

Penuras Terbitan Gaussian Berorientasi untuk Peruasan Imej Paru-Paru Radiograf Mesin Pegun dan Mudah Alih

(Lung Segmentation on Standard and Mobile Chest Radiographs using Oriented Gaussian Derivatives Filter)

Wan Siti Halimatul Munirah Wan Ahmad^a, Aini Hussain^b, Wan Mimi Diyana Wan Zaki^{b*} & Mohammad Faizal Ahmad Fauzi^a

^aFaculty of Engineering, Multimedia University, 63100 Cyberjaya, Malaysia

^bDepartment of Electrical, electronic and Systems Engineering, Faculty of Engineering and Built Environment, Universiti Kebangsaan Malaysia, Malaysia

*Corresponding author: wmdiyana@ukm.edu.my

Received 30 May 2021, Received in revised form 5 October 2021

Accepted 5 November 2021, Available online 30 July 2022

ABSTRACT

Unsupervised lung segmentation method is one of the mandatory processes in order to develop a Content Based Medical Image Retrieval System (CBMIRS) of CXR. There is limited study found on segmentation of mobile chest radiographs, that is relatively important especially for very sick patients whenever their radiographs will be taken using portable X-Ray machine. The purpose of the study is to present a solution for lung segmentation of standard and mobile chest radiographs using fully automated unsupervised method, based on oriented Gaussian derivatives filter with seven orientations, combined with Fuzzy C-Means clustering and thresholding to refine the lung region. A new algorithm to automatically generate a threshold value for each Gaussian response is also proposed. The algorithms are applied to both PA and AP chest radiographs from both public JSRT and private datasets from collaborative hospital. Two pre-processing blocks are introduced to standardize the images from different machines. Comparisons with the previous works found in the literature on JSRT dataset shows that our method gives a reasonably good result. Performance measures (accuracy, F-score, precision, sensitivity and specificity) for the segmentation of lung in public JSRT dataset are above 0.90 except for the overlap measure is 0.87. The median of overlap score for the private image database is 0.83 (standard machine) and 0.75 (mobile machines). The algorithm is also fast, with the average execution time of 12.5s. Our proposed method is fully automated, unsupervised, with no training or learning stage is necessary to segment the lungs taken using both a standard and mobile machines, and useful for the application of the CBMIRS.

Keywords: Chest radiograph; Unsupervised lung segmentation; Fuzzy C-means; Gaussian derivatives; Medical image processing

ABSTRAK

Kaedah peruasan paru-paru tanpa seliaan adalah proses mandatori bagi membangunkan Sistem Dapatan Semula Imej Perubatan Berdasarkan Kandungan (CBMIRS) untuk imej sinar-x dada (CXR). Setakat ini, kajian berkenaan CXR bagi mesin mudah alih sangat terhad walhal ianya penting kerana pesakit yang tenat akan didiagnos menggunakan mesin mudah alih. Kajian ini membentangkan penyelesaian yang kukuh untuk peruasan paru-paru CXR bagi mesin pegun dan mudah alih, dengan kaedah automatik berasaskan penuras terbitan Gaussian dengan tujuh orientasi, digabungkan dengan teknik pengklusteran Fuzzy C-Means dan pengambangan untuk memperincikan kerangka paru-paru. Algoritma baru untuk menghasilkan nilai ambang secara automatik bagi setiap tindak balas Gaussian juga diperkenalkan. Algoritma ini digunakan untuk kedua-dua CXR PA dan AP daripada set data awam (JSRT) dan persendirian yang diperolehi daripada hospital kolaboratif. Dua blok pra-pemprosesan diperkenalkan untuk menyeragamkan imej dari mesin yang berbeza. Perbandingan dengan kajian terdahulu yang menggunakan set data JSRT menunjukkan kaedah kami menghasilkan keputusan yang memberangsangkan. Penilaian prestasi (ketepatan, F-skor, kepersisan, kepekaan dan kekhususan) bagi peruasan dari set data JSRT adalah lebih daripada 0.90, kecuali skor-bertindih (0.87). Nilai median skor-bertindih bagi

pangkalan data imej persendirian adalah 0.83 (mesin pegun) dan 0.75 (dari dua jenis mesin mudah alih). Algoritma ini juga pantas, dengan purata masa pelaksanaan 12.5s. Kaedah ini berupaya beroperasi tanpa penyeliaan, latihan atau pembelajaran untuk peruasan paru-paru bagi radiograf yang diambil dari mesin yang mempunyai piawai berbeza, serta berupaya untuk digunakan dalam aplikasi CBMIRS.

Kata kunci: Radiograf dada; Peruasan paru-paru tanpa seliaan; Fuzzy C-means; Terbitan Gaussian; Pemprosesan imej perubatan

PENGENALAN

Radiografi dada adalah pengimejan diagnostik yang paling kerap digunakan bagi pemeriksaan penyakit dada seperti kanser paru-paru, *pulmonary edema* (cecair di dalam paru-paru), *pleural effusion* (cecair di antara paru-paru dan rongga dada), *pneumonia* (jangkitan bakteria, virus, kulat dan parasit) dan *tuberculosis* (batuk kering yang disebabkan oleh jangkitan kuman). Kaji selidik oleh (Murray & Lopez 2013) melaporkan statistik tahun 2010 berdasarkan metrik *disability-adjusted life year* (DALY) yang diukur sebagai beban penyakit keseluruhan iaitu bilangan tahun yang tidak dapat dimanfaatkan disebabkan oleh penyakit serius, kecacatan kekal atau fasa kematian awal (*early death*). Penyumbang yang paling utama ialah dari penyakit dada iaitu penyakit jantung *ischemic* (129 juta), jangkitan pernafasan bahagian bawahan (115 juta), penyakit kronik pulmonari obstruktif (76 juta), *tuberculosis* (49 juta) dan kanser trakea, bronkus atau paru-paru (32 juta). Kebanyakan penyakit yang dinyatakan boleh dirawat dengan lebih efektif jika dikesan pada peringkat awal. Oleh itu, saringan awal boleh membantu diagnosis, namun kaedah yang sensitif, tiada kesan sampingan serta kos efektif perlu digunakan bagi membolehkan penggunaan secara meluas. Sinar-X dada (CXR) menggunakan mesin radiograf dapat memenuhi keperluan ini, kecuali ia mempunyai sensitiviti yang sederhana. Kaedah ini masih lebih baik berbanding *Computed Tomography* (CT) kerana pendedahan radiasi beranggaran 400 kali lebih tinggi berbanding CXR, bersamaan dengan pendedahan selama 3.6 tahun (Karen & Yates 2008). Mesin CXR juga mampu dimiliki oleh pusat kesihatan atau hospital terpencil.

Pra-pemprosesan dan peruasan imej perubatan memainkan peranan penting dalam banyak aplikasi pengimejan dengan meningkatkan kualiti imej (Huddin et al. 2015) serta mengautomatiskan persempadanan struktur anatomi dan rantau berkepentingan yang lain. Peruasan bidang paru-paru pada CXR telah mendapat perhatian yang besar dalam kajian perpustakaan sehingga kini (Mittal et al. 2017). Kebanyakannya menggunakan pangkalan data awam JSRT sebagai imej mereka (Candemir et al. 2014; Hassen & Ben 2011; Kalinovskiy & Kovalev 2016; Li et al. 2016; Novikov et al. 2018; Shao et al. 2014; van Ginneken et al. 2006; Wan Ahmad et al. 2015; Wu et al. 2015; Zhang et al. 2014), iaitu CXR yang disediakan secara terbuka oleh Persatuan Teknologi Radiologi Jepun (JSRT), berserta data kesahihan klinikal (Shiraishi et al. 2000). Set data ini hanya terdiri daripada CXR *posterior-anterior* (PA), yang diambil oleh mesin radiograf pegun. Walaupun peruasan CXR

telah dikaji sejak lebih 18 tahun yang lalu, namun kajian perpustakaan menunjukkan hanya ada dua hasil kajian (Iakovidis & Papamichalis 2008; Iakovidis & Savelonas 2009) yang menjalankan peruasan ke atas radiograf dada dari mesin mudah alih, dan terkini ialah dari kajian kami (Wan Ahmad et al. 2015). Kekurangan ini menjadi salah satu dorongan dalam menjalankan kajian lanjutan ini kerana CXR dari mesin mudah alih amat penting terutamanya bagi pesakit tenat yang hanya akan di diagnosis menggunakan mesin mudah alih.

