

Model Artificial Neural Network (ANN) dan Multi-Layer Perceptron (MLP) untuk Perkiraan Penyebaran Kasus Tuberkulosis.

Muhammad Resha¹, Ansar Suyuti², Rhiza S Sadjad³, Muhammad Niswar⁴

¹Computer Science, STMIK AKBA, Makassar, Indonesia. ^{2,3,4}Electrical Engineering, 90245 Hasanuddin University, Indonesia

¹mresha@akba.ac.id, ²asuyuti@unhas.ac.id, ³rhiza@unhas.ac.id, ⁴niswar@unhas.ac.id

Abstract

Background: Tuberculosis di wilayah Kota Makassar merupakan salah satu kasus tertinggi pada tahun 2019. Penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan penyebaran kasus tuberculosis dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Multi-Layer Perceptron* (MLP).

Methods: Desain penelitian menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Populasi penelitian ini sebagai kasus adalah pasien TB dengan variable terikat adalah pasien TB di kota Makassar. Sampel pada penelitian ini berjumlah 5148 responden, data training yang digunakan data tahun 2017 - 2018 dan tahun 2019 untuk data testing.

Results: Hasil penelitian didapatkan bahwa ANN adalah model terbaik untuk memperkirakan penyebaran kasus TB di Kota Makassar dengan tingkat akurasi yang diperoleh 82.48% dibandingkan dengan model MLP dengan tingkat akurasi yang diperoleh 73.99%.

Conclusion: Model ANN memperoleh hasil bahwa penyebaran kasus TB dipengaruhi oleh jumlah penduduk dan luas suatu daerah, sehingga perlu tindakan kusus untuk daerah yang memiliki jumlah penduduk tertinggi di kota Makassar untuk mencegah peningkatan jumlah kasus TB di kota Makassar.

Keywords: Tuberculosis, ANN, MLP, training, testing

Introduction

Infeksi bakteri *Mycobacterium tuberculosis* menjadi penyebab terjadinya Penyakit Tuberkulosis pada manusia dan menjadi penyebab kematian tertinggi penyakit menular di Indonesia[1]. Hal ini terlihat pada laporan WHO tahun 2019 indonesia menjadi urutan ketiga terbesar di dunia[2] dengan jumlah kasus 146.856 di Sulawesi Selatan[3] Jumlah tersebut cukup besar sehingga kasus ini merupakan masalah besar untuk Sulawesi Selatan . Oleh karena itu, dalam penelitian Tuberkulosis, jumlah kasus menjadi penting untuk di perkiraan.

Muhammad Tahir Khan et al. telah melakukan penelitian tentang perkiraan kasus tuberculosis di Pakistan tahun 2019. Perkiraan kasus TB dilakukan dengan Artificial Neural Network. Penelitian ini menggunakan data dari laboratorium rujukan TB provinsi, Khyber Pakhtunkhwa, Pakistan dengan akurasi 94,58% [4]. Pada tahun 2018, Abolfazl

Mollalo dkk juga melakukan penelitian penyebaran tuberculosis secara spasial menggunakan model Artificial Neural Network. Pada penelitian ini data kasus pada tahun 2006 sampai 2010 dikumpulkan dan diperoleh dari makalah Scales et al.

Perkiraan kasus Tuberkulosis juga dilakukan di China tahun 2020. Yanling Zheng et al. membangun model perkiraan TB dengan metode Box-Jenkins dan menggunakan RMSE, MAE dan MAPE untuk menguji kinerja dan akurasi model. Jumlah data yang dikumpulkan berjumlah 587.344 kasus dalam rentang waktu 2012 - 2019. Hasil perkiraan model AIC dan SC ditemukan angka 2,87 dan 2,98. Sedangkan indeks akurasi RMSE, MAE dan MAPE masing-masing adalah 0,98, 0,77 dan 5,8. [5]

Model algoritma Multi-Layer Perceptron untuk memperkirakan penyakit menular juga di lakukan oleh Halim[6]. Perkiraan penyebaran penyakit dilakukan perhitungan data penyebaran di wilayah sekitarnya kemudian data tersebut dihitung secara terpisah untuk setiap wilayah. Namun, model ini

berlaku untuk penyakit DBD dengan jumlah 252 data training tahun 2012-2015 and 126 data tahun 2017-2018 data testing.

