



KORELASI MOTIVASI BERPRESTASI TERHADAP INDEKS PRESTASI MENGGUNAKAN METODE LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Bambang Kurniawan

Teknik Informatika, STMIK Hang Tuah Pekanbaru

E-Mail :

ibenk.psht@gmail.com

Abstract

Achievement Motivation affects students' learning ethos. With high Achievement Motivation, students are expected to obtain a high Achievement Index at the end of the semester. This study aims to determine the correlation between Achievement Motivation and Student Achievement Index. The data used are achievement motivation data and achievement index data from 44 students. The method used for training and data testing is Learning Vector Quantization. The results showed that the percentage of training accuracy was 97.06% for training data as many as 34 data, while for testing using 8 test data, the percentage of testing accuracy was 75%. The percentage of test results shows that the correlation of Achievement Motivation is directly proportional to the Achievement Index achieved by students. Therefore, students must have high Achievement Motivation in order to be able to complete studies with the best grades.

Keywords: Learning Vector Quantization; Correlation; Achievement motivation; Index Achievement.

Abstrak

Motivasi Berprestasi mempengaruhi etos belajar mahasiswa. Dengan Motivasi Berprestasi yang tinggi, mahasiswa diharapkan memperoleh Indeks Prestasi yang tinggi pada akhir semester. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui korelasi Motivasi Berprestasi terhadap Indeks Prestasi mahasiswa. Data yang digunakan adalah data motivasi berprestasi dan data indeks prestasi dari 44 orang mahasiswa. Metode yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian data adalah Learning Vector Quantization. Hasil penelitian memperlihatkan persentase akurasi pelatihan sebesar 97.06% untuk data latih sebanyak 34 data, sedangkan untuk pengujian dengan menggunakan data uji sebanyak 8 data didapatkan persentase akurasi pengujian sebesar 75%. Persentase hasil pengujian menunjukkan bahwa korelasi Motivasi Berprestasi berbanding lurus dengan Indeks Prestasi yang dicapai oleh mahasiswa. Oleh karena itu, mahasiswa harus memiliki Motivasi Berprestasi yang tinggi agar mampu menyelesaikan studi dengan nilai terbaik.

Keywords: Learning Vector Quantization; Korelasi; Motivasi Berprestasi; Indeks Prestasi.

PENDAHULUAN

Salah satu indikator keberhasilan atau prestasi akademik mahasiswa dalam menjalani perkuliahan setiap semester adalah Indeks Prestasi (IP). Untuk mencapai hal tersebut dibutuhkan tidak hanya sekedar kemampuan dalam memahami ilmu yang dipelajari. Motivasi berprestasi juga menjadi salah satu faktor penentu keberhasilan tersebut.

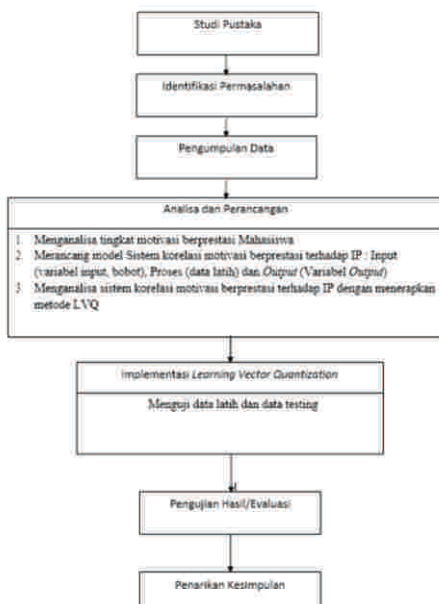
Jaringan Syaraf Tiruan (JST), merupakan hasil perkembangan ilmu dan teknologi yang kini sedang berkembang pesat dan memiliki keunggulan seperti kemampuan untuk belajar dan komputasi paralel. JST yang berupa susunan sel-sel syaraf tiruan (neuron) dibangun berdasarkan prinsip-prinsip organisasi otak manusia. Salah satu metode yang dapat diterapkan dalam JST adalah Learning Vector Quantization (LVQ). Metode LVQ diterapkan untuk mengetahui korelasi antar variabel dalam penelitian, yaitu motivasi berprestasi dan indeks prestasi. Sehingga akan didapatkan informasi bagaimana motivasi berprestasi mempengaruhi hasil belajar mahasiswa.

METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan acuan dalam pelaksanaan sebuah penelitian yang digambarkan secara terstruktur.

Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja merupakan langkah-langkah yang akan dilakukan untuk menyelesaikan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini dengan urutan yang telah ditetapkan, sehingga penelitian akan berjalan dengan lancar dan terstruktur, serta memperoleh hasil yang lebih baik. Kerangka kerja penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika ada 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut kedalam kelas yang sama.

Algoritma Pembelajaran Learning Vector Quantization

Langkah - langkah Algoritma pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode Learning Vector Quantization terdiri atas :

1. Inisialisasi bobot w_j dan derajat pembelajaran $\alpha(0)$.
2. Selama kondisi berhenti masih salah, kerjakan langkah 2 sampai 6.
3. Untuk setiap vector masukan pelatihan x kerjakan langkah 3 - 4.
4. Temukan j sehingga $|x-w_j|$ minimum.
5. Perbaharui w_j sebagai berikut :

Jika $T = C_j$ maka

$$W_j(t+1) = w_j(t) + \alpha(t) [x(t) - w_j(t)]$$

Jika $T \neq C_j$ maka

$$W_j(t+1) = w_j(t) - \alpha(t) [x(t) - w_j(t)]$$

6. Kurangi rerata pembelajaran α
7. Tes kondisi berhenti dengan X , vector-vector pelatihan $(X_1, \dots, X_i, \dots, X_n)$. T , kategori atau kelas yang benar untuk vector-vector pelatihan W_j , vector bobot pada unit keluaran ke- j $(W_{1j}, \dots, W_{ij}, \dots, W_{nj})$. C_j , kategori atau kelas yang merepresentasikan oleh unit keluaran ke- j . $\|x-w_j\|$, jarak Euclidean antara vector masukan dan vector bobot untuk unit keluaran ke- j .

Algoritma Pengujian Learning Vector Quantization

Langkah-langkah Algoritma pengujian Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode Learning Vector Quantization terdiri atas:

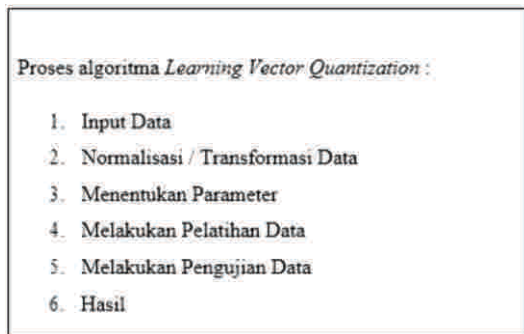
1. Masukkan data yang akan diuji, misal: X_{ij} ; dengan $i=1,2,\dots, np$; dan $j=1,2,\dots, m$.
2. Kerjakan untuk $i=1$ sampai np
 - a. Tentukan J sedemikian hingga $\|x - w_j\|$ minimum; dengan $j=1,2,\dots, K$.
 - b. Jadalah kelas untuk X_i .

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data skala motivasi berprestasi mahasiswa yang didapatkan dari hasil penyebaran kuesioner dan Indeks Prestasi (IP) yang didapatkan mahasiswa pada akhir semester. Kuesioner yang digunakan terlebih dahulu dilakukan uji Validitas dan Reliabilitas.