Kaedah peruasan CXR boleh dikelaskan kepada lima kategori: peraturan, pengelasan piksel, model ubah bentuk, hibrid dan terbaru ialah rangkaian neural. Kaedah berasaskan peraturan terdiri daripada urutan langkah, ujian dan peraturan. Antara skim yang digunakan adalah pengembangan (tempatan), peningkatan rantau, pengesanan pinggir, operasi morfologi, dan pengaturcaraan dinamik. Penggunaan skim ini ditunjukkan dengan interpolasi Bezier titik kawalan penting (Iakovidis & Papamichalis 2008) dan subset kabur ruang imej (Hassen & Ben 2011). Kaedah berasaskan pengelasan piksel pula membina model keamatan imej dan mengelaskan piksel ke dalam bidang paru-paru atau latar belakang. Rastgarpour et al. (2014) menggunakan kaedah ini berdasarkan *fuzzy clustering* dan (van Ginneken et al. 2006) telah menguji kaedah ini sebagai salah satu daripada hasil perbandingan mereka.

Kaedah berasaskan model-berubah bentuk iaitu *Active Shape Model* (ASM) dan *Active Appearance Model* (AAM) juga telah berjaya digunakan untuk peruasan ruang paru-paru (Hassen & Ben 2011; Li et al. 2016; Shao et al. 2014; Wu et al. 2015; Zhang et al. 2014), namun mempunyai batasan dan kelemahan termasuk penyeliaan dalam menyesuaikan parameter tertentu dan menghasilkan pelbagai cadangan penyelesaian, memerlukan pembelajaran bentuk untuk melatih model, serta pengawalan manual. Penciptaan skim hibrid adalah untuk menghasilkan keputusan yang lebih baik dengan teknik peruasan menggabungkan beberapa kategori. Jika diteliti dari kajian perpustakaan, kebanyakan kaedah hibrid dalam kajian lepas menggabungkan skim berasaskan peraturan dan bentuk dalam algoritma mereka (Peng et al. 2020; Candemir et al. 2014; Iakovidis & Papamichalis 2008; van Ginneken et al. 2006). Namun, kaedah yang menggabungkan ASM akan tetap mengalami batasan yang telah dinyatakan, dan skim berasaskan rangkaian neural pula perlu menjalani proses pengoptimuman, pembelajaran yang melibatkan pengiraan kompleks, masa latihan yang lama serta memerlukan imej yang banyak bagi tujuan latihan.

Kaedah pembelajaran mendalam, contohnya Rangkaian Perlingkaran Neural (CNN) mampu menghasilkan hasil

peruasan yang lebih baik, namun prosedur latihan berasaskan piksel yang menyeluruh biasanya memerlukan mesin pemprosesan berkuasa pengiraan tinggi yang secara tidak langsung adalah mahal (Litjens et al. 2017). Selain itu, Pelaksanaan pembelajaran dalam turut memerlukan data berskala besar, dan senario ini menjadi satu cabaran bagi domain tertentu (Zamani et al. 2020). Penyelidik-penyelidik terdahulu menyatakan kekangan utama pembelajaran mendalam adalah bagaimana kaedah ini berfungsi seperti “kotak hitam” yang membekalkan data sebagai input dan output kemudiannya dihasilkan (Baselli et al. 2020). Melalui kaedah ini, tidak ada penjelasan nyata mengenai bagaimana lapisan rangkaian benar-benar melakukan latihan pada data yang disediakan untuk menghasilkan model.

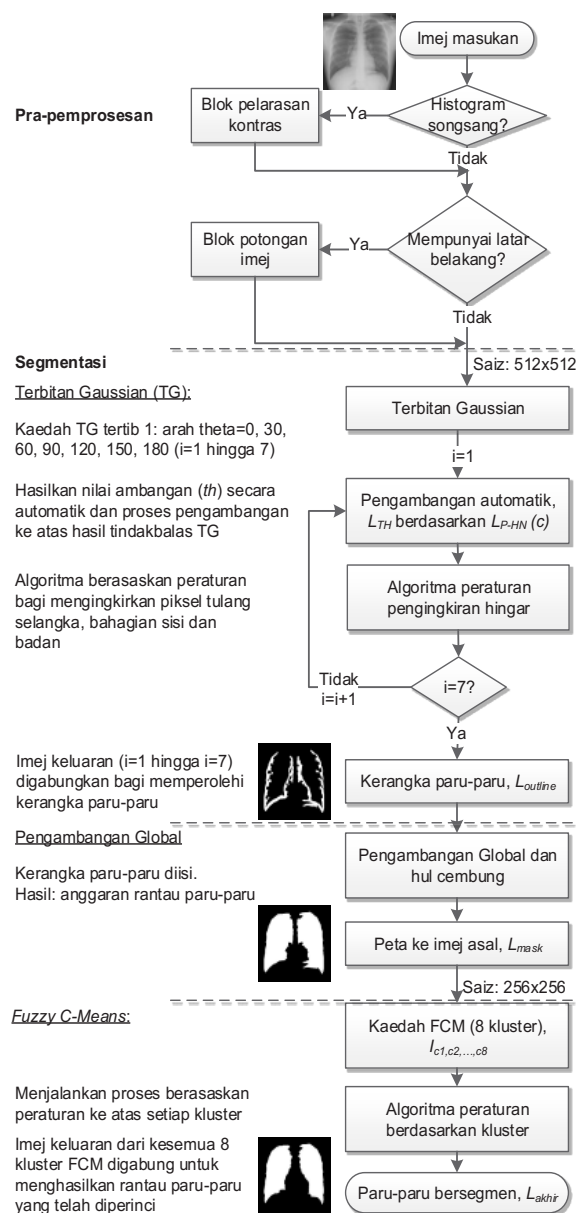
Kertas kerja ini membentangkan kaedah peruasan yang mampu beroperasi secara automatik sepenuhnya, cepat, kurang kompleks dan diaplikasikan ke atas radiograf dari mesin pegun dan mudah alih. Kerja ini telah diadaptasi daripada karya asal penulis (Wan Ahmad et al. 2015) namun perbandingan dengan kajian lepas telah dikemas kini dan lebih baharu. Karya asal adalah artikel capaian terbuka yang diedarkan di bawah syarat Perjanjian hak cipta dan lisensi BioMed Central, yang membenarkan penggunaan, pendedaran, dan panyalinan mana-mana medium yang tidak terbatas, dengan syarat kerja asal dinyatakan dengan betul.

METODOLOGI KAJIAN

Penilaian berbantu komputer bagi CXR memerlukan algoritma pemprosesan imej yang kompleks di mana imej perlu dipra-proses sebelum mengesan keabnormalan. Langkah pertama bagi membangunkan sistem automatik untuk CXR adalah pelarasan kontras bagi mendapat piawai imej yang sama tidak kira jenis mesin radiograf yang digunakan, diikuti dengan peruasan bagi mengekstrak rantau paru-paru. Proses ini penting bagi mengesan abnormaliti seperti konsolidasi yang hanya melibatkan ruangan paru-paru. Kaedah peruasan imej yang dicadangkan berasaskan peraturan yang terdiri daripada beberapa algoritma. Imej dikumpulkan daripada mesin radiograf pegun dan mudah alih, yang menghasilkan ciri radiograf yang berlainan. Oleh itu, algoritma yang dicadangkan untuk menangani isu ini terdiri daripada dua peringkat: pra-pemprosesan dan peruasan. Carta alir pemprosesan imej ditunjukkan dalam Rajah 1.

PRA-PEMROSESAN

Radiograf dari mesin pegun dan mudah alih mempunyai pelbagai tetapan dan konfigurasi.

