

Pemanfaatan Jaringan Saraf Tiruan Hamming dan MAXNET Dalam Mendeteksi Nomor Plat Kendaraan.

Saludin Muis^{1,*}

¹ Teknik Informatika; Universitas Bina Insani; Jl.Siliwangi No.6; e-mail: saludin@binaisani.ac.id

* Korespondensi: e-mail: saludin@binaisani.ac.id

Diterima: 02 Januari 2023 ; Review: 13 Februari 2023; Disetujui: 11 April 2023

Cara sitasi: Muis S. 2022. Pemanfaatan Jaringan Saraf Tiruan Hamming dan MAXNET Dalam Mendeteksi Nomor Plat Kendaraan. *Informatics for Educators and Professionals : Journal of Informatics*. Vol.7 (1) : 84 - 95

Abstrak : Jaringan Hamming awalnya diteliti oleh Lippmann dan lembaga DARPA, jaringan *Hamming* bekerja berdasarkan prinsip kecocokan atau kesesuaian data vektor input dengan pola vektor prototip yang tersimpan dalam matriks bobot, sehingga jaringan ini tidak memerlukan "pelatih" dalam proses pembelajaran. Kesederhanaan cara kerja jaringan *Hamming* membawa konsekuensi akan persyaratan tertentu yang memungkinkan kinerja dalam mendeteksi data vektor input secara akurat. Persyaratan yang diperlukan jaringan *Hamming* menjadi fokus penelitian pada laporan ini. Variabel data vektor prototip dan variabel data vektor input diteliti untuk melihat pengaruhnya terhadap keakuratan jaringan Hamming dalam mendeteksi data vektor input yang terdapat efek pengaburan dari lingkungan. Hasil penelitian berupa persyaratan yang diperlukan dan selanjutnya dapat diaplikasikan pada sistem Pemanfaatan Jaringan Saraf Tiruan Hamming dan MAXNET Dalam Mendeteksi Nomor Plat Kendaraan. Dimana kesederhanaan arsitektur jaringan Hamming dengan tahapan pemrosesan yang relatif singkat, mampu memberikan tingkat keakuratan yang diharapkan. Kesederhanaan arsitektur Hamming dan MAXNET yang menjadi pokok penelitian ini, menawarkan kepraktisan dalam implementasi dengan hasil yang baik, dengan cakupan bidang aplikasi yang cukup luas.

Kata kunci: *Hamming Network, MAXNET, dimensi, keakuratan, bit*

Abstract : *The Hamming network was originally researched by Lippmann and DARPA department, the Hamming network works based on the principle of matching or matching the input vector data with the prototype vector pattern stored in the weight matrix, so this network does not need a "trainer" in the learning process. The simplicity of how the Hamming network works has consequences for certain requirements that enable performance in detecting input vector data accurately. The requirements needed by the Hamming network are the focus of research in this report. Prototype vector data variables and input vector data variables were examined to see their effect on the accuracy of the Hamming network in detecting input vector data that has a defocusing effect from the environment. The results of the research are in the form of requirements that are needed and can then be applied to the system of Utilizing Hamming and MAXNET Artificial Neural Networks in Detecting Vehicle Plate Numbers. The simplicity of the Hamming and MAXNET architectures, which are the subject of this research, offers practicality in implementation with good results, with a wide enough scope of application fields.*

Keywords: *Hamming Network, MAXNET, Dimension, Accurate, bit*

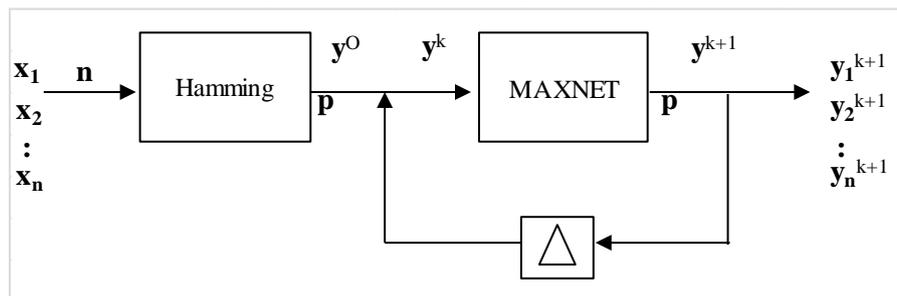
1. Pendahuluan

Jaringan saraf tiruan tipe *Hamming* (DARPA,1988; Lippmann 1987) yang menjadi fokus penelitian pada laporan ini (jaringan MAXNET berfungsi sebagai pelengkap untuk tujuan optimalisasi), tidak memerlukan umpan balik dari lingkungan untuk proses pembelajaran sebagaimana dibutuhkan oleh jaringan saraf tiruan pada umumnya, misalnya jaringan saraf *perceptron* berlapis tunggal maupun berlapis banyak, yang memerlukan umpan balik dari

lingkungan untuk proses pembelajaran, baik menggunakan paradigma diawasi ataupun tidak diawasi, dengan arsitektur *forward* ataupun *backpropagation*, dimana hasil pembelajaran, selanjutnya dipergunakan untuk memperbaharui nilai bobot, yang merupakan akumulasi pengetahuan dari proses pembelajaran (Rifkie Primartha 2021, Andrews H.C 1972, McCulloch W.S. 1943), Dengan demikian, *Hamming network* tidak menganut aturan belajar serumpun /*familiar learning rule* ataupun *perceptron* yang disinggung diatas. Dengan kata lain jaringan *Hamming* harus menemukan sendiri hubungan yang menarik yang mungkin ada dalam input data, yang selanjutnya diterjemahkan ke keluaran/output, sehingga *Hamming network* dapat difungsikan untuk menemukan pola pada data input tanpa seorang pelatih (Saludin 2021, Saludin 2005).

