

Nhận diện thực thể tên riêng tiếng Việt (Vietnamese Named Entity Recognition)

Nguyễn Công Phát, Nguyễn Lê Phong, Phạm Trần Khánh Duy
23521143, 23521168, 23520384

Trường Đại học Công nghệ Thông tin – ĐHQG TP.HCM

GVHD: TS. Nguyễn Thị Quý

Mục lục

- 1 Tổng quan đề tài
- 2 Tổng quan các phương pháp
- 3 Thực nghiệm
- 4 Kết luận & Hướng phát triển

Mục lục

- 1 Tổng quan đề tài
- 2 Tổng quan các phương pháp
- 3 Thực nghiệm
- 4 Kết luận & Hướng phát triển

1.1. Giới thiệu bài toán NER

Định nghĩa

Nhận diện thực thể tên riêng (Named Entity Recognition - NER) là bài toán trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, nhằm **gán nhãn cho từng từ/token trong câu** để xác định các thực thể như *tên người (PER)*, *tổ chức (ORG)*, *địa danh (LOC)*, v.v.

Ví dụ (BIO)

Hà_Nội/**B-LOC** là/O thủ_đô/O của/O Việt_Nam/**B-LOC** ./O

Ứng dụng

- Trích xuất thông tin trong tin tức, báo cáo.
- Hỗ trợ hệ thống hỏi đáp, tìm kiếm thực thể.
- Tiền xử lý cho dịch máy, tóm tắt văn bản.

Thách thức với tiếng Việt

- Tên riêng thường nhiều từ: *Thành_phố_Hồ_Chí_Minh*.
- Từ ghép không luôn có dấu cách rõ ràng.
- Ngữ cảnh phụ thuộc mạnh, khó đoán chỉ từ một token.
- Chữ hoa không nhất quán trong corpora tiếng Việt.
- Nhiều tên tổ chức dùng địa danh ⇒ dễ nhầm ORG ↔ LOC.
- Chất lượng tách từ ảnh hưởng trực tiếp tới NER.

1.2. Lý do chọn bài toán

Bối cảnh

- Named Entity Recognition (NER) là bài toán nền tảng trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên.
- Đóng vai trò quan trọng trong các hệ thống *trích xuất thông tin, hỏi–đáp và phân tích văn bản*.
- Với **tiếng Việt**, NER gặp nhiều thách thức do:
 - Ngôn ngữ đa âm tiết, cấu trúc tên riêng phức tạp.
 - Hạn chế về dữ liệu gán nhãn chất lượng cao.

Phương pháp	Mô tả	Hạn chế
HMM	Mô hình xác suất gán nhãn chuỗi dựa trên xác suất chuyển trạng thái (transition) và phát xạ (emission).	Giả định Markov, không học được ngữ cảnh dài.
CRF	Mô hình xác suất có điều kiện, tối ưu xác suất toàn chuỗi nhãn.	Phụ thuộc nhiều vào đặc trưng thủ công (features).
BiLSTM-CRF	Kết hợp LSTM hai chiều (học ngữ cảnh) và CRF (gán nhãn).	Cần dữ liệu lớn, chi phí huấn luyện cao.
Transformers	Các công trình NER tiếng Việt gần đây chủ yếu khai thác <i>fine-tuning</i> PhoBERT, XLM-R hoặc mT5 để tận dụng ngữ cảnh sâu.	Tốn tài nguyên; nhiều nghiên cứu dùng dữ liệu tự xây dựng/mở rộng và không công bố đầy đủ code & dữ liệu ⇒ khó tái lập.

Bảng: Tổng quan các hướng tiếp cận NER và hạn chế trong bối cảnh tiếng Việt.

Mục tiêu đồ án

- So sánh định lượng ba mô hình: **HMM, CRF và BiLSTM-CRF**.
- Thực nghiệm trên cùng một tập dữ liệu chuẩn.
- Đánh giá mô hình bằng các độ đo phù hợp cho bài toán NER.
- Phân tích lỗi và tác động của các kỹ thuật tối ưu trong bối cảnh tiếng Việt.

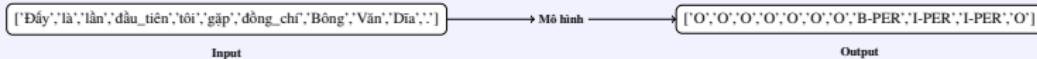
1.3. Phát biểu bài toán

Input

- **Tập dữ liệu huấn luyện** gồm N câu đã gán nhãn theo chuẩn BIO:
 - Mỗi câu: dãy token (w_1, w_2, \dots, w_t) (token đã được tách sẵn trong dataset).
 - Mỗi token có nhãn tương ứng (l_1, l_2, \dots, l_t) .
- **Câu mới cần dự đoán:** chuỗi token (w_1, w_2, \dots, w_t) .

Output

- Chuỗi nhãn dự đoán (l_1, l_2, \dots, l_t) ứng với từng token.
- Mỗi nhãn thuộc tập nhãn L theo chuẩn BIO:
 - **B-** và **I-**: bắt đầu và bên trong một thực thể (PER, ORG, LOC, MISC).
 - **O**: token không thuộc thực thể nào.



