Prosiding Seminar Implementasi Teknologi Informasi dan Komunikasi
Vol. 2, No. 1, Februari 2023
ISSN: 2809-9834, DOI: 10.31284/p.semtik.2023-1.3989

Pemodelan Klasifikasi Tuberkulosis dengan Convolutional Neural Network

Windha Hardjanto Achmad[1], Nia Saurina[1], Nur Chamidah[2,] Riries Rulaningtyas[2]

Universitas Wijaya Kusuma Surabaya[1], Universitas Airlangga[2]

ABSTRACT

Tuberculosis is an airborne disease caused by a bacterium known as Mycobacterium tuberculosis which is a rod-shaped microbe with a length ranging from 1-10 µm. This research was conducted to create a tuberculosis (TB) image classification model using a Convolutional Neural Network. The classification model in this study aims to classify or group positive TB images and negative TB images. The data in this study were obtained from the GDC of the Clinical Pathology Installation totaling 356 units. Adam optimizer is used to improve the accuracy of the model that has been made. Adam optimizer is an adaptive learning optimization. The model in this study has been implemented into test data with an accuracy rate of 88%. Positive TB images are classified correctly as many as 38 data and there are 5 errors, for negative TB images, the model is able to classify 37 data correctly and 6 errors.

Keywords

Tuberculosis;
Adam optimizer;
Convolutional neural network

ABSTRAK

Tuberkulosis adalah penyakit yang ditularkan melalui udara yang disebabkan oleh bakteri yang dikenal sebagai Mycobacterium tuberculosis yang merupakan mikroba berbentuk batang dengan panjang berkisar antara 1-10 µm. Penelitian ini dilakukan untuk membuat model klasifikasi citra tuberculosis (TB) menggunakan Convolutional Neural Network. Model klasifikasi pada penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi atau pengelompokan citra TB positif dan citra TB negatif. Data pada penelitian ini diperoleh dari GDC Instalasi Patologi Klinis berjumlah 356 buah. Adam optimizer digunakan untuk meningkatkan akurasi model yang telah dibuat. Adam optimizer merupakan optimisasi pembelajaran adaptif. Model pada penelitian ini telah diimplementasikan ke dalam data uji dengan tingkat akurasi 88%. Citra TB positif terklasifikasi benar sebanyak 38 data dan terdapat 5 error, untuk citra TB negatif, model mampu mengklasifikasikan 37 data dengan benar dan 6 error.

PENDAHULUAN

Tuberkulosis adalah penyakit yang ditularkan melalui udara yang disebabkan oleh bakteri yang dikenal sebagai Mycobacterium tuberculosis yang merupakan mikroba berbentuk batang dengan panjang berkisar antara 1-10 µm [1]. Pada tahun 2019, *World Health Organization* (WHO) melaporkan bahwa sekitar 10,0 juta orang mengalaminya terinfeksi, dan 1,4 juta orang meninggal karena infeksi TB [2]. TB juga mempengaruhi perkembangan secara tidak proporsional negara-negara, yang menderita beban TB yang tinggi karena kurangnya ahli radiologi dan peralatan medis [3]. TB adalah infeksi yang dapat diobati, dan dapat dideteksi dengan memeriksa rontgen dada pasien. Oleh karena itu, diagnosis dini TB sangat penting untuk meningkatkan kemungkinan sembuh [4]. Namun demikian, ada dua tantangan utama untuk deteksi TB. Pertama, kanker paru dan TBC terlihat mirip, hal ini menyebabkan ahli radiologi kesulitan untuk membedakan keduanya [5]. Kedua, ada kekurangan ahli dalam membaca data TB [6]. Oleh karena itu, sistem deteksi TB semi otomatis yang dapat mendukung diagnosis medis diperlukan untuk memberikan pelayanan kesehatan yang lebih baik kepada masyarakat [7].

Penelitian mengenai Convolutional Neural Network (CNN) telah dilakukan oleh [8] menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk mengenali suara menggunakan 16 *convolution layers* dan 3 *fully connected layers* dan 5 *max polling layers*, yang terhubung pada layer visual geometry groupconnected layers of the VGG19, lalu menggunakan *stochastic gradient descent* (SGD) *optimizer*. Penelitian ini menghasilkan model data latih yang dapat mengenali 20 huruf dengan akurasi 95% pada dataset pelatihan serta akurasi sebesar 98% pada dataset pengujian. Selain itu penelitian mengenai deteksi tuberculosis menggunakan CNN juga telah dilakukan oleh [9] menggunakan lima pre-trained model yang telah disediakan oleh Keras yaitu ResNet50, DenseNet121, MobileNet, Xception, InceptionV3, dan InceptionResNetV2. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi tertinggi menggunakan ResNet50 dalam mendeteksi penyakit TB, yaitu

91,57%. Sedangkan model MobileNet merupakan model dengan waktu komputasi tercepat untuk semua ukuran gambar yang diuji.

