

KLASIFIKASI SEL SERVIKS PADA CITRA PAP SMEAR BERDASARKAN FITUR BENTUK DESKRIPTOR REGIONAL DAN FITUR TEKSTUR UNIFORM ROTATED LOCAL BINARY PATTERN

Mohammad Sholik¹⁾ dan Chastine Fatichah²⁾

^{1, 2)}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
 Jl. Teknik Kimia, Gedung Teknik Informatika, Kampus ITS Sukolilo, Surabaya, 60111
 e-mail: mohammad.sholik13@mhs.if.its.ac.id¹⁾, chastine@cs.its.ac.id²⁾

ABSTRAK

Perubahan orientasi objek pada saat akuisisi memerlukan metode ekstraksi fitur yang invariant terhadap rotasi. Ekstraksi fitur tekstur yang telah digunakan dalam kombinasi fitur sebelumnya untuk klasifikasi sel serviks pada dataset Herlev antara lain homogenitas GLCM dan Local Binary Pattern Histogram Fourier (LBP-HF). Namun perhitungan GLCM sensitif terhadap rotasi dan transformasi fourier LBP-HF mengabaikan penataan struktur histogram dengan hanya mempertimbangkan magnitude spektrum transformasi sehingga kehilangan beberapa informasi diskriminatif dan informasi frekuensi citra.

Penelitian ini mengusulkan kombinasi fitur bentuk deskriptor regional dan fitur tekstur Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP). uRLBP merupakan metode ekstraksi fitur yang dapat mengatasi kelemahan metode tekstur sebelumnya dengan mengatur arah referensi lokal yang dapat mempertahankan informasi orientasi lokal dan informasi diskriminatif citra sehingga mencapai invariant terhadap rotasi. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi metode yang diusulkan dengan metode pada penelitian sebelumnya dalam melakukan klasifikasi sel serviks pada citra pap smear.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mengklasifikasikan sel serviks lebih optimal dibandingkan metode kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur homogenitas GLCM dan metode kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur LBP-HF. Nilai akurasi menggunakan metode klasifikasi Fuzzy k-NN adalah 91.59% untuk dua kategori sel dan 67.89% untuk tujuh kelas sel.

Kata Kunci: Citra pap smear, fitur bentuk, fitur tekstur, klasifikasi, kanker serviks.

ABSTRACT

Changes in object orientation at the time of acquisition require feature extraction methods that is rotation invariant. Extraction of texture features that have been used in previous combination of features for cervical cell classification in Herlev dataset including Homogeneity of GLCM and Local Binary Pattern Histogram Fourier (LBP-HF). However, GLCM calculations are sensitive to rotation and the fourier transform of LBP-HF ignores the structure arrangement of histogram by only considering the magnitude spectrum of the transform resulting in loss of some discriminative information and frequency information from image.

This study proposes a combination of regional descriptor shape feature and Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP) texture feature. uRLBP is a feature extraction method that overcomes the limitation of previous texture methods by setting local reference directions that can maintain local orientation information and image discriminative information so as to achieve rotation invariant. The experiments are conducted by comparing the proposed method with methods in previous research in classifying cervical cells in pap smear image.

The experiment results show that the proposed method is able to classify cervical cells more optimal than the combination of shape features and homogeneity of GLCM texture features and the combination of shape feature and LBP-HF texture features. The accuracy score using Fuzzy k-NN classification method is 91.59% for two cell categories and 67.89% for seven cell classes.

Keywords: Cervical cell, classification, pap smear image, shape features, texture features.

I. PENDAHULUAN

KANKER serviks merupakan penyebab utama keempat kematian kanker pada wanita di dunia [1]. Hal ini dapat dicegah jika diperiksa pada tahap prakanker [2]. Kanker serviks terjadi karena adanya perkembangan sel-sel abnormal secara cepat dan tidak terkendali pada leher rahim [3]. *Papanicolaou test* adalah langkah pertama dalam pemeriksaan kanker serviks [3]. Hasil pemeriksaan akan menunjukkan kondisi sel serviks normal atau abnormal. Pemeriksaan terdiri dari pengumpulan sampel sel dari daerah tertentu pada serviks, kemudian sampel sel diamati melalui mikroskop dan didiagnosis oleh ahli sel secara manual [4]. Analisis hasil pemeriksaan secara manual memerlukan waktu yang lama dan rawan terhadap kesalahan sehingga dibutuhkan proses klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* berbasis komputer.

Adanya perubahan orientasi sel pada saat akuisisi akan mempengaruhi nilai fitur yang dihasilkan [5] sehingga menjadi dasar pada penelitian ini. Tidak semua fitur dapat menghasilkan fitur yang sama jika citra sel yang sama mengalami perubahan orientasi sehingga dibutuhkan metode ekstraksi fitur yang *invariant* terhadap rotasi.

Penelitian sebelumnya mengusulkan ekstraksi fitur bentuk berdasarkan deskriptor regional dan deskriptor *boundary* yang dikombinasikan dengan fitur tekstur berdasarkan homogenitas Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) [2]. Fitur bentuk yang diusulkan oleh [2] yakni area nukleus, *compactness* nukleus, *major axis length* nukleus, *minor axis length* nukleus, aspek rasio nukleus, area sel, *compactness* sel, dan rasio *N/C* (rasio nukleus dengan sitoplasma). Deskriptor *boundary* seperti *major axis length* sensitif terhadap *noise* sehingga fitur yang dihasilkan tidak *invariant* terhadap rotasi [6][7]. *Major axis length* mengalami kendala ketika dilakukan normalisasi rotasi karena sensitif terhadap *noise* [7]. Persamaan aspek rasio [8][9] adalah rasio antara *major axis length* dengan *minor axis length*, sehingga aspek rasio juga tidak dapat dijadikan sebagai fitur yang *invariant* terhadap rotasi [10]. Perhitungan GLCM sensitif terhadap *noise* [11]. homogenitas yang menggunakan perhitungan GLCM juga sensitif terhadap rotasi [12][13], dengan demikian perhitungan homogenitas GLCM tidak *invariant* terhadap rotasi. Deskriptor regional seperti area dan perimeter adalah deskriptor yang tidak berpengaruh pada orientasi objek [14][15]. Domain penelitian klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* untuk keperluan ekstraksi fitur bentuk yang digunakan pada penelitian ini adalah objek nukleus dan objek keseluruhan sel sehingga rasio *N/C* tidak digunakan dalam kombinasi fitur. Sehingga fitur bentuk yang digunakan pada penelitian ini adalah deskriptor regional area dan *compactness* untuk keperluan ekstraksi fitur objek nukleus dan objek keseluruhan sel.

Penelitian [2] mengombinasikan fitur bentuk dan fitur tekstur untuk mengekstraksi fitur sel serviks pada citra *pap smear* dengan menghasilkan peningkatan akurasi klasifikasi. Penelitian terkait menggunakan fitur bentuk dan fitur tekstur Local Binary Pattern Histogram Fourier (LBP-HF) untuk mengekstraksi fitur sel serviks pada citra *pap smear* [16]. Namun transformasi fourier pada LBP-HF mengabaikan penataan struktur histogram sehingga kehilangan beberapa informasi diskriminatif citra [17]. Transformasi fourier LBP-HF juga hanya mempertimbangkan *magnitude* spektrum transformasi sehingga mengabaikan informasi frekuensi [18]. Penelitian [17] mengajukan Rotated Local Binary Pattern (RLBP) untuk mempertahankan informasi orientasi lokal dan beberapa informasi diskriminatif citra dengan pengaturan arah referensi lokal di setiap ketetapan melingkar dan menghitung deskriptor pada setiap orientasi citra. Ketika citra mengalami rotasi, arah referensi lokal juga mengalami rotasi dan deskriptor dihitung sehubungan dengan rotasi citra adalah sama. Untuk mendapatkan informasi diskriminatif tambahan dengan mengambil informasi intrinsik pada citra dan tahan terhadap rotasi, penelitian [17] menggabungkan *uniform pattern* pada Rotated Local Binary Pattern (RLBP) menjadi Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP).

