



UNIVERSITAS  
GADJAH MADA

# Deteksi Toxicity dalam Chat Game: Intent Detection and Slot Filling

Bagus Cipta Pratama (23/516539/PA/22097)

Kosmas Rio Legowo (23/512012/PA/21863)

Muhammad Akmal Fauzan (23/519741/PA/22303)

Rafid Nur Huda (23/517734/PA/22205)



# Penjelasan Task

Natural Language Understanding (NLU):

Shared task ini terdiri dari dua main task:

- Intent Classification → klasifikasi kalimat dari apa maksud (intent) chat pemain (**Explicit, Implicit, Action, Other**)
- Slot Filling → pelabelan urutan kata (level token) untuk mengambil informasi semantik yang ia bawa. (**Toxic, Character, Dota-terms, game-Slang, Pronoun, Other**)

In-game Chat	Slot Token	Intent
😊 I killed u	I/P killed/O u/P	Other
😊 sorry nyx	sorry/O nyx/C	Other
worst hookshot ever	worst/O hookshot/D ever/O	Explicit
not a good pudg	not/O a/O good/O pudg/C	Implicit
😊 almost	almost/O	Other
YOU THOUGHT	YOU/P THOUGHT/O	Other
STUPID PUDGE	STUPID/T PUDGE/C	Explicit
😊 fxxx	fxxx/T	Explicit
😊 report this	report/S this/P	Action

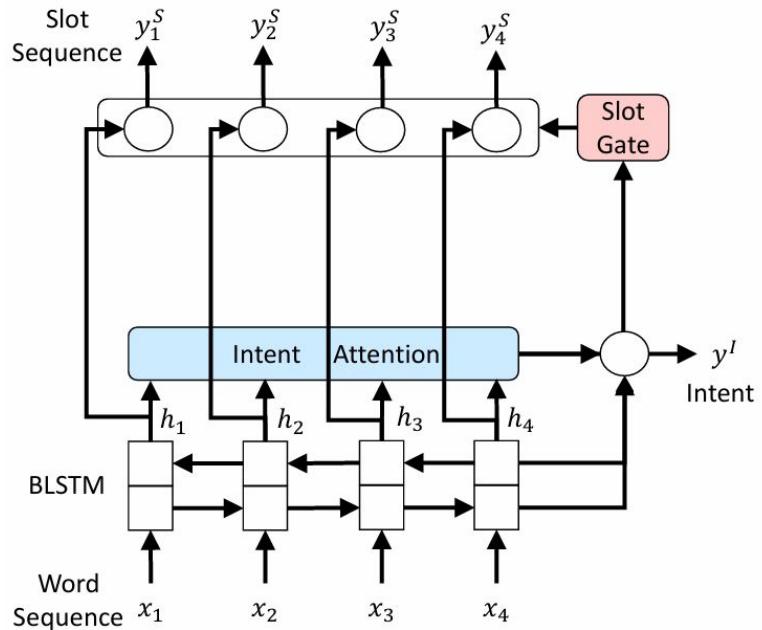
Slot type: T(Toxicity), C(Character), D(Dota-specific), S(Game Slang), P(Pronoun), O(Other)

Intent type: E(Explicit), I(Implicit), A(Action), O(Other)

# Arsitektur Model

- Slot-Gated Joint NLU (Goo et al., 2018)
- Komponen Utama:
  - **BiLSTM Encoder:** Memproses urutan kata dan menangkap dependensi kontekstual (Bidirectional LSTM).
  - **Intent Attention:** Menghasilkan intent context vector ( $c^I$ ) sebagai representasi global kalimat.
  - **Slot Gate:** Menggabungkan informasi lokal ( $h_i$ ) dan informasi intent ( $c^I$ ) untuk mempengaruhi prediksi slot.
- **Joint Training:** Model dilatih bersamaan untuk prediksi *intent* dan *slot*.

# Arsitektur Slot-Gated Model (Intent Attention)



# The workflow

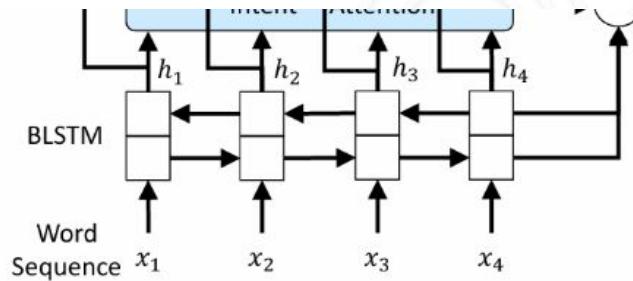
- Input: Word Sequence, setiap kata akan diubah menjadi embedding vector .

$$(x_1, x_2, x_3, x_4)$$

- Encoder: BiLSTM .

