

ANALISIS DEKOMPOSISI WAVELET PADA PENGENALAN POLA LURIK DENGAN METODE *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

Bambang Robi'in

eure_bbg@yahoo.com

Akademi Teknik PIRI Yogyakarta

Abstrak

Indonesia merupakan negara yang terdiri dari banyak suku dan adat istiadat. Keragaman budaya di Indonesia juga dapat dilihat dari kerajinan tenun seperti songket dari daerah sumatra, ulos dari daerah batak, dan kain lurik dari daerah jawa tengah. Kain lurik dibuat dengan motif bergaris-garis atau kotak-kotak tetapi memiliki pola yang bermacam-macam dan sulit dibedakan antara satu pola dengan yang lainnya. Dalam penelitian ini, pengenalan pola dilakukan dengan membangun jaringan syaraf tiruan dengan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Proses dekomposisi yang digunakan untuk ekstraksi ciri suatu citra ini digunakan metode *Discrete Wavelet Transform (DWT)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Jaringan syaraf tiruan untuk Pengenalan pola menggunakan metode LVQ dan *wavelet haar*, *wavelet daubechies*, *wavelet symlet*, dan *wavelet coiflet* menghasilkan sebuah jaringan syaraf tiruan yang memiliki kinerja berbeda-beda. Hasil terbaik dari kinerja jaringan ini diperoleh kinerja terbaik dengan akurasi sebesar 80% pada JST yang menggunakan metode dekomposisi *wavelet haar*.

Kata kunci: Citra, Lurik, Jaringan syaraf tiruan, Learning Vector Quantization, Wavelet

1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara yang terdiri dari banyak suku dan adat istiadat. Masing-masing daerah di Indonesia memiliki budaya yang berbeda-beda antara daerah yang satu dengan yang lainnya. Keragaman budaya di Indonesia juga dapat dilihat dari kerajinan tenun yang ada di Indonesia seperti songket dari daerah sumatra, ulos dari daerah batak, dan kain lurik dari daerah jawa tengah.

Lurik merupakan tekstil tradisional yang pernah berkembang di beberapa daerah di Indonesia seperti di daerah Yogyakarta, Surakarta, dan sekitarnya. Lurik berasal dari bahasa jawa yaitu kata *lorek* yang berarti garis-garis atau dari kata *lirik-lirik* yang berarti bergaris-garis tetapi garisnya kecil-kecil [1]. Lurik berasal dari daerah jawa tengah yang merupakan kain hasil tenun dengan berbahan benang. Motif dasar dari lurik ini berbentuk garis-garis atau kotak-kotak dengan warna suram yang pada umumnya diselingi dengan warna benang.

Kain lurik merupakan tekstil tradisional yang terus berkembang sampai saat ini. Kain lurik kini hadir dalam berbagai bentuk seperti selendang, surjan, bahkan baju modern yang dibuat dengan bahan lurik. Walaupun kain lurik ini dibuat dengan motif bergaris-garis atau kotak-kotak, tetapi kain lurik ini hadir dengan berbagai bentuk pola/motif yang bermacam-macam. Masing-masing pola pada kain lurik memiliki ciri masing-masing. Sifat dari motif kain lurik yang berbentuk garis-garis atau kotak-kotak kadang membuat bingung orang awam. Sulit membedakan antara motif yang satu dengan yang lainnya jika seseorang tidak memiliki pemahaman tentang kain lurik dengan baik.

Perkembangan teknologi informasi yang kian pesat sekarang ini memberikan dampak yang positif bagi hampir seluruh aspek kehidupan. Banyak aplikasi cerdas dikembangkan untuk membantu manusia dalam menyelesaikan persoalan hidupnya. Salah satu aplikasi yang banyak dikembangkan adalah aplikasi pengenalan pola. Aplikasi sistem cerdas pengenalan pola ini digunakan untuk mengenali pola pada suatu citra digital dengan terlebih dahulu mendapatkan pelatihan. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam pengenalan pola ini adalah *Learning Vector Quantization*.