Penelitian ini mengusulkan kombinasi fitur bentuk berdasarkan deskriptor regional dan fitur tekstur berdasarkan Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP) yang *invariant* terhadap rotasi untuk mengklasifikasikan sel serviks pada citra *pap smear*, dengan tahapan awal adalah praproses, tahapan selanjutnya setelah praproses adalah ekstraksi berdasarkan kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur, dan tahapan akhir adalah klasifikasi sel berdasarkan kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Fitur

Fitur adalah deskriptor objek yang memberikan informasi tentang karakteristik khusus yang diperoleh dari segmentasi citra [19]. Deskriptor adalah seperangkat parameter yang mewakili karakteristik tertentu pada objek, yang dapat digunakan untuk menyatakan fitur objek sedangkan fitur dinyatakan dengan susunan bilangan yang dapat dipakai untuk mengidentifikasi objek [20]. Ekstraksi fitur merupakan tahapan untuk memunculkan ciri dan mereduksi dimensi citra dari dimensi tinggi ke dimensi yang lebih rendah [21].

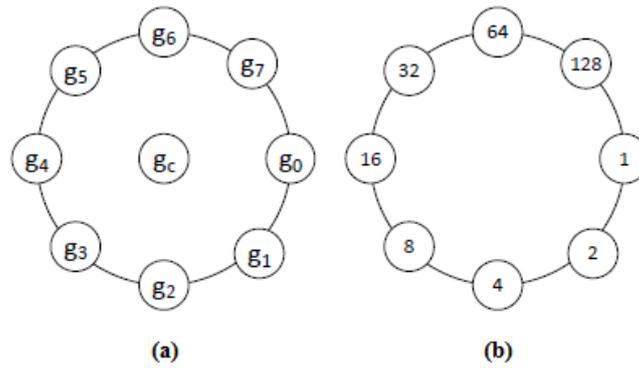
B. Area

Pada citra biner, area didefinisikan sebagai jumlah piksel yang berada di dalam *region* [2][9][22]. Area juga didefinisikan sebagai *zero-order moment* dari objek biner [14]. Area juga didefinisikan sebagai luas suatu objek [20]. Ukuran Area dalam perhitungan piksel pada setiap objek adalah kriteria yang baik dalam mengidentifikasi kelainan sel pada citra sitologi [23].

C. Compactness

Compactness merupakan fitur bentuk tidak berdimensi yang mengukur kekompakan suatu objek [24]. Persamaan (1) menunjukkan perhitungan *compactness* [2][24] :

$$C = \frac{P^2}{A} \quad (1)$$



Gambar 1 (a) Pixel ketetangaan LBP (b) Bobot ketetangaan LBP [17]

dengan P adalah perimeter dan A adalah luas area objek. Perimeter (P) menyatakan panjang tepi suatu objek [20]. Perimeter juga didefinisikan sebagai banyaknya titik pembatas pada suatu objek [25]. Perimeter merepresentasikan banyaknya piksel yang mewakili batas objek [22].

D. Major Axis Length

Panjang *major axis* dari elips yang membungkus suatu objek [2].

E. Minor Axis Length

Panjang *minor axis* dari elips yang membungkus suatu objek [2].

F. Rotated Local Binary Pattern (RLBP)

RLBP mengambil keuntungan dari Local Binary Pattern (LBP) yang beroperasi pada area melingkar lokal dengan mengambil informasi perbedaan nilai piksel antara piksel pusat dan piksel ketetangaan melingkar lokal. LBP didefinisikan pada persamaan (2) sebagai berikut :

$$LBP_{R,P} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot s^p, \tag{2}$$

$$s(g_p - g_c) = \begin{cases} 1 & g_p \geq g_c \\ 0 & g_p < g_c \end{cases}$$

dimana g_c adalah nilai *grayscale* piksel pusat, g_p adalah nilai *grayscale* piksel ketetangaan melingkar, p adalah indeks ketetangaan melingkar, R adalah radius antara piksel ketetangaan dengan piksel pusat, dan P adalah jumlah ketetangaan.

Pada LBP urutan bobot selalu tetap pada lingkungan citra yang diputar yakni ketika pada posisi piksel ketetangaan g_0 selalu bernilai 1, g_1 selalu bernilai 2, dan seterusnya. Menurut [17] bahwa operator LBP tidak mampu menghadapi rotasi citra. Hal ini mengakibatkan nilai operator LBP antara citra yang tidak dirotasi dengan citra yang dirotasi adalah berbeda. Gambar 1 menunjukkan piksel dan bobot ketetangaan pada LBP.

Informasi *magnitude* pada LBP dapat meningkatkan daya diskriminatif operator telah dimanfaatkan oleh [26]. Perbedaan *magnitude* dapat memberikan informasi penting yang dapat digunakan untuk menemukan arah dominan. Arah dominan adalah metode untuk menemukan indeks ketetangaan yang perbedaan antara piksel ketetangaan dengan piksel pusatnya maksimum. Arah dominan ini mengalami rotasi sesuai dengan besarnya sudut putaran suatu citra sehingga arah dominan ditetapkan sebagai referensi dan bobot ketetangaan melingkar.

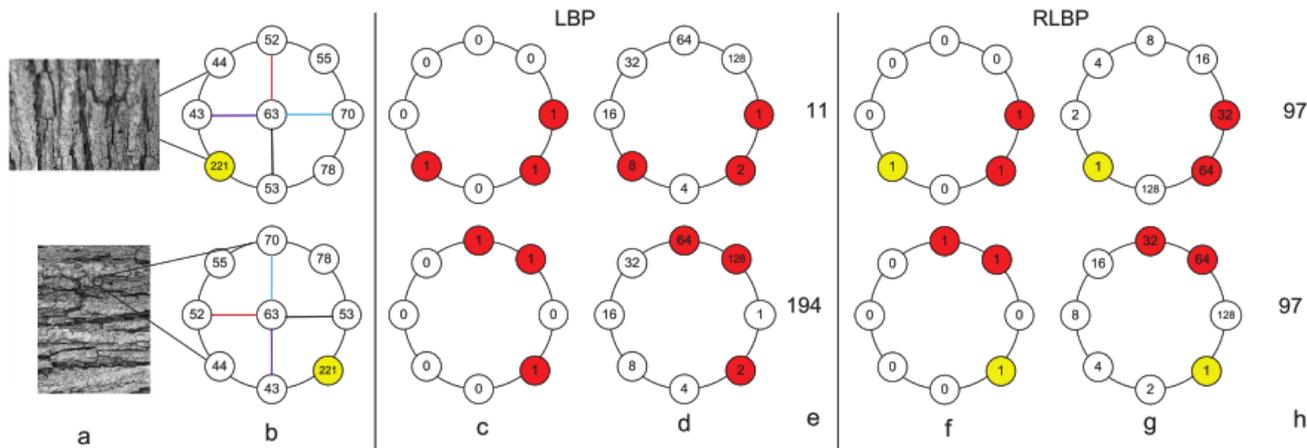
RLBP didasarkan pada metode LBP dengan menggeser bobot pada LBP secara melingkar sesuai arah dominan. Persamaan (3) menunjukkan arah dominan (D) didefinisikan oleh [17] sebagai berikut :

$$D = \arg \max |g_p - g_c|. \tag{3}$$

Arah dominan sebagai acuan pada ketetangaan melingkar, kemudian bobot dihitung sesuai dengan pergeseran melingkar. Operator RLBP didefinisikan oleh [17] dalam persamaan (4) sebagai berikut:

$$RLBP_{R,P} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot 2^{\text{mod}(p-D,P)} \tag{4}$$

dimana *mod* adalah operasi modulus. Bobot pada definisi rumus diatas adalah $2^{\text{mod}(p-D,P)}$. Nilai bobot tersebut tergantung pada nilai D , Indeks ketetangaan melingkar p , dan jumlah ketetangaan P .



