

Tandatangan Objek untuk Pengecaman Pola: Satu Kajian dalam Pengecaman Tulisan Tangan Jawi

¹Mohammad F. Nasrudin, ¹Khairuddin Omar, ²Choong-Yeun Liong dan ¹Mohamad Shanudin Zakaria

*¹Centre for Artificial Intelligence Technology (CAIT),
Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi, Selangor, Malaysia*

*²Pusat Pemodelan dan Analisis Data (DELTA),
Pusat Pengajian Sains Matematik, Fakulti Sains dan Teknologi,
Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi, Selangor, Malaysia*

E-mail: mfn@ftsm.ukm.my

ABSTRAK

Jelmaan surih yang merupakan pengitlakan jelmaan Radon, membenarkan pembinaan fitur imej tak-ubah kepada sekumpulan jelmaan imej yang dipilih. Dalam makalah ini, penulis mendemonstrasi kebergunaan sejenis fitur Jelmaan Surih yang dipanggil Tandatangan Objek yang tak-ubah kepada herotan afin bagi membolehkannya digunakan dalam aplikasi pengecaman pola. Sebagai contoh, penulis akan menggunakannya dalam pengecaman tulisan tangan Jawi secara luar talian. Proses penjanaan Tandatangan Objek adalah terdiri daripada penyurihan imej dengan garis-garis lurus pada semua orientasi yang mungkin sambil menghitung beberapa fungsian bagi fungsi imej. Setiap kombinasi fungsian akan menghasilkan satu fungsi orientasi (atau fitur) bagi garis-garis surihan tersebut yang dikenali sebagai Tandatangan Objek. Jika fungsian yang digunakan mempunyai beberapa sifat pratakrif, ia berguna untuk membina fitur tak-ubah terhadap putaran, translasi, penskalaan dan rician imej. Dalam makalah ini turut diterangkan cara korelasi silang yang sesuai untuk menyaring fitur Tandatangan Objek yang berguna. Seterusnya, penulis membandingkan keputusan pengecamannya dengan keputusan yang diperolehi daripada model pengecaman bebas penemberengan menggunakan Model Markov Tersembunyi. Pengecaman tulisan tangan Jawi menggunakan Tandatangan Objek telah menghasilkan keputusan yang cemerlang.

Kata Kunci: Jelmaan surih, tandatangan objek, model markov tersembunyi, pengecaman aksara Jawi.

1. PENGENALAN

Jawi adalah sejenis tulisan kursif yang diterbit daripada abjad Arab dan seterusnya diterima pakai untuk penulisan bahasa Melayu. Jawi banyak dijumpai dalam manuskrip lama Melayu yang secara umumnya masih banyak dalam bentuk asal (bercetak). Abjad Jawi mempunyai 36 aksara asas

yang 28 daripadanya serupa dengan aksara Arab. Kini terdapat banyak penyelidikan telah dan sedang dijalankan dalam bidang pengecaman aksara tulisan tangan kursif secara dalam talian dan luar talian seperti untuk tulisan Latin (Plamondon dan Srihari (2000)), Arab (Lorigo dan Govindaraju (2006)), Urdu dan Farsi (Baghshah (2005)). Sebab utama penyelidikan seumpamanya diberi tumpuan ialah kerana bidang ini masih lagi terbuka untuk diterokai memandangkan sifat teks kursif yang sangat berbeza dan jauh lebih kompleks daripada teks jenis lain.

Pengecaman aksara memerlukan penggunaan fitur imej yang boleh menyimpan sifat-sifat aksara yang tidak-ubah kepada cara persembahan aksara pada imej. Pelbagai fitur berjenis struktur dan statistik bagi aksara Jawi dalam konteks setempat dan global telah diterokai oleh Nasrudin *et al.* (2008). Namun, cara pengestrakan fitur aksara ini masih berpusatkan manusia. Fitur masih dijana dari sudut perspektif manusia, iaitu hanya sifat yang difahami oleh sistem penglihatan manusia sahaja yang diambil sebagai fitur. Ini bermakna fitur yang telah digunakan dalam sistem pengecaman aksara Jawi sedia ada seperti titik hujung, titik cabang, titik mula, titik hujung, poligon tertutup, poligon terbuka, arah poligon, dan taburan piksel hitam (Omar (2000)) adalah fitur yang mempunyai pengertian fizikal tertentu. Ini juga dapat dilihat dalam Manaf (2002) yang menggunakan fitur seperti titik tunggal, titik simpang, titik hujung, titik pusing, dan bilangan piksel hitam.

Namun, fitur yang dapat membezakan aksara tidak semestinya perlu mempunyai erti yang difahami oleh sistem penglihatan manusia. Dengan mengambil fitur yang hanya difahami oleh manusia akan mengekang jumlah fitur yang boleh digunakan dalam sistem pengecaman. Selain itu, penggunaan fitur yang berada di luar perspektif penglihatan manusia mungkin lebih sesuai untuk masalah seperti pengecaman aksara yang ingin penulis selesaikan.

Tandatangan Objek berasaskan Jelmaan Surih yang telah diperkenalkan oleh Kadyrov dan Petrou (2003) telah menunjukkan kebergunaannya dalam pengecaman aksara Korea (Kadyrov *et al.* 2001). Namun, ia masih belum dicuba untuk aplikasi pengecaman aksara jenis lain. Aksara Korea (Hangul) adalah sangat berbeza dengan aksara Jawi dari sudut sifat kursif. Hangul adalah sangat mirip kepada aksara Cina yang aksaranya secara lazim adalah berbentuk segi empat (Kim dan Park (1996)). Sebaliknya, aksara Jawi boleh bersambung dengan aksara berikutnya bagi menghasilkan teks yang berupa kursif (Nasrudin *et al.* 2008).

Kaedah terkini dalam pengecaman tulisan tangan Jawi adalah berasaskan model bebas penemberengan menggunakan Model Markov Tersembunyi (MMT) seperti dalam Redika *et al.* (2008). Secara umumnya, kaedah ini telah digunakan dengan meluas untuk pengecaman perkataan kursif (Magdi dan Paul (1996)). Dalam model pengecaman ini, satu imej perkataan diwakili sebagai satu jujukan cerapan tanpa perlu ditembereng kepada aksara. Jujukan aksara dalam perkataan kemudiannya dicam dengan menggunakan algoritma Viterbi. Dalam Redika *et al.* (2008), model MMT telah menghasilkan keputusan pengecaman yang agak baik dengan menggunakan set data yang mengandungi ligatur tidak piawai dan aksara yang bertindan. Namun, kejayaan usaha ini mungkin dipengaruhi oleh skop data eksperimen yang terbatas iaitu menggunakan penulis tunggal, perbendaharaan kata yang sempit, dan set data yang kecil. Dalam makalah ini, penulis mengaplikasi teori Jelmaan Surih dalam pengecaman tulisan tangan Jawi sambil menggunakan model bebas penemberengan menggunakan MMT dalam Redika *et al.* (2008) sebagai tanda aras. Bagi menjadikan kedua-dua kaedah ini setara untuk dibandingkan, pengecaman dibuat pada peringkat sub perkataan.

