

ANALISIS FAKTOR SOSIAL-EKONOMI PADA DATA REKAM MEDIK PASIEN TB MENGGUNAKAN TEKNOLOGI MLP CLASSIFIER-ANN DALAM KASUS KEGAGALAN PENGOBATAN

Gilang Al Qarana¹, Sfenrianto²

^{1,2}Bina Nusantara University, Jakarta, Indonesia

Email: gilang.alqarana@binus.ac.id, sfenrianto@binus.edu

ABSTRAK

Program TB nasional harus mengidentifikasi pemangku kepentingan yang bekerja pada SDGs lainnya, mengembangkan mekanisme untuk berkolaborasi dengan mereka dan memfasilitasi tindakan pada penentu sosial-ekonomi di wilayah geografis dengan beban TB tinggi. Pada penelitian ini akan menggunakan data retro tentang kondisi sosial dan ekonomi pasien pada suatu Rumah Sakit Umum Pusat (RSUP) Persahabatan di wilayah Jakarta yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi kegagalan pengobatan yang terjadi. Total sebanyak 2,250 data rekam medik pasien digunakan dalam penelitian ini. Metode klasifikasi yang akan digunakan adalah Artificial Neural Network (ANN) dengan metode klasifikasi menggunakan MLP Classifier. Metode ini digunakan karena data-data sosial ekonomi pada rekam medik pasien yang berjumlah sangat banyak dan bersifat kategorik sehingga tidak dapat dilakukan teknik analisis dan klasifikasi yang sederhana. Pembangunan Model Klasifikasi melalui menggunakan dataset tanpa penambahan metode apapun dan pengkategorian ulang beberapa indikator. Model klasifikasi dapat dibangun menggunakan arsitektur ANN terbaik menggunakan metode MLP-Classifier dengan akurasi 99,5% untuk training dan 81.6% untuk testing. Model klasifikasi yang dihasilkan juga telah diuji untuk mengetahui kemampuan prediktif/inferensi masing-masing model. Hasil penelitian dapat digunakan untuk menerapkan model klasifikasi untuk menjawab kebutuhan bisnis yang ada dalam konteks pengendalian TB di Indonesia.

Kata Kunci: data rekam medik, MLP Classifier-ANN, tuberculosis

ABSTRACT

National TB programs should identify stakeholders working on other SDGs, develop mechanisms to collaborate with them and facilitate action on socio-economic determinants in geographic areas with high TB loads. This study will use retro data on the social and economic conditions of patients at a Friendship Central General Hospital (RSUP) in the Jakarta area which is expected to improve the accuracy of the classification of treatment failures that occur. A total of 2,250 patient medical record data were used in this study. The classification method that will be used is an Artificial Neural Network (ANN) with a classification method using an MLP Classifier. This method is used because the socioeconomic data on the medical records of patients are so numerous and categorical that simple analysis and classification techniques cannot be carried out. Construction of a Classification Model through using datasets without adding any methods and re-categorizing some indicators. The classification model can be built using the best ANN architecture using the MLP-Classifier method with an accuracy of 99.5% for training and 81.6% for testing. The resulting classification models have also been tested to determine the predictive/inference capabilities of each model. The results of the

study can be used to apply a classification model to answer existing business needs in the context of TB control in Indonesia.

Keywords: *medical record data, MLP Classifier-ANN, tuberculosis*

PENDAHULUAN

Di seluruh dunia, tuberkulosis (TB) adalah penyebab utama kematian dari satu agen penyakit menular (World Health Organization, 2019), termasuk di antaranya adalah orang-orang yang hidup dengan infeksi *Human Immunodeficiency Virus* (HIV) (Gupta, Lucas, Fielding, & Lawn, 2015). Inisiatif Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), Strategi untuk mengakhiri Tuberkulosis, menetapkan target ambisius pada rentang tahun 2020-2035, termasuk pengurangan 20% insiden TB dan pengurangan 35% dalam jumlah kematian TB pada 2020, serta 90% pengurangan insiden TB dan 95% pengurangan kematian TB pada 2035, dibandingkan dengan 2015 (World Health Organization, 2015). Telah terbit laporan yang mengevaluasi kemajuan global terhadap target tersebut berdasarkan data yang dilaporkan oleh WHO (World Health Organization, 2019). Data TB tahunan yang secara rutin dilaporkan kepada WHO oleh 194 negara anggota digunakan untuk memperkirakan insiden TB dan kematian secara keseluruhan dan di antara orang-orang dengan infeksi HIV, inisiasi pengobatan pencegahan TB, dan TB resisten obat pada tahun 2018 (World Health Organization, 2019). Telah dilakukan penelitian yang menggambarkan determinan dari kondisi sosial-ekonomi TB dan membahas bagaimana peluang untuk mengatasi determinan ini dengan cara yang universal di bawah kerangka kerja *Sustainable Development Goals* (SDGs) Perserikatan Bangsa-Bangsa (Satyanarayana et al., 2020).

