

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Campak

Campak merupakan penyakit yang diakibatkan oleh virus RNA golongan *morbilivirus* di *famili paramyxoviridae*, penyakit campak sangat menular karena ditularkan langsung melalui udara maupun pernafasan (batuk dan bersin) (Fadhila & Selviana, 2024). Penyakit campak memiliki masa inkubasi 7 hingga 18 hari dengan rata-rata 10 hari, masa penularan dari penyakit campak adalah 4 hari sebelum dan setelah ruam ada, dengan puncak penularan saat 1 hingga 3 hari pertama sakit. Gejala yang terjadi pada saat terkena campak yaitu demam lebih dari 38° C selama 3 hari atau lebih dengan disertai salah satu gejala batuk (*cough*), pilek (*coryza*) dan mata merah atau mata berair (*conjunctivitis*) dikenal sebagai 3C. Tanda khas yang ada pada campak adalah bercak putih keabuan dengan dasar merah di pipi bagian dalam dan ruam yang muncul mulai dari belakang telinga berbentuk *maculopapular* selama 3 hari atau lebih, beberapa hari kemudian menyebar ke seluruh tubuh dan akan menyatu. Komplikasi pada penyakit campak sering terjadi pada anak usia kurang dari 5 tahun dan dewasa usia lebih dari 20 tahun. Komplikasi yang sering terjadi yaitu diare, pneumonia, malnutrisi, otitis media, kebutaan, kejang demam, *ensefalitis*, *ulkus mukosa* mulut, dan komplikasi jangka panjang yaitu *subacute sclerosing panencephalitis* (SSPE).

Berdasarkan data dari *centers for disease control and prevention* (CDC) tahun 2023 kurang lebih terdapat 10,3 juta orang yang terinfeksi oleh campak di seluruh dunia. Pada kasus 6 bulan terakhir yaitu bulan Juli 2024 hingga Desember 2024, Indonesia menduduki peringkat ke-7 dengan total sebanyak 2873 kasus, sehingga penyakit campak di Indonesia dapat dikategorikan sebagai penyakit *endemic*. Kasus kematian pada campak umumnya disebabkan oleh penyakit komplikasi yang ada.