Mục lục

- 1 Tổng quan đề tài
- 2 Tổng quan các phương pháp
- 3 Thực nghiệm
- 4 Kết luận & Hướng phát triển

2.1. Mô hình Hidden Markov Model (HMM)

Tổng quan mô hình

- Hidden Markov Model (HMM)** là mô hình xác suất dùng để gán nhãn chuỗi.
- Giả định tồn tại chuỗi trạng thái ẩn $Y = (y_1, \dots, y_T)$ sinh ra chuỗi quan sát: $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$
- Hai xác suất cốt lõi:
 - Transition:** $P(y_t | y_{t-1})$
 - Emission:** $P(x_t | y_t)$
- Training:** ước lượng MLE;
- Decoding:** Viterbi (tối ưu chuỗi nhãn).

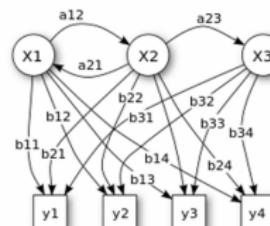
Ưu điểm

- Dễ hiểu, nền tảng xác suất rõ ràng.
- Huấn luyện nhanh, phù hợp dữ liệu nhỏ.
- Mô hình hóa tốt bài toán gán nhãn chuỗi cơ bản.

Nhược điểm

- Giả định Markov bậc 1 \Rightarrow chỉ phụ thuộc trạng thái trước.
- Không tận dụng được ngữ cảnh dài.
- Hiệu quả thấp với dữ liệu mất cân bằng nhãn (NER tiếng Việt).

Hidden Markov Model



Sơ đồ HMM: trạng thái ẩn (Y) sinh ra quan sát (X).

Ví dụ cách HMM hoạt động trong NER

Câu:

Hà_Nội / là / thủ_đô / của / Việt_Nam / .
 B-LOC ————— 0 ————— 0 ————— 0 ————— B-LOC ————— 0
 | | | | |
 Hà_Nội là thủ_đô của Việt_Nam .

Viterbi chọn chuỗi $\hat{Y} = \arg \max_Y \prod_i P(y_i | y_{i-1})P(x_i | y_i)$

Chuỗi nhãn:

B-LOC 0 0 0 B-LOC 0

HMM chọn chuỗi nhãn tối ưu dựa trên **xác suất chuyển nhãn** và **xác suất phát xạ**.



2.2. Cài đặt HMM trong bài toán

Cài đặt trong bài toán

Train + Decode:

- ➊ Đếm *transition* $C(y_{t-1}, y_t)$ và *emission* $C(y_t, x_t)$ (có trọng số).
- ➋ **Smoothing** (Xử lý zero probabilities): $P = \frac{C + \epsilon}{\sum C + |\mathcal{Y}|\epsilon}$,
 $\epsilon = 10^{-3}$.
- ➌ Lấy log-prob, decode bằng Viterbi để ra chuỗi nhãn tốt nhất.

Trọng số lớp (mất cân bằng):

$$w(O) = 0.5, \quad w(y \neq O) = \min(5.0, \frac{\text{median_freq}}{\text{count}(y)+10^{-5}})$$

Các cải tiến được áp dụng

- ➊ **Balanced sampling**: oversample câu chứa nhãn hiếm đến ngưỡng $\approx 0.5 \times$ lớp lớn nhất.
- ➋ **Class weighting**: Điều chỉnh quá trình ước lượng xuất hiện của nhãn bằng cách gán trọng số khác nhau cho từng loại nhãn, thay vì coi tất cả như nhau. (Giới hạn trọng số lớp: `max_weight = 5.0`).
- ➌ **Focal adjustment (tag $\neq O$)**: tăng xác xuất của các *emission* và *transition* hiếm bằng công thức:

$$p \leftarrow \min(1, p \cdot (1 + \alpha(1 - p)^\gamma)), \quad \alpha = 0.1, \quad \gamma = 2.0$$

Lưu ý: điều này khiến cho băng xuất không còn là true probability mà được xem như score.

Pseudo-code (HMM + cải tiến)

```

# Input + hyper-params
Input: train_sents X, train_tags Y
Hyper: eps=1e-3, alpha=0.1, gamma=2.0,
       max_weight=5.0, w(0)=0.5

# 1) Imbalance handling
w(0)=0.5
w(y!=0)=min(max_weight,
             median_freq/(count(y)+1e-5))
X,Y = balanced_sampling(X,Y,
                        target=0.5*max_class)

# 2) Weighted counts
C_tr[y_{-t-1},y_t] += w(y_t)
C_em[y_t, x_t] += w(y_t)

# 3) Laplace smoothing
P_tr=(C_tr+eps)/(sum_next C_tr + |Y|*eps)
P_em=(C_em+eps)/(sum_word C_em + |V|*eps)

# 4) Focal adjustment (tag != O)
p = min(1, p*(1 + alpha*(1-p)^gamma))

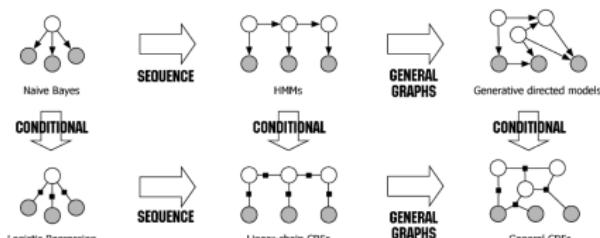
# 5) Decode (Viterbi)
A=log(P_tr); B=log(P_em)
y_hat = Viterbi(A,B,x)

```

2.3. Mô hình Conditional Random Field (CRF)

Tổng quan

- CRF mô hình hoá trực tiếp xác suất có điều kiện toàn chuỗi: $P(Y | X)$.
- Không già định độc lập Markov như HMM \Rightarrow khai thác **phụ thuộc nhãn liên kề** \Rightarrow biểu diễn trực tiếp mối quan hệ giữa các nhãn trong chuỗi..
- Giảm lỗi boundary (ví dụ I-ORG không thể theo sau B-PER)



Sơ đồ mô hình CRF trong bài toán gán nhãn chuỗi.

