

EDCD (Tesar & Smolensky, 2000)

Require: A set *positive-data* of grammatical structural descriptions, and a constraint hierarchy \mathcal{H} -start

```
1: EDCD (positive-data,  $\mathcal{H}$ -start)
2:  $\mathcal{H} \leftarrow \mathcal{H}$ -start
3: for each description winner in positive-data do
4:   repeat
5:     uf  $\leftarrow$  the underlying form of winner
6:     loser  $\leftarrow$  the optimal description of uf, using  $\mathcal{H}$ 
7:     if loser is not identical to winner then
8:       md  $\leftarrow$  (marks(loser),marks(winner))
9:       md-canceled  $\leftarrow$  Mark_Cancellation(md)
10:       $\mathcal{H}$ -new  $\leftarrow$  Constraint_Demotion(md-canceled,  $\mathcal{H}$ )
11:       $\mathcal{H} \leftarrow \mathcal{H}$ -new
12:    end if
13:    until loser is identical to winner
14: end for
15: return  $\mathcal{H}$ 
```

- 降格前：

	制約 1	制約 2	制約 3	制約 4
a. ✕ 候補 1		*	*	*
b. ✓ 候補 2	*!		**	

- 降格後：

	制約 2	制約 1	制約 3	制約 4
a. 候補 1	*!		*	*
b. ✕✓ 候補 2		*	**	

- 確実に収束する (full structural description が与えられた場合)
- 必要なデータは少数で済む

Data complexity of Constrain Demotion

Starting with all the constraints in *Con* ranked in the top stratum, the number of informative data pairs required for learning is at most $\frac{N(N-1)}{2}$, where N is the number of constraints in *Con*.

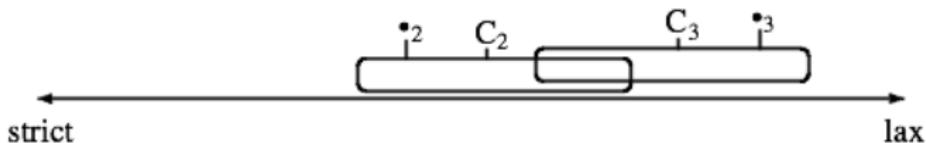
— Tesar & Smolensky (2000)

-
- 現実の学習ペースを反映していない
 - 文法のバリエーションを説明できない
 - 曖昧性が生じる場合、収束率が大幅に落ちてしまう⁷

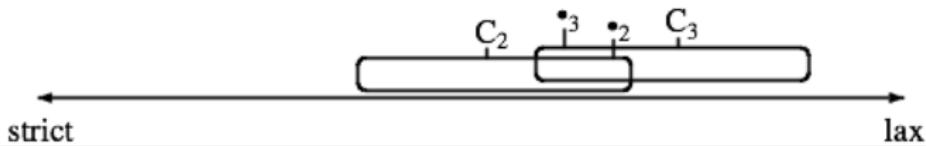
⁷Tesar & Smolensky (2000) は OF のみを入力とした 124 種の目標言語に対して、学習者がそれぞれの韻律パターンを習得できるかどうかについて EDCD/RIF でシミュレーションを行った結果、75 種しか習得できなかったという (収束率 = 60%)。

Gradual Learning Algorithm

- Stochastic OTに基づく学習アルゴリズム (Boersma, 1997, 1999; Boersma & Hayes, 2001)
- ランキングは離散的ではなく、連続的である
- EVALが評価ノイズを与え、各制約の値を一時的に変化させる⁸
- 図例：制約の値の変化 (Boersma & Hayes, 2001)
 - a. Common result: $C_2 \gg C_3$



- b. Rare result: $C_3 \gg C_2$



⁸ 値の変化は正規分布 ($\mu = \text{ranking value}$, $\sigma = \text{evaluation noise}$) に従う。

- 昇格と降格の両方を取り入れている⁹

	制約 1 100→99	制約 2 96←95	制約 3 90→89	制約 4 86←85
a. ✕ 候補 1		← *	*	← *
b. ✓ 候補 2	* →		** →	

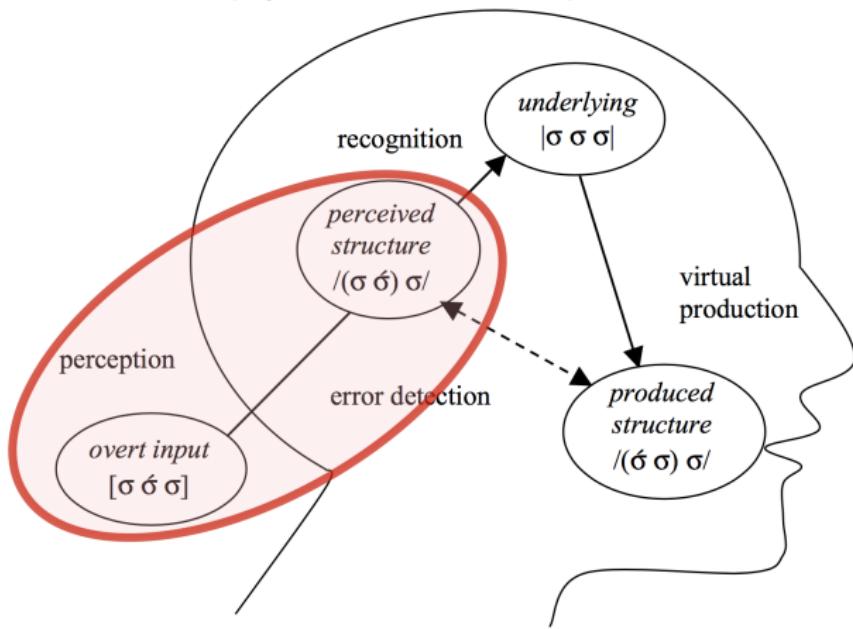
- 確実に収束するとは限らない (Pater, 2005)
- 曖昧性が伴う場合、EDCD より収束率が高い¹⁰

⁹降格と昇格の程度 (値の変動幅) は plasticity (learning rate; ε) に基づく。

¹⁰Boersma (2003) は Tesar & Smolensky (2000) で使用されたデータに対して GLA/RIP でシミュレーションを行った結果、70%の収束率が得られたと報告している。

Robust Interpretive Parsing

- フット情報のような潜在的な情報 (hidden structure) を解析するためのアルゴリズム (Tesar & Smolensky, 2000)
- Perception: OF → SF (Apoussidou, 2007)



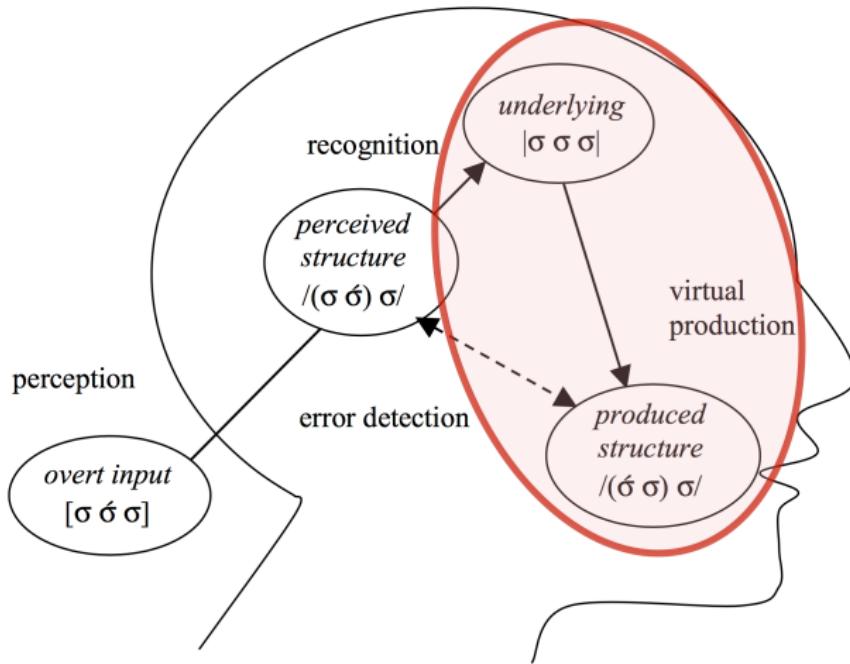
- Perception (RIP) in OT¹¹ (Apoussidou, 2007) :

Input: $[\sigma\sigma'\sigma]$	AFL	AFR	TROCHAIC	IAMBIC
a. $/\sigma(\sigma')\sigma/ [\sigma\sigma'\sigma]$	*!	*		
b. RIP $/(\sigma\sigma')\sigma/ [\sigma\sigma'\sigma]$		*	*	
c. $/\sigma(\sigma'\sigma)/ [\sigma\sigma'\sigma]$	*!			*

¹¹Apoussidou (2007) は Tesar & Smolensky (2000) が使った制約群を利用して例を挙げている。各制約の定義を下に示す：

- AFL: The left edge of a foot is aligned with the left edge of a word.
- AFR: The right edge of a foot is aligned with the right edge of a word.
- TROCHAIC: The leftmost syllable in a foot is the head syllable.
- IAMBIC: The rightmost syllable in a foot is the head syllable.