Learning Vector Quantization merupakan jaringan syaraf dengan tipe arsitektur jaringan lapis tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) [2]. *Learning Vector Quantization* merupakan salah satu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang kemudian didapatkan dari lapisan kompetitif ini sepenuhnya bergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika terdapat vektor input yang mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor tersebut dalam kelas yang sama.

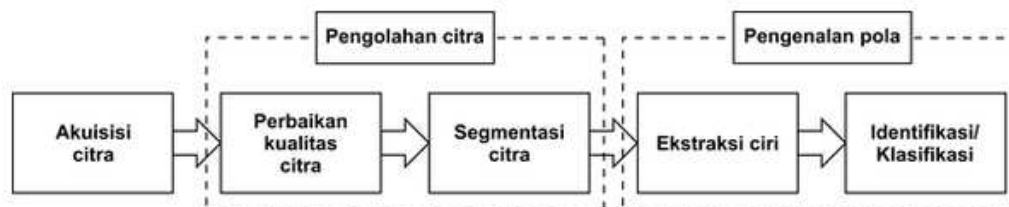
Dalam proses pengenalan pola, terutama dalam pengenalan pola pada suatu citra juga banyak digunakan suatu metode yang dapat digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri. Metode ekstraksi ciri dari suatu citra ini disebut dengan dekomposisi. Banyak metode yang dapat digunakan dalam proses dekomposisi ini, salah satunya adalah metode *wavelet*. Transformasi merupakan proses perubahan

data atau sinyal ke dalam bentuk lain agar lebih mudah dianalisis [3]. Transformasi wavelet atau dikenal dengan *Discrete Wavelet Transform (DWT)* merupakan metode yang digunakan dalam pengolahan citra digital. Proses transformasi wavelet secara konsep dilakukan dengan membagi (dekomposisi) citra menjadi empat bagian *sub image*. Setiap *sub image* berukuran seperempat dari citra asli. *Discrete Wavelet Transform (DWT)* memiliki beberapa jenis diantaranya adalah *wavelet Haar*, *wavelet symlet*, *wavelet coiflet*, *wavelet daubechies*, dan lain sebagainya.

Fokus dalam penelitian ini adalah bagaimana melakukan pengenalan pola untuk citra lurik berdasarkan motif dari kain lurik. Sistem pengenalan pola menggunakan jaringan syaraf dengan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Ekstraksi citra digital kain lurik menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform (DWT)*. Jenis wavelet yang digunakan dalam adalah *wavelet Haar*, *wavelet symlet*, *wavelet coiflet*, dan *wavelet daubechies*. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui bagaimana jaringan syaraf tiruan dengan LVQ dan *Wavelet* digunakan untuk mengenali pola kain lurik. Melakukan analisa terhadap unjuk kerja beberapa jenis *wavelet* sebagai metode dekomposisi dalam pengenalan pola motif kain lurik menggunakan metode LVQ.

2. Metode

Jaringan syaraf tiruan (JST) dalam pengenalan pola citra kain lurik menggunakan metode LVQ (*Learning Vector Quantization*) dan *wavelet* dalam melakukan dekomposisi citra. Tahapan dalam proses pengenalan pola tersebut terlihat pada gambar 1 di bawah ini.