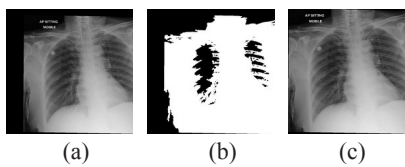


RAJAH 1. Carta alir kaedah cadangan terbahagi kepada bahagian pra-pemprosesan dan peruasan

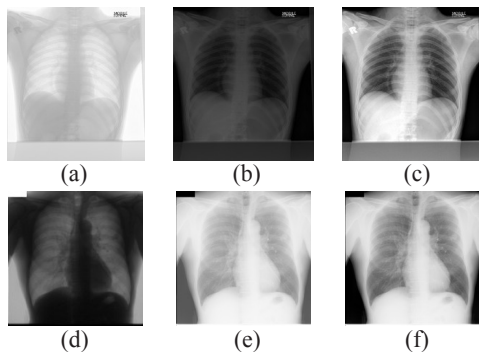
Antara cabaran utama pembangunan algoritma mantap bagi peruasan paru-paru ialah perbezaan radiograf dari mesin-mesin ini. Contoh imej radiograf dari mesin mudah alih dipaparkan dalam Rajah 2 (a) serta Rajah 3 (a) dan (d). Imej mesin pertama (Rajah 2 (a)) dikenal pasti sebagai ‘mempunyai latar belakang yang tidak perlu’ disebabkan oleh sifat pengesan sinar-x di mesin radiograf. Blok potongan imej diperkenalkan untuk membuang latar belakang dan rantau yang tidak diinginkan. Langkah pertama

ialah menukarkan imej kepada bentuk binari menggunakan kaedah ambangan Otsu dan diikuti pengembangan morfologi untuk mengekalkan liputan ROI. Kemudian, sebarang piksel yang tidak diinginkan di luar kawasan dada perlu dibuang sebelum imej dipotong. Rajah 2 (c) menunjukkan contoh imej keluaran yang diperolehi daripada blok ini.

Mesin kedua menjana satu lagi jenis imej, seperti Rajah 3 (a) dan (d), yang dianggap sebagai 'imej berhistogram songsang dengan latar belakang yang tidak perlu'. Histogram bagi imej jenis ini perlu disongsangkan terlebih dahulu sebelum ruangan dada diekstrak. Kontras imej kemudiannya diperbetulkan dengan peregangan histogram dan penghapusan unsur luaran sebanyak 2%. Rajah 3 menunjukkan contoh radiograf dengan hasil songsangan histogram.



RAJAH 2. Hasil blok potongan imej. (a) - (c): imej asal, imej selepas diproses, dan imej selepas dipotong



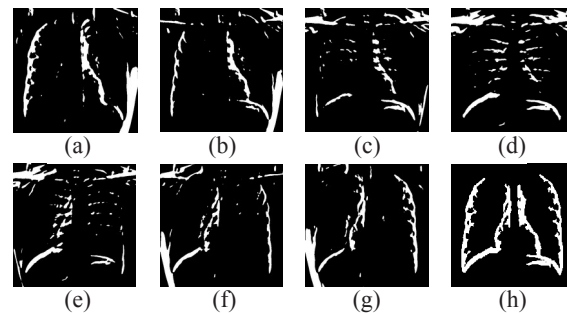
RAJAH 3. Imej keluaran blok pelarasan kontras dari dua mesin mudah alih: (a) dan (d) imej asal, (b) dan (e) selepas penyongsangan, (c) dan (f) selepas pembetulan kontras

PERUASAN

Proses peruasan paru-paru yang dicadangkan terdiri daripada satu skim yang berdasarkan penuras terbitan Gaussian (TG) berorientasi, pengembangan global dan kaedah pengelompokan *Fuzzy C-Means* (FCM), seperti dibentangkan dalam Rajah 1 selepas peringkat pra-pemprosesan. Kaedah yang sepenuhnya automatik ini telah disesuaikan dengan penuras Gaussian berorientasi untuk mendapatkan hasil dari beberapa arah supaya dapat mengenalpasti kerangka paru-paru secara kasar. Kemudian kerangka paru-paru ini akan dipenuhi menggunakan kaedah pengembangan global, dan imej keluaran akhir akan ditapis menggunakan beberapa kluster yang berbeza daripada FCM. Di samping itu, kertas kerja ini juga telah mencadangkan algoritma baru untuk mendapatkan nilai ambang secara automatik bagi hasil penuras Gaussian dari semua arah.

Anggaran kerangka paru-paru menggunakan penuras terbitan Gaussian berorientasi

Kerangka anggaran paru-paru dihasilkan melalui gabungan piksel daripada hasil ambangan tindak balas TG berorientasi tertib 1 dalam tujuh arah yang berbeza, $\theta = 0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ$ dan 180° pada skala $\sigma = 3$. Gambaran piksel kerangka paru-paru dari arah yang berbeza akan dapat dilihat dengan jelas jika menggunakan nilai ambang yang betul bagi setiap arah tindak balas. Sebagai contoh, pada $\theta = 0^\circ$ dan $\theta = 30^\circ$, piksel bagi paru-paru kanan-luar dan kiri-dalam diketengahkan, dan arah yang bertentangan ($\theta = 50^\circ$ dan $\theta = 80^\circ$) mewakili piksel bagi paru-paru kiri-luar dan kanan-dalam. Pada $\theta = 60^\circ$, piksel yang jelas dihasilkan memaparkan *hemidiaphragm* paru-paru kanan serta bahagian bawah-dalam paru-paru kiri; manakala maklumat piksel bertentangan dihasilkan pada $\theta = 120^\circ$. Bagi $\theta = 90^\circ$, kebanyakan radiograf PA yang normal akan menonjolkan piksel bagi kedua-dua belah *hemidiaphragm* (kiri dan kanan), sementara bagi sebahagian radiograf (terutamanya yang mempunyai konsolidasi) akan kehilangan ciri-ciri ini kerana keamatan konsolidasi yang tinggi di sekitar kawasan *diaphragm*. Beberapa contoh hasil ambangan ditunjukkan dalam Rajah 4.



RAJAH 4. Hasil ambangan Terbitan Gaussian berorientasi. (a) - (g) bagi tujuh orientasi; (a) 0° , (b) 30° , (c) 60° , (d) 90° , (e) 120° , (f) 150° , (g) 180° , (h) hasil gabungan dari setiap arah
Sumber: Wan Ahmad et al. (2015)

Algoritma novel untuk mendapatkan nilai ambang automatik bagi tindak balas Gaussian

Algoritma ini telah dicipta untuk menganalisa histogram dan mendapatkan nilai yang terletak pada akhir puncak histogram bagi memastikan hanya keamatan kecerunan penting ditonjolkan selepas proses pengembangan. Persamaan (1) menunjukkan bilangan kejadian histogram bagi setiap nilai piksel, H_N . Input algoritma ini ialah tindak balas Gaussian, R_σ , dengan nilai minimum (mn) dan maksimum (mx). Bilangan kejadian, N , bagi setiap nilai piksel direkodkan, di mana setiap nilai tunggal dalam histogram tersebut diambil kira, tanpa pendiskretan, dan hasilnya dipanggil nombor histogram, H_N .

$$H_N(i) = \sum_{i=mn}^{mx} N(R_\sigma(i)) \quad (1)$$

Titik puncak bagi H_N dikira berdasarkan lokal maksima dengan mengambilkira ketinggian titik puncak minimum (*minimum peak height, mph*) yang ditetapkan berdasarkan purata H_N . Bagi setiap titik puncak yang dikenal pasti, $P_{HN}(x)$, lokasi yang sepadan di dalam vektor H_N di tandakan sebagai $L_{P-HN}(x)$, di mana $x = 1, 2, \dots, m$; dan m ialah jumlah titik puncak yang dijumpai.

$$P_{HN(x)} = H_{N(i)}, \text{ jika}$$

$$H_{N(i-1)} < H_{N(i)} > H_{N(i+1)} \text{ dan } H_{N(i)} > \frac{H_N}{mx - mn} \quad (2)$$

Kemudian, $P_{HN}(x)$ dikaji untuk mendapatkan titik puncak terpilih, $P_{HN}(c)$, yang memenuhi kriteria berikut:

- $L_{P-HN}(x)$ berada selepas H_N maksimum
- $P_{HN}(x)$ ialah sekurang-kurangnya 3 kali lebih tinggi daripada mph dan kurang daripada 8 kali mph bagi memastikan nilai tersebut ialah ‘titik puncak sebenar’ dan bukan nilai sisihan.

Lokasi titik puncak terpilih, $L_{P-HN}(c)$ akan dipetakan ke nilai piksel asal, dan beberapa nilai ambang yang sesuai, L_{TH} , akan dibentuk. Akhir sekali, nilai maksimum L_{TH} yang berada di akhir histogram akan dipilih sebagai hasil algoritma ini.

ALGORITMA BERASASKAN PERATURAN

Algoritma berasaskan peraturan ini adalah langkah yang penting sebelum ruang paru-paru diekstrak dari radiograf. Proses yang terlibat ialah pembersihan sempadan, penyingkiran hingar, penghapusan tulang selangka dan penyingkiran piksel badan bagi setiap hasil ambangan tindak balas TG. Piksel tidak penting yang terletak di sepanjang margin imej adalah disebabkan oleh hingar daripada mesin pengambilan imej. Seseengah radiograf mengandungi tulang selangka atau piksel badan yang perlu dihapuskan dengan membuang piksel yang bersambung dengan sempadan. Algoritma cadangan diringkaskan seperti Jadual 1 bagi mendapatkan kerangka paru-paru yang paling optimum dan jelas. Anggaran kerangka paru-paru, $L_{outline}$ diperolehi daripada algoritma ini seperti Rajah 4 (h), dan satu lagi algoritma berdasarkan pengambangan global dan hul cembung dibangunkan untuk mengisi kerangka paru-paru.

