

KLASIFIKASI DIATOM MENGGUNAKAN SIGNATURE DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Nofiandri Setyasmara^{1,2)}, Stevanus Hardiristanto¹⁾, I Ketut Eddy Purnama¹⁾

¹⁾Jurusan Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya
Kampus ITS Sukolilo Surabaya, Telp. (031) 5947274 ext. 1206, Faks. (031) 5931237

²⁾Program Studi Multimedia, Politeknik Negeri Media Kreatif, Jakarta
Jalan Srengseng Sawah Jagakarsa Jakarta, Telp. (021) 7864753-55, Faks. (021) 7864756
e-mail: nofiandri10@mhs.ee.its.ac.id, stevanus@ee.its.ac.id, ketut@ee.its.ac.id

Abstrak

Diatom merupakan jenis alga bersel tunggal yang ukurannya sangat kecil, dalam orde mikrometer, hidup di air tawar maupun air laut. Keberadaan diatom dapat dimanfaatkan untuk memonitor kualitas air, mendeteksi adanya polusi pada air, mempelajari perubahan iklim dan lingkungan di masa lalu hingga digunakan untuk menganalisis penyebab kematian pada ilmu forensik. Pemanfaatan diatom untuk berbagai keperluan tersebut dilakukan dengan cara mengidentifikasi dan mengklasifikasi jenisnya. Setiap jenis diatom dibedakan dari bentuknya sehingga proses melakukan analisis bentuk diatom adalah bagian penting dalam membangun sebuah sistem identifikasi dan klasifikasi otomatis. Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi diatom otomatis dengan menggunakan metode Signature pada proses ekstraksi fitur bentuk diatom dan metode Support Vector Machine (SVM) pada proses klasifikasinya. Data citra diatom yang digunakan diambil langsung dari perairan di Indonesia. Kinerja klasifikasi yang didapatkan dari hasil pengujian mencapai akurasi 96% hingga 100%.

Kata Kunci : diatom, signature, support vector machine, ekstraksi fitur bentuk, klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Terdapat 2 (dua) kelompok besar tumbuh-tumbuhan yang hidup di muka bumi yaitu dengan cara membagi menurut habitatnya. Tumbuh-tumbuhan yang hidup di tanah didominasi oleh benih/bibit, sedangkan tumbuh-tumbuhan yang hidup di air didominasi oleh jenis alga. Diatom merupakan jenis alga bersel tunggal yang ukurannya sangat kecil, dalam orde mikrometer, sehingga diperlukan alat bantu (mikroskop) untuk dapat mengamatinya. Keberadaan diatom dapat dimanfaatkan untuk beberapa kebutuhan manusia diantaranya adalah untuk memonitor kualitas air, mendeteksi adanya polusi pada air, mempelajari perubahan iklim dan lingkungan di masa lalu, meneliti kandungan minyak pada eksplorasi minyak dan gas hingga digunakan untuk menganalisis penyebab kematian pada ilmu forensik. Sebagian besar pemanfaatan diatom untuk berbagai keperluan tersebut dilakukan dengan cara mengidentifikasi dan mengklasifikasi. Keberadaan diatom dalam suatu sample dapat dijadikan sebagai data yang dianalisis untuk kemudian menghasilkan informasi yang bermanfaat disesuaikan dengan kebutuhan. Selain identifikasi terhadap keberadaan diatom, klasifikasi jenis diatom juga dibutuhkan untuk berbagai kebutuhan tersebut. Hal tersebut dikarenakan setiap jenis diatom memberikan informasi spesifik yang berkaitan dengannya (Telford, 2002).