- Recognition¹²: SF → UF (Apoussidou, 2007)
- Virtual Production: UF → SF (Apoussidou, 2007)

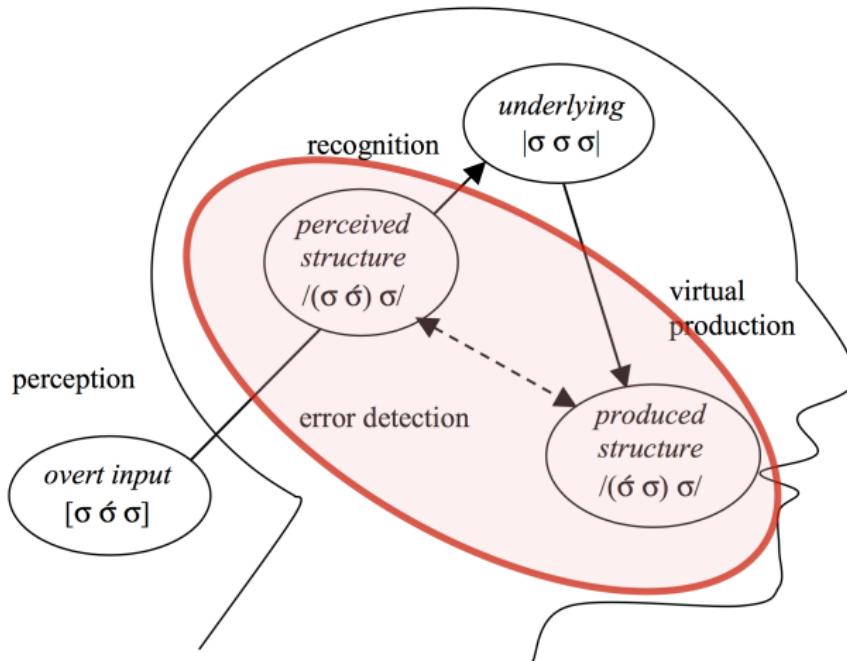


¹²優勢的なアクセント型を扱うため、今回はこの過程を自明的だ (trivial) と仮定する。

- Virtually Producing $|\sigma\sigma\sigma|$ (Apoussidou, 2007) :

	Input: $ \sigma\sigma\sigma $	AFL	AFR	TROCHAIC	IAMBIC
a.	$ \sigma\sigma\sigma / \sigma(\sigma')\sigma / [\sigma\sigma'\sigma]$	*!	*		
b.	$ \sigma\sigma\sigma / (\sigma\sigma')\sigma / [\sigma\sigma'\sigma]$		*	*!	
c.	$ \sigma\sigma\sigma / \sigma(\sigma'\sigma) / [\sigma\sigma'\sigma]$	*!			*
d. VP	$ \sigma\sigma\sigma / (\sigma'\sigma)\sigma / [\sigma'\sigma\sigma]$		*		*
e.	$ \sigma\sigma\sigma / \sigma(\sigma\sigma') / [\sigma\sigma\sigma']$	*!		*	
f.	$ \sigma\sigma\sigma / (\sigma')\sigma\sigma / [\sigma'\sigma\sigma]$		**!		
g.	$ \sigma\sigma\sigma / \sigma\sigma(\sigma') / [\sigma\sigma\sigma']$	*!*			

- Error Detection: $\text{VP} \leftrightarrow \text{RIP}$ (Apoussidou, 2007)
 - $\text{VP} = \text{RIP}$: 学習が発生しない
 - $\text{VP} \neq \text{RIP}$: EDCD もしくは GLA に基き、文法を調整する



シミュレーション：Surface Form を入力とした場合

- 使用するソフト : Praat (Boersma & Weenink, 2016, Version 6.0.19)
- データ : 日本語漢語及び外来語の優勢なアクセント型
(すべてフット情報が最初から明示されているもので、合計 32 種)

(L') (L'L) (L')#L (H') (L)#(LL) (L'L)#L
(H')#L (L)#(H) (LL)#(LL) (H)#(LL) (LL)#(H) (H)#(H)
(L'L)L (H')L (L')H (LL)(LL) (H)(LL) (L'L)H
L(H')L (LL)(L'L)L (LL)L(L'L)L (LL)(LL)(L'L)L (H)L(L'L)L (H)(H')L
(H)(L')H L(L'L)H L(H')H L(H)(LL) (H')H (LL)+(H)
(H)+(H) (LL)+(L)

- パラメータ :

アップデートルール	評価ノイズ	初期の ε	ε の数	ε ごとの実行数	ε の減衰	G_0	学習者
EDCD	0	1.0	1	1,000	なし	All 100	20 人
Symmetric all (GLA)	2.0	1.0	4	10,000	0.1	All 100	20 人

結果：EDCD の場合 (Input = SF)

- 全員収束している (収束率 = 100%)
- 2 パターンが観察される

① Linguistic Analysis (P_{LA} , 10 人)

制約	値
LEXFT, MT, MINWDACC, NOLAPSE, RIGHTMOST	100
NONFIN(L)	99
MORFT	98
NONFIN(σ)	97
FTBIN, WSP	96
INITFT, NONFIN(FT')	95
WDACC	94
PARSE- σ	93

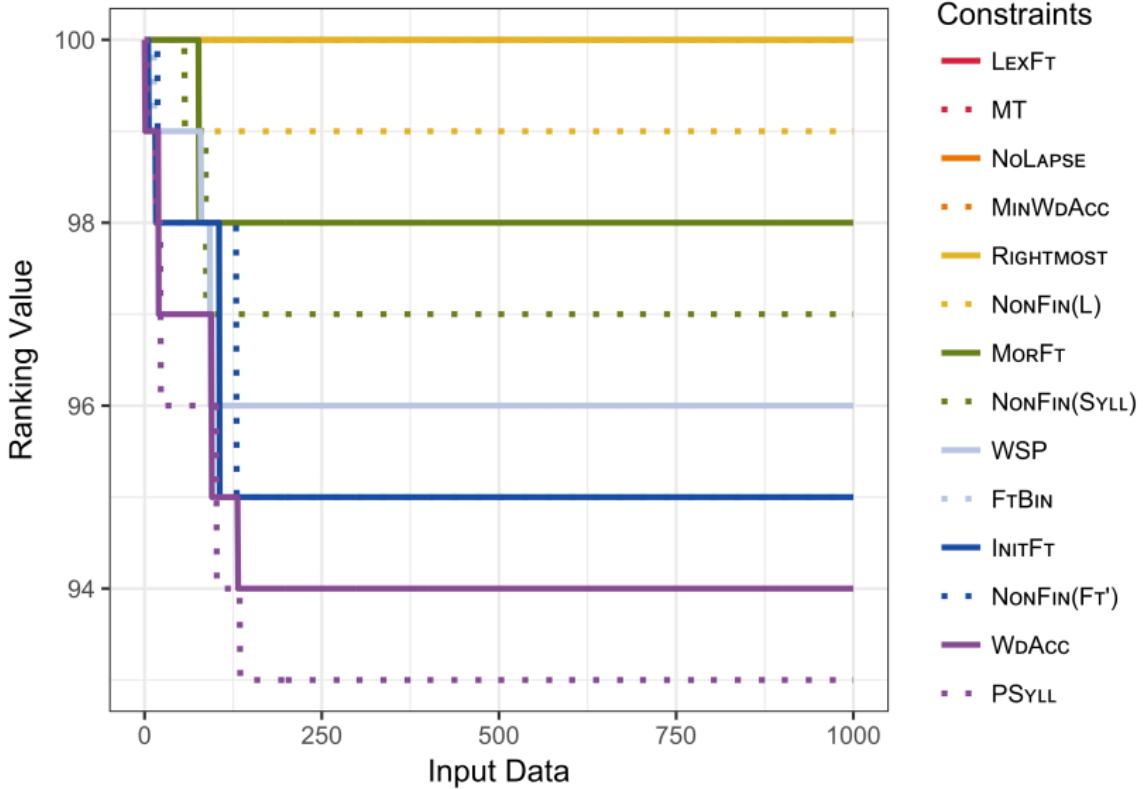


图 1: Ranking Dynamics (EDCD, input = SF)