Pada penelitian ini model yang diusulkan berupa jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur nearest neighbor multi-layer perceptron untuk memperkirakan jumlah kasus TB yang terinfeksi pada saat ini dan tahun depan.

Proposed Methods

Dalam penelitian ini, kami mengusulkan model Artificial Neural Network dan perceptron spasial multi-layer untuk memperkirakan penyebaran kasus Tuberkulosis. Model yang diusulkan ini memperhatikan cara penyebaran penyakit TB yang ditularkan melalui udara[7], maka jika kasus TB menginfeksi suatu daerah tertentu maka daerah sekitarnya akan rentan terhadap penyebaran penyakit tersebut[8]. Perkiraan penyakit di suatu daerah sangat dipengaruhi oleh penyakit TB di daerah sekitarnya. Sehingga untuk memperkirakan kemungkinan penyebaran penyakit TB di suatu wilayah, perlu dilakukan perhitungan data penyebaran TB dari wilayah sekitarnya[9].

Normalisasi Data

Sebelum melakukan analisis, hal yang utama dilakukan yaitu normalisasi data. Normalisasi data yaitu melakukan transformasi pada data yang bertujuan untuk mengubah skala pengukuran data asli menjadi bentuk lain sehingga data tersebut dapat memenuhi asumsi-asumsi yang mendasari analisis ragam[20]. Adapun rumus transformasi yang digunakan yaitu:

$$x_i = \frac{x_i - \text{mean}(x)}{sd(x)} \quad \dots (1)$$

Dengan:

$$sd = \sqrt{\text{var}(x)} \quad \dots (2)$$

$$\text{var}(x) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \text{mean}(x))^2 \quad \dots (3)$$

Contoh data:

No	Kasus TB
1	3
2	0
3	2

4	2
5	5

$$\begin{aligned} \text{mean}(x) &= \frac{3 + 0 + 2 + 2 + 5}{5} \\ &= \frac{12}{5} \\ &= 2.4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{var}(x) &= \frac{1}{5-1} \sum_{i=1}^{n=5} (x_i - \text{mean}(x))^2 \\ &= \frac{(3 - 2.4)^2 + \dots + (5 - 2.4)^2}{4} \\ &= \frac{0.36 + \dots + 6.76}{4} \\ &= \frac{13.2}{4} \\ &= 3.3 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} sd(x) &= \sqrt{\text{var}(x)} \\ &= \sqrt{(3.3)} \\ &= 1.81659 \end{aligned}$$

Proses transformasi:

$$x_1 = \frac{3 - 2.4}{1.81659} = 0.3302891$$

$$x_2 = \frac{0 - 2.4}{1.81659} = -1.321157$$

$$x_3 = \frac{2 - 2.4}{1.81659} = -0.220193$$

$$x_4 = \frac{2 - 2.4}{1.81659} = -0.220193$$

$$x_5 = \frac{5 - 2.4}{1.81659} = 1.431253$$

Maka hasil transformasi (normalisasi data):

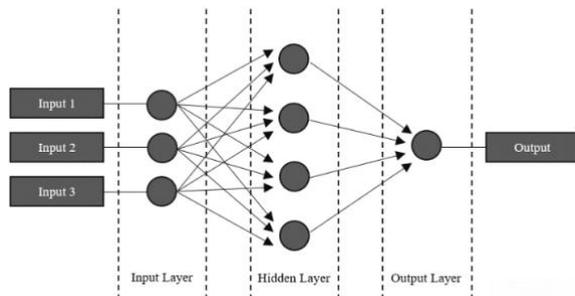
No	Kasus TB
1	0.3302891
2	-1.321157
3	-0.220193
4	-0.220193
5	1.431253

Artificial Neural Network

Dalam penelitian ini kami mengusulkan model Artificial Neural Network (ANN) yaitu metode kecerdasan buatan yang menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah. ANN mengidentifikasi kegiatan berdasarkan data masa lalu kemudian mempelajari data masa lalu untuk

memberi keputusan terhadap data yang akan datang[10].

ANN bekerja dengan menggunakan algoritma untuk menginterpretasikan data non-linear dari pola sekuensial. Jaringan terdiri dari sejumlah unit yang lebih kecil yang disebut neuron, diatur antara input data dan output hasil menjadi banyak lapisan[11]. ANN merupakan bentuk arsitektur yang didistribusikan secara paralel dengan jumlah node yang banyak dan hubungan antar node atau di sebut *neuron*. Hubungan satu *neuron* dengan *neuron* lain memiliki nilai disebut sebagai bobot sehingga setiap *neuron* memiliki nilai yang terkait sebagai nilai aktivasi *neuron*[12].