Setiap jenis diatom umumnya dibedakan dari bentuk morfologinya sehingga proses identifikasi jenis diatom didapat dengan cara melakukan ekstraksi bentuk konturnya (Fischer, 2002). Banyaknya jenis diatom, dalam orde ribuan, dan pemanfaatan yang semakin meningkat menghendaki adanya cara identifikasi dan klasifikasi yang otomatis sehingga dapat lebih efektif dan efisien. Penelitian-penelitian yang menggunakan diatom sebagai obyek penelitian, menyatakan bahwa keberhasilan penelitian sangat dipengaruhi oleh tahapan identifikasi jenis diatom. Dengan demikian proses melakukan analisis bentuk diatom dan pemilihan metoda pengenalan pola yang tepat akan dapat meningkatkan efektifitas dan efisiensi dari sistem klasifikasi otomatis yang dibangun.

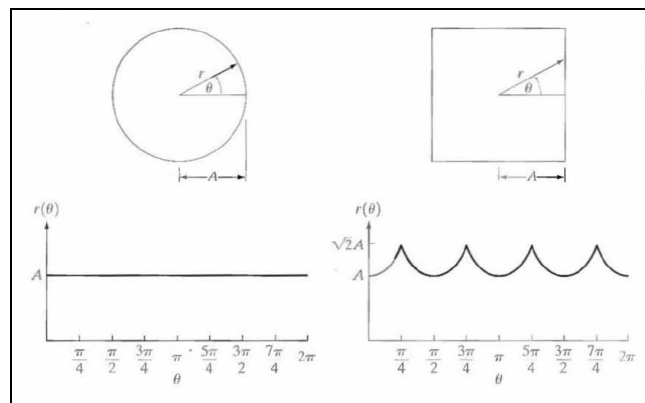
Penelitian tentang identifikasi diatom secara otomatis telah dilakukan sebelumnya oleh Jalba dkk. (2005) menggunakan metoda *Curvature Morphology* dalam menganalisis bentuk diatom, yaitu dengan cara mendapatkan fitur kurvatur dari kontur diatom. Sedangkan dalam tahap klasifikasinya digunakan metoda *K-Nearest Neighbor (KNN)*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Signature* pada tahap ekstraksi fitur bentuk diatom dan *Support Vector Machine* pada tahap klasifikasinya. *Signature* adalah salah satu teknik sederhana dalam menganalisis bentuk obyek dalam suatu citra, yaitu dengan cara merepresentasikan kontur obyek 2 dimensi (2D) ke dalam 1 dimensi (1D) (Gonzales, 2010). Sedangkan *Support Vector Machine (SVM)* adalah salah satu teknik pengenalan pola yang relatif baru dibandingkan dengan teknik lain tetapi memiliki performansi yang lebih baik di berbagai bidang aplikasi seperti *bioinformatics*, pengenalan tulisan tangan, klasifikasi teks dan lain sebagainya (Nugroho, 2003).

2. TINJAUAN PUSTAKA

Terdapat dua tahapan utama yang dilaksanakan pada penelitian ini. Tahap pertama adalah melakukan ekstraksi fitur bentuk diatom menggunakan metode *Signature* sebagai teknik dalam menganalisis bentuk diatom. Dan tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi terhadap fitur bentuk yang didapatkan dari tahap ekstraksi fitur menggunakan metoda *Support Vector Machine (SVM)* sebagai teknik dalam pengenalan polanya.

2.1 SIGNATURE

Signature adalah sebuah fungsi representasi 1 dimensi (1-D) dari sebuah *boundary* 2 dimensi (2-D) yang dapat dibuat dengan beberapa cara. Salah satu cara yang paling sederhana adalah dengan cara mendapatkan jarak dari titik tengah (*centroid*) ke titik-titik yang ada pada *boundary* sebagai fungsi dari setiap sudutnya, hal ini dapat diilustrasikan seperti pada gambar 1. Ide dasar dari berbagai macam cara untuk mendapatkan *Signature* adalah untuk mengurangi representasi *boundary* menjadi sebuah fungsi 1 dimensi (1-D) yang dengan demikian dapat mendeskripsikan bentuk (*shape*) dengan lebih mudah dibanding dengan *boundary* 2 dimensi (2-D) (Gonzales, 2010).