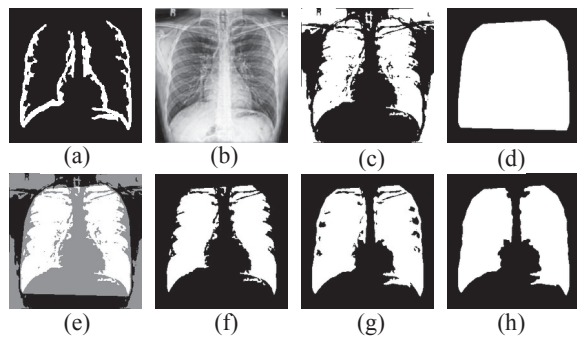
JADUAL 1. Ringkasan algoritma berasaskan peraturan untuk penyingkiran hingar

Jenis Hingar	Lokasi	Kawasan
Piksel kecil berhubung	Keseluruhan imej	< 0.005 dari saiz imej
Tulang selangka	Bahagian atas-sisi (kiri atau kanan): (0 < piksel < 0.35 dari r_0) dan (baris minimum ≤ 0.2 dari r_0) Kanan: Atas-kanan (0 < piksel < 0.5 dari c_0) dan (lajur minimum ≤ 0.25 dari c_0) Kiri: Atas-kiri (0.5 dari c_0 < piksel < c_0) dan (lajur maksimum ≥ 0.75 dari c_0)	≥ 0.15 dari c_0
Piksel sisi berpuncu dari bayang dalam radiograf	rantau ≤ 0.15 dari c_0 Kanan: (lajur minimum ≤ 0.05 dari c_0) Kiri: (lajur maximum ≥ 0.85 dari c_0)	Tiada had
Piksel badan	Berdekatan margin imej bahagian bawah: (baris minimum ≥ 0.25 dari r_0) dan (baris maksimum ≥ 0.9 dari r_0) Kanan: (lajur minimum ≤ 0.05 dari c_0) Kiri: (lajur maximum ≥ 0.95 dari c_0)	≥ 0.25 dari saiz imej
Rantau kecil selepas kerangka paru-paru terbentuk	Kanan: (lajur maksimum < 0.2 dari c_0) Kiri: (lajur minimum > 0.8 dari c_0)	≤ 0.15 dari A_{max}

Mengisikan kerangka paru-paru berdasarkan pengambangan global dan hul cembung

Rajah 5 (a) menunjukkan imej dari langkah pemprosesan, $L_{outline}$ dan Rajah 5 (b) ialah imej yang dipulihkan menggunakan penurasan penekanan frekuensi tinggi, I_{HFEF} . I_{HFEF} diratakan menggunakan kaedah kaburan Gaussian dengan saiz penuras 32x32 dan sisihan piawai, $\sigma=10$. Daripada pemerhatian kami, saiz penuras dan nilai σ yang dipilih berjaya meratakan butir pinggir yang jelas dalam I_{HFEF} , serta memelihara maklumat penting dalam rantau paru-paru. Kaedah Otsu di gunakan ke atas I_{HFEF} yang telah

diratakan, dan imej keluarannya ialah I_{th} (Rajah 5 (c)). Hul cembung bagi $L_{outline}$ diperolehi dan ditandakan sebagai L_{CH} (Rajah 5 (d)), dan I_{th} digabung dengan L_{CH} untuk mendapatkan ROI I_{th} dalam L_{CH} (Rajah 5 (e)), seterusnya menghasilkan I_{th-roi} (Rajah 5 (f)). Anggaran akhir rantau paru-paru, L_{mask} (Rajah 5 (g-h)), diperolehi dengan menggabungkan $L_{outline}$ dan I_{th-roi} , diikuti dengan operasi asas morfologi (pengembangan, pengisian, penghakisan dan penghapusan rantau piksel kecil).



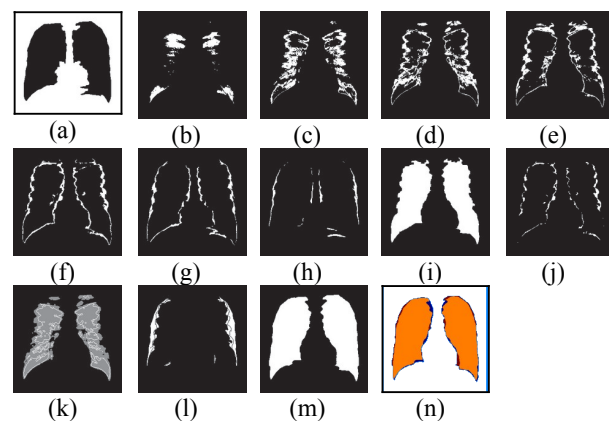
RAJAH 5. Pengisian kerangka paru-paru berdasarkan kaedah pengembangan global dan hul cembung. (a) imej masukan $L_{outline}$ (b) diratakan I_{HFEF} (c) diambangkan I_{HFEF} (I_{th}), (d) hul cembung $L_{outline}$ (L_{CH}), (e) ROI I_{th} dalam L_{CH} (f) I_{th-roi} , (g) $I_{th-roi} + L_{outline}$, dan (h) anggaran akhir rantau paru-paru, L_{mask}
Sumber: Wan Ahmad et al. (2015)

Memperincikan rantau paru-paru menggunakan kluster FCM

Kaedah FCM digunakan dalam perincian rantau paru-paru kerana keupayaannya untuk mengelaskan piksel secara automatik ke dalam nombor kluster tertentu. FCM telah digunakan sebelum ini dalam peruasan paru-paru CXR (Rastgarpour et al. 2014), imej dada CT (Moon et al. 2014; Zhou et al. 2014) dan imej dada MRI (Osareh & Shadgar 2010). Imej masukan FCM ialah anggaran rantau paru-paru, L_{mask} , daripada algoritma seperti Rajah 5 (h). L_{mask} kemudiannya dipetakan ke imej CXR asal untuk menghasilkan I_{mask} . Kaedah FCM dengan beberapa kluster, $n = 3$ hingga 8, diuji untuk mendapatkan rantau paru-paru yang paling serupa dengan imej kesahihan. Berdasarkan hasil eksperimen, imej keluaran menggunakan $n = 8$ memberikan hasil peruasan terbaik.

Rajah 6 (a) hingga (h) menunjukkan imej bagi setiap kluster yang perlu diproses, ditandakan sebagai I_{c_n} dimana n mewakili nombor kluster (1 hingga 8). Berdasarkan rajah, setiap imej kluster mempunyai maklumat berbeza dan boleh diproses bagi menghasilkan rantau paru-paru yang lebih tepat. Imej kluster pertama, I_{c_1} hanya mengandungi maklumat latar belakang rantau paru-paru dan tidak akan digunakan. I_{c_2} , I_{c_3} , dan I_{c_4} mempunyai maklumat paru-paru 'bahagian dalam'; tetapi bagi beberapa hasil $L_{outline}$ yang tidak sempurna, imej kluster juga memberikan piksel tulang sternum dan selangka yang bersambung tetapi boleh diatasi dengan menggunakan operasi morfologi kepada imej kluster kelima, I_{c_5} , supaya rantau paru-paru minimum boleh dipetakan kepada I_{c_2} , I_{c_3} , dan I_{c_4} . Hanya piksel dalam rantau

I_{c_5} yang telah diproses (Rajah 6 (i)) akan dipertimbangkan. Hasil I_{c_2} , I_{c_3} , dan I_{c_4} digabungkan sebagai $I_{c_{234}}$ (Rajah 6 (k)). Seterusnya I_{c_6} , I_{c_7} , dan I_{c_8} diproses di mana imej kluster ini mempunyai butiran paru-paru 'bahagian luar', serta baki hingar paru-paru 'bahagian dalam dan bawah'. Piksel yang bersambung dalam I_{c_6} dihakis (Rajah 6 (j)), kemudian butiran paru-paru 'bahagian luar' bagi I_{c_6} , I_{c_7} , dan I_{c_8} dikekalkan. Keputusan dari I_{c_6} , I_{c_7} , dan I_{c_8} akan digabungkan untuk membentuk $I_{c_{678}}$ (Rajah 6 (l)). Akhir sekali, rantau paru-paru yang telah diperincikan diperolehi dengan menggabungkan $I_{c_{234}}$, I_{c_5} yang telah diproses dan $I_{c_{678}}$ untuk menghasilkan rantau segmen paru-paru terakhir, L_{akhir} (Rajah 6 (m)).