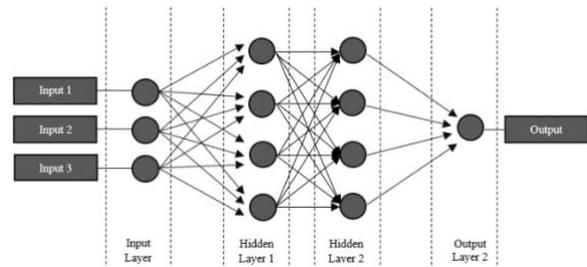


Gambar 1. ANN dengan 1 hidden layer.

ANN memiliki dasar *artificial neuron* yaitu model dengan aturan perkalian, penjumlahan, dan aktivasi. Pada masukan *artificial neuron*, input memiliki bobot setiap nilai input dikalikan dengan bobot individual. Kemudian penjumlahan bobot pada input dan bias. Selanjutnya penjumlahan bobot dan bias melewati fungsi aktivasi kemudian diteruskan ke output dari *neural network*. Meskipun prinsip kerja dan aturan ANN tampak seperti hal yang sederhana, Tetapi potensi dan kalkulasi dari model menjadi kuat jika ANN disambungkan antara satu dengan yang lain (Gambar 1). Kompleksitasnya dapat dikembangkan dari beberapa aturan dasar sederhana[11].

Multi-Layer Perceptron

Multi-layer perceptron (MLP) metode yang paling sederhana yang digunakan untuk pengenalan pola[13], terdiri dari *neuron* yang diurutkan menjadi lapisan. Lapisan pertama disebut lapisan input, dan yang terakhir disebut sebagai lapisan output, lapisan diantaranya adalah lapisan tersembunyi[14].



Gambar 2. MLP dengan 2 hidden layer

Gambar 2 merupakan contoh sederhana dari MLP dengan 2 hidden layer, input 1,2 dan 3 merupakan variabel-variabel yang akan dibentuk menjadi model, hidden Layer 1 yaitu proses pembentukan model, hidden layer 2 yaitu melakukan kombinasi pada setiap percobaan sehingga memperoleh model terbaik, dan output adalah hasil perkiraan yang diperoleh menggunakan model terbaik.

Tujuan utama dari MLP adalah untuk memperkirakan beberapa fungsi f . Dalam model regresi, $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n$. Fungsi $y = f(x)$ memetakan vektor input x ke dalam nilai y . Jaringan *feedforward* mendefinisikan pemetaan $y = f(X, \beta)$ dan mempelajari nilai parameter β yang akan menghasilkan perkiraan fungsi terbaik.

Confusion Matrix

Percobaan dari penelitian dapat dilakukan sebuah evaluasi dengan pengukuran nilai akurasi dengan menggunakan *confusion matrix* dengan cara menggunakan tabel klasifikasi yang bersifat prediktif. *Confusion matrix* berfungsi untuk menganalisis apakah *classifier* tersebut baik dalam mengenali tuple dari kelas yang berbeda. Nilai dari *true positive* dan *true negative* memberikan informasi ketika *classifier* dalam melakukan klasifikasi data bernilai benar, sedangkan *false positive* dan *false negative* memberikan informasi ketika *classifier* salah dalam melakukan klasifikasi data[17]. Berikut adalah tabel *confusion matrix* yang digunakan:

Tabel 1. *Confusion Matrix* menampilkan total *positive* dan *negative*

		Perkiraan	
		Yes	No
Sebenarnya	Yes	True Positive	False Negative
	No	False Positive	True Negative

True Positive : Jumlah nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi positif
False Positive : Jumlah nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi positif
False Negative: Jumlah nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi negative
True Negative : Jumlah nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi negative

Berdasarkan nilai *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Positive* (TP) dapat diperoleh nilai akurasi, presisi dan recall. Nilai akurasi menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar dengan kata lain, nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data. Nilai akurasi dapat diperoleh dengan persamaan 4.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Kurva ROC menunjukkan visualisasi dari akurasi dan membandingkan perbedaan antar model klasifikasi. Kurva ROC mengekspresikan *confusion matrix* yang merupakan grafik dua dimensi dengan *false positives* sebagai garis horizontal sedangkan

true positives untuk mengukur perbedaan performansi metode yang digunakan. Kurva ROC merupakan teknik untuk memvisualisasi dan menguji kinerja pengklasifikasian berdasarkan performannya[18]. Model klasifikasi yang lebih baik adalah yang mempunyai kurva ROC lebih besar[19].