Dalam bahagian kedua penulis membincangkan tentang latar belakang Jelmaan surih dan idea penciptaan tandatangan objek seperti yang telah dicadangkan dalam Kadyrov dan Petrou (2003) untuk pembinaan fitur imej yang tak-ubah kepada herotan afin. Dalam bahagian ketiga penulis menerangkan tentang MMT. Seterusnya dalam bahagian empat, penulis menjelaskan tentang idea keseluruhan kaedah cadangan dan kaedah tanda aras. Dalam bahagian lima dan enam masing-masing, penulis membincangkan tentang eksperimen dan keputusannya. Seterusnya kesimpulan diberikan dalam bahagian tujuh.

2. JELMAAN SURIH

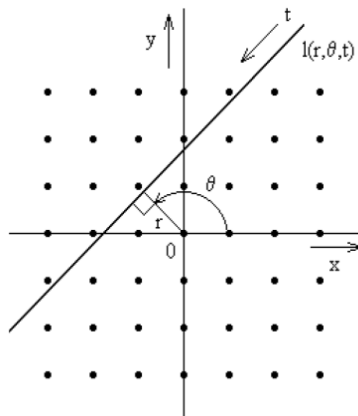
Konsep pembinaan fitur menggunakan Jelmaan surih adalah buat pertama kalinya dibincang dalam Kadyrov dan Petrou (2001a). Fitur (dipanggil fitur tigaan) yang dicipta adalah tak-ubah kepada putaran, translasi dan penskalaan. Mereka menguji fitur ini dalam pengecaman 94 imej ikan sambil membandingkannya dengan fitur momen afin tak-ubah. Keputusan menunjukkan pengecaman menggunakan fitur Jelmaan surih adalah lebih tinggi daripada fitur momen afin tak-ubah. Namun, fitur ini masih belum tak-ubah kepada herotan afin.

Dalam Kadyrov dan Petrou (2004), mereka berjaya mempertingkatkannya agar fitur tersebut tak-ubah kepada herotan afin. Dalam masa yang sama, mereka juga mencadangkan satu teknik Jelmaan surih yang lebih ringkas untuk menjana fitur tak-ubah kepada herotan afin (dipanggil tandatangan objek) seperti dalam Kadyrov dan Petrou (2003). Dalam kedua-dua kajian tersebut, mereka masih menggunakan imej ikan dan teknik perbandingan yang sama. Keputusan pengecaman dalam kedua-dua kajian tersebut menunjukkan fitur Jelmaan surih mengatasi fitur momen afin tak-ubah.

Jelmaan surih dapat difahami sebagai satu pengitlakan daripada satu jelmaan yang terkenal, iaitu Jelmaan Radon (Radon (1917; Deans (1983))). Jelmaan Radon bagi satu fungsi imej $f(x, y)$ ialah fungsi $p(r, \theta)$ dengan mengira kamiran $f(x, y)$ pada semua garis $L(r, \theta)$:

$$p(r, \theta) = \iint_D f(x, y) \delta(r - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (1)$$

dengan $r = x \cos \theta + y \sin \theta$ ialah parameter bagi suatu normal untuk garis $l(r, \theta, t)$, dengan r ialah panjang normal, iaitu di antara paksi dan garis, θ ialah sudut di antara normal dan paksi x positif, t ialah parameter di sepanjang garis, D ialah luas bagi $f(x, y)$ dan δ ialah fungsi delta Dirac (Rajah 1).



Rajah 1: Definisi parameter pada imej $f(x, y)$ dan garis surih $l(r, \theta, t)$

Jelmaan surih menyerupai Jelmaan Radon dari sudut ia juga mengira fungsian bagi fungsi imej di sepanjang garis. Namun, fungsian tersebut tidak semestinya kamiran. Oleh kerana itu, boleh dikatakan bahawa hubungan kedua-dua jelmaan ini adalah Jelmaan Radon merupakan sejenis Jelmaan surih yang khusus menggunakan fungsi kamiran. Pertimbangkan apabila satu imej $f(x, y)$ disilang-menyilang dengan garis-garis $l(r, \theta, t)$ pada semua arah dengan $L(r, \theta)$ ialah set bagi semua garis. Jelmaan surih adalah satu fungsi $g(T, f, r, \theta)$ yang ditakrif pada $L(r, \theta)$ dengan bantuan fungsian surih T . Maka

$$g(T, f, r, \theta) = T[f(r, \theta, t)] \quad (2)$$

Nombor (dipanggil fitur tigaan) yang boleh menggambarkan sifat imej $f(x, y)$ dapat dijanakan dengan bantuan dua fungsian tambahan yang dipanggil 'diametrik' dan 'putaran', yang masing-masing ditandai dengan P dan Φ (Kadyrov dan Petrou (2001a); Kadyrov dan Petrou (1998)). Fitur tigaan Π ditakrifkan sebagai

$$\Pi(f) = \Phi[P[T[f(r, \theta, t)]]] \quad (3)$$

dengan Π mewakili fitur tigaan bagi imej $f(x, y)$ yang telah diekstrak, P ialah fungsian yang digunakan kepada parameter r , dan Φ ialah fungsian yang beroperasi pada pembolehubah orientasi θ setelah kedua-dua operasi sebelumnya selesai dilaksanakan.

Fitur tigaan yang diekstrak sangat bergantung kepada sifat fungsian yang telah dipilih, iaitu T , P dan Φ . Menurut Kadyrov dan Petrou (2001a), jika fitur ini ingin digunakan dalam pengekstrakan fitur, fungsian tersebut perlu dipilih agar fitur tigaan mempunyai satu daripada sifat berikut:

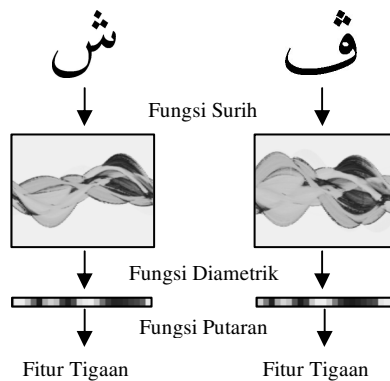
- (a) tak-ubah kepada putaran, translasi dan penskalaan;
- (b) sensitif kepada putaran, translasi dan penskalaan supaya parameter dapat dikembalikan;
- (c) berkaitan dengan sifat tertentu yang ingin dikenal pasti dalam satu siri imej.

Dengan menggunakan kombinasi fungsian T , P dan Φ yang sesuai, ribuan fitur tigaan boleh dijana. Walaupun kebanyakan daripada fitur tersebut tidak semestinya boleh digunakan, namun dengan menjalankan banyak eksperimen, kombinasi fungsian yang esuai untuk tugas tertentu

boleh dicari. Contohnya, Nasrudin *et al.* (2008) dan Shin *et al.* (2008) masing-masing telah mencadangkan fungsian yang sesuai untuk menjana fitur tak-ubah kepada putaran, translasi, dan penskalaan bagi pengecaman aksara Jawi bercetak dan pengecaman tapak kaki serangga.

Rajah 2 menunjukkan langkah bagi menjana fitur tigaan daripada dua imej aksara Jawi “Syin” dan “Pa”. Di bawah setiap aksara dipaparkan Jelmaan surih masing-masing. Di bawah Jelmaan surih penulis menunjukkan fungsi putaran imej yang diperoleh dengan menggunakan fungsian P pada semua lajur Jelmaan surih. Akhirnya, penulis menggunakan fungsian Φ untuk mendapatkan nombor tunggal, iaitu fitur tigaan yang akan dapat membezakan sifat di antara aksara.