Gambar 2. Efek perubahan rotasi antara LBP dan RLBP [18].

Efek perubahan rotasi antara LBP dan RLBP ditunjukkan pada Gambar 2 : (a) citra bagian atas merupakan citra sebelum diputar dan citra bagian bawah adalah citra setelah diputar 90° berlawanan arah jarum jam; (b) citra dirotasi berlawanan arah jarum jam mengakibatkan piksel ketetangaan juga berotasi dengan sudut 90° ; (c) *thresholding* piksel ketetangaan, nilai di atas *threshold* ditunjukkan dengan warna merah; (d) bobot berhubungan dengan ketetangaan yang mengalami *threshold*; (e) nilai LBP; (f) ketetangaan acuan yang mengalami *threshold* ditunjukkan dengan warna kuning; (g) bobot dari ketetangaan yang mengalami *threshold*; (h) nilai RLBP antara citra asli dan citra setelah dirotasi adalah sama [18].

Tabel I dan Tabel II menunjukkan perhitungan operator RLBP pada gambar sebelum diputar dan gambar setelah diputar. Nilai B_p merupakan bobot ketetangaan melingkar dan nilai D merupakan indeks arah dominan. Nilai B_p didapat dari perhitungan $2^{\text{mod}(p-D, P)}$. Sebagai contoh perhitungan bobot B_p , pada Tabel I nilai *grayscale* g_0 adalah 221 menunjukkan selisih maksimum dari $|g_p - g_c|$ dengan nilai 94 yang disebut arah dominan dengan nilai indeks $D=3$ berada pada indeks $p=3$, maka nilai bobot $B_p=2^{\text{mod}(3-3,8)}=1$.

G. Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP)

Memfaatkan struktur intrinsik dari pola biner, pola *uniform* diterapkan pada LBP. *Uniform* LBP (uLBP) mencapai kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan LBP karena sifat statistik dari pola ini. Akumulasi sejumlah besar pola *uniform* dalam jumlah yang relatif kecil dari histogram *bin* memberikan informasi diskriminatif, yang dimanfaatkan oleh uLBP. Dengan demikian, jika distribusi pola yang diperoleh oleh operator dipertahankan, keseragaman pola dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan daya diskriminatif [18].

Pola biner lokal disebut *uniform* jika kode biner mengandung paling banyak dua transisi dari 0 ke 1 atau sebaliknya. Misalnya, pola 00011100, 01000000 adalah *uniform* karena kedua pola tersebut terdiri dari 2 transisi, sedangkan 00101000 dan 00011010 adalah tidak *uniform* karena mengandung 4 transisi.

Serupa dengan operator LBP, operator RLBP menghitung pola biner berdasarkan ketetangaan piksel. Karena pola biner yang sama untuk kedua operator, maka distribusi pola *uniform* digunakan untuk menangkap informasi diskriminatif tambahan. Pola *uniform* ini diterapkan oleh [17] pada operator RLBP. Operator *uniform* RLBP didefinisikan sebagai $U(\text{RLBP}_{R,P})$, dengan $U()$ adalah tabel yang mendefinisikan pemetaan dari pola biner ke pola *uniform*, P adalah ketetangaan piksel. Tabel lookup $U()$ terdiri dari 2^P dan nilai-nilai output pola *uniform* $P(P-1) + 3$.

H. Fuzzy k-Nearest Neighbor

Klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* dilakukan dengan cara mencocokkan fitur data uji dengan fitur data latih menggunakan metode klasifikasi Fuzzy k-Nearest Neighbor (Fuzzy k-NN). Alasan menggunakan Fuzzy k-NN adalah kemampuannya dalam menentukan kelas. Algoritma ini mampu mempertimbangkan jika ada sifat ambigu dari tetangga lain [27]. Nilai bobot pada masing-masing kelas berdasarkan jarak akan dihitung kemudian dipilih kelas yang memiliki nilai maksimum. Kelas yang memiliki nilai maksimum tersebut merupakan hasil klasifikasi kelas citra data uji. Klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* dilakukan dengan dua kategori, yaitu klasifikasi dua kategori sel dan klasifikasi tujuh kelas sel.

Algoritma Fuzzy k-NN diperkenalkan oleh [28] dengan mengembangkan k-NN yang digabungkan dengan teori Fuzzy dalam menyampaikan definisi pemberian tabel kelas pada data uji yang diprediksi [28]. Seperti halnya pada

TABEL I
CONTOH PERHITUNGAN OPERATOR RLBP PADA CITRA SEBELUM DIPUTAR

g_p	G_c	$s(g_p - g_c)$	$ g_p - g_c $	p	D	B_p	$s(g_p - g_c) \times B_p$	
202	127	1	75	0	3	32	32	
170		1	43	1		64	64	
53		0	74	2		128	0	
221		1	94	3		1	1	
43		0	84	4		2	0	
44		0	83	5		4	0	
52		0	75	6		8	0	
56		0	71	7		16	0	
Nilai Operator RLBP :						97		

teori Fuzzy, sebuah data mempunyai nilai keanggotaan pada setiap kelas, yang artinya sebuah data bisa dimiliki oleh kelas yang berbeda dengan nilai derajat keanggotaan dalam interval [0,1]. Teori himpunan Fuzzy menggeneralisasi teori k-NN klasik dengan mendefinisikan nilai keanggotaan sebuah data pada masing-masing kelas. Formula yang digunakan [29] adalah:

$$u(x, c_i) = \frac{\sum_{k=1}^K u(x_k - c_i) * d(x, x_k)^{\frac{-2}{(m-1)}}}{\sum_{k=1}^K d(x, x_k)^{\frac{-2}{(m-1)}}} \tag{5}$$

dimana $u(x, c_i)$ adalah nilai keanggotaan data kelas x ke kelas c_i , k adalah jumlah tetangga terdekat yang digunakan. (x_k, c_i) adalah nilai keanggotaan data tetangga dalam k tetangga pada kelas c_i , nilainya 1 jika data latih x_k dimiliki kelas c_i atau 0 jika bukan dimiliki kelas c_i . $d(x, x_k)$ adalah jarak dari data x ke data x_k dalam k tetangga terdekat. m adalah bobot pangkat (*weight exponent*) yang besarnya: $m > 1$.

Pengukuran jarak (ketidakmiripan) dua data yang digunakan dalam Fuzzy k-NN digeneralisasi dengan formula [29] :

$$d(x_i, x_j) = \left(\sum_{i=1}^N |x_{i1} - x_{j1}|^p \right)^{\frac{1}{p}} \tag{6}$$

dimana N adalah dimensi jumlah fitur data. p adalah penentu jarak yang digunakan. Meskipun Fuzzy k-NN menggunakan nilai keanggotaan untuk menyatakan keanggotaan data pada setiap kelas, untuk memberikan keluaran terakhir. Fuzzy k-NN harus tetap memberikan kelas akhir hasil prediksi. Untuk keperluan ini, Fuzzy k-NN memilih kelas dengan nilai keanggotaan terbesar pada data tersebut.