Program TB nasional harus mengidentifikasi pemangku kepentingan yang bekerja pada SDGs lainnya, mengembangkan mekanisme untuk berkolaborasi dengan mereka dan memfasilitasi tindakan pada penentu sosial-ekonomi di wilayah geografis dengan beban TB tinggi. Di masa lalu, tren tingkat insiden

TB di negara-negara berpenghasilan tinggi jelas menunjukkan bahwa upaya untuk meningkatkan status sosial-ekonomi, kondisi hidup dan status gizi (seperti yang terlihat sebelum dan segera setelah perang dunia) mengakibatkan penurunan beban TB yang cepat, dan, kemerosotan dalam kondisi ini (selama masa perang) meningkatkan tingkat kejadian TB. Baik di negara-negara berpenghasilan tinggi maupun rendah, TB terutama mempengaruhi orang-orang dengan status sosial-ekonomi yang lebih rendah (Murray, 2004, 2015). Sebagian besar faktor risiko TB dikaitkan dengan kemiskinan, ketimpangan sosial-ekonomi dan gender, dan kondisi kehidupan (Janssens & Rieder, 2008). Malnutrisi, kondisi perumahan / kehidupan yang buruk, dan *overcrowding* adalah penanda langsung kemiskinan (Carter et al., 2018). Orang-orang dari kelompok sosial-ekonomi yang lebih rendah cenderung hidup dan / atau bekerja dalam pengaturan yang penuh sesak, mengalami kerawanan pangan yang lebih besar, memiliki tingkat kesadaran yang lebih rendah tentang perilaku sehat, dan cenderung memiliki akses sulit ke layanan perawatan kesehatan yang berkualitas (Adler & Newman, 2002). Mereka juga lebih cenderung bersentuhan dengan orang dengan penyakit TB aktif.

Pada penelitian ini akan menggunakan data retro tentang kondisi sosial dan ekonomi pasien pada suatu Rumah Sakit Umum Pusat (RSUP) Persahabatan di wilayah Jakarta yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi kegagalan pengobatan yang terjadi. Metode klasifikasi yang akan digunakan adalah *Artificial Neural Network* (ANN) dengan metode klasifikasi menggunakan *MLP Classifier*. Metode ini digunakan karena data-data sosial ekonomi pada rekam medik pasien yang berjumlah sangat banyak dan bersifat kategorik sehingga tidak dapat dilakukan

teknik analisis dan klasifikasi yang sederhana. Data pasien yang diteliti adalah pasien dengan riwayat sukses pengobatan, mangkir pengobatan, meninggal, dan kambuh. Percobaan yang akan dilakukan adalah mencari minimal ukuran data training yang baik untuk klasifikasi menggunakan metode *MLP Classifier ANN* dan menentukan fitur yang signifikan dan tidak signifikan mempengaruhi akurasi dari klasifikasi.

Mahara, Yang, Chen, Wang, & Guo (2018) melakukan sebuah penelitian yang menginvestigasi prediktor sosial-ekonomi dan distribusi TB positif di wilayah Beijing. Mereka menemukan bahwa insiden TB sebagian besar terjadi di kabupaten perkotaan dan padat penduduk selama masa studi. Namun, tren insiden TB telah menurun di Beijing. Secara konsisten, mereka mengkonfirmasi bahwa jumlah tempat tidur rumah sakit, PDB tingkat kabupaten, PDB per kapita, populasi penduduk tetap, kepadatan penduduk, dan populasi migran mungkin berdampak pada insiden TB. Temuan menunjukkan bahwa langkah-langkah pengendalian TB harus difokuskan pada faktor-faktor tersebut untuk mengalokasikan sumber daya kesehatan masyarakat secara lebih tepat untuk mengurangi beban insiden TB. Setiarni, Sutomo, & Hariyono (2011) melakukan sebuah penelitian tentang hubungan antara tingkat pengetahuan, status ekonomi dan kebiasaan merokok dengan kejadian TB paru pada orang dewasa di Kabupaten Ketapang Kalimantan Barat, dari tingkat pengetahuan ternyata memperoleh nilai $p=0,026 < 0,05$ berarti ada hubungan yang bermakna antara tingkat pengetahuan dengan kejadian TB paru pada orang dewasa. Besarnya risiko dari hasil output diperoleh nilai $RR=1,857$ lebih besar dari 1 (95% CI: 1,062-3,446) yang nilainya tidak mencakup angka 1, artinya bahwa orang dengan tingkat pengetahuan yang rendah akan meningkatkan risiko untuk terkena TB sebesar 1,857 kali lebih besar dari orang yang memiliki tingkat pengetahuan yang tinggi. Hasil penelitian ini sejalan dengan hasil penelitian Purwanto (2003) yang