Gambar 1. *Signature* berusaha mendapatkan representasi 1 dimensi (1D) dari *boundary* 2 dimensi (2D)

Signature yang dibuat adalah invarian terhadap translasi, tetapi tidak terhadap rotasi dan skala. Normalisasi terhadap permasalahan rotasi dapat dicapai dengan mencari cara bagaimana menentukan titik mulai yang sama ketika membuat suatu *signature*, tanpa memperhatikan orientasi dari bentuk. Salah satu cara untuk melakukannya adalah dengan memilih titik yang terjauh dari titik tengah sebagai titik mulainya, dengan mengasumsikan bahwa titik ini adalah titik yang unik dari setiap bentuk. Cara lain adalah dengan memilih titik pada sumbu eigen yang paling jauh dari titik tengah.

Berdasarkan asumsi keseragaman dalam skala terhadap kedua sumbunya, dan sampel diambil pada interval sudut (θ) yang sama, perubahan pada ukuran bentuk menghasilkan perubahan pada nilai amplitudo dari *signature*. Salah satu cara untuk menormalisasikannya adalah dengan cara menskalakan semua fungsi sehingga selalu memiliki kerenggangan pada rentang yang sama. Keuntungan utama dari metoda ini adalah kesederhanaannya, tetapi memiliki kekurangan bahwa penskalaan terhadap semua fungsi bergantung hanya pada dua nilai, yaitu minimum dan maksimum. Jika bentuk obyek banyak memiliki noise, kebergantungan ini dapat menjadi sumber kesalahan yang signifikan.

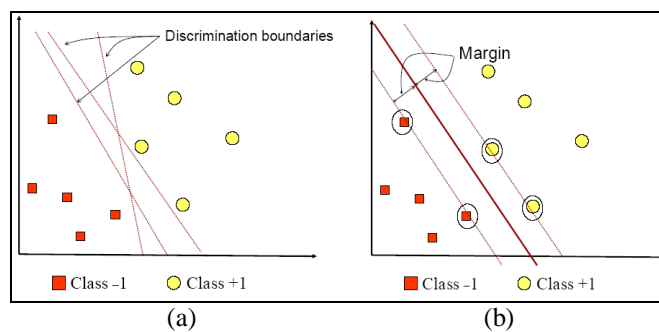
Jarak terhadap sudut bukanlah satu-satunya cara untuk membuat suatu *signature*. Cara lain adalah dengan cara melintasi *boundary* dan menghubungkan setiap titik yang ada pada *boundary*, kemudian menggambarkan sudut antara garis tangen ke *boundary* dengan garis referensi. Hasil *signature* akan memberikan karakteristik dasar dari bentuk obyek. Sebagai contoh, segmen horizontal pada kurva akan terhubung pada garis lurus sepanjang *boundary*, karena sudut tangen akan tetap konstan. Variasi pada pendekatan ini biasa disebut dengan *slope density function* sebagai *signature*. Fungsi ini adalah histogram dari nilai sudut tangen, *slope density function* merespon secara kuat pada bagian *boundary* yang memiliki sudut tangen konstan (segmen yang lurus atau hampir lurus) dan memiliki segmen berupa lembah yang dalam sebagai hasil perubahan sudut yang cepat (bagian sudut atau perubahan yang tajam).

2.1 SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Support Vector Machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik, pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Konsep dasar *SVM* sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane* (Duda & Hart tahun 1973, Cover tahun 1965, Vapnik 1964, dan sebagainya), *kernel* diperkenalkan oleh Aronszajn tahun 1950, demikian juga dengan konsep-konsep pendukung yang lain. Akan tetapi hingga tahun 1992, belum pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut.