② Crucial Ties (P_{CT} , 10 人)

- 2つ以上の違う制約を同じランクに置き、それらの違反印をまとめてカウントし、あたかも1つの制約のように取り扱うストラテジー
- 8人： $\text{NONFIN(FT') = FTBIN}$ 、 WDACC = INITFT
2人： NONFIN(L) = LEXFT 、 MORFT = NONFIN(L)

制約	値
LEXFT, MT, MINWDACC, NOLAPSE, RIGHTMOST	100
NONFIN(L)	99
MORFT	98
NONFIN(σ)	97
FTBIN, NONFIN(FT'), WSP	96
INITFT, WDACC	95
PARSE- σ	94

- P_{CT} の例： $|LLLL|$ における INITFT と WDACC の関係

$ LLLL $	LEXFT	MT	MINWDACC	NoLAPSE	RIGHTMOST	NonFIN(L)	MORFT	NonFIN(σ)	FtBIN	NonFIN(FT')	WSP	INITFT	WDACC	PARSE- σ
a. $/\overline{LL}/(LL)/$	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	*		
b. $/L(L'L)L/$	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	*		*	!*

- Crucial Ties は妥当性が欠けており、それを支持する十分な証拠がない (Apoussidou, 2007; McCarthy, 2008)

結果 : GLA の場合 (Input = SF)

- 全員収束している (収束率 = 100%)
- Linguistic Analysis (P_{LA} , 20 人)

制約	値	制約	値
LEXFT	150.062	FTBIN	124.642
NONFIN(L)	143.222	RIGHTMOST	121.131
MORFT	137.33	NONFIN(FT')	118.79
MINWDACC	133.222	INITFT	118.3
NoLAPSE	131.353	WSP	115.076
MT	130.699	WDACC	111.587
NONFIN(σ)	130.146	PARSE- σ	105.669

- 初期 : ε が大きく、エラーが頻繁に起こる
後期 : ε が減衰し、エラーの数も減っていく

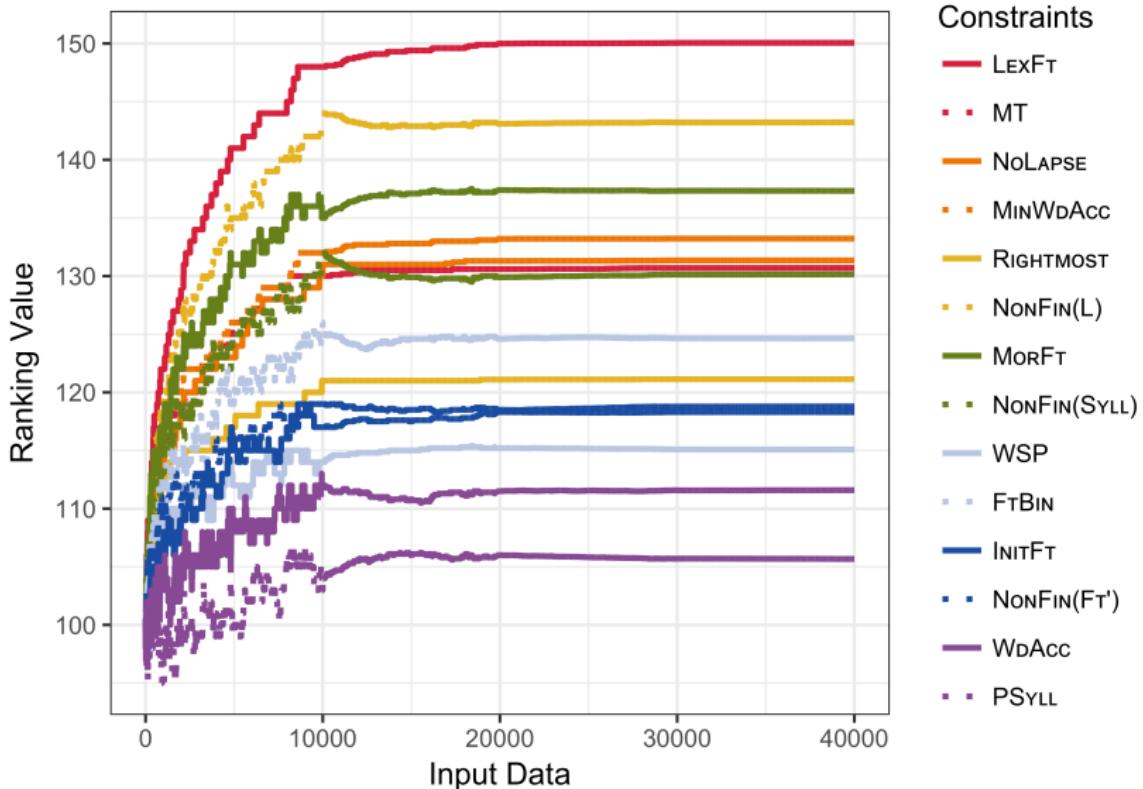


图 2: Ranking Dynamics (GLA, input = SF)

シミュレーション：Overt Form を入力とした場合

- データ：日本語漢語及び外来語の優勢なアクセント型
(アクセント情報のみであって、フット情報が含まれていない)

L'	L'L	L'#L	H'	L#LL	L'L#L
H'#L	L#H	LL#LL	H#LL	LL#H	H#H
L'LL	H'L	L'H	LLLL	HLL	L'LH
LH'L	LLL'LL	LLLL'LL	LLLLL'LL	HLL'LL	HH'L
HL'H	LL'LH	LH'H	LHLL	H'H	LL+H
H+H	LL+L				
- 曖昧性が生じる例： $[L'LL] \rightarrow /(\text{L}'\text{L})\text{L}/ ? /(\text{L}')(\text{LL})/ ?$
- パラメータ：解析アルゴリズムとして RIP を加えたのを除き、
ほかのパラメータは SF を入力とした場合と同じ

結果：収束率と一致率について

- EDCD/RIP と GLA/RIP のどちらも収束できなかった
(収束率 = 0%)
- 入力データのアクセント型との一致率 (accuracy rate)

アルゴリズム	学習者数	平均値	標準偏差	中央値	最小値	最大値	歪度	尖度
EDCD/RIP	20	0.89	0.15	0.98	0.5	0.98	-1.14	0.06
GLA/RIP	20	0.92	0.01	0.92	0.92	0.94	1.76	0.06

- 両者の一致率の間に有意な差が出なかった
(Mann–Whitney の U 検定 : $U = 157.5, p = .245 > .05$)
EDCD/RIP は GLA/RIP よりゆれが大きい

結果：EDCD/RIF の場合 (Input = OF)

- 2 パターンが観察される

- ① NONFIN(FT'), INITFT \gg FTBIN ($P_{NF(F'), IF \uparrow}$, 12 人, 一致率 98.4% 前後)

制約	値
INITFT, LEXFT, MT, MINWDACC, NONFIN(FT'), NOLAPSE, RIGHTMOST	100
NONFIN(L)	99
MORFT	98
NONFIN(σ)	97
WSP	96
FTBIN	94
WDACC	93
PARSE- σ	92