Jaringan saraf tiruan yang dilatih tanpa pelatih, biasanya belajar dari mencocokkan kriteria kemiripan eksplisit tertentu (Simpton H.I 1990). Jaringan saraf demikian dapat menghasilkan output dengan mengatakan kepada kita seberapa mirip output dengan pola yang ada, diumpamakan pada input. Ini dikerjakan dengan membandingkan pola yang diumpamakan pada input dengan pola prototip atau tipikal yang terlihat di masa lalu. Hal ini dapat dibayangkan bahwa pola yang diumpamakan pada input dievaluasi kemiripan dengan pola tipikal dari masa lalu. Ukuran kemiripan secara matematis digambarkan sebagai jarak minimum antara neuron yang merespons diatur dalam susunan geometris teratur. atau nilai maksimum dari perkalian skalar antara bobot dan vektor input (Jacek M. Zurada 2002, Laurence Fausett 1994,).

Pada penelitian ini, mempergunakan jaringan saraf tiruan *Hamming* dan *MAXNET* (disebut sebagai pengklasifikasi HD minimum) untuk mendeteksi nomor plat kendaraan, dimana nomor plat kendra dari angka 0 sampai 9 sudah standar karena plat kendaraan dikeluarkan oleh lembaga kepolisian. Standarisasi bentuk nomor secara teoritis akan meningkatkan tingkat akurasi hasil pendeteksian. Adapun gabungan jaringan *Hamming* dan *MAXNET* dapat digambarkan,

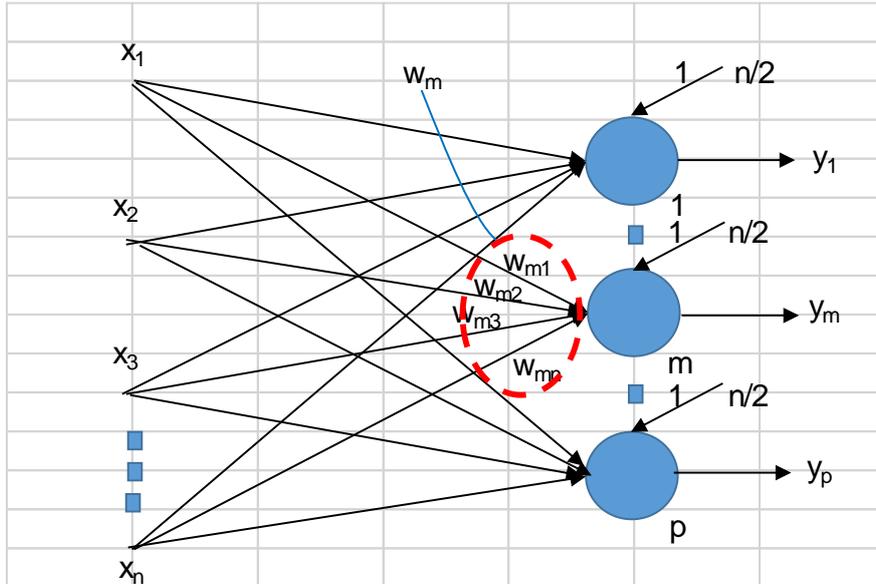


Sumber: Jacek M. Zurada (2002)

Gambar 1. Blok diagram pengklasifikasi HD minimum

Hamming Network :

Hamming network merupakan salah satu struktur jaringan saraf tiruan yang menggunakan paradigma pembelajaran tidak terawasi. Jaringan *Hamming* terdiri dari jaringan umpan maju dan n bit vektor biner dwikutub untuk tujuan klasifikasi p kelas, proses klasifikasi dilakukan dengan cara mencocokkan vektor masukan dengan vektor yang tersimpan dalam jaringan dengan menghitung nilai n -HD.



Sumber: Jacek M. Zurada (2002)

Gambar 2. Hamming network untuk n vector binary dwikutub merepresentasikan p kelas

Vektor masukan \mathbf{x} dengan dimensi n mendeskripsikan m kelas dari $\mathbf{s}^{(m)}$ dimana $m = 1, 2, \dots, p$ (m adalah jumlah neuron, yang juga menggambarkan jumlah keluaran klasifikasi) membentuk vektor matriks bobot \mathbf{w}_m yang didefinisikan :

$$\mathbf{w}_m = [\mathbf{w}_{m1}, \mathbf{w}_{m2}, \dots, \mathbf{w}_{mn}]^T, \quad m=1, 2, \dots, p \tag{1}$$

