

Ganda Pohon Complex Wavelet Transform Berbasis Sperma kelainan Klasifikasi

Hamza Osman Ilhan ¹, Gorkem Serbes ², Nizamettin Aydin ³

Jurusan Teknik Komputer

Universitas Teknik Yildiz

Istanbul, Turki

{hoilhan ¹, gserbes ², naydin ³} @ yildiz.edu.tr

Abstrak - Dalam studi yang diusulkan, Ganda Pohon Complex Wavelet Transform (DTCWT) berdasarkan fitur statistik yang berasal dari sperma normal, sperma yang abnormal dan patch non-sperma dimasukkan ke Support Vector Machine classifier dengan tujuan tiga diskriminasi kelas. Hasil yang diperoleh dibandingkan dengan diskrit diad klasik transformasi wavelet dan keunggulan dari metode yang diusulkan telah terbukti dalam hal akurasi dan metrik ukuran F-. Hasil penelitian menunjukkan bahwa lebih tinggi akurasi dan ukuran F- skor telah diperoleh dengan pendekatan yang diusulkan karena invarian shift dan properti arah selektivitas yang lebih baik dari DTCWT.

Kata kunci-Discrete Wavelet Transform; Ganda Pohon Complex Wavelet Transform; Dukungan Vector Machines; Sperma Abnormalitas Klasifikasi

I. saya P ENDAHULUAN

Hari ini, infertilitas adalah salah satu penyakit yang umum yang paling atas penduduk. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) melaporkan bahwa hampir 15-20% dari semua pasangan mengalami kesulitan untuk mendapatkan kehamilan [1]. WHO menerbitkan nilai-nilai referensi dalam laporan untuk digunakan sebagai panduan dalam pemeriksaan sperma manusia dan update parameter sesuai dengan status saat ini. Kualitas sperma dengan cepat menurun sesuai dengan laporan. Tingkat referensi adalah 80% dalam edisi pertama dari buku pegangan yang diterbitkan pada tahun 1980 [2] sementara itu diperbarui untuk 4% pada versi 2010 [3]. Dalam hal ini, analisis infertilitas pria, yang dinamakan sebagai spermiogram, adalah tugas penting dan penting dalam diagnosis infertilitas.

analisis Spermiogram meliputi beberapa langkah. Pada langkah pertama, para ahli mengamati spesimen air mani dalam hal aspek fisik seperti viskositas, pH, warna dan bau. Kemudian, sampel tersebut diselidiki untuk morfologi sperma, konsentrasi, dan analisis motilitas. analisis morfologi terdiri dari ukuran dan bentuk evaluasi kepala, mid-piece dan ekor bagian dari setiap sperma. standar yang berbeda didefinisikan untuk penilaian morfologi dalam literatur. Menurut salah satu standar terkenal, Kruger, normal rasio sperma morfologi harus antara 4% dan 14% dari konsentrasi sperma [4]. Sampel yang memiliki rasio lebih dari 14% digambarkan sebagai "sempurna". Normal rasio sperma morfologi di bawah 4% didefinisikan sebagai abnormal dan memiliki efek tinggi pada infertilitas.

Dua teknik evaluasi sebagai penilaian visual dan komputerisasi saat ini digunakan dalam analisis morfologi. Dalam teknik penilaian visual, sampel bernoda sebelum analisis. Kemudian, sampel secara manual diselidiki di bawah mikroskop oleh seorang ahli. Teknik ini murah dan praktis

Cara yang saat ini digunakan di banyak laboratorium. Namun, hasil analisis visual sangat tergantung pada pengalaman dan keahlian. Masalah ini disebut sebagai variabilitas pengamat masalah [5], di mana hasil yang diperoleh mungkin berbeda tergantung pada pengamat. Dalam teknik lain, Computer Aided Analisis Sperma (CASA), analisis dilakukan pada sistem berbasis komputer. Teknik ini lebih dapat diandalkan, konsisten, dan obyektif, jika dibandingkan dengan analisis visual. Mengisolasi faktor manusia [6]. Di sisi lain, sistem CASA lebih mahal dibandingkan dengan teknik penilaian visual. Selain itu, algoritma yang digunakan dalam sistem CASA perlu ditingkatkan dalam banyak aspek terutama untuk analisis morfologi [7, 8]. Karena itu,

