

Automatically Generating Rhythmic Verse with Neural Networks

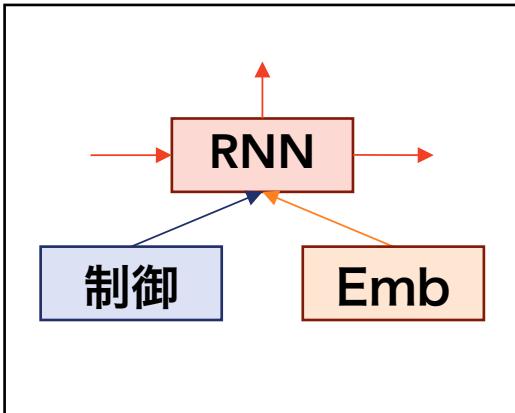
Jack Hopkins and Douwe Kiela (ACL 2017)

読み手：渡邊 研斗
東北大学

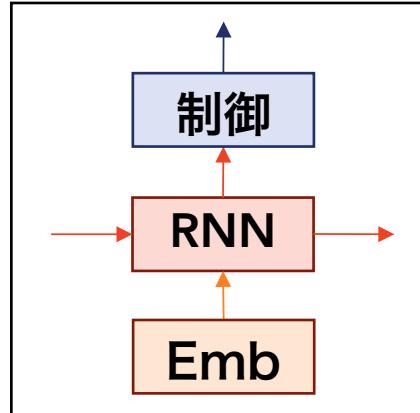
何故この論文？

■ニューラルNLGのトレンド

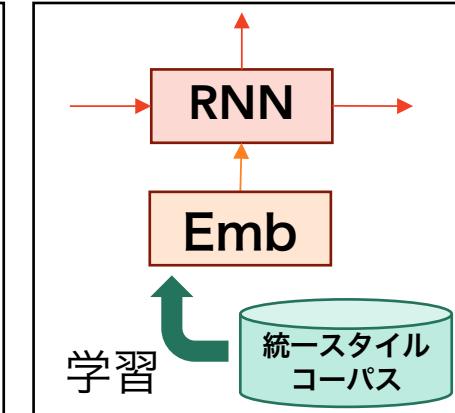
- ◆ 「何(content)を言うか」から「どう(style)言うか」に
- ◆ **制御可能性 (Controllable)** というキーワード



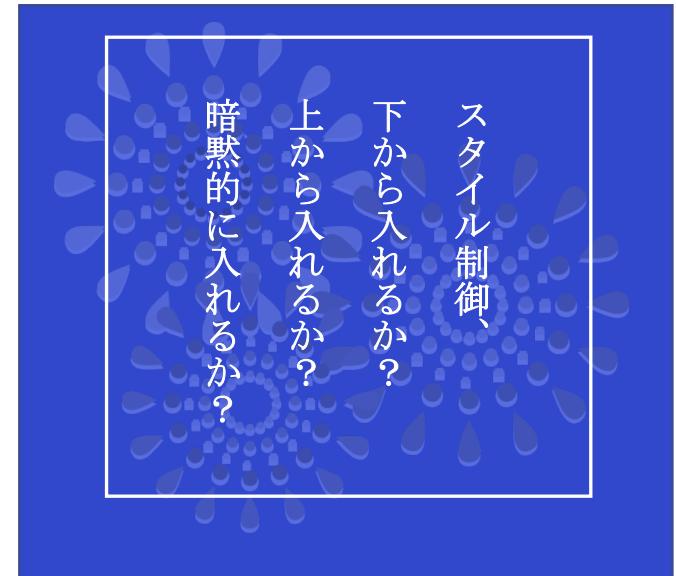
下から入れるか？



上から入れるか？



暗黙的に入れるか？



■詩はまさにcontent + style

- ◆ 厳格なスタイルの定義
- ◆ 昔からのスタイル制御の蓄積
- ◆ Deep時代のNLGでは、どうやって詩のstyleを扱うのか？

Overview

■指定したPoetic-Formで統一されたの詩の自動生成

◆詩 = 何を言うか(Content) + どう言うか(Form)

弱弱強四歩格 (Anapestic tetra-meter)

“And the **sheen** // of their **spears** // was like **stars** // on the **sea**”

頭文字の統一
(Alliteration)

弱強五歩格 (Iambic penta-meter)

“**A horse** // **A horse** // **My king-** // **dom for** // **a horse**”

Poetic-Form の例

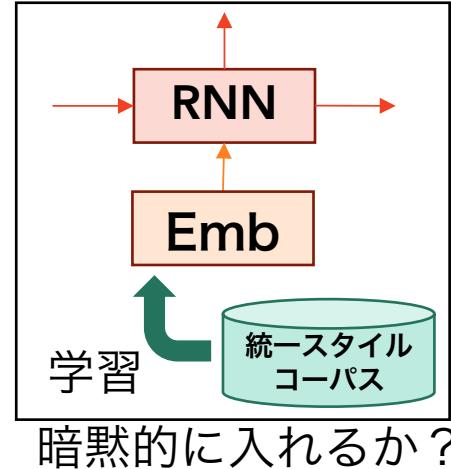
■提案手法：2つの自動詩生成言語モデル

1. ContentとFormを同時に学習
2. ContentとFormを別々に学習

2つの自動詩生成モデル

1. Phonetic-level Model

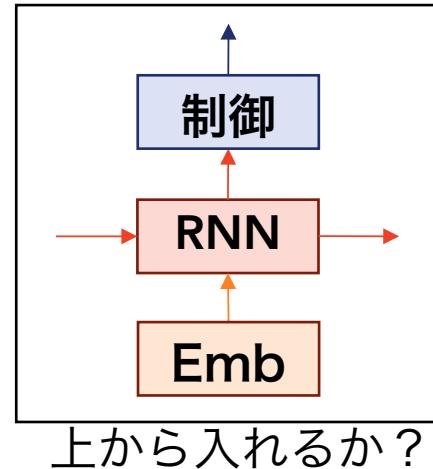
- ◆発音記号を生成するRNNLM
- ◆ContentとFormを同時に学習
- ◆暗黙的にFormを学習