banyak p vektor keluaran yang mewakili masing masing kelas, hanya satu diantara vektor keluaran yang bernilai 1 misalnya vektor keluaran ke m bila vektor $\mathbf{x} = \mathbf{s}^{(m)}$. vektor keluaran dari masing masing kelas adalah $\mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(1)}, \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(m)}, \dots, \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(p)}$. Bila $\mathbf{x} = \mathbf{s}^{(m)}$ maka hanya vektor keluaran ke m yang bernilai n . Jarak Hamming atau HD dari komponen vektor \mathbf{x} masukan terhadap $\mathbf{s}^{(m)}$ merupakan rata rata hasil perkalian skalar antara vektor \mathbf{x} dan $\mathbf{s}^{(m)}$. HD menyatakan banyaknya bit yang berbeda antara vektor \mathbf{x} dan $\mathbf{s}^{(m)}$. dengan demikian bentuk persamaan umum untuk dua vektor yang berada pada kelas yang sama, haruslah memenuhi $n - \text{HD}$ (bila vektor masukan \mathbf{x} tepat sama dengan kelas m maka $\text{HD} = 0$ dan $f(\text{net}) = 1$, n adalah jumlah komponen/ dimensi vektor masukan \mathbf{x}).

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(m)} &= (n - \text{HD}(\mathbf{x}\mathbf{s}^{(m)})) - \text{HD}(\mathbf{x}\mathbf{s}^{(m)}) \\ \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(m)} &= \frac{1}{2} n - \text{HD}(\mathbf{x}\mathbf{s}^{(m)}) \end{aligned} \tag{2}$$

matriks bobot jaringan Hamming dapat dicari dengan asumsi bahwa keluaran bernilai 1 hanya bila vektor $\mathbf{x} = \mathbf{s}^{(m)}$ sehingga matrik bobot \mathbf{W} sendiri dapat disusun langsung dari vektor prototip $\mathbf{s}^{(m)}$.

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} s_1^{(1)} & s_2^{(1)} & \dots & s_n^{(1)} \\ s_1^{(2)} & s_2^{(2)} & \dots & s_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_1^{(p)} & s_2^{(p)} & \dots & s_n^{(p)} \end{pmatrix} \tag{3}$$

matriks bobot \mathbf{W} diatas biasanya dikalikan faktor $\frac{1}{2}$ untuk kemudahan perhitungan. Pada gambar 2. masing masing neuron diberi nilai bias 1 tetap sebesar $\frac{1}{2} n$ sehingga nilai net merupakan jumlahan dari $\frac{1}{2} n$ dan perkalian vektor masukan dengan vektor prototipnya.

$$\text{net}_m = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(m)} + \frac{1}{2} n, \quad m = 1, 2, \dots, p \tag{4}$$

bandingkan nilai net_m pada persamaan terakhir dengan suku sebelah kanan pada persamaan 2.

$$\text{net}_m = n - \text{HD}(\mathbf{x}\mathbf{s}^{(m)}) \tag{5}$$

hasil $\Gamma(\text{net})$ berupa keluaran yang mewakili salah satu kelas yang sesuai dengan vektor masukan dilinearkan dengan faktor $(1/n)$ net supaya keluaran neuron 0-1 karena jumlah titik masukan dari $0 - n$.

$f(\text{net}_m) = (1/n) \text{net}_m$
 $f(\text{net}_m) = 1$ bila vektor masukan neuron tepat sama dengan kelas m yang dicari.

6

Algoritma *Hamming Network* :

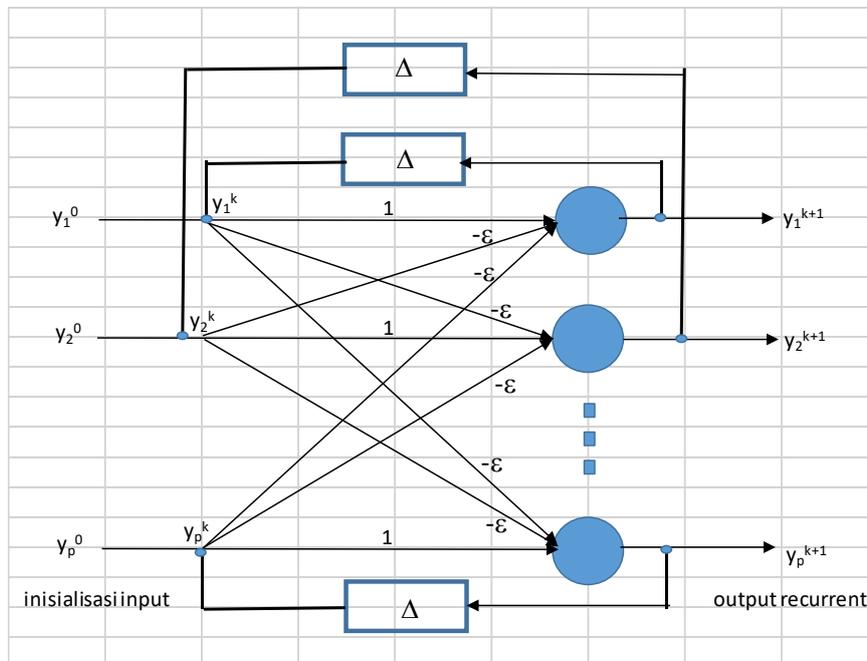
1. Diberi vektor pola prototip \mathbf{s} sebanyak p
 $\{\mathbf{s}^{(1)}, \mathbf{s}^{(2)}, \dots, \mathbf{s}^{(p)}\}$; $m= 1,2,\dots,p$
 $\mathbf{s}^{(m)}$ adalah vektor berdimensi $n \times 1$.
2. Hitung bobot \mathbf{W}