Dalam Kadyrov dan Petrou (2001a) dipersembahkan beberapa fungsian yang boleh menjana fitur tak-ubah kepada herotan afin menggunakan fungsian putaran (circus) ternormal (untuk maklumat lanjut, sila rujuk Kadyrov dan Petrou (2001a)). Dalam masa yang sama, Kadyrov dan Petrou (2003) dan Kadyrov dan Petrou (2001b) mencadangkan satu lagi kaedah yang boleh membezakan sifat di antara objek dengan hanya menggunakan dua fungsian awal, iaitu T dan P , dan bukannya ketiga-tiga fungsian sebelumnya. Kaedah ini menjanakan fitur berbentuk satu rentetan nombor yang seakan-akan menyerupai tandatangan bagi objek tersebut.



Rajah 2: Prosidur untuk menjana fitur tigaan imej. Imej aksara Jawi berada di bahagian paling atas. Di bawahnya ialah Jelmaan surih masing-masing. Selepas itu ialah fungsian putaran dan akhirnya fitur tigaan

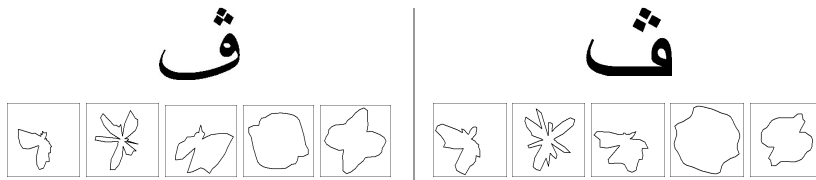
Tandatangan objek yang dimaksudkan ialah satu fungsi putaran bersekutu, $h_a(\varphi)$, yang ditakrifkan dalam terma fungsi $h(\varphi)$, yang dihasilkan dengan penggunaan fungsian T dan P

$$h_a(\varphi) \equiv |h(\varphi)|^{-1/(\lambda_p K_T - K_p)} \quad (4)$$

Parameter λ_p , K_T and K_p adalah nombor nyata yang menentukan sifat fungsian T dan P . Jika $\lambda_p K_T - K_p = 0$, Petrou dan Kadyrov (2004) mentakrifkan fungsi putaran bersekutu ditakrifkan sebagai

$$h_a(\varphi) \equiv \sqrt{\left| \frac{dh(\varphi)}{d\varphi} \right|} \quad (5)$$

Jika fungsi putaran bersekutu bagi imej asal $h_{a1}(\varphi)$ dan fungsi putaran bersekutu bagi imej yang mengalami herotan afin $h_{a2}(\varphi)$ diplot dalam koordinat berpolar, kedua-duanya akan menghasilkan dua bentuk hampir serupa yang boleh disamakan dengan satu penjelmaan linear. Bagi melihat persamaan bagi kedua-dua bentuk ini, ia perlu dinormalkan supaya paksi utama mereka bertemu. Ini dapat dilaksanakan dengan mengenakan penjelmaan linear terhadap kedua-dua bentuk secara berasingan seperti yang diterangkan dalam Kadyrov dan Petrou (2001b). Dua bentuk ternormal, $h_{n1}(\varphi)$ dan $h_{n2}(\varphi)$, masing-masing adalah tandatangan bagi kedua-dua imej. Dalam aspek aplikasi, pengecaman objek dilaksanakan dengan membandingkan kedua-dua rentetan nombor ini (tandatangan atau fitur) $h_{n1}(\varphi)$ dan $h_{n2}(\varphi)$ yang berbeza hanya dengan sedikit perubahan secara putaran dan penskalaan. Rajah 3 menunjukkan dua tandatangan bagi satu aksara Jawi berlainan jenis fon yang jika dilihat mempunyai persamaan dari segi bentuk dan setiap bentuk itu hanya sedikit berbeza dari segi putaran dan penskalaan.



Rajah 3: Tandatangan (fungsi putaran bersekutu ternormal) bagi aksara Jawi "Pa" dalam (a) fon tradisional dan (b) fon mudah

3. MODEL MARKOV TERSEMBUNYI

Model Markov Tersembunyi (MMT) telah digunakan sekian lama dan popular dalam pengecaman pertuturan (Wilpon (1990)), permodelan bahasa (Zimmermann dan Bunke (2004)), pengecaman tulisan tangan luar talian (Redika *et al.* (2008)), penentusah tandatangan atas talian (Hsieh *et al.* (1998)) dan sebagainya. MMT terkenal dengan kehebatannya dalam menyelesaikan masalah penemberengan, lilitan masa dan kerawakan stokastik. Boleh diperhatikan bahawa herotan pada aksara tulisan tangan Jawi adalah setara dengan herotan pada pengecaman pertuturan seperti anjakan tak linear, hingar rawak dan keperluan untuk multi-templat yang pada asasnya adalah bersifat stokastik.

Satu model Markov tersembunyi adalah satu proses stokastik ganda dua yang mempunyai satu proses stokastik tak boleh cerap. Ia hanya boleh dicerap menggunakan satu lagi proses stokastik yang menghasilkan jujukan cerapan. Proses tersembunyi pula terdiri daripada satu set keadaan yang saling berkait oleh kebarangkalian peralihan. Cerapan adalah fungsi berkebarangkalian bagi keadaan. Andaikan satu jujukan cerapan $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ dihasilkan oleh jujukan keadaan $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_T\}$ dengan setiap cerapan o_t adalah dari M set simbol jujukan $V = \{v_k; 1 \leq k \leq M\}$ dan setiap keadaan q_t adalah dari N set keadaan $S = \{s_i; 1 \leq i \leq N\}$. Maka, satu MMT dapat diperincikan dengan $\Pi = \{\pi_i\}$, dengan $\pi_i = P(q_1 = s_i)$ adalah kebarangkalian awal; $A = \{a_{ij}\}$, dengan $a_{ij} = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i)$ adalah kebarangkalian peralihan keadaan; $B = \{b_j(k)\}$, dengan $b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = s_j)$ adalah kebarangkalian simbol dan semuanya perlu mematuhi kekangan kebarangkalian $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1$,

$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \forall i$ dan $\sum_{k=1}^M b_j(k) = 1 \forall j$. Maka, satu MMT λ boleh dirumuskan sebagai $\lambda = (A, B, \pi)$.