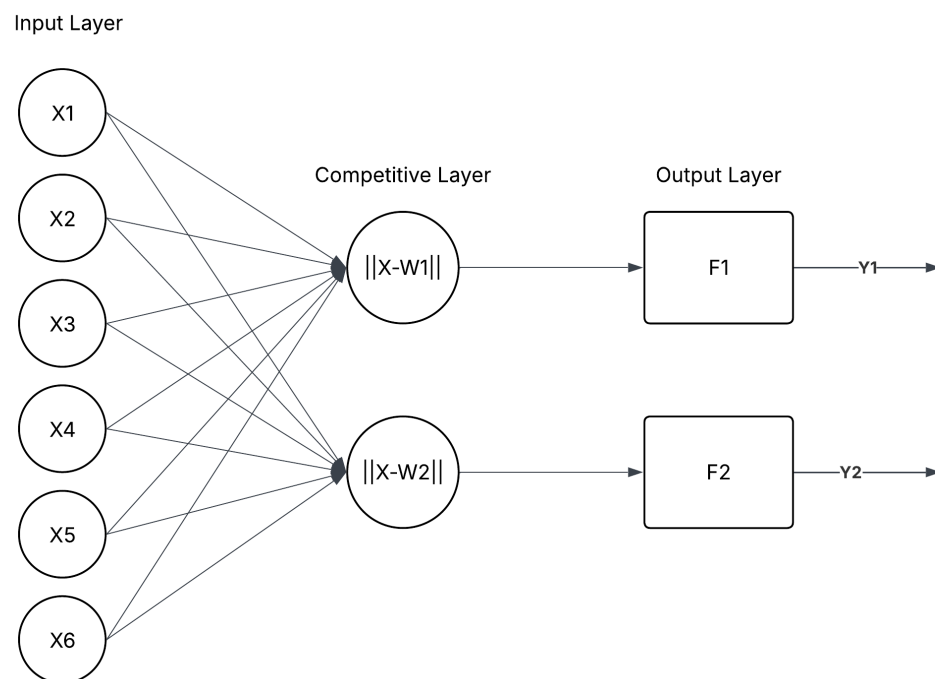
2.2 Pengenalan Pola

Pengenalan pola adalah mengelompokkan data numerik dan simbolik secara otomatis oleh mesin (Kasim & Nugraha, 2021). Pengenalan pola memiliki tujuan mengidentifikasi dan klasifikasi data untuk memfasilitasi pengambilan keputusan dan meningkatkan kegunaan data di berbagai bidang (Bohra, 2022). Pada bidang medis teknik pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam seperti *convolutional neural network* (CNN), digunakan untuk mengenali pola kompleks pada citra medis, hal tersebut dapat meningkatkan akurasi diagnostik untuk rencana perawatan maupun prediksi terhadap wabah penyakit yang efektif.

2.3 Algoritma *Learning Vector Quantization*

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan jaringan syaraf tiruan dengan proses pembelajaran terawasi berbasis *competitive learning* yang berarti hanya terdapat 1 neuron pemenang saja yang diperhatikan. Pemenang ditentukan dengan menghitung jarak *Euclid* yang paling kecil antara vektor masukan dengan bobot neuron (Rahman Aziz dkk., 2021a). LVQ merupakan jaringan syaraf tiruan dengan tipe arsitektur *single layer feedforward* yang terdiri atas 2 *layer*, *layer* pertama merupakan *competitive* *layer* dan *layer* kedua merupakan *linear layer*. *Competitive*

layer digunakan untuk menemukan neuron pemenang yang cocok dengan data input berdasarkan perhitungan jarak antara bobot dan *input vector*. *Competitive* layer yang ada pada LVQ menerapkan aturan pemenang mengambil semuanya. Penggunaan LVQ sudah diaplikasikan ke dalam berbagai bidang seperti pengenalan pola dan medis (Hameed dkk., 2021a).



Gambar 2. 1 Arsitektur LVQ

Gambar 2.1 merupakan arsitektur dari Algoritma LVQ. x_1 - x_6 merupakan fitur dari data yang digunakan, $\|x-w_1\|^2$ dan $\|x-w_2\|^2$ bertujuan untuk menghitung jarak euclidian, neuron dengan jarak terdekat dianggap sebagai pemenang yang digunakan untuk hasil dari output pada output layer. Mekanisme utama algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) dalam mempengaruhi pembentukan model terletak pada proses pembaruan bobot (*weight update*). Algoritma ini bekerja dengan cara menggeser posisi vektor prototipe (bobot) mendekati atau menjauhi data masukan, tergantung pada ketepatan klasifikasinya. Proses ini sering disebut

sebagai mekanisme *reward* (hadiah) dan *punishment* (hukuman) yang secara matematis dirumuskan sebagai persamaan (1) dan (2):

$$w_{baru} = w_{lama} + \alpha(x - w_{lama}) \quad (1)$$

$$w_{baru} = w_{lama} - \alpha(x - w_{lama}) \quad (2)$$

Di mana α adalah *learning rate* yang berkurang seiring berjalannya waktu. Proses inilah yang menyebabkan pergeseran posisi *neuron* dalam ruang fitur, sehingga membentuk batas keputusan (*decision boundary*) yang memisahkan suspek campak dan non-campak. Persamaan (1) digunakan ketika Jika kategori data latih (x) sama dengan kategori vektor bobot (w) sedangkan persamaan (2) Jika kategori data latih (x) berbeda dengan kategori vektor bobot (w).

2.4 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan sebuah tabel yang menyatakan jumlah data uji yang diprediksi benar diklasifikasikan dan data uji yang salah diklasifikasikan. *Confusion matrix* terdiri dari 4 bagian yaitu *true positive* (TP), *false positive* (FP), *true negative* (TN), dan *false negative* (FN). TP merupakan keadaan dimana model berhasil dengan tepat memprediksi hasil positif, FP berarti keadaan model memprediksi hasil positif namun kenyataannya negative, TN merupakan kondisi dimana model berhasil memprediksi dengan tepat hasil negative, FN berarti model salah memprediksi hasil yang seharusnya negatif menjadi positif (Erbani dkk., 2024). 4 bagian tersebut digunakan untuk evaluasi model menggunakan *precision*, *recall*, *accuracy*, dan *F1-score*. *Precision* mengukur kualitas informasi yang diberikan oleh model, *recall* merupakan perhitungan sejauh mana model dapat mengambil kembali informasi, *accuracy* merupakan level kedekatan antara hasil

identifikasi dengan hasil actual (Borman dkk., 2022), *F1-Score* merupakan hasil yang menggunakan *precision* dan *recall* sehingga dapat dinyatakan sebagai performa keseluruhan. Berikut perhitungan dari matriks evaluasi pada persamaan (1), (2), (3), (4).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$F1-Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (6)$$