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} s_1^{(1)} & s_2^{(1)} & \dots & s_n^{(1)} \\ s_1^{(2)} & s_2^{(2)} & \dots & s_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_1^{(p)} & s_2^{(p)} & \dots & s_n^{(p)} \end{pmatrix}$$

3. Berikan vektor masukan \mathbf{x} untuk test.
 Dimensi vektor \mathbf{x} adalah $n \times 1$
4. Hitung **net**
 $\text{net}_m = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{s}^{(m)} + \frac{1}{2} n$, $m = 1,2,\dots,p$
 $\text{net}_m = n - \text{HD}(\mathbf{x}\mathbf{s}^{(m)})$
5. Hitung keluaran neuron
 $f(\text{net}_m) = (1/n) \text{net}_m$
 nilai $f(\text{net}_m)$ terbesar menunjukkan bahwa vektor tersebut merupakan vektor yang terklasifikasi terdekat dengan vektor masukan \mathbf{x} .
6. Berhenti.

MAXNET:

Jaringan saraf *MAXNET* merupakan jaringan *recurrent* yang berfungsi untuk memaksimalkan hasil klasifikasi terhadap vektor masukan. Karena itu jaringan *MAXNET* diaplikasikan bersama dengan jaringan *Hamming*, dimana keluaran jaringan *Hamming* dioptimalkan oleh jaringan *MAXNET*.



Sumber: Jacek M. Zurada (2002)

Gambar 3. MAXNET untuk p kelas

Matriks bobot W jaringan saraf MAXNET dengan dimensi $p \times p$ didefinisikan sebagai berikut :

$$W_M = \begin{pmatrix} 1 & -\epsilon & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & 1 & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & -\epsilon & 1 & \dots & -\epsilon \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\epsilon & -\epsilon & \dots & -\epsilon & 1 \end{pmatrix} \tag{7}$$

nilai koefisien ϵ dibatas $0 < \epsilon < 1/p$ dan inialisasi nilai awal $0 \leq y_i^0 \leq 1$, untuk $i = 1,2,\dots,p$. Jaringan MAXNET memperkuat simpul yang sama dengan nilai positif sedangkan umpan balik ke simpul lain bernilai negatif sehingga setelah sekian kali proses pengulangan y^{k+1} akan menghasilkan nilai terbesar hanya untuk simpul yang argumen vektor masukan paling dekat HD terkecil.

$$y^{k+1} = \Gamma [W_M y^k] \tag{8}$$

fungsi aktivasi f adalah,

$$f(\text{net}) = \begin{cases} 0, & \text{net} < 0 \\ \text{net}, & \text{net} \geq 0 \end{cases} \tag{9}$$

matriks bobot 7 menyebabkan nilai terkecil net (tanda minus) mencapai $y = f(\text{net}) = 0$ untuk setiap kali proses pengulangan sampai semua y mencapai $f(\text{net}) = 0$ kecuali hanya satu ($y > 0$) yang merupakan keluaran yang sesuai dengan klasifikasi pola vektor masukan.

Algoritma MAXNET :

1. Inialisasi vektor masukan y_m^k
 k adalah banyaknya kali pengulangan/ recurrent. $m = 1,2,\dots,p$, p adalah banyaknya kelas prototip.
2. Tentukan matrik W

$$W_M = \begin{pmatrix} 1 & -\epsilon & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & 1 & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & -\epsilon & 1 & \dots & -\epsilon \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\epsilon & -\epsilon & \dots & -\epsilon & 1 \end{pmatrix}$$

nilai ϵ harus memenuhi syarat $0 < \epsilon < 1/p$, W berdimensi $p \times p$.

3. Hitung net^k
 $\text{net}^k = W_M y^k$
4. Hitung y^{k+1}

$$f(\text{net}) = \begin{cases} 0, & \text{net} < 0 \\ \text{net}, & \text{net} \geq 0 \end{cases}$$

$$y^{k+1} = \Gamma [W_M y^k]$$

5. Bila jumlah komponen vektor y yang sama dengan nol $\neq p-1$
 $k+1 \rightarrow k$
 ulang langkah 3
6. Berhenti
 Hanya satu komponen vektor y yang bernilai lebih besar dari nol, komponen ini menunjukkan kesesuaian dengan klasifikasi vektor masukan y^0