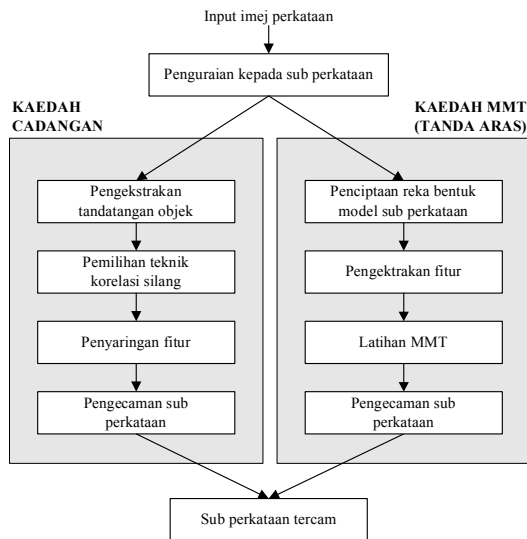
4. IDEA KESELURUHAN

Gambaran umum tentang kaedah cadangan penulis dapat dilihat dalam Rajah 4. Secara amnya input sistem pengecaman ini adalah imej skala kelabu tulisan tangan Jawi. Penulis menggunakan nilai piksel asal

sepenuhnya dalam semua proses. Penulis mengelak daripada mengguka sebarang penapis pra-pemprosesan (seperti hakis, dilatan, penipisan, pelicinan dan sebagainya) atau proses penemberengan aksara kerana ia boleh menghapuskan maklumat penting. Ia juga boleh mencipta maklumat baru iaitu, nilai piksel baru, yang akhirnya boleh mengelirukan pengecam.

Pertama, penulis mengurai semua imej perkaraaan kepada satu set imej sub perkataan menggunakan algoritma penemberengan Perlabelan Komponen Terkait (PKT). Kemudian, penulis mengekstrak semua tandatangan objek untuk membentuk vektor fitur. Selepas itu, penulis melarikan beberapa eksperimen kecil untuk memilih kaedah korelasi silang terbaik yang digunakan untuk membandingkan dua nilai tandatangan objek. Pemilihan ini penting untuk dilaksanakan awal kerana kaedah korelasi silang tersebut akan digunakan dalam langkah-langkah seterusnya. Kemudian, penulis menyaring fitur-fitur tadi kerana secara teorinya beribu-ribu tandatangan objek berpotensi boleh diekstrak. Namun, tidak semuanya berguna.

Fitur yang hanya menyumbang kepada keputusan pengelasan lebih baik sahaja akan dipilih. Akhirnya, penulis mengkorelasi vektor fitur ujian dengan vektor fitur rujukan untuk mengecam semua imej dalam set data ujian. Bagi kaedah tanda aras, eksperimen dimulakan dengan langkah penguraian yang sama. Selepas itu, penulis mengubah imej sub perkataan kepada model MMT. Kemudian, penulis mengekstrak pelbagai fitur geometri dan fitur berasaskan piksel tahap rendah daripada setiap imej. Sebelum latihan, semua fitur dikod kepada simbol diskrit. Akhirnya, pengecaman dilari menggunakan algoritma Viterbi. Output akhir untuk kedua-dua kaedah adalah kod tercam bagi setiap sub perkataan.



Rajah 4: Gambaran keseluruhan kaedah cadangan dan kaedah tanda aras

4.1 Penyediaan data

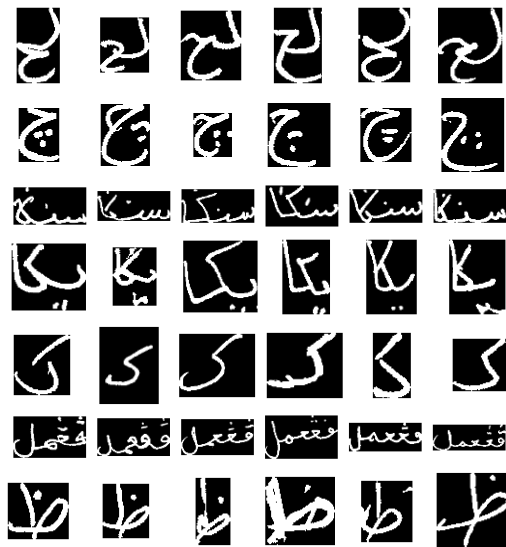
Sebanyak 9 set rencana yang ditulis oleh 9 orang penulis telah diimbas dan dikumpulkan. Rencana tersebut telah direka agar semua jenis kombinasi di antara semua 36 aksara Jawi wujud sekurang-kurangnya sekali dalam rencana tersebut. Ini penting untuk memastikan semua jenis kombinasi diuji kerana bentuk kursif aksara berubah bergantung kepada lokasi aksara tersebut tampil dalam perkataan atau sub perkataan. Setiap rencana tersebut mengandungi 213 perkataan. Secara rawak penulis memilih 6 rencana untuk dijadikan data latihan (kamus rujukan) dan selebihnya, 3 rencana sebagai data ujian.

4.2 Penguraian kepada sub perkataan

Semua imej terimbas diurai kepada satu set imej sub perkataan menggunakan algoritma penemberengan perlabelan komponen terkait. Langkah ini mampu dilaksanakan kerana terdapat tujuh aksara Jawi yang tidak boleh bersambung dengan aksara berikutnya. Maka, satu perkataan Jawi berkemungkinan besar terbahagi kepada beberapa unit. Secara teorinya, unit terkecil ini boleh jadi satu aksara dan unit terbesar boleh jadi keseluruhan perkataan tersebut. Dalam kes terpencil, berkemungkinan semua aksara dalam satu perkataan termasuk tujuh aksara di atas saling bersentuhan dan bertindan. Maka, sudah tentu analisis komponen terkait sudah tidak sesuai untuk menjadi algoritma penemberengan. Sama ada imej

kes terpencil itu harus berada dalam kamus rujukan atau satu prosidur penemberengan lain yang lebih sofistikated perlu dibangunkan.

Proses penguraian ini telah menjana 540 imej sub perkataan bagi setiap rencana. Sub perkataan tersebut boleh dikelaskan ke dalam 216 kelas. Maka, secara keseluruhannya terdapat 3240 imej dalam set data latihan (kamus rujukan) dan 1620 imej dalam set data ujian. Sampel imej sub perkataan dalam kamus rujukan adalah seperti dalam Rajah 5. Setiap imej adalah dalam format skala kelabu dan bersaiz asal. Penulis mengandaikan bahawa imej sub perkataan tersebut akan mengalami herotan afin apabila ia ditulis oleh penulis berbeza.



Rajah 5: Contoh imej sub perkataan dalam kamus rujukan

4.3 Kaedah cadangan: Pengeksatrakan tandatangan objek

Tandatangan objek, h_a , dijana dengan menghitung fungsian T dan P . Penulis telah menggunakan tujuh fungsian T dan sebelas fungsian P yang berbeza. Fungsian T tersebut adalah

- (i) T_1 : Kamiran $f(t)$, dengan $f(t)$ ialah nilai fungsi imej di sepanjang garis surih
- (ii) T_2 : Maksimum $|f(t)|$;
- (iii) T_3 : Kamiran $|f'(t)|$;

- (iv) T_4 : Kamiran $|f''(t)|$;
- (v) T_5 : L_p quasi-norm $(p = 0.5) = q^2$, dengan q adalah kamiran $\sqrt{|f(t)|}$;
- (vi) T_6 : Median Berpemberat R+: $f(t - c)$ dengan c ialah absisa median;
- (vii) T_7 : Median Berpemberat R+: $f(t - c)$ dengan c ialah absisa median dan semua pemberat ialah $|f(t)|(t - c)$.