menyatakan ada hubungan antara tingkat pengetahuan dengan kejadian TB paru.

METODE



Gambar 3. Alur Penelitian

Pengumpulan data dilakukan dengan melibatkan data retrospektif pasien TB yang telah dan sedang menjalani pengobatan dalam kurun waktu tertentu 3 tahun terakhir, utamanya sejak tahun 2019 s.d. 2021. Data ini akan digunakan dalam proses pengembangan model klasifikasi yang membutuhkan waktu hingga 3 bulan yaitu dari Februari 2022 s.d April 2022 yang akan dilakukan pada RSUP Persahabatan. Lokasi ini dipilih karena RSUP Persahabatan memiliki jumlah pasien TB yang cukup banyak setiap tahunnya, sehingga memungkinkan untuk membangun model klasifikasi.

Populasi dalam penelitian ini adalah data rekam medik pasien TB yang telah atau sedang menjalani pengobatan di RSUP Persahabatan. Penelitian ini menggunakan Teknik *purposive sampling* yaitu teknik untuk menentukan sampel penelitian dengan beberapa pertimbangan tertentu yang bertujuan agar data yang diperoleh nantinya bisa lebih representatif. Pengelolaan sampel menggunakan bahasa pemrograman Python, software data mining Orange dan Anaconda Navigator, serta software pengolah angka Microsoft Excel. Perhitungan sampel untuk data mining menggunakan ANN ukuran sampel harus setidaknya 50-500 kali jumlah fitur (Alwosheel, van Cranenburgh, & Chorus, 2018). Karena dalam penelitian ini terdapat 5 fitur utama, maka peneliti

mengambil jumlah perhitungan besaran sampel pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

$$\text{Sampel} = n \times \text{Fitur} \times 450$$

$$\text{Sampel} = 5 \times 450 = 2,250$$

Kriteria Inklusi dalam penelitian ini adalah:

- a. Data Pasien TB yang dirawat oleh RSUP Persahabatan dalam kurun 10 tahun terakhir
- b. Data Pasien TB dengan status pengobatan sembuh
- c. Data Pasien TB dengan status pengobatan mengulang/relaps
- d. Data Pasien TB dengan status meninggal dunia
- e. Data Pasien TB dengan status resisten obat
- f. Data Pasien TB yang memiliki kelengkapan pada data sosial-ekonomi

Kriteria Eksklusi dalam penelitian ini adalah:

- a. Data Pasien TB baru yang belum ada hasil pengobatannya
- b. Data Pasien TB yang tidak lengkap pada data sosial-ekonomi

Semua data yang diambil dari Rekam Medik pasien akan dijaga kerahasiaannya dan digunakan untuk penelitian ini saja, dan peneliti mendapat persetujuan lolos kaji etik dari Komite Etik Penelitian Kesehatan RSUP Persahabatan. Adapun nomor lolos kaji etik untuk penelitian ini adalah 12/KEPK-RSUPP/02/2022. Dan izin untuk melakukan penelitian dengan nomor surat DL.01.01/IX.2/2059/2022.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Sumber Data