Penelitian ini dilakukan untuk membuat model klasifikasi citra tuberculosis (TB) menggunakan Convolutional Neural Network. Model klasifikasi pada penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi atau pengelompokan citra TB positif dan citra TB negatif.

TINJAUAN PUSTAKA

Convolutional Neural Network

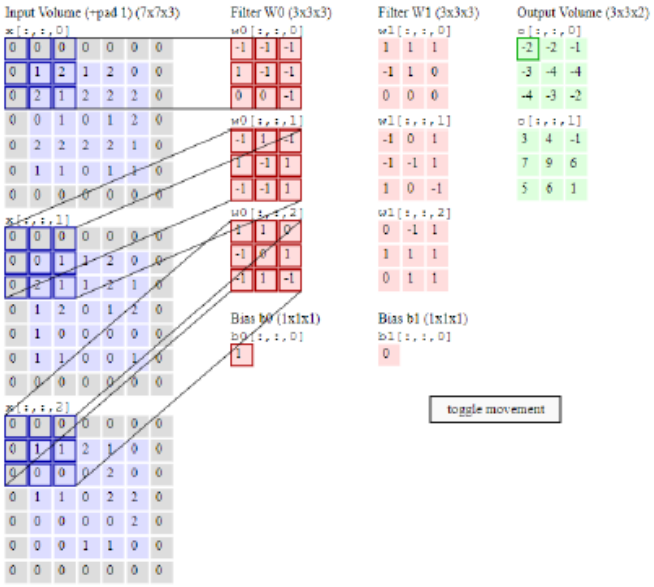
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis Deep Learning yang digunakan untuk mengolah data dua dimensi. CNN banyak digunakan dalam data citra, secara spesifik objek apa saja dalam citra bisa digunakan mesin untuk "belajar" mengenali citra tersebut dan melakukan klasifikasi citra [10]. Arsitektur CNN memiliki komponen-komponen sebagai berikut [11]:

a. *Input Layer*

Layer ini merupakan layer pertama untuk memuat dan memasukkan data dan melanjutkannya pada *layer* selanjutnya

b. *Convolution Layer*

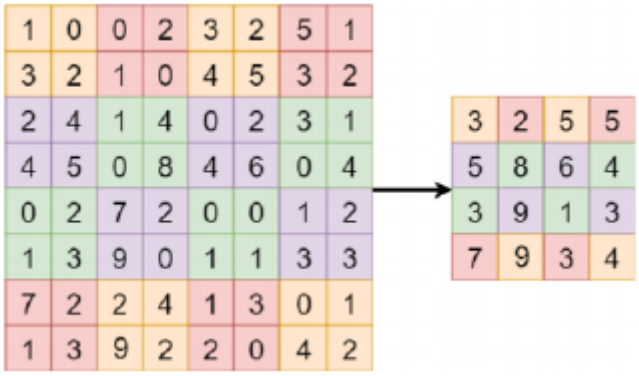
Output dari layer sebelumnya dilakukan oleh convolution layer dengan operasi konvolusi. Layer inilah yang menjadai dasar dari operasi CNN. Konvolusi adalah suatu istilah matematis yang berati mengaplikasikan sebuah fungsi pada output fungsi lain secara berulang. Pada pengolahan citra, konvolusi berati mengaplikasikan sebuah kernel (kotak kuning) pada citra disemua offset yang memungkinkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Kotak hijau secara keseluruhan adalah citra yang dapat dilakukan konvolusi. Kernel bergerak dari sudut kiri atas ke kanan bawah. Sehingga hasil konvolusi dari citra tersebut dapat dilihat pada gambar di sebelah kanannya.



Gambar 1. *Convolutional Layer* [10]

c. *Pooling Layer.*

Pooling Layer berfungsi secara progresif mengurangi ukuran representasi spasial yang memiliki efek pengurangan jumlah parameter dan perhitungan dalam jaringan, juga disebut subsampling, dan juga mengendalikan overfitting. Lapisan pooling digunakan secara berkala di antara lapisan konvolusi. Max pooling adalah layer pooling yang mengambil nilai maksimum dari setiap operasi kernel dengan input. Maksimal pooling digunakan lebih dari pooling lainnya seperti rata-rata pooling [12].