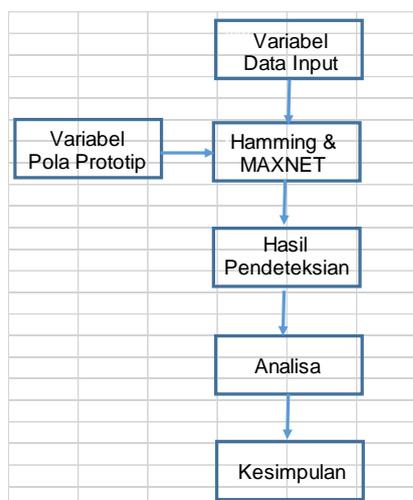
Implementasi jaringan syaraf tiruan untuk mengenalan teks telah banyak diteliti (Shi dkk. 2016; Shi, Bai, Yao 2016; Cheng dkk. 2017; Li dkk. 2019; Lu dkk. 2019; Chen dkk. 2020), yang bertujuan mengekstrak konten teks dari gambar, tema ini telah menarik perhatian besar karena mengandung nilai komersial yang tinggi untuk berbagai aplikasi di dunia nyata. Dengan pengembangan pemodelan urutan, banyak model pengenalan teks (Liu dkk. 2016; Cheng dkk. 2018; Liu, Chen, dan Wong 2018) telah mencapai hasil yang sangat baik. Umumnya, sebagian besar model pengenalan teks kompetitif memiliki arsitektur encoder-decoder, yang memetakan setiap urutan masukan menjadi urutan keluaran dengan panjang variabel. Penelitian ini memanfaatkan jaringan syaraf Hamming –MAXNET untuk mengenal angka, yang merupakan bentuk aplikasi yang lebih spesifik dibandingkan dalam konteks mengenal teks. Aplikasi spesifik menuntut kesederhanaan dalam implementasi, kecepatan dalam pemrosesan dan tingkat akurasi yang memadai sebagaimana disyaratkan. Jaringan syaraf Hamming-MAXNET memenuhi kriteria yang diperlukan, dengan memperhatikan beberapa parameter yang merupakan hasil dari penelitian ini.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian studi literatur. Menggunakan cara analisa kualitatif yang meninjau dari sudut pandang teoritis terkait dan analisa kuantitatif yang memberikan deskripsi tingkat keakuratan pendeteksian nomor plat kendaraan untuk berbagai bentuk atau *font* pola nomor tipikal.

Pola nomor data input dan pola nomor data prototip atau tipikal berasal dari *font* yang sama, karena nomor plat kendaraan dikeluarkan oleh satu lembaga tunggal, yaitu lembaga kepolisian Republik Indonesia. Baik pola nomor data input maupun pola nomor data prototip dibuat bervariasi dalam hal resolusi (dimensi $n \times m$) dan font (kekhasan bentuk nomor) untuk melihat pengaruhnya terhadap keakuratan hasil pendeteksian. Sedangkan sampel pola nomor data input dibuat secara acak dengan asumsi bahwa pola dasarnya atau *font* dasar adalah sama dengan pola nomor data prototip atau tipikal, hanya ditambahkan variabel kemungkinan-kemungkinan dimana cat pada goresan nomor atau angka, terkupas atau terdapat tambahan kotoran yang terlihat berubah angka asalnya (disebut efek pengaburan). Analisa kualitatif bersandar pada teori yang membangun jaringan saraf tiruan *Hamming* dan *MAXNET*, Yang selanjutnya didukung oleh analisa kuantitatif yang menggunakan sampel pola nomor data input yang telah diberikan efek pengaburan, pola nomor prototip yang berbeda secara dimensi dan *font*.

Mengacu kepada latar belakang teoritis yang membentuk jaringan saraf tiruan Hamming maka Hipotesis bahwa keakuratan Pemanfaatan Jaringan Saraf Tiruan Hamming dan MAXNET Dalam Mendeteksi Nomor Plat Kendaraan berkorelasi dengan resolusi dan kekhasan font nomor yang membentuk vektor prototip. Adapun tahapan penelitian :



Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 4. Tahapan penelitian Pemanfaatan Jaringan Saraf Tiruan Hamming dan MAXNET Dalam Mendeteksi Nomor Plat Kendaraan,

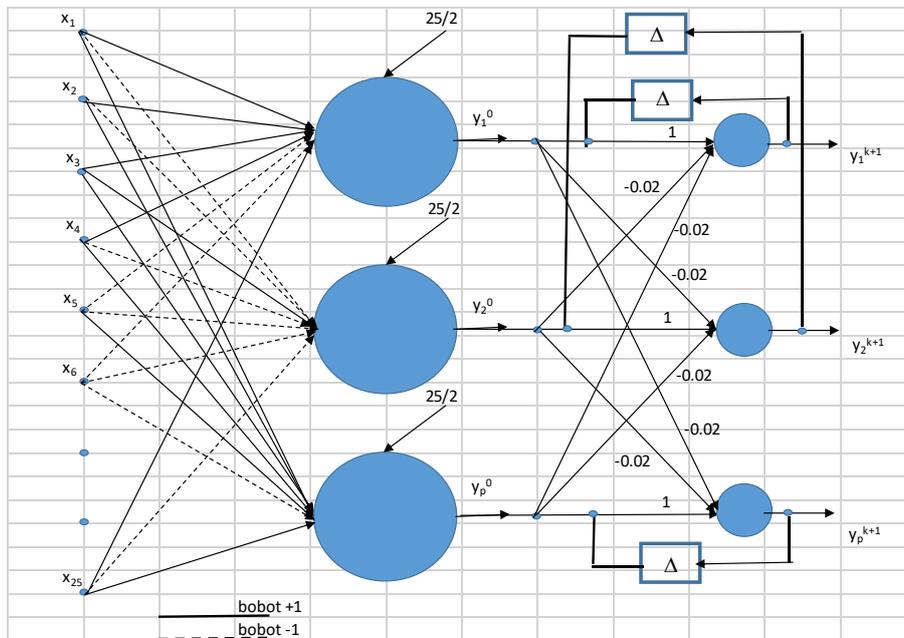
Jaringan Hamming bekerja dengan mencocokkan data input yang hendak diidentifikasi terhadap matriks bobot yang menyimpan vektor prototip. Hasil pencocokan berupa bilangan HD (hamming Distance) yang menyatakan jumlah bit yang berbeda antara data input terhadap sejumlah vektor prototip dalam matriks bobot. Karena data input bersifat variabel sehingga HD yang terkorelasi dengan tingkat keakuratan dipengaruhi oleh beberapa faktor yang menjadi fokus analisa dari penelitian ini, dimana kesimpulan yang dihasilkan adalah untuk menjawab faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi tingkat keakuratan jaringan Hamming sebagai alat pendeteksian nomor plat kendaraan bermotor.