- P_{LA} : $(L'L)$ や $L(H)L$ などを产出するために、
 $FTBIN \gg NONFIN(FT')$, $INITFT$
- $P_{NF(F'), IF\uparrow}$: $NONFIN(FT')$ の優位性により $(L')L$ が产出され、
 また $INITFT$ の優位性により $(L)(H)L$ などが产出される
- 上の場合、コミュニケーションに支障をきたさずに済むが、
 入力が $LLLH$ の場合、問題が起こる

$ LLLH $	$INITFT$	$LEXFT$	MT	$MINWDACC$	$NONFIN(FT')$	$NO LAPSE$	$RIGHTMOST$	$NONFIN(L)$	$MORFT$	$NONFIN(\sigma)$	WSP	$FrBin$	$WDACC$	$PARSE-\sigma$
a. $/L(L'L)H/$	*!									*				**
b. $\overline{L} / (L)(L'L)H/$										*	*			*
c. $\overline{L} / (LL)(L')H/$										*	*			*

- 解決策：新たな制約（AFL など）をランキングの中に加えて、候補 b と c の調和度が同じだという現状を打破する

② Slump ($P_{FB, PS, RM, WA\downarrow}$, 8人)

- FTBIN, PARSE- σ , RIGHTMOST, WDACC の値が暴落するのが特徴的
- 学習者は出力の一致率のずれが大きく、最も低いものは 50% しかない

制約	値
INITFT, LEXFT, MT, MINWDACC, MORFT, NONFIN(Ft'), NOLAPSE, WSP	100
NONFIN(L), NONFIN(σ)	99
FTBIN, PARSE- σ	-216
RIGHTMOST	-224
WDACC	-225

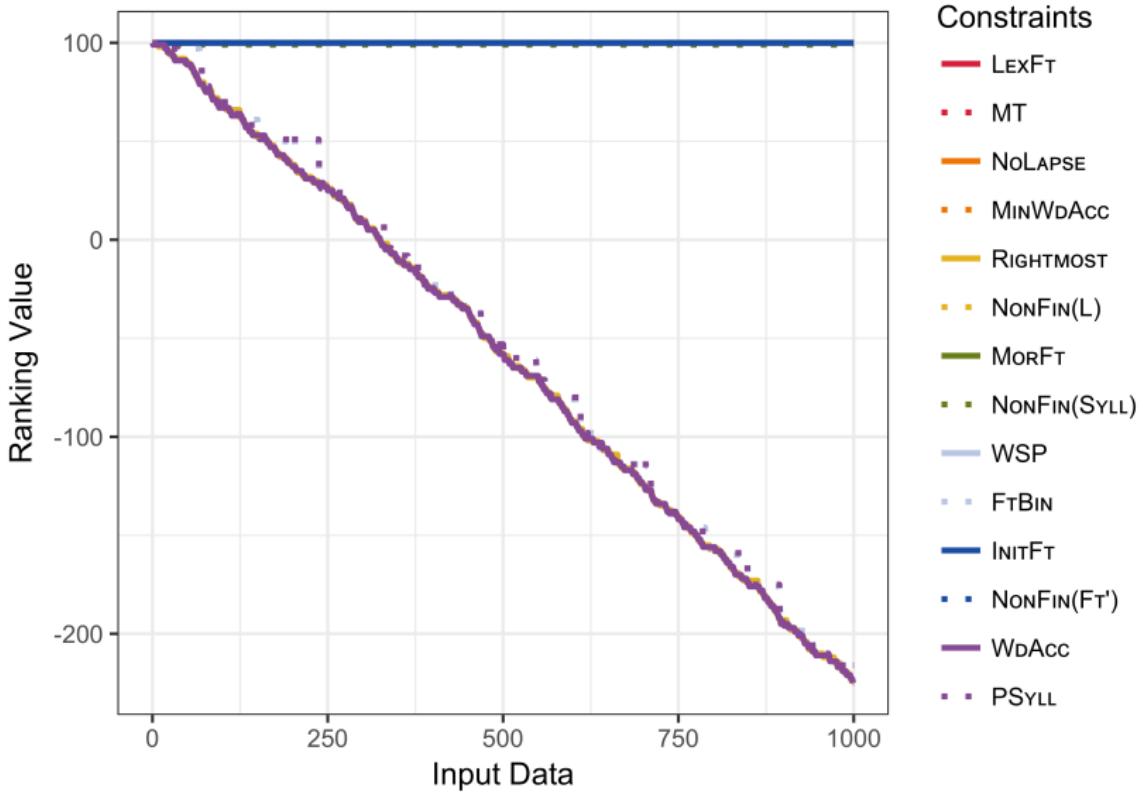


图 3: Ranking Dynamics (EDCD/RIP, P_{FB} , PS, RM, WA \downarrow)

結果：GLA/RIF の場合 (Input = OF)

- MORFT \gg NONFIN(L) と INITFT, NONFIN(FT') \gg FTBIN
(P_{MF, NF(F'), IF↑}) に属している学習者が大多数
(3名のみ MORFT \gg NONFIN(L) を持っていない)

制約	値	制約	値
MORFT	136.163	FTBIN	123.591
MINWDACC	133.747	LEXFT	122.749
NoLAPSE	129.436	RIGHTMOST	121.065
MT	129.146	WDACC	118.307
NONFIN(σ)	128.826	PARSE- σ	113.715
NONFIN(FT')	126.428	NONFIN(L)	89.785
INITFT	124.248	WSP	59.949

- |LLLH| に対して/(L)(L'L)H/と/(LL)(L')H/の両方が最適だと分析され、ほぼ同じ確率で選ばれる
- |H#L| は/(H)#{(L)}/、|LL#L| は/(LL)#{(L)}/とそれぞれ分析されてしまう

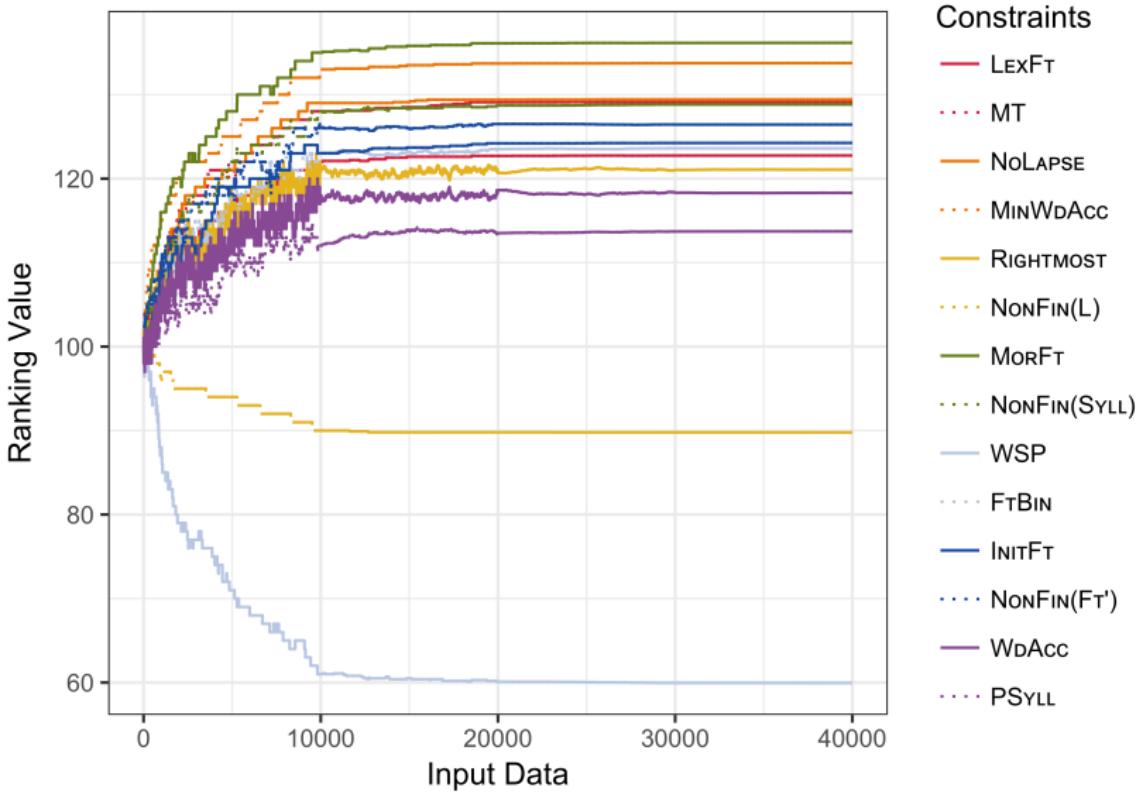


图 4: Ranking Dynamics (GLA/RIP, P_{MF} , $NF(F')$, $IF \uparrow$)