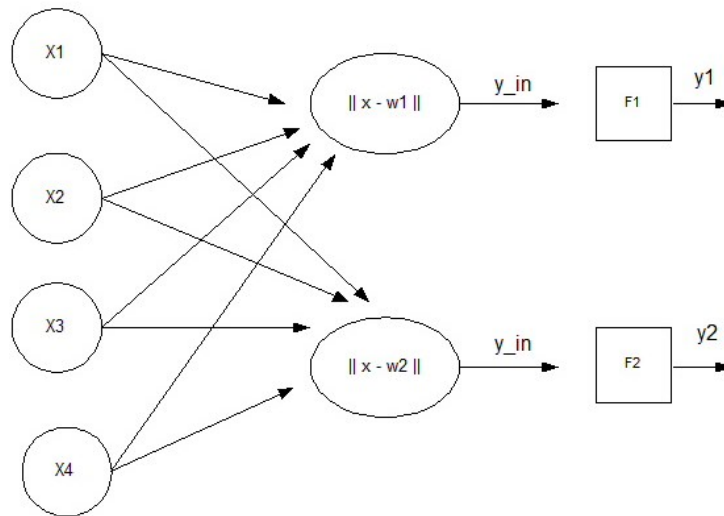


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada tahap awal adalah proses akuisisi citra dimana terdapat sejumlah n *image* sebagai data masukan. Tahap berikutnya adalah proses pengolahan citra. Proses ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra dan segmentasi citra. Salah satu teknik yang dapat dilakukan pada tahap ini adalah *thresholding*. Tahap berikutnya adalah tahap pengenalan pola. Tahap ini terdiri dari ekstraksi ciri dan identifikasi/klasifikasi pola. Tahap ekstraksi ciri dilakukan dengan metode *Discrete Wavelet Transform (DWT)* dengan pilihan empat jenis wavelet yaitu *wavelet haar*, *wavelet coiflet*, *wavelet symlet*, dan *wavelet daubechies*. Untuk tahap identifikasi/klasifikasi dilakukan dengan jaringan syaraf tiruan dengan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

2.1. *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Learning Vector Quantization merupakan jaringan syaraf dengan tipe arsitektur jaringan lapis tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) [2]. *Learning Vector Quantization* merupakan salah satu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi [4]. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang kemudian didapatkan dari lapisan kompetitif ini sepenuhnya bergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika terdapat vektor input yang mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor tersebut dalam kelas yang sama. Arsitektur dari jaringan *Learning Vector Quantization* adalah seperti pada gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Arsitektur LVQ

Algoritma Learning Vector Quantization adalah terdiri dari beberapa langkah berikut ini:

- Langkah 0 : Inisialisasi vektor referensi dan laju pembelajaran (*Learning rate*) : α
- Langkah 1 : selama kondisi berhenti bernilai salah maka kerjakan langkah 2 dan 3. Kondisi berhenti akan bernilai benar jika perulangan mencapai nilai perulangan maksimal dan perubahan rasio lebih kecil dari minimal error).
- Langkah 2 : 'untuk masing-masing vektor pelatihan, kerjakan :
 - a. Tentukan j sehingga $\|x - w_j\|$ bernilai minimum dengan menggunakan rumus pada persamaan (1).

$$C_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - W_{ij})^2}$$

(1)

- b. Perbaiki W_j dengan:
 - i. Jika $T=C_j$ maka $W_j(\text{baru})=W_j(\text{lama}) + \alpha [X-W_j(\text{lama})]$
 - ii. Jika $T \neq C_j$ maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha [X-W_j(\text{lama})]$

- Langkah 3 : Kurangi laju pembelajaran (learning rate)
 $\alpha = \alpha \cdot \text{pengurang rasio}$
- Langkah 4 : Tes kondisi berhenti

Keterangan:

- | | |
|-----------------------------------|------------------------------|
| T : Target | W : Bobot |
| J : Jumlah selisih data dan bobot | α : Laju pembelajaran |
| C : Kelas selisih bobot | x : data |

2.2 Transformasi Wavelet Diskrit

Transformasi *wavelet* diskrit digunakan untuk melakukan dekomposisi citra digital. Prinsip dasar dari transformasi ini adalah mendapatkan representasi waktu dan skala dari sebuah sinyal dengan menggunakan teknik pemfilteran digital dan operasi. Sinyal pada awalnya dilewatkan pada rangkaian filter *high pass* dan *low pass*, kemudian setengah dari masing-masing keluaran diambil sebagai contoh melalui sub sampling [5] [6]. Proses ini merupakan proses dekomposisi satu tingkat. Keluaran dari filter *low pass* digunakan untuk masukan pada proses tingkat berikutnya. Perhitungan untuk *low pass filter* menggunakan persamaan (2) dan perhitungan *high pass filter* menggunakan persamaan (3) sebagai berikut:

$$Y_{low}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k]g[2n-k] \quad (2)$$

$$Y_{high}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k]h[2n-k] \quad (3)$$