Ví dụ: CRF xử lý một câu

Câu: Hà_Nội / là / thủ_đô / của / Việt_Nam / .

Cách CRF suy diễn: Trích đặc trưng token + ngữ cảnh \Rightarrow Kết hợp điểm nhãn và ràng buộc BIO \Rightarrow Viterbi chọn chuỗi nhãn tối ưu.

Kết quả: B-LOC 0 0 0 B-LOC 0

Đặc trưng (Features) sử dụng

- Token hiện tại và các token lân cận (context window).
- Hình thái: `is_upper`, `is_title`, `is_digit`, dấu gạch dưới.
- Tiền tố / hậu tố (prefix, suffix).
- Vị trí câu: BOS, EOS.

Cài đặt CRF trong bài toán

- Thư viện: `sklearn-crfsuite`.
- Tối ưu: **L-BFGS** (`algorithm='lbfgs'`) – thuật toán tối ưu gradient hiệu quả cho CRF.
- Regularization: `c1=0.1` (L1) và `c2=0.1` (L2) nhằm giảm overfitting và kiểm soát độ phức tạp mô hình.
- `max_iterations=100`: giới hạn số vòng lặp huấn luyện để đảm bảo hội tụ.
- `all_possible_transitions=True`: cho phép xét cả các chuyển nhãn chưa xuất hiện trong tập huấn luyện, giúp mô hình xử lý tốt hơn các nhãn hiếm và giảm lỗi boundary.

Lý do lựa chọn cấu hình:

Các tham số được chọn nhằm cân bằng giữa khả năng tổng quát hóa và hiệu năng mô hình trên tập dữ liệu, đồng thời đảm bảo CRF khai thác hiệu quả ràng buộc chuỗi nhãn trong bài toán NER tiếng Việt.

2.4. Mô hình BiLSTM + CRF

Kiến trúc

- ① **Embedding Layer:** ánh xạ token → vector ngữ nghĩa (Word Embedding).
- ② **BiLSTM Layer:** học ngữ cảnh hai chiều (trước-sau) giúp nắm được phụ thuộc dài hạn.
- ③ **CRF Layer:** giải mã chuỗi nhãn hợp lệ tối ưu dựa trên toàn chuỗi.

Cài đặt trong bài toán

- **Embedding** được học **từ đầu** (random init), tối ưu cùng mô hình trên tập dữ liệu (không dùng pre-trained).
- **BiLSTM hai chiều** học ngữ cảnh trước-sau cho mỗi token.
- **CRF layer** áp đặt ràng buộc BIO và decode bằng **Viterbi**.
- Huấn luyện với **Adam**, lr=0.001, **early stopping = 3** để tránh overfitting.
- Tham số chính: epochs=12, batch_size=32.

Ví dụ: BiLSTM-CRF xử lý một câu

Câu:

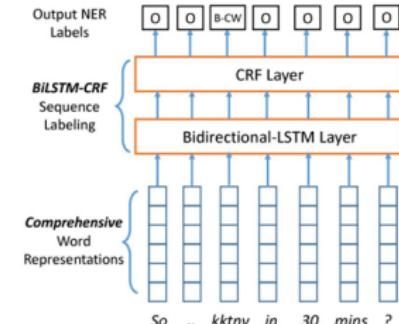
Hà_Nội / là / thủ_đô / của / Việt_Nam / .

Quy trình:

- BiLSTM mã hoá mỗi token thành vector ngữ cảnh hai chiều.
- CRF kết hợp điểm phát xạ (từ BiLSTM) và điểm chuyển nhãn BIO.
- Viterbi chọn chuỗi nhãn tối ưu trên toàn câu.

Chuỗi nhãn dự đoán:

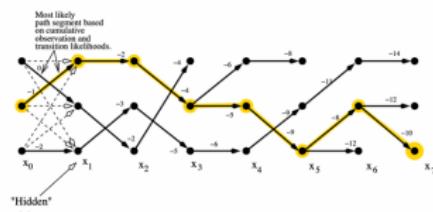
B-LOC 0 0 0 B-LOC 0



Sơ đồ kiến trúc BiLSTM + CRF: embedding → BiLSTM → CRF layer → nhãn NER.

Xác suất chuỗi nhãn trong CRF

$P(y_1, \dots, y_T | x_1, \dots, x_T) = \frac{1}{Z(x)} \exp \left(\sum_t (\text{score}(y_t, x_t) + \text{transition}(y_{t-1}, y_t)) \right)$ h_t là vector ngữ cảnh đầu ra của BiLSTM tại vị trí t .

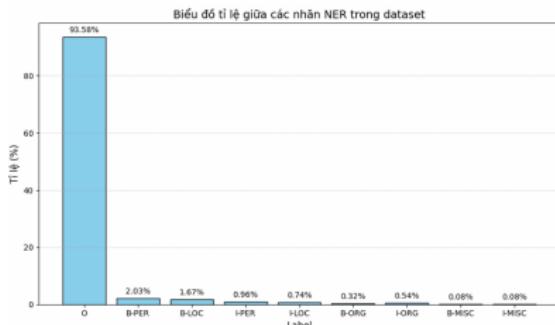


Thuật toán Viterbi: tìm chuỗi nhãn có xác suất cao nhất theo mô hình CRF.