Langkah pertama dari analisis konsentrasi sperma adalah deteksi sperma dalam sistem CASA. Olalla et al. menggunakan thresholding Otsu dan transformasi wavelet dalam sperma langkah deteksi dalam studi mereka [9]. Kemudian, mereka diklasifikasikan sperma terdeteksi ke normal dan abnormal dengan menggunakan Support Vector Machines. Mereka berfokus pada hanya akrosom cacat dalam hal klasifikasi biner, oleh karena itu, sistem menghasilkan akurasi tinggi. Alegre et al. melakukan segmentasi awal dengan pendekatan yang sama dan membentuk model classifier dengan mengekstraksi Haralick dan meja fitur dari sperma terdeteksi [10, 11]. Mereka juga menggunakan model yang sama untuk mendeteksi kelainan berbasis akrosom seperti pada [9].

Alih-alih mengklasifikasikan hanya akrosom kelainan berdasarkan, Khachane et al. mengusulkan teknik klasifikasi berdasarkan aturan-fuzzy untuk klasifikasi sperma yang lebih rinci [12]. Sperma diperiksa, dengan menggunakan segmentasi, menjadi segmen sub rinci sebagai kepala, mid-piece dan ekor. Mereka menggunakan fitur spasial seperti kapak besar dan kecil, kawasan regional dan informasi panjang lingkaran buah sperma tersegmentasi dalam klasifikasi. Penulis telah didefinisikan ekspresi logis kabur [12]. Dalam mendeteksi satu-satunya kepala daerah sperma, Chang et al. menerapkan dua langkah ekstraksi fitur dan klasifikasi desain yang lebih canggih untuk mendeteksi tidak hanya akrosom tetapi juga inti sperma [13]. Mereka tampil versi kombinasional clustering ide dan analisis histogram.

K- berarti pengelompokan diterapkan dalam analisis histogram. Selain itu, mereka menggunakan ruang warna yang berbeda untuk klastering.

Dalam studi yang diusulkan, diskrit diad klasik transformasi wavelet (DWT) dan kompleks pohon ganda transformasi wavelet (DTCWT) diterapkan untuk dataset dengan tujuan menangkap

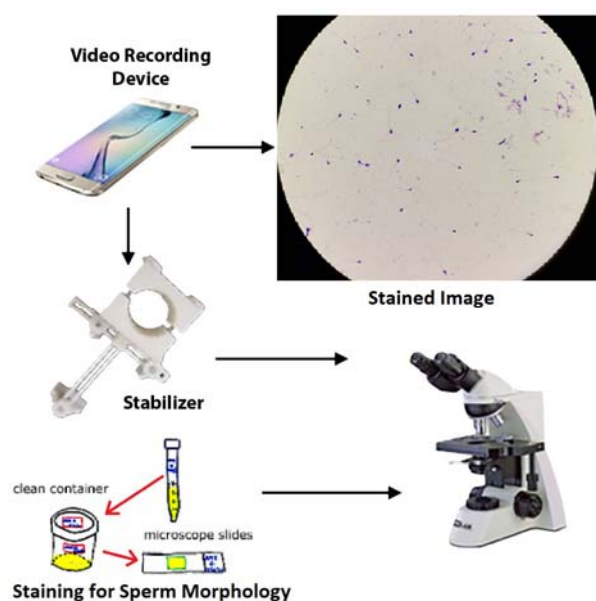
morfologi sperma. DTCWT dan DWT fitur statistik berdasarkan diperoleh dengan menggunakan koefisien wavelet yang diekstrak dari gambar. Kemudian, model SVM dengan kernel yang berbeda dipekerjakan sebagai pelajar pada langkah klasifikasi.

Organisasi kertas adalah sebagai berikut; kumpulan data dan metode yang digunakan dalam penelitian ini akan diberikan dalam Bagian II. Berdasarkan SVM hasil klasifikasi dengan kernel yang berbeda dan transformasi wavelet skenario akan diberikan dalam Bagian III. Pada bagian terakhir, hasilnya akan ditafsirkan dan metode masa depan yang dapat digunakan dalam penelitian selanjutnya akan dibahas.