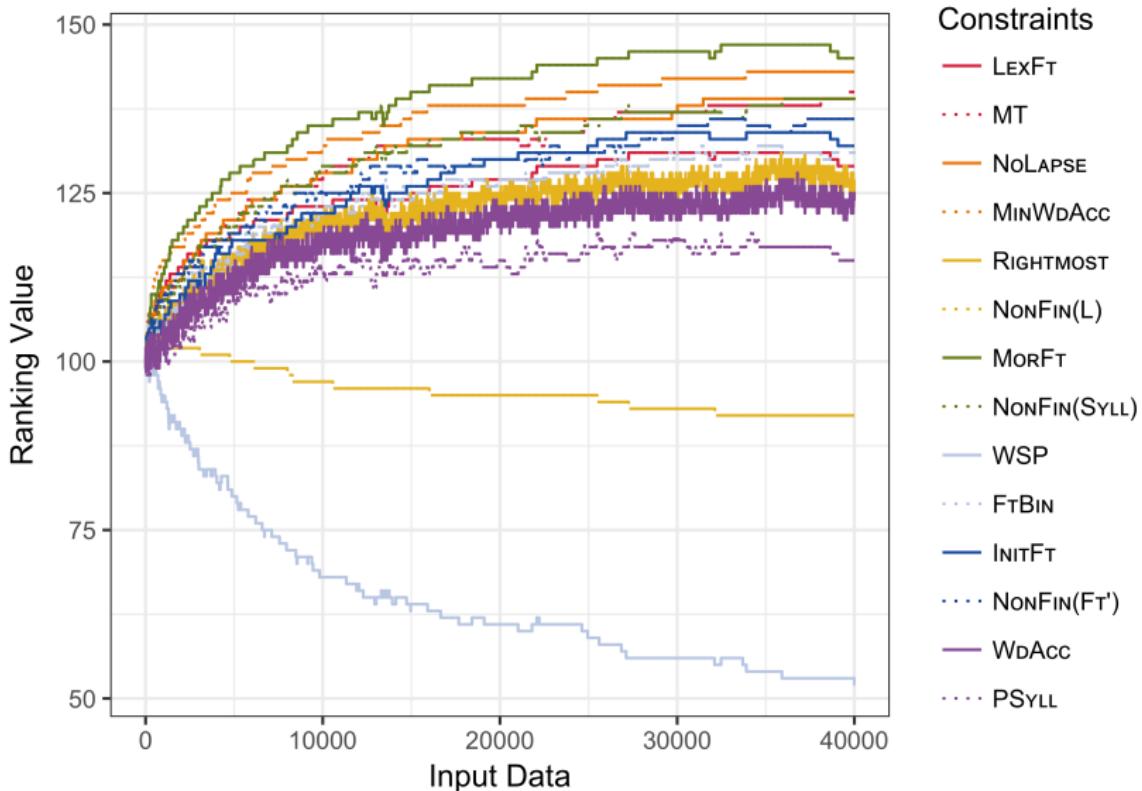


图 5: Ranking Dynamics (GLA/RIP, P_{MF} , $NF(F')$, $IF \uparrow$, $\varepsilon = 1$)

Robust Interpretive Parsing に対する再考察

- RIP の問題点 (Jarosz, 2013) :
 - 間違った文法による解析 (parsing with a losing grammar)
 - 解析–産出におけるミスマッチ (the parsing–production mismatch)
- 解決策¹³ (Jarosz, 2013) :
 - Resampling Robust Interpretive Parsing (RRIP)
 - Expected Interpretive Parsing (EIP)

¹³これらの解析アルゴリズムは確率的な情報を利用する必要があるため、以降はリランキングアルゴリズムを GLA に限定して説明する。

Robust Interpretive Parsing for GLA¹⁴

Require: Initialised Stochastic Grammar G_0

```
1: for  $d$  in  $D$  do
2:   Sample  $G' \sim G_i$ 
3:   Parse  $\leftarrow \text{RIP}_{G'}(d)$  15
4:   Input  $\leftarrow \text{uf}(\text{Parse})$ 
5:   Output  $\leftarrow \text{Optimise}_{G'}(\text{Input})$  16
6:   if Output  $\neq$  Parse then
7:      $G_{i+1} \leftarrow \text{Update}(G_i, \text{Parse}, \text{Output})$ 
8:   end if
9: end for
```

¹⁴Boersma (2003) によって最初に公式化され、Jarosz (2013) によって整理された。

¹⁵Perception (Apoussidou, 2007) に等しい。(p.13)

¹⁶Vitual Production (Apoussidou, 2007) に等しい。(p.15)

間違った文法による解析

Reformulated Robust Interpretive Parsing for GLA (Jarosz, 2013)

Require: Initialised Stochastic Grammar G_0

```
1: for  $d$  in  $D$  do
2:   Sample  $G' \sim G_i$ 
3:   Input  $\leftarrow uf(d)$ 
4:   Output  $\leftarrow \text{Optimise}_{G'}(\text{Input})$ 
5:   if overt(Output)  $\neq d$  then
6:     Parse  $\leftarrow \text{RIP}_{G'}(d)$ 
7:      $G_{i+1} \leftarrow \text{Update}(G_i, \text{Parse}, \text{Output})$ 
8:   end if
9: end for
```

- **問題 1：間違った文法による解析：**

ステップ 5 のような不一致が検出された時点で、学習者は G' が間違っていることに気がつくにもかかわらず、依然として G' を用いてステップ 6 の RIP を行うという問題

Resampling RIP (RRIP)

Resampling Robust Interpretive Parsing for GLA (Jarosz, 2013)

Require: Initialised Stochastic Grammar G_0

```
1: for  $d$  in  $D$  do
2:   Sample  $G' \sim G_i$ 
3:   Input  $\leftarrow uf(d)$ 
4:   Output  $\leftarrow \text{Optimise}_{G'}(\text{Input})$ 
5:   if overt(Output)  $\neq d$  then
6:     Sample  $G'' \sim G_i$ 
7:     Parse  $\leftarrow \text{RIP}_{G''}(d)$ 
8:      $G_{i+1} \leftarrow \text{Update}(G_i, \text{Parse}, \text{Output})$ 
9:   end if
10: end for
```

問題2：解析-産出におけるミスマッチ

- 解析-産出におけるミスマッチ：

解析は実際の場面における産出の確率を正しく反映できていない問題

- Jarosz (2013) の例 (上：産出の場合；下：解析の場合)

LLL	ALLFT-L 300	ALLFT-R 300	TROCHAIC 200	IAMBIC 100
a. / (L'L)L /		*		*
b. / (LL')L /		*	*	
c. / L(L'L) /	*			*
d. / L(LL') /	*		*	

[LL'L]	ALLFT-L	ALLFT-R	TROCHAIC	IAMBIC
b. / (LL')L /		*	*	
c. / L(L'L) /	*			*

Expected Interpretive Parsing (EIP)

Expected Interpretive Parsing for GLA (Jarosz, 2013)

Require: Initialised Stochastic Grammar G_0

```
1: for  $d$  in  $D$  do
2:   Sample  $G' \sim G_i$ 
3:   Input  $\leftarrow \text{uf}(d)$ 
4:   Output  $\leftarrow \text{Optimise}_{G'}(\text{Input})$ 
5:   if overt(Output)  $\neq d$  then
6:     Parse  $\sim P(\text{parse} \mid G_i, d)$ 
7:      $G_{i+1} \leftarrow \text{Update}(G_i, \text{Parse}, \text{Output})$ 
8:   end if
9: end for
```