Results

Data Collection

Data yang kumpulkan dari kota Makassar provinsi Sulawesi Selatan yang terdiri dari data karakteristik jenis kelamin, umur, kecamatan pasien, kelurahan pasien, tipe diagnosis, lokasi anatomi, hasil akhir pengobatan, lama rawat, jumlah penduduk. dan luas daerah dalam tiga tahun terakhir.

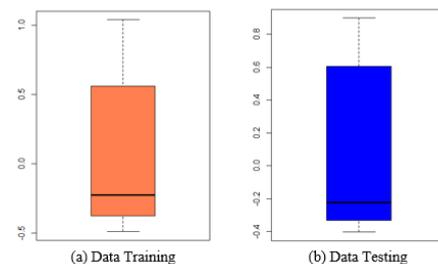
Data Training and Testing

Data yang digunakan dari tahun 2017-2019 sebagai dataset terdiri dari data 5,148. Kemudian dari dataset diambil data tahun 2017-2018 sebagai data *training* untuk membuat model dan data tahun 2019 sebagai data *testing* yang gunakan untuk memvalidasi model yang diperoleh. Secara lengkap, perbandingan data training dengan data testing dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Statistik deskriptif perbandingan data *training* dengan data *testing*

Variabel	N		Max		Min		Mean		Var	
	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
Y	3,432	1,715	44.000	44.000	0.000	0.000	2.714	2.721	13.936	14.089
X1	3,432	1,715	4.897	5.064	-0.922	-0.922	-0.0084	0.017	0.969	1.061
X2	3,432	1,715	10.940	10.940	0.050	0.050	1.284	1.29	4.187	4.190
X3	3,432	1,715	12	12	1	1	6.5	6.5	13	13
X4	3,432	1,715	2018	2019	2017	2019	2019	2018	0.250	0.250
Total	5148									

Variabel Y merupakan jumlah kasus TB, X_1 adalah jumlah penduduk, X_2 adalah luas daerah, X_3 adalah bulan, dan X_4 adalah tahun. Variansi data *training* dengan data testing tidak jauh berbeda yang berarti pengelompokkan data *training* cukup mewakili dari dataset agar model yang diperoleh dapat di terapkan pada data *testing*. Box plot (Gambar 3) dari data training (jumlah kasus TB tahun 2017-2018) menunjukkan bahwa tidak terdapat outlier pada dataset dan dari data testing (jumlah kasus TB tahun 2019) juga menunjukkan bahwa tidak terdapat outlier pada dataset.



Gambar 3. Perbandingan data *training* dengan data *testing*

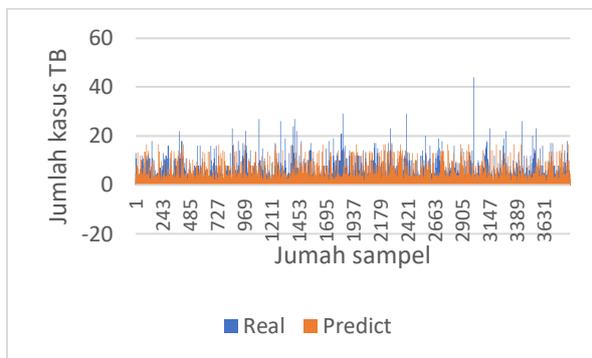
Pada gambar 3, Panjang kotak menggambarkan tingkat penyebaran atau keragaman data pengamatan, sedangkan letak median dan panjang whisker (warna orange pada training dan biru pada testing) menggambarkan tingkat kesimetrisannya”

Discussion

Hal utama yang dilakukan sebelum melakukan analisis yaitu menormalkan data terlebih dahulu, kemudian dari dataset diambil data tahun 2017-2018 sebagai data *training*, selanjutnya dilakuan analisis sampai menemukan model dengan menggunakan dua metode yaitu ANN dan MLP. Model yang diperoleh akan diterapkan pada data *testing* untuk memvalidasi model tersebut. Kemudian membandingkan kedua model dengan melihat tingkat akurasi.