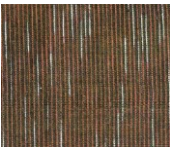


Dalam penelitian ini digunakan empat jenis transformasi *wavelet* yaitu *wavelet haar*, *wavelet symlet*, *wavelet coiflet*, dan *wavelet daubechies*. Tingkat dekomposisi *wavelet* yang digunakan dalam penelitian ini adalah 4 level.








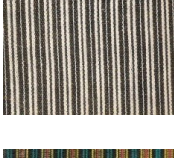


3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Citra

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra motif lurik. Citra ini berukuran 512 x 512. Tabel 1 berikut ini adalah data citra motif lurik,

Tabel 1. Data Citra Lurik

Citra	Nama file	Motif
	1.jpg	Klenting kuning
	2.jpg	Corak Ojo lali
	3.jpg	Dom kecer
	4.jpg	Corak telu-telu
	5.jpg	kinanti
	6.jpg	Mandiro

	7.jpg	Megiren
	8.jpg	Tumenggungan
	9.jpg	Dengklung
	10.jpg	Kluwung
	11.jpg	Sulur ringin
	12.jpg	Loro-pat
	13.jpg	Kembang bayem
	14.jpg	Bribil
	15.jpg	Sapit urang
	16.jpg	Udan liris

3.2 Ekstraksi Citra

Proses ekstraksi citra terjadi ketika citra akan dijadikan sebagai data training dan data pengujian. Data citra yang awalnya berbentuk matrix akan dilakukan ekstraksi kemudian disimpan dalam bentuk vektor. Metode yang digunakan dalam ekstraksi citra ini adalah metode *wavelet* dengan level dekomposisi 4 level. Banyaknya metode *wavelet* yang ada, maka dalam penelitian ini digunakan empat metode *wavelet* yang berbeda yaitu *wavelet haar*, *wavelet daubechies*, *wavelet symlet*, dan *wavelet coiflet*.

a. Wavelet Haar

Metode untuk ekstraksi citra yang digunakan adalah *wavelet haar* dengan dekomposisi level 4. Citra yang semula berukuran 512 X 512 pixel akan berubah menjadi 32 X 32 pixel. Hasil ekstraksi ini kemudian akan di transformasikan dalam bentuk vektor dengan ukuran 1024. Vektor hasil ekstraksi citra ini yang akan digunakan sebagai vektor input.

b. Wavelet Daubechies

Metode untuk ekstraksi citra yang digunakan adalah *wavelet daubechies* dengan dekomposisi level 4. Citra yang semula berukuran 512 X 512 pixel akan berubah menjadi 34 X 34 pixel. Hasil ekstraksi ini kemudian akan di transformasikan dalam bentuk vektor dengan ukuran 1156. Vektor hasil ekstraksi citra ini yang akan digunakan sebagai vektor input.

c. Wavelet Symlet

Metode untuk ekstraksi citra yang digunakan adalah *wavelet symlet* dengan dekomposisi level 4. Citra yang semula berukuran 512 X 512 pixel akan berubah menjadi 34 X 34 pixel. Hasil ekstraksi ini kemudian akan di transformasikan dalam bentuk vektor dengan ukuran 1156. Vektor hasil ekstraksi citra ini yang akan digunakan sebagai vektor input.

d. Wavelet Coiflet

Metode untuk ekstraksi citra yang digunakan adalah *wavelet coiflet* dengan dekomposisi level 4. Citra yang semula berukuran 512 X 512 pixel akan berubah menjadi 36 X 36 pixel. Hasil ekstraksi ini kemudian akan di transformasikan dalam bentuk vektor dengan ukuran 1296. Vektor hasil ekstraksi citra ini yang akan digunakan sebagai vektor input.

