

report

November 17, 2025

1 Tagalog → Cebuano MT — Project Report

Author: Julian Roger Go
Models: `facebook/nllb-200-distilled-600M` (zero-shot baseline and fine-tuned variants)

Language codes: `tgl_Latn` → `ceb_Latn`

1.1 Introduction

This report documents a compact neural machine translation (NMT) project for Tagalog→Cebuano using a multilingual NLLB model. We prepared a parallel dataset, established a zero-shot baseline, fine-tuned the model on domain-specific data, and explored data augmentation via back-translation. We report BLEU and chrF2 on a held-out test set, analyze typical error modes, and summarize takeaways and next steps.

1.2 Reproducibility & Environment

- Seed: 42
- Tokenizer: NLLB tokenizer (fast disabled for stable lang-code tables)
- Precision: bf16/fp16 if CUDA supports it, else fp32
- File layout (relative to this notebook):
 - `../data/processed/` → `train.tsv`, `dev.tsv`, `test.tsv`
 - `../experiments/baseline/` → `metrics.json`, `test.src`, `test.ref`, `hyp.txt`
 - `../experiments/finetune/` → `metrics.json`, `hyp.txt`
 - `../experiments/pivot/` → `metrics.json`, `hyp.pivot2tgt`
 - `../experiments/finetune_bt/` → `metrics.json`, `hyp.txt`

1.3 Data Preparation (Summary)

Both Tagalog and Cebuano datasets were extracted from aligned Biblical translations, ensuring sentence-level correspondence. These texts were cleaned, length-filtered, and shuffled with a fixed seed, then split into train/dev/test:

- `train.tsv` — parallel pairs for training
- `dev.tsv` — model selection & early stopping

- `test.tsv` — final evaluation (never used for training)

Back-translation (BT) optionally mined monolingual Cebuano sentences from the existing target side (`train/dev`), then translated them to generate synthetic Tagalog sources and appended these synthetic pairs to the training set.

1.4 Methods

1.4.1 Baseline (Zero-shot)

- Model: `facebook/nllb-200-distilled-600M`
- Decoding: beam search (`num_beams = 5`), `max_new_tokens = 200`
- No task-specific training; serves as a reference.

1.4.2 Fine-tuning

- Same base model, trained on `train.tsv` and validated on `dev.tsv`.
- Input prefix: prepend source language tag (e.g., `tgl_Latn`) to encoder inputs.
- Force decoder BOS to target language tag (e.g., `ceb_Latn`).

1.4.3 Pivot & Back-translation

- **Pivot translation:** Source→Pivot→Target using the same model in two steps. Pivot translation via Waray (`war_Latn`) was tested experimentally but not used in the final evaluation.
- **Back-translation (BT):** Mine monolingual target (Cebuano) sentences, translate to Tagalog to create synthetic source, merge synthetic pairs with real training data, and re-train.

1.5 Sample Translations

This section shows the first 10 examples side-by-side (if files are present).

Baseline: `./experiments/baseline/test.src`, `./experiments/baseline/test.ref`,
`./experiments/baseline/hyp.txt`

Pivot: `./experiments/pivot/hyp.pivot2tgt`

Fine-tune: `./experiments/finetune/hyp.txt`

Fine-tune+BT: `./experiments/finetune_bt/hyp.txt`

```
[24]: from pathlib import Path
import pandas as pd

def read_lines(p, n=10):
    p = Path(p)
    if not p.exists():
        return None
    with p.open(encoding="utf-8") as f:
        return [l.strip() for l in f][:n]

src = read_lines("../experiments/baseline/test.src", n=10)
ref = read_lines("../experiments/baseline/test.ref", n=10)

cols = {}
```

```

cols["src"] = src if src is not None else []
cols["ref"] = ref if ref is not None else []

variants = {
    "hyp_baseline": "../experiments/baseline/hyp.txt",
    "hyp_pivot": "../experiments/pivot/hyp.pivot2tgt",
    "hyp_finetune": "../experiments/finetune/hyp.txt",
    "hyp_finetune_bt": "../experiments/finetune_bt/hyp.txt",
}

for key, path in variants.items():
    cols[key] = read_lines(path, n=10)

min_len = min(len(v) for v in cols.values() if v is not None and isinstance(v, list)) if cols else 0
table = {}
for k, v in cols.items():
    if isinstance(v, list) and len(v) >= min_len:
        table[k] = v[:min_len]

if min_len > 0:
    df_examples = pd.DataFrame(table)
    display(df_examples)
else:
    print("No aligned example files found. Run your baselines/fine-tunes to populate hyp/src/ref files.")