Berbeda dengan strategi *neural network* yang berusaha mencari *hyperplane* pemisah antar kelas, SVM berusaha menemukan *hyperplane* yang terbaik pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem *non-linear* dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi. Perkembangan ini memberikan rangsangan minat penelitian di bidang *pattern recognition* untuk investigasi potensi kemampuan SVM secara teoritis maupun dari segi aplikasi. Saat ini SVM telah berhasil diaplikasikan dalam masalah dunia nyata (*real-world problems*), dan secara umum memberikan solusi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional seperti misalnya *artificial neural network* (Nugroho, 2003).

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space*. *Hyperplane* dalam ruang vektor berdimensi d adalah *affine subspace* berdimensi $d-1$ yang membagi ruang vektor tersebut ke dalam dua bagian, yang masing-masing berkorespondensi pada kelas yang berbeda. Gambar 2 memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas : +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada kelas -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan *pattern* pada kelas +1, disimbolkan dengan warna kuning (lingkaran). Masalah klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada gambar 2 (a).



Gambar 2. *Hyperplane* yang memisahkan dua kelas (-1 dan +1)

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing kelas. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid pada gambar 2 (b) menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM. Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in \mathbb{R}^d$, sedangkan label masing-masing dinotasikan $\vec{y}_i = \{+1, -1\}$ untuk $i=1,2,3 \dots l$. Dengan l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua kelas -1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan :

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (1)$$

Pattern \vec{w} yang termasuk kelas -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (2)$$

Sedangkan pattern \vec{w} yang termasuk kelas +1 (sampel positif)

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \quad (3)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan (4), dengan memperhatikan *constraint* persamaan (5).

$$\min_w \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (4)$$

dengan

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (5)$$

Masalah ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i ((\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1)) \quad \text{dengan } i = 1, 2, \dots, l. \quad (6)$$

α_i adalah *Lagrange multipliers*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (6) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradien $L = 0$, persamaan (6) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung saja α_i , sebagaimana persamaan (7) di bawah.

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (7)$$

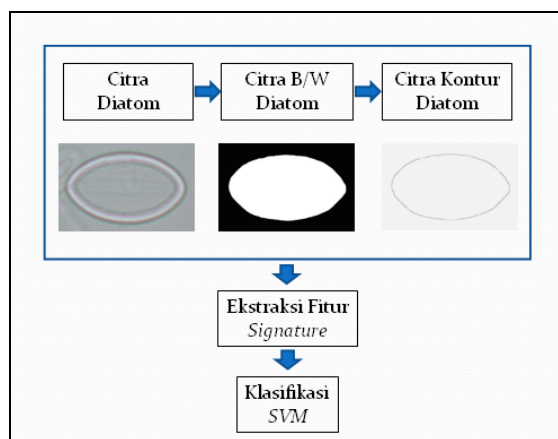
dengan

$$\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \quad (8)$$

Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif inilah yang disebut sebagai *support vector* (Nugroho, 2003).

3. METODE PENELITIAN

Desain sistem secara keseluruhan yang akan dibangun untuk melakukan klasifikasi diatom secara otomatis ditunjukkan pada Gambar 3. Terdapat dua tahapan utama pada sistem klasifikasi diatom ini, yaitu tahap ekstraksi fitur bentuk dan tahap klasifikasi. Sebagai masukan (*input*) dari sistem ini adalah berupa citra kontur diatom yang bentuknya spesifik mewakili masing-masing jenis diatom. Citra kontur diatom didapatkan dengan mengimplementasikan algoritma *boundary tracing* terhadap citra B/W (*black and white*) diatom. Sedangkan citra B/W (*black and white*) diatom didapatkan dari citra preparat diatom yang di-*cropping* dan disegmentasi secara manual menggunakan perangkat lunak *image editor*.