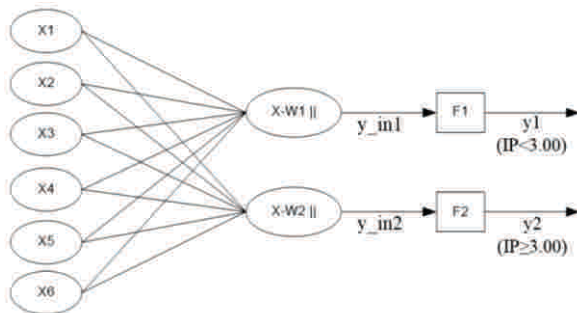
Proses algoritma Learning Vector Quantization dilakukan dengan mendefinisikan nilai awal untuk variabel-variabel yang diperlukan seperti menentukan nilai input, nilai output, nilai

bobot, learning rate(α) dan nilai batas ambang/threshold (ϵ). Proses Algoritma dari metode Learning Vector Quantization ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses Algoritma LVQ

Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan LVQ untuk mengetahui korelasi motivasi berprestasi terhadap indeks prestasi mahasiswa didasarkan kepada variabel input dan target yang telah ditetapkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur LVQ

Input Data

Data skala motivasi berprestasi mahasiswa akan diolah oleh Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma Learning Vector Quantization. Agar dapat dikenali dan diproses oleh Jaringan Syaraf Tiruan, maka data harus direpresentasikan ke dalam bentuk numerik antara 0 sampai dengan 1 karena jaringan ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner (logsig). Variabel input yang akan digunakan untuk proses analisa dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Input

No	Variabel	Keterangan
1	X1	Berorientasi sukses
2	X2	Berpandangan jauh ke depan dan menghargai waktu
3	X3	Bertanggung jawab terhadap tugas
4	X4	Memperhatikan umpan balik
5	X5	Menyukai tantangan
6	X6	Tangguh dalam bekerja

Variabel input yang ada pada Tabel 1 didapatkan dari aspek motivasi berprestasi dalam skala yang digunakan untuk pengambilan data.

Data motivasi berprestasi (input) dan indeks prestasi (output) yang telah didapat tersaji pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Input dan Output

No	Mahasiswa	Input						Output
		X1	X2	X3	X4	X5	X6	
1	MHS001	27	30	11	12	9	5	1.00
2	MHS002	25	27	10	9	9	5	3.87
3	MHS003	21	24	10	7	7	4	3.75
4	MHS004	27	26	11	9	7	5	3.44
5	MHS005	26	30	10	9	8	6	3.36

Normalisasi

Data input dan output pada Tabel 2 akan normalisasi dan konversi.

Metode yang digunakan untuk normalisasi data input dalam penelitian ini adalah Min-max normalization.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Keterangan :

- X' = nilai ciri hasil normalisasi
- X = nilai ciri yang akan dinormalisasi
- Xmin = nilai terkecil dari suatu ciri
- Xmax = nilai terbesar dari suatu ciri

Data Output (IP) dikonversi ke dalam nilai berikut :

- a. Apabila $IP < 3.00 = 1$
- b. Apabila $IP \geq 3.00 = 2$

Data pada Tabel 2 yang telah dikonversi dan dinormalisasi dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Input dan Output Hasil Normalisasi dan Konversi

No	Mahasiswa	Input						Output
		X1	X2	X3	X4	X5	X6	
1	MHS001	0.875	0.8	0.75	1	0.625	0.25	1
2	MHS002	0.625	0.5	0.5	0.666667	0.625	0.25	2
3	MHS003	0.125	0.2	0.5	0.444444	0.375	0	2
4	MHS004	0.875	0.4	0.75	0.666667	0.375	0.25	2
5	MHS005	0.75	0.8	0.5	0.666667	0.5	0.5	2

Dua (2) dari 5 data sampel yang telah dinormalisasi akan diambil sebagai bobot (vektor W) dan 3 data lainnya sebagai data input (vektor X).