結果：収束率と一致率について

- GLA/RRIP : 2人が収束している（収束率 = 10%）
GLA/EIP : 全員収束している（収束率 = 100%）
- 一致率 :

アルゴリズム	学習者数	平均値	標準偏差	中央値	最小値	最大値	歪度	尖度
EDCD/RIP	20	0.89	0.15	0.98	0.5	0.98	-1.14	0.06
GLA/RIP	20	0.92	0.01	0.92	0.92	0.94	1.76	0.06
GLA/RRIP	20	0.94	0.02	0.94	0.94	1	2.46	4.3
GLA/EIP	20	1	0	1	1	1	-	-

- GLA/RIP・RRIP・EIP の一致率の間に有意な差が検出された
(Kruskal-Wallis 検定 : $H = 48.627, p < .00$)
多重比較 (Bonferroni 法) : 互いに有意差が出た (3 つのペアとも $p < .00$)

結果：GLA/RRIP の場合

- 3 パターンが観察される

① P_{LA} (2 人)

制約	値	制約	値
LEXFT	148.107	RIGHTMOST	123.322
NONFIN(L)	142.119	FTBIN	122.819
MORFT	135.725	NONFIN(FT')	122.584
MINWDACC	131.784	INITFT	119.244
NoLAPSE	129.611	WDACC	113.75
NONFIN(σ)	129.207	WSP	110.912
MT	128.947	PARSE- σ	104.891

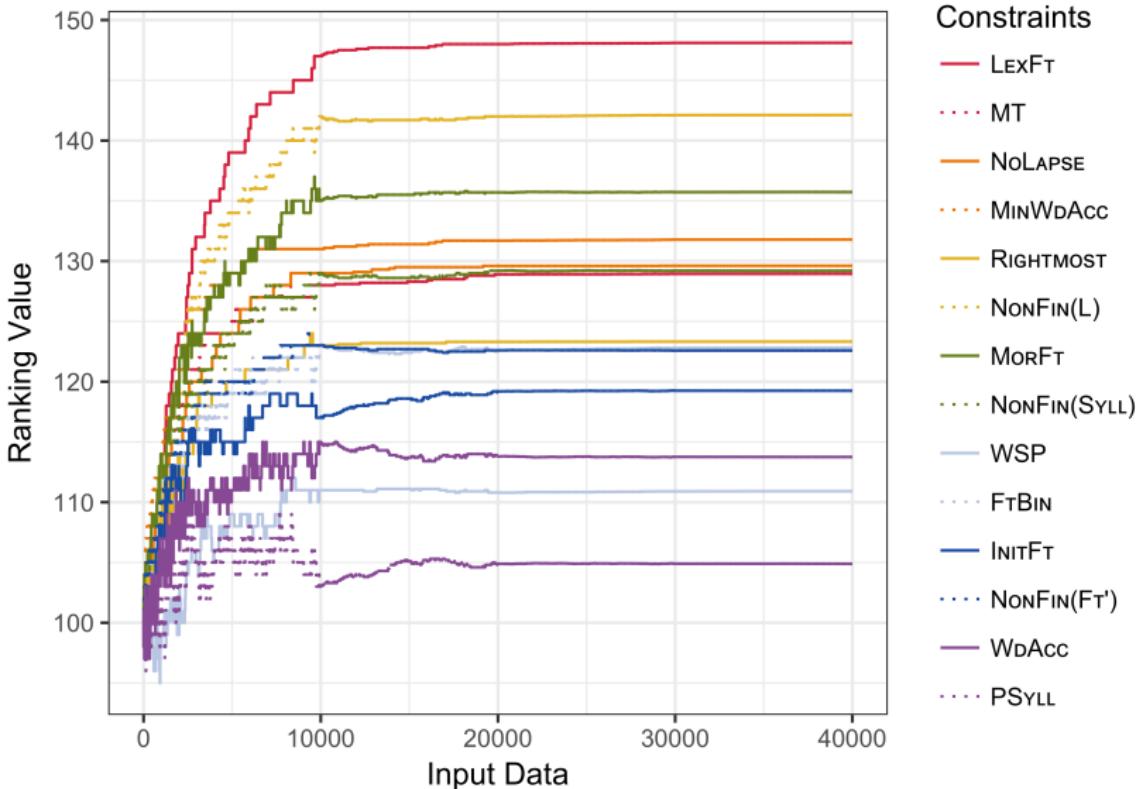


图 6: Ranking Dynamics (GLA/RRIP, P_{LA})

- ② $\text{MORFT} \gg \text{NONFIN}(\mathbf{L})$; $\text{NONFIN}(\text{FT}') \gg \text{FTBIN}$
 $(P_{MF, NF(F')} \uparrow, 17\text{人})$

制約	値	制約	値
MORFT	131.534	FTBIN	118.481
MINWDACC	129.602	INITFT	115.729
MT	125.045	RIGHTMOST	113.597
NoLAPSE	124.742	WDACC	110.569
NONFIN(σ)	124.289	PARSE- σ	102.639
LEXFT	121.324	NONFIN(\mathbf{L})	99.609
NONFIN(FT')	120.631	WSP	66.32

- GLA/RIP のときと同様に、 $\text{MORFT} \gg \text{NONFIN}(\mathbf{L})$ によって、
 $|\mathbf{H}\#\mathbf{L}| \rightarrow /(\mathbf{H})\#(\mathbf{L})/$ 、 $|\mathbf{LL}\#\mathbf{L}| \rightarrow /(\mathbf{LL})\#(\mathbf{L})/$

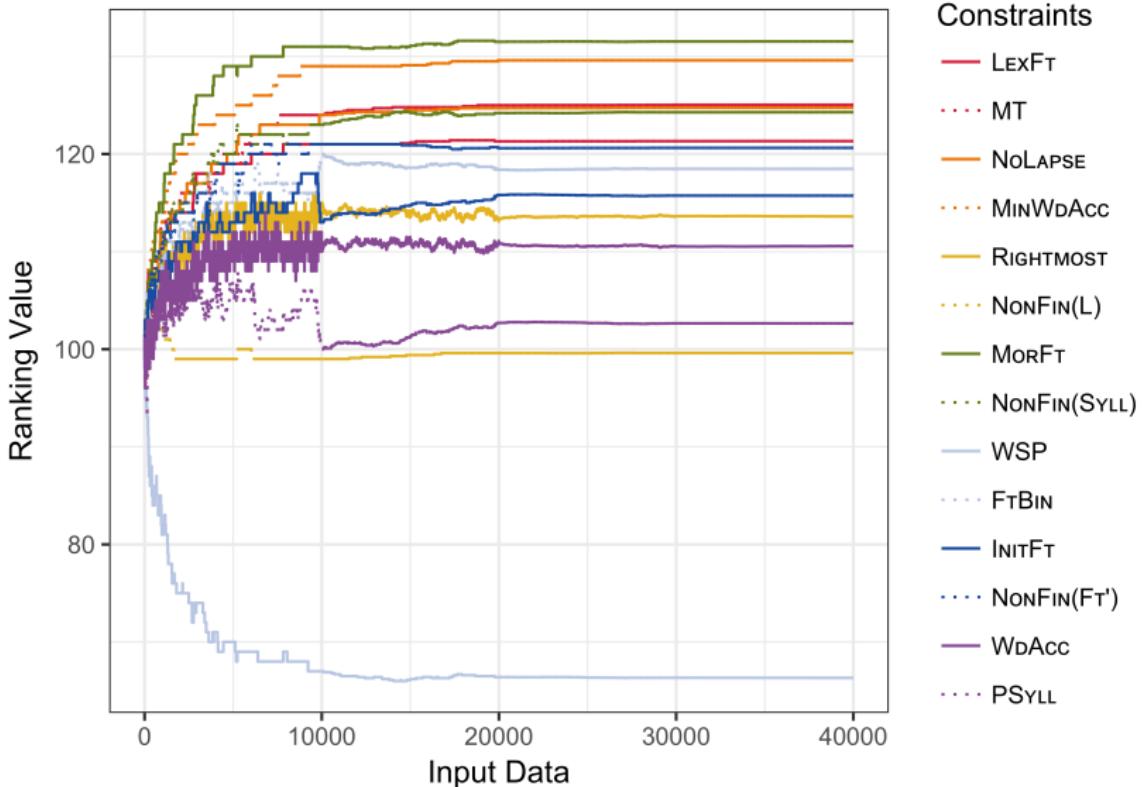


图 7: Ranking Dynamics (GLA/RRIP, P_{MF, NF(F')↑})