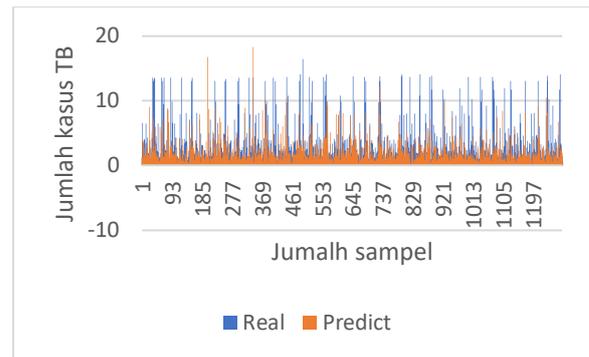
Artificial Neural Network (ANN)

Memodelkan data training yang telah dibentuk menggunakan metode ANN kemudian membandingkan hasil perkiraan yang diperoleh dengan data asli.



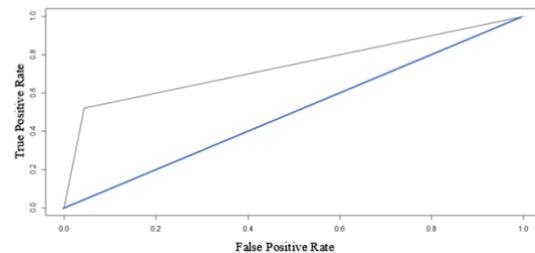
Gambar 4 data real vs predict data training

Gambar 4 menunjukkan bahwa hasil perkiraan (Predict) jumlah kasus TB tahun 2017-2018 dapat mengikuti pola data asli (real) selama tahun 2017-2018. Karena hasil perkiraan jumlah kasus TB dari data *training* cukup mewakili jumlah kasus TB pada data asli, maka model yang diperoleh di terapkan pada data *testing*.



Gambar 5 data real vs predict data testing

Gambar 5 menunjukkan bahwa hasil perkiraan (Predict) jumlah kasus TB tahun 2019 dapat mengikuti pola dari data yang asli (real) tahun 2019 pada data *testing* dan *mean square error* (MSE) yang diperoleh dari perkiraan untuk tahun 2019 adalah 2.808. Jika dibandingkan dengan MSE data asli yaitu 2.724 sedikit lebih rendah dibandingkan MSE hasil perkiraan. Artinya hasil menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan yang nyata antara rata-rata data asli dengan rata-rata hasil perkiraan dengan tingkat akurasi yang diperoleh 82.48%. Dengan melihat tingkat akurasi yang diperoleh, maka dapat dikatakan jumlah penduduk dan luas suatu daerah sangat berpengaruh penyebaran TB yang menandakan bahwa semakin banyak jumlah penduduk dan luas daerah tidak bertambah maka semakin meningkat pula penyebaran kasus TB serta kurva ROC ANN dapat dilihat pada Gambar 6.

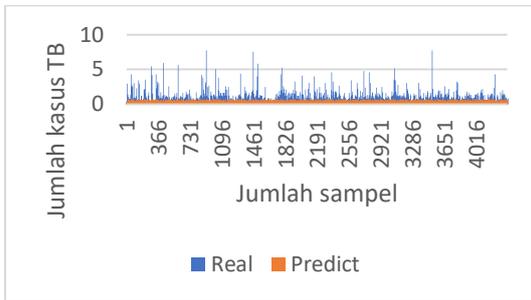


Gambar 6 plot ROC ANN

Gambar 6 merupakan kurva ROC ANN yang menggambarkan klasifikasi perkiraan jumlah kasus TB tahun 2019 dengan jumlah kasus TB pada data asli tahun 2019. Kurva ROC ANN menampilkan garis hitam mendekati sumbu Y (True Positive Rate) atau garis kurva berada diatas garis threshold (garis biru) yang berarti bahwa hasil klasifikasi yang diperoleh cukup baik.