RAJAH 6. Proses perincian rantau paru-paru menggunakan FCM bagi $n=8$. (a) - (h) imej kluster I_{c_1} , I_{c_2} , I_{c_3} , I_{c_4} , I_{c_5} , I_{c_6} , I_{c_7} , I_{c_8} , (i) I_{c_5} yang diproses, (j) I_{c_6} yang diproses, (k) $I_{c_{234}}$, (l) $I_{c_{678}}$, (m) imej keluaran akhir, L_{akhir} dan (n) rantau sah (oren) ditindih dengan L_{akhir}
Sumber: Wan Ahmad et al. (2015)

EKSPERIMEN DAN KEPUTUSAN

Bahagian ini menerangkan penilaian prestasi kaedah peruasan yang dicadangkan dengan membandingkan imej keluaran kaedah cadangan dengan imej kesahihan yang disediakan oleh pakar.

DATA IMEJ

Imej set data awam JSRT adalah jenis radiograf dada PA, berjumlah 247 dan dikumpulkan daripada 13 institusi di Jepun dan satu di Amerika Syarikat; terdiri daripada imej normal (93) dan abnormal-nodul (154); diimbas dari filem ke satu saiz tetap (2048 x 2048 piksel) (Shiraishi et al. 2000). Imej set data persendirian dikumpul daripada hospital kolaborasi, Hospital Serdang (SH), Malaysia yang mengandungi radiograf PA dan AP (*anterior-posterior*) dihasilkan oleh tiga mesin: satu mesin pegun (PA) dan dua mesin mudah alih (PA dan AP) khusus untuk pesakit kurang upaya. Ia terdiri daripada 86 imej normal dan 42 abnormal dengan konsolidasi (cecair, jangkitan dan peronggaan dalam paru-paru). Resolusinya berbeza dan berformat DICOM dengan tahap kelabu 12-bit. Posisi pandangan dan kedudukan pesakit terdiri daripada tiga jenis: PA *erect* (berdiri), AP

sitting (duduk) dan AP supine (berbaring). Posisi biasa CXR ialah dari posterior ke anterior (PA), dengan sumber sinar-x terletak di belakang (posterior) pesakit dan plat sinar-x berada di hadapan (anterior) dada pesakit. Jika pesakit tidak dapat berdiri, CXR boleh diambil anterior ke posterior (AP) dalam keadaan duduk atau berbaring. Imej CXR jenis ini hanya boleh didapati daripada mesin mudah alih sahaja.

UKURAN PENILAIAN PRESTASI

Prestasi algoritma peruasan yang dicadangkan diukur menggunakan formula (3) hingga (8) berikut berdasarkan rantau positif benar (TP), positif palsu (FP), negatif palsu (FN) dan negatif benar (TN).

$$\text{Ketepatan} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{Skor - Bertindih} = \frac{\text{KawasanPersimpangan, TP}}{\text{KawasanKesatuan, TP + FP + FN}} \quad (4)$$

$$\text{Kepekaan, R} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$\text{Kekhususan} = \frac{TN + FP}{TN} \quad (6)$$

$$\text{Kebersihan, P} = \frac{TP + FP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$\text{F - skor, F} = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (8)$$

Ketepatan ditakrifkan dengan jumlah keputusan benar (kedua-dua negatif benar dan positif benar) (Hassen & Ben 2011). Skor-bertindih ditakrifkan sebagai persetujuan antara imej kesahihan dan anggaran rantau peruasan ke atas semua piksel dalam imej (Candemir et al. 2014). Ukuran ini diterima baik dan telah digunakan secara meluas dalam bidang peruasan paru-paru CXR (van Ginneken et al. 2006). Kepekaan adalah sebahagian dari positif benar berbanding dengan bidang paru-paru yang perlu disegmen. Kekhususan adalah bahagian negatif benar berbanding dengan bidang paru-paru yang perlu disegmen. Kepekaan dan kekhususan cenderung kepada 1 (atau 0) jika terdapat sedikit (atau banyak) masing-masing negatif dan positif palsu (Hassen & Ben 2011). Kebersihan adalah sebahagian dari positif benar berbanding dengan bidang paru-paru bersegmen (positif benar dan positif palsu). F-Skor pula ditakrifkan sebagai purata terwajar bagi kepekaan dan kebersihan dengan nilai terbaik 1.

MASA PELAKSANAAN KAEDAH CADANGAN

Jadual 2 memaparkan kelajuan pengiraan yang diperolehi di setiap peringkat dalam kaedah peruasan cadangan yang menggunakan saiz imej berbeza. Algoritma dibangunkan menggunakan Matlab 7.10 dengan pemprosesan 3.10-GHz Intel i5 dan memori 8GB sebagai platform ujian. Dengan membandingkan tiga peringkat peruasan (peringkat nombor 3), TG mengambil masa yang paling lama dan lebih 70% diperuntukkan bagi menganggar kerangka paru-paru dan

menjana nilai ambang untuk tujuh orientasi Gaussian. Namun proses peruasan yang utama bergantung kepada kaedah TG, oleh itu, masa pelaksanaan ini masih di tahap baik kerana ia mampu mencapai ketepatan peruasan yang tinggi.

JADUAL 2. Purata masa pelaksanaan bagi setiap peringkat yang dicadangkan berserta saiz imej

No	Peringkat (saiz imej)	Purata masa pelaksanaan (s)
1	Blok pelarasan kontras (saiz asal)	0.68
2	Blok pemotongan imej (saiz asal)	0.15
3	Peruasan menggunakan TG, pengembangan dan FCM	13.71
	Anggaran kerangka paru-paru (TG) (512 x 512)	(9.79)
	Mengisi kerangka paru-paru (pengembangan) (256 x 256)	(0.96)
	Memperincikan rantau paru-paru (FCM) (256 x 256)	(2.96)

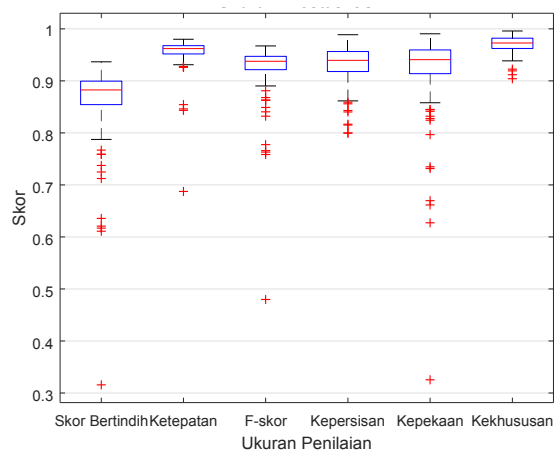
EKSPERIMEN, KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

Prestasi kaedah tanpa penyeliaan yang dicadangkan akan dinilai secara berasingan bagi setiap set data awam dan persendirian. Hasil peruasan matriks kekeliruan akan disertakan dengan Piksel TN berwarna kelabu gelap, TP kelabu cair, FP putih dan FN hitam

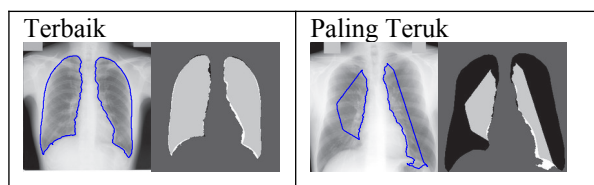
Eksperimen pada Set Data Imej Awam (JSRT)

Pangkalan data JSRT terdiri daripada radiograf dada PA dari mesin pegun yang berimej songsang (rujuk Rajah 3 (d)), maka proses pelarasan kontras perlu dijalankan. Keputusan kuantitatif untuk set data ini dipamerkan dalam plot kotak di Rajah 7 dengan kebanyakan nilai ukuran prestasi berada di atas 0.92, kecuali skor-bertindih dengan nilai sekitar 0.87 hingga 0.90. Julat bagi semua ukuran juga sangat rendah, menunjukkan variasi nilai ukuran yang rendah berbanding nilai median. Namun terdapat beberapa nilai sisihan bagi sesetengah ukuran, disebabkan oleh beberapa imej yang sukar untuk disegmen. Berdasarkan eksperimen, empat kes didapati mempunyai nilai skor-bertindih sekitar 0.60 dan satu kes 0.32, di mana kaedah cadangan gagal mendapat nilai ambang automatik yang sesuai bagi tindak balas TG. Untuk kes seperti ini, hasil ambangan akan kehilangan maklumat kerangka kasar paru-paru, sekali gus menjejaskan keseluruhan proses peruasan. Masalah ini disebabkan oleh perbezaan keamatan dalam setiap tindak balas TG, di mana nilai ambang terletak agak ganjil berbanding imej-imej lain.