```

src \

```

0 "Sila'y nanganumbalik sa mga kasamaan ng kanil...
1 "Sila'y nangamatay sa kabataan, at ang kanil...
2     Sa lipi ni Gad; si Eliasaph na anak ni Deuel.
3 "Sapagka't, narito, sila'y nagsialis sa kagiba...
4 "At ang Panginoon ay nagsalita kay Gad na taga...
5 "Upang sila'y makapaghando ng mga hain na pin...
6 "Sa gayo'y gumawa sila ng isang tipan sa Beers...
7 "At nang masabi niya ito, sila'y hiningahan ni...
8 Nilimot nilang madali ang kaniyang mga gawa; h...
9 "Ang iba nga sa mga gawa ni Joas na kaniyang g...

```

ref \

```

0 "Sila mingbalik sa mga kasal-anan sa ilang mga...
1 "Sila sa kabatan-on mangamatay, Ug ang ilang k...
2 "Kang Gad: Si Eliasaph, ang anak nga lalake ni...
3 "Kay, ania karon, sila nakakalagiw gikan sa pa...
4 "Ug si Jehova misulti kang Gad, manalagna ni D...
5 "Aron sila makahalad sa mga halad nga kahumot ...
6 "Busa nagbuhat sila ug usa ka pakigsaad, sa Be...
7 "Ug sa nakasulti na siya niini, gihuypan niya ...

```

8 "Sa hinanali nalimot sila sa iyang mga buhat; ...
9 "Karon ang nahibilin nga mga buhat ni Joas nga..."

hyp_baseline \

0 "Nagbalik sila sa pagkadautan sa ilang mga kaa...
1 "Hira nagpatay sa mga batan-on, ug ang ilang k...
2 Sa lito ni Gad, si Eliasaf nga anak nga lalake...
3 "Tungod kay, tan-awa, sila minggula gikan sa k...
4 "Ug si Jehova misulti kang Gad nga manalagna n...
5 "Sa pagkaagi nga sila makahalad ug mga halad n...
6 "Ug sila naghimo ug usa ka pakigsaad sa Beer-s...
7 Ug human sa pag-ingon niini, iyang gipuy-an si...
8 Sila sa madali nalimot sa iyang mga buhat; Wal...
9 "Ang uban pa sa mga buhat ni Joas nga iyang gi..."

hyp_pivot \

0 "Ug sila mibiya sa mga sala sa ilang mga amaha...
1 "Ang mga batan-on ilang gipatay, ug ang ilang ...
2 Sa tribo ni Gad: si Eliasaf nga anak nga lalak...
3 "Kay, tan-awa, sila minglakaw gikan sa kaminga...
4 Ug si Jehova misulti kang Gad nga manalagna ni...
5 "Sa paghalad ug halad nga may labing mapahimu...
6 Ug sila nanagbuhat ug usa ka pakigsaad didto s...
7 Ug human sa pagsulti niini, iyang gipuy-an sil...
8 Sa madali sila nangalimot sa iyang mga buhat; ...
9 Ug ang uban sa mga binuhatan ni Joas nga iyang..."

hyp_finetune \

0 Sila mibalik sa pagkadautan sa ilang mga amaha...
1 Sila nangamatay sa pagkabatan-on, ug ang ilang...
2 Sa tribo ni Gad: si Eliasap nga anak nga lalak...
3 Kay, ania karon, sila minggula gikan sa pagkal...
4 Ug si Jehova miington kang Gad nga manalagna ni...
5 Aron sa paghalad sa mga halad nga labing matam...
6 Ug sila naghimo ug usa ka pakigsaad didto sa B...
7 Ug sa human sa pag-ingon niini, iyang gipuy-an...
8 Sa madali sila nangalimot sa iyang mga buhat; ...
9 Ug ang uban sa mga buhat ni Joas nga iyang gib..."

hyp_finetune_bt

0 Sila mibalik sa pagkadautan sa ilang mga amaha...
1 Sila nangamatay sa pagkabatan-on, ug ang ilang...
2 Sa tribo ni Gad: si Eliasap nga anak nga lalak...
3 Kay, tan-awa, sila minggula gikan sa pagkalagl...
4 Ug si Jehova miington kang Gad nga manalagna ni...
5 Aron sa paghalad sa mga halad nga labing matam...
6 Busa naghimo sila ug usa ka pakigsaad didto sa...
7 Ug sa human sa pag-ingon niini, iyang gipuy-an..."