暗黙的に入れるか？

2. 制約付きCharacter-level Model

- ◆文字を生成するRNNLM
- ◆ContentとFormは別々に学習
- ◆Formの制御部を上から入れる

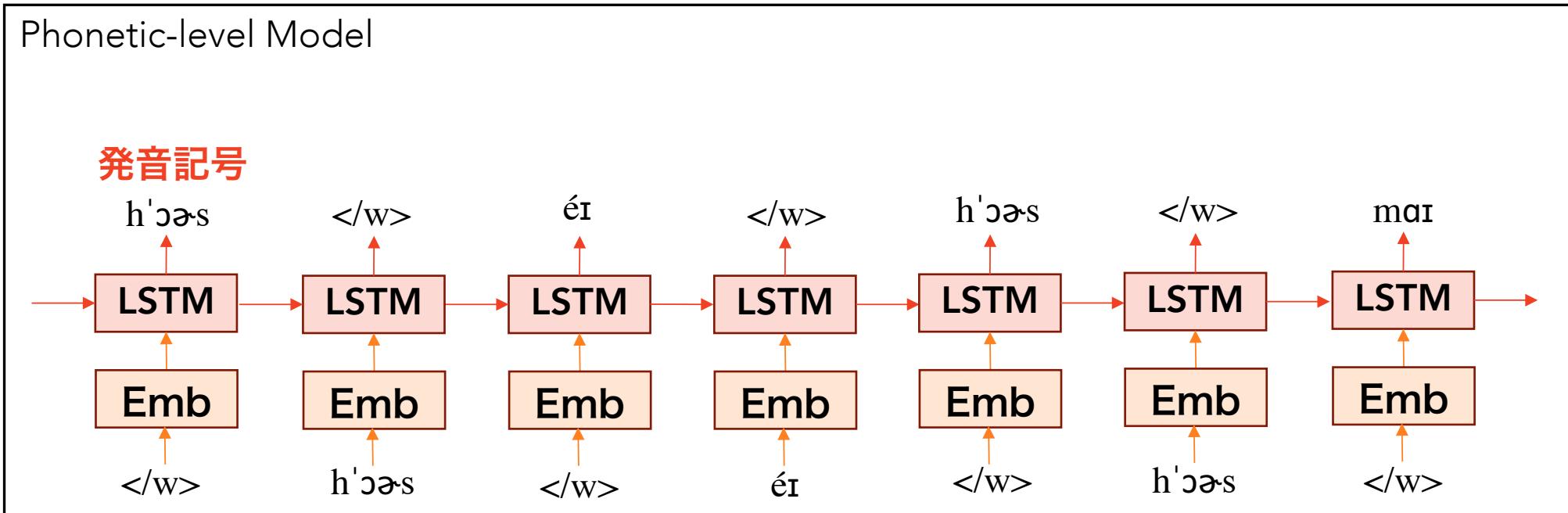


上から入れるか？

提案モデル(1) Phonetic-level Model

Phonetic-level Model

■ContentとPoetic-Formを同時に1つのRNNLMで学習



Sonnetコーパス (100万文字)

弱強五歩格 (iambic penta-meter) の14行詩

“*A horse A horse My kingdom for a horse*
...”



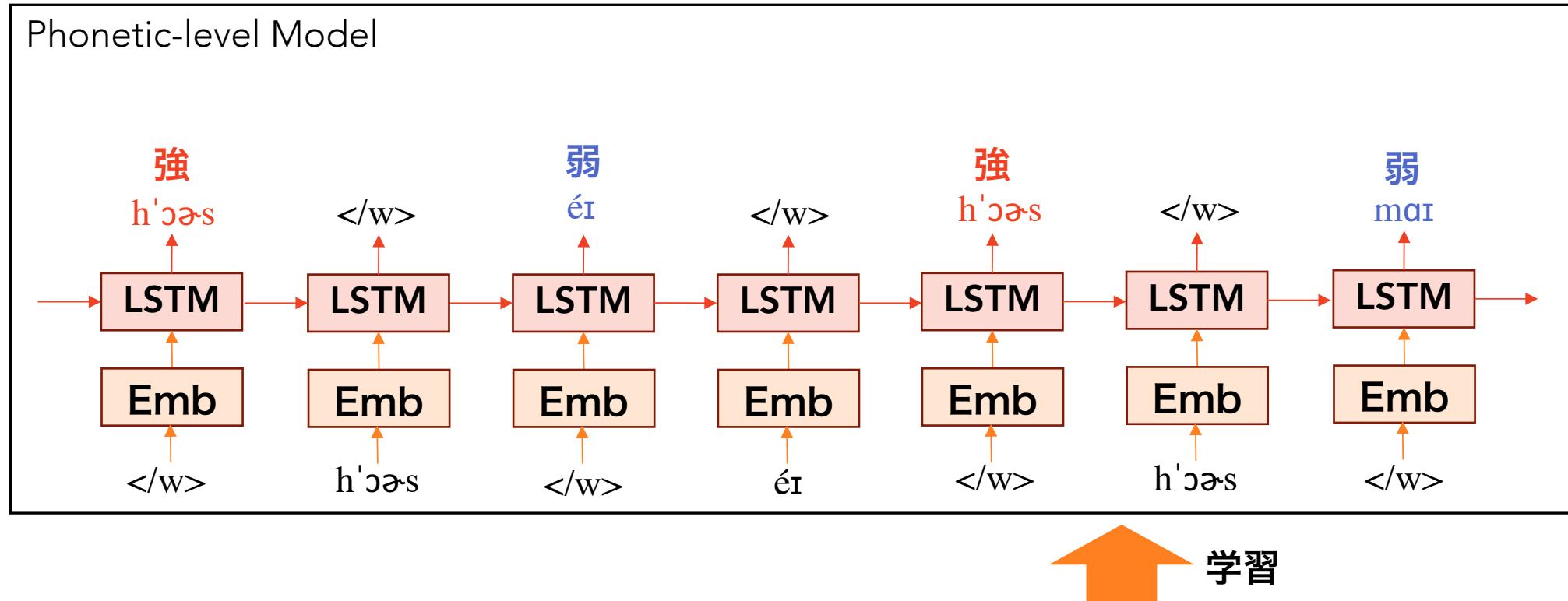
変換

発音記号の系列

éI </w> h'çæs </w> éI </w> h'çæs </w> mai </w>
kíŋ dəm </w> f'çæ̃ ,...