Mục lục

- 1 Tổng quan đề tài
 - 2 Tổng quan các phương pháp
 - 3 Thực nghiệm
 - 4 Kết luận & Hướng phát triển

3.1. Dataset



Biểu đồ tần suất (%) của các nhãn NER trong dataset.

Thành phần nhãn trong VLSP2016:

- **O (Outside):** 93.58%
- **B-PER:** 2.03%
- **B-LOC:** 1.67%
- **B-ORG:** 0.32%
- **Các nhãn I-/MISC khác:** ~ 2.4%

Nhận xét dữ liệu

Dữ liệu **mất cân bằng nghiêm trọng**: nhãn O chiếm **93.58%** tổng token. Cần áp dụng *class weighting* hoặc *oversampling*.

Thông tin dữ liệu

Nguồn: VLSP2016-NER-data (HuggingFace)

Dạng dữ liệu: file .parquet / token + nhãn IOB.

Cấu trúc: cột 1 = token, cột 2 = tag (B-, I-, O-).

Quy mô: ~13.5k câu train, ~3.4k câu test (300k token).

Nhận xét: gán nhãn thủ công, khá sạch nhưng có thể nhiễu nhẹ.

Hệ thống nhãn BIO trong VLSP2016

Giá trị	Ý nghĩa	Loại thực thể
0	O – Outside	Không phải thực thể
1	B-PER (Begin of Person)	Bắt đầu tên người
2	I-PER (Inside Person)	Bên trong tên người
3	B-ORG (Begin of Org)	Bắt đầu tổ chức
4	I-ORG (Inside Org)	Bên trong tổ chức
5	B-LOC (Begin of Location)	Bắt đầu địa danh
6	I-LOC (Inside Location)	Bên trong địa danh
7	B-MISC (Begin of Misc)	Bắt đầu thực thể khác
8	I-MISC (Inside Misc)	Bên trong thực thể khác

3.2. Tiền xử lý dữ liệu

Quy trình xây dựng bộ ngữ liệu

- Tải dữ liệu **VLSPL2016 NER** từ Hugging Face.
 - Chuyển về định dạng dòng: token<space>tag
dòng trống ngăn cách câu.
 - Gán sentence_id cho từng câu.
 - Lưu ra **train.txt, test.txt**; loại bỏ dòng
trống và token lỗi (không UTF-8).

Quy tắc tiền xử lý

- Giữ nguyên token đã tách sẵn trong dataset.
 - Gán nhãn BIO/IOB song song với `sentence_id`.
 - Chia dữ liệu theo câu thành **Train / Validation / Test** (phục vụ huấn luyện, chọn mô hình và đánh giá cuối).
 - Tổng số câu: **13 486**; tổng số token: **294 501**.
 - Tổng số thực thể (tag ≠ O): **18 901**.

Lưu ý: Validation set được dùng để chọn mô hình tốt nhất; Test set chỉ dùng để báo cáo kết quả cuối.

Chú giải

- Mỗi dòng = 1 token + 1 nhãn (định dạng IOB/BIO).
 - Dòng trống ngăn cách giữa các câu → gán `sentence_id`.
 - Nhãn B-/I- xác định ranh giới và loại thực thể.
 - Ví dụ: “Thanh” → B-PER, “Berlin” → B-LOC, “Người Việt” → B/I-MISC.

3.3. Các phương pháp đánh giá

Token-level Metrics (CoNLL) – Áp dụng: HMM / CRF / BiLSTM-CRF

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\#\text{token đúng}}{\#\text{token}}$$

Cách tính trung bình – Áp dụng: CRF / BiLSTM-CRF

- **Weighted:** có xét tần suất mỗi nhãn.
- **ALL:** tính trên toàn bộ nhãn (kể cả 0).
- **Non-O:** chỉ xét token thuộc thực thể.

Token-level Evaluation (helpers) – Áp dụng: CRF / BiLSTM-CRF

- **ALL labels:** tính F1 weighted trên toàn bộ nhãn (kể cả 0).
- **Non-O only:** loại bỏ 0, chỉ đánh giá token thuộc thực thể.
- Dùng `classification_report` để xem Precision / Recall / F1 theo nhãn.

Span-level (Entity-level) – Áp dụng: CRF / BiLSTM-CRF

- Chuyển chuỗi BIO → danh sách span (`type`, `start`, `end`).
- Đếm `TP` / `FP` / `FN` dựa trên span khớp hoàn toàn.
- Tính Precision / Recall / F1 ở mức **thực thể**.

Error Analysis – Áp dụng: CRF / BiLSTM-CRF

- **Confusion pairs:** thống kê cặp (`gold`, `pred`) sai nhiều nhất.
- Phát hiện lỗi phổ biến: ORG ↔ LOC, PER ↔ O.
- **Worst cases:** chọn câu có nhiều lỗi Non-O nhất để phân tích.

Ý nghĩa của các phương pháp đánh giá

- **Token-level metrics** phản ánh độ chính xác gần nhau từng token, nhưng dễ bị chi phối bởi nhãn 0.
- **Non-O evaluation** tập trung vào các token thuộc thực thể, giúp đánh giá thực chất khả năng nhận dạng NER.
- **Span-level metrics** do chất lượng nhận dạng **thực thể hoàn chỉnh**, phù hợp với yêu cầu ứng dụng thực tế.
- **Error analysis** hỗ trợ phân tích lỗi phổ biến và định hướng cải tiến mô hình.