II. M Aterials DAN M ETHODS

SEBUAH. Data Akuisisi Langkah dan Informasi Dataset

gambar mata mikroskop diperoleh dengan teknik akuisisi data berbasis smartphone yang grafis diilustrasikan pada Gambar 1. Rincian pendekatan ini diperkenalkan pada [14].

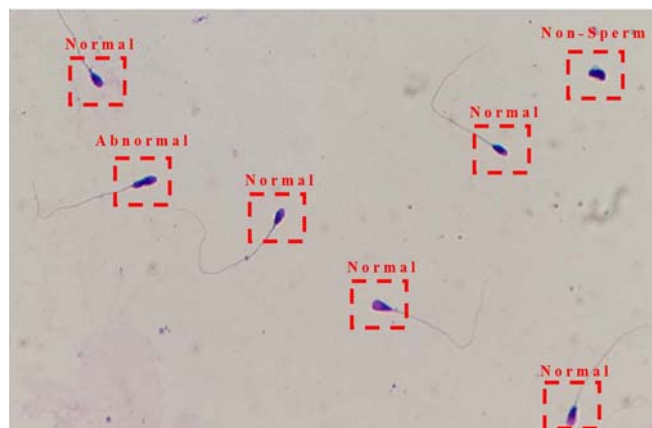


Gambar. 1. Akuisisi Data Pendekatan

Untuk digunakan dalam prosedur klasifikasi, 536 patch telah secara manual dipotong dari gambar mata mikroskopis dari 13 mata pelajaran oleh seorang ahli. Setiap patch dicap sebagai sperma normal, sperma yang abnormal dan non-sperma. Informasi kumpulan data yang dibuat akan diberikan pada Tabel 1.

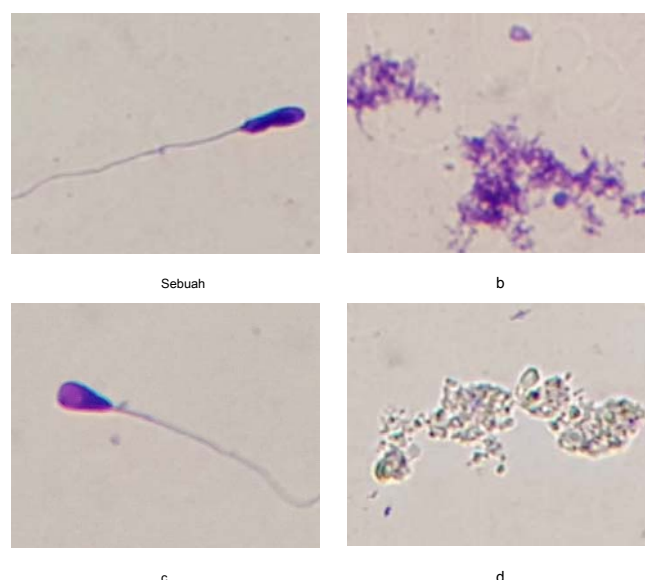
TABEL I.	S PERM N umber
yang normal Sperma	179
Sperma yang abnormal	109
Non-Sperma	248
Total	536

gambar Patch diperoleh setelah proses sampel air mani pewarnaan. Proses pewarnaan menyediakan pemeriksaan morfologi yang lebih baik dari masing-masing sperma. Sebuah bagian kecil dari gambar bernoda dari seluruh gambar mata diberikan pada Gambar 2 dengan patch dipotong pengguna yang akan digunakan dalam ekstraksi fitur dan langkah klasifikasi.



Gambar. 2. Contoh gambar bernoda dan pathces dipotong

Secara ilmiah, sperma yang normal adalah sekitar 5-6 mikrometer panjang, 2,5-3,5 mikrometer lebar, dan ditandai oleh kepala oval di ekor panjang tunggal. Dalam kasus kelainan, berbagai bentuk dapat diamati. Selain itu, gambar termasuk kelompok yang berbeda dari biasanya / sperma yang abnormal karena proses pewarnaan yang dilabeli sebagai non-sperma dalam penelitian ini. Contoh normal / sperma yang abnormal dan cluster terjadi dengan noda dan faktor lainnya disajikan dalam Gambar 3.