Tujuh fungsian pertama adalah sama dengan T_1 hingga T_7 , yang masing-masing dipanggil P_1 hingga P_7 . Selain itu, empat fungsian P tambahan digunakan iaitu

- (i) P_8 : t - index median pembahagi kamiran $|f(t)|$;
- (ii) P_9 : Purata t - maksimum index $|f(t)|$;
- (iii) P_{10} : t - pusat graviti $|f(t)|$;
- (iv) P_{11} : t index median pembahagi kamiran $\sqrt{|f(t)|}$;

Kami janakan semua pasangan yang mungkin daripada tujuh fungsian T and sebelas fungsian P tersebut. Dengan kata lain, sebanyak $7 \times 11 = 77$ fungsi putaran atau tandatangan objek dijana untuk setiap imej.

Setiap imej disurih dengan garis-garis yang jaraknya adalah 1 piksel (iaitu perbezaan nilai parameter p untuk garis-garis surih yang selari adalah 1). Bagi setiap nilai p , 48 orientasi yang berbeza digunakan. Ini bermaksud, beza orientasi garis-garis yang mempunyai nilai p yang sama adalah 7.5 darjah. Setiap garis disampel dengan titik-titik yang jaraknya adalah 1 piksel (iaitu parameter t mengambil nilai diskret dengan langkah 1).

4.4 Kaedah cadangan: Pemilihan teknik korelasi silang

Bagi membandingkan dua nilai tandatangan iaitu, satu dari imej ujian dan satu lagi dari imej rujukan, penulis menghitung pekali korelasinya untuk semua anjukkan yang mungkin seperti yang telah dicadangkan dalam Kadyrov dan Petrou (2001b). Oleh itu, penulis menggunakan korelasi silang bulatan ternormal bagi kedua-dua tandatangan yang ditakrifkan sebagai

$$CX(d) = \frac{\sum_{i=1}^N [(h_{at}(i))(h_{al}(i-d))]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (h_{at}(i))^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (h_{al}(i))^2}} \quad (6)$$

dengan h_{at} dan h_{al} masing-masing adalah nilai tandatangan imej ujian dan imej rujukan, N adalah panjang tandatangan dan d adalah anjakan. Kedua-dua tandatangan akan berkeadaan paling setara apabila korelasinya adalah maksimum. Pekali korelasi tersebut juga boleh dikira dengan menggunakan transformasi Fourier cepat.

Algoritma korelasi silang bulatan telah digunakan dalam pelbagai variasi. Contohnya pendaraban dalam algoritma tersebut boleh diganti dengan perbezaan, ralat mutlak, min ralat kuasa dua atau median ralat kuasa dua (Wesley (2004); Traver dan Pla (2005); Stiller dan Konrad (1999); Jahne (2005); Lewis (1995)). Oleh kerana korelasi silang bulatan adalah bukan satu-satunya cara untuk membandingkan dua tandatangan. Adalah berfaedah jika dicuba prestasi variasi korelasi silang bulatan lain, selain apa yang telah dicadangkan dalam Kadyrov *et al.* (2001). Maka, penulis telah mengira empat teknik korelasi silang lain yang ditakrifkan sebagai

$$(i) \quad CC_1(d) = \sum_{i=1}^N |h_{at}(i) - h_{al}(i-d)|,$$

dengan kedua-dua tandatangan berkeadaan paling setara apabila nilai CC_1 adalah minimum.

$$(ii) \quad CC_2(d) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_{at}(i) - h_{al}(i))^2,$$

dengan kedua-dua tandatangan berkeadaan paling setara apabila nilai CC_2 adalah minimum.

$$(iii) \quad CC_3(d) = \text{median} \left[(h_{at}(i) - h_{al}(i-d))^2 \right],$$

dengan kedua-dua tandatangan berkeadaan paling setara apabila nilai CC_3 adalah minimum.

$$(iv) CC_4(d) = \frac{\sum_{i=1}^N [(h_{at}(i)) - (h_{al}(i-d))]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (h_{at}(i))^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (h_{al}(i))^2}},$$

dengan kedua-dua tandatangan berkeadaan paling setara apabila nilai CC_4 adalah minimum.

$$(v) CC_5(d) = \frac{\sum_{i=1}^N [(h_{at}(i) - \bar{h}_{at})(h_{al}(i-d) - \bar{h}_{al})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (h_{at}(i) - \bar{h}_{at})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (h_{al}(i) - \bar{h}_{al})^2}},$$

dengan \bar{h}_{at} and \bar{h}_{al} masing-masing adalah purata nilai tandatangan imej ujian dan imej rujukan. Kedua-dua tandatangan berkeadaan paling setara apabila nilai CC_5 adalah maksimum.

4.5 Kaedah cadangan: Penyaringan fitur

Langkah pertama dalam pemilihan fitur berguna ialah penyingkiran fitur yang langsung tidak berguna. Tandatangan objek yang semuanya bernilai pemalar, sifar atau satu disingkir. Kemudian, penulis melarikan banyak proses pengecaman mudah menggunakan semua kombinasi tandatangan yang mungkin. Setiap larian menghasilkan keputusan dalam bentuk pangkat. Ini bermakna, hanya tandatangan objek yang betul memberi pangkat pada data rujukan yang akan dipilih. Namun, persoalan yang kemudiannya timbul ialah bagaimana untuk menentukan merit pangkat tersebut.

Berkenaan penyaringan fitur, setakat pengetahuan penulis, masih belum ada kaedah khusus untuk penyaringan tandatangan objek. Kaedah yang dianggap paling hampir adalah seperti yang dicadangkan oleh Kadyrov *et al.* (2002) yang menjalankan penyaringan fitur tigaan untuk pengelasan tekstur. Dalam kajian tersebut, satu fitur akan dipilih jika nilainya stabil untuk semua tekstur dalam kelas yang sama. Pengukuran bagi kestabilan fitur adalah bergantung kepada nilai variannya. Menggunakan varian, satu pemberat dicipta untuk menentukan satu fitur itu perlu dipilih atau disingkirkan.

Kaedah penyaringan fitur untuk pengelasan seperti dalam Yang dan Pedersen (1997) dan Forman (2003) adalah jelas tidak sesuai untuk pangkat. Dalam pangkat, beberapa tingkat kategori digunakan sebaliknya, dalam pengelasan kategori adalah rata. Selain itu, dalam pangkat ketepatan adalah lebih penting dari penarikan balik sebaliknya, dalam pengelasan kedua-dua petepatan dan penarikan balik adalah sama penting. Lagipun dalam pangkat, pemangkatan yang betul pada 5-teratas adalah penting sebaliknya, dalam pengelasan, semua keputusan pengelasan adalah sama penting. Dalam makalah ini, penulis menyesuaikan dua teknik pengukur yang sudah lama digunakan dalam bidang dapatan mula maklumat iaitu Min Purata Ketepatan (MPK) (Yates dan Neto (1999)) dan Pertambahan Longgokan Potongan Ternormal (PLPT) (Jarvelin dan Kekalainen (2002)) untuk menentukan merit pangkat.

MPK adalah ukuran ketepatan pangkat dengan andaian bahawa terdapat dua jenis item (keputusan korelasi silang) iaitu positif (relevan) dan negatif (tidak relevan). Ketepatan pada n atau $P(n)$, mengukur ketepatan item terisih pada n -teratas yang ditakrifkan sebagai

$$K(n) = \frac{\text{jumlah item positif pada puncak} - n}{n} \quad (7)$$

Purata ketepatan, PK, ditakrifkan sebagai

$$PK = \sum_{n=1}^N \frac{K(n) \times \text{pos}(n)}{\text{jumlah item positif}} \quad (8)$$

dengan n mewakili kedudukan, N adalah jumlah keputusan, $\text{pos}(n)$ adalah fungsi binari yang menentukan sama ada item pada kedudukan n ialah positif atau tidak. MPK di takrifkan sebagai purata PK bagi semua item.