Rajah 8 menunjukkan keputusan kualitatif bagi peruasan kontur paru-paru yang dihasilkan oleh kaedah cadangan yang ditindih keatas imej asal serta matriks kekeliruan bagi hasil peruasan yang terbaik dan paling teruk.



RAJAH 7. Prestasi setiap imej JSRT (247 imej)



RAJAH 8. Hasil peruasan set data JSRT

Perbandingan prestasi pada Set Data JSRT dengan kaedah yang sedia ada

Keputusan peruasan paru-paru bagi radiograf dada banyak dibentangkan dalam kajian lepas. Kertas kerja ini membandingkan ukuran prestasi kaedah cadangan dan kaedah dari kajian yang lepas, seperti diringkaskan dalam Jadual 3. Keputusan kuantitatif yang dipilih adalah hanya bagi pencapaian menggunakan kesemua 247 imej dalam set data JSRT. Bagi perbandingan dengan kaedah berasaskan peraturan yang dibentangkan dalam (Hassen & Ben 2011), di mana proses pembahagian perlu dilakukan berdasarkan struktur paru-paru dan pengetahuan yang luas diperlukan untuk melabel setiap struktur, kaedah cadangan adalah lebih baik dengan perbezaan ketepatan lebih tinggi 0.142. Dengan membandingkan skor-bertindih dengan kaedah berasaskan

hibrid di bawah seliaan dalam (Candemir et al. 2014; van Ginneken et al. 2006), kaedah cadangan menghasilkan keputusan yang baik dengan perbezaan skor daripada 0.07 hingga 0.084 dan masa pelaksanaan yang 6 hingga 8.5 kali lebih cepat. Kaedah cadangan juga dapat dibandingkan dengan baik dengan kaedah berasaskan model yang diselia dalam (Li et al. 2016; Shao et al. 2014; Wu et al. 2015; Zhang et al. 2014) dengan perbezaan skor-bertindih dari 0.033 hingga 0.077. Perbandingan dengan kaedah rangkaian neural terbaru (Kalinovsky & Kovalev 2016; Novikov et al. 2018) pula ialah masing-masing 0.092 dan 0.08, namun lebih daripada 50% imej JSRT digunakan dalam proses latihan. Di samping itu, kaedah cadangan adalah tanpa penyeliaan dan sepenuhnya automatik di mana tiada latihan atau peringkat pembelajaran diperlukan.

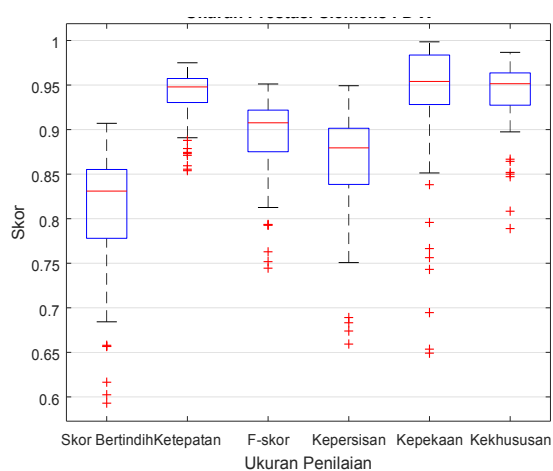
Set data persendirian mengandungi radiograf PA dan AP daripada satu mesin pegun (Siemens FD-X) dan dua mesin mudah alih (ADC5146 dan CR0975). Imej dari Siemens FD-X tidak memerlukan pra-pemprosesan tetapi imej dari kedua-dua mesin mudah alih mempunyai ciri yang berbeza: CR0975 mempunyai latar belakang dan perlu melalui blok pemotongan imej; dan ADC5146 pula perlu diproses oleh blok pelarasan kontras dan blok pemotongan imej. Rajah 9 menunjukkan ukuran prestasi kuantitatif dari set data Siemens FD-X. Perbandingan keputusan menunjukkan median skor-bertindih JSRT melebihi Siemens FD-X sebanyak 0.05, berpunca dari keamatan imej JSRT yang homogen. Siemens FD-X pula masih menghasilkan keputusan yang tinggi walaupun keamatan imejnya yang heterogen dan tidak di pra-proses. Walau bagaimanapun, terdapat beberapa nilai terpisah (dengan skor terendah 0.59), berpunca dari kelemahan algoritma yang tidak dapat menghasilkan nilai ambang sesuai bagi segelintir imej. Keputusan ukuran prestasi yang lain menunjukkan nilai median bagi ketepatan, F-skor, kepekaan dan kekhususan di atas 0.90, manakala kebersihan melebihi 0.87. Keputusan visual peruasan dibentangkan dalam Rajah 10, dengan kontur paru-paru oleh kaedah cadangan ditindih dengan imej asal berserta matriks kekeliruan bagi hasil peruasan.

JADUAL 3. Perbandingan skor-bertindih (SB) dan masa pelaksanaan kaedah peruasan (bagi pangkalan data JSRT: 247 imej)

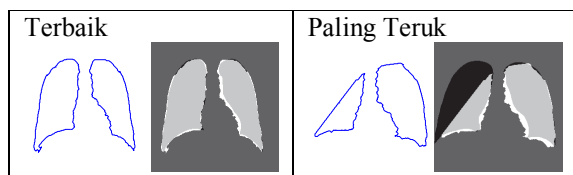
Rujukan	Kaedah	Ukuran	Masa Pelaksanaan
Kaedah cadangan	Peraturan automatik	SB: 0.870±0.059	10-15s (512 x 512)
(Hassen & Ben 2011)	Peraturan	Ketepatan: 0.816	Tiada
(van Ginneken et al. 2006)	Hibrid: Model + piksel	SB: 0.940±0.053	Tiada
(Candemir et al. 2014)	Hibrid: Peraturan + Bentuk	SB: 0.954±0.015	85-90s (512 x 512)
(Li et al. 2016)	Model Bentuk	SB: 0.931±0.012	Tiada
(Wu et al. 2015)	Model Bentuk	SB: 0.947±0.021	Tiada
(Shao et al. 2014)	Model Bentuk	SB: 0.946±0.019	Tiada
(Zhang et al. 2014)	Model Bentuk	SB: 0.903	Tiada
(Novikov et al. 2018)	Rangkaian neural	Jaccard: 0.95	7.1s (256 x 256)
(Kalinovsky & Kovalev 2016)	Rangkaian neural	Dice: 0.962	Tiada

Eksperimen pada Set Data Persendirian (SH)

Keputusan kuantitatif prestasi peruasan dari dua mesin mudah alih ditunjukkan dalam Rajah 11. Median skor-bertindih keseluruhan bagi dua mesin ini ialah 0.75 dengan nilai minimum dan maksimum ialah 0.12 dan 0.88. Nilai minimum yang rendah disebabkan oleh imej tidak normal dari CR0975 sebanyak 14 daripada 34, dan 9 daripada 12 bagi ADC5146. Namun, hanya 5 imej mempunyai nilai sisihan skor-bertindih dari 0.12 hingga 0.30. Corak yang menarik diperhatikan dari keputusan ialah 13 imej yang mencapai skor tertinggi merupakan imej PA dari mesin mudah alih, dan 15 imej dengan skor terendah adalah imej AP. Ini menunjukkan kaedah cadangan lebih sesuai untuk peruasan paru-paru PA, sama ada dari mesin mudah alih atau pegun.