Menentukan Parameter

Parameter yang digunakan adalah sebagai berikut :

- a. Bobot (Vektor W)
Vektor bobot yang digunakan untuk pelatihan data diambil dari 2 bobot awal yang memiliki target (output) yang berbeda yaitu MHS001 dan MHS002.
- b. Jumlah Neuron pada Hidden Layer
Jumlah neuron pada hidden layer ditentukan dengan cara trial and error. Setelah dilakukan trial and error, pada penelitian ini didapatkan jumlah neuron pada hidden layer adalah 20.
- c. Error Goal
Error goal atau galat ditentukan sebagai pembanding dengan galat jaringan saat pelatihan. Jaringan akan konvergen saat error jaringan lebih kecil dari error goal. Pada penelitian ini, error goal ditentukan sebesar 0,1.

d. Learning Rate

Setelah dilakukan uji coba untuk menghasilkan nilai akurasi paling tinggi, maka didapatkan nilai 0.05 untuk learning rate.

e. Maksimum Epoch

Banyaknya iterasi yang dilakukan suatu Jaringan Syaraf Tiruan dalam proses pelatihan disebut sebagai Epoch. Iterasi akan dihentikan ketika epoch melebihi nilai maksimum epoch atau dalam kondisi di mana jaringan telah mencapai keadaan konvergen. Nilai maksimum epoch pada penelitian ini sesuai hasil uji coba adalah 50.

Melakukan Pelatihan Data

Pada tahap ini jarak Euclidean akan dihitung untuk mendapatkan nilai bobot akhir dari data yang dilatih yaitu data MHS003, MHS004, dan MHS005.

Untuk memperoleh bobot akhir akan dilakukan perhitungan sebagai berikut :

Epoch (Iterasi) ke-1:

1. Data latih ke-1 (MHS003) = (0,125 ; 0,2 ; 0,5 ; 0,44444444 ; 0,375 ; 0)

Jarak terhadap:

$$a) \text{ Bobot ke-1 } (W_1) = (0,875 ; 0,8 ; 0,75 ; 1 ; 0,625 ; 0,25)$$

$$\text{Jarak} = ||X_j - W_j||$$

$$\begin{aligned} \text{Jarak} &= \sqrt{(0,125 - 0,875)^2 + (0,2 - 0,8)^2 + (0,5 - 0,75)^2 + \\ &\quad (0,44444444 - 1)^2 + (0,375 - 0,625)^2 + (0 - 0,25)^2} \\ &= 1,191067578 \end{aligned}$$

$$b) \text{ Bobot ke-2 } (W_2) = (0,625 ; 0,5 ; 0,5 ; 0,66666667 ; 0,625 ; 0,25)$$

$$\text{Jarak} = ||X_j - W_j||$$

$$\begin{aligned} \text{Jarak} &= \sqrt{(0,125 - 0,625)^2 + (0,2 - 0,5)^2 + (0,5 - 0,5)^2 + \\ &\quad (0,44444444 - 0,66666667)^2 + (0,375 - 0,625)^2 + \\ &\quad (0 - 0,25)^2} \\ &= 0,717204794 \end{aligned}$$

Jarak terkecil adalah pada bobot ke-2 (J = 2) = 0,717204794, target kelas data latih MHS003 = 2, maka (T=J). bobot ke-2 baru adalah $W_j = W_j + \alpha (X_i - W_j)$ yaitu : (0,6 ; 0,485 ; 0,5 ; 0,65555556 ; 0,6125 ; 0,2375)