PLPT direka untuk mengukur ketepatan pangkat kueri yang mempunyai beberapa paras penilaian relevan. PLPT pada kedudukan n dalam item terisih ditakrifkan sebagai

$$N(n) = Z_n \sum_{j=1}^n \frac{2^{R(j)} - 1}{\log(1 + j)} \quad (9)$$

Dengan n mewakili kedudukan, $R(j)$ mewakili markah untuk pangkat j , and Z_n adalah faktor penormalan untuk memastikan pangkat sempurna (nilai

PLPT) pada kedudukan n adalah 1. Nilai akhir PLPT dihasilkan dengan mengira purata PLPT bagi semua kueri.

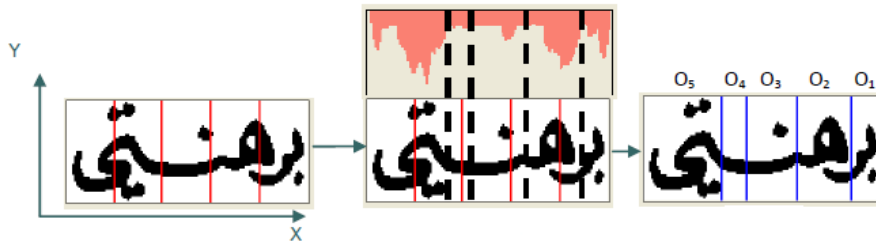
Dalam menyaring fitur menggunakan MPK dan PLPT, objektif utamanya ialah untuk mencari jumlah markah maksimum kepentingan sesuatu tandatangan objek. Namun, dengan mencuba semua kombinasi tandatangan yang mungkin, akan menimbulkan masalah pengoptimuman. Situasi yang paling teruk ialah dengan mencuba seluruh kombinasi. Namun, masa yang diperlukan adalah terlalu lama dan tidak sesuai untuk diaplikasikan. Sebaliknya, penulis menggunakan teknik pendakian bukit untuk mencari kombinasi yang optimum. Ia bermula dengan pemilihan satu tandatangan objek secara rawak kemudian, secara berlelar satu demi satu tandatangan objek ditambah ke dalam kombinasi sambil nilai MPK dan PLPT dihitung. Jika kombinasi tersebut menghasilkan keputusan lebih rendah dari kombinasi sebelumnya, tandatangan tadi akan disingkir. Lelaran akan berhenti setelah semua tandatangan objek selesai diuji.

4.6 Kaedah cadangan: Pengecaman sub perkataan

Kaedah pengecaman yang dicadangkan adalah dengan membandingkan dua nilai korelasi silang bulatan iaitu, satu dari imej ujian dan satu dari imej rujukan. Pekali korelasi silang yang dikira adalah untuk 48 anjakan (sama dengan 48 orientasi yang digunakan). Ini bermaksud, jumlah pekali korelasi silang ini digunakan sebagai pengukur persamaan. Nilai tersebut kemudiannya diisih. Nilai paling rendah atau paling tinggi (bergantung kepada teknik korelasi silang yang digunakan) menunjukkan bahawa kedua-dua tandatangan adalah setara.

4.7 Kaedah tanda aras: Mereka bentuk model sub perkataan

Langkah pertama dalam model pengecaman ini, adalah untuk mengubah imej perkataan kepada model MMT yang sesuai. Telah diketahui umum bahawa MMT adalah sesuai untuk signal 1-D berjujukan masa seperti pertuturan. Bagi menyesuaikan kepada keadaan ini, penulis mengubah imej sub perkataan kepada data berjujukan yang diambil dari fragmen imej yang dipanggil 'bingkai' pemerhatian. Setiap sub perkataan dibahagi kepada lima bingkai yang sama lebar. Kemudian, semua lebar bingkai tersebut dilaras berdasarkan unjuran terkecil histogram mengufuk. Hasilnya adalah beberapa bingkai yang berbeza seperti dalam Rajah 6. Setiap bingkai pemerhatian diwakili dengan satu jujukan fitur.



Rajah 6: Permodelan sub perkataan MMT

4.8 Kaedah tanda aras: Pengekstrakan fitur

Maklumat bentuk primitif tulisan tangan yang terdapat dalam imej sub perkataan dikumpul menggunakan fitur geometri dan fitur peringkat rendah berasaskan piksel. Bagi setiap bingkai pemerhatian, fitur yang diekstrak adalah

- (i) 32 fitur profil. Lapan fitur masing-masing diekstrak dari empat arah berbeza iaitu, kiri, kanan, atas dan bawah.
- (ii) 16 fitur dakwat silang. Lapan fitur masing-masing diekstrak secara mengufuk dan menegak.
- (iii) 17 fitur taburan piksel hitam. Fitur diekstrak dari lapan lajur (zon) mengufuk dan menegak. Satu fitur taburan dikira untuk keseluruhan imej.

Maka setiap bingkai pemerhatian diwakili oleh satu vektor fitur yang mempunyai 65 dimensi. Bagi mengurangkan kepekaan vektor fitur tersebut, setiap fitur dinormalkan mengikut lebar dan tinggi bingkai bergantung cara pengiraannya iaitu, sama ada mengufuk atau menegak.

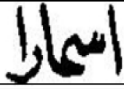
4.9 Kaedah tanda aras: Latihan model MMT

Latihan model MMT bermaksud proses memaksimumkan kebolehdajian data latihan (data rujukan). Diberi jujukan latihan $O = o_1, o_2, \dots, o_T$, pelarasan diperlukan bagi parameter model $\lambda = (A, B, \pi)$ supaya $P(O | \lambda)$ dimaksimumkan. Latihan dilaksanakan dengan menggunakan penembereng K-means, or algoritma Baum-Welch yang diambil dari perisian HMMPak. Ia secara berlelar akan memaksimumkan kebolehdajian secara automatik. Hasil latihan ini adalah model MMT terlatih $\bar{\lambda} = (A, B', \pi)$. Semua sub perkataan Jawi yang sama dikumpulkan ke dalam satu kelas. Setiap kelas mempunyai satu model MMT terlatih berdasarkan semua imej di dalam kelasnya. Penulis melatih 3240 imej untuk 216

leksikon sub perkataan. Secara amnya, MMT yang dimodelkan adalah berdasarkan model Bakis. Model ini mempunyai keadaan yang akan hanya beralih ke keadaan seterusnya atau kekal di keadaan semasa ketika masa bertambah.

4.10 Kaedah tanda aras: Pengecaman sub perkataan

Dalam langkah ini, langkah yang sama dalam latihan model MMT akan digunakan iaitu, imej sub perkataan akan diubah kepada lima bingkai pemerhatian, fitur diekstrak dan fitur dikod. Kemudian, algoritma Viterbi digunakan untuk mencari kebolehjadian maksimum data ujian dari semua model MMT terlatih. Selepas itu, semua output kebarangkalian model diisih. Model MMT yang berada di kedudukan 5-teratas adalah calon kepada kelas sub perkataan tersebut. Rajah 7 menggambarkan keputusan pengecaman imej sub perkataan "Asmara" berdasarkan kebarangkalian terisih bagi semua model MMT terlatih. Dapat diperhatikan bahawa model MMT terlatih bagi sub perkataan "Asmara" adalah di antara model yang mendapat kebarangkalian yang tertinggi.