Algoritma klasifikasi menggunakan Fuzzy k-Nearest Neighbor (Fuzzy k-NN) sebagai berikut [27].

Algoritma prediksi Fuzzy k-Nearest Neighbor:

1. Normalisasi data menggunakan nilai terbesar dan terkecil data pada setiap fitur.
2. Cari k tetangga terdekat untuk data uji x menggunakan persamaan 6.
3. Hitung nilai keanggotaan $u(x_i, c_i)$ menggunakan persamaan 5 untuk setiap i , dimana $1 \leq i \leq c$.
4. Ambil nilai terbesar $c = u(x_i, c_i)$ untuk semua $1 \leq i \leq c$.
5. Berikan label kelas c ke data uji x .

Fitur dengan nilai atau jangkauan yang besar mempunyai pengaruh yang lebih besar dalam fungsi biaya daripada fitur dengan nilai atau jangkauan kecil. Untuk menangani ini, maka dilakukan normalisasi fitur sehingga semua fitur berada dalam jangkauan yang sama. Persamaan (7) merupakan perhitungan normalisasi fitur dengan rentang 0 sampai 1 [30].

TABEL II
CONTOH PERHITUNGAN OPERATOR RLBP PADA CITRA SETELAH DIPUTAR 90°

g_p	$s(g_p - g_c)$	$ g_p - g_c $	p	D	B_p	$s(g_p - g_c) \times B_p$	
53	0	74	0	1	128	0	
221	1	94	1		1	1	
43	0	84	2		2	0	
44	0	83	3		4	0	
52	0	75	4		8	0	
56	0	71	5		16	0	
202	1	75	6		32	32	
170	1	43	7		64	64	
Nilai Operator RLBP :						97	

Sebuah sistem klasifikasi harus diukur kinerjanya. Pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan menggunakan matriks konfusi. Matriks konfusi merupakan suatu metode yang biasanya digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi. Persamaan (8) menunjukkan perhitungan akurasi.

$$Fitur Hasil = \frac{Fitur awal - \min(fitur awal)}{\max(fitur awal) - \min(fitur awal)} \tag{7}$$

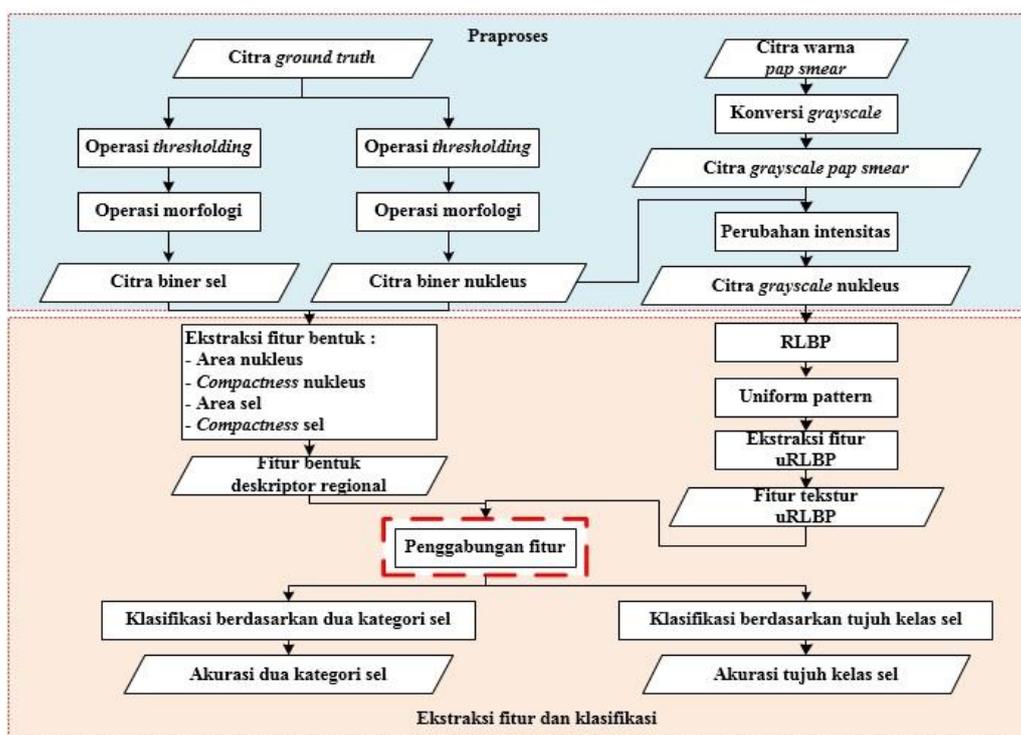
$$Akurasi = \frac{Jumlah data yang diprediksi benar}{Jumlah prediksi yang dilakukan} \times 100 \tag{8}$$

I. Holdout

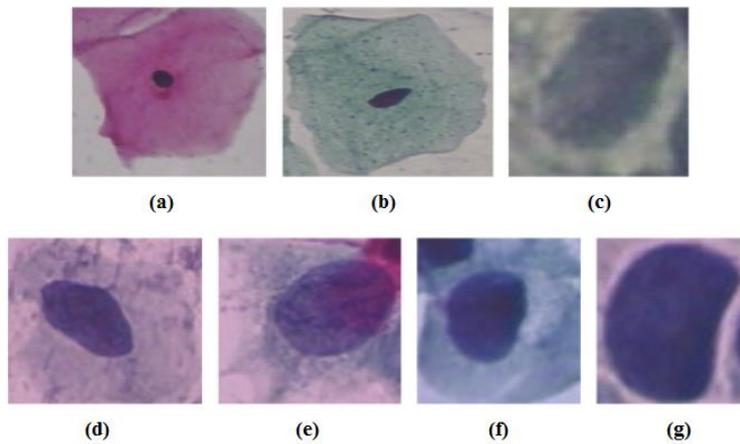
Metode *holdout*, *set* data (yang sudah diketahui label kelas aslinya) dipecah menjadi dua bagian terpisah, yaitu *set* data latih dan *set* data uji. Metode klasifikasi kemudian dibangun berdasarkan *set* data latih dan kemudian kinerjanya diukur berdasarkan *set* data uji. Akurasi (metrik lain) dihitung berdasarkan hasil pengujian prediksi menggunakan *set* data uji pada model yang dibangun berdasarkan *set* data latih [31].

III. METODOLOGI

Bagian ini membahas tentang tahapan klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear*. Sistem klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* yang akan dibangun meliputi praproses, ekstraksi fitur berdasarkan kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur uRLBP, dan tahap klasifikasi berdasarkan kombinasi fitur menggunakan metode klasifikasi Fuzzy k-Nearest Neighbor dengan evaluasi pengujian *holdout* untuk klasifikasi dua kategori sel yaitu normal dan abnormal, serta tujuh kelas sel yaitu *normal squamous*, *intermediate squamous*, *columnar*, *mild dysplasia*, *moderate dysplasia*, *severe dysplasia*, dan *carcinoma in situ*. Kontribusi penelitian ini adalah kombinasi fitur bentuk berdasarkan deskriptor regional hasil ekstraksi fitur area dan *compactness* dengan fitur tekstur hasil ekstraksi fitur dari metode Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP). Gambar 3 menunjukkan rancangan sistem klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear*.