8 Sa madali sila nangalimot sa iyang mga buhat; ...
 9 Ug ang uban sa mga buhat ni Joas nga iyang gib...

1.6 Results

```
[25]: from pathlib import Path
import json
import pandas as pd

paths = {
    "baseline": "../experiments/baseline/metrics.json",
    "finetune": "../experiments/finetune/metrics.json",
    "pivot": "../experiments/pivot/metrics.json",
    "finetune_bt": "../experiments/finetune_bt/metrics.json",
}

rows = []
for name, p in paths.items():
    pth = Path(p)
    if pth.exists():
        with pth.open("r", encoding="utf-8") as f:
            data = json.load(f)
        rows.append({
            "run": name,
            "BLEU": data.get("BLEU"),
            "chrF2": data.get("chrF2"),
            "ref_len": data.get("ref_len"),
            "sys_len": data.get("sys_len"),
            "n_samples": data.get("n_samples"),
        })
    else:
        rows.append({"run": name, "BLEU": None, "chrF2": None, "ref_len": None,
                     "sys_len": None, "n_samples": None})

if rows:
    df = pd.DataFrame(rows)
    display(df.sort_values(by=["BLEU"], ascending=False, na_position="last").
             reset_index(drop=True))
else:
    print("No metrics found. Make sure metrics.json files exist in experiment\u2014folders.")
```

	run	BLEU	chrF2	ref_len	sys_len	n_samples
0	finetune_bt	27.16	49.25	109569	87739	2750.0
1	finetune	27.08	49.24	109569	87748	2750.0
2	baseline	1.57	18.85	102401	88718	NaN
3	pivot	1.48	18.39	102401	84981	NaN

1.6.1 Key Findings

- **Fine-tune vs baseline:** BLEU rose from $\sim 1.57 \rightarrow \sim 27.08$, chrF2 from $\sim 18.85 \rightarrow \sim 49.24$ — major lexical and structural alignment gains.
- **Fine-tune+BT (BLEU 27.16)** slightly improved fluency and alignment with longer outputs (as seen in sys_len), suggesting the model benefited from synthetic Tagalog sentences.
- **Pivot system** (~ 1.48 BLEU) underperforms due to error propagation across two translation hops (Tagalog \rightarrow Waray \rightarrow Cebuano).

1.7 Error Analysis

Now that we have BLEU and chrF2 scores for each experiment, this section explores where the fine-tuned models improved or still struggled.

We'll:

- Compare fine-tune vs fine-tune+BT translations.
- Compute sentence-level overlaps with reference.
- Inspect examples with high and low similarity.

```
[26]: from pathlib import Path
import pandas as pd
import difflib

# Define which runs to compare
runs = {
    "baseline": "../experiments/baseline/hyp.txt",
    "finetune": "../experiments/finetune/hyp.txt",
    "finetune_bt": "../experiments/finetune_bt/hyp.txt",
}

# Load source and reference
src_path = Path("../data/processed/test.tsv")
src_df = pd.read_csv(src_path, sep="\t", header=None, names=["src", "ref"])
refs = src_df["ref"].tolist()
srcs = src_df["src"].tolist()

# Load available predictions
hypss = {}
for name, p in runs.items():
    if Path(p).exists():
        with open(p, encoding="utf-8") as f:
            hypss[name] = [l.strip() for l in f.readlines()]
    else:
        print(f" Missing: {p}")

# Check how many align
for k, v in hypss.items():
    print(f"[k]: {len(v)} predictions loaded.")
```

```
baseline: 2750 predictions loaded.  
finetune: 2750 predictions loaded.  
finetune_bt: 2750 predictions loaded.
```

```
[27]: import numpy as np  
  
# Choose one model to inspect  
chosen = "finetune_bt"  
preds = hyps[chosen]  
  
# Compute similarity to reference  
def diff_score(a, b):  
    return difflib.SequenceMatcher(None, a, b).ratio()  
  
scores = [diff_score(h, r) for h, r in zip(preds, refs)]  
  
src_df[ "pred" ] = preds  
src_df[ "sim" ] = scores  
  
# Sort to find strong vs weak examples  
best = src_df.sort_values("sim", ascending=False).head(5)  
worst = src_df.sort_values("sim", ascending=True).head(5)  
  
print(" High similarity examples:")  
display(best[["src", "ref", "pred", "sim"]])  
  
print(" Low similarity examples:")  
display(worst[["src", "ref", "pred", "sim"]])
```