Data rekam medik yang diberikan oleh rumah sakit sudah sesuai dengan format sebagaimana dijelaskan pada bagian sebelumnya. Untuk penggunaan dalam penelitian ini, *dataset* STPI perlu dipersiapkan terlebih dahulu. Data rekam medik dikumpulkan dalam bentuk *spreadsheet* dengan format *.xlsx* yang diekspor langsung dari sistem informasi rumah sakit. Beberapa data memerlukan penyesuaian diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Data diagnosis primer dikelompokkan berdasarkan klasifikasi ICD-10 pada bagian tuberkulosis paru atau ekstra paru
2. Data diagnosis sekunder dikelompokkan menjadi ada dan tidak ada, karena terlalu banyak data dengan nilai berbeda
3. Data jarak dikelompokkan menjadi kurang dari sama dengan atau lebih dari 10km. Nilai 10km diambil berdasarkan data Potensi Desa (PODES) tahun 2014 yang memberikan informasi tentang jarak dan kemudahan akses ke fasilitas kesehatan (Maisya & Lestari, 2019).
4. Data waktu tempuh dihitung berdasarkan rata-rata waktu tempuh perjalanan 10km di wilayah Jakarta, dan didapatkan hasil 30 menit/10km waktu tempuh perjalanan.

Analisis dan Evaluasi Hasil Klasifikasi

Pemisahan Data

Prosedur train-test split digunakan untuk memperkirakan kinerja algoritma machine learning ketika digunakan untuk membuat prediksi pada data yang tidak digunakan untuk melatih model. Perbandingan antara data training dan testing adalah 80:20 dengan parameter `random_state` sebesar 44.

```
# tentukan variabel x dan y
x = data.drop(['idpat', 'diagnosa1', 'diag2', 'Outcome'], axis = 1)
y = data[['Outcome']]

# split data train dan test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, stratify=y, random_state=44)
```

Gambar 4 Memisahkan data Training dan Testing

Klasifikasi data rekam medik menggunakan *MLP Classifier*

Pelatihan model di sini menggunakan *MLPClassifier* (ANN) dengan parameter default. *MLPClassifier* adalah nama singkatan dari Multi-layer Perceptron classifier, yang berhubungan dengan Neural Networks. Tidak seperti algoritma klasifikasi lainnya seperti Support Vectors atau Naive Bayes, *MLPClassifier* didasarkan pada Neural Network yang digunakan untuk melakukan tugas klasifikasi.

```
# pemodelan
model = MLPClassifier(random_state=42)
model.fit(df_train, y_train)
```

Gambar 6. Proses pelatihan model eksperimen 1

Pada tahap ini dihasilkan model klasifikasi yang selanjutnya dapat digunakan untuk memprediksi hasil dengan menggunakan data testing. *MLP Classifier* cocok untuk masalah prediksi klasifikasi di mana input diberi kelas atau label. Namun, satu kesamaan, dengan algoritma klasifikasi Scikit-Learn lainnya adalah bahwa penerapan *MLP Classifier* tidak membutuhkan lebih banyak upaya daripada menerapkan Support Vectors atau Naive Bayes atau pengklasifikasi lainnya dari Scikit-Learn (Zhang et al., 2018). Pada model tersebut, parameter dibiarkan default dan hanya *random_state* yang diberikan nilai. *Random_state* adalah parameter memungkinkan untuk mengatur seed dalam mereproduksi hasil yang sama

Penentuan batas kinerja model

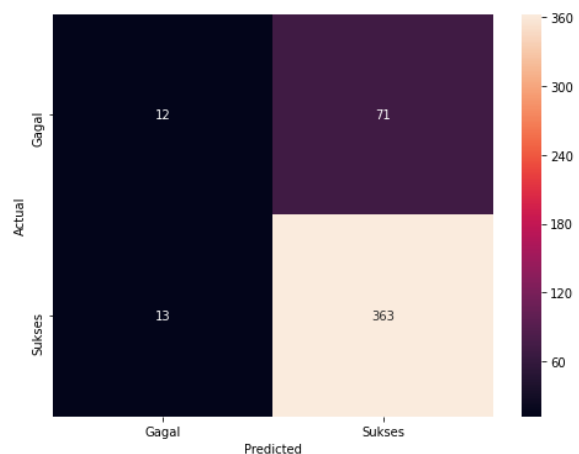
Kinerja model klasifikasi secara keseluruhan dihitung berdasarkan persentase pada *confusion matrix* yang dihasilkan untuk klasifikasi yang tepat sesuai dengan label, dengan batas/threshold tertentu yang ditetapkan. Saat ini batas yang ditetapkan oleh 50%. Rumus untuk mendapat nilai persentase akurasi, presisi, recall:

- 1) Akurasi merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.
- 2) Precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.
- 3) Recall (Sensitifitas) merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.
- 4) F1-Score menggabungkan presisi dan recall classifier menjadi satu metrik dengan mengambil rata-ratanya. Skor ini digunakan untuk membandingkan

kinerja dua pengklasifikasi. Misalkan classifier A memiliki recall yang lebih tinggi, dan classifier B memiliki presisi yang lebih tinggi.