Gambar 3. Rancangan sistem klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear*



Gambar 4. Contoh citra *dataset* Herlev sel tunggal [32].

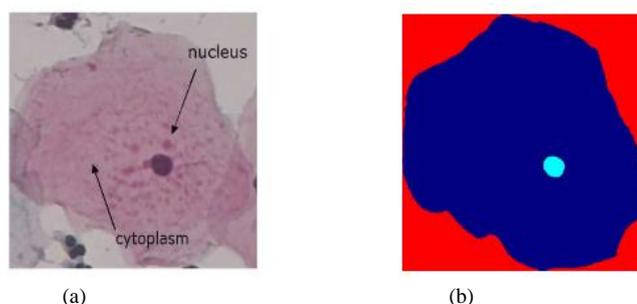
A. *Dataset*

Dataset yang digunakan adalah *dataset* Herlev yang terdiri dari citra *pap smear* dalam bentuk tunggal atau satu sel yang diakuisisi dan diidentifikasi oleh ahli sel terampil (*skilled cyto-technicians*) menggunakan mikroskop yang terkoneksi dengan sebuah *frame grabber*. *Dataset* terdiri dari 917 citra satu sel yang sudah dilakukan *cropping* oleh bagian patologi Rumah Sakit Universitas Herlev dan bagian *automation* pada Universitas Teknik Denmark [33]. Citra diambil dengan resolusi 0.201 μm /piksel dengan ukuran rata-rata citra 150 x 140 piksel [33]. Semua citra diklasifikasikan oleh ahli sel ke dalam kategori diagnosis dan setiap citra diagnosis dibedakan ke dalam dua citra [33]. Dua citra tersebut adalah citra warna *pap smear* dan citra tersegmentasi (citra *ground truth*). Setiap citra disegmentasi oleh ahli sel menggunakan *software* CHAMP untuk tujuan ekstraksi fitur [34]. CHAMP adalah sistem analisis citra medis berdasarkan algoritma pengenalan objek berwarna [34]. *Dataset* Herlev sel serviks tunggal citra *pap smear* ini dapat diakses di internet secara gratis [35].

Gambar 4 menunjukkan contoh citra *dataset* Herlev sel tunggal : (a) *normal squamous*, (b) *intermediate squamouse*, (c) *columnar*, (d) *mild dysplasia*, (e) *moderate dysplasia*, (f) *severe dysplasia*, (g) dan *carcinoma in situ* [32]. Gambar 5 menunjukkan citra warna *pap smear* dan citra tersegmentasi (*ground truth*). Tabel III menunjukkan distribusi jumlah sel *pap smear*.

TABEL III
DISTRIBUSI JUMLAH SEL CITRA PAPAN SMEAR [32]

Kelas	Kategori	Tipe Sel	Jumlah Sel	Total
1	Normal	<i>Normal squamous</i>	74	242
2		<i>Intermediate squamous</i>	70	
3		<i>Columnar</i>	98	
4	Abnormal	<i>Mild Dysplasia</i>	182	675
5		<i>Moderate Dysplasia</i>	146	
6		<i>Severe Dysplasia</i>	197	
7		<i>Carcinoma in situ</i>	150	



Gambar 5. Contoh citra *pap smear*, (a) citra warna dan (b) citra tersegmentasi (*ground truth*) [33].

B. Praproses

Semua citra yang akan dijadikan data uji maupun data latih akan melewati tahapan praproses yang sama. Setiap data memiliki dua citra yang berukuran sama. Citra pertama sebagai citra warna *pap smear* dan citra yang kedua adalah citra *ground truth*. Praproses yang menghasilkan citra biner sel dan citra biner nukleus menggunakan citra *ground truth* yang sudah dilakukan proses segmentasi oleh ahli sel (*skilled cyto-technician*). Praproses pada sistem yang dibangun terdiri dari dua bagian yakni praproses yang menghasilkan citra biner dan praproses yang menghasilkan citra *grayscale* nukleus. Citra biner nukleus dan citra biner sel akan menjadi masukan untuk proses ekstraksi fitur bentuk dan citra *grayscale* nukleus akan menjadi masukan untuk proses ekstraksi fitur tekstur uRLBP.

Citra *ground truth* merupakan citra 2 dimensi bertipe *bitmap* yang mempunyai rentang nilai *grayscale* antara 0 sampai 4 dengan mengecualikan *color map*. Nilai *grayscale* 2 merupakan objek nukleus, nilai *grayscale* 1 sampai 3 merupakan objek sel, dan nilai *grayscale* 0 dan 4 adalah latar belakang. Untuk menghasilkan citra biner nukleus dan citra biner sel maka citra *ground truth* dilakukan *thresholding* dan *opening*. *Thresholding* diterapkan pada citra *ground truth* menggunakan pendekatan algoritma *multilevel thresholding* untuk mendapatkan citra biner nukleus dan citra biner sel. Untuk mendapatkan objek nukleus, nilai *grayscale* 2 dirubah menjadi nilai *grayscale* 1 dan nilai *grayscale* lainnya dirubah menjadi 0 sedangkan untuk mendapatkan objek sel, nilai *grayscale* 1 sampai 3 dirubah menjadi nilai *grayscale* 1 dan nilai *grayscale* lainnya dirubah menjadi 0. Setelah dilakukan *thresholding* untuk menangani piksel-piksel di area citra yang bukan objek menggunakan operasi morfologi dengan fungsi pada Matlab R2013a yakni *opening* dan *bwareaopen*.

Praproses yang menghasilkan citra *grayscale* nukleus didapatkan dari citra *ground truth* dan citra *pap smear*. Daerah nukleus pada citra *ground truth* yang telah mengalami proses *thresholding* dan operasi *opening* merupakan citra biner nukleus yang akan dirubah intensitas *grayscale* dengan intensitas *grayscale* citra *pap smear*. Citra biner nukleus dengan posisi piksel (x,y) bernilai *grayscale* 1 dirubah intensitasnya dengan nilai *grayscale* citra *pap smear* pada posisi koordinat yang sama. Alur praproses dapat dilihat pada Gambar 3 yang menjelaskan tentang rancangan sistem yang dibangun.

C. Ekstraksi Fitur

Citra biner hasil praproses akan mengalami ekstraksi fitur bentuk berdasarkan perhitungan deskriptor regional. Fitur bentuk pada daerah nukleus terdiri dari area nukleus dan *compactness* nukleus sedangkan daerah pada keseluruhan sel adalah area sel dan *compactness* sel. Perhitungan fitur bentuk secara berurutan terdiri dari hasil perhitungan fitur nukleus kemudian fitur sel dan akan diletakkan pada 1 vektor bentuk berukuran 1×4 .

Untuk memperoleh fitur tekstur nukleus, digunakan citra masukan berupa citra *grayscale* nukleus yang didapatkan dari perubahan intensitas antara citra biner nukleus dan citra *grayscale pap smear* menjadi citra *grayscale* nukleus kemudian dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP). Dengan tahapan, hasil perhitungan RLBP digunakan untuk perhitungan *uniform pattern* menjadi uRLBP. Tahapan ekstraksi fitur bentuk dan tekstur dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.