3.4. Kết quả thực nghiệm – HMM (Test set)

Trước cải thiện (Baseline HMM)

	precision	recall	f1-score	support
B-PER	0.89	0.82	0.85	1502
I-PER	0.73	0.85	0.79	692
B-LOC	0.81	0.61	0.69	1314
I-LOC	0.69	0.48	0.57	594
B-ORG	0.82	0.43	0.57	266
I-ORG	0.76	0.55	0.64	477
B-MISC	0.00	0.00	0.00	54
I-MISC	0.00	0.00	0.00	56
micro avg	0.81	0.66	0.73	4955
macro avg	0.59	0.47	0.51	4955
weighted avg	0.79	0.66	0.71	4955

Nhận xét:

- Macro F1 thấp (~0.51) ⇒ mô hình yếu ở nhãn hiếm.
- B-MISC, I-MISC có F1 = 0.00 (không nhận diện được).
- Dự đoán bị **chi phối bởi nhãn 0** (mất cân bằng dữ liệu).

Sau cải thiện (Optimized HMM – Test set)

	>>> Evaluating on Test Set...			
	precision	recall	f1-score	support
B-LOC	0.73	0.78	0.76	1314
B-MISC	0.35	0.94	0.52	54
B-ORG	0.53	0.76	0.62	266
B-PER	0.85	0.88	0.87	1502
I-LOC	0.72	0.71	0.71	594
I-MISC	0.35	0.91	0.51	56
I-ORG	0.60	0.67	0.63	477
I-PER	0.79	0.87	0.83	692
O	0.99	0.99	0.99	69944
accuracy				0.97
macro avg	0.66	0.83	0.72	74899
weighted avg	0.98	0.97	0.98	74899

Cải thiện đạt được:

- Macro F1: 0.51 → 0.72.**
- Nhãn hiếm B-MISC, I-MISC đạt F1 ~0.5.
- Recall các nhãn thực thể tăng (ít bỏ sót thực thể hơn).
- Hiệu quả từ: **Balanced Sampling, Class Weighting, Focal Adjustment.**

Nhận xét & đánh giá

- Tăng Recall ở nhãn hiếm ⇒ đôi khi Precision giảm là đánh đổi hợp lý.
- Tối ưu giúp giảm thiên lệch nhãn 0; tuy nhiên HMM vẫn hạn chế do **Markov bậc 1**.

Tóm tắt (Test set)

Macro F1: 0.72 | Weighted F1: 0.98 | Accuracy: 0.97

3.5. Phân tích lỗi – HMM

Các lỗi NER phổ biến (Top errors)

```
>>> Top NER Errors:
O -> B-LOC: 280
B-LOC -> O: 168
O -> I-ORG: 164
O -> B-PER: 156
O -> B-ORG: 131
I-ORG -> O: 94
O -> I-LOC: 82
B-PER -> O: 79
O -> B-MISC: 69
O -> I-MISC: 60
```

Nhận xét:

- Lỗi phổ biến nhất là **O → B-* / I-*** và **B-* / I-* → O**.
- Cho thấy mô hình vẫn **thiên lệch về nhãn O** dù đã tối ưu.
- Các thực thể dài (ORG, LOC) dễ bị **dứt chuỗi**.

Ví dụ câu bị gán nhãn sai

Sentence Bi:	MIDI	TRUE	PRED
lại	0	0	
một	0	0	
tên	0	0	
nửa	0	0	
x	0	0	
chính	0	0	
ba	B-ORG	0	Wrong
quản_lí	I-ORG	0	Wrong
rừng_phông_hộ	I-ORG	0	Wrong
đầu	I-ORG	0	Wrong
nguồn	I-ORG	0	Wrong
Sérêpôk	I-ORG	0	Wrong
đỗ	0	0	
*	0	0	
thà_cùa	0	0	
*	0	0	
cho	0	0	
sự	0	0	
bình_thành	0	0	
một	0	0	
khu	0	0	
đô_lịch	0	0	
trò_lợi	0	0	
như_thă	0	0	

Phân tích nguyên nhân:

- Cụm ban quản_lí rừng_phông_hộ đầu nguồn Sérêpôk là một thực thể ORG dài.
- HMM gán đúng B-ORG ở token đầu nhưng **mất toàn bộ chuỗi I-ORG phía sau**.
- Chỉ cần một token có **emission hoặc transition thấp** ⇒ toàn span bị gãy.
- Mô hình **không khai thác được ngữ cảnh dài** để duy trì chuỗi thực thể.

Kết luận

- Đây là **lỗi mang tính cấu trúc** của HMM. Do giả định **Markov bậc 1** và không có biểu diễn ngữ cảnh dài hạn, HMM dễ làm **dứt chuỗi các thực thể dài** như ORG.
- Các kỹ thuật tối ưu giúp cải thiện **Recall** cho nhãn hiếm, nhưng **không thể khắc phục triệt để** hạn chế này, là động lực để sử dụng các mô hình ngữ cảnh sâu hơn như **CRF** và **BiLSTM+CRF**.

3.6. Kết quả thực nghiệm – CRF (Test set)

Nhận xét tổng quan (Test set)

- Accuracy rất cao: **0.9904**.
- Weighted F1 (ALL): **0.9901** (bao gồm nhãn 0).
- Non-O Weighted F1: **0.9076** ⇒ nhận diện thực thể tốt.
- Span-level F1: **0.9191** (đánh giá ở mức thực thể hoàn chỉnh).