2. Data latih ke-2 (MHS004) : (0,875 ; 0,4 ; 0,75 ; 0,66666667 ; 0,375 ; 0,25)

$$a) \text{ Bobot ke-1 } (W_1) = (0,875 ; 0,8 ; 0,75 ; 1 ; 0,625 ; 0,25)$$

$$\text{Jarak} = ||X_j - W_j||$$

$$\begin{aligned} \text{Jarak} &= \sqrt{(0,875 - 0,875)^2 + (0,4 - 0,8)^2 + (0,75 - 0,75)^2 + \\ &\quad (0,66666667 - 1)^2 + (0,375 - 0,625)^2 + (0,25 - \\ &\quad 0,25)^2} \end{aligned}$$

$$b) \text{ Bobot ke-2 } (W_2) = (0,6 ; 0,485 ; 0,5 ; 0,65555556 ; 0,6125 ; 0,2375)$$

$$\text{Jarak} = ||X_j - W_j||$$

$$\begin{aligned} \text{Jarak} &= \sqrt{(0,875 - 0,6)^2 + (0,4 - 0,485)^2 + (0,75 - 0,5)^2 + \\ &\quad (0,66666667 - 0,65555556)^2 + (0,375 - 0,6125)^2 + \\ &\quad (0,25 - 0,2375)^2} \\ &= 0,202035957 \end{aligned}$$

Jarak terkecil adalah pada bobot ke-2 (J = 2) = 0,202035957, target kelas data latih MHS004 = 2, maka (T=J). bobot ke-2 baru adalah $W_j = W_j + \alpha (X_i - W_j)$ yaitu : (0,61375 ; 0,48075 ; 0,5125 ; 0,65611111 ; 0,600625 ; 0,238125).

3. Data latih ke-3 (MHS005) : (0,75 ; 0,8 ; 0,5 ; 0,66666667 ; 0,5 ; 0,5)

$$a) \text{ Bobot ke-1 } (W_1) = (0,875 ; 0,8 ; 0,75 ; 1 ; 0,625 ; 0,25)$$

$$\text{Jarak} = ||X_j - W_j||$$

$$\begin{aligned} \text{Jarak} &= \sqrt{(0,75 - 0,875)^2 + (0,8 - 0,8)^2 + (0,5 - 0,75)^2 + \\ &\quad (0,66666667 - 1)^2 + (0,5 - 0,625)^2 + (0,5 - 0,25)^2} \\ &= 0,517069735 \end{aligned}$$

$$b) \text{ Bobot ke-2 } (W_2) = (0,61375 ; 0,48075 ; 0,5125 ; 0,65611111 ; 0,600625 ; 0,238125)$$

$$\text{Jarak} = ||X_j - W_j||$$

$$\begin{aligned} \text{Jarak} &= \sqrt{(0,75 - 0,61375)^2 + (0,8 - 0,48075)^2 + (0,5 - \\ &\quad 0,5125)^2 + (0,66666667 - 0,65611111)^2 + (0,5 - \\ &\quad 0,600625)^2 + (0,5 - 0,238125)^2} \\ &= 0,446605196 \end{aligned}$$

Jarak terkecil adalah pada bobot ke-2 (J = 2) = 0,446605196, target kelas data latih MHS005 = 2, maka (T=J). bobot ke-1 baru adalah $W_j = W_j + \alpha (X_i - W_j)$ yaitu: (0,6205625 ; 0,4967125 ; 0,511875 ; 0,656638889 ; 0,59559375 ; 0,25121875).

Proses ini dilakukan sampai ke epoch maksimum yang ditentukan sebelumnya, hingga kondisi minimal learning rate (Min α) terpenuhi. Sebelum masuk ke epoch ke- 2 hingga epoch maksimum, learning rate (α) diperbaharui terlebih dahulu dengan rumus $\alpha = \alpha - 0,1 * \alpha$ (lama), sehingga didapat learning rate untuk epoch ke-2 yaitu, $\alpha = 0,05 - 0,1 * 0,05 = 0,045$.