3. Hasil dan Pembahasan

1.1. Hasil

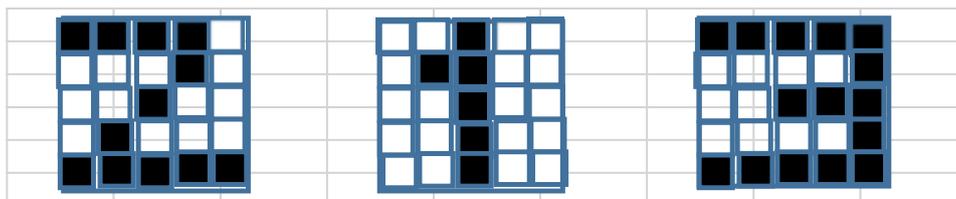
Diasumsikan pola nomor data input dan pola nomor data prototip memiliki dimensi 5 x 5 dengan font yang sama sebagaimana pada contoh gambar 6, adapun nomor prototip dipilih 2-1-3. Dengan tes pola nomor data input berupa 2-1-3 dan dimensi 5x5 hitam semua, ditunjukkan pada gambar 7. Hasil diberikan oleh tabel 1.

Berangkat dari data sampel diatas, selanjutnya dimensi diubah menjadi 5x9, gambar 8 dengan jumlah bit yang beda untuk masing-masing nomor atau angka 2-1-3 adalah sama dengan data diatas (dimensi 5 x 5) ditunjukkan pada gambar 9, hasil diderikan oleh tabel 2.



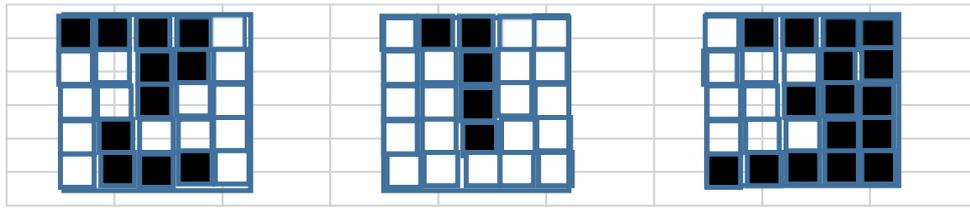
Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 5 Hamming network dan MAXNET untuk berdimensi 5 x 5 dengan 3 kelas untuk contoh angka 2-1-3 (prototip)



Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 6 Pola nomor data prototip berdimensi 5 x 5



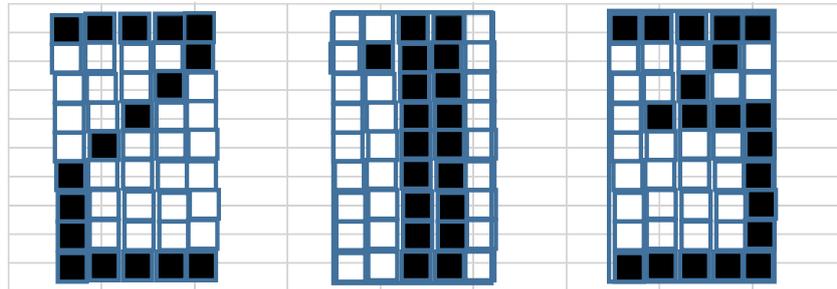
Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 7 Pola nomor data input berdimensi 5 x 5

Tabel 1. Hasil pendeteksian angka 2-1-3 berdimensi 5x5

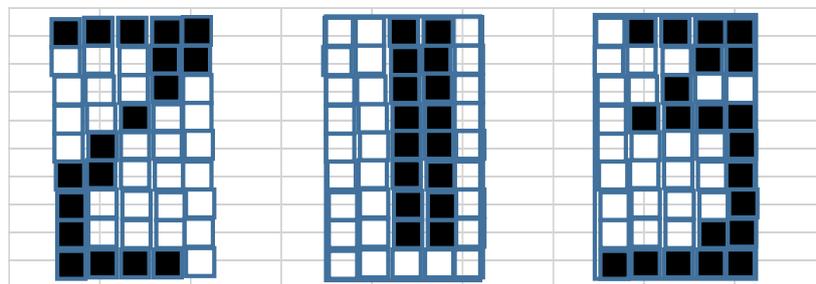
Sampel	Prototip	Hamining		MAXNET		
		Hasil persamaan (4)	Angka (6) teridentifikasi	Output (9)	Angka teridentifikasi	
2	2	23	0.88	2	1	2
	1	15	0.60		0	
	3	16	0.64		0	
1	2	13	0.52	1	0	1
	1	23	0.88		1	
	3	10	0.40		0	
3	2	17	0.68	3	0	3
	1	9	0.36		0	
	3	22	0.88		1	