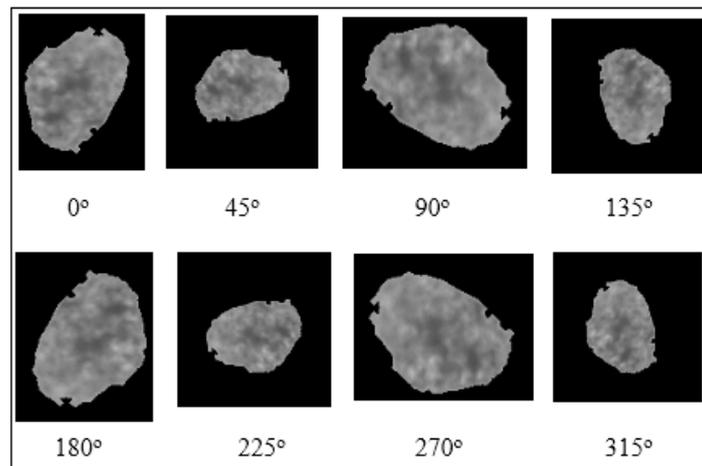
Kombinasi fitur dilakukan dengan penggabungan nilai fitur bentuk dengan fitur tekstur dalam satu fitur vektor yang sama. Empat fitur pertama merupakan fitur area dan *compactness* dan fitur kelima sampai terakhir merupakan fitur tekstur yang terdiri dari 59 fitur untuk uRLBP($P=8,R=1$), uRLBP($P=8,R=2$) atau uRLBP($P=8,R=3$), sehingga jumlah fitur penggabungan adalah 63 fitur. Hasil kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur akan digunakan pada proses klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear*. Jika terdapat sejumlah n citra, maka jumlah fitur yang dihasilkan berupa matriks berukuran $(n \times 63)$.

D. Klasifikasi

Klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* dilakukan dengan dua bagian yaitu klasifikasi dua kategori sel dan klasifikasi tujuh kelas sel menggunakan Fuzzy k-NN dengan evaluasi pengujian *holdout*. Untuk mengevaluasi sistem klasifikasi yang dibangun berdasarkan kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur yang *invariant* terhadap rotasi. Pengujian dilakukan dengan mencocokkan fitur data uji dengan fitur data latih berdasarkan fitur hasil kombinasi, kemudian dihitung akurasi klasifikasi kelas. Akurasi diperoleh dengan menghitung jumlah dari pengenalan citra uji yang diklasifikasikan dengan benar. Perhitungan akurasi menggunakan persamaan (8).

IV. HASIL PENGUJIAN DAN ANALISIS

Untuk keperluan uji coba, setiap citra akan dirotasi dalam delapan arah yaitu 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° , dan 315° . Citra yang dirotasi adalah citra hasil praproses yakni citra biner sel, citra biner nukleus, dan citra *grayscale* nukleus. Citra dengan rotasi 0° merupakan citra yang digunakan sebagai data latih mengacu pada



Gambar 6. Contoh citra grayscale nukleus carcinoma in situ yang telah dirotasi [35]

[17][18], dan citra dengan rotasi 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, dan 315° digunakan sebagai data uji. Untuk merotasi citra digunakan interpolasi *bicubic*. Implementasi pada sistem yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Matlab R2013a.

Jumlah citra dalam pengujian ini adalah 7336 citra pada masing-masing citra biner nukleus, citra biner sel, dan citra grayscale nukleus. Dengan perhitungan $917 \times 8 = 7336$ citra. Nilai 8 adalah jumlah arah rotasi, citra dengan rotasi 0° berjumlah $1 \times 917 = 917$ citra, sedangkan rotasi dengan 7 arah yakni 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, dan 315° berjumlah $7 \times 917 = 6419$ citra. Setiap citra hasil rotasi di masing-masing jenis kelas sel menghasilkan 3 buah citra praproses yakni 2 citra biner dan 1 citra grayscale nukleus. Tiga citra hasil praproses tersebut menghasilkan fitur yang merepresentasikan 1 jenis citra di setiap kelas selnya. Citra biner nukleus dan citra biner sel mengalami proses ekstraksi fitur bentuk berdasarkan perhitungan area dan *compactness* yang menghasilkan fitur bentuk secara berurutan yakni area nukleus, *compactness* nukleus, area sel, dan *compactness* sel berjumlah 4 fitur bentuk. Citra grayscale nukleus mengalami ekstraksi fitur tekstur yang menghasilkan 59 fitur tekstur. Penggabungan fitur dalam pengujian adalah 63 fitur dengan jumlah baris data fitur yakni 7336 baris. Data latih yang digunakan pada pengujian berjumlah 917 data fitur yang dihasilkan dari ekstraksi fitur citra yang rotasinya 0°. Data uji yang digunakan pada pengujian berjumlah 6419 data fitur yang dihasilkan dari ekstraksi fitur citra yang dirotasi 7 arah. Contoh citra grayscale nukleus hasil praproses yang telah mengalami proses rotasi 8 arah ditunjukkan pada Gambar 6, data citra tersebut diambil dari citra *pap smear* yang disediakan secara online dan dapat diunduh secara gratis untuk keperluan penelitian [35].

Sebelum dikombinasikan fitur bentuk dan fitur tekstur akan dinormalisasi menggunakan persamaan (7) kemudian dilakukan proses penggabungan fitur. Hasil kombinasi fitur yang telah dinormalisasi akan menjadi masukan dalam perhitungan akurasi menggunakan metode klasifikasi Fuzzy k-NN dengan evaluasi pengujian *holdout*. Parameter ekstraksi fitur tekstur (P,R) pada uRLBP yang digunakan adalah ($P=8,R=1$), ($P=8,R=2$), dan ($P=8,R=3$) mengacu pada [17]. Sedangkan parameter k pada metode klasifikasi Fuzzy k-NN yang digunakan adalah $k=2$ sampai dengan $k=14$ untuk mengetahui perubahan nilai akurasi dan akurasi optimal jika parameter k pada Fuzzy k-NN berbeda. Dasar penggunaan nilai k adalah jarak minimum dari data baru ke sampel data latih untuk menentukan k tetangga terdekat dan nilai k yang tinggi akan mengurangi efek *noise* klasifikasi [36]. Nilai k dibatasi sampai dengan $k=14$ untuk mendapatkan hasil akurasi klasifikasi terbaik. Karena nilai $k > 14$ tidak memberikan perubahan akurasi yang signifikan. Hasil akurasi diperoleh dengan menghitung jumlah citra data uji yang diklasifikasi secara benar menggunakan persamaan (8). Terdapat dua skenario uji coba yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu:

1. Melakukan klasifikasi untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel berdasarkan kombinasi fitur bentuk deskriptor regional dan fitur tekstur Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP). Parameter (P,R) pada uRLBP dan parameter k pada Fuzzy k-NN yang menghasilkan akurasi terbaik akan digunakan untuk perbandingan metode pada uji coba skenario kedua.
2. Membandingkan hasil akurasi klasifikasi yang didapatkan dari akurasi terbaik dari kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur yang diusulkan dengan metode kombinasi fitur pada penelitian sebelumnya.