Melakukan Pengujian Data

Setelah tahap pembelajaran (training) dilakukan, selanjutnya data akan diuji (testing). Pengujian bertujuan untuk memastikan apakah bobot-bobot akhir yang diperoleh pada perhitungan manual sebelumnya sudah benar atau tidak. Pengujian ini dilakukan pada satu data uji dari sekumpulan data motivasi berprestasi dan indeks prestasi mahasiswa. Pengujian ini dilakukan berdasarkan bobot akhir yang diperoleh pada epoch ke 1 yaitu W_1 baru = (0,875 ; 0,8 ; 0,75 ; 1 ; 0,625 ; 0,25) dan W_2 baru = (0,6205625 ; 0,4967125 ; 0,511875 ; 0,656638889 ; 0,59559375 ; 0,25121875) dengan learning rate sebesar 0,05.

Pengujian dilakukan pada 8 data dengan hasil yang dapat kita lihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian

No.	Kode	Kelas		KelasTarget	
		Target Data	Jarak Bobot 1		Jarak Bobot 2
1.	MHS037	1	1,175738539	0,694847445	2
2.	MHS038	2	0,711534162	0,557083033	2
3.	MHS039	2	0,77460165	0,510361559	2
4.	MHS040	2	0,76148612	0,425517886	2
5.	MHS041	2	0,849182614	0,661964526	2
6.	MHS042	2	0,388104367	0,818092609	1
7.	MHS043	2	1,290396628	1,006867746	2
8.	MHS044	2	0,851020629	0,62121064	2

Setelah data diuji didapatkan hasil bahwa ada 2 data yang memiliki target tidak sesuai dengan data real, yaitu MHS037 dan MHS042.

Berdasarkan hasil pengujian data yang telah dilakukan, serta perhitungan akurasi terhadap data real didapatkan bahwa dari 8 data yang diuji memiliki persentase kebenaran sebesar 75%. Sehingga dapat dikatakan pengujian ini masih belum menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Namun butuh pengujian lebih lanjut untuk mengetahui sejauh mana akurasi yang dihasilkan apabila pengujian dilakukan dengan data lebih banyak.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi korelasi motivasi berprestasi terhadap indeks prestasi menggunakan metode Learning Vector Quantization dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Motivasi berprestasi memiliki korelasi terhadap indeks prestasi yang diperoleh mahasiswa. Akan tetapi tidak semua mahasiswa memiliki motivasi berprestasi yang mampu memberikan pengaruh terhadap indeks prestasi yang diperolehnya.
2. Metode Learning Vector Quantization dapat diterapkan untuk mengetahui korelasi motivasi berprestasi terhadap indeks prestasi mahasiswa, namun dengan data uji yang lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- Amrin, A., & Satriadi, I. (2018). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Multilayer Perceptron Untuk Analisa Pemberian Kredit. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 5(6), 605-610. <http://dx.doi.org/10.30865/jurikom.v5i6.1006>
- Awanda, M., Rismawan, T., & Midyanti, D. M. Aplikasi Klasifikasi Anggrek Berdasarkan warna dan bentuk bunga dengan metode LVQ berbasis web. *Coding Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 6(2).
- Boniecki, P., Idzior-Haufa, M., Pilarska, A. A., Pilarski, K., & Kolasa-Wiecek, A. (2019). Neural Classification of Compost Maturity by Means of the Self- Organising Feature Map Artificial Neural Network and Learning Vector Quantization Algorithm. *International*