Sumber : Hasil Penelitian (2022)



Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 8. Pola nomor data prototip berdimensi 5 x 9



Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 9. Pola nomor data input berdimensi 5 x 9

Tabel 2. Hasil pendeteksian angka 2-1-3 berdimensi 5x9

Sampel	Prototip	Hamining		MAXNET	
		Hasil persamaan (4)	Angka teridentifikasi (6)	Output (9)	Angka teridentifikasi
2	2	42	0.9333	2	2
	1	22	0.4889		
	3	30	0.6667		
1	2	20	0.4444	1	1
	1	42	0.9333		
	3	21	0.4667		
3	2	29	0.6444	3	3
	1	23	0.5111		
	3	42	0.9333		

Sumber : Hasil Penelitian (2022)

1.2. Pembahasan

Percobaan dengan menggunakan dimensi 5 x 5 dan 5 x 9 untuk melihat perbedaan efek persamaan 4 dan persamaan 6 terhadap kemampuan jaringan Hamming mendeteksi angka 0 sampai 9. Kemampuan mendeteksi akan mencerminkan tingkat keakuratan jaringan dalam mendeteksi angka pada data input secara benar berdasarkan variabel data input x yang berasal dari lingkungan dan variabel data prototip yang tersimpan dalam matriks bobot w.

Dari persamaan 4 terlihat jelas bahwa vektor data berupa sinyal dwikutub (+1 dan -1), jika mengalikan dirinya sendiri akan menghasilkan bilang positif 1 pada tiap bit atau posisi digitnya. Dengan kata lain. Bila terdapat bit yang berbeda dari aslinya, hasil perkalian akan bertanda negatif “ - “ dimana tanda minus ini akan menjadi pengurang pada persamaan 4, yang selanjutnya mempengaruhi hasil akhir yang diberikan persamaan 6. Bit-bit yang berbeda ini berasal dari pengaruh lingkungan, misalnya angka asli semula, cat terkupas (bertanda -1) atau ada kotoran sewarna dengan angka yang menempel, menyebabkan angka terlihat tidak sebagaimana aslinya (bertanda +1). Efek yang disebabkan oleh lingkungan, selanjutnya disebut “pengaburan”, yang pada derajat tertentu dapat menyebabkan jaringan *Hamming-MAXNET* kehilangan kemampuannya dalam mendeteksi secara benar.

Pengaruh efek pengaburan yang berasal dari lingkungan, dapat dilihat dari hasil percobaan dengan menggunakan dimensi 5 x 5 dan 5 x 9 untuk membentuk angka prototip 0 sampai 9 (gambar 6, mengambil contoh angka 2-1-3) dan sampel data dari lingkungan (gambar 7).. Jaringan *Hamming-MAXNET* yang dipergunakan diperlihatkan pada gambar 5. Data vektor angka prototip (2-1-3) membentuk matriks bobot w (urutan dimulai 2 ->1->3),

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Dan data vektor masukan x diasumsikan terdapat masing-masing 3 bit yang berbeda, lihat gambar 7 sehingga vektor data masukan x untuk angka 2, 1 dan 3 adalah,

Data	Vektor data input, posisi 1 sampai 25																								
2	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	
1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
3	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	

Hasil perhitungan persamaan 4 diberikan pada tabel 1. Informasi yang diberikan tabel1 untuk vektor yang terdeteksi dengan jumlah efek pengaburan 3 bit yang sama pada masing-masing data inoput x, menghasilkan besaran keluaran jaringan Hamming yang sama (persamaan 6). Karakteristik ini digabungkan dengan sifat hasil perkalian 2 vektor yang sama (vektor prototip), yang dibahas diatas. Memberikan informasi lebih lanjut yang berharga untuk meningkatkan kinerja jaringan *Hamming-MAXNET*, yaitu : (1) masing-masing vektor prototip (dalam hal ini berupa angla 0-9) harus berbeda satu sama lainnya sejauh mungkin, dalam arti jumlah bit beda antara dua vektor beda haruslah sebesar mungkin, dengan kata lain, *font* angka

Terlihat jelas bahwa bila font vektor angka 0-9 seperti pada gambar 10 (tidak spesifik), maka vektor data bit untuk angka 0, 6, 8 dan 9 akan mudah dipengaruhi oleh efek pengaburan lingkungan, karena secara tipikal, misalkan vektor data bit untuk "0" sebagai acuan, maka dibandingkan dengan vektor data bit "6" hanya berbeda 3 bit, dengan vektor data bit "8" hanya berbeda 3 bit, dan dengan vektor data bit "9" hanya berbeda 3 bit pula. Analisa lebih lanjut, bahwa vektor data bit "6" hanya berbeda 3 bit dengan vektor data bit "8", dan vektor data bit "8" hanya berbeda 3 bit dengan vektor data bit "9", Sifat font yang tidak spesifik ditambah dimensi data prototip yang rendah, akan berpengaruh signifikan terhadap kinerja jaringan Hamming-MAXNET

Sebaliknya contoh font dari vektor data prototip untuk angka 0-9 dari nomor plat kendaraan yang dikeluarkan lembaga kepolisian Indonesia, menunjukkan font yang sudah lebih baik memenuhi kriteria "spesifik" yang menargetkan perbedaan jumlah bit antar vektor prototip sejauh mungkin, sehingga meningkatkan kinerja jaringan Hamming-MAXNET dalam mengidentifikasi data input yang terdapat efek pengaburan dari lingkungan.