A. Hasil Uji Coba Skenario 1

Melakukan klasifikasi untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel berdasarkan kombinasi fitur bentuk deskriptor regional dan fitur tekstur Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP). Parameter fitur tekstur uRLBP yang digunakan adalah ($P=8,R=1$), ($P=8,R=2$), dan ($P=8,R=3$). Sedangkan parameter k pada metode klasifikasi Fuzzy k-NN yang digunakan adalah $k=2$ sampai dengan $k=14$. Uji coba pertama ini dimaksudkan untuk mendapatkan

TABEL IV
HASIL KLASIFIKASI KOMBINASI FITUR

<i>k</i> pada Fuzzy k-NN	Akurasi (%)					
	Bentuk+uRLBP ($P=8, R=1$)		Bentuk+uRLBP ($P=8, R=2$)		Bentuk+uRLBP ($P=8, R=3$)	
	Dua kategori Sel	Tujuh Kelas Sel	Dua kategori Sel	Tujuh Kelas Sel	Dua kategori Sel	Tujuh Kelas Sel
2	85.32	65.23	85.42	64.98	85.48	64.98
3	88.28	66.04	88.04	65.79	88.22	65.66
4	88.60	66.35	88.66	66.54	88.66	66.54
5	88.28	67.41	88.16	67.41	88.53	67.53
6	88.47	67.10	88.41	67.10	88.28	67.16
7	89.03	67.72	89.09	67.60	88.78	67.66
8	89.78	67.39	89.72	67.39	89.70	67.33
9	89.80	67.52	89.84	67.39	89.90	67.77
10	90.15	67.33	89.97	67.32	90.15	67.33
11	90.65	67.27	90.40	67.14	90.53	67.33
12	91.15	67.14	91.03	67.21	91.03	67.46
13	91.46	66.68	91.53	66.90	91.40	67.11
14	91.53	67.25	91.53	67.58	91.59	67.89

parameter (P,R) pada uRLBP dan parameter k pada Fuzzy k-NN yang menghasilkan akurasi terbaik dari tiga pengujian kombinasi fitur untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel. Parameter (P,R) pada uRLBP dan parameter k pada Fuzzy k-NN tersebut akan digunakan untuk perbandingan akurasi klasifikasi metode kombinasi fitur yang diusulkan dengan metode kombinasi fitur pada penelitian sebelumnya. Tabel IV menunjukkan akurasi klasifikasi kombinasi fitur yang diusulkan untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel.

B. Hasil Uji Coba Skenario 2

Skenario uji coba yang kedua adalah membandingkan metode yang diusulkan yakni kombinasi fitur bentuk deskriptor regional dan fitur tekstur uRLBP dengan metode kombinasi fitur pada penelitian sebelumnya. Penggunaan parameter yang digunakan untuk perbandingan metode didapatkan dari uji coba skenario pertama yaitu parameter yang menghasilkan akurasi terbaik yakni ($P=8,R=3$) pada uRLBP dan $k=14$ pada Fuzzy k-NN. Parameter ini digunakan untuk klasifikasi dua kategori sel dan tujuh kelas sel.

Perbandingan metode dengan dua metode sebelumnya memiliki perbedaan diantaranya, untuk kombinasi fitur pembanding pertama menggunakan fitur vektor bentuk dengan 8 panjang fitur sesuai penelitian [2] dan fitur tekstur homogenitas GLCM, kombinasi fitur pembanding kedua menggunakan fitur vektor bentuk dengan 4 panjang fitur sesuai dengan fitur bentuk usulan dan fitur tekstur LBP-HF [16]. Alasan kombinasi fitur pembanding pertama menggunakan fitur bentuk dengan 8 panjang fitur vektor [2] karena penelitian kombinasi tersebut menjadi rujukan dalam penggunaan fitur bentuk dalam metode yang diusulkan, sedangkan kombinasi fitur pembanding kedua menggunakan fitur bentuk sesuai dengan metode yang diusulkan yakni 4 panjang fitur vektor untuk perbandingan yang seimbang dengan metode yang diusulkan dalam penelitian ini. Fitur bentuk untuk pembanding pertama sesuai dengan yang diusulkan oleh [2] yakni area nukleus, *compactness* nukleus, *major axis length* nukleus, *minor axis length* nukleus, aspek rasio nukleus, area sel, *compactness* sel, dan rasio N/C . Fitur bentuk yang diusulkan adalah area nukleus, *compactness* nukleus, area sel, dan *compactness* sel. Tabel V menunjukkan akurasi hasil klasifikasi perbandingan metode.

C. Analisis hasil Uji Coba

Pada uji coba pertama yakni klasifikasi untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel mengacu pada Tabel IV. Dari pengujian untuk dua kategori sel, akurasi terbaik didapatkan ketika nilai parameter ($P=8,R=3$) pada uRLBP dan nilai parameter $k=14$ pada Fuzzy k-NN yakni 91.59%. Dari pengujian untuk tujuh kelas sel, akurasi terbaik didapatkan ketika nilai parameter ($P=8,R=3$) pada uRLBP dan nilai parameter $k=14$ pada Fuzzy k-NN yakni 67.89%. Nilai parameter ($P=8,R=3$) pada uRLBP dan $k=14$ pada Fuzzy k-NN digunakan untuk perbandingan metode untuk dua kategori sel dan tujuh kelas sel.

Selanjutnya, uji coba kedua dilakukan untuk membuktikan unjuk kerja metode kombinasi fitur bentuk deskriptor regional dan fitur tekstur uRLBP yang diusulkan dengan metode kombinasi fitur pada penelitian sebelumnya yakni kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur homogenitas GLCM dan kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur LBP-HF. Pada klasifikasi dua kategori sel seperti yang ditunjukkan pada Tabel V, akurasi metode kombinasi fitur yang

TABEL V
HASIL AKURASI PERBANDINGAN METODE

Kombinasi Fitur	<i>k</i> pada Fuzzy k-NN	Dimensi Fitur	Akurasi (%)	
			Dua Kategori Sel	Tujuh Kelas Sel
Bentuk + Homogenitas GLCM [2]	14	9	85.87	46.56
Bentuk + LBP-HF ($P=8,R=3$) [16]	14	42	85.28	65.88
Bentuk + uRLBP ($P=8,R=3$)	14	63	91.59	67.89

diusulkan lebih baik dibandingkan dengan dua metode kombinasi fitur sebelumnya. Metode yang diusulkan lebih baik 5.72% dibandingkan dengan akurasi klasifikasi kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur homogenitas GLCM dan lebih baik 6.31% dibandingkan dengan akurasi klasifikasi kombinasi Fitur bentuk dan fitur tekstur LBP-HF. Pada klasifikasi tujuh kelas sel seperti yang ditunjukkan pada Tabel V, akurasi metode kombinasi fitur yang diusulkan lebih baik dibandingkan dengan dua metode kombinasi fitur sebelumnya. Metode yang diusulkan lebih baik 21.33% dibandingkan dengan akurasi klasifikasi kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur homogenitas GLCM dan lebih baik 2.01% dibandingkan dengan akurasi klasifikasi kombinasi Fitur bentuk dan fitur tekstur LBP-HF.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba dan analisis pengujian klasifikasi sel serviks pada citra *pap smear* berdasarkan fitur bentuk deskriptor regional dan fitur tekstur Uniform Rotated Local Binary Pattern (uRLBP), dapat disimpulkan bahwa metode kombinasi fitur yang diusulkan mendapatkan akurasi lebih optimal. Metode yang diusulkan lebih optimal yang ditunjukkan pada hasil uji coba perbandingan metode. Akurasi klasifikasi untuk dua kategori sel yakni normal dan abnormal mencapai 91.59% ketika nilai parameter ($P=8, R=3$) pada uRLBP dan $k=14$ pada Fuzzy k-NN dan akurasi klasifikasi untuk tujuh kelas sel yakni *normal squamous, intermediate squamous, columnar, mild dysplasia, moderate dysplasia, severe dysplasia*, dan *carcinoma in situ* mencapai 67.89% ketika nilai parameter ($P=8, R=3$) pada uRLBP dan $k=14$ pada Fuzzy k-NN. Hasil ini lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya yakni kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur homogenitas GLCM [2] dan kombinasi fitur bentuk dan fitur tekstur LBP-HF [16].