Phonetic-level Model

■モデルの気持ち(1)：シラブルの強弱の繰り返しを学習



Sonnetコーパス (100万文字)

弱強五歩格 (Iambic penta-meter) の14行詩

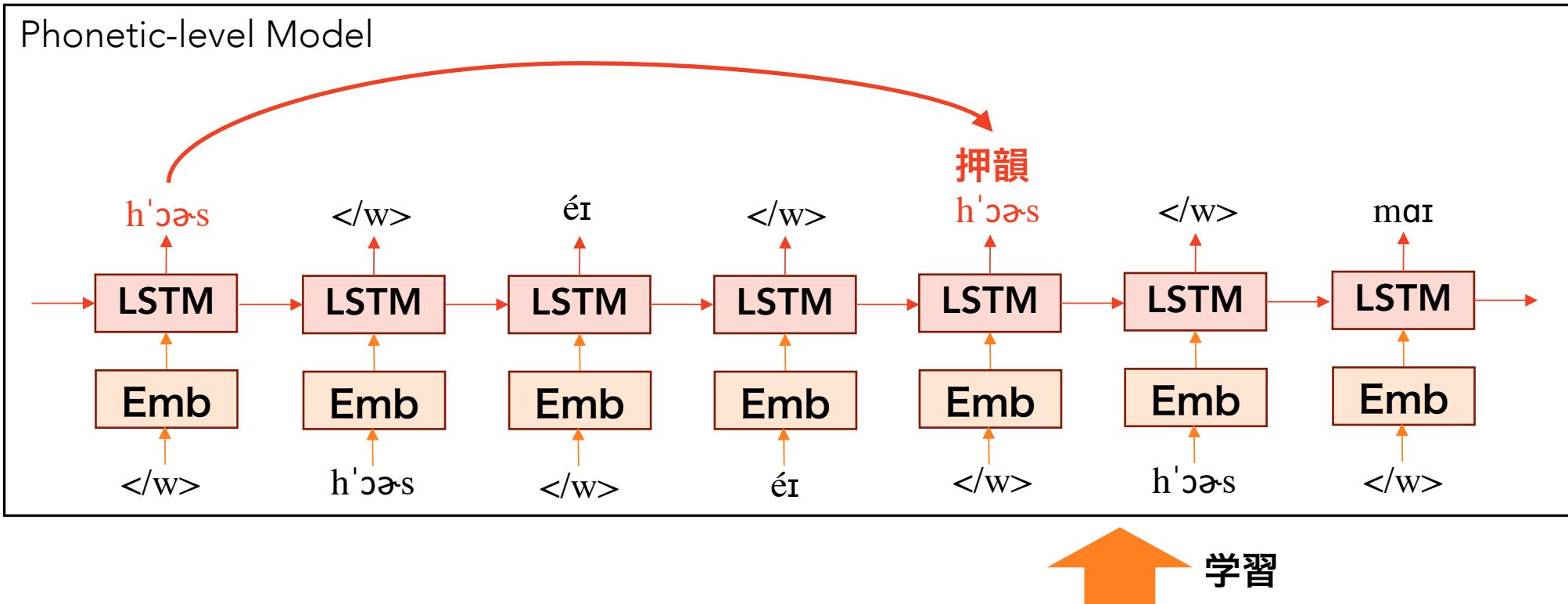


発音記号の系列

éí </w> h'cəs </w> éí </w> h'cəs </w> mai </w>
kín dəm </w> f'cə~, ...

Phonetic-level Model

■モデルの気持ち(2)：押韻を学習



Sonnetコーパス (100万文字)

弱強五歩格 (iambic penta-meter) の14行詩

“A horse A horse My kingdom for a horse
...”



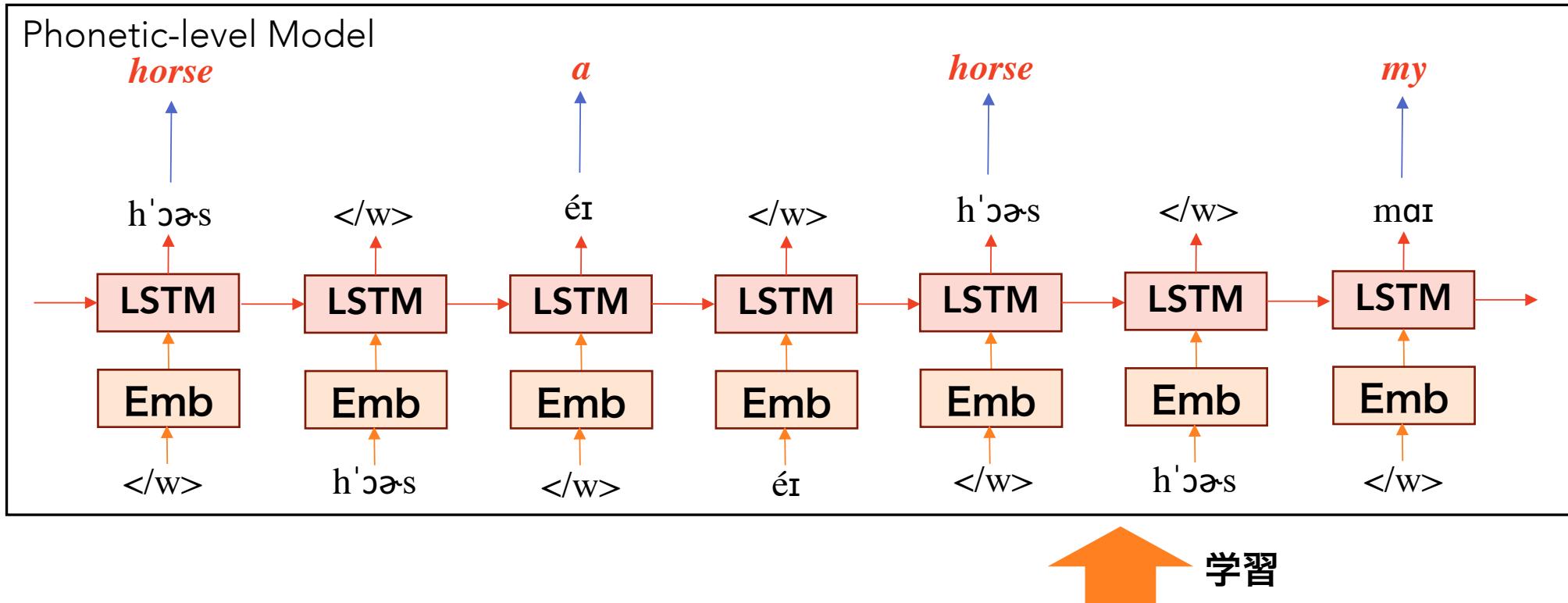
変換

発音記号の系列

éI </w> h'cəs </w> éI </w> h'cəs </w> mar </w>
kíŋ dəm </w> f'cə~, ...

Phonetic-level Model

■問題：発音記号から単語に戻す



Sonnetコーパス (100万文字)

弱強五歩格 (iambic penta-meter) の14行詩

“A horse A horse My kingdom for a horse
...”