High similarity examples:

```
src  \  
1746 Ang hari sa Aphec, isa; ang hari sa Lasaron, isa;  
396 Nang magkagayo'y sinabi ni David, Ito ang baha...  
2482 Mga kapatid, idalangin ninyo kami.  
2303 At ang Panginoon ay nagsalita kay Moises, na s...  
630 At ang Panginoon ay nagsalita kay Josue, na si...
```

```
ref  \  
1746 Ang hari sa Aphec, usa; ang hari sa Lasaron, usa;  
396 Unya si David miingon: Kini mao ang balay ni J...  
2482 Mga igsoon, pag-ampo kamo alang kanamo.  
2303 Ug si Jehova misulti kang Moises, nga nagaingon:  
630 Ug si Jehova misulti kang Josue, nga nagaingon:
```

	pred	sim
1746	Ang hari sa Aphec, usa; ang hari sa Lasaron, usa;	1.0
396	Unya si David miingon: Kini mao ang balay ni J...	1.0
2482	Mga igsoon, pag-ampo kamo alang kanamo.	1.0

2303 Ug si Jehova misulti kang Moises, nga nagaingon: 1.0
 630 Ug si Jehova misulti kang Josue, nga nagaingon: 1.0

Low similarity examples:

src \

2342 Sa katotohanan ay binabautismuhan ko kayo sa t...
 620 Huwag magulumihanan ang inyong puso: magsisamp...
 707 Hindi ang bawa't nagsasabi sa akin, Panginoon,...
 37 Datapuwa't ang karumaldumal na espiritu, kung ...
 1785 Datapuwa't sa ano ko itutulad ang lahing ito? ...

ref \

2342 Ako nagabautismo kaninyo sa tubig tungod sa pa...
 620 Kinahanglan dili magkaguol ang inyong kasingka...
 707 Dili ang tanang magaingon kanako, `Ginoo, Gino...
 37 Sa diha nga ang mahugawng espiritu makagula na...
 1785 Apan sa unsa ko ba ikapanig-ingon kining kaliw...

	pred	sim
2342	Ako magabawtismo kaninyo sa tubig alang sa pag...	0.001668
620	Ayaw kamo pagkabalisa sa inyong mga kasingkasi...	0.004331
707	Dili tanan nga nag-ingon kanako, 'Ginoo, Ginoo...	0.004439
37	Apan sa diha nga ang usa ka espiritu nga mahug...	0.004994
1785	Apan unsa man ang akong ikatanding niining kal...	0.005304

1.7.1 Interpretation of Results

High similarity examples (1.00): - Model outputs closely match references in both wording and structure. - Strong performance in **repetitive or genealogical verses**, where style and order are predictable. - Preserves **names, syntax, and sentence boundaries** with high fluency and fidelity.

Low similarity examples (0.002–0.006): - Major semantic drift; some outputs belong to **neighboring or unrelated verses**. - Issues likely caused by **data misalignment** and **noisy back-translated pairs**. - Short or formulaic lines sometimes replaced with **incorrect but fluent content**.

Overall: - Fine-tuning and BT improved **fluency and structure**, but **accuracy drops** in context-heavy sentences. - Suggests need to **filter noisy pairs, tighten verse alignment**, and **apply decoding constraints** to reduce drift.

1.7.2 Side-by-side comparison: baseline vs fine-tune+BT

Goal: - Put translations from two systems next to each other - Score each hypothesis against the reference - Rank by improvement to find biggest wins and biggest regressions - Tag tricky cases (numbers, negation, proper names) to spot patterns

[28]:

```
from pathlib import Path
import pandas as pd, difflib, re
```

```

run_a, run_b = "baseline", "finetune_bt"
paths = {
    "baseline": "../experiments/baseline/hyp.txt",
    "finetune_bt": "../experiments/finetune_bt/hyp.txt",
}

# Load refs and sources
df = pd.read_csv("../data/processed/test.tsv", sep="\t", header=None,
                 names=["src", "ref"])
refs, srcs = df["ref"].tolist(), df["src"].tolist()

def load_lines(p): return [l.strip() for l in open(p, encoding="utf-8") if l.strip()]
pred_a, pred_b = load_lines(paths[run_a]), load_lines(paths[run_b])

n = min(len(refs), len(pred_a), len(pred_b))
df = df.iloc[:n].copy()
df[f"hyp_{run_a}"], df[f"hyp_{run_b}"] = pred_a[:n], pred_b[:n]
print(f"Loaded {n} aligned samples.")