Hidden state inilah representasi konteks kata ke-i.

$$h_i = [\overrightarrow{h_i}; \overleftarrow{h_i}]$$



# The workflow

- Intent Attention

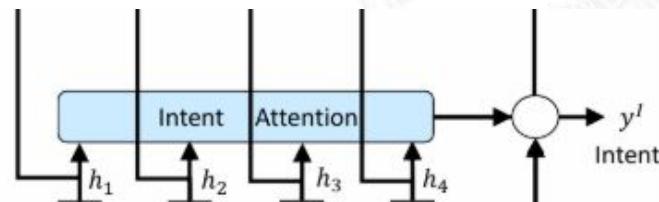
Model menghitung context vector untuk intent dari seluruh hidden state

$$c^I = \sum_j \alpha_j h_j$$

dimana  $\alpha_j$  adalah attention weight terhadap kata j

- Setelah mendapat  $c^I$ , intent diprediksi

$$y^I = \text{softmax}(W(h_T + c^I))$$



# Slot Gate

- menghubungkan pemahaman intent (global) dengan prediksi slot (per kata).  
gate dihitung sebagai

$$g_i = v^\top \tanh(h_i + Wc^I)$$

Interpretasi:

- model membandingkan **representasi kata ke-i** dengan **informasi intent**
- $g_i$  sebesar apa menentukan berapa banyak informasi intent dipakai saat menebak slot kata itu

Jika  $g_i$  besar: intent sangat relevan untuk slot token i

Jika  $g_i$  kecil: slot lebih bergantung pada konteks kata itu sendiri

# Slot Prediction

- Slot setiap kata diprediksi menggunakan

$$y_i^S = \text{softmax}(W(h_i + g_i \cdot h_i))$$

Arti dari  $(h_i + g_i \cdot h_i)$ :

- Jika  $g_i$  besar  $\rightarrow$  signal intent “menguatkan” fitur slot
- Jika  $g_i$  kecil  $\rightarrow$  slot prediction lebih netral (hanya pakai  $h_i$ )

Sehingga model **secara adaptif** menggunakan intent jika memang relevan.



# Joint Loss Function: Multi-Task Optimization Strategy

setelah mendapatkan keluaran berupa satu label per kalimat dan satu label per kata untuk token level , model dilatih dengan joint loss function

$$= \text{CE}(y^I, \hat{y}^I) + \sum_{t=1}^I \text{CE}(y_t^S, \hat{y}_t^S)$$

Cross-entropy di sini menjumlahkan hukuman untuk intent dan hukuman untuk setiap slot, sehingga kalau salah satu salah—bahkan satu token saja—loss langsung naik dan gradient memaksa semua parameter, termasuk gate, belajar dua tugas itu sekaligus.