2.5 Grid Search

Grid search adalah metode pencarian sistematis untuk menentukan kombinasi nilai terbaik dari hiperparameter model pembelajaran mesin. Metode ini bekerja dengan menyiapkan sekumpulan nilai untuk setiap parameter, lalu mencoba setiap kombinasi nilai tersebut secara menyeluruh menggunakan *cross-validation*, dan memilih kombinasi yang menghasilkan performa terbaik (A Ilemobayo dkk., 2024). Penggunaan *grid search* memungkinkan penyesuaian parameter penting seperti *learning rate*, *n_parameter*, dan parameter *epochs* sehingga meningkatkan kemampuan konvergensi dan generalisasi model.

2.6 Feature Importance

Dalam algoritma berbasis prototipe seperti *Learning Vector Quantization* (LVQ), interpretasi model dapat dilakukan dengan menganalisis vektor bobot

(*prototype vectors / neuron*) yang terbentuk setelah proses pelatihan. *Feature Importance* atau kepentingan fitur pada LVQ mencerminkan seberapa besar kontribusi suatu fitur dalam mendefinisikan karakteristik kelas tertentu.

Prinsip dasar analisis ini adalah mengamati variasi atau perubahan nilai bobot pada setiap dimensi fitur. Fitur yang memiliki variasi bobot yang tinggi atau perubahan yang signifikan selama proses pembelajaran mengindikasikan bahwa fitur tersebut merupakan penentu utama dalam memisahkan antar kelas. Sebaliknya, fitur dengan bobot yang cenderung konstan atau seragam antar *neuron* dianggap kurang informatif atau tidak berkontribusi signifikan terhadap keputusan klasifikasi. Pemahaman terhadap kepentingan fitur ini penting untuk memverifikasi relevansi atribut data dengan logika domain permasalahan yang diteliti.

2.7 State of The Art

Berdasarkan rumusan masalah dan tujuan penelitian yang telah dibuat, maka dilakukan penyusunan literature review dari penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penerapan pengenalan pola untuk diagnosa penyakit, Algoritma LVQ dan Algoritma lainnya. Beberapa penelitian sebelumnya yang dilakukan adalah, sebagai berikut:

Tabel 2. 1 *State of The Art*

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
1.	(Mathews dkk., 2025)	<i>Neutrosophic fuzzy Sets</i>	Masalah ambiguitas dalam derajat keanggotaan, terutama melalui berbagai ekstensi dari himpunan fuzzy. Ketika derajat keanggotaan tidak jelas dan tidak konsisten, penting untuk menggambarkan derajat keanggotaan menggunakan komponen <i>neutrosophic</i>	Pengembangan ukuran kesamaan yang lebih akurat melalui penggunaan komponen neutrosophic untuk menggambarkan derajat keanggotaan yang tidak jelas dan tidak konsisten. Ini dilakukan

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			yaitu, nilai keanggotaan <i>truth</i> , <i>indeterminacy</i> , dan <i>falsity</i> untuk secara akurat merepresentasikan informasi yang tidak pasti dan tidak konsisten. Diaplikasikan terhadap pengenalan pola untuk ekstraksi dan karakterisasi gejala penyakit.	dengan mengintegrasikan ukuran kesamaan untuk himpunan fuzzy dan neutrosophic, serta menerapkan metode pengukuran kesamaan dalam pengenalan pola, yang menunjukkan peningkatan presisi dan ketahanan dalam pengolahan data yang kompleks dan tidak pasti seperti pada ekstraksi dan karakterisasi gejala penyakit.
2.	(Puspita dkk., 2024)	Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i>	Pentingnya diagnosis dini diabetes untuk mencegah komplikasi serius yang dapat terjadi akibat penyakit ini, mengingat diabetes adalah penyakit kronis yang menyebabkan banyak kematian di	Pengembangan aplikasi berbasis web untuk diagnosis diabetes menggunakan metode <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ). Aplikasi ini dirancang untuk membantu pasien mendeteksi