Sumber : Hasil Penelitian (2022)

Gambar 11. Pola nomor (0-9) data prototip, dengan font dari plat nomor kendaraan yang dikeluarkan oleh lembaga kepolisian Indonesia

Temuan-temuan diatas memberikan tuntunan praktis dalam implementasi jaringan Hamming untuk aplikasi pengenalan angka, berbeda dengan penelitian pada umumnya yang menyajikan hasil pendeteksian teks yang semata-mata hanya menekankan tingkat keakuratan. Tuntunan praktis yang dihasilkan dari penelitian ini berdampak kepada optimalisasi kinerja dalam mengimplementasikan jaringan Hamming, khususnya dalam hal sebagai alat pendeteksian nomor plat kendaraan bermotor.

4. Kesimpulan

Jaringan *Hamming-MAXNET* dapat dipergunakan untuk mendeteksi nomor plati kendaraan dengan tingkat akurasi yang baik, dimana tingkat keakuratan berkorelasi dengan 3 variabel determinan, yaitu (1). Font yang memberikan kekhasan data vektor prototip angka 0-9 itu sendiri, dimana masing-masing angka yang menempati jumlah pixel (kotak) yang sama lokasinya sekecil mungkin, dengan kata lain, dari sudut pandang lokasi pixel, semakin besar perbedaan jumlah lokasi yang sama yang ditempati oleh masing-masing angka, tingkat keakuratan akan semakin baik (2) Semakin tinggi dimensi atau resolusi vektor prototip, semakin baik tingkat keakuratan yang dapat dicapai. (3). Angka –angka yang menjadi bagian dari data vektor input, batas tepi untuk atas-bawah, kiri-kanan harus menghimpit dengan batas-batas atas-bawah, kiri-kanan dari tiap angka, hal ini untuk menghindari efek pengaburan tambahan dari lingkungan.

Referensi

- [1] Andrews H.C, Introduction to Mathematical Techniques in Pattern Recognition . New York : Wiley Interscience,1972.
- [2] A Chen, X.; Jin, L.; Zhu, Y.; Luo, C.; Wang, T. 2020. Text Recognition in the Wild: A Survey. arXiv preprint arXiv:2005.03492 .
- [3] Cheng, Z.; Bai, F.; Xu, Y.; Zheng, G.; Pu, S.; Zhou, S. 2017. Focusing Attention: Towards Accurate Text Recognition in Natural images. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 5076–5084.
- [4] DARPA, DARPA Neural Network Study, Final Report. Cambridge, MA : Massachusetts Institute of Technology,1988.
- [5] He, P.; Huang, W.; Qiao, Y.; Loy, C. C.; Tang, X. 2015. Reading Scene Text in Deep Convolutional Sequences. arXiv preprint arXiv:1506.04395 .
- [6] Jacek M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, edition 5th. Mumbai :Jaico Publishing House,2002.
- [7] Laurence Fausett, Fundamentals Neural Networks. New Jersey : Prentice-Hall, Inc.,1994.
- [8] Lippmann, R.P, An Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP magazine, 4 : 4-22,1987.
- [9] Li, H.; Wang, P.; Shen, C.; Zhang, G. 2019. Show, Attend and Read: A Simple and Strong Baseline for Irregular Text Recognition. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, volume 33, 8610–8617.
- [10] Lu, N.; Yu, W.; Qi, X.; Chen, Y.; Gong, P.; Xiao, R. 2019. Master: Multi-aspect Non-local Network for Scene Text Recognition. arXiv preprint arXiv:1910.02562 .
- [11] Liu, W.; Chen, C.; Wong, K.-Y. K.; Su, Z.; Han, J. 2016. STAR-Net: A SpaTial Attention Residue Network for Scene Text Recognition. In BMVC, volume 2, 7
- [12] Liu, W.; Chen, C.; Wong, K.-Y. K. 2018. Char-Net: A Character-Aware Neural Network for Distorted Scene Text Recognition. In AAAI, volume 1, 4.
- [13] McCulloch W.S and W.H. Pitts, A logical Calculus of the Ideas Imminent in Nervous Activity . Bull Math Biophy.5 : 115-133,1943
- [14] Rifkie Primartha, Algoritma Machine Learning. Bandung : Penerbit INFORMATIKA,2021.
- [15] Saludin. Muis, Teknik Jaringan Syaraf Tiruan. Jogjakarta : Grahallmu,2005
- [16] Saludin. Muis, Teori Jaringan Syaraf Tiruan, edisi 2. Jogjakarta : Teknosain,2021.
- [17] Simpson P.I, Artificial Neural Systems : Foundation, Paradigms, Applications, and Implementation. New York: {ergamon Press,1990.
- [18] Shi, B.; Bai, X.; Yao, C. 2016. An End-to-end Trainable Neural Network for Image-based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 39(11): 2298– 2304
- [19] Shi, B.; Wang, X.; Lyu, P.; Yao, C.; Bai, X. 2016. Robust Scene Text Recognition with Automatic Rectification. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 4168–4176.
- [20] Wang, J.; Hu, X. 2017. Gated Recurrent Convolution Neural Network for OCR. In Advances in Neural Information Processing Systems, 335–344.