Gambar 2. Pooling Layer [12]

Tuberkulosis

Tuberkulosis (TB) adalah penyakit yang disebabkan oleh bakteri yang menyebar dari orang ke orang melalui udara. TBC biasanya menyerang paru-paru, tetapi juga dapat menyerang dan merusak bagian tubuh mana pun, seperti otak, ginjal, atau tulang belakang. Seseorang dengan TB bisa meninggal tanpa perawatan [13]. Bakteri TB masuk ke udara ketika seseorang dengan penyakit TB paru-paru atau tenggorokan batuk, bersin, atau berbicara. Kuman ini dapat bertahan di udara selama beberapa jam, tergantung pada lingkungan. Individu yang menghirup udara yang mengandung TB dapat terinfeksi; ini disebut infeksi TB laten. Orang dengan penyakit TB kemungkinan besar menyebarkan kuman ke orang-orang yang menghabiskan waktu bersama mereka setiap hari, seperti anggota keluarga atau rekan kerja, karena biasanya membutuhkan waktu lama untuk terpapar dengan penyakit TB agar orang lain tertular [14].

Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan matriks yang merepresentasikan hasil klasifikasi dalam suatu dataset [15]. Confusion Matrix dapat menentukan kinerja dari klasifikasi, akurasi, presisi, recall. Ketepatan adalah jumlah proporsi prediksi yang benar. Rumus perhitungan akurasi dapat dilihat dari persamaan di (1).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

Presisi adalah rasio TP / (TP + FP). Presisi intuitif adalah kemampuan pengklasifikasi untuk tidak memberi label sampel positif sebagai negatif. Recall adalah rasio TP/(TP+FN). ingat secara intuitif adalah kemampuan classifier untuk menemukan semua sampel positif.

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas	Positif	Negatif
Positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Negatif	False Positive (FP)	True Negative (TN)

METODE

Data pada penelitian ini diperoleh dari GDC Instalasi Patologi Klinis berjumlah 356 buah. Metode CNN yang digunakan dalam penelitian ini melalui empat tahapan untuk mendapatkan output yang diinginkan. Pertama, adalah analisis data sehingga perlu dilakukan *preprocessing* data, bertujuan untuk melihat karakteristik data. Data karakteristik adalah gambaran umum tentang bagaimana komputer membaca gambar ke dalam *array* yang digunakan untuk diproses lebih lanjut seperti efek spasial pada data citra. *Preprocessing* juga membagi data menjadi tiga set data, data latih, validasi data, dan data uji yang ditujukan untuk pemodelan pada langkah selanjutnya.

Kedua, pemodelan data, dimana bagian inti dari CNN dalam pemodelan data yang dapat diulang beberapa kali antara convolution layer dan pooling layer sebelum diakhiri dengan fully connected layer. Ketiga, Setelah pemodelan data training selesai dibuat, langkah selanjutnya adalah

menentukan jumlah epoch. Optimasi Adam digunakan untuk meningkatkan akurasi model yang telah dibuat. Optimasi adam merupakan optimisasi pembelajaran adaptif.

Algoritma Adam menggunakan urutan pertama momentum untuk mempertahankan arah gradien dan menggunakan momentum tingkat kedua untuk mempertahankan adaptif keadaan data latih. Selain itu, secara langsung mempertimbangkan pengaturan berurutan di mana sampel ditampilkan secara berurutan dengan mengasumsikan bahwa sejumlah besar sampel data latih telah tersedia sebelumnya. Karena alasan ini, algoritme Adam bekerja dengan baik dengan efisiensi komputasi yang tinggi dan memori yang rendah persyaratan [16]. Dalam beberapa tahun terakhir, penelitian tentang algoritma Adam telah berkembang menjadi empat, dan beberapa varian seperti NAdam [17], GAdam [18], AMSGrad [19], Adafactor [20], dan Adadelta [21] telah diusulkan.

Tahap *preprocessing* selanjutnya adalah konversi citra menjadi *array*, hal ini dikarenakan komputer hanya dapat membaca citra sebagai susunan angka. Konversi gambar juga akan membagi setiap gambar menjadi tiga bagian warna atau kedalaman, yaitu merah, hijau, biru (RGB). Gambar 3 adalah contoh konversi gambar menjadi larik, dimana larik yang ditampilkan adalah 5x5 susunan angka pertama untuk setiap bagian warna. Data tersusun ini akan diproses di CNN. ketika *array* diplot kembali, itu akan menjadi gambar terpisah berdasarkan bagian warna.