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			seluruh dunia dan sering kali tidak menunjukkan gejala pada tahap awal.	masalah diabetes secara dini dengan menggunakan delapan atribut sebagai input untuk diagnosis.
3.	(Begum dkk., 2024b)	Algoritma Artificial Neural Network	Penggunaan jaringan saraf buatan (<i>Artificial Neural Networks</i> - ANN) dalam diagnosis medis, serta analisis perbandingan berbagai model jaringan saraf seperti <i>Multilayer Neural Network</i> (MLNN), <i>Probabilistic Neural Network</i> (PNN), <i>Learning Vector Quantization Neural Network</i> (LVQNN), <i>Generalized Regression Neural Network</i> (GRNN), dan <i>Radial Basis Function Neural Network</i> (RBFNN) dalam mengenali berbagai jenis penyakit. Penelitian ini menekankan pentingnya diagnosis dini	eksplorasi dan analisis perbandingan lima jenis jaringan saraf buatan (ANN) yaitu <i>Multilayer Neural Network</i> (MLNN), <i>Probabilistic Neural Network</i> (PNN), <i>Learning Vector Quantization Neural Network</i> (LVQNN), <i>Generalized Regression Neural Network</i> (GRNN), dan <i>Radial Basis Function Neural Network</i> (RBFNN) dalam diagnosis medis. Penelitian ini menunjukkan bahwa

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			untuk pengobatan yang berhasil dan meningkatkan tingkat kelangsungan hidup. Penyakit yang diambil adalah penyakit autis dan kanker payudara	masing-masing jaringan saraf memiliki keunggulan dalam mengenali masalah kesehatan tertentu, dan hasil eksperimen numerik menunjukkan bahwa LVQNN dan PNN sering kali menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan jaringan lainnya dalam berbagai dataset
4.	(Fuster-Palà dkk., 2024)	<i>Algoritma Support Vector Machine, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Artificial Neural Network</i>	Sistem kesehatan kewalahan karena populasi menua, kekurangan tenaga medis, akses terbatas, dan penyalahgunaan layanan darurat. Kebutuhan diagnosis awal lebih baik dan pengarahan pasien yang tepat diperlukan untuk efisiensi. <i>Telemedicine</i> memiliki	Mengembangkan klasifikasi AI berbasis gejala untuk membantu tenaga medis, mempercepat diagnosis, dan mengurangi beban pada sistem kesehatan.

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			keterbatasan dan butuh alat tambahan seperti AI. Penerapan langsung AI untuk triage dan pra-diagnosis gejala awal pasien belum meluas.	
5.	(Gyebi dkk., 2023b)	Algoritma <i>Naïve Bayes, Random Forest, Decision Trees, Support Vector Machine, Artificial Neural Network, Generalized Linear Models.</i>	Kebutuhan akan diagnosis campak yang akurat dan dini di Ghana untuk membatasi penyebaran penyakit tersebut, yang berada di urutan kedua setelah malaria dalam hal <i>disease burden</i> (beban penyakit). Metode tradisional untuk mendeteksi kasus campak mungkin terbatas dalam sensitivitas dan kekuatan prediksinya.	Membandingkan kinerja lima teknik klasifikasi machine learning (<i>Naive Bayes, Support Vector Machines, Artificial Neural Networks, Decision Trees, dan Random Forests</i>) dengan metode tradisional (<i>Generalized Linear Models</i>) untuk memprediksi pasien campak di Ghana
6.	(Pulungan & Sari, 2023b)	<i>Sparse Least Trimmed Squares</i>	Pemodelan proporsi kasus campak di Sumatera Utara dengan mempertimbangkan data yang memiliki	Menemukan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kasus campak dengan menggunakan metode <i>Sparse Least Trimmed</i>