Gambar. 3. Contoh patch: a) Sperma normal, b) Cluster terjadi oleh proses pewarnaan, c) normal Sperma, d) efek mikroskop optik

B. Ekstraksi fitur

Klasik DWT dan DTCWT yang diterapkan untuk 536 patch untuk ekstraksi fitur. Setelah langkah-langkah ekstraksi koefisien; fitur statistik sebagai mean, standar deviasi dan entropy dari koefisien sub-band baku yang diambil untuk setiap patch. Kemudian, masing-masing fitur statistik yang dihasilkan gabungan dan diberikan kepada classifier sebagai vektor baris tunggal untuk diskriminasi sperma normal, sperma yang abnormal dan partikel bernoda.

Wavelet Transform (WT) adalah alat pemrosesan sinyal yang efektif untuk menganalisis sinyal nonstasioner karena adaptif

properti resolusi frekuensi. Terus menerus WT menyediakan waktu-skala (TS) representasi dari sinyal, yang memiliki resolusi frekuensi yang baik pada frekuensi rendah dan resolusi waktu yang baik pada frekuensi tinggi, dengan skala dan menggeser wavelet ibu (

) . Berfungsi sebagai dirumuskan dalam (1)

(1)

dimana adalah skala, adalah parameter terjemahan dan aku s
sinyal input. Dalam aplikasi praktis, untuk discretize WT dan membuatnya yang sesuai untuk analisis komputer, algoritma cepat yang disebut sebagai diskrit WT (DWT) yang digunakan. Namun, klasik diad menderita DWT dari varians properti makhluk shift, yaitu, pergeseran kecil dalam gambar menyebabkan perubahan dramatis dalam distribusi energi dari penguraian sub-band. perubahan energi tak terduga ini menurunkan kinerja klasifikasi model pembelajaran ketika koefisien DWT mentah dan / atau statistik mereka dimanfaatkan sebagai fitur. kompleks pohon ganda transformasi wavelet (DTCWT), yang hampir invarian shift, diusulkan sebagai versi modifikasi dari DWT klasik dengan redundansi mana

adalah dimensi sinyal. Dalam DTCWT yang [15], dua set wavelet nyata, yang memiliki 90 ° perbedaan fasa, bekerja dan algoritma diimplementasikan dengan menggunakan dua DWTS nyata terdiri dari rendah dan lulus pasang filter yang tinggi yang memenuhi properti kompleksitas hampir. Ketika DTCWT diterapkan ke gambar, pada akhir tahap dekomposisi, enam terarah selektif sub-band memiliki ± 15 °, ± 45 ° dan ± 75 ° untuk setiap skala diperoleh, sementara hanya informasi arah vertikal dan horizontal dapat dicapai dalam DWT biasa.

C. Klasifikasi

Support Vector Machine (SVM) yang digunakan sebagai classifier utama dengan kernel dan biaya parameter yang berbeda pada langkah klasifikasi fitur diekstraksi dari patch. SVM merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang menonjol yang dapat digunakan dalam set data skala besar dan memberikan hasil yang lebih efisien daripada pengklasifikasi statistik dan neural. Dalam SVM, akurasi klasifikasi yang lebih tinggi dapat dicapai dengan bahkan kecil set ukuran kereta dengan bantuan biaya fungsi baik dipasang dalam ruang kernel [16].