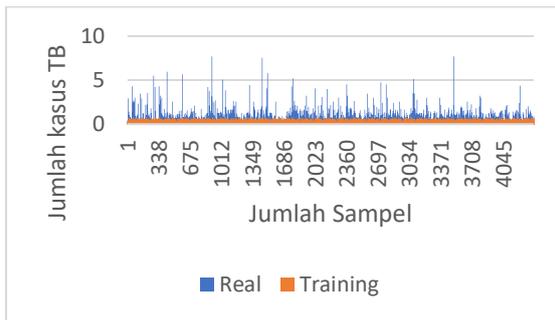
Multi-Layer Perceptron (MLP)

Model MLP dengan menggunakan data *training* diperoleh tingkat akurasi 73.99%, sehingga dapat dikatakan bahwa model yang diperoleh cukup akurat untuk di terapkan pada data *testing*.



Gambar 7 data real vs predict data testing

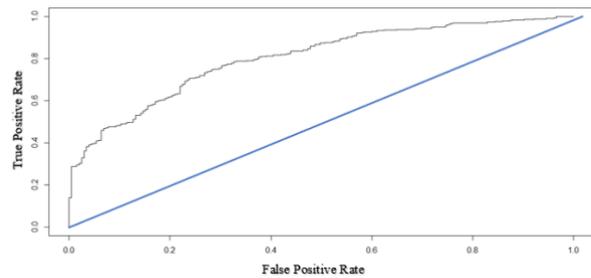
Gambar 7 menunjukkan bahwa hasil perkiraan (Predict) jumlah kasus TB tahun 2017-2018 tidak mengikuti pola jumlah kasus TB pada data asli selama tahun 2017-2018. Hal ini dikarena model MLP tidak memperhatikan jumlah kasus melainkan hanya menilai positif atau negative pada suatu daerah, namun ketika dilihat dari tingkat akurasi yang diperoleh (74.94%), hal ini menjamin model cukup akurat untuk diterapkan pada data *testing*.



Gambar 8 data real vs predict data testing

Gambar 8 menunjukkan bahwa model perkiraan (Predict) jumlah kasus TB tahun 2019 yang diperoleh lebih rendah dari jumlah kasus TB pada data yang sebenarnya. Namun, *mean square error* (MSE) yang diperoleh dari perkiraan untuk tahun 2019 adalah 0.378. Jika dibandingkan dengan MSE data asli yaitu 2.724 sedikit lebih rendah dibandingkan MSE hasil perkiraan. Hal ini terjadi karena model MLP tidak memperhatikan jumlah kasusnya yang mengakibatkan variabel Y (jumlah kasus TB) bernilai 0 dan 1 (0 artinya negative atau tidak menderita TB dan 1 positif atau menderita TB) sehingga ketika dibandingkan dengan hasil perkiraan maka nilainya tidak begitu besar perbedaannya tetapi ketika dibandingkan dengan data asli maka perbedaannya cukup besar. Artinya bahwa terdapat perbedaan secara nyata antara rata-rata jumlah kasus TB pada data asli tahun 2019

dengan rata-rata hasil perkiraan jumlah kasus TB pada tahun 2019 namun tingkat akurasi yang diperoleh 73.99%. Bila dibandingkan dengan tingkat akurasi yang diperoleh menggunakan model ANN (82.48%), maka terlihat jelas model ANN lebih baik memodelkan data TB tahun 2017-2018 dibandingkan model MLP. Tetapi model MLP jauh lebih cepat proses running programnya bila di bandingkan dengan model ANN. Tetapi model ANN melakukan perkiraan dengan tingkat keakuratan yang tinggi serta kurva ROC MLP dapat dilihat pada Gambar 9.