3.3 Variasi Parameter

Parameter yang pertama adalah laju pembelajaran (*learning rate*). Nilai laju pembelajaran yang digunakan dalam penelitian ini adalah 0.1, 0.01, 0.001, dan 0.0001. Parameter yang kedua adalah maksimum *epoch*. Nilai maksimum *epoch* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4 nilai yaitu 1000, 2000, 3000, dan 4000.

3.4 Hasil Pengujian

Penelitian ini telah dilakukan dengan menguji 16 citra untuk mengetahui kinerja JST yang dibangun dengan menggunakan metode *wavelet* dan LVQ. Pengujian telah dilakukan dengan variasi metode *wavelet*, *learning rate*, dan maksimum *epoch* yang masing-masing memiliki 4 nilai yang berbeda-beda. Hasil pengujian dapat dilihat pada table 2 berikut ini.

Tabel 2. Hasil Pengujian

No	Jenis Wavelet	Learning Rate	Epoch	Waktu	MSE	Akurasi
1	Haar	0.1	1000	6:14	0.0254	60%
2	Haar	0.1	2000	12:38	0.0285	60%
3	Haar	0.1	3000	18:3	0.0256	68%
4	Haar	0.1	4000	25:35	0.0286	64%
5	Haar	0.01	1000	6:17	0.0194	76%
6	Haar	0.01	2000	12:34	0.0162	80%
7	Haar	0.01	3000	19:27	0.0192	76%
8	Haar	0.01	4000	30:18	0.0192	76%
9	Haar	0.001	1000	7:27	0.0193	76%
10	Haar	0.001	2000	14:12	0.0194	76%
11	Haar	0.001	3000	18:39	0.0163	80%
12	Haar	0.001	4000	26:42	0.0160	80%
13	Haar	0.0001	1000	6:22	0.0256	68%
14	Haar	0.0001	2000	12:44	0.0256	68%
15	Haar	0.0001	3000	21:04	0.0223	72%
16	Haar	0.0001	4000	26:45	0.0224	72%
17	Daubechies	0.1	1000	6:10	0.0286	64%

18	Daubechies	0.1	2000	13:31	0.0256	60%
19	Daubechies	0.1	3000	17:22	0.0288	60%
20	Daubechies	0.1	4000	28:05	0.0320	60%
21	Daubechies	0.01	1000	6:27	0.0223	72%
22	Daubechies	0.01	2000	13450	0.0192	76%
23	Daubechies	0.01	3000	19:46	0.0244	72%
24	Daubechies	0.01	4000	27:08	0.0244	72%
25	Daubechies	0.001	1000	7:34	0.0246	72%
26	Daubechies	0.001	2000	13:02	0.0246	72%
27	Daubechies	0.001	3000	20:33	0.0244	72%
28	Daubechies	0.001	4000	26:32	0.0244	72%
29	Daubechies	0.0001	1000	06:27	0.0320	60%
30	Daubechies	0.0001	2000	13:07	0.0244	64%
31	Daubechies	0.0001	3000	19:25	0.0256	68%
32	Daubechies	0.0001	4000	28:02	0.0244	72%
33	Symlet	0.1	1000	7:25	0.0286	64%
34	Symlet	0.1	2000	15:31	0.0320	60%
35	Symlet	0.1	3000	24:23	0.0256	64%
36	Symlet	0.1	4000	26:15	0.0320	60%
37	Symlet	0.01	1000	7:35	0.0256	68%
38	Symlet	0.01	2000	15:12	0.0246	72%
39	Symlet	0.01	3000	24:20	0.0192	76%
40	Symlet	0.01	4000	26:34	0.0224	72%
41	Symlet	0.001	1000	7:27	0.0246	72%
42	Symlet	0.001	2000	15:27	0.0192	76%
43	Symlet	0.001	3000	25:04	0.0256	68%
44	Symlet	0.001	4000	27:23	0.0256	68%
45	Symlet	0.0001	1000	7:17	0.0286	64%
46	Symlet	0.0001	2000	13:51	0.0256	68%
47	Symlet	0.0001	3000	18:46	0.0286	64%
48	Symlet	0.0001	4000	26:01	0.0258	68%
49	Coiflet	0.1	1000	8:10	0.0286	64%
50	Coiflet	0.1	2000	16:19	0.0286	64%
51	Coiflet	0.1	3000	24:06	0.0320	60%
52	Coiflet	0.1	4000	32:02	0.0258	64%
53	Coiflet	0.01	1000	08:17	0.0226	72%
54	Coiflet	0.01	2000	16:18	0.0226	72%
55	Coiflet	0.01	3000	24:21	0.0226	72%
56	Coiflet	0.01	4000	32:32	0.0258	68%
57	Coiflet	0.001	1000	07:33	0.0244	72%
58	Coiflet	0.001	2000	15:53	0.0246	72%
59	Coiflet	0.001	3000	21:03	0.0226	72%
60	Coiflet	0.001	4000	29:06	0.0192	76%
61	Coiflet	0.0001	1000	08:19	0.0286	64%
62	Coiflet	0.0001	2000	18:14	0.0286	64%
63	Coiflet	0.0001	3000	21:14	0.0258	68%
64	Coiflet	0.0001	4000	28:13	0.0258	68%