SVM menggunakan ide inti dari pembelajaran berbasis kernel, yang bertujuan untuk data terpisah dalam ruang fitur dimensi tinggi dengan poin pemetaan data dengan fungsi kernel. SVM menciptakan permukaan keputusan antara sampel kelas yang berbeda dengan mencari hyperplane optimal yang terdekat dengan sampel pelatihan memutuskan (dukungan vektor). Dengan cara itu klasifikasi optimal dapat dicapai untuk kelas terpisah secara linear. Dalam kasus situasi tak terpisahkan linear, versi kernel yang berbeda dari SVM didefinisikan. Tujuan utama dari pendekatan kernel di SVM adalah untuk mengubah data ke ruang dimensi yang lebih tinggi (

di mana klasifikasi biner dapat dicapai secara linear lagi. fungsi kernel terutama digunakan untuk mendefinisikan fungsi biaya, dan respon dari fungsi biaya mendefinisikan berat dan bias nilai-nilai dalam model pembelajaran. Dalam rangka untuk menentukan pengaturan well-fitted dari SVM pada masalah klasifikasi kelainan sperma, RBF, Polinomial, dan Linear kernel dan parameter yang berbeda diuji.

D. Metrik kinerja

Dalam studi yang diusulkan, hasilnya dibandingkan dalam hal “Akurasi” dan “F-Measure” metrik. tingkat akurasi mengacu jumlah sampel diklasifikasikan dengan benar dalam semua sampel. skor Ukur F- memberikan analisis yang lebih rinci tentang keberhasilan model klasifikasi. Dalam perhitungan nilai F-Measure, tidak hanya klasifikasi yang benar, tetapi juga tingkat prediksi yang salah sebagai presisi dan recall yang dipertimbangkan dalam analisis kinerja.

AKU AKU AKU. HASIL TES

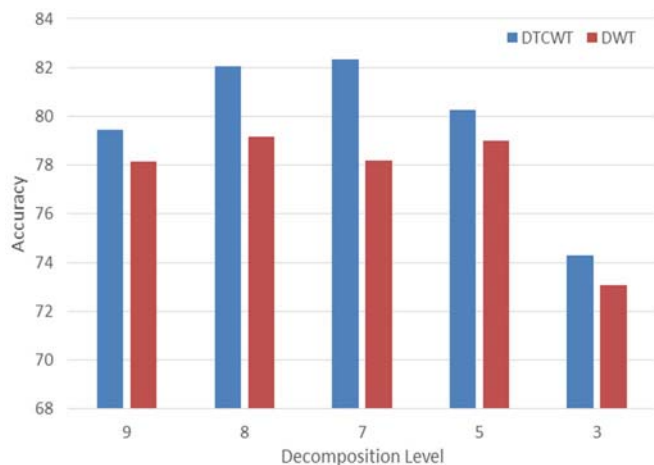
Kereta api dan uji set dibagi dengan menggunakan 5-lipat lintas validasi.
Model SVM dilatih dengan empat bagian yang setara dengan 429 gambar dan diuji pada sisa gambar (107). Teknik ini berulang kali dilakukan lima kali dan kinerja klasifikasi akhir diukur dengan rata-rata hasil yang diperoleh dari masing-masing kali lipat. Dalam model klasifikasi, kernel yang berbeda telah diuji. Dua sigma dan tingkat parameter untuk secara radial dan kernel polinomial telah dilakukan dalam tes. **Penalti Parameter (c) diatur ke 1. Seperti yang terlihat pada Tabel 2, akurasi tertinggi (82,33%) dan skor F-ukuran (79,22%) diperoleh dengan fitur statistik DTCWT berdasarkan ketika tingkat dekomposisi**