Ý nghĩa:

- CRF học được **phụ thuộc nhãn toàn chuỗi**, giảm lỗi đứt span.
- Hiệu quả rõ rệt với thực thể dài (ORG, LOC).
- Vượt trội so với HMM trong bài toán NER tiếng Việt.

So sánh theo đặc trưng (Test set)

Metric	Base	+Lower	+Pre/Suf	+Shape
Accuracy	0.9563	0.9850	0.9898	0.9904
Precision	0.9505	0.9843	0.9894	0.9900
Recall	0.9563	0.9850	0.9898	0.9904
F1-score	0.9484	0.9841	0.9895	0.9901

Shape features: is_upper, is_title,
is_digit

Kết luận

CRF cho kết quả vượt trội nhờ mô hình hóa **phụ thuộc nhãn toàn chuỗi** và khai thác hiệu quả **đặc trưng hình thái + ngữ pháp**, đặc biệt phù hợp với NER tiếng Việt.

3.7. Phân tích lỗi – CRF

Top confusions (Test set)

Top confusions:

- I-ORG → O : 26
- B-LOC → O : 21
- B-PER → O : 20
- B-ORG → O : 19
- O → I-ORG : 18
- B-LOC → I-LOC : 14
- O → B-LOC : 12
- I-LOC → B-LOC : 11
- O → B-ORG : 10
- B-PER → B-LOC : 10
- B-LOC → B-PER : 9
- I-PER → I-ORG : 8
- I-ORG → B-LOC : 8
- B-ORG → I-ORG : 7
- B-ORG → B-LOC : 7
- I-LOC → O : 7
- O → I-LOC : 7
- I-ORG → I-LOC : 7
- O → B-PER : 6
- I-PER → O : 6

Nhận xét nhanh:

- Lỗi nổi bật là I-ORG → O và B-ORG → O ⇒ **dứt span ORG dài** (mất nhãn bên trong thực thể).
- Nhiều lỗi B-LOC → O / I-LOC ↔ B-LOC ⇒ sai ranh giới **thực thể** (boundary) trong chuỗi LOC.
- Nhầm PER ↔ LOC (vd: B-PER → B-LOC, B-LOC → B-PER) thường đến từ **viết hoa / token dạng tên riêng**.

Worst case (ví dụ tiêu biểu)

Worst cases:
Idx=899 non_0_errors=14

X_Nhà_n_Đ_	gold=B-LOC	pred=O
X_b_	gold=I-LOC	pred=O
X_A_n_h_m_T_	gold=I-LOC	pred=B-LOC
X_b_	gold=I-LOC	pred=O
X_Trung_H_	gold=I-LOC	pred=B-LOC
X_b_	gold=I-LOC	pred=O
X_Ph_ _H_ _D_	gold=I-LOC	pred=B-LOC
X_b_	gold=I-LOC	pred=O
X_c_	gold=I-LOC	pred=B-LOC
✓_B_ _H_ _M_	gold=I-LOC	pred=I-LOC
✓_n_g_ _y_	gold=I-LOC	pred=I-LOC
✓_C_ _Ch_	gold=I-LOC	pred=I-LOC
X_c_ _c_	gold=I-LOC	pred=O
X_B_ _ng_ _D_	gold=I-LOC	pred=B-LOC
X_s_ _d_ _n_ _n_	gold=I-ORG	pred=O
X_d_	gold=I-ORG	pred=O
✓_S_	gold=I-ORG	pred=O
✓_n_g_	gold=I-LOC	pred=B-LOC

Giải thích nguyên nhân:

- Nhiều token **địa danh** nhiều từ bị gán B-LOC rồi các token sau lại rơi về O ⇒ **dứt chuỗi LOC** (boundary + transition yếu).
- Các token dạng **số / ký hiệu** (vd: 25, 101, 325) làm nhiều đặc trưng, dẽ kéo nhãn I-ORG về O.
- Một số cụm có **từ khóa gợi ORG/LOC** (vd: UBND, tinh, Uy...ban) nhưng ngữ cảnh cụ thể không đủ mạnh ⇒ dẽ nhầm ORG ↔ LOC hoặc ORG → O.

Thông điệp chính

Các đặc trưng hình thái & ngữ pháp giúp CRF nhận diện tốt hơn, nhưng vẫn khó với **thực thể dài** và **boundary LOC/ORG**.

Để giảm lỗi span dài & boundary, cần **ngữ cảnh mạnh hơn** (BiLSTM/Transformer) hoặc bổ sung feature theo **cụm từ / gazetteer** cho LOC/ORG.

3.8. Kết quả thực nghiệm – BiLSTM-CRF (Test set)

Kết quả trên Test set (BiLSTM-CRF)

[Token] Weighted F1 (ALL incl O): 0.9843

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

B-LOC	0.9092	0.7694	0.8335	1314
B-MISC	0.9259	0.9259	0.9259	54
B-ORG	0.8361	0.5752	0.6815	266
B-PER	0.9342	0.9268	0.9305	1502
I-LOC	0.8933	0.7189	0.7966	594
I-MISC	0.9091	0.8929	0.9009	56
I-ORG	0.8420	0.6143	0.7103	477
I-PER	0.9357	0.8829	0.9086	692
O	0.9896	0.9979	0.9937	69944

accuracy			0.9851	74899
macro avg	0.9083	0.8116	0.8535	74899
weighted avg	0.9843	0.9851	0.9843	74899