③ FTBIN ≫ NONFIN(σ), NoLAPSE, MT ($P_{FB\uparrow}$, 1人)

制約	値	制約	値
LEXFT	149.702	RIGHTMOST	127.333
NONFIN(L)	142.968	MT	127.17
FTBIN	142.261	INITFT	123.239
MORFT	138.2	NONFIN(FT')	122.541
MINWDACC	136.137	WDACC	119.591
NONFIN(σ)	132.807	PARSE- σ	118.273
NoLAPSE	132.223	WSP	114.567

- FTBIN ≫ MT によって、 $|LH| \rightarrow / (LH) /$ 、 $|HLH| \rightarrow / (H'L)H /$

結果：GLA/EIP の場合

- 2 パターンが観察される（全員収束）

① P_{LA} (12 人；説明は省略)

② $NONFIN(FT')$ $\gg FTBIN (P_{NF(F')\uparrow}, 8$ 人)

制約	値	制約	値
LEXFT	148.321	NONFIN(FT')	123.019
NONFIN(L)	141.101	RIGHTMOST	123.01
MORFT	134.846	FTBIN	122.245
MINWDACC	133.312	INITFT	118.603
MT	130.112	WSP	113.195
NO LAPSE	130.032	WDACC	113.016
NONFIN(σ)	127.906	PARSE- σ	106.211

- $NONFIN(FT')$ $\gg FTBIN$ によって、 $|LL| \rightarrow /(\mathbf{L}'\mathbf{L})/$
- $/(\mathbf{L}')\mathbf{L}/$ と $/(\mathbf{L}'\mathbf{L})/$ のどちらも OF においては同じであるため、 $P_{NF(F')\uparrow}$ と P_{LA} の学習者はコミュニケーションの問題が起こらずに済む
- $NONFIN(FT')$ と $FTBIN$ の値が非常に近いため、評価ノイズによって順位の交替が考えられる¹⁷

¹⁷ただし、 $NONFIN(FT')$ と $FTBIN$ の順位が交替しても、それぞれ産出した $/(\mathbf{L}')\mathbf{L}/$ と $/(\mathbf{L}'\mathbf{L})/$ は実際の言語データの OF と同じであるため、学習は起こらない。

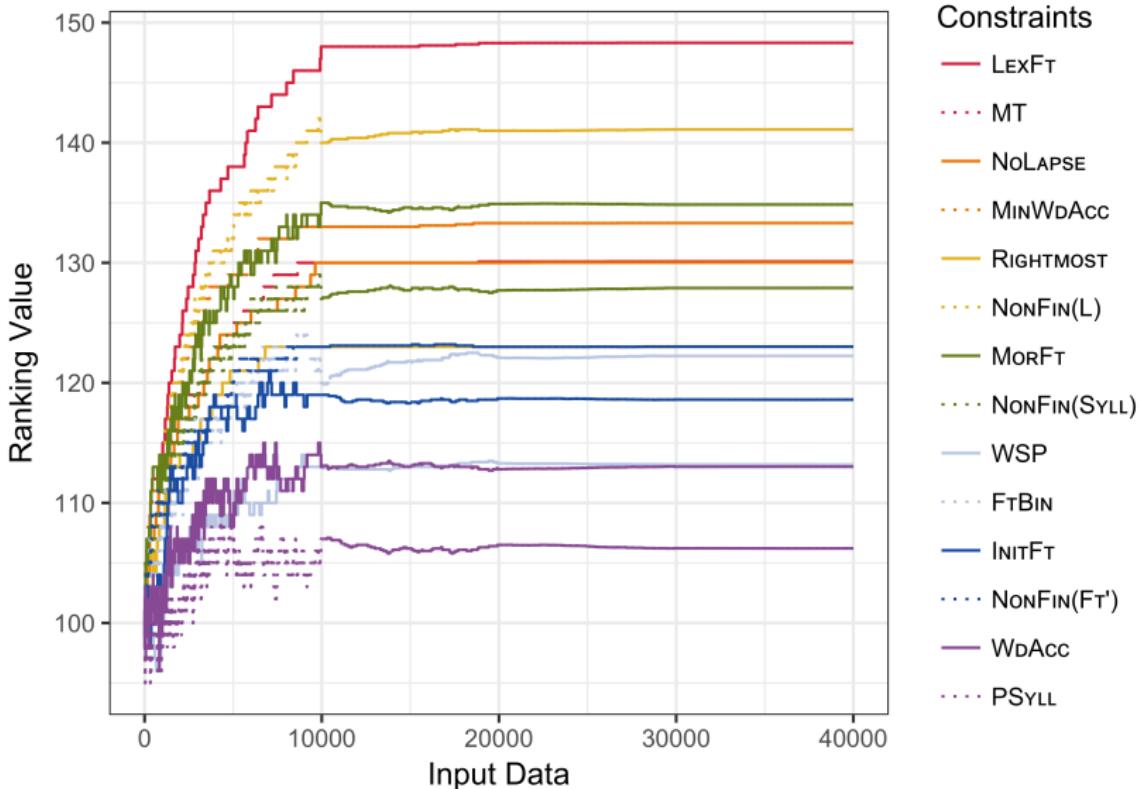


图 8: Ranking Dynamics (GLA/EIP, $P_{NF(F')\uparrow}$)

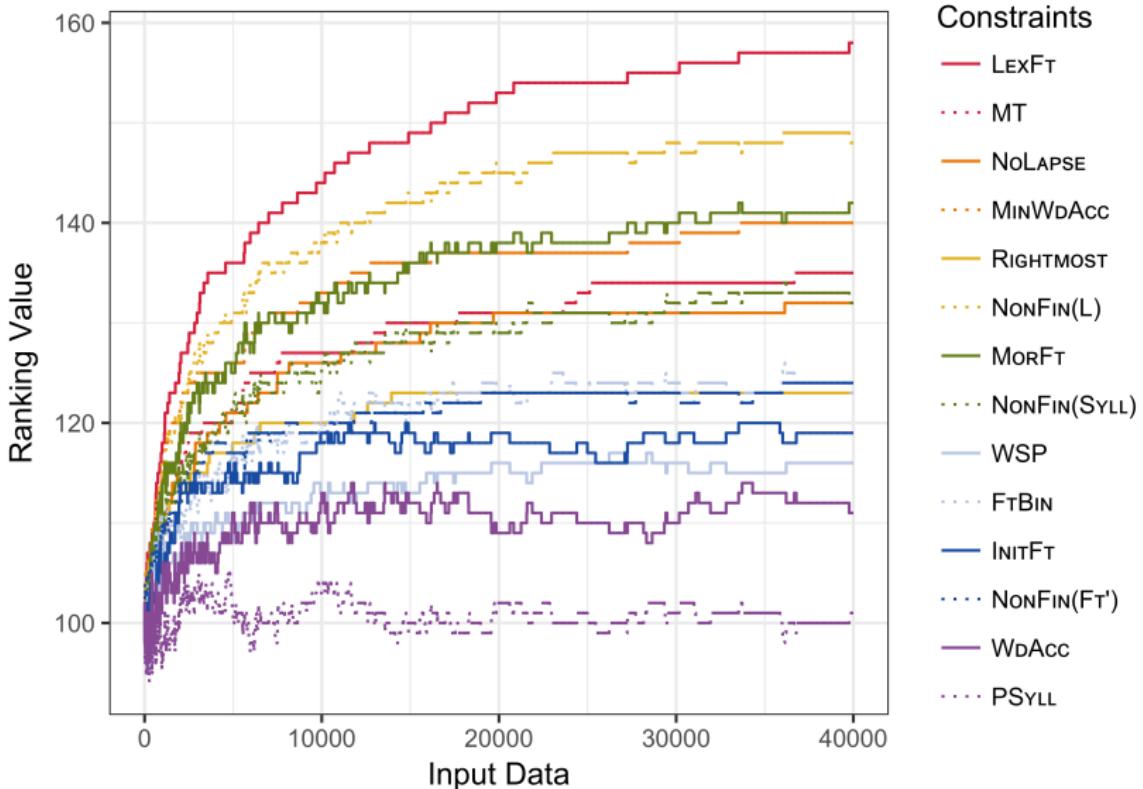


图 9: Ranking Dynamics (GLA/EIP, $P_{NF(F')} \uparrow$, $\varepsilon = 1$)