HASIL DAN PEMBAHASAN

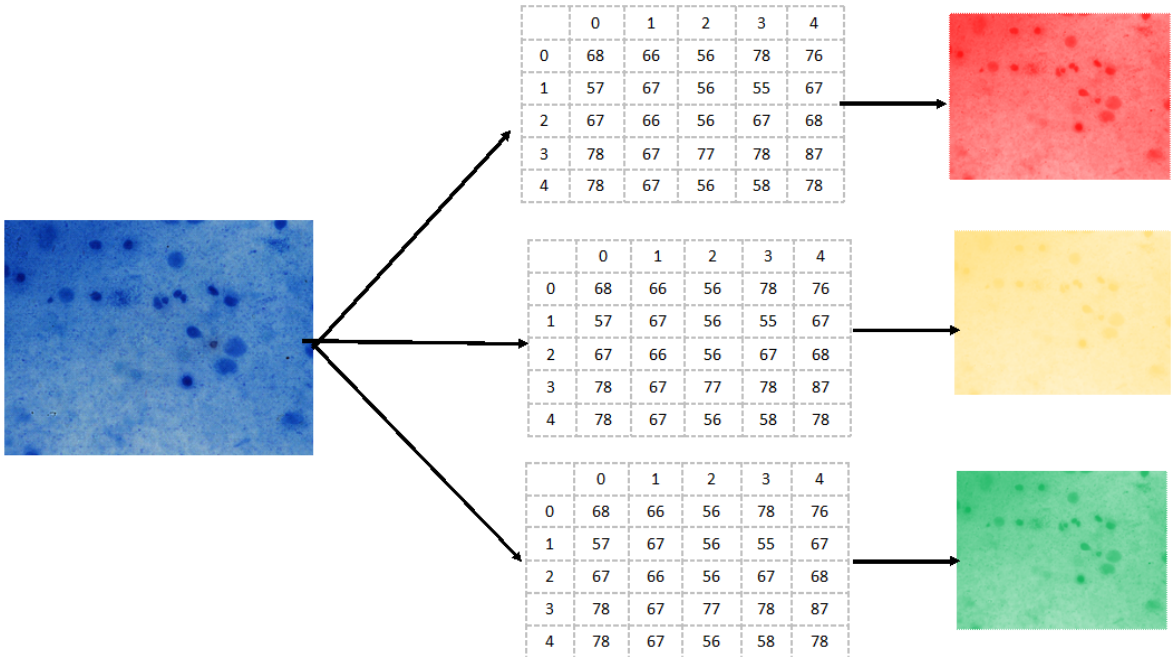
Preprocessing

Langkah pertama dalam *preprocessing* data adalah pembagian data, dari data mentah yang diperoleh kemudian disampling menggunakan sampel probabilitas yang merupakan sampel acak sederhana. Tahap pembagian data itu sendiri meliputi pemisahan data menjadi data latih, data validasi, dan data uji dengan masing-masing jumlah data ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Data

Jenis Data	Jumlah Data	Kondisi	Hasil
Data Latih	356	Positif	209
		Negatif	147
Data Validasi	86	Positif	42
		Negatif	40
Data Uji	86	Positif	42
		Negatif	40
Jumlah Data Keseluruhan			520

Tahap *preprocessing* selanjutnya adalah konversi citra menjadi *array*, hal ini dikarenakan komputer hanya dapat membaca citra sebagai susunan angka. Konversi gambar juga akan membagi setiap gambar menjadi tiga bagian warna atau kedalaman, yaitu merah, hijau, biru (RGB). Gambar 3 adalah contoh konversi gambar menjadi larik, dimana larik yang ditampilkan adalah 5x5 susunan angka pertama untuk setiap bagian warna. Data tersusun ini akan diproses di CNN. ketika *array* diplot kembali, itu akan menjadi gambar terpisah berdasarkan bagian warna.



Gambar 3. Konversi Gambar Menjadi Larik

Pemodelan CNN

Pemodelan CNN terdiri dari beberapa tahapan yaitu pengulangan antara convolutional layer dan pooling layer yang diakhiri dengan fully connected layer.