Analisis Confusion Matrix

Output "TN" adalah singkatan dari *True Negative* yang menunjukkan jumlah hasil pengobatan gagal yang diklasifikasikan secara akurat. Demikian pula, "TP" adalah singkatan dari *True Positive* yang menunjukkan jumlah hasil pengobatan sukses yang diklasifikasikan secara akurat. Istilah "FP" menunjukkan nilai *False Positive*, yaitu jumlah hasil pengobatan sukses yang diklasifikasikan sebagai gagal; dan "FN" berarti nilai *False Negative* yang merupakan jumlah contoh hasil pengobatan sukses yang diklasifikasikan sebagai gagal. *Confusion Matrix* yang paling umum digunakan saat melakukan klasifikasi adalah akurasi.



Gambar 7. Confusion Matrix Model

Dapat kita lihat bahwa pada label Gagal yang diprediksi benar hanya sebesar 12 data dan yang salah sebanyak 71 data. Sedangkan pada data label Sukses diprediksi benar sebanyak 363 data dan yang diprediksi salah sebanyak 13 data.

Akurasi Training dan Testing

Akurasi data training dan testing dengan persentase sebagai berikut:

```
print("ANN Accuracy Score training : ",accuracy_score(y_train,model.predict(df_train))*100)
print("ANN Accuracy Score testing : ",accuracy_score(y_test,y_pred)*100)
ANN Accuracy Score training : 99.5092693565976
ANN Accuracy Score testing : 81.69934640522875
```

Gambar 8. Akurasi Eksperimen Model

Tingkat akurasi yang diperoleh pada eksperimen ini adalah 99.5% untuk training dan 81.6% untuk testing. Hasil ini menyatakan bahwa model mengalami overfitting, yang artinya adalah data yang digunakan untuk pelatihan itu adalah yang "terbaik" dibanding saat pengujian namun tetap hasil ini masih diatas batas kinerja yang ditentukan yaitu 50%.

Analisis Kinerja Model Secara Keseluruhan

Tahap akhir yang dilakukan pada evaluasi di eksperimen ini adalah melihat laporan hasil klasifikasi yang hasilnya adalah sebagai berikut:

```
#klasifikasi report
print("klasifikasi report")
print(classification_report(y_test,y_pred))
```

klasifikasi report	precision	recall	f1-score	support
Gagal	0.48	0.14	0.22	83
Sukses	0.84	0.97	0.90	376
accuracy			0.82	459
macro avg	0.66	0.56	0.56	459
weighted avg	0.77	0.82	0.77	459

Gambar 8. Laporan Hasil Klasifikasi Eksperimen 1

Karena data yang digunakan *imbalance* menyebabkan hasil dari nilai f1-score menjadi kurang baik. Didapatkan nilai tersebut untuk label Gagal sebesar 22% sedangkan label Sukses sebesar 90%. Sehingga model ini dapat mengklasifikasikan pasien yang sukses pengobatan lebih baik daripada yang gagal pengobatan.

KESIMPULAN

Pembangunan Model Klasifikasi melalui menggunakan dataset tanpa penambahan metode apapun dan pengkategorian ulang beberapa indikator. Model klasifikasi dapat dibangun