部分的な音韻構造を入力とした学習

- 訓練データ（計 16 種、50%）

L' L'L L'#L L#H L'L#L LL#H LLLL LLL'LL
LLLL'LL HLL LH'L H'L HL'H LHLL H+H LL+L

- 訓練データをテストデータとした場合の結果

アルゴリズム	学習者数	平均値	標準偏差	中央値	最小値	最大値	歪度	尖度	収束数	収束率
EDCD/RIP	20	0.73	0.16	0.75	0.47	0.94	-0.67	-1.08	0	0%
GLA/RIP	20	0.94	0	0.94	0.94	0.94	0.1	-1.05	0	0%
GLA/RRIP	20	0.95	0.03	0.94	0.94	1	1.07	-0.9	5	25%
GLA/EIP	20	1	0	1	1	1	-	-	20	100%

- 4 つのアルゴリズムの一一致率に有意差が検出された
(Kruskal-Wallis 検定 : $H = 64.108, p < .00$)
多重比較 (Bonferroni 法) : GLA/RIP と GLA/RRIP の間には有意差が出ず
($p = 1 > .05$)、そのほかは互いに有意差が出た (すべて $p < .00$)

- 全体のデータ(32種)をテストデータとした場合の結果

アルゴリズム	学習者数	平均値	標準偏差	中央値	最小値	最大値	歪度	尖度	収束数	収束率
EDCD/RIP	20	0.64	0.11	0.59	0.51	0.92	0.85	0.12	0	0%
GLA/RIP	20	0.92	0.01	0.92	0.92	0.94	1.73	1.21	0	0%
GLA/RRIP	20	0.94	0.03	0.92	0.92	1	1.01	-0.83	1	5%
GLA/EIP	20	0.99	0.01	0.98	0.98	1	1.05	-0.91	5	25%

- 4つのアルゴリズムの一一致率に有意差が検出された
(Kruskal-Wallis 検定 : $H = 60.404, p < .00$)
多重比較 (Bonferroni 法) : GLA/RIP と GLA/RRIP の間には有意差が出ず
($p = 0.29 > .05$)、そのほかは互いに有意差が出た (すべて $p < .00$)

- 未知のデータに遭遇した場合、
EDCD/RIP の学習者はそれに激しく影響されるのに対して、
GLA/RIP・RRIP・EIP の学習者はさほど影響されない
- 全体のデータ(32種)をテストデータとした場合においても、
GLA/EIP の学習者は5人も収束することに成功し、
解析の頑健性(robustness)を示している

まとめ

- SF を入力とした場合、EDCD/RIP も GLA/RIP も完全に収束した
- OF を入力とした場合、どちらも収束できなかった
- RIP に問題がある (Jarosz, 2013)
- GLA/EIP の学習者が OF を入力とした場合でも完全に収束した
- GLA/EIP の学習者は一部の音韻構造しか与えられていない場合においても、ほかのアルゴリズムより目標文法に収束する可能性が高い
- アルゴリズムの違いによって結果のパターンも変わり、収束した時と収束しなかった時に見られる制約の値の経時的变化 (Ranking Dynamics) のパターンも異なる
- 李 (2016) で提案されたランキングは複雑に見えるが、それでも学習可能である

今後の課題

- パラメータ及びアップデートルール：

今回は主に Apoussidou (2007) にしたがって、各アルゴリズムのパラメータの設定を行ったが、

パラメータ（評価ノイズや ε など）の値の変化によって、アルゴリズムの収束率が変わる可能性も考えられる (Zuraw, 2000)

Symmetric all は特定のランキングのパターンにおいてはうまく収束できない¹⁸ (Pater, 2005)

- レキシコンの学習可能性：

現実の場合、UF の解析は non-trivial であるため、

文法とレキシコン両方を同時に学習できるアルゴリズムが必要¹⁹

¹⁸ Magri (2012) は GLA に適用した新たなアップデートルールを提案している。

¹⁹ Zuraw (2000) が提案した Listedness という指標は利用できるが、計算がかなり複雑に思われる。また、Apoussidou (2007) が提案した Lexical constraints があるが、制約としての普遍性が疑われる。

- 学習データの分布と順番 :

今回はすべての音韻構造を均等に学習者に与えていたが、
より現実的なデータ分布²⁰にする必要がある

- 文法におけるゆれ :

Stochastic OT の評価ノイズを十分に利用すべき

- L2 学習の場合 :

OT に基づいた L2 学習の分析がそもそも少ない
分節音レベルの学習分析がほとんどで、
韻律に関する OTL2 学習の研究はあまりない

²⁰L1 の場合、子供がよく接触するような音韻構造など。

参考文献

- Apoussidou, D. (2007) "The Learnability of Metrical Phonology," Ph.D. dissertation, University of Amsterdam.
- Boersma, P. (1997) "How we learn variation, optionality, and probability," *Proceedings of the Institute of Phonetic Sciences of the University of Amsterdam*, 21, pp. 43–58.
- Boersma, P. (1999) "Optimality-theoretic learning in the Praat program," in *IFA proceedings*, 23, pp. 17–35.
- Boersma, P. (2003) "Bruce Tesar and Paul Smolensky (2000). Learnability in Optimality Theory. Cambridge, Mass.: MIT Press. Pp. vii+ 140.," *Phonology*, 20 (03), pp. 436–446.
- Boersma, P. & B. Hayes (2001) "Empirical Tests of the Gradual Learning Algorithm," *Linguistic inquiry*, 32 (1), pp. 45–86.
- Boersma, P. & J.-W. van Leussen (2016) "Efficient evaluation and learning in multi-level parallel constraint grammars (preprint)," *to appear in Linguistic inquiry*.
- Boersma, P. & D. Weenink (2016) "Praat: doing phonetics by computer [Computer program]," Version 6.0.19, <http://www.praat.org/>.
- Itô, J. & A. Mester (2016) "Unaccentedness in Japanese," *Linguistic Inquiry*, 47 (03), pp. 471–526.
- Jarosz, G. (2013) "Learning with hidden structure in Optimality Theory and Harmonic Grammar: beyond Robust Interpretive Parsing," *Phonology*, 30 (01), pp. 27–71.
- Magri, G. (2012) "Convergence of error-driven ranking algorithms," *Phonology*, 29 (02), pp. 213–269.
- McCarthy, J. J. (2008) *Doing Optimality Theory: Applying theory to data*: Wiley-Blackwell.
- Pater, J. (2005) "Non-convergence in the GLA and variation in the CDA," *ROA* (780).
- Prince, A. & P. Smolensky (1993(2004)) *Optimality Theory: Constraint interaction in generative grammar*. RuCCS-TR-2. Rutgers University and University of Colorado, Boulder, Brunswick, New Jersey, and Boulder, Colorado. [Published 2004, Blackwell. Malden, Mass.].
- Tesar, B. & P. Smolensky (2000) *Learnability in Optimality Theory*: MIT Press.
- Zuraw, K. R. (2000) "Patterned exceptions in phonology," Ph.D. dissertation, UNIVERSITY OF CALIFORNIA Los Angeles.
- 李墨彤 (2016) 「最適性理論から見た日本語漢語アクセントの分布および中国語母語話者による生成」, 修士論文, 大阪大学。