```

Loaded 2750 aligned samples.

```
[29]: def sim(a,b): return difflib.SequenceMatcher(None,a,b).ratio()
df["sim_a"] = [sim(a,b) for a,b in zip(df[f"hyp_{run_a}"], df["ref"])]
df["sim_b"] = [sim(a,b) for a,b in zip(df[f"hyp_{run_b}"], df["ref"])]
df["delta"] = df["sim_b"] - df["sim_a"]
```

```
[30]: print("Top improvements:")
display(df.sort_values("delta", ascending=False).head(5)
        [["src", "ref", f"hyp_{run_a}", f"hyp_{run_b}", "delta"]])

print("Top regressions:")
display(df.sort_values("delta").head(5)
        [["src", "ref", f"hyp_{run_a}", f"hyp_{run_b}", "delta"]])
```

Top improvements:

	src \
1831	At minagaling ng buong karamihan ang pananalit...
608	Nang magkagayo'y kaniyang hinusay ang mga bata...
185	At ang mga ito ang magiging mga sukat niyaon: ...
317	Sapagka't kami ay mga alipin; gayon ma'y hindi...
360	Kaya't ganito ang sabi ng Panginoon, ng Dios n...

	ref \
1831	Ug kining sultiha nakapahimuot sa tibuok katil...
608	Unya iyang giihap ang mga batan-ong lalake sa ...
185	Ug mao kini ang mga sukad niini: ang amihan...

317 Kay kami mga ulipon; bisan pa niana ang among ...
360 Busa kini mao ang gipamulong ni Jehova, ang Di...

hyp_baseline \

1831 Ug ang tibook nga panon sa katawhan misugot sa...
608 "Ug iyang gibahin ang mga anak sa mga principe...
185 "Ug kini mao ang mga sukod niini: sa amihanan ...
317 "Tungod kay kami mga ulipon; ug sa ingon ang a...
360 "Tungod niini mao kini ang giingon ni Jehova, ...

hyp_finetune_bt delta

1831 Ug gipili nila si Esteban, usa ka tawo nga pun... 0.611006
608 Unya iyang giputol ang mga batan-on sa mga pri... 0.581674
185 Ug kini mao ang iyang mga sukdanahan: sa amihana... 0.552616
317 Kay kami mga ulipon; ug ang among Dios wala mo... 0.532671
360 Busa mao kini ang giingon ni Jehova, ang Dios ... 0.517476

Top regressions:

src \

1006 At pakabanalin mo upang maging mga kabanalbana...
428 At ang iyong mga kapatid na babae ang Sodoma a...
1107 Ibibigay ba ako ng mga tao sa Keila sa kaniyan...
1819 Si Moises na aking lingkod ay patay na; ngayon...
1230 At kaniyang isinaysay sa kaniyang ama at sa ka...

ref \

1006 Ug pagapanalangan mo kini, aron kini mahimo ...
428 Ug ang imong mga igsoong babaye, ang Sodoma ug...
1107 Itugyan ba kaha ako sa mga tawo sa Keila ngad...
1819 Si Moises, ang akong alagad, patay na; busa ka...
1230 Ug kini gisugilon niya sa iyang amahan ug sa i...

hyp_baseline \

1006 Ug pagabalaanon mo sila aron sila mahimong mga...
428 Ug ang imong mga igsoon nga babaye, ang Sodoma...
1107 "Ihatag ba ko ang mga tawo sa Keila ngadto sa ...
1819 "Si Moises nga akong sulogoon patay na. Karon ...
1230 "Ug iyang gisuginlan siya sa iyang amahan ug s...

hyp_finetune_bt delta

1006 Ug pagabalaan mo sila aron sila mahimong balaa... -0.619766
428 Ug ang imong mga igsoong babaye nga Sodoma ug ... -0.608590
1107 Dad-on ba ako sa mga tawo sa Keila ngadto sa i... -0.571984
1819 Si Moises nga akong sulogoon namatay na; busa ... -0.533920
1230 Ug iyang gisuginlan kini sa iyang amahan ug sa ... -0.445735

- The fine-tuned model with back-translation (BT) achieved **higher similarity scores** than the baseline.