menggunakan arsitektur ANN terbaik menggunakan metode MLP-Classifer dengan akurasi 99,5% untuk training dan 81.6% untuk testing. Model klasifikasi yang dihasilkan juga telah diuji untuk mengetahui kemampuan prediktif/inferensi masing-masing model. Hasil penelitian dapat digunakan untuk menerapkan model klasifikasi untuk menjawab kebutuhan bisnis yang ada dalam konteks pengendalian TB di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan hasil bahwa klasifikasi kegagalan pengobatan pasien TB berdasarkan kondisi sosial-ekonomi menggunakan MLP Classifier ANN mampu untuk memberikan hasil akurasi yang baik. Rumah sakit/organisasi lain di Indonesia dapat merujuk kepada langkah dan metode yang dijelaskan dalam penelitian ini, beserta source code yang tersedia untuk mengembangkan sendiri model klasifikasi kegagalan pengobatan TB dimaksud sesuai dengan kebutuhan yang telah ditetapkan. Pembangunan model klasifikasi kegagalan pengobatan TB dengan algoritma lain dirasa perlu agar penerapannya pada rumah sakit/organisasi secara luas karena adanya batasan terhadap parameter-parameter yang ada pada algoritma ANN. Dengan demikian, beberapa algoritma lain yang dapat melakukan klasifikasi dapat dipertimbangkan, hal ini tentu menyesuaikan dengan model sistem informasi yang ada pada organisasi tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Adler, N. E., & Newman, K. (2002). Socioeconomic disparities in health: pathways and policies. *Health Affairs (Project Hope)*, 21(2), 60–76. <https://doi.org/10.1377/hlthaff.21.2.60>
- Alwosheel, A., van Cranenburgh, S., & Chorus, C. G. (2018). Is your dataset big enough? Sample size requirements when using artificial neural networks for discrete choice analysis. *Journal of Choice Modelling*, 28, 167–182. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jocm.2018.07.002>
- Carter, D. J., Glaziou, P., Lönnroth, K., Siroka, A., Floyd, K., Weil, D., ... Boccia, D. (2018). The impact of social

- protection and poverty elimination on global tuberculosis incidence: a statistical modelling analysis of Sustainable Development Goal 1. *The Lancet. Global Health*, 6(5), e514–e522. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(18\)30195-5](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(18)30195-5)
- Gupta, R. K., Lucas, S. B., Fielding, K. L., & Lawn, S. D. (2015). Prevalence of tuberculosis in post-mortem studies of HIV-infected adults and children in resource-limited settings: a systematic review and meta-analysis. *AIDS (London, England)*, 29(15), 1987.
- International Labour Office. (2012). *International Standard Classification of Occupations 2008 (ISCO-08): Structure, group definitions and correspondence tables*. International Labour Office.
- Janssens, J.-P., & Rieder, H. L. (2008, November). An ecological analysis of incidence of tuberculosis and per capita gross domestic product. *The European Respiratory Journal*, Vol. 32, pp. 1415–1416. <https://doi.org/10.1183/09031936.00078708>
- Mahara, G., Yang, K., Chen, S., Wang, W., & Guo, X. (2018). Socio-economic predictors and distribution of tuberculosis incidence in Beijing, China: a study using a combination of spatial statistics and GIS technology. *Medical Sciences*, 6(2), 26.
- Maisya, I. B., & Lestari, H. (2019). Jaminan Kesehatan sebagai solusi mengatasi hambatan akses dan biaya dalam pemanfaatan pelayanan kesehatan ibu di Indonesia. *Badan Penelitian Dan Pengembangan Kesehatan*.
- Murray, J. F. (2004). A century of tuberculosis. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 169(11), 1181–1186. <https://doi.org/10.1164/rccm.200402-1400E>
- Murray, J. F. (2015). Tuberculosis and World War I. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 192(4), 411–414. <https://doi.org/10.1164/rccm.201501-0135OE>
- Presiden Republik Indonesia. (2003). *UU SISDIKNAS No.20 Tahun 2003*.
- Satyanarayana, S., Thekkur, P., Kumar, A. M. V, Lin, Y., Dlodlo, R. A., Khogali, M., ... Harries, A. D. (2020). An Opportunity to END TB: Using the Sustainable Development Goals for Action on Socio-Economic Determinants of TB in High Burden Countries in WHO South-East Asia and the Western Pacific Regions. *Tropical Medicine and Infectious Disease*, 5(2). <https://doi.org/10.3390/tropicalmed5020101>
- Setiarni, S. M., Sutomo, A. H., & Hariyono, W. (2011). Hubungan antara tingkat pengetahuan, status ekonomi dan kebiasaan merokok dengan kejadian tuberkulosis paru pada orang dewasa di wilayah kerja puskesmas tuan-tuan kabupaten ketapang kalimantan barat. *Kes Mas: Jurnal Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Ahmad Daulan*, 5(3), 25008.
- Soekanto, S. (2015). *Sosiologi: Suatu Pengantar-ed. Revisi, cet. 47*. Jakarta: Rajawali Press.
- World Health Organization. (2003). *Adherence to Long-term Therapies: Evidence for Action*. Geneva: World Health Organization.
- World Health Organization. (2015). *The end TB strategy*. World Health Organization.
- World Health Organization. (2019). *Global tuberculosis report 2019*. Retrieved from <https://apps.who.int/iris/handle/10665/329368>