Asmara.txt	
	
The probability of Recognition Asmara.txt	
0	th (0.0514403292181068) = Asmara-HMM.txt
1	th (0.0325520833333333) = Asmara-HMM.txt
2	th (0.0108506944444444) = Asmara-HMM.txt
3	th (0.00254026317126452) = Padang-HMM.txt
4	th (0.00254026317126452) = Padang-HMM.txt
5	th (0.000678168402777777) = Akan-HMM.txt
6	th (0) = kelapa-HMM.txt
7	th (0) = Itu-HMM.txt
8	th (0) = Jikalau-HMM.txt
9	th (0) = Jikalau-HMM.txt
10	th (0) = kelapa-HMM.txt
11	th (0) = Khalifah-HMM.txt
12	th (0) = Hina-HMM.txt
13	th (0) = kelapa-HMM.txt
14	th (0) = Jikalau-HMM.txt
15	th (0) = Itu-HMM.txt
16	th (0) = Jadi-HMM.txt
17	th (0) = Jadi-HMM.txt
18	th (0) = Jadi-HMM.txt
19	th (0) = Jangan-HMM.txt
20	th (0) = Jangan-HMM.txt

Rajah 7: Pengecaman output kebarangkalian model MMT terlatih

Keputusan semua keputusan eksperimen dipersembahkan dalam Jadual 1 hingga 3 dan dibahagikan kepada tiga bahagian iaitu, teknik korelasi silang terbaik, set fitur berguna dan perbandingan di antara kaedah cadangan dan kaedah tanda aras.

4.11 Teknik korelasi silang terbaik

Keputusan eksperimen bagi menentukan prestasi korelasi silang bulatan ternormal dan variasinya dipersembahkan dalam Jadual 1. Bagi mengurangkan magnitud dan masa yang diambil untuk eksperimen ini, penulis secara rawak telah memilih hanya satu set data ujian dan satu set data rujukan. Oleh kerana, fitur berguna masih belum diketahui, penulis secara rawak juga telah memilih lima tandatangan objek untuk eksperimen ini. Dalam jadual di bawah, lajur kedua menunjukkan peratus pengecaman tepat dalam pangkat lima-teratas. Lajur ketiga dan keempat masing-masing menunjukkan peratus pengecaman tepat dalam pangkat enam hingga sepuluh dan sebelas hingga lima belas. Akhirnya dalam lajur kelima diletakkan pengecaman tepat dalam pangkat ke enam belas dan seterusnya.

JADUAL 1: Peratus pengecaman tepat sub perkataan berdasarkan beberapa teknik korelasi silang bulatan

Teknik	Peratus pengecaman tepat			
	1 – 5	6 – 10	11 – 15	16 –
CX	36.62	6.57	10.33	46.48
CC ₁	26.29	8.45	10.80	54.46
CC ₂	24.41	6.10	10.33	59.15
CC ₃	19.25	8.92	6.10	65.73
CC ₄	46.48	10.80	5.63	37.09
CC ₅	38.03	8.45	10.80	42.72

Jadual di atas menunjukkan bahawa teknik korelasi silang bulatan CC₄ telah menghasilkan keputusan terbaik berbanding teknik lain. In juga bermaksud teknik CC₄ adalah lebih baik dari teknik CX yang dicadangkan dalam Kadyrov dan Petrou (2001b). Dapat diperhatikan bahawa semua peratus pengecaman tepat di atas adalah sangat rendah. Ini kerana hanya lima tandatangan objek sahaja yang digunakan. Berdasarkan keputusan ini, penulis memilih untuk menggunakan teknik CC₄ dalam semua eksperimen selepas ini.

4.12 Set fitur berguna

Keputusan eksperimen bagi penyaringan fitur berdasarkan teknik penilaian pangkat MPK dan PLPT dipersembahkan dalam Jadual 2. Seperti dalam eksperimen sebelum ini, penulis juga menggunakan set data lebih mudah iaitu, satu set data ujian dan satu set data rujukan yang dipilih secara rawak. Dalam jadual di bawah, lajur kedua menunjukkan peratus pengecaman tepat dalam pangkat lima-teratas. Lajur ketiga dan keempat masing-masing menunjukkan peratus pengecaman tepat dalam pangkat enam hingga sepuluh dan sebelas hingga lima belas. Lajur kelima menunjukkan pengecaman tepat dalam pangkat ke enam belas dan seterusnya. Dalam lajur terakhir diletakkan jumlah fitur berguna yang dipilih berdasarkan teknik MPK dan PLPT.

JADUAL 2: Peratus pengecaman tepat sub perkataan berdasarkan beberapa teknik penilaian pangkat MPK dan PLPT

Teknik	Peratus pengecaman tepat				Jumlah fitur
	1 – 5	6 – 10	11 – 15	16 –	
MPK	63.85	7.04	4.69	24.41	20
PLPT	64.79	8.92	5.63	20.66	24

Keputusan menunjukkan bahawa berdasarkan teknik PLPT, 24 dari 77 tandatangan objek adalah berguna. Sebaliknya teknik MPK hanya memilih 20 fitur dengan peratus pengecaman tepat yang secara keseluruhannya adalah lebih rendah. Berdasarkan peratus pengecaman tepat yang lebih tinggi, penulis memilih untuk menggunakan 24 fitur tersebut dalam eksperimen seterusnya.

4.13 Perbandingan di antara kaedah cadangan dan kaedah tanda aras

Dalam kedua-dua eksperimen kaedah cadangan dan kaedah tanda aras, penulis menggunakan kesemua 9 set data iaitu, 6 set (3240 imej) sebagai data latihan (data rujukan) dan 3 set (1620 imej) sebagai data ujian. Keputusan perbandingan peratus pengecaman tepat sub perkataan bagi kaedah cadangan dan kaedah tanda aras dipersembahkan dalam Jadual 3.

Jadual 3: Perbandingan peratus pengecaman tepat sub perkataan bagi kaedah cadangan dan kaedah tanda di kedudukan 1–5, 6–10, 11–15 dan ke-16 dan berikutnya

Teknik	Peratus pengecaman tepat			
	1 – 5	6 – 10	11 – 15	16 –
Cadangan	72.02	6.89	3.71	17.29
MMT	54.91	18.10	8.65	18.34

5. KESIMPULAN

Berdasarkan keputusan dalam Jadual 1 di atas, dapat diperhatikan bahawa teknik korelasi silang bulatan ternormal menggunakan perbezaan berbanding pendaraban, telah menghasilkan peratus pengecaman tepat yang tertinggi. Keputusan ini adalah jauh lebih baik dari semua teknik lain termasuk teknik CX yang telah diperkenalkan dalam Kadyrov dan Petrou (2001b).