- Journal of Environmental Research and Public Health*. *Riau Journal of Computer Science*, 16, 3295.
- Fimawahib, L., Lidya, L., & Nurcahyo, G. W. (2019). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Penentuan Salak Unggul dengan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization. *Riau Journal of Computer Science*, Vol.05, No.02, 130-136.
- Fonda, H. (2020). KLASIFIKASI BATIK RIAU DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN). *Jurnal Ilmu Komputer*, 9(1), 7-10.
- Hasyim, & Utama, R. F. (2019). Pengaruh Motivasi Berprestasi, Disiplin Belajar, Dan Kreativitas Belajar Terhadap Prestasi Belajar Kewirausahaan Siswa Kelas Xi AP SMK Swasta Prayatna 1 Medan TA 2018/2019. *Jurnal Administrasi dan Perkantoran Modern*, 8(3), 7-14.
- Heryati, A., Erduandi, E., & Terttiaavini, T. (2018). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Pencapaian Prestasi Mahasiswa. *Konferensi Nasional Sistem Informasi (KNSI) 2018*.
- Irawan, Y., Rahmalisa, U., Wahyuni, R., & Devis, Y. (2019). Sistem Informasi Penjualan Furniture Berbasis Web Pada CV. Satria Hendra Jaya Pekanbaru. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 1(2), 150-159.
- Jadhav, S., Udipi, V., & Patil, S. (2019). Recognition of Plant leaf Diseases Using Learning Vector Quantization Neural Network Classifier. *Journal of Computer Engineering*, Vol.21, Issue 3, 41-49.
- Jasril, J., & Sanjaya, S. (2018). Learning Vector Quantization 3 (LVQ3) and Spatial Fuzzy C-Means (SFCM) for Beef and Pork Image Classification. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 1(2), 60-65. <http://dx.doi.org/10.24014/ijaidm.v1i2.5024>
- Kanimozhiselvi, C. S. & Jayaprakash, D. (2019). Machine Learning based Autism Grading for Clinical Decision Making. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, Vol.8, Issue.4, 7443-7446.
- Kurnia, D. (2018). Identifikasi Obesitas Pada Balita Di Posyandu Berbasis Artificial Intelligence. *Jurnal Sains dan Informatika: Research of Science and Informatic*, 4(1), 76-86. <http://doi.org/10.22216/jsi.v4i1.3370>
- Megawati, & Candra, R. M. (2017). Diagnosa Hama dan Penyakit pada Tanaman Jeruk dengan Menerapkan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (Studi Kasus : Badan Penyuluhan Pertanian Kuok). *Jurnal CoreIT*, Vol.3, No.2, 59-62.
- Pati, A. P. R., Fanggidae, A., & Sihotang, D. M. (2019). Pengenalan Pola Sidik Jari Dengan Metode Local Binary Pattern Dan Learning Vector Quantization. *Jurnal Komputer dan Informatika*, 7(2), 148-156.



- <https://doi.org/10.35508/jicon.v7i2.1635>
- Sabna, E., & Muhandi, M. (2016). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Prestasi Akademik Mahasiswa Berdasarkan Dosen, Motivasi, Kedisiplinan, Ekonomi, Dan Hasil Belajar. *Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 2(2), 41-44.
- Satria, B. (2018). Prediksi Volume Penggunaan Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 2(3), 674-684. <https://doi.org/10.29207/resti.v2i3.575>
- Udayani, N. M. K., Agustini, K., Si, S., Si, M., & Divayana, D. G. H. (2017). Hubungan Motivasi Berprestasi dan Minat Berorganisasi Terhadap Indeks Prestasi Belajar Mahasiswa Pada Jurusan Pendidikan Teknik Informatika. *KARMAPATI (Kumpulan Artikel Mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika)*, 6(2), 267-276. <http://dx.doi.org/10.23887/karmapati.v6i2.10112>
- Windarto, A. P. (2017). Implementasi Jst Dalam Menentukan Kelayakan Nasabah Pinjaman Kur Pada Bank Mandiri Mikro Serbelawan Dengan Metode Backpropagation. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 1(1), 12-23. <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v1i1.25>
- Yulisman, Y. (2019). Aplikasi Penyewaan Perlengkapan Studio Foto (Kamera dan Aksesoris) Berbasis Web di Cinema Kreatif Desain Pekanbaru. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, 2(1), 15-22.
- Zola, F., Nurcahyo, G. W., & Santony, J. (2018). Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa. *Jurnal Teknologi dan Open Source*, Vol.1, No.1, 58-72. <https://doi.org/10.36378/jtos.v1i1.12>