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			dimensi tinggi (banyak variabel penjelas) yang mempunyai <i>outlier</i> .	<i>Squares</i> (LTS) yang lebih baik dibandingkan dengan regresi LASSO klasik dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan <i>outlier</i> .
7.	(Abdulrahman Safar dkk., 2023)	<i>Multi-layer Perceptron</i>	Identifikasi kekuatan dan kelemahan, serta perkembangan terkini dalam penerapan jaringan <i>Multi-layer Perceptron</i> (MLP) untuk mengenali pola dalam berbagai dataset di bidang kesehatan.	Meninjau penggunaan jaringan MLP untuk pengenalan pola dalam lima topik penyakit yang berbeda: diabetes, penyakit jantung, penyakit hati, kanker payudara, dan penyakit Parkinson.
8.	(Siregar, 2022)	<i>Backpropagation, kohonen</i>	Bagaimana mempercepat proses pembelajaran (training) dan meningkatkan akurasi klasifikasi dalam mengenali pola penyakit paru-paru yaitu Pneumonia dan TBC paru-paru	Menganalisis Algoritma Kohonen pada Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i> untuk mencapai percepatan yang signifikan dengan pembobotan <i>random</i> dan pembobotan yang kedua

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			menggunakan Algoritma <i>Kohonen</i> pada Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	menggunakan Algoritma <i>kohonen</i> dalam proses pembelajaran dan klasifikasi yang akurat dalam mengenali pola penyakit paru-paru.
9.	(Setyowati dkk., 2021)	Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i>	Infeksi saluran pernapasan (ISPA) merupakan salah satu penyebab utama kunjungan pasien ke fasilitas kesehatan, dengan tingkat morbiditas yang tinggi, terutama di negara-negara dengan pendapatan per kapita rendah dan menengah. Penyakit ini sering kali dimulai dari gejala ringan seperti batuk, namun dapat berkembang menjadi kondisi yang lebih serius jika tidak ditangani dengan tepat. ISPA juga memiliki gejala awal yang mirip dengan	Pengembangan aplikasi diagnosis yang menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan pendekatan <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ) untuk mendiagnosis penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) berdasarkan gejala yang dialami pasien. Aplikasi ini dirancang untuk mengklasifikasikan gejala dan memberikan diagnosis yang akurat, sehingga dapat membantu

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			penyakit berbahaya lainnya seperti TBC dan asma, sehingga diagnosis yang akurat sangat penting untuk mencegah komplikasi yang lebih serius, termasuk risiko kanker paru-paru. Selain itu, meningkatnya jumlah pasien ISPA setiap tahun menunjukkan perlunya pengembangan teknologi diagnosis yang lebih baik untuk mengidentifikasi penyakit ini secara dini dan akurat	dalam pengenalan dini dan penanganan penyakit ISPA.
10.	(Rahman Aziz dkk., 2021b)	Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i>	Ketika variabel prediktor dalam dataset memiliki rentang nilai yang sangat berbeda, hal ini dapat berdampak negatif pada akurasi klasifikasi menggunakan <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ). Variabel dengan rentang yang lebih besar dapat mendominasi perhitungan	Menyelidiki penggunaan metode transformasi data untuk mengatasi masalah ini dan meningkatkan akurasi diagnosis penyakit jantung menggunakan LVQ. Penelitian ini membandingkan akurasi LVQ pada data asli dengan data yang

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			jarak <i>Euclidean</i> , sehingga mengurangi pengaruh variabel dengan rentang yang lebih kecil.	telah ditransformasi menggunakan metode <i>minmax</i> , <i>decimal scaling</i> , <i>z-score</i> , <i>mean-MAD</i> , <i>sigmoid</i> , dan <i>softmax</i> .
11.	(Hameed dkk., 2021b)	Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i>	Permasalahan utama adalahh klasifikasi penyakit diabetes menggunakan Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ) dan variasinya (GLVQ, RLVQ, dan GRLVQ). Permasalahan ini meliputi upaya meningkatkan akurasi klasifikasi, mengukur dan meningkatkan <i>robustness</i> Algoritma terhadap dataset diabetes, melakukan evaluasi komprehensif terhadap kinerja varian LVQ menggunakan berbagai metrik kesalahan (RMSE, MZE, MAE, MMAE), mengatasi potensi divergensi vektor	Menganalisis dan mengevaluasi kinerja dari keempat varian Algoritma LVQ tersebut dalam mendiagnosis diabetes, serta mengukur robustitas dan akurasi masing-masing klasifikasi menggunakan empat metrik kesalahan yang berbeda.