Jadual 2 menunjukkan fitur berguna yang disaring dari kesemua 77 fitur berdasarkan teknik penilaian pangkat MPK dan PLPT. Kedua-dua teknik menghasilkan keputusan yang hampir sama. PLPT menjanakan keputusan yang lebih baik dengan memilih 4 fitur tambahan berbanding MPK. Ini menunjukkan PLPT adalah teknik penilai pangkat terbaik dalam menentukan markah kepentingan setiap tandatangan objek.

Keputusan perbandingan peratus pengecaman tepat di antara kaedah cadangan dan kaedah tanda aras dalam Jadual 3 memihak kepada kaedah cadangan. Pengecaman pada kedudukan 5-teratas bagi tandatangan objek adalah 72.02% iaitu, lebih baik dari 54.91% yang diperolehi oleh kaedah tanda aras bagi kedudukan 5-teratas. Secara keseluruhannya, tandatangan objek telah menghasilkan keputusan pengecaman yang lebih baik dari model bebas penemberengan menggunakan MMT.

Semua keputusan di atas telah menggambarkan kelebihan fitur tandatangan objek dalam konteks pengecaman tulisan tangan Jawi berbanding teknik terkini sedia ada. Turut dibincangkan dalam makalah ini adalah langkah asas seperti pengekstrakan tandatangan objek dari penjelmaan surih, pemilihan teknik korelasi silang dan penyaringan fitur dalam penggunaan fitur tandatangan objek. Secara amnya makalah ini telah memperkenalkan langkah tersebut yang perlu dilaksanakan dalam apa jua domain permasalahan pengecaman pola yang menggunakan fitur ini.

RUJUKAN

- Baghshah, M. S. 2005. A Novel Fuzzy Approach to Recognition of Online Persian Handwriting. *Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications 2005 (ISDA '05)*, pp. 268–273.
- Deans, S. R. 1983. *The Radon Transform and Some of Its Applications*. New York: Wiley.

- Forman, G. 2003. An Extensive Empirical Study of Feature Selection Metrics for Text Classification. *Journal of Machine Learning Research* 3: 1289–1305.
- Hsieh, C. C., Lin, C. F. and Chang, B. C. 1998. Using Hidden Markov Model for Chinese Signature Recognition. *Images and Recognition*: 80-89
- Jarvelin, K. and Kekalainen, J. 2002. Cumulated Gain-based Evaluation of IR Techniques. *ACM Transactions on Information Systems*. **20**(4): 422–446.
- Jahne, B. 2005. *Digital Image Processing*. 6th ed. Berlin: Springer.
- Kadyrov, A. and Petrou, M. 1998. The Trace Transform as a Tool to Invariant Feature Construction. *Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR98)*, pp. 1037–1039.
- Kadyrov, A. and Petrou, M. 2001a. The Trace Transform and Its Applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **23**(8): 811–828.
- Kadyrov, A. and Petrou, M. 2001b. Object Descriptors Invariant to Affine Distortions. *Proceedings of the the British Machine Vision Conference (BMVC2001)*. **2**: 391–400.
- Kadyrov, A. and Petrou, M. 2003. Object Signatures Invariant to Affine Distortions Derived from the Trace Transform. *Image Vision Computing (IVC)*. **21**(13-14): 1135–1143.
- Kadyrov, A., Petrou, M. and Park, J. 2001. Korean Character Recognition with the Trace Transform. *Proceedings of the International Conference on Integration of Multimedia Contents (ICIM2001)*, pp. 7–12.
- Kadyrov, A. and Petrou, M. 2006. Affine Parameter Estimation from the Trace Transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **28**(10): 1631–1645.

- Kadyrov, A., Talebpour, A. and Petrou, M. 2002. Texture Classification With Thousands of Features, In Rosin, P.L. and Marshall, D. *British Machine Vision Conference*. **2**: 656–665.
- Kim, W. S. and Park, R. 1996. Off-line Recognition of Handwritten Korean and Alphanumeric Characters using Hidden Markov Models. *Pattern Recognition*. **29**(5): 845–858.
- Lewis, J. P. 1995. Fast Normalized Cross-correlation. *Proceedings of Vision Interface (VI '95)*, pp. 120–123.
- Lorigo, L. M. and Govindaraju, V. 2006. Offline Arabic Handwriting Recognition: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **28**(5): 712–724.
- Magdi, M. and Paul, G. 1996. Handwritten Word Recognition Using Segmentation-Free Hidden Markov Modeling and Segmentation-Based Dynamic Programming Technique. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **18**(5): 548–554.
- Manaf, M. 2002. Jawi Handwritten Text Recognition Using Recurrent Bama Neural Networks (in Malay), PhD Thesis, Universiti Kebangsaan Malaysia, Malaysia.
- Nasrudin, M. F., Liong, C. Y., Omar, K. and Zakaria, M. S. 2008. Trace transform for Jawi Character Recognition, In Darus, M. and Owa, S. *Proceeding of the International Symposium on New Development of Geometric Function Theory and its Applications (GFTA2008)*, pp. 441–448.
- Nasrudin, M. F., Omar, K., Zakaria, M. S. and Liong, C. Y. 2008. Handwritten Cursive Jawi Character Recognition: A Survey. *Proceeding of the 5th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGIV08)*, pp. 247–256.
- Omar, K. 2000. Jawi Handwritten Text Recognition Using Multi-level Classifier (in Malay), PhD Thesis, Universiti Putra Malaysia, Malaysia.
- Petrou, M. and Kadyrov, A. 2004. Affine Invariant Features from the Trace Transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **26**(1): 30–44.

- Plamondon, R. and Srihari, S. N. 2000. On-Line and Off-Line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **22**(1): 63–84.
- Radon, J. 1917. Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte langesgewisser Mannigfaltigkeiten. *Ber. Sachsische Akademie der Wissenschaften*. **69**: 262–277.
- Redika, R., Omar, K. and Nasrudin, M. F. 2008. Handwritten Jawi Words Recognition Using Hidden Markov Models. *International Symposium on Information Technology 2008*. **2**: 1–5.
- Shin, B. S., Cha, E. Y., Cho, K. W., Klette, R. and Woo, Y. W. 2008. Effective Feature Extraction by Trace Transform for Insect Footprint Recognition. *MI-tech Report Series*. Computer Science Department, University of Auckland, New Zealand, Multimedia Imaging Report 12.
- Stiller, C. and Konrad, J. 1999. Estimating Motion in Image Sequences, a Tutorial on Modeling and Computation of 2D Motion. *IEEE Signal Processing Magazine*. **16**(4): 70–91.
- Traver, V. J. and Pla, F. 2005. Similarity Motion Estimation and Active Tracking Through Spatial-domain Projections on Log-polar Images. *Computer Vision and Image Understanding*. **97**(2): 209–241.
- Wesley, E., Snyder, W. E. and Qi, H. 2004. *Machine Vision*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Yang, Y. and Pedersen, J. O. 1997. A Comparative Study on Feature Selection in Text Categorization. *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Machine Learning (ICML 1997)*, pp. 412–420.
- Yates, R. B. and Neto, B. R. 1999. *Modern Information Retrieval*. Massachusetts: Addison Wesley.
- Zimmermann, M. and Bunke, H. 2004. Optimizing the Integration of a Statistical Language Model in HMM Based Offline Handwritten Text Recognition. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition 2004 (ICPR2004)*. **2**: 541–544.