TABEL II. CLASSIFICATION R ESULTS

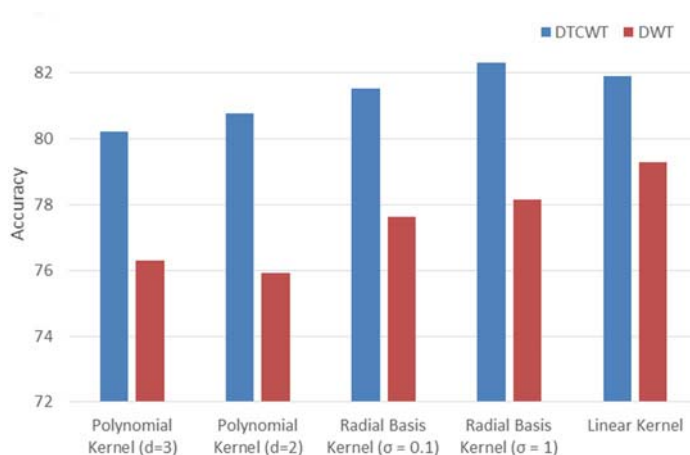
Tingkat	wavelet Jenis	polinomial Kernel				Radial Basis Kernel				linear Kernel	
		d = 3		d = 2		= 0,1		= 1			
		Acc (%)	F1 (%)	Acc (%)	F1 (%)	Acc (%)	F1 (%)	Acc (%)	F1 (%)	Acc (%)	F1 (%)
9	DTCWT	80,42	77,36	80,79	77,52	78,92	75,18	79,42	76,68	80,79	76,83
	DWT	75,19	71,13	75,00	70,78	77,62	73,61	78,12	74,81	80,04	76,92
8	DTCWT	81,53	78,17	80,60	77,35	80,60	77,40	82,04	78,69	80,97	77,53
	DWT	75,75	71,49	75,38	71,07	78,18	73,82	79,13	75,12	80,04	76,10
7	DTCWT	80,22	76,29	80,78	76,83	81,53	77,92	82,33	79,22	81,90	78,16
	DWT	76,30	71,68	75,93	71,51	77,61	72,65	78,15	74,15	79,29	75,03
5	DTCWT	79,66	75,55	80,78	76,52	79,48	75,95	80,24	78,91	81,90	78,40
	DWT	74,24	69,41	74,25	69,08	77,98	73,13	78,99	75,38	80,78	77,16
3	DTCWT	70,72	64,86	72,02	66,84	73,14	65,67	74,31	68,17	72,76	65,75
	DWT	69,03	64,59	72,01	65,04	72,57	65,28	73,07	66,08	72,39	65,70

dipilih sebagai 7 dan kernel RBF ($= 1$) yang digunakan. Hal ini menunjukkan bahwa resolusi frekuensi optimum dicapai dengan analisis 7 tingkat dan jumlah yang lebih tinggi dari tingkat dekomposisi dari 7 memberikan informasi yang berlebihan untuk masalah klasifikasi sperma.

Dalam Gambar 4, akurasi diperoleh dengan DTCWT dan DWT yang dibandingkan untuk berbagai tingkat dekomposisi dan terlihat bahwa untuk semua tingkat DTCWT memiliki akurasi yang lebih tinggi. Selain itu, pada Gambar 5, untuk jumlah tingkat optimal (untuk 7), kinerja kernel SVM diberikan. Seperti yang terlihat, untuk semua kernel, kinerja DTCWT menunjukkan lebih baik dari DWT klasik.



4. hasil klasifikasi ara. Dari RBF Kernel ($= 1$) berdasarkan SVM di tingkat dekomposisi yang berbeda



Gambar. 5. Semua hasil klasifikasi di tingkat level 7 dekomposisi

IV. C ONCLUSION

Dalam studi ini, sperma sistem analisis morfologi berdasarkan DTCWT diusulkan dan hasil yang diperoleh dibandingkan dengan fitur DWT klasik berbasis. Dalam rangka untuk memvalidasi keunggulan dari algoritma yang diusulkan, berbagai tingkat dekomposisi wavelet dan skenario klasifikasi diuji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi tinggi dan F1 skor yang dicapai dengan sistem yang diusulkan bila dibandingkan dengan pendekatan DWT klasik berdasarkan karena invarian shift dan properti arah selektivitas yang lebih baik dari DTCWT. Di masa depan, dalam rangka meningkatkan kinerja klasifikasi, fitur tambahan berdasarkan

analisis domain spasial seperti Fitur dipercepat-Up Kuat (SURF) dan Fitur dari Segmen Accelerated Uji (FAST) dapat diekstraksi untuk untuk digabungkan dengan fitur wavelet dalam pembelajaran ansambel. Selain teknik kerajinan ini (SURF dan CEPAT) pendekatan, teknik pembelajaran yang mendalam untuk automatize deteksi tanpa langkah preprocessing dapat diuji.