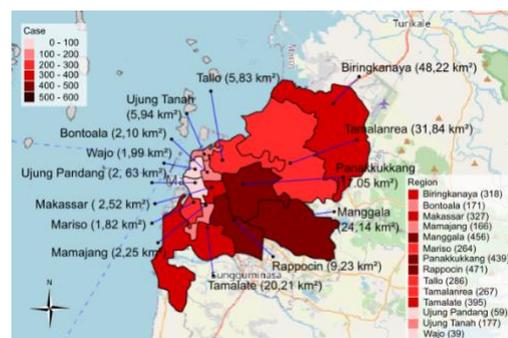


Gambar 9 Plot ROC MLP

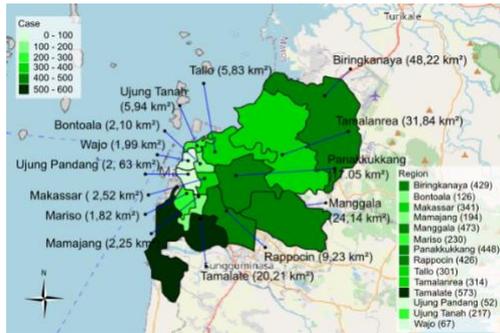
Gambar 9 merupakan kurva ROC MLP yang menggambarkan klasifikasi perkiraan jumlah kasus TB tahun 2019 dengan jumlah kasus TB pada data asli tahun 2019. Kurva ROC MLP menampilkan garis hitam mendekati sumbu Y (True Positive Rate) atau garis kurva berada diatas garis threshold (garis biru) yang berarti bahwa hasil klasifikasi yang diperoleh cukup baik.

Map implementation

Pemodelan ini diimplementasikan dalam basis peta dalam memantau kasus TB[15] [16]. Dari peta ini dapat melihat data sebaran TB untuk setiap kecamatan di Kota Makassar pada tahun 2017-2018. Data jumlah korban di setiap kecamatan akan ditampilkan dalam warna. Mulai warna gelap (jumlah korban besar) sampai warna yang paling terang (jumlah korban korban terkecil).

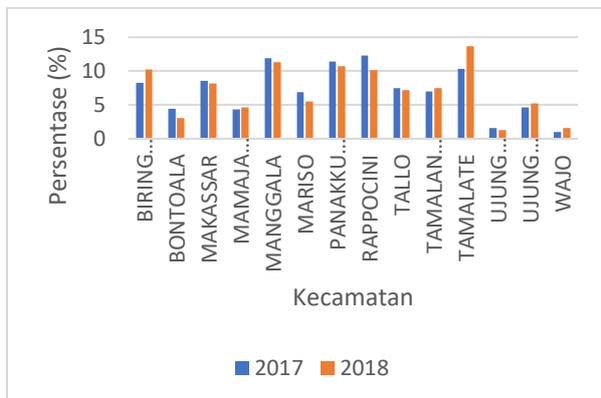


Gambar 10 peta jumlah kasus TB tahun 2017



Gambar 11 peta jumlah kasus TB tahun 2018

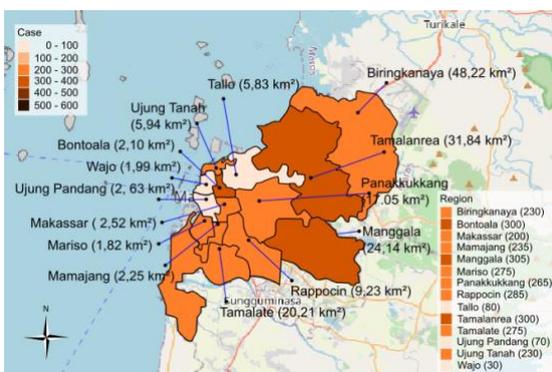
Secara keseluruhan, jumlah kasus TB di Kota Makassar dari tahun 2017-2018 dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 13 plot jumlah kasus TB tahun 2017-2018

Predict TB in 2019

Hasil perkiraan penyebaran jumlah kasus TB pada tahun 2019 menggunakan metode ANN dapat dilihat pada peta berikut



Gambar 14 peta jumlah kasus TB tahun 2019

Conclusion

Model ANN adalah model terbaik untuk memperkirakan penyebaran kasus *tuberculosis* (TB)

di kota Makassar dengan tingkat akurasi adalah 82.48% dibandingkan model MLP dengan tingkat akurasi yang diperoleh adalah 73.99%. Model ANN memperoleh hasil bahwa penyebaran kasus TB dipengaruhi oleh jumlah penduduk dan luas suatu daerah, sehingga perlu tindakan khusus untuk daerah yang memiliki jumlah penduduk tertinggi di kota Makassar untuk mencegah peningkatan jumlah kasus TB di kota Makassar.

Dalam penelitian ini, hanya menggunakan empat variable bebas yaitu jumlah penduduk, luas daerah, bulan, tahun, serta variable terikatnya jumlah kasus TB. Untuk penelitian berikutnya perkiraan jumlah kasus TB dengan memperhatikan karakteristik penduduk pada daerah tersebut.

Acknowledgement

Penulis ingin mengucapkan terima kasih atas masukan dari reviewer yang tentunya meningkatkan kejelasan makalah ini. Kami juga ingin mengucapkan terima kasih kepada Dinas Kesehatan Makassar atas diskusi yang bermanfaat.