Gambar 3. Blok diagram desain sistem

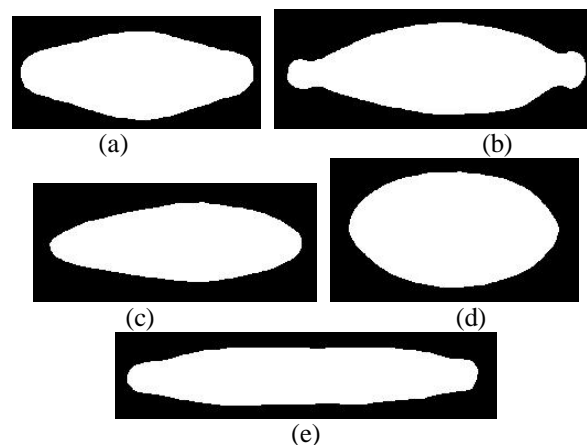
Pada tahap ekstraksi fitur dilakukan proses analisis bentuk (*shape analysis*) diatom terhadap masukan tahap ini yang berupa citra kontur diatom. Metoda yang digunakan dalam menganalisis bentuk dalam penelitian ini adalah *Signature* atau biasa disebut juga dengan *Shape Signature*. Pada prinsipnya, signature adalah metoda yang digunakan untuk merepresentasikan bentuk obyek/kontur pada bidang dua dimensi (2D) ke dalam satu dimensi (1D). *Signature* yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan melalui fungsi jarak antara titik tengah kontur (*centroid*) dengan titik-titik pada *boundary* kontur terhadap setiap kenaikan sudutnya. Fitur bentuk yang didapatkan menggunakan metoda *signature* pada dasarnya hanya tahan terhadap adanya perubahan posisi (*translasi*). Dengan demikian untuk meningkatkan ketahanan fitur bentuk terhadap adanya perubahan rotasi maka yang dijadikan sebagai vektor fitur bentuk dalam penelitian ini adalah histogram dari frekuensi sudut *signature*. Sedangkan untuk meningkatkan ketahanan terhadap adanya perubahan skala maka yang dijadikan *range* histogram adalah nilai diantara amplitudo jarak maksimum dan jarak minimumnya. Sehingga keluaran dari tahap ekstraksi fitur ini adalah vektor fitur diatom yang merupakan histogram dari *signature*.

Berikutnya pada tahap klasifikasi dilakukan proses pengenalan pola (*pattern recognition*) bentuk diatom terhadap masukan tahap ini yang berupa vektor fitur diatom. Metoda yang digunakan untuk pengenalan pola dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine (SVM)*. Pada dasarnya SVM hanya dapat digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas (klasifikasi biner). Untuk dapat diterapkan pada permasalahan klasifikasi diatom yang akan terdiri lebih dari dua kelas maka diterapkan metode klasifikasi SVM multikelas yang dibangun dengan cara menggabungkan beberapa klasifikasi biner. Pendekatan SVM multikelas yang digunakan dalam penelitian ini adalah *SVM multiclass one against one* (Hsu,2002).

Pada proses pelatihan, variabel *hyperplane* untuk setiap pengklasifikasi (*classifier*) yang didapat akan disimpan dan nantinya akan digunakan sebagai data parameter bagi tiap pengklasifikasi pada saat proses pengujian, dengan kata lain proses klasifikasi pelatihan adalah proses untuk mendapatkan *support vector*, *alpha* dan *bias* dari data *input* pelatihan yang berupa vektor fitur dari dua kelas diatom. Sedangkan pada proses pengujian, data citra kontur diatom yang digunakan adalah data yang tidak diikutsertakan pada proses pelatihan. Jika kelas yang dihasilkan dari proses klasifikasi pengujian sama dengan kelas data sebenarnya, maka pengenalan dinyatakan benar.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