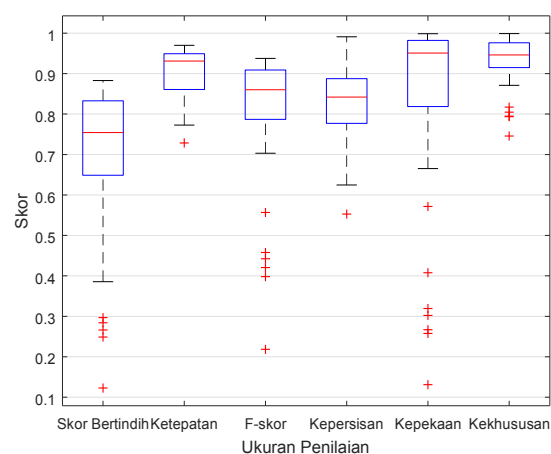


RAJAH 9. Prestasi setiap imej Siemens FD-X (79 imej)

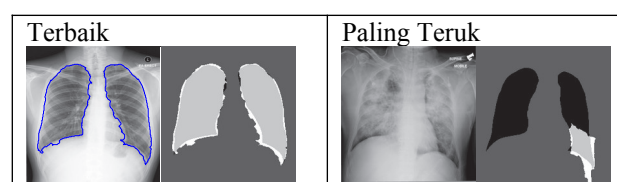


RAJAH 10. Hasil peruasan set data Siemens FD-X

Hasil kualitatif peruasan dipaparkan dalam Rajah 12 dengan hasil kontur ditindih di atas imej yang telah dipra-proses. Keputusan menunjukkan hampir kesemua imej dari dua set data ini mempunyai sempadan bawah paru-paru dikesan di sekitar sudut *costophrenic* (sekurang-kurangnya bagi sebelah paru-paru). Paru-paru normal mempunyai bentuk yang hampir simetri (kecuali kawasan jantung di sebelah paru-paru kiri) dengan sudut *costophrenic* yang sama, oleh itu, maklumat ini boleh digunakan untuk mengesan konsolidasi bidang paru-paru.



RAJAH 11. Prestasi setiap imej CR0975 dan ADC5146 (46 imej)



RAJAH 12. Hasil peruasan set data CR0975 dan ADC5146

Perbandingan pencapaian semua set data dengan kaedah tanpa penyeliaan lain

Kaedah cadangan dibandingkan dengan kaedah peruasan tanpa seliaan lain iaitu FCM dan Otsu. Pengelompokan menggunakan FCM digunakan secara meluas untuk peruasan paru-paru CT toraks kerana perbezaan yang jelas antara tulang dan sel tisu (Doğanay et al. 2018). Untuk peruasan paru-paru CXR, empat kluster FCM digunakan dengan kombinasi operasi morfologi. Kaedah Otsu diaplikasikan dengan memasukkan maklumat cerun berdasarkan taburan piksel serta gabungan operasi morfologi. Keputusan ini dibandingkan dengan kaedah cadangan menggunakan set data awam dan persendirian untuk melihat keberkesanan kesemua kaedah tanpa penyeliaan, seperti dalam Jadual 4. Keputusan menunjukkan prestasi FCM lebih baik bagi semua set data berbanding Otsu. Perbezaan skor-bertindih antara kedua-dua kaedah ialah 0.06 (JSRT), 0.08 (Siemens FD-X), 0.09 (CR0975) dan 0.04 (ADC5146).

FCM menghasilkan ketepatan dan kekhususan melebihi 0.90 bagi semua set data, kecuali ADC5146 (0.86). Ukuran prestasi yang lain lebih daripada 0.80 untuk semua set data kecuali ADC5146, disebabkan imej mesin mudah alih yang kurang berkualiti dengan kebanyakan paru-paru abnormal. Keputusan Otsu juga menghasilkan keputusan yang kurang memuaskan bagi ADC5146. Bagi perbandingan skor-bertindih kaedah cadangan dan FCM, sebahagian besar set data menunjukkan prestasi baik menggunakan kaedah cadangan kecuali CR0975 di mana FCM lebih

tinggi sebanyak 0.038. Bagi set data lain, kaedah cadangan lebih tinggi sebanyak 0.08 (JSRT), 0.01 (Siemens FD-X), dan jauh lebih tinggi untuk ADC5146 iaitu sebanyak 0.2. Nilai ketepatan dan kekhususan pula melebihi 0.9 untuk semua set data dan ukuran lain melebihi 0.80. Kaedah cadangan juga mempamerkan julat yang rendah bagi semua

ukuran, menunjukkan variasi nilai yang rendah berbanding median. Nilai minimum dan maksimum juga tinggi bagi kebanyakan imej. Ini membuktikan algoritma tanpa seliaan yang dicadangkan lebih mantap dengan prestasi yang memuaskan sama ada radiograf PA dari mesin pegun, atau PA dan AP dari mesin mudah alih.

JADUAL 4. Perluasan bidang paru-paru menggunakan kaedah tanpa penyeliaan lain (FCM dan pengembangan)

	JSRT				Siemens FD-X				CR0975				ADC5146			
	FCM															
	mean	std	min	max	mean	std	min	max	mean	std	min	max	mean	std	min	max
Skor-bertindih	0.79	0.10	0.25	0.9	0.8	0.09	0.45	0.91	0.73	0.13	0.27	0.87	0.49	0.16	0.2	0.66
Ketepatan	0.93	0.03	0.82	0.97	0.94	0.03	0.83	0.98	0.91	0.04	0.75	0.96	0.86	0.06	0.72	0.93
F-skor	0.88	0.07	0.4	0.95	0.89	0.06	0.62	0.95	0.84	0.1	0.43	0.93	0.65	0.15	0.34	0.79
Kepersisan	0.92	0.05	0.64	0.99	0.88	0.08	0.51	0.97	0.82	0.09	0.6	0.97	0.61	0.17	0.34	0.86
Kepekaan	0.85	0.12	0.26	0.99	0.9	0.09	0.47	0.98	0.87	0.15	0.33	0.99	0.72	0.18	0.3	0.91
Kekhususan	0.97	0.03	0.77	1.00	0.95	0.03	0.82	0.99	0.93	0.04	0.83	0.99	0.89	0.07	0.73	0.97
Pengembangan																
	mean	std	min	max	mean	std	min	max	mean	std	min	max	mean	std	min	max
Skor-bertindih	0.73	0.1	0.39	0.92	0.72	0.09	0.49	0.9	0.64	0.16	0.22	0.88	0.45	0.14	0.13	0.62
Ketepatan	0.9	0.04	0.74	0.97	0.9	0.04	0.8	0.97	0.85	0.09	0.65	0.97	0.82	0.07	0.67	0.92
F-skor	0.84	0.07	0.56	0.96	0.84	0.06	0.66	0.94	0.77	0.13	0.36	0.94	0.61	0.15	0.24	0.77
Kepersisan	0.79	0.09	0.44	0.95	0.75	0.1	0.5	0.93	0.67	0.15	0.34	0.93	0.52	0.17	0.19	0.73
Kepekaan	0.91	0.09	0.47	1.00	0.95	0.04	0.75	1.00	0.93	0.13	0.25	1.00	0.78	0.19	0.32	0.95
Kekhususan	0.89	0.06	0.64	0.98	0.88	0.05	0.75	0.97	0.82	0.12	0.58	0.98	0.83	0.08	0.73	0.96

RUMUSAN

Kertas kerja ini telah memperihalkan kaedah perluasan automatik sepenuhnya bagi mengasingkan bidang paru-paru samada dari radiograf dada jenis biasa (PA) atau mudah alih (AP) untuk aplikasi CBMIRS. Teknik yang dilaporkan memanfaatkan penapis terbitan Gaussian berorientasi melalui gabungan teknik FCM dan pengembangan untuk memperincikan kerangka luar paru-paru. Satu lagi algoritma baru untuk menjana nilai ambang automatik bagi setiap tindakbalas Gaussian turut dicadangkan. Kaedah ini tidak memerlukan seliaan dan latihan atau pembelajaran. Perbandingan telah dilakukan dengan kaedah sedia ada yang menggunakan set data awam JSRT, serta mengaplikasikan kaedah tanpa seliaan yang lain (FCM dan Otsu) bagi membandingkan pencapaian dari set data persendirian. Kaedah cadangan menghasilkan prestasi keputusan yang baik bagi radiograf PA dari mesin pegun, dengan nilai skor-bertindih dan ketepatan JSRT 0.870 dan 0.958, dan Siemens FD-X 0.808 dan 0.938.