Pada penelitian ini fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan metode uRLBP didapatkan dari objek nukleus. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penambahan fitur tekstur yang diekstraksi pada objek sel untuk dapat membedakan ciri sel lebih spesifik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Jemal, F. Bray, M. M. Center, E. Ward, dan D. Forman, "Global cancer statistics", *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, vol. 61(2), hal. 69-90, 2011.
- [2] T. Chankong, N. Theera-Umpon, dan S. Auephanwiriyakul, "Automatic Cervical Cell Segmentation and Classification in Pap Smears", *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 113(2), hal. 539-556, 2014.
- [3] E. Njoroge, S. R. Alty, M. R. Gani, dan M. Alkatib, "Classification of Cervical Cancer Cells Using FTIR Data", *In Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS '06, 28th Annual International Conference of the IEEE*, hal. 5538-5341, 2006.
- [4] E. Martin, "Pap-Smear Classification", Doctoral dissertation, MSc Thesis, Technical University of Denmark, Oersted-DTU, Automation, Denmark, 2003.
- [5] K. Rodenacker, dan E. Bengtsson, "A Feature Set for Cytometry in Digitized Microscopic Images", *Analytical Cellular Pathology*, vol. 25(1), hal. 1-36, 2003.
- [6] D. Zhang, dan G. Lu, "Review of shape representation and description techniques", *Pattern recognition*, vol. 37(1), hal. 1-19, 2004.
- [7] M. N. Patel, dan P. Tandel, "A Survey on Feature Extraction Techniques for Shape based Object Recognition", *International Journal of Computer Applications*, vol. 137(6), hal. 16-20, 2016.
- [8] S. S. M. Najafabadi, dan L. Fazarani, "Shape analysis of common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) seeds using image analysis", *International Research Journal of Applied and Basic Sciences*, vol. 3(8), hal. 1619-1623, 2012.
- [9] J. Waldchen, dan P. Mader, "Plant Species Identification Using Computer Vision Techniques: A Systematic Literature Review", *Archives of Computational Methods in Engineering*, hal. 1-37, 2017.
- [10] D. A. Khusna, H. A. Nugroho, dan I. Soesanti, "Analysis of shape feature for lesion classification in breast ultrasound images", *In ADVANCES SCIENCE AND TECHNOLOGY FOR SOCIETY, Proceedings of the 1st International Conference and Technology 2015 (ICST-2015)*, hal. 1-6, 2016.
- [11] C. N. Rao, S. S. Sastry, K. Mallika, H. S. Tiong, dan K. B. Mahalakshmi, "Co-Occurrence Matrix and Its Statistical Features as an Approach for Identification of Phase Transitions of Mesogens", *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, vol. 2(9), hal. 4531-4538, 2013.
- [12] K. S. Sadhria, dan A. G. Andurkar, "Review Paper on Different Co-Occurrence Matrices for Texture in CBIR", *International Journal of Advance Engineering and Research Development*, vol. 2(6), hal. 650-654, 2015.
- [13] S. Wang, Y. Zhang, T. Zhan, P. Phillips, Y. Zhang, G. Liu, S. Lu, dan X. Wu, "Pathological Brain Detection by Artificial Intelligence in Magnetic Resonance Imaging Scanning", *Progress In Electromagnetics Research*, vol. 156, hal. 105-133, 2016.
- [14] B. Jahne, *Digital image processing: Concepts, Algorithms, and Scientific Applications*, Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 1997.
- [15] R. C. Gonzales, dan R. E. Woods, *Digital Image Processing Second Edition*, Publishing House of Electronics Industry, Beijing, 2002.
- [16] Y. P. Pasrun, C. Fatchah dan N. Suciati, "Penggabungan Fitur Bentuk dan Fitur Tekstur yang Invariant terhadap Rotasi untuk Klasifikasi Citra Pap Smear", *Jurnal Buana Informatika*, vol. 7(1), hal. 11-20, 2016.
- [17] R. Mehta, dan K. Egiastian, "Rotated Local Binary Pattern (RLBP) : Rotation invariant texture descriptor", *In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, 2013.
- [18] R. Mehta, dan K. Egiastian, "Dominant Rotated Local Binary Pattern (DRLBP) for texture classification", *Pattern Recognition Letters*, vol. 71, hal. 16-22, 2016.
- [19] P. Malm, "Image Analysis in Support of Computer-Assisted Cervical Cancer Screening", Digital Comprehensive Summaries of Uppsala Dissertations from the faculty of science and Technology, UPPSALA UNIVERSITET, 2013.
- [20] A. Kadir, dan A. Susanto, *Pengolahan Citra Teori dan Aplikasi*, ANDI, Yogyakarta, 2013.
- [21] M. H. Purnomo, *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, GRAHA ILMU, Yogyakarta, 2010.
- [22] K. Bora, M. Chowdhury, L. B. Mahanta, M. K. Kundu, dan A.K. Das, "Automated classification of Pap smear images to detect cervical dysplasia", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 138, hal. 31-47, 2017.
- [23] L. B. Mahanta, D. C. Nath, dan C. K. Nath, "Cervix Cancer Diagnosis from Pap Smear Images Using Structure Based Segmentation and Shape Analysis", *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, vol. 3(2), hal. 245-249, 2012.
- [24] L. Shen, R. M. Rangayyan, dan J. L. Desautels, "Application of shape analysis to mammographic calcifications", *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 13(2), hal. 263-274, 1994.
- [25] M. E. Plissiti, C. Nikou, dan A. Charchanti, "Combining Shape, Texture and Intensity Features for Cell Nuclei Extraction in Pap Smear Images", *Pattern Recognition Letters*, vol. 32(6), hal. 838-853, 2011.

- [26] Z. Guo, L. Zhang, dan D. Zhang, "Rotation Invariant Texture Classification using LBP Variance (LBPV) with Global Matching", *Pattern Recognition*, vol. 43(3), hal. 706-719, 2010.
- [27] E. Prasetyo, *Data Mining Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Matlab*, ANDI, Yogyakarta, 2012.
- [28] J. M. Keller, M. R. Gray, dan J. A. Givens, "A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm", *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, hal. 580-585, 1985.
- [29] D. Li, J. S. Deogun, dan K. Wang, "Gene Function Classification Using Fuzzy K-Nearest Neighbor Approach" *In Granular Computing, GRC 2007, IEEE International Conference, 2007*.
- [30] E. Prasetyo, *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi*, ANDI, Yogyakarta, 2014.
- [31] P. Tan, M. Steinbach, dan V. Kumar, *Introduction to Data Mining*, Pearson Education, New York, 2006.
- [32] E. J. Mariarputham, dan A. Stephen, "Nominated Texture Based Cervical Cancer Classification", *Hindawi Publishing Corporation Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2015*, hal. 1-10, 2015.
- [33] A. H. Mbaga, dan P. Zhijun, "Pap Smear Images Classification for Early Detection of Cervical Cancer", *International Journal of Computer Applications*, vol. 118(7), hal. 10-16, 2015.
- [34] J. Norup, "Classification of pap-smear data by transductive neuro-fuzzy methods", Master Thesis, Technical University of Denmark, Oersted-DTU, Automation, Denmark, 2005.
- [35] J. Jantzen and G. Dounias, *The Pap-Smear Benchmark (2008)* [Online] <http://mde-lab.aegean.gr/index.php/downloads>, tanggal akses: 25 April 2017.
- [36] R. Rahmawati, R. Magdalena, dan N. A. Ramatryana, "Perbandingan dan analisis k-nearest neighbor dan linear discriminant analysis untuk klasifikasi genre musik", *e-Proceeding of Engineering*, vol. 3(2), hal. 1831-1837, 2016.