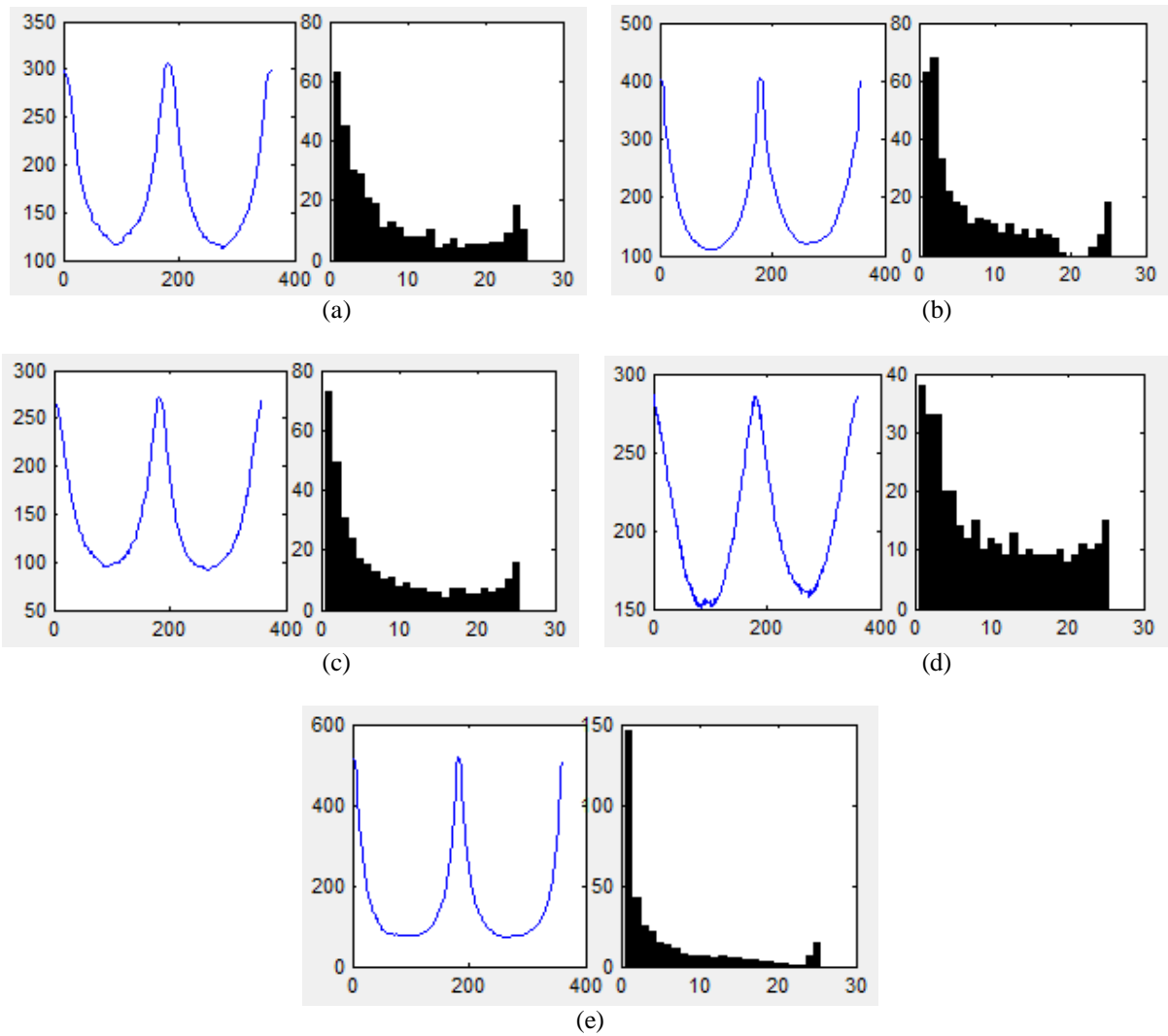
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra diatom yang diambil langsung dari perairan di Indonesia. Lokasi pengambilan sampel diatom dilakukan di sungai di daerah Tretes, kabupaten Pasuruan, provinsi Jawa Timur dengan asumsi bahwa semakin bersih kondisi suatu perairan maka semakin banyak jenis diatom yang ditemukan. Dari serangkaian proses penyiapan data untuk kebutuhan pengujian sistem klasifikasi diatom, maka dipilih lima jenis diatom yang memiliki jumlah sampel yang memadai untuk proses pelatihan dan pengujian. Kelima kelas diatom yang mewakili jenis diatom tersebut dapat dilihat pada Gambar 4 dalam format citra *black and white* yang digunakan untuk masukan pada tahap ekstraksi fitur dari sistem klasifikasi diatom.