REFERENSI

- [1] WHO, Ibu atau tidak: penderitaan infertilitas, Kesehatan Dunia Organisasi Bulletin, 88 (12), 2010, hlm. 881-882. [2] Organisasi Kesehatan Dunia. "Laboratorium WHO Pedoman untuk Pemeriksaan Manusia Semen dan Semen-serviks lendir Interaksi", Cambridge University Press, 1st Edition, Cambridge, Inggris, tahun 1980. [3] Organisasi Kesehatan Dunia. "Laboratorium WHO Pedoman untuk Pemeriksaan Manusia Semen dan Semen-serviks lendir Interaksi", Cambridge University Press, 5th Edition, Cambridge, Inggris, 2010. [4] Kruger, TF, Acosta, AA, Simmons, KF, Swanson, RJ, Matta, JF, & Oehninger, S. (1988). nilai prediksi morfologi sperma yang abnormal di fertilisasi in vitro. *Kesuburan dan kemandulan*, 49 (1), 112-117. [5] Grace, MC, (2014). "Semen Assessment", *Urologic Klinik Utara Amerika*, 41 (1): 163-167. [6] Wang, C., Leung, A., Tsoi, WL, Leung, J., Ng, V., Lee, KF, & Chan, SY (1991). penilaian yang dibantu komputer morfologi sperma manusia: perbandingan dengan penilaian visual. *Kesuburan dan kemandulan*, 55 (5), 983-988. [7] Barroso, G., Mercan, R., Ozgur, K., Morshedi, M., Kolm, P., Coetzee, K., & Oehninger, S. (1999). Intra dan antar-laboratorium variabilitas dalam penilaian morfologi sperma dengan kriteria yang ketat: dampak persiapan semen, pewarnaan teknik dan manual terhadap analisis komputerisasi. *Human Reproduction*, 14 (8), 2036-2040. [8] Amann, RP dan Waberski, D., (2014). "Sperma dibantu komputer analisis (CASA): kemampuan dan potensi perkembangan", *Theriogenology*, 81 (1) 5-17. [9] Olalla, OG, Alegre, E., Robles, LF, Malm, P. dan Bengtsson, E., (2015). "Akrosom penilaian integritas gambar babi spermatozoa menggunakan fusi awal tekstur dan kontur deskripsi", *Metode Komputer dan Program di Biomedik*, 120 (1): 49-64. [10] Alegre, E., Castro, VG, Rodriguez, RA dan Garcia-Ordás, MT, (2012). "Tekstur dan momen berbasis klasifikasi integritas akrosom gambar babi spermatozoa", *Metode Komputer dan Program di Biomedik*, 108 (2): 873-881. [11] Alegre, E., Biehl, M., Petkov, N. dan Sanchez, L., (2013). "Penilaian akrosom negara dalam spermatozoa kepala babi menggunakan n-kontur deskriptor dan RLQ", *Metode Komputer dan Program di Biomedik*, 111 (3): 525-536. [12] Khachane, MY, Manza, RR dan Ramteke, RJ, (2015). "Aturan Fuzzy klasifikasi berdasarkan spermatozoa manusia", *Konferensi Internasional tentang Listrik, Elektronika, Sinyal, Komunikasi dan Optimasi*, 24-25 Januari 2015, Visakhapatnam, India. [13] Chang, V., Saavedra, JM, Castaneda, V., Sarabia, L., Hirschfeld, N. dan Hartel, S., (2014). "Emas-standar dan ditingkatkan kerangka kerja untuk segmentasi kepala sperma", *Metode Komputer dan Program di Biomedik*, 117 (2): 225-237. [14] Ilhan, HO, & Aydin, N. (2018). Sebuah akuisisi baru data dan menganalisis pendekatan untuk tes spermiogram. *Biomedis Signal Processing dan Pengendalian*, 41, 129-139. [15] IW Selesnick, RG Baraniuk, NG Kingsbury. (2005). *Kompleks dual-pohon transformasi wavelet*. *Proses IEEE Signal. Mag*, 22 (6): 123-151 [16] B. Scholkopf, AJ Smola, "Belajar dengan Kernel: Support Vector Machines," *Regularisasi, Optimasi, dan Beyond*, MIT Press, 2001