[Token] Weighted F1 (Non-O only): 0.8642

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

B-LOC	0.9405	0.7694	0.8464	1314
B-MISC	1.0000	0.9259	0.9615	54
B-ORG	0.9217	0.5752	0.7083	266
B-PER	0.9574	0.9268	0.9418	1502
I-LOC	0.9242	0.7189	0.8087	594
I-MISC	0.9259	0.8929	0.9091	56
I-ORG	0.9099	0.6143	0.7334	477
I-PER	0.9517	0.8829	0.9160	692

micro avg	0.9437	0.8046	0.8686	4955
macro avg	0.9414	0.7883	0.8532	4955
weighted avg	0.9417	0.8046	0.8642	4955

[Span] P=0.9253 R=0.8450 F1=0.8834 | TP=409 FP=33 FN=75

Tóm tắt chỉ số (Test set)

Nhận xét nhanh

- Token-level (ALL) cao do nhãn O chi phối ⇒ **Weighted F1 = 0.9843**.
- Khi chỉ xét Non-O, F1 giảm còn **0.8642** ⇒ khó ở thực thể hiếm/dài.
- Lỗi phô biến: bỏ sót thực thể (dự đoán về O), đặc biệt LOC/ORG.

Token-level

- ALL incl O:** Weighted F1 = **0.9843**, Acc = **0.9851**, Macro F1 = **0.8535**
- Non-O only:** Weighted F1 = **0.8642**, Micro F1 = **0.8686**, Macro F1 = **0.8532**

Span-level (Entity-level)

P=0.9253 | R=0.8450 | F1=0.8834
TP=409, FP=33, FN=75

Kết luận

BiLSTM-CRF cải thiện biểu diễn ngữ cảnh so với HMM, nhưng trong đồ án này CRF vẫn tốt hơn (Non-O F1 và Span-F1 cao hơn) ⇒ đặc trưng thủ công + CRF phù hợp dữ liệu hiện tại.



3.9. Phân tích lỗi – BiLSTM-CRF

Top confusions (Test set)

Top confusions:

- B-LOC → O : 238
- I-ORG → O : 137
- B-ORG → O : 101
- I-LOC → O : 92
- B-PER → O : 91
- I-PER → O : 63
- O → B-LOC : 37
- O → B-PER : 36
- B-LOC → B-PER : 30
- O → I-ORG : 26
- I-LOC → B-LOC : 24
- I-ORG → B-LOC : 20
- I-LOC → I-PER : 20
- O → B-ORG : 17
- O → I-LOC : 16
- B-LOC → I-LOC : 16
- I-LOC → I-ORG : 15
- I-ORG → I-LOC : 14
- I-LOC → B-PER : 14
- I-PER → B-PER : 11

Nhận xét:

- Lỗi lớn nhất: **B-LOC → O** (238), **I-ORG → O** (137).
- Mô hình thường bỏ sót thực thể (FN tăng) ⇒ Recall span giảm.
- Có hiện tượng **nhầm ranh giới BIO**: I-LOC ↔ B-LOC, B-LOC → B-PER.

Ý nghĩa

Sai lệch chủ yếu đến từ **entity dài và tên riêng/viết tắt/ngoài ngữ** khiến emission không ổn định ⇒ dễ rơi về nhãn O.
 ⇒ **Kết luận**: BiLSTM-CRF học ngữ cảnh tốt hơn HMM, nhưng vẫn cần **feature/embedding mạnh hơn hoặc pretrained encoder** (PhoBERT/XLM-R) để xử lý entity dài và tên riêng đa dạng.

TS. Nguyễn Thị Quý

CS221.Q12 - Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên

Ví dụ worst case (Test set)

Worst cases:
 idx=2662 nonO_errors=14

✓ Jane	gold=B-PER	pred=B-PER
✓ Barton	gold=I-PER	pred=I-PER
X quán_lý	gold=O	pred=B-ORG
X Bệnh_viện	gold=B-LOC	pred=I-ORG
X Washington	gold=I-LOC	pred=I-ORG
X ;	gold=O	pred=I-ORG
X Sophie	gold=B-PER	pred=I-ORG
X Quinn	gold=I-PER	pred=I-ORG
✓ VN	gold=B-LOC	pred=B-LOC
✓ Trung_tâm	gold=B-ORG	pred=B-ORG
✓ Nghiên_cứu	gold=I-ORG	pred=I-ORG
✓ vē	gold=I-ORG	pred=I-ORG
✓ triết_học	gold=I-ORG	pred=I-ORG
X ,	gold=I-ORG	pred=O
X văn_hoa	gold=I-ORG	pred=O
X và	gold=I-ORG	pred=O
X xã_hội	gold=I-ORG	pred=O
X VN	gold=B-LOC	pred=B-LOC
X Trường	gold=B-ORG	pred=B-LOC
X ĐH	gold=I-ORG	pred=I-LOC
X Temple	gold=I-ORG	pred=O
✓ Nguyễn	gold=B-PER	pred=B-PER
✓ Thị	gold=I-PER	pred=I-PER
✓ Mai	gold=I-PER	pred=I-PER
✓ Quảng_Nam	gold=B-LOC	pred=B-LOC

Giải thích nguyên nhân:

- Câu chứa nhiều thực thể dài/dan xen (ORG-LOC-PER) ⇒ khó giữ ranh giới span.
- Một vài token “nhiều” (dầu câu, viết tắt như ĐH, VN, tên ngoại như Temple) làm CRF layer khó nối chuỗi I-*.
- Khi một token bị gán O, cả thực thể dài có thể bị **dứt chuỗi** ⇒ giảm F1 span.