Gambar 4. Citra B/W (*Black and White*) diatom untuk semua kelas
(a) *Brebissonia* (b) *Stauroneis* (c) *Anomoeoneis*
(d) *Diploneis* (e) *Gamphonema*

Input pada tahap ekstraksi fitur ini adalah berupa citra *black and white* hasil dari segmentasi sedangkan output dari tahapan ini adalah berupa vektor pola yang merupakan nilai histogram dari frekuensi *signature* yang didapatkan. Penggunaan nilai histogram dimaksudkan agar fitur bentuk yang didapatkan lebih tahan terhadap rotasi dan skala, karena pada dasarnya nilai amplitudo yang didapatkan dari metode *signature* hanya tahan terhadap translasi. *Signature* dari kontur diatom untuk semua kelas beserta histogramnya dapat dilihat pada gambar 5. Vektor fitur yang dihasilkan dari tahap ekstraksi fitur ini kemudian dijadikan input pada tahap selanjutnya, yaitu tahap klasifikasi menggunakan *support vector machine*.

Pada tahap klasifikasi, data penelitian terdiri dari dua jenis data, yaitu citra yang digunakan untuk data latih (*training*) dan data uji (*test*). Citra diatom yang digunakan untuk data latih terdiri dari 75 citra dimana untuk masing-masing kelas diwakili sejumlah 15 citra, dengan ukuran citra yang berbeda-beda. Sedangkan citra diatom yang digunakan untuk data uji terdiri dari 25 citra, dimana untuk masing-masing kelas diwakili sejumlah 5 citra, dengan ukuran citra yang berbeda-beda pula. Pada saat pengujian dilakukan teknik *cross validation* dengan cara merotasi data citra latih dan data citra uji sehingga semua citra pernah menjadi data citra latih dan data citra uji. Distribusi data latih dan data uji dapat dilihat pada tabel 1.



Gambar 5. Signature dari kontur diatom untuk semua kelas beserta histogramnya
 (a) *Brebissonia* (b) *Stauroneis* (c) *Anomoeoneis*
 (d) *Diploneis* (e) *Gamphonema*

Tabel 1. Distribusi data latih (*training*) dan uji (*testing*)

Data	Pengujian ke-I					Pengujian ke-II					Pengujian ke-III					Pengujian ke-IV				
	Kelas					Kelas					Kelas					Kelas				
	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E	A	B	C	D	E
Latih	Citra					Citra					Citra					Citra				
	1 s.d. 15					6 s.d. 20					1 s.d. 5 dan 11 s.d. 20					1 s.d. 10 dan 16 s.d. 20				
	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15
75					75					75					75					
Uji	Citra					Citra					Citra					Citra				
	16 s.d. 20					1 s.d. 5					6 s.d. 10					11 s.d. 15				
	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
20					20					20					20					