変換

発音記号の系列

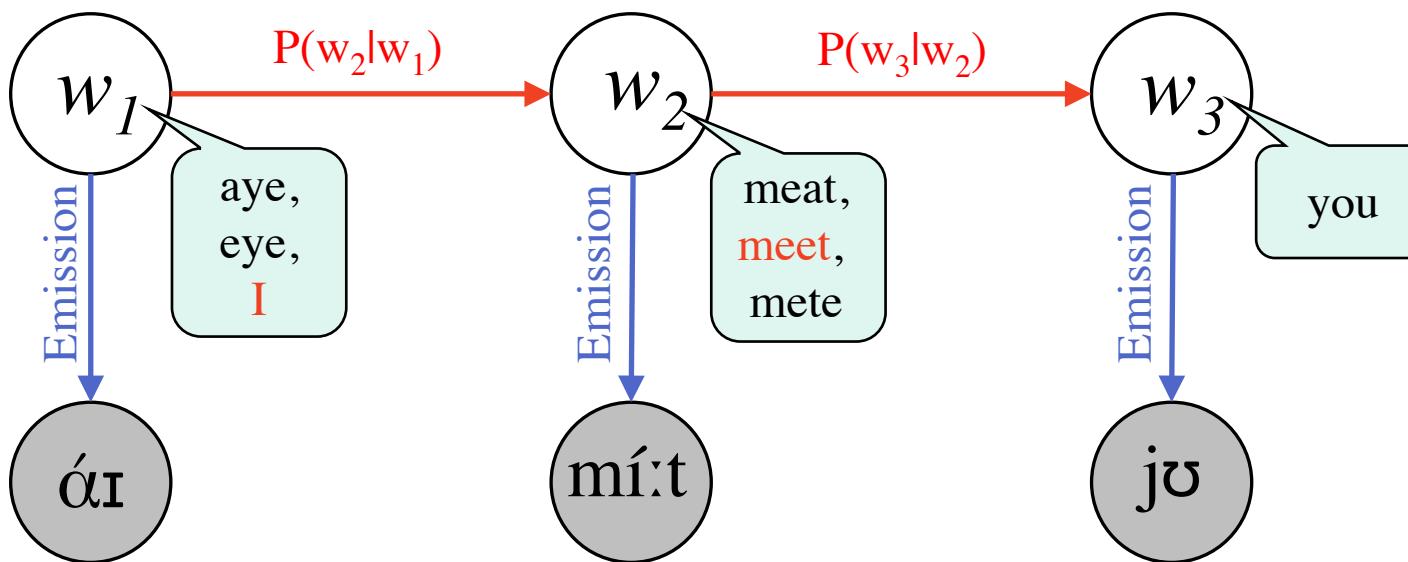
éɪ </w> h'ɔəs </w> éɪ </w> h'ɔəs </w> mai </w>
kíŋ dəm </w> f'ɔə ,...

発音記号から単語への変換

■問題：同音異義語の存在

例: mí:t → (meat? meet? mete?)

■解決策：隠れマルコフモデル(HMM)

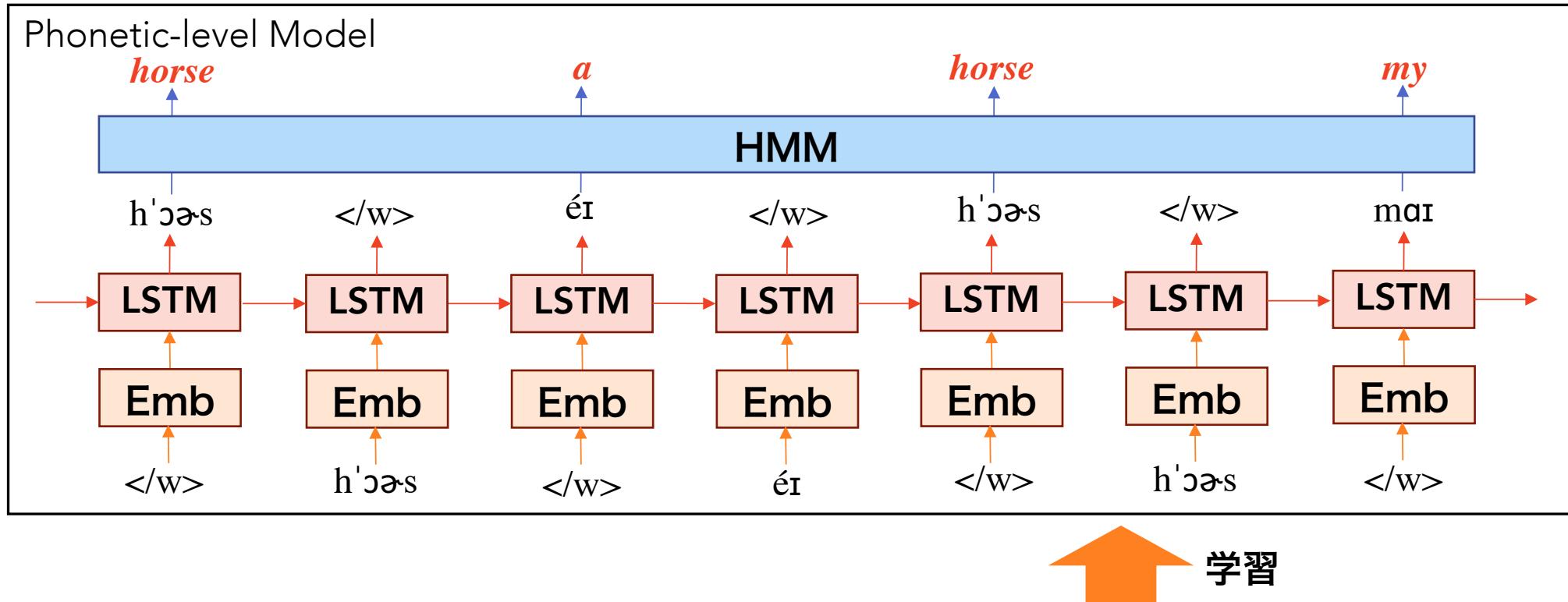


遷移確率: 2-gram

Emission:
CMU発音辞書

Phonetic-level Model

■問題：発音記号から単語に戻す



Sonnetコーパス (100万文字)

弱強五歩格 (iambic penta-meter) の14行詩

“A **horse** A **horse** My **kingdom** for a **horse**
...”



発音記号の系列

éɪ </w> h'ɔəs </w> éɪ </w> h'ɔəs </w> mar </w>
kíŋ dəm </w> f'ɔə~, ...