Untuk radiograf PA dan AP dari mesin mudah alih, ukuran prestasi bagi kaedah cadangan dan perbandingan (FCM dan Otsu) adalah tidak memuaskan kerana terdapat radiograf yang mengandungi paru-paru tidak normal. Bagi set data CR0975, skor-bertindih dan ketepatan tertinggi telah diperolehi dengan menggunakan teknik berasaskan FCM,

dengan nilai masing-masing 0.728 dan 0.915. Manakala, set data ADC5146 mencapai prestasi tertinggi apabila menggunakan kaedah cadangan, iaitu masing-masing 0.698 dan 0.920 bagi skor-bertindih dan ketepatan. Walaupun algoritma cadangan tidak dapat melakukan perluasan paru-paru dengan tepat bagi radiograf dari mesin mudah alih, namun maklumat umum berkaitan paru-paru yang terhasil masih boleh digunakan terutamanya untuk tujuan kajian lanjutan. Kesimpulannya, gabungan kaedah cadangan dengan Sistem Dapatan Semula Imej Perubatan berdasarkan Kandungan (CBMIRS) untuk radiograf dada dengan kaedah tanpa penyeliaan dan lebih bersifat asas berbanding kaedah pembelajaran mendalam, telah berjaya dibangunkan dan terbukti boleh beroperasi dengan teguh dan cekap.

PENGHARGAAN

Setinggi penghargaan buat Dr. Fazilah Mustafa dari Hospital Serdang, Malaysia yang telah menyediakan set data kajian serta khidmat rundingan dan Universiti Kebangsaan Malaysia yang membiaya kajian menerusi dana DIP-2018-020. Artikel ini telah diadaptasi daripada penerbitan asal “[Lung segmentation on standard and mobile chest radiographs using oriented Gaussian derivatives filter]” oleh [Wan Siti Halimatul Munirah Wan Ahmad, W Mimi Diyana W Zaki, Mohammad Faizal Ahmad Fauzi].

Tiada.

REFERENCES

- Candemir, S., Jaeger, S., Palaniappan, K., Musco, J. P., Singh, R. K., Xue, Z., Karargyris, A., et al. 2014. Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with nonrigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 33(2): 577–590. doi:10.1109/TMI.2013.2290491
- Baselli, G., Codari, M. & Sardanelli, F. 2020. Opening the black box of machine learning in radiology: Can the proximity of annotated cases be a way?. *Eur Radiol Exp* 4 (30). <https://doi.org/10.1186/s41747-020-00159-0>
- Doğanay, E., Kara, S., Özçelik, H. K. & Kart, L. 2018. A hybrid lung segmentation algorithm based on histogram-based fuzzy C-means clustering. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging and Visualization* 6(6): 638–648. doi:10.1080/21681163.2017.1332531
- Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio, Francesco Ciompi, Mohsen Ghafoorian, Jeroen A.W.M. van der Laak, Bram van Ginneken, Clara I. Sánchez. 2017. A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis* 42: 60–88.
- Hassen, D. Ben & Ben, I. 2011. A fuzzy approach to chest radiography segmentation involving spatial relations. *IJCA Special Issue on “Novel Aspects of Digital Imaging Applications”* (January): 40–47.
- Huddin, A. B., Zaki, W. M. D. W., Mun, A. C. W., Siong, L. C. & Hamid, H. A. 2015. Enhancement techniques for MRI human spine images. *Jurnal Teknologi* 77(6): 19–24. doi:10.11113/jt.v77.6221
- Iakovidis, D. K. & Papamichalis, G. 2008. Automatic segmentation of the lung fields in portable chest radiographs based on Bézier interpolation of salient control points. *IST 2008 - IEEE Workshop on Imaging Systems and Techniques Proceedings*, hlm. 82–87. doi:10.1109/IST.2008.4659946
- Iakovidis, D. K. & Savelonas, M. 2009. Active shape model aided by selective thresholding for lung field segmentation in chest radiographs. *Final Program and Abstract Book - 9th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine, ITAB 2009*, hlm. 5–7. doi:10.1109/ITAB.2009.5394326
- Kalinovsky, A. & Kovalev, V. 2016. Lung image segmentation using deep learning methods and convolutional neural networks. *International Conference on Pattern Recognition and Information Processing*, hlm. 21–24. Retrieved from <http://imlab.grid.by/>
- Karen, G. & Yates, S. J. 2008. Radiation issues governing radiation protection and patient doses in diagnostic imaging. Grainger & Allison’s diagnostic radiology. New York: Churchill Livingstone.
- Li, X., Luo, S., Hu, Q., Li, J., Wang, D. & Chiong, F. 2016. Automatic lung field segmentation in x-ray radiographs using statistical shape and appearance models. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 6(2): 338–348. doi:10.1166/jmihi.2016.1714
- Mittal, A., Hooda, R. & Sofat, S. 2017. Lung field segmentation in chest radiographs: A historical review, current status, and expectations from deep learning. *IET Image Processing* 11(11): 937–952. doi:10.1049/iet-ipr.2016.0526
- Moon, W. K., Lo, C. M., Goo, J. M., Bae, M. S., Chang, J. M., Huang, C. S., Chen, J. H., et al. 2014. Quantitative analysis for breast density estimation in low dose chest CT scans. *Journal of Medical Systems* 38(3). doi:10.1007/s10916-014-0021-5
- Murray, C. J. L. & Lopez, A. D. 2013. Measuring the global burden of disease. *New England Journal of Medicine* 369(5): 448–457. doi:10.1056/nejmra1201534
- Novikov, A. A., Lenis, D., Major, D., Hladuvka, J., Wimmer, M. & Buhler, K. 2018. Fully convolutional architectures for multiclass segmentation in chest radiographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 37(8): 1865–1876. doi:10.1109/TMI.2018.2806086
- Osareh, A. & Shadgar, B. 2010. A segmentation method of lung cavities using region aided geometric snakes. *Journal of Medical Systems* 34(4): 419–433. doi:10.1007/s10916-009-9255-z
- Rastgarpour, M., Shanbehzadeh, J. & Soltanian-Zadeh, H. 2014. A hybrid method based on fuzzy clustering and local region-based level set for segmentation of inhomogeneous medical images systems-level quality improvement. *Journal of Medical Systems* 38(8). doi:10.1007/s10916-014-0068-3
- Shao, Y., Gao, Y., Guo, Y., Shi, Y., Yang, X. & Shen, D. 2014. Hierarchical lung field segmentation with joint shape and appearance sparse learning. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 33(9): 1761–1780. doi:10.1109/TMI.2014.2305691
- Shiraishi, J., Katsuragawa, S., Ikezoe, J., Matsumoto, T., Kobayashi, T., Komatsu, K. I., Matsui, M., et al. 2000. Development of a digital image database for chest radiographs with and without a lung nodule: Receiver operating characteristic analysis of radiologists’ detection of pulmonary nodules. *American Journal of Roentgenology* 174(1): 71–74. doi:10.2214/ajr.174.1.1740071
- Tao Peng, Thomas Canhao Xu, Yihuai Wang, Hailing Zhou, Sema Candemir, Wan Mimi Wan Mimi Diyana Wan Zaki, Shano-Jang Ruan, Jing Wang, Xinjian Chen, Hybrid Automatic Lung Segmentation on Chest CT Scans, *IEEE Access*, 8: 73293 - 73306, 2020
- van Ginneken, B., Stegmann, M. B. & Loog, M. 2006. Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods: A comparative study on a public database. *Medical Image Analysis* 10(1): 19–40. doi:10.1016/j.media.2005.02.002
- Wan Ahmad, W. S. H. M., Zaki, W. M. D. W. & Ahmad Fauzi, M. F. 2015. Lung segmentation on standard and mobile chest radiographs using oriented Gaussian derivatives filter. *Biomedical engineering online* 14: 20. doi:10.1186/s12938-015-0014-8
- Wu, G., Zhang, X., Luo, S. & Hu, Q. 2015. Lung segmentation based on customized active shape model from digital radiography chest images. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 5(2): 184–191. doi:10.1166/jmihi.2015.1382

- Zamani, N Syahira M, Zaki, W Mimi Diyana W, Huddin, Aqilah Baseri, Hussain, Aini, Mutalib, Haliza Abdul, Ali, Aziah. 2020. Automated Pterygium Detection Using Deep Neural Network. *IEEE Access*. 1659-1672
- Zhang, G., Cong, L., Wang, L. & Guo, W. 2014. Lung fields segmentation algorithm in chest radiography. *Communications in Computer and Information Science* 437: 137-144. doi:10.1007/978-3-662-45498-5_16
- Zhou, S., Cheng, Y. & Tamura, S. 2014. Automated lung segmentation and smoothing techniques for inclusion of juxtapleural nodules and pulmonary vessels on chest CT images. *Biomedical Signal Processing and Control* 13(1): 62-70. doi:10.1016/j.bspc.2014.03.010