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			referensi yang dapat mempengaruhi akurasi, serta menemukan parameter model yang optimal tanpa memakan waktu pemrosesan yang mahal.	
12.	(Franciska dkk., 2022b)	<i>Backpropagation</i>	Pada tahun 2018, lebih dari 140.000 orang di dunia meninggal akibat campak yang sebagian besar adalah anak-anak di bawah usia 5 tahun. Oleh karena itu penanganan awal terhadap penyakit campak dapat dilakukan mendapat konfirmasi laboratorium dengan melakukan pemeriksaan serologis (pengambilan darah) atau virologis (pengambilan urin pasien)	Membuat sebuah sistem yang dapat memprediksi penyakit campak dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan Algoritma <i>Backpropagation</i> .
13.	(Khan & Kim, 2021)	Algoritma <i>LSTM</i>	Aritmia adalah kondisi yang dapat menyebabkan kematian mendadak, dan pemantauan yang tepat dapat	Meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit aritmia dengan mengembangkan pendekatan deep

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
			menyelamatkan nyawa. Terdapat tantangan dalam klasifikasi aritmia yang disebabkan oleh sifat dinamis sinyal elektrokardiogram (ECG) serta mengeksplorasi metode yang lebih efektif dibandingkan teknik tradisional.	learning menggunakan <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM). LSTM dipilih karena kemampuannya dalam mengatasi masalah klasifikasi yang disebabkan oleh sifat dinamis sinyal elektrokardiogram (ECG) serta untuk menangani isu vanishing dan exploding gradients yang sering muncul pada teknik deep learning tradisional. Penelitian ini menerapkan <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) untuk mengurangi dimensi dataset, yang membantu menghilangkan noise dan meningkatkan akurasi klasifikasi.

NO	Nama, Tahun Penelitian	Algoritma/Metode	Permasalahan	Solusi
14.	(Tawakal & Azkiya, 2020)	Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i>	Kesalahan penanganan penyakit demam berdarah <i>dengue</i> (DBD) dikarenakan kemiripan gejala dengan penyakit <i>typhoid</i> atau tifus. Sehingga dapat menyebabkan salah diagnosa jika tidak benar-benar diperiksa secara teliti. Kesalahan diagnosa ini dapat mengakibatkan efek dari obat yang diberikan tidak akan berpengaruh pada penyakit yang diderita.	Membuat sistem yang mampu mendiagnosa penyakit yang diderita pasien, sehingga dapat mengenali apakah pasien menderita DBD atau tifus. Pembuatan sistem menggunakan Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ) lalu dievaluasi untuk mendapatkan hasil dari Algoritma yang dipakai.

Berdasarkan Tabel 2.1 dan yang dicantumkan pada latar belakang, menjelaskan mengenai efektivitas penggunaan Algoritma LVQ pada diagnosis dini beberapa penyakit yang ada. LVQ terbukti dapat mendiagnosis beberapa penyakit dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Namun terdapat kekurangan pada beberapa penelitian mengenai penggunaan dataset yang kurang relevan. Melihat dari kekurangan yang ada, penelitian ini menerapkan Algoritma LVQ dengan dataset yang disesuaikan berdasarkan kebutuhan.

Tabel 2. 2 Matriks Penelitian

[illegible]

No.	Penulis	Judul	Ruang Lingkup												
			Penerapan Algoritma												
			<i>Neutrosophic fuzzy</i>	<i>LVQ</i>	<i>ANN</i>	<i>SVM</i>	<i>Random Forest</i>	<i>K-NN</i>	<i>Naïve Bayes</i>	<i>Decision Trees</i>	<i>GLM</i>	<i>Sparse LTS</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>	<i>Backpropagation</i>	<i>Kohonen</i>
2	Juni Wijayanti Puspita, Kevin Jieventius Yanto, Andi Moh. Ridho Pettalolo, Moh. Ali Akbar A. Dg. Matona, Lilies Handayani. (2024)	<i>Web-based Application for Early Diabetes Diagnosis using Learning Vector Quantization (LVQ)</i>		✓											
3	Afsana Begum, MD. Mashrur Rahman, Sohana Jahan (2024)	<i>Medical Diagnosis Using Artificial Neural Networks</i>			✓										
4	Auba Fuster-Pala, Francisco Luna-Perejon, Lourdes Miro-Amarante, Manuel	<i>Optimized Machine Learning Classifiers for Symptom-Based Disease Screening</i>			✓	✓	✓	✓							