生成例

And humble and their fit *flees* are wits size
but that one made and made thy step me lies

Cool light the golden dark in any way
the birds a *shade* a laughter turn away



Then adding wastes retreating white as thine
She watched what eyes are breathing awe what shine

But sometimes shines so covered how the beak
Alone in pleasant skies no more to seek

- 大体、**弱強五歩格** (Iambic Penta-meter)を満たしている
- 文法もそこそこ正しい
- 韻を踏んでいる

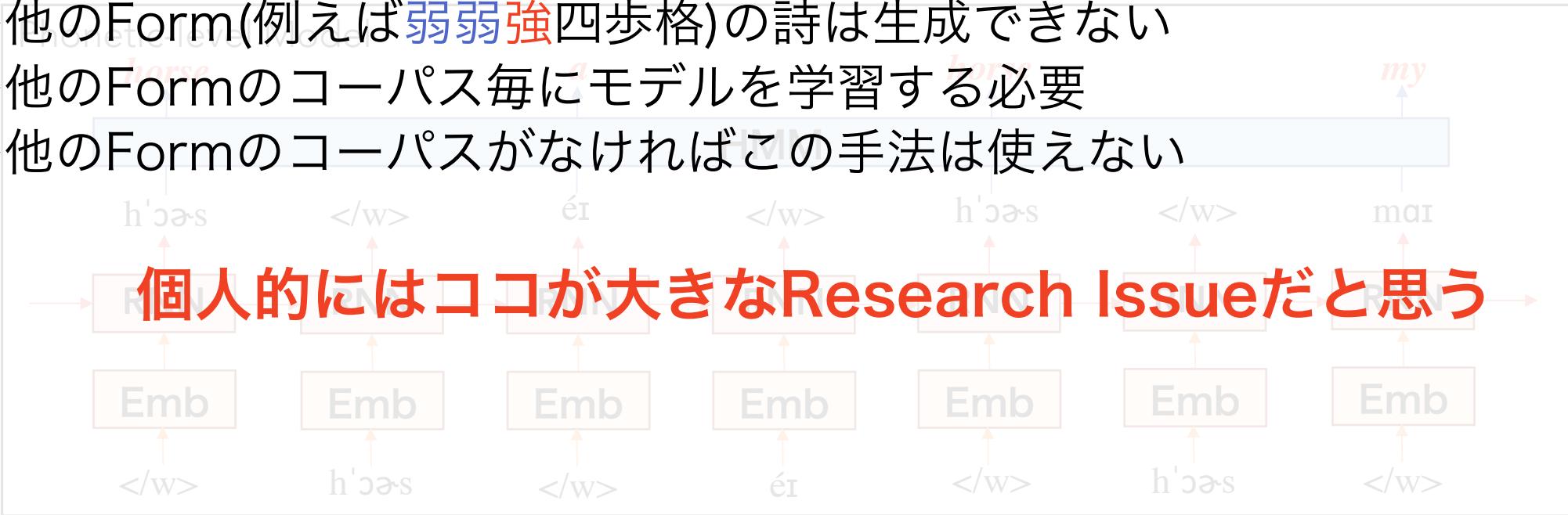
Data-drivenで、そこそこContentとFormを同時に学習できていそう

Phonetic-level Modelの限界

■Poetic-Formの制御がない

- ◆他のForm(例えば弱弱強四歩格)の詩は生成できない
- ◆他のFormのコーパス毎にモデルを学習する必要
- ◆他のFormのコーパスがなければこの手法は使えない

個人的にはココが大きなResearch Issueだと思う



他のPoetic-formのコーパスが必要

あるPoetic-Formコーパス

弱弱強四歩格 (Anapestic tetra-meter)

*“And the sheen of their spears was like stars on
the sea”...*

発音記号の系列

CMU
発音辞書

変換

学習

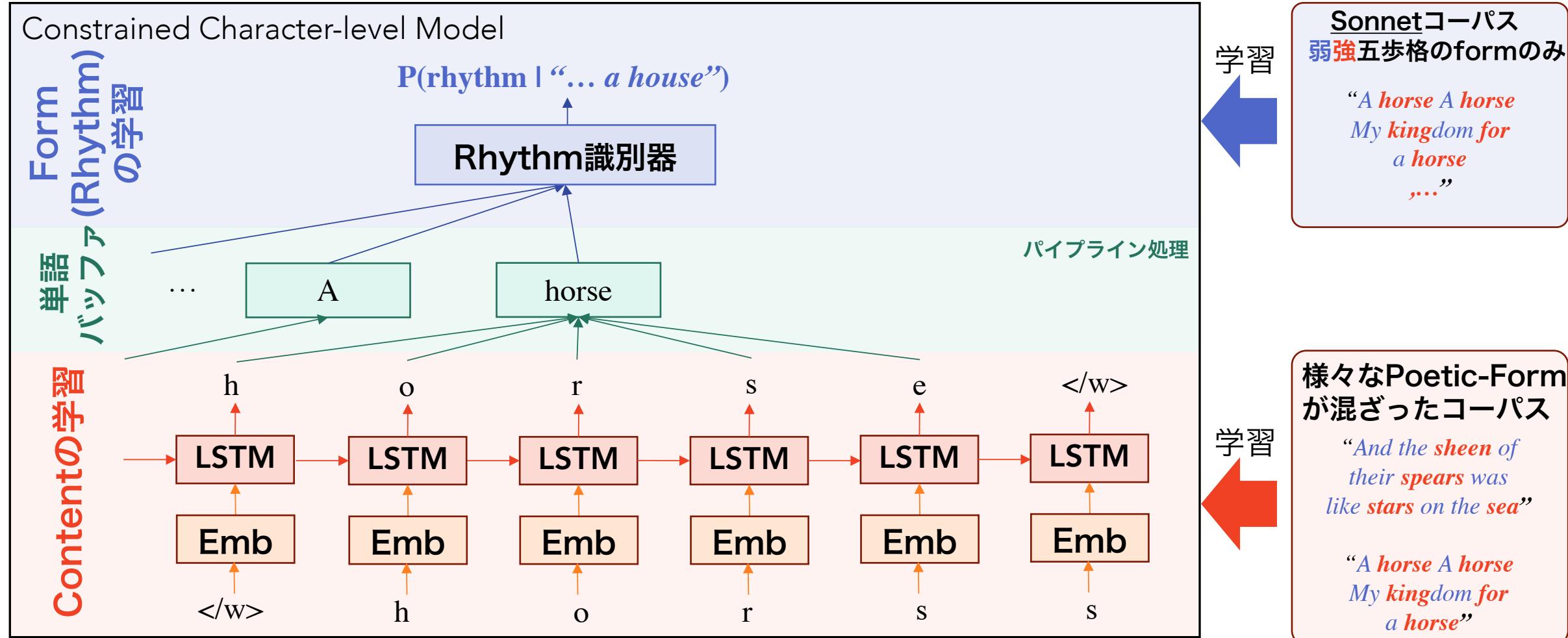
でも、こんなコーパス無いゾ！

kíŋ dəm </w> f'cə~, ...