# PARAMETER

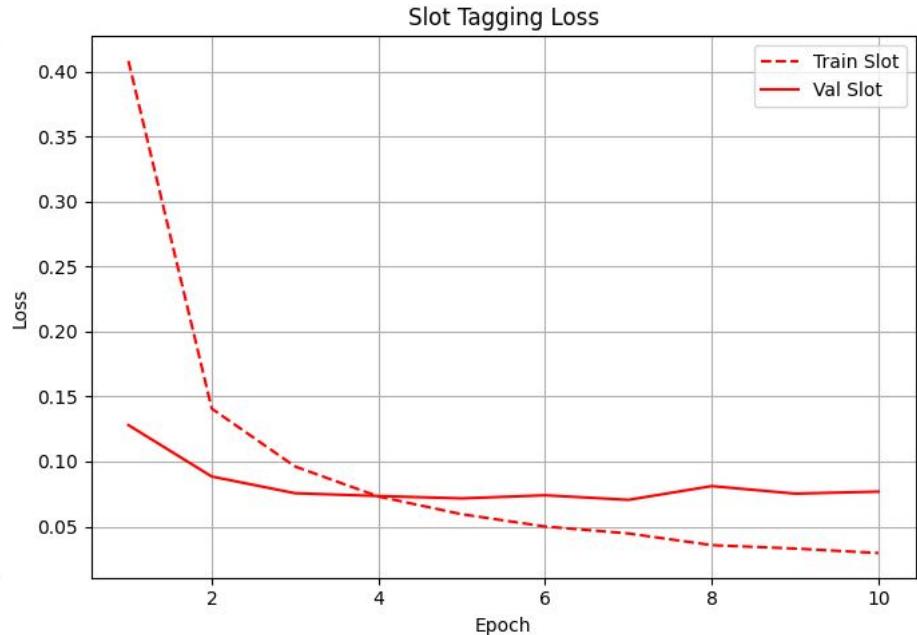
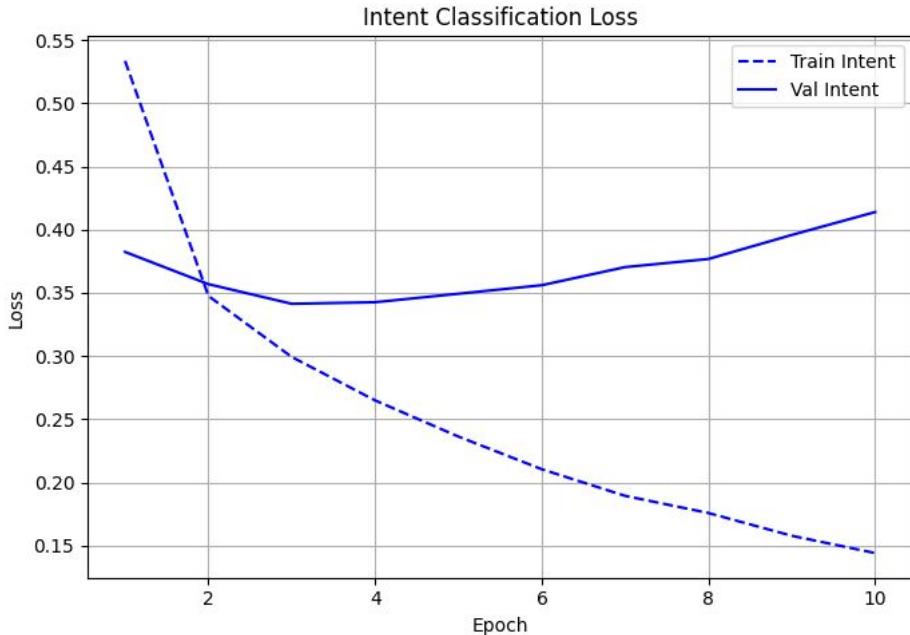
- **Epochs:** 10
- **Batch Size:** 32
- **Embedding dim:** 200
- **Learning rate:** 1e-3
- **Weight Decay:** 1e-4
- **Hidden:** 128
- **Dropout:** 0.4
- **Optimizer:** Adam (*learning rate = 1e-3*)