Tabel 3. Pemodelan CNN

Layer	Luaran	Parameter
Convolution Layer	(222,222,64)	1536
Max Pooling	(111,111,64)	0
Convolution Layer	(108,108,64)	2735
Max Pooling	(54,54,64)	0
Convolution Layer	(52,52,60)	3627
Max Pooling	(26,26,60)	0
Flatten	(1251)	0
Dropout	(1251)	0
Kerapatan (Dense)	315	526
Total Parameter		8424
Parameter latih		8424
Parameter Non Latih		0

Tabel 3 menjelaskan bahwa model dibangun dari tiga iterasi lapisan convolution dan pooling sebelum diakhiri dengan fully connected Layer. Berdasarkan output Tabel 2 maka diperoleh parameter total 8424, parameter yang dilatih 8424 dan tidak ada parameter yang tidak dilatih (Parameter Non Latih).

Perbandingan Model

Pemodelan CNN terdiri dari beberapa tahapan yaitu pengulangan antara convolutional layer dan pooling layer yang diakhiri dengan fully connected layer. Setelah mendapatkan model, maka tahap selanjutnya adalah penerapan model yang dibentuk menjadi data latih dan data validasi dengan memilih beberapa iterasi atau epoch. Setiap epoch melewati 16 langkah.

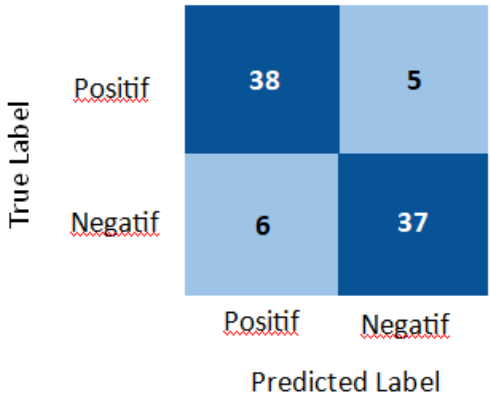
Tabel 4. Perbandingan Model

Informasi	Max Epoch			
	25	50	75	100
Training accuracy	92,31%	93,46%	96,38%	96,40%
Training loss function	0,214	0,1321	0,1299	0,1291
Validation accuracy	80,58%	78,39%	77,48%	77,28%
Validation loss function	0,5372	0,6473	0,6742	0,7462

Tabel 4 menampilkan luaran dari setiap pemilihan epoch. Akurasi tertinggi 96,40% dan loss function terendah 0,1291 pada data training dan akurasi tertinggi 80,58% dan loss function terendah 0,5372 pada data validasi, maka dipilih model terbaik menggunakan 75 epoch karena penambahan epoch untuk 100 hanya menambah 0,02% pada data training dan justru mengurangi keakuratan data validasi, sedangkan untuk validasi tertinggi pada 25 epoch dengan tingkat akurasi sebesar 0,5372.

Klasifikasi

Model yang telah diperoleh kemudian diimplementasikan ke dalam data uji.



Gambar 4. Confusion Matriks [15]

Gambar 4 menjelaskan bahwa model yang telah dibangun dapat mengklasifikasikan citra TB positif sebanyak 38 data dan terdapat 5 error, sedangkan untuk TB negative, modelnya dapat mengklasifikasikan 37 data dengan benar dan 6 error. Jumlah data pada hasil klasifikasi sesuai dengan jumlah data uji pada Tabel 2. Hasil klasifikasi data uji dapat dilihat lebih jelas pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi

Kondisi	Presisi	Recall
Positif	0.88	0.88
Negatif	0.86	0.86
Akurasi		**0.88**

Tabel 4 menjelaskan presisi dan recall menghasilkan nilai yang sama pada TB positif sebesar 0,88 atau 88%. Sedangkan untuk citra TB negative maka nilai presisi dan recall menghasilkan nilai yang sama pula sebesar 0,86 atau 86%. Sehingga prosentase tingkat akurasi keseluruhan adalah 88%.

KESIMPULAN

Model terbaik untuk mengklasifikasikan penyakit tuberkulosis dibuat dengan menggunakan model convolutional neural network menggunakan 75 epoch dengan hasil akurasi data training dan validasi masing-masing sebesar 96,40% dan 80,58%. Model kemudian diimplementasikan ke dalam data uji dengan tingkat akurasi 88%. Citra TB positif terklasifikasi benar sebanyak 38 data dan terdapat 5 error, untuk citra TB negatif, model mampu mengklasifikasikan 37 data dengan benar dan 6 error.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Abdullahi Umar Ibrahim, Emrah Guler, Meryem Guvenir, Kaya Suer, Sertan Serte, Mehmet Ozsoz. 2021. Automated detection of Mycobacterium tuberculosis using transfer learning. The Journal of Infection in Developing Countries.