提案モデル(2) 制約付き Character-level Model

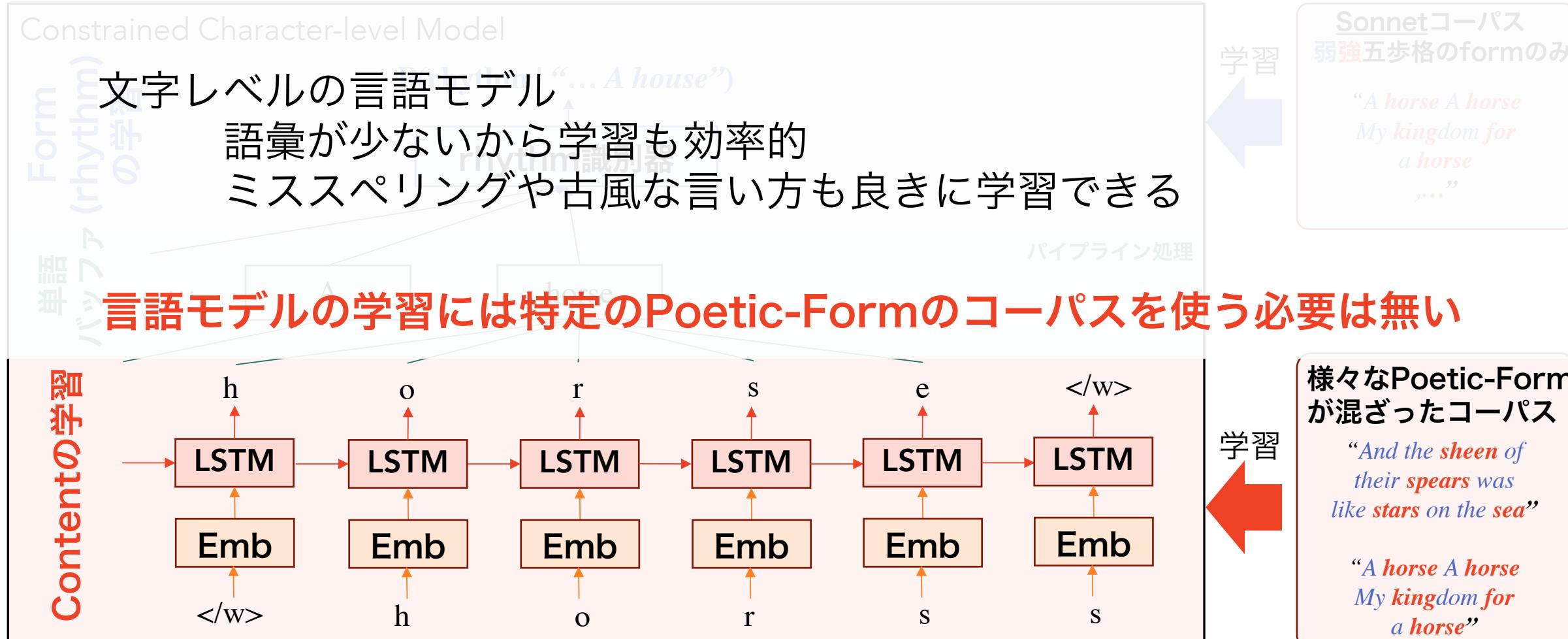
2. 制約付きCharacter-level

■ContentとPoetic-Formを別々に学習



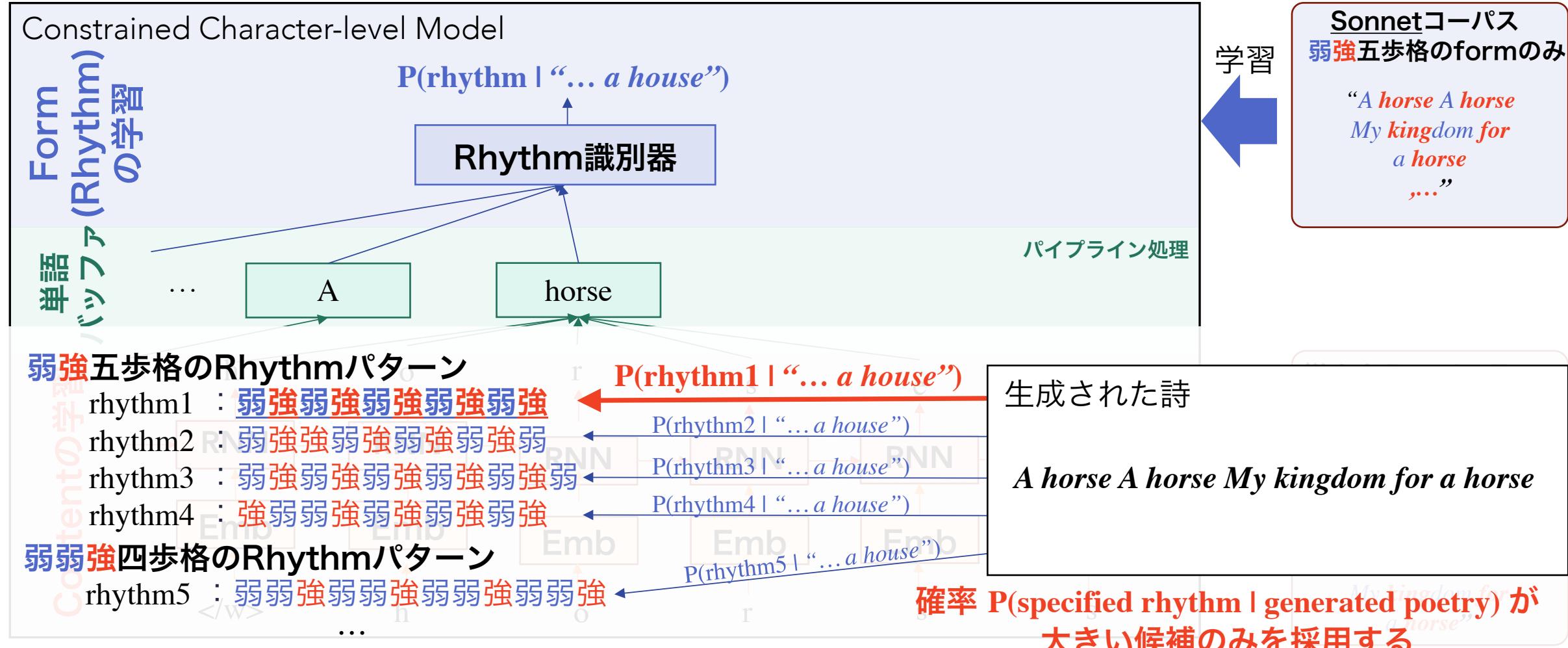
2. 制約付きCharacter-level

■モデルの気持ち(1) : ContentはRNNLMで学習



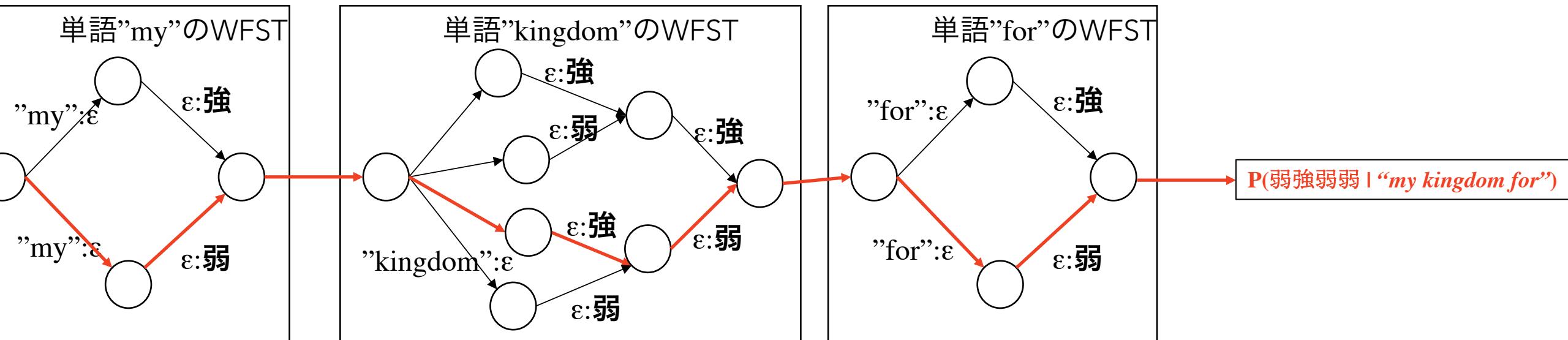
2. 制約付きCharacter-level

■モデルの気持ち(2)：生成された詩が指定Formかどうか識別する



生成された詩が指定Formかどうか識別する

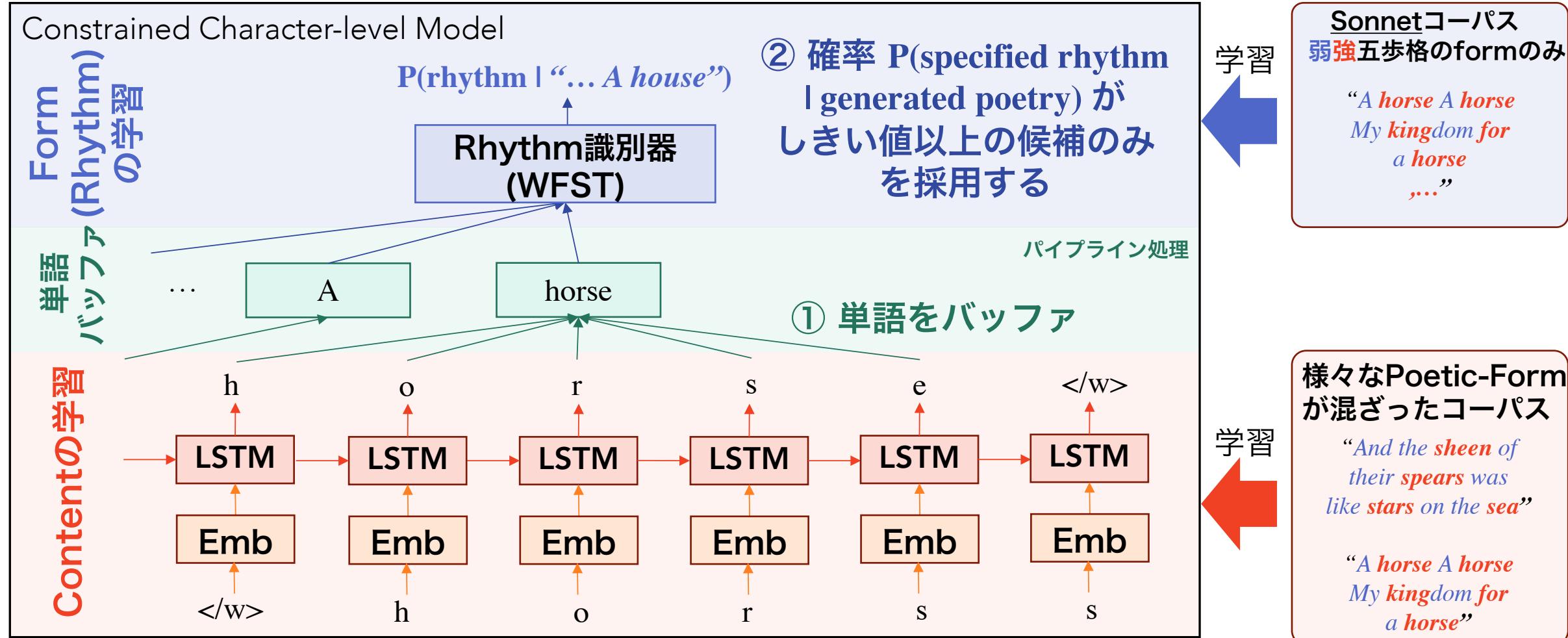
- 問題：語順によって詩の強弱が変わる (辞書は使えない)
- 解決策：重み付き有限状態トランスペューサ(WFST)



WFSTをSonnet(弱強五歩格)コーパスから学習

2. 制約付きCharacter-level

■ContentとPoetic-Formを別々に学習



その他のPoetic-Form制御

■Theme (テーマ)

- ◆ テーマが「愛」ならそれに関連する単語を生成したい
- ◆ 生成する時に単語の生成確率をブーストする
 - $P(w) \cdot P(a) \cdot P(n) \cdot P(t) \cdot \text{cos_similarity}("want", "love")$
单語ベクトルの類似度

■Rhyme (押韻)

- ◆ 既に”night”を生成したら”knight”を生成したい
- ◆ 生成する時に同じ文字の生成確率を適当にブーストする

生成結果

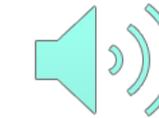
指定リズム：弱強五歩格 (Iambic penta-meter)

The **crooked** on more **beautiful** and **free**,
He journeyed off into the quarter sea.



指定リズム：弱弱強 (Anapst)

Is that people like **things** and I thought of you
reading and **then** is your show or you **know** we
will finish along will you play.



指定Form：押韻ブースト

The **son** still **streams** and **strength** and **spirit**.
The ridden souls of which the fills of.