Dari seluruh pengujian yang telah dilakukan pada penelitian ini, Kinerja JST dengan menggunakan metode wavelet dan LVQ (*learning Vector Quantization*) dengan akurasi terbaik adalah JST dengan menggunakan metode dekomposisi *wavelet haar* dengan menghasilkan nilai akurasi terbesar yaitu 80%.

4. Kesimpulan dan saran

Setelah melakukan analisa terhadap apa yang dihasilkan dalam penelitian ini, didapat beberapa kesimpulan mengenai pengenalan pola citra lurik menggunakan metode *wavelet* dan LVQ (*learning vector quantization*). Jaringan syaraf tiruan untuk Pengenalan pola menggunakan metode LVQ dan *wavelet haar*, *wavelet daubechies*, *wavelet symlet*, dan *wavelet coiflet* menghasilkan sebuah jaringan

syaraf tiruan yang memiliki kinerja berbeda-beda. Hasil terbaik dari kinerja jaringan syaraf tiruan yang dibangun dengan LVQ dan metode dekomposisi *wavelet haar*, *wavelet daubechies*, *wavelet symlet*, dan *wavelet coiflet* diperoleh kinerja terbaik dengan akurasi sebesar 80% pada JST yang menggunakan metode dekomposisi *wavelet haar*.

Daftar Pustaka

- [1] S. Wuryani, 2013, "Lurik dan Fungsinya di Masa Lalu," *Ornamen*, pp. 81-100.
- [2] I. Afrianto dan D. Priatama, 2013, "Aplikasi Mobile Pengenalan Citra Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2013 STMIK AMIKOM*, Yogyakarta.
- [3] Sutarno, 2010, "Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Citra Wajah," *JURNAL GENERIC*, vol. 5, no. 2, pp. 15-21.
- [4] G. Kumar, S. Sharma dan H. Malik, 2016, "Learning Vector Quantization Neural Network Based External Fault Diagnosis Model for Three Phase Induction Motor Using Current Signature Analysis," *Procedia Computer Science*, vol. 93, pp. 1010-1016.
- [5] E. Sedyono, Y. Nataliani dan C. M. Rorimpandey, 2009, "Klasifikasi Sidik Jari dengan Menggunakan Wavelet Symlet," *Jurnal INFORMATIKA*, vol. 5, no. 2, pp. 16-34.
- [6] A. Wibowo, Wirawan dan Y. K. Suprpto, 2014, "Verifikasi dan Identifikasi Tandatangan Offline Menggunakan Wavelet dan Learning Vector Quantization," in *Seminar Nasional Sains dan Pendidikan Sains IX Fakultas Sains dan Matematika UKSW*.