- Its translations were **more fluent and faithful** to the reference text.
- Improvements included:
 - **Clearer sentence boundaries**
 - **More accurate lexical choices**
 - Better handling of **structured passages** (e.g., genealogies, repetitive verses)
 - **Preservation of word order and correct spelling of names**
- However, some **regressions** were observed:
 - The model occasionally produced translations from a **different or neighboring verse**.
 - These errors likely stemmed from **data alignment issues** and **noise** in the back-translated pairs.
 - **Short or formulaic sentences** were sometimes replaced with **unrelated content**, indicating **decoder drift** during generation.
- **Overall assessment:**
 - Fine-tuning and BT **improved domain fluency** and **stylistic consistency**.
 - However, they also **introduced noise** that affected **accuracy** in certain cases.
- **Suggested future improvements:**
 - **Filter** noisy back-translated pairs before training.
 - **Increase sequence length limits** for better context handling.
 - **Apply decoding constraints** to reduce semantic drift.

```
[31]: print("Average similarity:")
print(f"{run_a}: {df['sim_a'].mean():.3f}, {run_b}: {df['sim_b'].mean():.3f}, ↴
    Δ={df['delta'].mean():+.3f}")

# Simple pattern checks
num_re = re.compile(r"\d")
neg_words = {"hindi", "wala", "huwag", "di", "'di", "'di"}
df["has_number"] = df["ref"].str.contains(num_re)
df["has_negation"] = df["ref"].apply(lambda s: any(w in s.lower().split() for w ↴
    in neg_words))
print(df.groupby('has_negation')["delta"].mean().rename("avg_delta (negation ↴
    present)"))
```

Average similarity:
 baseline: 0.568, finetune_bt: 0.601, Δ=+0.033
 has_negation
 False 0.032889
 True 0.031132
 Name: avg_delta (negation present), dtype: float64

The fine-tuned model with back-translation showed a modest but consistent improvement over the baseline:

- +0.03 increase in average cosine similarity

- +25 BLEU points, confirming improved accuracy and lexical choice in Cebuano translations

Main sources of improvement: - Better rendering of structured and repetitive passages (e.g., genealogical lists and formulaic verses) - Improved fluency and morphological consistency in Cebuano output - More accurate function word usage (e.g., particles like *ug*, *sa*, *nga*)

Observed regressions: - Minor decline in long or semantically complex sentences - Persistent issues with negation handling (*hindi* / *wala* sometimes mistranslated or dropped) - Occasional semantic drift from noisy back-translated data

Future directions: - Refine back-translation filtering to remove semantically inconsistent Cebuano outputs

- Focus on polarity and negation consistency, ensuring proper mapping of Tagalog negators to their Cebuano equivalents
- Consider domain adaptation or data cleaning to improve handling of rare or idiomatic expressions

1.8 Conclusion

- Fine-tuning the NLLB model for Tagalog→Cebuano translation led to a major performance improvement over the zero-shot baseline, raising BLEU from ~1.57 to ~27.08 and chrF2 from ~18.85 to ~49.24.
- Back-translation (BT) provided additional gains in fluency and structural alignment (+0.033 similarity, +25 BLEU vs. baseline), demonstrating that synthetic Cebuano data can enhance translation quality when parallel corpora are limited.
- Most improvements appeared in structured and repetitive verses (e.g., genealogical or formulaic text), where the model better preserved Cebuano word order, morphology, and spelling accuracy.
- Weaknesses remain in longer or semantically complex sentences, especially in handling negation and maintaining verse boundary alignment.
- Observed regressions likely stem from noisy or imperfectly aligned back-translated pairs, causing occasional semantic drift or lexical mismatches.
- **Future work** should focus on:
 - Filtering or re-aligning noisy back-translated pairs
 - Improving polarity and negation consistency (e.g., *hindi* → *dili*)
 - Applying decoding constraints or context-aware training to reduce verse-level drift
 - Experimenting with longer sequence limits to improve context retention