[2] WHO.World Health Organization Global Tuberculosis Report 2020. 2020. Available online: http://apps.who.int/iris (Diakses terakhir pada tanggal 06 Januari 2023).

[3] Melendez, J.; Sánchez, C.I.; Philipsen, R.H.H.M.; Maduskar, P.; Dawson, R.; Theron, G.; Dheda, K.; Van Ginneken, B. 2016. An automated tuberculosis screening strategy combining X-ray-based computer-aided detection and clinical information. Science Report.

[4] M. Nur *et al.*, "Evaluation of Novel Integrated Dielectric Barrier Discharge Plasma as Ozone Generator," *Bull. Chem. React. Eng. Catal.*, vol. 12, no. 1, p. 24, Apr. 2017.

[5] A. Yahiaoui, O. Er, and N. Yumusak, "A new method of automatic recognition for tuberculosis disease diagnosis using support vector machines," Biomed. Res., vol. 28, no. 9, pp. 4208-4212, 2017.

[6] I. Hammen, "Respiratory Medicine Case Reports Tuberculosis mimicking lung cancer," Respir. Med. Case Reports, vol. 16, pp. 45-47, 2015.

[7] J. Melendez, C. I. Sánchez, R. H. H. M. Philipsen, P. Maduskar, R. Dawson, G. Theron, K. Dheda, B. Ginneken, "An automated tuberculosis screening strategy combining X-ray-based computer-aided detection and clinical information," Sci. Rep., October 2015, pp. 1-8, 2016.

[8] Nada Hussain Ali, Matheel E. Abdulmunim, Akbas Ezaldeen Ali. 2021. Constructed model for micro-content recognition in lip reading based deep learning. Bulletin of Electrical Engineering and Informatics

[9] F.-F. Li, J. Johnson dan S. Yeung, Class Lecture, Topic: "CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition," College of Computer Science, Stanford University, Stanford, 2019.

[10] Ovy Rochmawanti, Fitri Utaminingrum, Fitra A. Bachtiar. 2021. Analisis Performa Pre-Trained Model Convolutional Neural Network Dalam Mendeteksi Penyakit Tuberkulosis. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK).

[11] A. Saravia, N. M. Fonseca, L. Sousa, N. J. Costa, J. V. Sousa, D. B. Santos, S. Soares and A. Valente, "Classification of Images of Childhood Pneumonia using Convolutional NeuralNetworks," in 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, Prague, 2019.

[12] Chang Liu, Yu Cao, Marlon Alcantara, Benyuan Liu, Maria Brunette, Jesus Peinadoy, Walter Curios. 2019. TX-CNN: Detecting Tuberculosis In Chest X-Ray Images Using Convolutional Neural Network. International Conference on Image Processing.

[13] Akosua Adom Agyeman, Richard Ofori-Asenso. 2017. Tuberculosis—an overview. Journal of Public Health and Emergency.

[14] Rasouli MR, Mirkoohi M, Vaccaro AR, et al. 2012. Spinal tuberculosis: diagnosis and management. Asian Spine Journal.

[15] Roman Belavkin, Panos Pardalos, Jose Principe. 2022. Value of Information in the Binary Case and Confusion Matrix. MDPI Journal.

[16] S.Ruder, 2016. An overview of gradient descent optimization algorithms, https://arxiv.org/abs/1609.04747.

[17] T. Dozat, 2016. Incorporating nesterov momentum into adam, Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR), San Juan, Puerto Rico.

[18] J. Zhang and F. B. Gouza, 2018. GADAM: Genetic-evolutionary adam for deep neural network optimization. https://arxiv.org/abs/1805.07500.

[19] S. J. Reddi, S. Kale, and S. Kumar, 2019. On the convergence of adam and beyond. https://arxiv.org/abs/1904.09237.

[20] N. Shazeer and M. Stern, 2018. Adafactor: Adaptive learning rates with sublinear memory cost. Proceedings of the International Conference on Machine Learning ICML, pp. 4596–4604, Stockholm, Sweden.

[21] M. Zaheer, S. J. Reddi, and D. S. Sachan. 2018. Adaptive methods for nonconvex optimization. Proceedings of the Neural Information Processing Systems, Curran Associates, Inc, Montreal, Canada.