Dari hasil klasifikasi dilakukan perbandingan sehingga diperoleh empat nilai, masing-masing adalah *true positive*, *false positive*, *true negative* dan *false negative*. *True positive* (TP) menunjukkan citra diatom yang seharusnya merupakan anggota suatu kelas teridentifikasi secara benar pada kelas tersebut. *False positive* (FP) menunjukkan citra diatom yang seharusnya bukan merupakan anggota suatu kelas teridentifikasi secara salah pada kelas tersebut. *True negatif* (TN) menunjukkan citra diatom yang seharusnya bukan merupakan anggota suatu kelas teridentifikasi secara benar pada bukan kelas tersebut. *False negatif* (FN) menunjukkan citra diatom yang seharusnya bukan merupakan anggota suatu kelas teridentifikasi secara salah pada kelas tersebut. Nilai yang menunjukkan keakuratan dari sistem klasifikasi (*accuracy*) diperoleh dari persamaan (9). Tabel 2 memperlihatkan perhitungan akurasi untuk masing-masing kelas diatom yang didapatkan dari pengujian sistem klasifikasi menggunakan teknik *cross validation* dengan membagi proses pengujian menjadi empat tahap. Akurasi klasifikasi mencapai hingga angka 100% untuk kelas *Stauroneis*(B), *Diploneis* (D), dan *Gamphonema* (E). Sedangkan untuk kelas *Brebissonia*(A), dan *Anomoeoneis*(C) hanya mencapai akurasi 96%. Akurasi yang lebih rendah pada kelas A dan kelas C disebabkan bentuk kontur diatom pada kedua kelas tersebut yang hampir mirip, sedangkan akurasi yang tinggi pada kelas B, D dan E disebabkan bentuk kontur diatom pada kelas tersebut unik terhadap bentuk kontur diatom pada kelas lainnya.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (9)$$

Tabel 2. Perhitungan akurasi sistem klasifikasi

Kelas	Pengujian ke-I	Pengujian ke-II	Pengujian ke-III	Pengujian ke-IV	Rata - Rata
(a) <i>Brebissonia</i>	96 %	92%	96 %	100 %	96 %
(b) <i>Stauroneis</i>	100 %	100%	100 %	100 %	100 %
(c) <i>Anomoeoneis</i>	96 %	92%	96 %	100 %	96 %
(d) <i>Diploneis</i>	100 %	100%	100 %	100 %	100 %
(e) <i>Gamphonema</i>	100 %	100%	100 %	100 %	100 %

5. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian sistem klasifikasi didapatkan bahwa penggunaan metoda *Signature* sebagai metode ekstraksi fitur bentuk diatom menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi jika digabungkan dengan metoda *Support Vector Machine* sebagai metoda klasifikasinya. Akurasi klasifikasi mencapai hingga angka 100% untuk kelas *Stauroneis*, *Diploneis*, dan *Gamphonema*. Sedangkan untuk kelas *Brebissonia*, dan *Anomoeoneis* mencapai akurasi 96%.

DAFTAR PUSTAKA

- du Buf, H., Bayer, M.M. (2002), “ *Automatic Diatom Identification* ”, Singapore: World Scientific Publishing.
- Fischer, S., Bunke, H., Shahbazkia (2002), “ *Contour extraction* ”, *Automatic Diatom Identification*. Singapore: World Scientific Publishing, hal:93–107.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E. (2010), “ *Digital Image Processing* ”, Third Edition, Pearson Prentice Hall, Inc.
- Hsu, C.W., and Lin, C.J. (2002), “ *A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines*”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, No. 2, hal. 415-425.
- Jalba, A.C., Wilkinson, M.H.F., Roerdink, J.B.T.M., Bayer, M.M., Juggins, S. (2005), “ *Automatic diatom identification using contour analysis by morphological curvature scale spaces*”, *Machine Vision and Application*, hal:217-228.
- Nugroho, A.S., Witarto, B.A., Handoko, D., (2003), “ *Support Vector Machine – Teori dan Aplikasinya Dalam Bioinformatika*”, Kuliah Umum Ilmu Komputer.com.
- Mohammadi, M., and Gharehpetian, G. B. (2009), “ *Application of multi-class support vector machines for power system on-line static security assessment using DT-based feature and data selection algorithm*”, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 20, 133-146.
- Telford, R.J., Juggins, S., Kelly, M.G., Ludes, B. (2002), “ *Diatom Application* ”, *Automatic Diatom Identification*. Singapore: World Scientific Publishing, hal:41–74.