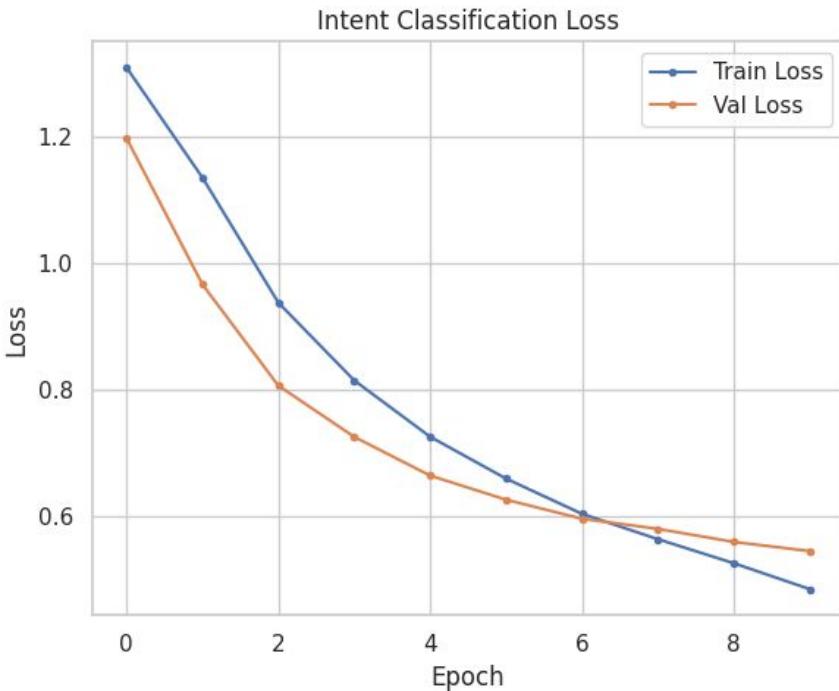
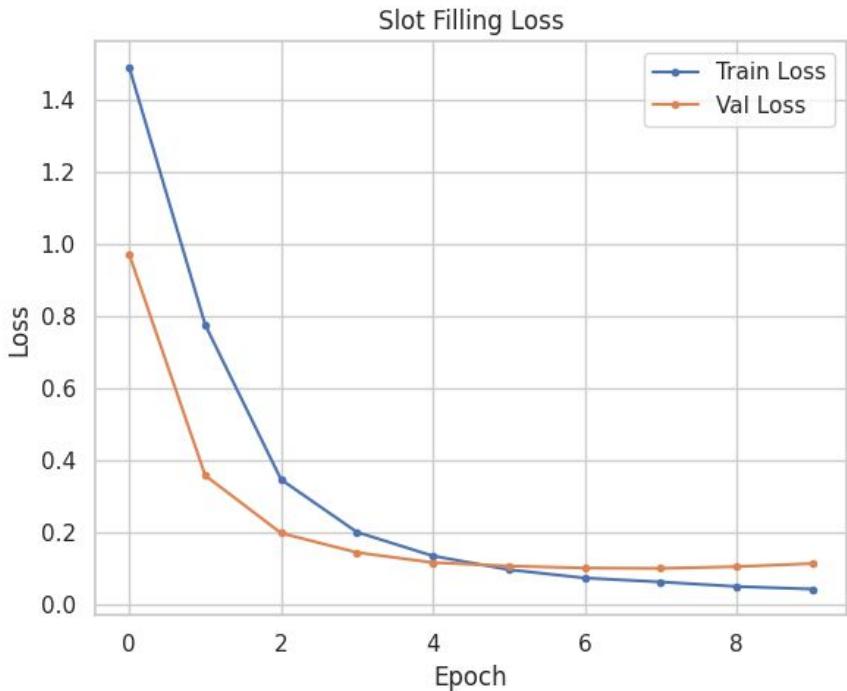
# BASELINE VS OPTIMIZED

<b>FITUR</b>	<b>BASELINE</b>	<b>OPTIMIZED</b>
Input Embedding	Random Initialization	Word2Vec
Data handling	-	Data Augmentation (WordNet)
Loss Function	Standard Cross Entropy Loss	Weighted Cross Entropy Loss
Regularization	Dropout	Dropout dan Weight Decay

# GRAFIK LOSS: BASELINE



# GRAFIK LOSS: OPTIMIZED



# Hasil Evaluasi pada Validation Set

- Metrik yang Dilaporkan:
  - **JSA (Joint Slot and Intent Accuracy):** Persentase kalimat dengan *intent* dan *slot* yang diprediksi benar.
  - **F1-score Intent:** 'E' (Explicit), 'I' (Implicit).
  - **F1-score Slot:** 'T' (Toxicity), 'D' (Dota-spesific), 'S' (game Slang).

Metric	Eksperimen 1	Eksperimen 2
<b>JSA</b>	0.8726	0.8523
<b>F1(E)</b>	0.83	0.83
<b>F1(I)</b>	0.72	0.65
<b>F1(T)</b>	0.96	0.96
<b>F1(D)</b>	0.93	0.94
<b>F1(S)</b>	0.99	0.99



# References

Liu, B., & Lane, I. (2016). Attention-based recurrent neural network models for joint intent detection and slot filling. arXiv preprint arXiv:1609.01454.

Chih-Wen Goo, Guang Gao, Yun-Kai Hsu, Chih-Li Huo, Tsung-Chieh Chen, Keng-Wei Hsu, and Yun-Nung Chen. 2018. Slot-Gated Modeling for Joint Slot Filling and Intent Prediction. In Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 2 (Short Papers), pages 753–757, New Orleans, Louisiana. Association for Computational Linguistics.



UNIVERSITAS  
GADJAH MADA

# Terima Kasih

matur suwun