3.10. So sánh tổng quan các mô hình

Nhận xét so sánh mô hình

- CRF tốt nhất (Test): Acc=0.9904, Span-F1=0.9191, Non-O F1=0.9076.
- BiLSTM+CRF đứng sau: Acc=0.9851, Span-F1=0.8834, Non-O F1=0.8642.
- HMM (tối ưu): Macro-F1 0.51→0.72, nhưng vẫn kém do hạn chế Markov.
- Token F1 (ALL) cao vì 0 nhiều ⇒ ưu tiên Non-O F1 & Span-F1.

Bảng so sánh hiệu suất (Test set)

Chỉ số	HMM	CRF	BiLSTM
Accuracy	0.97	0.9904	0.9851
Token F1 (ALL incl O)	0.98	0.9901	0.9843
Token F1 (Non-O only)	–	0.9076	0.8642
Macro F1 (Token)	0.72	0.8875	0.8535
Span F1 (Entity-level)	–	0.9191	0.8834

Ghi chú: HMM có Macro/Weighted/Acc;
CRF/BiLSTM-CRF có thêm Non-O & Span-F1.

Kết luận ngắn

- CRF phù hợp nhất với dữ liệu hiện tại (feature thủ công + ràng buộc chuỗi).
- BiLSTM+CRF sẽ mạnh hơn nếu có data lớn hơn / embedding pretrained.

Ý nghĩa chỉ số

- Token F1 (ALL): dễ “ảo” vì 0 nhiều.
- Non-O F1: chất lượng nhận diện thực thể (bỏ 0).
- Span F1: đúng thực thể hoàn chỉnh (khắt khe nhất).

Mục lục

- 1 Tổng quan đề tài
- 2 Tổng quan các phương pháp
- 3 Thực nghiệm
- 4 Kết luận & Hướng phát triển

Kết luận & Hướng phát triển

Kết luận từ thực nghiệm

- Ba mô hình **HMM, CRF và BiLSTM+CRF** đều áp dụng được cho bài toán **Named Entity Recognition (NER)** tiếng Việt trên bộ dữ liệu **VLSPL 2016**.
- **CRF** cho kết quả tốt nhất trên Test set: **Accuracy = 0.9904**, **Non-O F1 = 0.9076**, **Span-F1 = 0.9191**, cho thấy khả năng nhận diện thực thể **ổn định và chính xác ở mức entity hoàn chỉnh.**
- Kết quả này khẳng định **đặc trưng hình thái & ngữ pháp** (lowercase, prefix/suffix, word shape, is_upper, is_title, is_digit) vẫn **rất hiệu quả với tiếng Việt** khi kết hợp cùng CRF.
- **BiLSTM+CRF** đạt kết quả tốt nhưng thấp hơn CRF (**Non-O F1 = 0.8642**, **Span-F1 = 0.8834**), nguyên nhân chủ yếu do **dữ liệu huấn luyện chưa đủ lớn và chưa sử dụng embedding pretrained**.
- **HMM (tối ưu)** cải thiện đáng kể Macro-F1 (**0.51 → 0.72**), nhưng vẫn bị giới hạn bởi **giả định Markov bậc 1** và không mô hình hóa được ngữ cảnh dài.

Hướng phát triển

Ngắn hạn:

- Bổ sung **gazetteer / từ điển tên riêng** cho CRF để cải thiện nhận diện **thực thể hiếm và thực thể dài**.
- Kết hợp **đặc trưng ký tự** (character-level) thông qua các mô hình **BiLSTM-CNN-CRF**.

Dài hạn:

- Fine-tune các mô hình ngôn ngữ pretrained cho tiếng Việt như **PhoBERT, XLM-R** kết hợp với CRF/Viterbi ở đầu ra.
- Khai thác các hướng **few-shot / zero-shot NER** với các mô hình mới như **GLiNER (2024)** để giảm phụ thuộc vào dữ liệu gán nhãn.
- Đóng gói hệ thống thành **pipeline suy diễn hoặc API** phục vụ các ứng dụng thực tế như chatbot, tìm kiếm, trích xuất thông tin.

Phân công công việc nhóm

Thành viên	MSSV	Vai trò chính
Nguyễn Công Phát (Nhóm trưởng)	23521143	Phụ trách chính toàn bộ dự án: thiết kế pipeline, cài đặt HMM và CRF , xử lý – chuẩn hoá dữ liệu, tối ưu Focal Loss , viết báo cáo tổng hợp, hoàn thiện slide thuyết trình.
Phạm Trần Khánh Duy	23520384	Phát triển và huấn luyện mô hình BiLSTM-CRF , thực hiện phân tích kết quả và đánh giá hiệu năng, tham gia viết phần kết quả thực nghiệm.
Nguyễn Lê Phong	23521168	Cài đặt mô hình CRF , xử lý đặc trưng, hỗ trợ tổng hợp báo cáo và trình bày phần kết luận–hướng phát triển .

Tài liệu tham khảo

-  VLSPL 2016. *Vietnamese Named Entity Recognition Shared Task Dataset*. (HuggingFace).
-  Ngoc C. Le, Ngoc-Yen Nguyen, Anh-Duong Trinh. *On the Vietnamese Named Entity Recognition: A Deep Learning Method Approach*. In: IEEE RIVF, 2020.
<https://arxiv.org/pdf/1912.01109>
-  Daniel Jurafsky, James H. Martin. *Speech and Language Processing (3rd ed. draft)*, 2023.
https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/ed3book_aug25.pdf

Cảm ơn!

Xin cảm ơn cô Nguyễn Thị Quý và các bạn!

Hỏi đáp — Demo