No.	Penulis	Judul	Ruang Lingkup													
			Penerapan Algoritma													
			<i>Neutrosophic fuzzy</i>	<i>LVQ</i>	<i>ANN</i>	<i>SVM</i>	<i>Random Forest</i>	<i>K-NN</i>	<i>Naïve Bayes</i>	<i>Decision Trees</i>	<i>GLM</i>	<i>Sparse LTS</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>	<i>Backpropagation</i>	<i>Kohonen</i>	<i>LSTM</i>
	Dominguez-Morales (2024)															
5	Robert Gyebi, Gabriel Asare Okyere, Emmanuel Kwaku Nakua, Franklin Aseidu-Bekoe, Jane Serwaa Akoto Nti, Emmanuel Owusu Ansah, Felix Agyemang Opoku (2024)	<i>Prediction of measles patients using machine learning classifiers: a comparative study</i>			✓	✓	✓		✓	✓	✓					
6	Shelly Kilan Cahaya Pulungan, Rina Filia Sari (2023)	<i>Modeling the proportion of measles cases using sparse least trimmed squares</i>										✓				

[illegible]

[illegible]

No.	Penulis	Judul	Ruang Lingkup													
			Penerapan Algoritma													
			<i>Neutrosophic fuzzy</i>	LVQ	ANN	SVM	<i>Random Forest</i>	K-NN	<i>Naïve Bayes</i>	<i>Decision Trees</i>	GLM	<i>Sparse LTS</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>	<i>Backpropagation</i>	<i>Kohonen</i>	LSTM
15	Muhammad Ikmal Riza (2025)	Pengenalan Pola Suspek Campak Berdasarkan Gejala Menggunakan Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i> (LVQ)		✓												

Berdasarkan penelitian pada Tabel 2.2 dapat disimpulkan bahwa penelitian memiliki kefokusannya pada penyakit serta menggunakan Algoritma yang berbeda seperti *Neutrosophic fuzzy*, LVQ, ANN, SVM, Random Forest, K-NN, Naïve Bayes, Decision Trees, GLM, Sparse LTS, Multilayer Perceptron, Backpropagation, Kohonen, LSTM. Penggunaan Algoritma LVQ yang ada memberikan akurasi yang cukup tinggi namun penerapan tersebut dilakukan pada beragam penyakit yang ada dan tidak ada yang menggunakan dataset campak. Sehingga diperlukan penelitian lebih lanjut pada Algoritma LVQ menggunakan dataset campak yang sesuai.

2.9 Relevansi Penelitian

Relevansi penelitian terkait Algoritma, metode dan topik yang diambil dimana terdapat pembaharuan dari penelitian sebelumnya, relevansi penelitian bisa dilihat pada tabel 2.3 berikut ini.

Tabel 2. 3 Relevansi Penelitian

Peneliti	Yuni Franciska, B.Hermawan Hayadi, Agung Setiawan (2022)	Muhammad Ikmal Riza (2025)
Judul	Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Penyakit Campak Menggunakan Algoritma <i>Backpropagation</i>	Pengenalan Pola Suspek Campak Berdasarkan Gejala Menggunakan Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i>
Masalah Penelitian	Bagaimana penerapan Algoritma <i>backpropagation</i> terhadap prediksi penyakit campak?	Bagaimana kinerja Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i> dalam pengenalan pola suspek campak berdasarkan gejala?
Objek Penelitian	Campak	Campak
Algoritma/Metode	<i>Backpropagation</i>	<i>Learning Vector Quantization</i>
Dataset	Tidak dijelaskan	Kasus campak di Kota Tasikmalaya pada tahun 2024-2025
Implementasi	Melakukan prediksi pada campak menggunakan 10 gejala	Melakukan pengenalan pola pada campak menggunakan 5 gejala yang sesuai dengan pedoman Kemenkes RI serta menambahkan variabel lain yaitu imunisasi pertama dan kedua