- ContentとFormを両立
- Poetic-Formの制御が可能
- Sonnet(弱強)コーパスしか使っていないがAnapst(弱弱強)が生成可

定量評価：弱強五歩格の詩を生成できるか？

定量評価はこれだけ！！少ない

生成された詩の**強弱**系列が

弱強五歩格

rhythm1	:	弱	強	弱	強	弱	強	弱	強	弱	強
rhythm2	:	弱	強	強	弱	強	弱	強	弱	強	弱
rhythm3	:	弱	強	弱	強	弱	強	弱	強	弱	強
rhythm4	:	強	弱	弱	強	弱	強	弱	強	弱	強

に合致しているか？

1行当たりのエラー数

Errors per line					Total
	1	2	3	4	
Phonetic Model	11	2	3	1	28
Character Model + WFST	6	5	1	1	23
Character Model	3	8	7	7	68

発音RNNLMは微妙な間違いが多い
発音記号→単語の誤変換が原因

両提案手法はエラーがない

単純な文字RNNLMは駄目

とんでもないエラーが多い

疑問：何のコーパスで学習したんだ？書かれてない

Table 1: Number of lines with n errors from a set of 50 lines generated by each of the three models.

主観評価：チューリングテスト+5段階評価

チューリング
テスト (なんでマイナスがあるの?)

Poet	Title	Human	Readability	Emotion	Form
Generated	Poem 4	0.66	0.60	-0.77	0.90
G. M. Hopkins	Carrión Comfort	0.62	-1.09	1.39	-1.55
Generated	Poem 1	0.62	-0.54	-1.49	1.56
J. Thornton	Delivery of Death	0.60	0.26	-1.38	-0.65
Generated	Poem 5	0.55	-0.06	1.23	-0.30
<i>Generated</i>	Mean	0.54	-0.28	-0.30	0.23
Generated	Poem 6	0.53	0.79	-0.09	0.30
M. Yvonne	Intricate Weave	0.53	2.38	0.94	-1.67
E. Dickinson	I'm Nobody	0.52	-0.46	0.92	0.44
G. M. Hopkins	The Silver Jubilee	0.52	0.71	-0.33	0.65
Generated	Poem 7	0.51	1.25	0.67	0.11
R. Dryden	Mac Flecknoe	0.51	-0.01	0.35	-0.78
Generated	Poem 8	0.50	-0.51	-0.71	0.63
Generated	Poem 0	0.48	-1.40	-1.38	-1.14
A. Tennyson	Beautiful City	0.48	-1.05	0.97	-1.26
W. Shakespeare	A Fairy Song	0.45	0.65	1.30	1.18
Generated	Poem 2	0.45	-0.78	-0.91	0.72
Generated	Poem 3	0.40	-1.36	0.67	-1.17

70人の平均

生成された詩 : 人間ぽくて, Poetic-Formが良い
人間が作った詩 : 読みやすくて, 感情的

人間が作ったか機械が作ったか
見分けがつかない

Most human-like generated poetry

(e) Poem 4 — 'Desolation' Theme (Best)

The frozen waters that are dead are now
black as the rain to freeze a boundless sky,
and frozen ode of our terrors with
the grisly lady shall be free to cry.

まとめ

1. Phonetic-level Model

- ◆発音記号を生成するRNNLM
- ◆ContentとFormを同時に学習
- ◆暗黙的にFormを学習

2. 制約付きCharacter-level Model

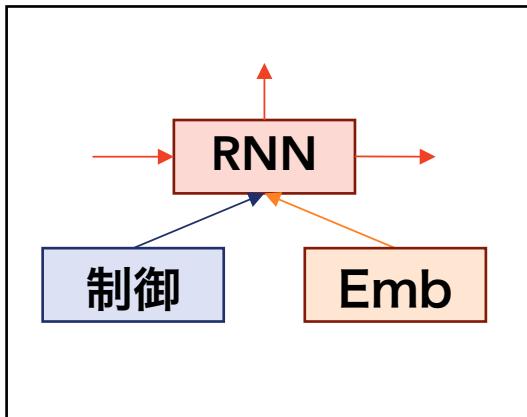
- ◆文字を生成するRNNLM
- ◆ContentとFormは別々に学習
- ◆Formの制御部を上から入れる

■Poetic-formが制御可能 + 人間と同等の詩を生成
評価不足！！

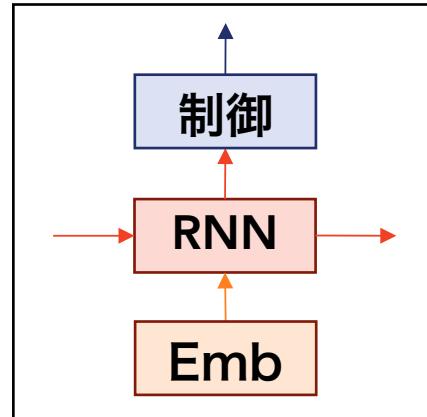
何故この論文？ 何がメッセージ？

■ニューラルNLGのトレンド

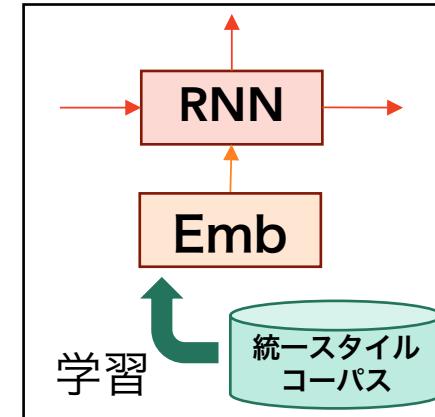
- ◆ 「何(content)を言うか」 から 「どう(style)言うか」 に
- ◆ 制御可能性 (Controllable) というキーワード



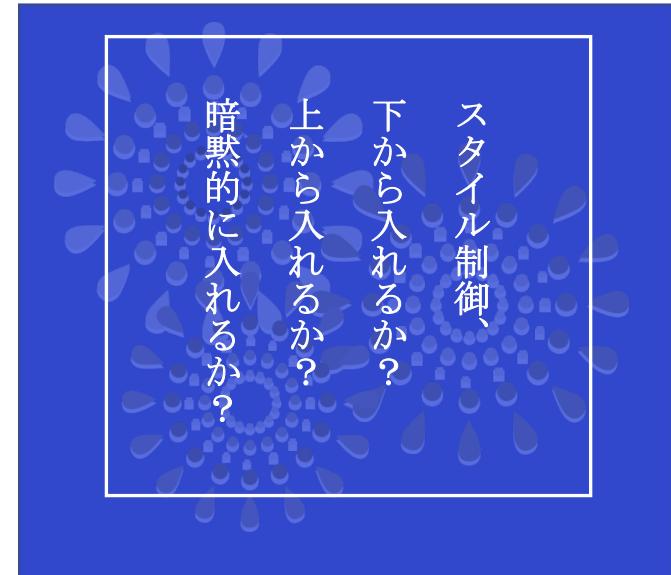
下から入れるか？



上から入れるか？



暗黙的に入れるか？



■この論文から見えてくる重要な視点

- ◆ 大体の関連研究は Style が統一されたコーパス が必要。 (汎用性に欠ける)
- ◆ コーパスに依存しないで多様なスタイルを抽出・制御する方法が欲しい