References

- [1] D. Collins, F. Hafidz, and D. Mustikawati, "The economic burden of tuberculosis in Indonesia," vol. 21, no. December 2016, pp. 1041–1048, 2017.
- [2] WHO, *Guidelines on tuberculosis infection prevention and control 2019*, vol. 91, no. 5. 2019.
- [3] "Profil-Kesehatan-indonesia-2019."
- [4] M. T. Khan, A. C. Kaushik, L. Ji, S. I. Malik, S. Ali, and D. Wei, "Artificial Neural Networks for Prediction of Tuberculosis Disease," vol. 10, no. March, pp. 1–9, 2019, doi: 10.3389/fmicb.2019.00395.
- [5] Y. Zheng, L. Zhang, L. Wang, and R. Rifhat, "Statistical methods for predicting tuberculosis incidence based on data from Guangxi, China," *BMC Infect. Dis.*, vol. 20, no. 1, Apr. 2020, doi: 10.1186/s12879-020-05033-3.
- [6] S. Halim, A. Handojo, I. E. Widodo, Felecia, and T. Octavia, "Spatial multi-layer perceptron model for predicting dengue fever outbreaks in surabaya," *Adv. Sci. Technol. Eng. Syst.*, vol. 5, no. 5, pp. 103–108, 2020, doi: 10.25046/aj050514.

- [7] E. A. Nardell, "Transmission and Institutional Infection Control of Tuberculosis," 2015.
- [8] A. R. Abdul Rasam, N. M. Shariff, and J. F. Dony, "Identifying high-risk populations of tuberculosis using environmental factors and gis based multi-criteria decision making method," in *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, Sep. 2016, vol. 42, no. 4W1, pp. 9–13, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W1-9-2016.
- [9] M. Idrus, A. Mallongi, and J. Ibrahim, "Current Research in Tuberculosis Surveillance System Model for Pulmonary Tuberculosis Suspected in Pangkep Region , Indonesia," doi: 10.3923/crt.2017.1.7.
- [10] M. T. Khan, A. C. Kaushik, L. Ji, S. I. Malik, S. Ali, and D. Q. Wei, "Artificial neural networks for prediction of tuberculosis disease," *Front. Microbiol.*, vol. 10, no. MAR, 2019, doi: 10.3389/fmicb.2019.00395.
- [11] J. Zupan, "Introduction to Artificial Neural Network (ANN) Methods: What They Are and How to Use Them Introduction to Artificial Neural Network (ANN) Methods: What They Are and How to Use Them*." [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/251626579>.
- [12] A. A. El-Solh, C. Bin Hsiao, S. Goodnough, J. Serghani, and B. J. B. Grant, "Predicting active pulmonary tuberculosis using an artificial neural network," *Chest*, vol. 116, no. 4, pp. 968–973, 1999, doi: 10.1378/chest.116.4.968.
- [13] L. Sarangi, M. N. Mohanty, and S. Pattanayak, "Design of MLP Based Model for Analysis of Patient Suffering from Influenza," in *Procedia Computer Science*, 2016, vol. 92, pp. 396–403, doi: 10.1016/j.procs.2016.07.396.
- [14] G. E. Hinton, "Learning multiple layers of representation," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 11, no. 10, pp. 428–434, Oct. 2007, doi: 10.1016/j.tics.2007.09.004.
- [15] K. A. Alene, Z. A. Wagaw, and A. C. A. Clements, "Mapping tuberculosis prevalence in Ethiopia: Protocol for a geospatial meta-analysis," *BMJ Open*, vol. 10, no. 5, May 2020, doi: 10.1136/bmjopen-2019-034704.
- [16] A. Mollalo, L. Mao, P. Rashidi, and G. E. Glass, "A gis-based artificial neural network model for sp
- [17] J. Han dan M. Kamber, "Data Mining: Concepts and Techniques," 2011.
- [18] F. Gorunescu, "Data Mining Concepts, Models and Tehniques," *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, vol. 12, 2011.
- [19] B. Vercellis, "Sistem Informasi," *Lokomedia, Yogyakarta, 2009*.
- [20] W. Li and Z. Liu, "A method of SVM with normalization in intrusion detection," *Procedia Environ. Sci.*, vol. 11, pp. 256–262, 2011.