

BAB 5

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah *pipeline* otomatis berbasis *Multilingual BERT* dan skema *BIO tagging* untuk identifikasi serta ekstraksi entitas diagnosis medis dari teks berbahasa Indonesia. *Pipeline* ini mencakup *preprocessing* data diagnosis, pelabelan *BIO*, pelatihan model *NER* menggunakan *mBERT*, pemetaan ke kode standar *SNOMED CT*, serta konversi ke format *resource* *FHIR*. Sistem yang dikembangkan telah diimplementasikan sebagai layanan *API* berbasis *Flask*, sehingga dapat diakses melalui *POST request* dan terintegrasi dengan aplikasi lain secara fleksibel. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari sekitar 9.000 kalimat diagnosis medis, dengan total 90.589 token, serta distribusi label sebesar 8.248 token untuk *B-CONDITION* (9.10%), 8.041 token untuk *I-CONDITION* (8.88%), dan 74.300 token untuk label *O* (82.02%). Proporsi *entity* pada dataset mencapai 17.98%, sehingga model mampu belajar dari variasi label yang cukup representatif untuk skenario ekstraksi diagnosis di Indonesia.

Evaluasi performa *pipeline* dilakukan pada data diagnosis medis nyata yang diambil dari berbagai website kesehatan, seperti *Halodoc*, *Alodokter*, dan *Satu Sehat*. Berdasarkan hasil pengujian pada data *real-world* tersebut, *pipeline* yang dibangun mampu mengekstraksi entitas diagnosis dengan akurasi sebesar 93.1%, *precision* 91.8%, *recall* 92.3%, dan *F1-score* 92% pada label entitas. Nilai metrik yang tinggi ini menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan generalisasi dengan baik dan *robust* terhadap berbagai variasi gaya bahasa, struktur kalimat, serta istilah medis yang ditemukan pada sumber data internet dan *website* kesehatan populer. *Pipeline* juga dapat diakses secara efisien dan siap diintegrasikan ke dalam sistem informasi kesehatan berbasis *FHIR*.

Meskipun *pipeline* telah menunjukkan performa yang sangat baik, terdapat sejumlah tantangan utama yang masih dihadapi, terutama pada tahap pemetaan diagnosis ke kode standar *SNOMED CT*. Hal ini dikarenakan belum tersedianya kamus atau terminologi *SNOMED CT* versi Indonesia yang benar-benar *open source* dan dapat diekstrak secara otomatis. Akibatnya, proses pemetaan kode diagnosis ke *SNOMED CT* harus dilakukan secara semi-manual atau melalui pencarian terbatas, sehingga beberapa istilah lokal, singkatan, maupun variasi penulisan diagnosis medis masih sulit untuk dipetakan secara akurat ke kode internasional yang sesuai.

Secara keseluruhan, *pipeline* yang dikembangkan dalam penelitian ini telah menunjukkan potensi sebagai solusi awal untuk mendukung proses ekstraksi dan standarisasi diagnosis medis secara otomatis di Indonesia. Untuk pengembangan ke depan, sangat disarankan untuk memperbanyak variasi dataset diagnosis dari berbagai sumber klinis dan memperkaya kamus lokal *SNOMED CT*. Selain itu, eksplorasi terhadap metode pembelajaran lanjutan berbasis *deep learning* dan integrasi *resource* lain dari *FHIR* dapat semakin meningkatkan keandalan *pipeline* dalam mendukung interoperabilitas serta transformasi digital sistem informasi kesehatan nasional. Dengan demikian, *pipeline* ini diharapkan mampu berkontribusi nyata pada percepatan digitalisasi dan integrasi data medis di Indonesia.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan evaluasi yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan lebih lanjut:

a. **Pengayaan Dataset Diagnosis:**

Disarankan untuk memperluas dan memperkaya dataset diagnosis medis, baik dari segi jumlah data maupun variasi jenis diagnosis. Dataset yang lebih besar dan beragam akan meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam menghadapi berbagai pola penulisan diagnosis di dunia nyata.

b. **Peningkatan Kamus SNOMED CT Lokal:**

Perlu dilakukan pengembangan dan pemutakhiran kamus SNOMED CT dengan menambahkan variasi istilah lokal, sinonim, dan singkatan diagnosis yang sering digunakan di Indonesia. Hal ini akan meningkatkan keberhasilan pemetaan otomatis diagnosis ke kode standar SNOMED CT.

c. **Penambahan Algoritma *Fuzzy Matching*:**

Untuk meningkatkan keberhasilan pemetaan diagnosis ke kode SNOMED CT, disarankan untuk mengimplementasikan algoritma *Levenshtein distance* atau metode *fuzzy matching* lainnya dalam proses pencocokan diagnosis. Dengan cara ini, diagnosis yang ditulis dengan variasi ejaan atau singkatan tetap dapat dipetakan secara otomatis ke kode standar yang sesuai, sehingga mengurangi kebutuhan audit manual.

d. **Penambahan *Resource FHIR* Lain:**

Selain *resource Condition*, sistem dapat dikembangkan lebih lanjut dengan mendukung konversi diagnosis ke *resource FHIR* lain yang relevan, seperti *Observation*, *Procedure*, atau *MedicationRequest*. Hal ini akan memperluas cakupan *pipeline* dan meningkatkan interoperabilitas data medis lintas berbagai kebutuhan klinis dan pelaporan.